

**FORMULACIÓN Y EVALUACIÓN DE UN MODELO HEURÍSTICO PARA EL  
DISEÑO DE SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA  
IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS**

**SEBASTIÁN GÓMEZ GÓMEZ**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS  
BUCARAMANGA  
2007**

**FORMULACIÓN Y EVALUACIÓN DE UN MODELO HEURÍSTICO PARA EL  
DISEÑO DE SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA  
IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS**

**SEBASTIÁN GÓMEZ GÓMEZ**

**Proyecto de grado para optar por el título de Ingeniero Industrial**

**Director:  
NÉSTOR RAÚL ORTIZ PIMIENTO  
Ingeniero Industrial**

**Codirector:  
MARÍA MARGARITA CERVANTES POSADA  
MSc. Ingeniería Industrial**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS  
BUCARAMANGA  
2007**

## DEDICATORIA

A ti madre, por hacer de mi quien soy,  
por tu esfuerzo y sacrificio,  
por tu vida.

Te amo.

## **AGRADECIMIENTOS**

El autor expresa sus agradecimientos a:

A Mariamar por el apoyo, por el conocimiento, por leer, leer y volver a leer.

A Adriana por el estrés sufrido, los desconuelos, las felicidades, el empeño; por el amor.

A mi Abuela por los almuerzos, por los platos lavados, por ser quién es.

A mi Familia por estar ahí.

A la UIS por la experiencia de vida, los amigos, los traspasos; por ser pública, por ser de todos.

Gracias.

## TABLA DE CONTENIDOS

	Pág.
<b>INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>1</b>
<b>1. GENERALIDADES DEL TRABAJO DE GRADO .....</b>	<b>2</b>
<b>1.1 DESCRIPCIÓN DEL TEMA DE INVESTIGACIÓN.....</b>	<b>2</b>
<b>1.2 JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....</b>	<b>4</b>
<b>1.3 OBJETIVOS DEL TRABAJO DE GRADO.....</b>	<b>5</b>
<b>1.3.1 Objetivo general.....</b>	<b>5</b>
<b>1.3.2 Objetivos específicos .....</b>	<b>5</b>
<b>1.4 ALCANCE DEL TRABAJO DE GRADO.....</b>	<b>5</b>
<b>1.5 INDICACIONES GENERALES SOBRE EL DOCUMENTO.....</b>	<b>6</b>
<b>2. MARCO TEÓRICO-CONCEPTUAL .....</b>	<b>7</b>
<b>2.1 MANUFACTURA CELULAR.....</b>	<b>7</b>
<b>2.1.1 Ventajas de la manufactura celular .....</b>	<b>8</b>
<b>2.1.2 El problema de formación de celdas de manufactura .....</b>	<b>9</b>
<b>2.1.3 Diseño de sistemas de manufactura celular .....</b>	<b>10</b>
2.1.3.1 MÉTODOS ORIENTADOS AL DISEÑO .....	12
2.1.3.2 MÉTODOS ORIENTADOS AL ANÁLISIS DEL FLUJO DE PRODUCCIÓN .....	13
2.1.3.2.1 Métodos de agrupamiento matricial .....	14
2.1.3.2.2 Métodos de clasificación basados en coeficientes de similitud .....	15
2.1.3.2.3 Modelos de programación matemática .....	16
2.1.3.2.3.1 <i>Modelo p-Medianas</i> .....	17

2.1.3.2.3.2 Modelos de formación de celdas tipo flow shop.....	17
2.1.3.2.3.3 Modelos de agrupamiento simultáneo de partes y máquinas .....	18
2.1.3.2.3.4 Modelos de optimización multi-objetivo.....	19
2.1.3.2.4 Métodos basados en técnicas de inteligencia artificial.....	20
2.1.3.2.4.1 Redes neuronales artificiales .....	20
2.1.3.2.4.2 Lógica difusa (fuzzy) .....	21
2.1.3.2.4.3 Algoritmos genéticos y computación evolutiva.....	23
2.1.3.2.4.4 Otras técnicas de Inteligencia Artificial.....	25
2.1.3.2.5 Otros Modelos Heurísticos .....	27
<b>2.1.4 Consideraciones generales sobre el diseño de sistemas de manufactura celular .....</b>	<b>28</b>
<b>2.2 SOLUCIÓN DE PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA .....</b>	<b>28</b>
<b>2.2.1 Métodos exactos.....</b>	<b>29</b>
2.2.1.1 PROGRAMACIÓN LINEAL.....	30
2.2.1.1.1 Supuestos de la programación lineal .....	31
2.2.1.1.2 Forma general de un problema de programación lineal.....	31
2.2.1.1.3 Solución de problemas de Programación Lineal.....	32
2.2.1.1.4 Consideraciones generales sobre la programación lineal.....	33
2.2.1.2 PROGRAMACIÓN ENTERA.....	34
2.2.1.2.1 Solución de problemas de programación entera.....	34
2.2.1.2.2 Consideraciones generales sobre la programación entera .....	35
<b>2.2.2 Métodos heurísticos aproximados .....</b>	<b>36</b>
2.2.2.1 ALGORITMOS GENÉTICOS .....	36
2.2.2.1.1 Introducción a los algoritmos genéticos .....	37
2.2.2.1.2 Elementos de un algoritmo genético .....	39
2.2.2.1.2.1 Esquema de Codificación .....	39
2.2.2.1.2.2 Generación de la Población inicial .....	40
2.2.2.1.2.3 Función de Aptitud .....	41
2.2.2.1.3 Operadores genéticos .....	42
2.2.2.1.3.1 Operador de selección .....	42
2.2.2.1.3.2 Operador de Cruce .....	44
2.2.2.1.3.3 Operador de mutación .....	48
2.2.2.1.4 Otros elementos de un algoritmo genético.....	49
2.2.2.1.4.1 Tamaño de la población.....	49
2.2.2.1.4.2 Actualización de la población.....	50
2.2.2.1.4.3 Criterio de Parada del algoritmo .....	50
2.2.2.1.5 El algoritmo genético.....	51
2.2.2.1.6 Consideraciones generales sobre los algoritmos genéticos .....	53
<b>2.3 HERRAMIENTAS informáticas de apoyo para el DESARROLLO DEL PROYECTO.....</b>	<b>53</b>

<b>2.3.1 GAMS</b> .....	<b>53</b>
2.3.1.1 MODELOS Y ALGORITMOS EN GAMS .....	55
2.3.1.2 GAMS/CPLEX.....	56
2.3.1.3 CONSIDERACIONES GENERALES SOBRE GAMS .....	56
<b>2.3.2 MATLAB</b> .....	<b>57</b>
<b>3. FORMULACIÓN MATEMÁTICA GENERAL PARA EL DISEÑO DE SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR</b> .....	<b>58</b>
<b>3.1 FORMULACIÓN MATEMÁTICA PROPUESTA</b> .....	<b>58</b>
<b>3.1.1 Supuestos</b> .....	<b>58</b>
<b>3.1.2 Datos de Entrada</b> .....	<b>59</b>
<b>3.1.3 Decisiones de Diseño</b> .....	<b>61</b>
<b>3.1.4 Objetivos de Diseño</b> .....	<b>61</b>
<b>3.1.5 Restricciones</b> .....	<b>62</b>
<b>3.1.6 Notación</b> .....	<b>63</b>
3.1.6.1 ÍNDICES .....	63
3.1.6.2 DATOS DE ENTRADA.....	63
3.1.6.3 VARIABLES DE DECISIÓN.....	64
<b>3.1.7 Formulación matemática</b> .....	<b>64</b>
<b>3.1.8 Inconvenientes de la formulación</b> .....	<b>66</b>
3.1.8.1 NO-LINEALIDAD DEL MODELO .....	66
3.1.8.2 DOBLE CONTABILIZACIÓN DE LAS TRANSFERENCIAS INTERCELULARES .....	67
<b>3.1.9 Consideraciones generales sobre la formulación</b> .....	<b>69</b>
<b>3.2 DESARROLLO DE LA FORMULACIÓN COMO UN MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA</b> .....	<b>71</b>
<b>3.2.1 Conjuntos</b> .....	<b>71</b>
3.2.1.1 CONJUNTOS PRIMARIOS.....	71
3.2.1.2 SUBCONJUNTOS .....	72
<b>3.2.2 Datos</b> .....	<b>73</b>
3.2.2.1 ESCALARES .....	73
3.2.2.2 PARÁMETROS.....	74
3.2.2.3 TABLAS .....	74
<b>3.2.3 Variables</b> .....	<b>75</b>
3.2.3.1 VARIABLES LIBRES ( <i>FREE</i> ) .....	75
3.2.3.2 VARIABLES ENTERAS .....	76

3.2.3.3 VARIABLES BINARIAS .....	76
<b>3.2.4 Ecuaciones .....</b>	<b>77</b>
<b>3.2.5 Declaración del modelo y de la solución del mismo .....</b>	<b>78</b>
<b>4. MODELO HEURÍSTICO PARA EL DISEÑO DE SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR.....</b>	<b>82</b>
<b>4.1 FORMULACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO.....</b>	<b>82</b>
<b>4.1.1 Esquema de codificación .....</b>	<b>82</b>
<b>4.1.2 Generación de la población inicial .....</b>	<b>83</b>
4.1.2.1 MÉTODO ALEATORIO.....	83
4.1.2.2 MÉTODO CONSTRUCTIVO.....	84
<b>4.1.3 FUNCIÓN DE APTITUD .....</b>	<b>86</b>
<b>4.1.4 OPERADORES GENÉTICOS .....</b>	<b>87</b>
4.1.4.1 SELECCIÓN .....	87
4.1.4.2 CRUCE .....	88
4.1.4.2.1 Esquemas de Cruce.....	88
4.1.4.2.1.1 <i>Esquema de cruce convencional</i> .....	89
4.1.4.2.1.2 <i>Esquema de cruce alternativo</i> .....	89
4.1.4.2.2 Operadores de cruce.....	90
4.1.4.2.2.1 <i>Operador de cruce simple</i> .....	90
4.1.4.2.2.2 <i>Operador de cruce multipunto</i> .....	93
4.1.4.3 MUTACIÓN .....	96
4.1.4.3.1 Mutación de <i>un gen</i> .....	97
4.1.4.3.2 Mutación <i>gen a gen</i> .....	97
<b>4.1.5 Actualización de la población .....</b>	<b>97</b>
<b>4.1.6 Tamaño de la población .....</b>	<b>98</b>
<b>4.1.7 Condición de terminación del algoritmo.....</b>	<b>98</b>
<b>4.2 DESARROLLO DEL ALGORITMO GENÉTICO .....</b>	<b>98</b>
<b>4.2.1 Población inicial.....</b>	<b>99</b>
4.2.1.1 MÉTODO ALEATORIO.....	99
4.2.1.2 MÉTODO CONSTRUCTIVO.....	100
<b>4.2.2 Función de aptitud .....</b>	<b>101</b>
4.2.2.1 COSTO DE MÁQUINA.....	101
4.2.2.2 COSTO DE TRANSFERENCIAS INTERCELULARES.....	102
4.2.2.3 VERIFICACIÓN DE RESTRICCIONES .....	103
<b>4.2.3 Operadores genéticos .....</b>	<b>103</b>
4.2.3.1 OPERADOR DE SELECCIÓN.....	103

4.2.3.2 OPERADOR DE CRUCE .....	104
4.2.3.3 MUTACIÓN .....	105
<b>4.2.4 Actualización de la población .....</b>	<b>105</b>
<b>4.2.5 Algoritmo genético .....</b>	<b>106</b>
<b>5. EXPERIENCIA COMPUTACIONAL .....</b>	<b>107</b>
<b>5.1 GENERACIÓN DE DATOS .....</b>	<b>107</b>
<b>5.2 ALGORITMO GENÉTICO .....</b>	<b>110</b>
<b>5.2.1 Ajuste experimental del algoritmo genético .....</b>	<b>110</b>
5.2.1.1 DISEÑO EXPERIMENTAL .....	110
5.2.1.2 RESULTADOS DEL DISEÑO EXPERIMENTAL .....	112
5.2.1.3 ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LOS RESULTADOS .....	114
5.2.1.3.1 Análisis de varianza .....	115
5.2.1.3.2 Ajuste del modelo de regresión .....	118
5.2.1.3.3 Verificación de la adecuación del modelo .....	120
5.2.1.3.4 Modelo de regresión .....	122
5.2.1.4 AJUSTE DE LOS FACTORES EXPERIMENTALES .....	123
5.2.1.5 RESULTADOS DETALLADOS DEL ALGORITMO GENÉTICO AJUSTADO .....	125
5.2.1.6 CONSIDERACIONES GENERALES SOBRE LOS RESULTADOS DEL AJUSTE EXPERIMENTAL DEL ALGORITMO GENÉTICO .....	129
<b>5.2.2 Fase de comparación experimental entre modelos .....</b>	<b>130</b>
5.2.2.1 RESULTADOS CONSOLIDADOS .....	130
5.2.2.2 RESULTADOS POR PROBLEMA .....	132
5.2.2.3 CONSIDERACIONES GENERALES SOBRE EL ALGORITMO GENÉTICO AJUSTADO EN FASE DE COMPARACIÓN EXPERIMENTAL ENTRE MODELOS .....	136
<b>5.3 MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA .....</b>	<b>137</b>
<b>5.3.1 Resultados consolidados .....</b>	<b>137</b>
<b>5.3.2 Resultados por problema .....</b>	<b>138</b>
<b>5.3.3 Consideraciones generales sobre el modelo de programación lineal entera mixta .....</b>	<b>139</b>
<b>5.4 COMPARACIÓN EXPERIMENTAL ENTRE MODELOS .....</b>	<b>140</b>

<b>5.4.1 Consideraciones generales sobre la fase de comparación experimental entre modelos .....</b>	<b>142</b>
<b>6. CONSIDERACIONES FINALES.....</b>	<b>144</b>
<b>6.1 CONCLUSIONES .....</b>	<b>144</b>
<b>6.2 CONTRIBUCIONES DEL TRABAJO DE GRADO.....</b>	<b>147</b>
<b>6.3 RECOMENDACIONES.....</b>	<b>148</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA.....</b>	<b>150</b>

## ANEXOS

Pág.

<b>ANEXO A. CÓDIGOS DE PROGRAMACIÓN .....</b>	<b>161</b>
<b>A.1 ALGORITMO GENÉTICO .....</b>	<b>161</b>
<b>A.1.1 Generación de la población inicial .....</b>	<b>161</b>
A.1.1.1 FICHERO <i>POBLACION_INICIAL_MATRICIAL.M</i> .....	161
A.1.1.2 FICHERO <i>CONSTRUCCIÓN_INDIVIDUAL.M</i> .....	162
<b>A.1.2 Función de aptitud .....</b>	<b>163</b>
A.1.2.1 FICHERO <i>OBJETIVO_INDIVIDUO.M</i> .....	163
A.1.2.2 FICHERO <i>NECESIDADES_MAQUINA.M</i> .....	164
A.1.2.3 FICHERO <i>COSTO_MAQUINA.M</i> .....	164
A.1.2.4 FICHERO <i>TRANSFERENCIAS_INTERCELULARES.M</i> .....	165
<b>A.1.3 Operadores genéticos .....</b>	<b>166</b>
A.1.3.1 OPERADOR DE SELECCIÓN .....	166
A.1.3.2 OPERADOR DE CRUCE .....	167
A.1.3.2.1 Esquema de cruce convencional .....	168
A.1.3.2.1.1 Fichero <i>CRUCE_PUNTO_GEN.M</i> .....	168
A.1.3.2.1.2 Fichero <i>CRUCE_MULTIPUNTO_GEN.M</i> .....	169
A.1.3.2.1.3 Fichero <i>ESQUEMA_CRUCE_REGULAR.M</i> .....	170
A.1.3.2.2 Esquema de cruce alternativo .....	170
A.1.3.2.2.1 Fichero <i>CRUCE_PUNTO_FILA.M</i> .....	170
A.1.3.2.2.2 Fichero <i>CRUCE_PUNTO_COLUMNA.M</i> .....	171
A.1.3.2.2.3 Fichero <i>CRUCE_PUNTO_BLOQUE.M</i> .....	171
A.1.3.2.2.4 Fichero <i>CRUCE_MULTIPUNTO_FILA.M</i> .....	172
A.1.3.2.2.5 Fichero <i>CRUCE_MULTIPUNTO_COLUMNA.M</i> .....	173
A.1.3.2.2.6 Fichero <i>CRUCE_MULTIPUNTO_BLOQUE.M</i> .....	174
A.1.3.2.2.7 Fichero <i>ESQUEMA_CRUCE_NOVEDOSO.M</i> .....	175
A.1.3.3 OPERADOR DE MUTACIÓN .....	176
A.1.3.3.1 Fichero <i>MUTACION_GEN_GEN.M</i> .....	176
A.1.3.3.2 Fichero <i>MUTACION_GEN_ALEATORIO.M</i> .....	177
A.1.3.3.3 Fichero <i>MUTACION.M</i> .....	178
<b>A.1.4 Actualización de la población .....</b>	<b>179</b>
<b>A.1.5 Algoritmo genético .....</b>	<b>180</b>

<b>A.2 MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA.....</b>	<b>181</b>
<b>ANEXO B. PROBLEMAS RESUELTOS (CONJUNTOS DE DATOS) .....</b>	<b>191</b>
<b>B.1 AJUSTE EXPERIMENTAL DEL ALGORITMO GENÉTICO.....</b>	<b>191</b>
<b>B.2 FASE DE COMPARACIÓN EXPERIMENTAL ENTRE MODELOS .....</b>	<b>192</b>
<b>B.2.1 Problema 1 .....</b>	<b>192</b>
<b>B.2.2 Problema 2 .....</b>	<b>194</b>
<b>B.2.3 Problema 3 .....</b>	<b>196</b>
<b>B.2.4 Problema 4 .....</b>	<b>198</b>
<b>B.2.5 Problema 5 .....</b>	<b>200</b>
<b>B.2.6 Problema 6 .....</b>	<b>203</b>
<b>ANEXO C. RESULTADOS EXPERIENCIA COMPUTACIONAL.....</b>	<b>206</b>
<b>C.1 AJUSTE EXPERIMENTAL DEL ALGORITMO GENÉTICO.....</b>	<b>206</b>
<b>C.1.1 Diseño Experimental .....</b>	<b>206</b>
<b>C.1.2 Resultados .....</b>	<b>209</b>
<b>C.2 FASE DE COMPARACIÓN EXPERIMENTAL ENTRE MODELOS .....</b>	<b>221</b>
<b>C.2.1 Algoritmo genético.....</b>	<b>221</b>
<b>C.2.1.1 PROBLEMA 2 .....</b>	<b>221</b>
<b>C.2.1.2 PROBLEMA 3 .....</b>	<b>223</b>
<b>C.2.1.3 PROBLEMA 4 .....</b>	<b>226</b>
<b>C.2.1.4 PROBLEMA 5 .....</b>	<b>228</b>
<b>C.2.1.5 PROBLEMA 6 .....</b>	<b>231</b>
<b>C.2.2 Modelo de programación lineal entera mixta.....</b>	<b>233</b>
<b>C.2.2.1 PROBLEMA 2 .....</b>	<b>233</b>
<b>C.2.2.2 PROBLEMA 3 .....</b>	<b>234</b>
<b>C.2.2.3 PROBLEMA 4 .....</b>	<b>235</b>
<b>C.2.2.4 PROBLEMA 5 .....</b>	<b>236</b>
<b>C.2.2.5 PROBLEMA 6 .....</b>	<b>237</b>

## LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Clasificación de los modelos en GAMS. ....	55
Tabla 2. Algoritmos de solución por modelo en GAMS.....	56
Tabla 3. Asignación hipotética de las operaciones del producto $p$ .....	67
Tabla 4. Variable $X_{jpc}$ de acuerdo con el escenario de la tabla 3. ....	68
Tabla 5. Variable $Y_{pos_{jpc}}$ de acuerdo con el escenario de la tabla 3. ....	68
Tabla 6. Variable $Y_{neg_{jpc}}$ de acuerdo con el escenario de la tabla 3.....	68
Tabla 7. Atributos característicos de los problemas resueltos en el trabajo experimental del trabajo de grado.....	108
Tabla 8. Distribución de probabilidad especial para el número de operaciones por tipo de producto. ....	108
Tabla 9. Generación de datos.....	109
Tabla 10. Niveles alto y bajo asociados con los factores experimentales.....	112
Tabla 11. Resultados consolidados de los primeros 16 tratamientos del diseño aplicado.....	112
Tabla 12. Resultados consolidados de los primeros 16 tratamientos del diseño aplicado.....	113
Tabla 13. Nomenclatura utilizada para el análisis estadístico del diseño empleado.....	114
Tabla 14. Análisis de varianza de los efectos significativos.....	117
Tabla 15. Estadísticas sobre ajuste del modelo de regresión.....	119
Tabla 16. Prueba de bondad del ajuste del modelo de regresión.....	119
Tabla 17. Prueba de rachas para la verificación del supuesto de independencia.....	122
Tabla 18. Coeficientes de los efectos significativos en el modelo de regresión de la variable COSTO.....	123
Tabla 19. Resultados de los 16 tratamientos con menor COSTO promedio. ....	124
Tabla 20. Combinación de factores seleccionada para el algoritmo genético ajustado.....	124
Tabla 21. Resultados del algoritmo genético ajustado.....	125
Tabla 22. Estadísticas secundarias del algoritmo genético ajustado.....	126
Tabla 23. Solución de menor costo del algoritmo genético ajustado.....	128
Tabla 24. Asignación de máquinas de la mejor solución del algoritmo genético ajustado.....	128
Tabla 25. Función de costo de la mejor solución del algoritmo genético ajustado.....	129

Tabla 26. Resultados consolidados del AG para la variable COSTO en la fase experimental definitiva. ....	131
Tabla 27. Resultados consolidados del AG para la variable TIEMPO en la fase experimental definitiva. ....	131
Tabla 28. Resultados consolidados del AG para las estadísticas PRIMGEN, CAMBIOS y FACTIBLES en la fase experimental definitiva. ....	132
Tabla 29. Resultados por réplica del algoritmo genético ajustado. ....	132
Tabla 30. Estadísticas secundarias por réplica del algoritmo genético ajustado. ....	133
Tabla 31. Solución de menor costo encontrada por el algoritmo genético ajustado en el problema 1. ....	133
Tabla 32. Función de costo de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado en el problema 1. ....	134
Tabla 33. Asignación de máquinas de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado en el problema 1. ....	134
Tabla 34. Resultados modelo PLEM. ....	138
Tabla 35. Solución arrojada por el GAMS/CPLEX. ....	138
Tabla 36. Asignación de máquinas de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX. ....	139
Tabla 37. Función de costo de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX. ....	139
Tabla 38. Relación AG/PLEM para la variable COSTO. ....	141
Tabla 39. Estadísticas de comparación de tiempo. ....	142

## LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Algunos esquemas de codificación utilizados en algoritmos genéticos.	39
Figura 2. Pseudo-código para el método de selección proporcional.	43
Figura 3. Operador de cruce simple.	45
Figura 4. Pseudo-código del operador de cruce simple.	46
Figura 5. Operador de cruce multipunto.	47
Figura 6. Pseudo-código para el operador de cruce uniforme.	47
Figura 7. Pseudo-código de un algoritmo genético básico.	51
Figura 8. Diagrama de flujo de un algoritmo genético básico.	52
Figura 9. Declaración y asignación de conjuntos primarios en GAMS.	72
Figura 10. Declaración y asignación de subconjuntos en GAMS.	72
Figura 11. Declaración y asignación de escalares en GAMS.	73
Figura 12. Declaración y asignación de parámetros en GAMS.	74
Figura 13. Declaración y asignación de tablas en GAMS.	75
Figura 14. Declaración de variables libres en GAMS.	76
Figura 15. Declaración de variables enteras y binarias en GAMS.	77
Figura 16. Declaración de ecuaciones en GAMS.	78
Figura 17. Definición de ecuaciones en GAMS.	78
Figura 18. Declaración del modelo y de la solución del modelo en GAMS.	79
Figura 19. Reportes de resultados de GAMS a un problema de prueba.	79
Figura 20. Archivo <i>cplex.opt</i> .	80
Figura 21. Línea de comando <i>AJUSTE.OptFile=1</i> .	81
Figura 22. Esquema de codificación utilizado.	83
Figura 23. Esquema de cruce convencional.	89
Figura 24. Esquema de cruce alternativo.	90
Figura 25. Operador de cruce simple bajo el esquema de cruce convencional.	91
Figura 26. Operador de cruce simple bajo el esquema de cruce alternativo por filas.	92
Figura 27. Operador de cruce simple bajo el esquema de cruce alternativo por columnas.	92
Figura 28. Operador de cruce simple bajo el esquema de cruce alternativo por bloques.	93
Figura 29. Operador de cruce multipunto de dos puntos bajo el esquema de cruce convencional.	94
Figura 30. Operador de cruce multipunto de dos puntos bajo el esquema de cruce alternativo por filas.	95

Figura 31. Operador de cruce multipunto de dos puntos bajo el esquema de cruce alternativo por columnas.....	95
Figura 32. Operador de cruce multipunto de dos puntos bajo el esquema de cruce alternativo por bloques.....	96
Figura 33. Método aleatorio de generación de la población inicial en MATLAB.	100
Figura 34. Método constructivo de generación de la población inicial en MATLAB.....	101
Figura 35. Cálculo de requerimientos de máquina en MATLAB. ....	102
Figura 36. Cálculo de transferencias intercelulares en MATLAB.....	102
Figura 37. Verificación de las restricciones y cálculo de la aptitud por individuo en MATLAB.....	103
Figura 38. Operador de selección en MATLAB.....	104
Figura 39. Esquema y operador de cruce en en MATLAB.....	104
Figura 40. Operador de mutación en MATLAB.....	105
Figura 41. Actualización de la población en MATLAB. ....	106
Figura 42. Algoritmo genético en MATLAB.....	106
Figura 43. Diagramas de dispersión de la variable COSTO por factor experimental. ....	116
Figura 44. Gráfica de probabilidad normal de los efectos estandarizados.....	118
Figura 45. Gráfica de probabilidad normal de los efectos estandarizados.....	120
Figura 46. Gráfica de los residuos estandarizados en el orden de recolección de datos.....	121
Figura 47. Aptitud por generación por réplica del algoritmo genético ajustado...	126
Figura 48. Individuos factibles por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.....	127
Figura 49. Aptitud por generación por réplica del algoritmo genético ajustado en el problema 1.....	135
Figura 50. Individuos factibles por generación por réplica del algoritmo genético ajustado en el problema 1.....	135
Figura 51. COSTO por problema en la fase de comparación entre modelos. ....	140

## RESUMEN

### TÍTULO:

**FORMULACIÓN Y EVALUACIÓN DE UN MODELO HEURÍSTICO PARA EL DISEÑO DE SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS**

### AUTOR:

GÓMEZ GÓMEZ, Sebastián\*\*

### PALABRAS CLAVES:

Diseño de sistemas de manufactura celular, Formación de celdas de manufactura, Modelo matemático, Modelo heurístico, Algoritmos genéticos.

### DESCRIPCIÓN

En este trabajo de grado se presenta la formulación y desarrollo tanto de un modelo de programación lineal entera mixta como de un algoritmo genético para el problema de formación de celdas de manufactura.

Para hacerlo se llevó a cabo una extensa revisión bibliográfica sobre el tema con la que se construyó un estado del arte sobre el problema de investigación, y se presentó una formulación matemática general que utiliza la estrategia de agrupamiento simultáneo de productos y máquinas para el diseño de sistemas de manufactura celular.

Ésta fue posteriormente desarrollada como un modelo de programación lineal entera mixta utilizando la herramienta GAMS/CPLEX y tomada como base para la formulación y programación de un modelo heurístico mediante la implementación de algoritmos genéticos en el entorno de programación de MATLAB, cuyos elementos principales fueron ajustados o calibrados de forma experimental utilizando un diseño factorial  $2^k$  completo.

Finalmente, los modelos programados se compararon en términos de la calidad de la solución arrojada y del tiempo de ejecución de los mismos en seis problemas generados aleatoriamente.

---

\* Proyecto de grado en la modalidad de investigación

\*\* Facultad de Ingenierías Físico Mecánicas, Escuela de Estudios Industriales y Empresariales, Ing. Néstor Raúl Ortiz Pimiento.

## ABSTRACT

### TITLE:

**FORMULATION AND EVALUATION OF AN HEURISTIC MODEL FOR THE DESIGN OF CELLULAR MANUFACTURING SYSTEMS USING GENETIC ALGORITHMS\***

### AUTHOR:

GÓMEZ GÓMEZ, Sebastián\*\*

### KEY WORDS:

Design of cellular manufacturing systems, Manufacturing cell formation, Mathematical model, Heuristic model, Genetic algorithms.

### DESCRIPTION:

This research dissertation presents the formulation and development of a mixed integer programming model and a genetic algorithm for the manufacturing cell formation problem.

In order to conduct this dissertation, a complete literature review was carried out with which a state of the art survey on the research problem was constructed, and the development of a mathematical formulation that uses a simultaneous machine-product grouping strategy for the design of cellular manufacturing systems was presented.

This formulation was then developed as a mixed integer programming model using the optimization software package GAMS/CPLEX, and taken into account for the formulation and development of a heuristic model based on genetic algorithms using the interactive programming environment of the engineering software MATLAB, whose main elements were adjusted and calibrated through a complete factorial experimental  $2^k$  design.

Finally, the results of the developed mixed integer programming model and genetic algorithm were compared in terms of the solution quality and computational time on six data sets randomly generated.

---

\* Bachelor degree dissertation in the modality of research project

\*\* Faculty of Physical-Mechanical Engineerings, Industrial and Managerial School of Studies, Eng. Néstor Raúl Ortiz Pimiento.

## INTRODUCCIÓN

La manufactura celular es un sistema alternativo de producción ideal para organizaciones con portafolios de productos y niveles de demanda medios que se beneficia tanto de la flexibilidad característica de los talleres de trabajo como de los flujos más eficientes de las líneas de producción convencionales.

Estas características permiten la satisfacción de los requerimientos del mercado con mayores niveles de productividad y menores tiempos de suministro, tiempos de preparación, tiempos de transporte, inventarios, etc., además de que brinda fundamentos sobre los cuales pueden implementarse, por ejemplo, filosofías de gestión como justo a tiempo y teoría de restricciones.

Con ésta se busca descomponer un sistema productivo en sistemas más pequeños, identificando familias de productos y agrupando máquinas en celdas de manufactura que habrán de atender sus requerimientos de producción, en los que se minimizan las transferencias intercelulares de productos, el número de elementos excepcionales y se maximiza, por ejemplo, la utilización de las máquinas.

Sin embargo, dada la complejidad de los modelos matemáticos y de los algoritmos de solución formulados, es de vital importancia la generación de discusiones constructivas que los enriquezcan y el desarrollo de métodos heurísticos capaces de encontrar soluciones de buena calidad en tiempos computacionales razonables.

Con el ánimo de intentar satisfacer esta necesidad, al menos en parte, se propuso este proyecto de investigación, cuyo trabajo se dividió en varias etapas.

La primera consistió en la revisión de la literatura disponible y en la comprensión, por medio de ésta, del problema del diseño de sistemas de manufactura celular. Luego, se presentó y modificó una formulación matemática general para éste, la cual sirvió de base para el diseño y desarrollo de un modelo de programación lineal entera mixta y de un modelo heurístico mediante la implementación de algoritmos genéticos.

Finalmente, se hizo una comparación entre los modelos desarrollados con la que se evaluó su comportamiento en los diversos problemas propuestos.

## 1. GENERALIDADES DEL TRABAJO DE GRADO

### 1.1 DESCRIPCIÓN DEL TEMA DE INVESTIGACIÓN

La fuerte competencia, los avances en la tecnología, la inestabilidad en la demanda y las exigencias cada vez más particulares de los clientes, son las características que describen el entorno de hoy<sup>1</sup>, y para poder responder a éste, las organizaciones productivas necesitan sistemas flexibles que estén en capacidad de procesar eficiente y eficazmente una gran variedad de productos en volúmenes variables.

Como consecuencia de esto, los gerentes de las organizaciones están en la obligación de tomar decisiones que, con el objeto de resolver los desafíos que corresponden al mantenimiento de los niveles de servicio ofrecidos, implican estrategias de mejoramiento en aspectos fundamentales como la calidad, los costos y precios, los tiempos de suministro y la logística, entre otros.

Así, alternativas como la convencional distribución de plantas por procesos han dejado de ser razonables por los grandes tamaños de lote, elevados tiempos de espera y enormes cantidades de inventario necesarias para la operación del sistema, la satisfacción del cliente y el aseguramiento de las economías de escala; mientras que la adaptación de nuevos modelos de producción y prestación de servicios, y los métodos de innovación de procesos, optimización de los recursos, incremento en la productividad y agilización de los ritmos de producción, se han convertido en elementos fundamentales dentro de cualquier estrategia corporativa que busque la construcción de ventajas competitivas frente a las expectativas del mercado.

Como muestra de ello, varios investigadores del tema han indicado que el uso de la manufactura celular puede ayudar a superar grandes problemas de la producción por lotes como los frecuentes alistamientos, excesivos inventarios en proceso, grandes valores del *throughput*<sup>2</sup>, planeación compleja y funciones de

---

<sup>1</sup> CARRASCO, Javier. Evolución de los Enfoques y Conceptos de la Logística, Su impacto en la dirección y gestión de las organizaciones. En: Economía Industrial. No. 331/I (2000): 17-34; p. 29-30.

<sup>2</sup> El *throughput* puede definirse como el tiempo promedio requerido para transformar materias primas en productos terminados y listos para ser enviados a los clientes. Tomado de: HILTON, Ronald W. Managerial Accounting: Creating Value in a Dynamic Business Environment. Quinta Edición. Disponible en internet:

control de la producción; además de que proporciona la base para la implementación de filosofías de gestión como justo a tiempo, teoría de restricciones y sistemas de manufactura flexible<sup>3</sup>.

De esta forma, con el diseño de sistemas de manufactura celular se busca identificar familias de productos cuyas demandas han de ser satisfechas por unos conjuntos de máquinas llamados celdas, tal que el costo de operación del sistema sea el mínimo posible<sup>4</sup>. Lo anterior constituye un problema de agrupamiento conocido como el problema de formación de celdas de manufactura que según Britton<sup>5</sup>, tiene como objetivo obtener economías de escala en talleres de trabajo que equivalen a los obtenidos mediante la producción en masa.

Ahora, podría afirmarse que la investigación en algoritmos de agrupamiento para este problema específico ha alcanzado un alto nivel de saturación importante y que aunque son relativamente pocos los estudios que incorporan restricciones de diseño que tienen un mayor uso en la práctica y que facilitan los procesos de toma de decisiones en las empresas, éstos presentan formulaciones bastante acertadas.

Sin embargo, la complejidad de los modelos y la lenta convergencia de las formulaciones de programación matemática hacen necesario el diseño de modelos heurísticos que se adapten a éstos y que aunque pueden no proporcionar la mejor solución, arrojen alternativas factibles de buena calidad en tiempos de ejecución razonables.

---

<[http://highered.mcgraw-hill.com/sites/0072394668/student\\_view0/chapter3/glossary.html](http://highered.mcgraw-hill.com/sites/0072394668/student_view0/chapter3/glossary.html)>

(Recuperado el 8 de noviembre de 2006).

<sup>3</sup> Ver en:

- HERAGU, Sunderesh S. Group technology and cellular manufacturing. En: IEEE, Transactions on systems, man, and cybernetics. Vol. 24, No. 2(1994): 203-215; p. 203.
- MUNGWATANNA, Anan. Design of Cellular Manufacturing Systems for Dynamic and Uncertain Production requirements with Presence of Routing Flexibility. Tesis Doctoral. Virginia Polytechnic Institute and State University. Blacksburg (Estados Unidos): 2000; p. 5-10.
- SEIFODDINI, H. y WOLFE, P. M. Application of similarity coefficient method in GT. En: IIE Transactions. Vol. 18(1986): 271-277; p. 3263.
- SINGH, N. Design of cellular manufacturing systems: An invited review. En: European Journal of Operational Research. Vol. 69(1993): 284–291; p. 284.

<sup>4</sup> HERAGU, Op. cit., p. 203.

<sup>5</sup> BRITTON, Graeme. Group Technology, Group Technology Notes. Tampere University of Technology, 2000. Disponible en internet:

<<http://staffx.webstore.ntu.edu.sg/personal/mgabritton/Shared%20Documents/GroupTechnology.pdf>> (Recuperado el 28 de julio de 2006); p. 1.

Por otro lado, desde su introducción por John Holland en 1975, los algoritmos genéticos y los procesos de computación evolutiva como herramientas para dar soluciones aproximadas a problemas de gran complejidad computacional, debido a su estructura y operadores simples, han sido usados de forma efectiva en manufactura<sup>6</sup>.

Es así que, con el propósito de aprovechar las ventajas que brindan los algoritmos genéticos y de satisfacer la necesidad identificada, se propuso formular un modelo heurístico aproximado para el diseño de sistemas de manufactura celular que encuentre resultados de buena calidad comparados con los obtenidos a través de métodos exactos, en tiempos computacionales relativamente cortos.

## 1.2 JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

En general, puede decirse que la investigación en algoritmos de agrupamiento y el problema de formación de celdas de manufactura ha sido significativa, siendo muchos los trabajos dedicados a éstos, algunos de los cuales incorporan elementos de diseño y funciones con múltiples objetivos que en la práctica son importantes pero que, aunque bastante acertados en su formulación, pueden ser ineficientes en términos computacionales.

Así, la tendencia clara y recomendaciones de los autores sobre el tema<sup>7</sup> señalan la necesidad de crear modelos de tipo heurístico o aproximado que se adapten a las formulaciones matemáticas más complejas y que proporcionen soluciones factibles de buena calidad en tiempos de ejecución razonables.

Entonces, para este trabajo de grado se propuso la formulación de un algoritmo genético, cuya estructura y operadores ha sido definida como apropiada para el diseño de sistemas de manufactura celular<sup>8</sup>, y la evaluación del desempeño del mismo en diversos problemas propuestos.

---

<sup>6</sup> WU, X.; CHU, C.; WANG, Y. y YANG, W. A Genetic Algorithm for Integrated Cell Formation and Layout Decisions. *En: IEEE*, 0-7803-7282-4(2002): 1866-1872; p. 1866.

<sup>7</sup> MAHADEVAN, B. y VENKATARAMANAI AH, S. Re-aligning research objectives in Cellular Manufacturing System Design: A User's perspective. A publicarse en: *Asian Journal of Operations Management*; p. 15.

<sup>8</sup> Ver en:

- ABDUELMOLA, A.I. Modelling of Cellular Manufacturing Systems with Productivity Considerations: a Simulated Annealing algorithm. Tesis Doctoral. University of Windsor, College of Graduate Studies and Research through Industrial & Manufacturing Systems Engineering. Windsor (Canadá): 2000; p.145.
- MUNGWATANNA, Op. cit., p. 106.

## **1.3 OBJETIVOS DEL TRABAJO DE GRADO**

### **1.3.1 Objetivo general**

Formular y evaluar el desempeño de un modelo heurístico para el diseño de sistemas de manufactura celular mediante la implementación de Algoritmos Genéticos.

### **1.3.2 Objetivos específicos**

1. Comprender el problema del diseño de sistemas de manufactura celular y construir una formulación matemática general del mismo.
2. Formular un modelo heurístico para el diseño de sistemas de manufactura celular mediante la implementación de Algoritmos Genéticos.
3. Resolver los diversos problemas propuestos para el modelo heurístico y compararlos, en términos de la calidad de respuesta y de los tiempos computacionales, con los obtenidos a través de programación lineal entera mixta.
4. Evaluar el desempeño del modelo heurístico formulado.

## **1.4 ALCANCE DEL TRABAJO DE GRADO**

El presente trabajo abarca todas las etapas necesarias para la construcción de una formulación matemática general y de un modelo heurístico para el diseño de sistemas de manufactura celular mediante la implementación de algoritmos genéticos y se extenderá hasta la evaluación del desempeño de dicho modelo, en términos de la calidad de respuesta obtenida y de los tiempos computacionales empleados, en los casos de estudio propuestos.

## **1.5 INDICACIONES GENERALES SOBRE EL DOCUMENTO**

Teniendo en cuenta los objetivos general y específicos, así como el alcance propuesto para este trabajo de grado, el presente documento se organizó de la siguiente forma.

En el capítulo 2 se construyó el marco teórico-conceptual sobre el que se fundamenta todo el trabajo realizado. Éste se divide en tres temas: la manufactura celular, la solución de problemas de optimización combinatoria y las herramientas informáticas de apoyo empleadas. El primero presenta el concepto de la manufactura celular, sus ventajas características, la definición del problema de formación de celdas de manufactura y la discusión general en torno a los métodos de solución desarrollados por otros autores. El segundo hace una clasificación general de los métodos de solución de problemas de optimización combinatoria y explica de manera más profunda el funcionamiento básico de los utilizados en este trabajo de grado. Por último, en el tercer tema se presentan de manera breve las herramientas informáticas de apoyo utilizadas en el desarrollo de la investigación.

El capítulo 3 explica de forma detallada la formulación matemática general introducida y modificada para el diseño de sistemas de manufactura celular, con sus respectivos supuestos, objetivos de diseño, nomenclatura, etc., y su desarrollo como un modelo de programación lineal entera mixta en la herramienta GAMS/CPLEX.

El capítulo 4, por su parte, describe el proceso de formulación y desarrollo de un algoritmo genético basado en la formulación matemática general propuesta para el para el problema de formación de celdas de manufactura.

Luego, en el capítulo 5 se explica el diseño, resultados y análisis de la experiencia computacional llevada a cabo en esta investigación, la cual fue dividida en 2 etapas: ajuste experimental del algoritmo genético y comparación experimental entre modelos.

Finalmente, las contribuciones y conclusiones de este proyecto, así como recomendaciones para futuros investigadores sobre el tema se encuentran en el capítulo 6.

En los anexos pueden encontrarse los códigos utilizados para el desarrollo tanto del algoritmo genético como del modelo de programación lineal entera mixta, los conjuntos de datos utilizados en la experiencia computacional de la tesis y los resultados sin resumir.

## 2. MARCO TEÓRICO-CONCEPTUAL

Para la construcción del marco teórico de este trabajo de grado se tuvieron en cuenta aquellos elementos conceptuales y prácticos sin los cuales no hubiera sido posible desarrollarlo.

En el primero (numeral 2.1) se explica la manufactura celular como sistema alternativo de producción, sus características principales, las ventajas propias de su implementación, el problema general de formación de celdas de manufactura y el desarrollo científico generado en torno al diseño de este tipo de sistemas. Luego (numeral 2.2), se describen brevemente los tipos de métodos de solución para problemas de optimización combinatoria, como lo es el problema de investigación, y se profundiza sobre las metodologías empleadas en este trabajo de grado. Por último (numeral 2.3), se introducen superficialmente las herramientas informáticas de apoyo utilizadas para el desarrollo de la investigación.

### 2.1 MANUFACTURA CELULAR

La Manufactura Celular es una aplicación de la tecnología de grupos dirigida generalmente al manejo de problemas estructurales en las compañías como respuesta a la necesidad de reducir los costos de operación, los tiempos de suministro y los tiempos de preparación, entre otros<sup>9</sup>.

Según Jonson y Wemerlöv<sup>10</sup>, aunque sus primeras implementaciones fueran registradas en Alemania y Estados Unidos a principios del siglo XX, el concepto de manufactura celular no fue tenido en cuenta por los empresarios hasta la década de los 80 con la introducción en la industria occidental de la filosofía japonesa justo a tiempo.

---

<sup>9</sup> HERAGU, Op. cit., p. 203.

<sup>10</sup> JOHNSON, Danny J., y WEMMERLÖV, Urban. Why Does Cell Implementation Stop? Factors Influencing Cell Penetration in Manufacturing Plants. EN: *Production and Operations Management*. Vol. 13, No. 3 (2004): 272-289; p. 272.

Por su parte, muchos autores han tratado de definir la manufactura celular como una metodología para el agrupamiento de productos similares en familias y de las máquinas requeridas para su fabricación en celdas<sup>11</sup>.

Sin embargo, Hyer y Brown<sup>12</sup> enfatizan en que dichas celdas son mucho más que disposiciones físicas de las máquinas. Para ellos las celdas se definen como la integración de recursos, personal, tiempo, espacio e información, con el propósito de atender las necesidades de un determinado grupo de partes y de sus tareas correspondientes.

Podría decirse entonces que la manufactura celular es un sistema híbrido ideal para organizaciones con portafolios de productos no tan amplios y niveles medios de demanda que aprovecha la flexibilidad propia de los talleres de trabajo convencionales en los que las máquinas se distribuyen de acuerdo con su funcionalidad, así como el flujo eficiente y elevados niveles de producción alcanzados con las líneas de producción que se organizan de acuerdo con la secuencia de operación requerida para un producto específico<sup>13</sup>.

### 2.1.1 Ventajas de la manufactura celular

Las ventajas propias de la implementación de sistemas de manufactura celular en la industria han sido plenamente discutidas en la literatura<sup>14</sup>.

Algunas de las más importantes son:

- **Reducción de tiempos de preparación:** la fabricación de productos similares en una misma celda hace posible el desarrollo de elementos que faciliten el alistamiento de las máquinas, así como la reducción de los costos de mano de obra directa y del número de herramientas necesarias.

---

<sup>11</sup> ABDUELMOLA, Op. cit., p. 3.

<sup>12</sup> HYER, N. L., y BROWN, K. A. The Discipline of Real Cells. *EN: Journal of Operations Management*, Vol. 17 (1999): 557-574. Citado por: BADURDEEN, Fathima. *Minicel Configuration for Mass Customization Manufacturing*. Tesis Doctoral. Fritz J. and Dolores H. Russ College of Engineering and Technology of Ohio University. Ohio (Estados Unidos): 2005; p. 62.

<sup>13</sup> MUNGWATANNA, Op. cit., p. 1-4.

<sup>14</sup> Tomadas de:

- ABDUELMOLA, Op. cit., p. 4.
- HERAGU, Op. cit., p. 457.
- MUNGWATANNA, Op. cit., p. 5-9.

- **Reducción de tiempos de transporte y de espera:** la asignación de las familias a las celdas y su fabricación completa en ellas, de ser posible, reduce enormemente las distancias recorridas por los productos y, como consecuencia de ello, los tiempos y costos relacionados con éstas. Además, en la medida que haya mayor flujo de productos a través de las celdas, los tiempos y costos de espera se disminuyen.
- **Reducción de inventarios:** los tiempos de preparación y tamaños de lote reducidos se reflejan generalmente en menores inventarios de productos en proceso y de productos terminados<sup>15</sup>.
- **Mejora del *throughput*:** las reducciones en los tiempos de alistamiento, transporte y espera, así como el flujo más eficiente de los productos en planta y la reducción de los inventarios en proceso, se traducen inmediatamente en una mejora significativa del *throughput* del sistema.
- **Reducción de espacio:** la disminución de los inventarios de productos en proceso y productos terminados conlleva una reducción sustancial del espacio requerido para la operación del sistema.
- **Mejora en la calidad del producto:** debido a que el sistema está en capacidad de producir en espacios más reducidos con un flujo mucho más eficiente de productos, los defectos en éstos pueden ser detectados más fácilmente, facilitando el control y la verificación de las causas<sup>16</sup>.

### 2.1.2 El problema de formación de celdas de manufactura

Según Wang y Roze<sup>17</sup>, el diseño de sistemas de manufactura celular empieza fundamentalmente con dos tareas: la formación de familias de productos y la formación de grupos de máquinas llamadas celdas. Con la formación de familias de productos se busca agrupar aquellos cuyas características geométricas o requerimientos de proceso son similares, y la formación de celdas implica consolidar grupos de máquinas generalmente disímiles para dedicarlas a la fabricación de una o más familias de productos.

---

<sup>15</sup> Ibid., p. 5.

<sup>16</sup> MUNGWATANNA, Op. cit., p. 5.

<sup>17</sup> WANG, J. y ROZE, C. Formation of machine cells and part families: a modified p-median model and a comparative study. En: International Journal of Production Research, Vol. 35, No. 5 (1997): 1259-1286; p.1259-1260.

De esta forma, con la manufactura celular se propone descomponer un sistema de manufactura complejo en subsistemas menores, grupos de máquinas llamadas celdas de manufactura, que atienden las necesidades de producción de familias enteras de productos y de sus respectivas operaciones, en los que el flujo de los productos, la secuenciación de los trabajos, la planeación de la capacidad y los procedimientos de control de procesos se simplifiquen, y con los que se obtengan beneficios como la reducción de tiempos de preparación, de los tiempos de espera, de los inventarios, etc.; teniendo como objetivo la minimización de rubros de costo entre los que generalmente se encuentran el costo de equipos o máquinas, el costo de las transferencias intercelulares, el costo de inventario, el costo de operación y el costo de preparación<sup>18</sup>.

En otras palabras, dados unos niveles de demanda insuficientes para destinar líneas de producción completas a la fabricación de un determinado tipo de producto, el diseño de sistemas de manufactura celular busca agrupar productos cuyas demandas agregadas permitan hacer uso eficiente de un conjunto de máquinas y alcanzar beneficios operativos importantes en un periodo de tiempo dado.

Así, el éxito de la formación de celdas de manufactura depende en gran medida de la definición de esas familias de productos y de esos grupos de máquinas y de cómo éstos se interrelacionan formando el sistema productivo.

### **2.1.3 Diseño de sistemas de manufactura celular**

En general, el diseño de sistemas de manufactura celular implica la organización de sistemas en celdas y la determinación del tipo y del número de recursos necesarios en cada una para la satisfacción de sus requerimientos<sup>19</sup>, lo cual es bastante complejo.

No obstante, los esfuerzos invertidos en la investigación de diferentes aspectos del diseño de sistemas de manufactura celular han sido considerables, alcanzando ciertos niveles de saturación pero abriendo nuevos horizontes a la incorporación

---

<sup>18</sup> Ver en:

- HERAGU, Op. cit., p. 203.
- KUSIAK, A. y CHOW, W S. Decomposition of Manufacturing Systems. En: IEEE, Journal of robotics and automation. Vol. 4, No. 5(1988): 457-471; p. 457.
- MUNGWATANNA, Op. cit., p. 3-11.
- SINGH, Op. cit., p.284.

<sup>19</sup> ABDUELMOLA, Op. cit., p. 5.

de elementos que facilitaran los procesos de toma de decisiones estratégicas en el corto plazo.

En sus notas sobre tecnología de grupos y manufactura celular, Britton<sup>20</sup> presenta una descripción completa de los conceptos relacionados con éstas, precisando acerca de los criterios más utilizados para la conformación de subgrupos dentro de las organizaciones y definiendo características deseables en la implementación de celdas de fabricación a sistemas productivos como el trabajo en equipo, la flexibilidad y la independencia.

Antolinez<sup>21</sup> en su libro “Celdas de Manufactura en las PYMES” propone una metodología práctica para la implementación de un sistema “propio”, flexible y adecuado a las características del entorno productivo colombiano mediante un análisis de casos en pequeñas y medianas empresas del sector calzado y confecciones<sup>22</sup>, enumerando los principales rubros de costo a tener en cuenta en la implementación de celdas de fabricación y recomendando una serie de indicadores de productividad.

Por su parte, Heragu<sup>23</sup>; King y Nakornchai<sup>24</sup>; Kusiak y Chow<sup>25</sup>; Mahadevan y Venkataramanaiah<sup>26</sup>; Mansouri, Moattar y Newman<sup>27</sup>, Ribeiro<sup>28</sup> y finalmente Singh<sup>29</sup> se tomaron el trabajo de abordar la literatura e investigaciones dedicadas a la manufactura celular y clasificarlos, identificando las ventajas y limitaciones de algunos de los métodos de solución propuestos, y proporcionando orientación para futuras investigaciones sobre el tema.

Dichos métodos de solución, de acuerdo con la mayoría de los autores descritos, pueden clasificarse en dos grandes grupos: el primero es el conjunto de métodos

---

<sup>20</sup> BRITTON, Op. cit.

<sup>21</sup> ANTOLINEZ A., Manuel Alfredo. Celdas de Manufactura en las PYMES, Cómo competir produciendo a bajos costos. Cúcuta: Centro Gráfico Salesiano, 2004.

<sup>22</sup> Dicho análisis de casos fue hecho a dos procesos específicos: Armado-Costura en una empresa de calzado, y Costura en una empresa de confecciones.

<sup>23</sup> HERAGU, Op. cit.

<sup>24</sup> KING, J. R. y NAKORNCHAI, V. Machine-component group formation in group technology: review and extension. En: International Journal of Production Research. Vol. 20, No. 2(1982): 117-133.

<sup>25</sup> KUSIAK y CHOW, Op. cit.

<sup>26</sup> MAHADEVAN y VENKATARAMANAIAH, Op. cit.

<sup>27</sup> MANSOURI, S. A.; MOATTAR H., S. M. y NEWMAN, S. T. A review of the modern approaches to multi-criteria cell design. En: International Journal of Production Research. Vol. 38, No. 5(2000): 1201-1218.

<sup>28</sup> RIBEIRO F., Geraldo. Projeto de Sistemas de Células de Manufatura. LAC/INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1998. Disponible en internet: <<http://www.lac.inpe.br/~lorena/geraldo/CELL1-8.pdf>> (Recuperado el 28 de julio de 2006).

<sup>29</sup> SINGH, Op. cit.

orientados al diseño que se compone de las técnicas de clasificación visual y las de clasificación por codificación; y el segundo es el conjunto de metodologías orientadas al análisis del flujo de producción, que está formado, entre otros, por los métodos matriciales, métodos de clasificación basados en coeficientes de similitud, modelos de programación matemática, implementaciones de inteligencia artificial y otros modelos heurísticos.

### 2.1.3.1 MÉTODOS ORIENTADOS AL DISEÑO

Contrario a los métodos orientados en el análisis del flujo de producción, las técnicas de clasificación visual y por codificación agrupan los tipos de productos basados en atributos como la forma, dimensiones, materias primas, tolerancias requeridas y operaciones requeridas, entre otros<sup>30</sup>.

De esta forma, las técnicas de clasificación visual, generalmente aplicables a sistemas cuyo portafolio de productos es bastante limitado<sup>31</sup>, son procedimientos semi-sistemáticos en los que las partes se clasifican por la similitud que tengan en su geometría y propiedades físicas, similitud que es evaluada de forma enteramente subjetiva.

Adicionalmente, la clasificación por codificación se refiere al proceso de asignar símbolos a los tipos de productos. Así, a cada referencia se le clasifica mediante un código que puede ser jerárquico, no jerárquico o híbrido, que tiene entre 10 y 30 dígitos y que representa sus atributos característicos<sup>32</sup>.

Ham, Hitomi y Yoshida<sup>33</sup> proporcionaron un resumen detallado de las técnicas más utilizadas para la clasificación visual y codificación<sup>34</sup>

---

<sup>30</sup> HERAGU, Op. cit., p. 205.

<sup>31</sup> KUSIAK y CHOW, Op. cit., p.405.

<sup>32</sup> Ver en:

- HERAGU, Op. cit., p. 205.
- KUSIAK y CHOW, Op. cit., p. 458.
- SINGH, Op. cit., p.285.

<sup>33</sup> HAM, I., HITOMI, K. y YOSHIDA, T. Group Technology. Boston, MA (Estados Unidos): Kluwer-Nijhoff, 1985.

<sup>34</sup> Citado por: HERAGU, Op. cit., p. 205.

### 2.1.3.2 MÉTODOS ORIENTADOS AL ANÁLISIS DEL FLUJO DE PRODUCCIÓN

Los métodos orientados al análisis del flujo de producción, denominados también métodos de análisis de agrupamiento, consisten en la identificación de grupos de tipos de partes y de máquinas mediante la inspección cuidadosa de la información sistemática contenida en tarjetas de ruta o matrices de incidencia parte/máquina.

El concepto del análisis de flujo de producción (*Production Flow Analysis*) fue introducido por Burbidge<sup>35</sup> en 1971 con la intención de ser aplicado en tres niveles específicos:

1. Análisis del flujo en la planta. Trata de caracterizar el flujo de productos en planta (matriz de incidencia, tiempos, etc.).
2. Análisis de grupo. Basado en los resultados obtenidos del análisis del flujo en planta, el análisis de grupo identifica los grupos de máquinas y de partes.
3. Análisis de línea. En este nivel se analiza el patrón de flujo en el piso de la planta, determinando la distribución adecuada de la misma e identificando los recursos cuello de botella<sup>36</sup>.

Para ello, Ballakur y Steudel<sup>37</sup> definieron tres estrategias de solución que son:

1. Formar las familias de productos para luego agrupar las máquinas en celdas de acuerdo con sus requerimientos de máquina. Ésta es conocida como la estrategia de agrupamiento de familias de productos.
2. También conocida como estrategia de agrupamiento de máquinas, consiste en crear primero las celdas basándose en la similitud entre rutas de los tipos de productos y luego ubicarlos en estas.
3. Llamada estrategia de agrupamiento simultáneo, agrupa tanto productos como máquinas al tiempo<sup>38</sup>.

---

<sup>35</sup> BURGIDGE, J. L. Production Flow Analysis. En: Production Engineer. Vol. 50(1971): 139-152.

<sup>36</sup> Adaptado de: KUSIAK y CHOW, Op. cit., p. 459.

<sup>37</sup> BALLAKUR, A. y STEUDEL, H. A Within-Cell Utilization Based Heuristic for Designing Cellular Manufacturing Systems. En: International Journal of Production Research. Vol. 25, No. 5(1987): 639-665.

<sup>38</sup> Ver en:

- Ibid., p. 640-641.
- MUNGWATANNA, Op. cit., p. 9.

Por su parte, la formación de celdas de manufactura mediante el uso de los métodos orientados al análisis del flujo de producción no toma en consideración atributos como la forma, color, diseño, material, etc. Burbidge<sup>39</sup>, por ejemplo, argumenta que tales características no son útiles para aplicaciones de tecnología de grupos, siendo los requerimientos de flujo de producción los únicos necesarios<sup>40</sup>.

La mayoría de los autores coincide en clasificar los métodos orientados al análisis del flujo de producción en métodos de agrupamiento matricial, agrupamiento jerárquico, agrupamiento no jerárquico, solución mediante teoría de grafos, programación matemática, inteligencia artificial (algoritmos genéticos, recocido simulado, búsqueda tabú, redes neuronales artificiales, etc.), y otras heurísticas<sup>41</sup>.

#### 2.1.3.2.1 Métodos de agrupamiento matricial

Constituye el grupo de métodos menos complejo dentro de los métodos orientados al análisis del flujo de producción. Los métodos de agrupamiento matricial operan sobre una matriz denominada matriz de incidencia producto/máquina cuyos elementos son ceros y unos, indicando cuales máquinas son usadas en la producción de cada producto o tipo de producto.

Existen tres tipos principales de algoritmos de agrupamiento matricial: el BEA (*Bond Energy Algorithm*), DCA (*Direct Clustering Algorithm*) y el ROC (*Rank Order Clustering*), éste último desarrollado inicialmente por King<sup>42</sup> como una técnica para la diagonalización de bloques en la matriz de incidencia, y luego modificado por King y Nakornchai<sup>43</sup>, quienes lo implementaron de forma interactiva junto con un algoritmo de relajación para recursos restrictivos de la capacidad.

- 
- WANG y ROZE, Op. cit., p. 1260.

<sup>39</sup> BURBIDGE, J. L. Change to group technology: Process organization is obsolete. En: International Journal of Production Research. Vol. 30, No. 5(1992): 1209-1219.

<sup>40</sup> Citado por: HERAGU, Op. cit., p. 206.

<sup>41</sup> Ver en:

- Ibid., p. 203-206.
- KUSIAK y CHOW, Op. cit., p. 458.
- MANSOURI; MOATTAR y NEWMAN, Op. cit., p. 1202.
- SINGH, Op. cit., p. 284.

<sup>42</sup> KING, J. R. Machine component grouping in production flow analysis: An approach using rank order clustering. En: International Journal of Production Research. Vol. 18, No. 2(1980): 213-232.

<sup>43</sup> KING y NAKORNCHAI, Op. cit.

Por su parte, Chandrasekharan y Rajagopalan<sup>44</sup> hicieron un análisis de las desventajas inherentes al ROC, entre las que se destacan la fuerte dependencia del método con la disposición inicial de la matriz de incidencia y la poca capacidad que tiene de garantizar la mejor solución. Por ello formularon un algoritmo modificado que supera en buena medida los inconvenientes mencionados y permite una identificación mucho más objetiva de los recursos cuellos de botella.

#### 2.1.3.2.2 Métodos de clasificación basados en coeficientes de similitud

Contrario a las técnicas basadas en matrices que forman celdas de máquinas y familias de productos de forma simultánea, los métodos de agrupamiento basados en coeficientes de similitud envuelven generalmente un proceso de dos etapas.

Estos algoritmos son derivados de la taxonomía numérica y están basados en la definición de medidas de similitud entre cada par de elementos (productos, máquinas, herramientas, características de diseño, etc.) para luego utilizarlas en la formación de familias de productos o grupos de máquinas, que pueden hacerse por medio de otros métodos.

Dentro de los más utilizados se encuentran los coeficientes de similitud de Jaccard<sup>45</sup>, aunque hay trabajos como los de Seifoddini y Tjahjana<sup>46</sup> que utilizaron un coeficiente basado en el tamaño de lote, y de Dimopoulos y Mort<sup>47</sup> que emplearon un algoritmo de programación genética para la evolución de nuevos coeficientes de similitud en un intento por mejorar el rendimiento de éstos en implementaciones de sistemas de manufactura celular.

Algunos de los algoritmos usados son el SLC (*Single Linkage Clustering*), el ALC (*Average Linkage Clustering*) y el CLC (*Complete Linkage Clustering*) propuestos por McAuley<sup>48</sup>; Seifoddini y Wolfe<sup>49</sup>, y Mosier<sup>50</sup>, respectivamente<sup>51</sup>. También son

---

<sup>44</sup> CHANDRASEKHARAN, M. P. y RAJAGOPALAN, R. MODROC: An Extension of Rank Order Clustering For Group Technology. En: International Journal of Production Research. Vol. 24, No. 5(1986): 1221-1233.

<sup>45</sup> HERAGU, Op. cit., p. 206.

<sup>46</sup> SEIFODDINI, H. y TJAHHANA, B. Part-Family Formation for Cellular Manufacturing: A Case Study at Harnischfeger. En: International Journal of Production Research. Vol. 37, No. 14(1999): 3262-3273.

<sup>47</sup> DIMOPOULOS, C. y MORT, N. Evolving Similarity coefficients for the Solution of Cellular Manufacturing Problems. En: IEEE, 0-7803-6375-2(2000): 617-624, 2000.

<sup>48</sup> McAULEY, J. Machine grouping for efficient production. En: The Production Engineer. Vol. 51(1972): 53-57.

<sup>49</sup> SEIFODDINI y WOLFE, Op. cit.

comunes el ISNC (*Ideal Seed Non Hierarchical Clustering*)<sup>52</sup>, su versión mejorada, el ZODIAC<sup>53</sup>, y el GRAFICS (*Grouping Using Assignment Method for Inicial Seed Selection*)<sup>54</sup>.

No obstante, otros modelos basados en coeficientes de similitud han sido desarrollados. El modelo MACE (*Machine Component Cell Formation*) de Waghodekar y Sahu<sup>55</sup>, agrupa maquinas dentro de celdas basado en medidas de similitud de los productos. Además, Selvan y Balasubramanian<sup>56</sup>, y Vakharia y Wemmerlov<sup>57</sup> trabajaron con heurísticas que utilizaban coeficientes de similitud para formar las celdas, minimizando el costo de manipulación de material y de pérdida de tiempo en las maquinas.<sup>58</sup>

### 2.1.3.2.3 Modelos de programación matemática

La programación matemática constituye una técnica potente de modelado usada como soporte para el análisis cuantitativo en los procesos de toma de decisiones al interior de las organizaciones o para validar la construcción de algoritmos de búsqueda aleatoria y pseudo-aleatoria. Además, los abordajes al problema de formación de celdas de manufactura a través de modelos matemáticos ofrecen ventajas como la incorporación de secuencias ordenadas de operaciones, planes alternativos de procesamiento, incertidumbre en los niveles de demanda, operaciones no consecutivas de partes de la misma máquina, tiempos de preparación del proceso, etc.

---

<sup>50</sup> MOSIER, C. T. An experiment investigating the application of clustering procedures and similarity coefficient to the GT machine cell formation problem. En: International Journal of Production Research. Vol. 27(1989): 1811-1835.

<sup>51</sup> Citados por: SINGH, Op. cit., p. 286.

<sup>52</sup> CHANDRASEKHARAN, M. P. y RAJAGOPALAN, R. An ideal seed non-hierarchical clustering algorithm for cellular manufacturing. En: International Journal of Production Research. Vol. 24, No. 2(1986): 451-464.

<sup>53</sup> CHANDRASEKHARAN, M. P. y RAJAGOPALAN, R. ZODIAC: An algorithm for concurrent formation of part families and machine cells. En: International Journal of Production Research. Vol. 25, No. 6(1987): 835-850.

<sup>54</sup> SRINIVASAN, G. y NARENDRAN, T. GRAFICS – a non hierarchical clustering algorithm for group technology. En: International Journal of Production Research. Vol. 29, No. 3(1991): 463-478, 1991.

<sup>55</sup> WAGHODEKAR, P. H. y SAHU, S. Machine-component cell formation in group technology: MACE. En: International Journal of Production Research. Vol. 22, No. 6(1984): 937-948.

<sup>56</sup> SELVAN, H. P. y BALASUBRAMANIAN, K. N. Algorithmic grouping of operation sequences. En: Engineering Costs and Productions Economics. Vol. 9(1985): 125-134.

<sup>57</sup> VAKHARIA, A. J. y WEMMERLOV, U. Designing a cellular manufacturing system: a material flow approach based on operation sequences. En: IIE Transactions. Vol. 22, No. 1(1990): 84- 97.

<sup>58</sup> Citados por: SINGH, Op. cit., p. 286.

Algunos de los modelos más usados son: el  $p$ -medianas, modelos de formación de celdas tipo *flow shop*<sup>59</sup>, modelos de agrupamiento simultáneo de partes y máquinas, y modelos de optimización multi-objetivo.

#### 2.1.3.2.3.1 Modelo $p$ -Medianas

El modelo de  $p$ -medianas, ilustrado inicialmente por Kusiak<sup>60</sup>, es usado para agrupar  $n$  productos en de  $p$  familias de productos con el objetivo de maximizar la suma total de las distancias entre cualquier par de tipos de producto<sup>61</sup>.

Dicho modelo fue mejorado posteriormente por Wang y Roze<sup>62</sup>, quienes introdujeron un modelo modificado que permite controlar los tamaños de las celdas a través de límites superior e inferior, resultando en una reducción sustancial del número de restricciones en la formulación.

#### 2.1.3.2.3.2 Modelos de formación de celdas tipo *flow shop*

El concepto que inspiró la creación de la tecnología de grupos, surgió de la necesidad de simplificar las rutas entre máquinas para reducir significativamente los tiempos de espera y de transporte.

Sin embargo, la mayoría de los métodos usados para la formación de celdas reorganiza la disposición de las máquinas y productos, convirtiendo un sistema tipo *job shop*<sup>63</sup> en pequeños sistemas pseudo-*job shop*<sup>64</sup>.

---

<sup>59</sup> Un sistema tipo *flow shop* consiste en una secuencia de máquinas en la que los productos se mueven en una sola dirección. Ver en: NICOLETTI, S.; NICOSIA, G. y PACIFICI, A. Group Technology with Flow Shop Cells. UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI ROMA TRE. Dipartimento di Informatica e Automazione. Roma (Italia), 1998. Disponible en internet: <<http://web.dia.uniroma3.it/ricerca/rapporti/rt/1998-33.pdf>> (Recuperado el 8 de noviembre de 2006); p. 3.

<sup>60</sup> KUSIAK, A. The generalized  $p$ -median model. En: Working Paper 80(1987). University of Manitoba, Department of Mechanical and Industrial Engineering. Winnipeg (Canadá). Citado por: KUSIAK y CHOW, Op. cit., p. 463.

<sup>61</sup> Algunos autores definen las distancias con coeficientes de similitud, lo cual convertiría el modelo en una aplicación de los métodos basados en estos. Ver en: WANG y ROZE, Op. cit., p. 1265.

<sup>62</sup> Ibid.

<sup>63</sup> Contrario al *flow shop*, un sistema tipo *job shop*, conocido también como taller de trabajo, consiste generalmente en una disposición que agrupa maquinaria similar en áreas o departamentos y en la que los productos se mueven entre estos para completar sus respectivas rutas de proceso. Tomado de: CHASE, Richard B; JACOBS, F. Robert y AQUILANO, Nicholas J.

Por ello Nicoletti, Nicosia y Pacifici<sup>65</sup>, modelaron matemáticamente el problema de diseño de manufactura celular haciendo una descomposición de un sistema productivo tipo *job-shop* a diferentes sistemas tipo *flow shop* en los que el flujo de los productos en las celdas fuera continuo y tuviera una sola dirección. Dicha formulación encuentra una partición de los productos en familias de tal forma que se minimice el número total de máquinas usadas y la super-secuencia común de las partes en las familias<sup>66</sup>.

### 2.1.3.2.3 Modelos de agrupamiento simultáneo de partes y máquinas

Otros modelos muy comunes utilizan el agrupamiento simultáneo de máquinas y productos en celdas de fabricación. Foulds y Wilson<sup>67</sup>, por ejemplo, modelaron el problema de formación de celdas como un conjunto de dos pasos subsecuentes. El primero de ellos computa el tamaño de lote y número de mínimo de máquinas utilizando la fórmula de cantidad económica de pedido y el segundo es una formulación matemática que pretende minimizar los costos de las transferencias intercelulares y de modificación de las máquinas.

Ramabhatta y Nagi<sup>68</sup> presentaron un modelo integrado del problema de formación de celdas de manufactura introducido inicialmente por Nagi, Harhalakis y Proth<sup>69</sup>, que minimiza los movimientos de productos entre las celdas, a la vez que incorpora requerimientos de producción proyectados a largo plazo, restricciones de capacidad, máquinas funcionalmente idénticas y planes de procesos alternativos para la formulación de las celdas de manufactura.

---

Administración de la Producción y Operaciones para una Ventaja Competitiva. Décima Edición. México D. F.: McGraw-Hill Interamericana, 2006; p. 184.

<sup>64</sup> NICOLETTI; NICOSIA y PACIFICI, Op. cit., p. 3.

<sup>65</sup> Ibid.

<sup>66</sup> La supersecuencia común hace referencia a la superposición de las secuencias de producción de cada uno de los productos contenidos en la familia de productos. Ver en: Ibid., p. 4.

<sup>67</sup> FOULDS, L. R. y WILSON, J. M. Approaches to the General Cell Formation Problem. En: Business School Research Series, Paper 2002: 2(2002). ISBN 1-85901-178-0. Loughborough University.

<sup>68</sup> RAMABHATTA, V. y NAGI, R. An Integrated Formulation of Manufacturing Cell Formation with Capacity Planning and Multiple Routings. Baltzer Journals. State University of New York at Buffalo, Department of Industrial Engineering. Disponible en internet: <<http://www.acsu.buffalo.edu/~nagi/pubs/annor.pdf>> (Recuperado el 26 de julio de 2006).

<sup>69</sup> NAGI, R.; HARHALAKIS, G. y PROTH, J. M. Multiple routings and capacity considerations in group technology applications. En: International Journal of Production Research. Vol. 28, No. 12(1990): 2243-2257.

#### 2.1.3.2.3.4 Modelos de optimización multi-objetivo

No obstante la gran cantidad de investigaciones hechas, el modelado del diseño de sistemas de manufactura celular como problema de optimización multi-objetivo ha tenido un gran predominio e importancia en el desarrollo del tema, al menos en los últimos años.

Vakharia y Chang<sup>70</sup>, por ejemplo, desarrollaron una formulación en la que se modela el problema de formación de celdas de manufactura como un problema de asignación clásico de operaciones a grupos de máquinas, cuyo objetivo es el de minimizar los costos de transferencias intercelulares y de tenencia de máquinas en el sistema. Dicha formulación fue luego modificada por Schaller, Selcuk y Vakharia<sup>71</sup>, en dos trabajos distintos, quienes incluyeron costos de mantenimiento de inventarios y de reorden.

Posteriormente, Mungwatanna<sup>72</sup> retomó la formulación mencionada y desarrolló otra asumiendo requerimientos dinámicos y estocásticos de producción, considerando múltiples rutas de proceso para los productos, e incluyendo rubros de costo como el costo de operación y de reubicación de máquinas entre periodos; la cual fue modificada por Ahmed, Tavakkoli y Safei<sup>73</sup>, quienes presentaron un modelo matemático con una función objetivo no lineal.

Como conclusión, si bien el modelamiento matemático tiene grandes ventajas, también sufre de dos limitaciones críticas. La primera es que el número de celdas de máquinas generalmente debe ser especificado con anterioridad, restringiendo significativamente el espectro de posibles soluciones, y la segunda implica que la gran cantidad de variables y restricciones en la formulación de los modelos hace que su solución exija grandes esfuerzos computacionales incluso si se usan técnicas heurísticas y aproximaciones.

---

<sup>70</sup> VAKHARIA, A. J. y CHANG, Y. L. Cell formation in group technology: a combinatorial search approach. En: International Journal of Production Research. Vol. 35, No. 7(1997): 2025-2043.

<sup>71</sup> SCHALLER, J. E.; SELCUK, S. y VAKHARIA, A. J. A methodology for integrating cell formation and production planning in cellular manufacturing. En: Annals of Operations Research. Vol. 77(1998): 1-21. SCHALLER, J. E.; SELCUK ERENGUC, S. y VAKHARIA, A. J. A mathematical approach for integrating the cell design and production planning decisions. En: International Journal of Production Research, Vol. 38, No. 16 (2000): 3953-3971.

<sup>72</sup> MUNGWATANNA, Op. cit.

<sup>73</sup> AHMED, P.; TAVAKKOLI-MOGHADDAM, R. y SAFEI, N. A Comparison of Heuristic Methods for Solving a Cellular Manufacturing Model in a Dynamic Environment. En: Working Paper Series, 2004. University of Wolverhampton.

#### 2.1.3.2.4 Métodos basados en técnicas de inteligencia artificial

La Inteligencia Artificial comenzó como el resultado de la investigación en psicología cognitiva y la lógica matemática, y se ha enfocado sobre la explicación del trabajo mental y construcción de algoritmos de solución a problemas de propósito general.

En manufactura, la inteligencia artificial ha sido implementada en casi todas sus posibles ramas con muy buenos resultados y la formación de celdas de manufactura no es la excepción.

Dentro de los métodos empleados se destacan el uso de redes neuronales artificiales, lógica difusa (*fuzzy*) y algoritmos genéticos, entre otros.

##### 2.1.3.2.4.1 Redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales son sistemas de procesamiento de la información que simulan los procesos de aprendizaje biológico y que están compuestos por una serie de neuronas artificiales interconectadas por las que, de acuerdo con reglas preestablecidas de propagación y aprendizaje, se transfiere la información<sup>74</sup>.

Según Venugopal<sup>75</sup>, las aplicaciones de redes neuronales al diseño de celdas de fabricación que han sido publicadas pueden ser clasificadas sobre la base de tres dimensiones: tipo de entrada, modo de aprendizaje y tipo de modelos usados.

Moon y Chi<sup>76</sup>, por ejemplo, exploraron la capacidad de los modelos neuronales para involucrar factores que tuvieran mayor incidencia en la práctica en la conformación de sistemas de manufactura celular. Posteriormente, Chi y Liu<sup>77</sup> aplicaron redes neuronales artificiales mediante el uso de coeficientes de similitud

---

<sup>74</sup> VENUGOPAL, V. Soft-computing-based approaches to the group technology problem: a state-of-the-art review. En: International Journal of Production Research. Vol. 37, No. 14(1999): 3335-3357; p. 3337.

<sup>75</sup> Ibid., p. 3338.

<sup>76</sup> MOON, Y. B. y CHI, S. C. Generalized Part Family Formation Using Neural Network Techniques. En: Journal of Manufacturing Systems. Vol. 11, No. 3 (1992): 149-159.

<sup>77</sup> CHI, S. C. y LIU, S. Y. "A Flexible Neural Network Approach for Machine Cell Formation". En: IEEE, 0-7803-2559-1(1995): 2064-2069. Kaohsiung Polytechnic Institute. Department of Industrial Management.

para encontrar soluciones relativamente buenas para el problema de formación de celdas de manufactura, resultando en un procedimiento flexible y eficiente.

Yang<sup>78</sup> aplicó una metodología basada en redes neuronales a dos situaciones específicas. En la primera, el agrupamiento se hacía exclusivamente con la información proporcionada por la matriz de incidencia máquina/parte, y luego incluía secuencias de operación, volúmenes de demanda, capacidades de máquina y rutas alternativas de proceso.

Asimismo, Suresh; Slomp y Kaparthi<sup>79</sup> presentaron un abordaje a la implementación de celdas de manufactura y tecnología de grupos mediante el uso de algoritmos de reconocimiento de patrones (*Pattern Recognition*) basados en redes neuronales artificiales.

Ahora, si bien es cierto que el uso de las redes neuronales en muchos campos ha sido extensivo, la implementación de éstas en agrupamientos de maquinas y productos para el diseño de sistemas de manufactura celular es relativamente nuevo y tiene mucha potencialidad explotable<sup>80</sup>.

#### 2.1.3.2.4.2 Lógica difusa (fuzzy)

La mayoría de los métodos de agrupamiento utilizados para la formación de celdas de manufactura asumen que las familias de partes son mutuamente excluyentes y colectivamente exhaustivas<sup>81</sup>, llevando a muchos investigadores a experimentar con modelos *fuzzy* en la implementación de tecnología de grupos a sistemas productivos.

Según Xu y Wang<sup>82</sup>, y Chu y Hayya<sup>83</sup>, pioneros en el tema, mientras algunos productos pertenecen definitivamente a determinadas familias, no siempre puede

---

<sup>78</sup> YANG, Ziyong. Analysis and Design of Cellular Manufacturing Systems: Machine-Part Cell Formation and Operation Allocation. Tesis Doctoral. Case Western Reserve University, Department of Systems, Control and Industrial Engineering. Cleveland (Estados Unidos): 1995.

<sup>79</sup> SURESH, N. C.; SLOMP, J. y KAPARTHI, S. Sequence-dependent clustering of parts and machines: a Fuzzy ART neural network approach. En: International Journal of Production Research. Vol. 37, No. 12(1999): 2793-2816.

<sup>80</sup> SINGH, Op. cit., p. 287.

<sup>81</sup> ZHANG, C. y WANG, H. Concurrent formation of part families and machine cells based on fuzzy set theory. En: Journal of Manufacturing Systems. Vol. 11, No. 1(1992):61-67.

<sup>82</sup> XU, H. y WANG, H. P. Part family formation for GT applications based on fuzzy mathematics. En: International Journal of Production Research. Vol. 27, No. 9(1989): 1637-1651.

<sup>83</sup> CHU, C. H. y HAYYA, J. C. A fuzzy clustering approach to manufacturing cell formation. En: International Journal of Production Research. Vol. 29, No. 7(1991): 1475-1487. Citados por:

ser claro cual es la familia apropiada, ni si deba utilizarse lógica de clasificación binaria para hacerlo.

Por ello, los primeros aplicaron matemática *fuzzy* a este problema introduciendo el concepto difuso tanto en las relaciones entre los productos y las familias de productos como en las relaciones entre las máquinas y las celdas de máquinas.

Asimismo, los segundos emplearon un algoritmo *fuzzy* de agrupamiento *C-medias* en el que *C* debe ser especificado con anterioridad, y compararon el modelo *fuzzy* con el de programación entera y los abordajes heurísticos, siendo el primero claramente mejor que los demás tanto en tiempo de ejecución como en calidad de la solución.

Posteriormente, Tsai, Chu y Barta<sup>84</sup> ilustraron como un método de programación lineal *fuzzy* es usado para modelar y resolver el problema de formación de celdas de manufactura, examinando diferentes funciones de membresía para ver sus impactos sobre el rendimiento computacional. Además, Su<sup>85</sup> desarrolló un sistema multicriterio para resolver el problema de formación de familias de partes con la implementación de la lógica *fuzzy* como metodología para medir la similitud entre dos tipos de productos.

Por otro lado, Susanto, Kennedy y Price<sup>86</sup> incorporaron también el concepto de la fuzzificación al entorno de la tecnología de grupos y tomaron las desventajas del *fuzzy C-means* y lo modificaron utilizando tres estrategias que en general demuestran ser superiores en eficiencia global al algoritmo mencionado.

Finalmente, Li, Chun, Wang y Yan<sup>87</sup> presentaron un algoritmo *fuzzy C-means* mejorado para resolver el problema de formación de celdas de manufactura que integra el algoritmo sustractivo y un procedimiento de selección de solución para producir una solución inicial.

---

SUSANTO, S.; KENNEDY, R. D. y PRICE, J. W. H. A new fuzzy-c-means and assignment-technique-based cell formation algorithm to perform part-type-clusters and machine-type-clusters. Disponible en internet:

<<http://public.rz.fh-wolfenbuettel.de/~hoeppe/bib/paper/Susanto-PPC-10-4.pdf>> (Recuperado 25 de julio de 2006); p.2.

<sup>84</sup> TSAI, C. C., CHU, C. H. y BARTA, T. A. Fuzzy Linear Programming Approach to Manufacturing Cell Formation. En: IEEE, 0-7803-1896-X(1994): 1406-1411. TSAI, C. C., CHU, C. H. y BARTA, T. A. Modelling and analysis of manufacturing cell formation problem with fuzzy mixed-integer programming. En: IIE Transactions. Vol. 29(1997): 533-547.

<sup>85</sup> SU, C. T. A Fuzzy Approach for Part Family Formation. En: IEEE 0-7803-2446-6: 289-292. National Yunlin Institute of Technology. Department of Industrial Management.

<sup>86</sup> SUSANTO; KENNEDY y PRICE, Op. cit.

<sup>87</sup> LI, J.; CHU, C. H.; WANG, Y. y YAN, W. An Improved Fuzzy C-Means Algorithm for Manufacturing Cell Formation. En: IEEE 0-7803-7280-8(2002): 1505-1510.

A modo de resumen, Venugopal<sup>88</sup> publicó en 1999 un estado del arte que sintetiza la literatura sobre el uso de herramientas de computación suave (*Soft Computing*), como redes neuronales y modelos difusos o *fuzzy*, en implementaciones de Tecnología de Grupos, brindando indicaciones para investigaciones futuras en el área.

Lo cierto es que el uso de la lógica *fuzzy*, al igual que las redes neuronales artificiales, ha dado generalmente buenos resultados, aunque no se ha logrado explicar de forma adecuada por qué o cuándo es que estos modelos tienen un mayor rendimiento<sup>89</sup>.

#### 2.1.3.2.4.3 Algoritmos genéticos y computación evolutiva

Los algoritmos genéticos y la computación evolutiva son un logro más de la inteligencia artificial en su intento de replicar comportamientos biológicos mediante la computación. Se trata de algoritmos de búsqueda basados en la mecánica de la selección natural que utilizan las mejores soluciones para encontrar otras nuevas, con la esperanza de mejorar los resultados obtenidos<sup>90</sup>. Sin embargo, pese a ser una técnica para resolver problemas combinatorios con niveles elevados de complejidad, su uso en el diseño de sistemas de manufactura celular es relativamente nuevo<sup>91</sup>.

Unos de los primeros en aplicar algoritmos genéticos fueron Venugopal y Narendran<sup>92</sup>, quienes resolvieron un problema de agrupamiento máquina-componente con múltiples objetivos; y Gupta, Gupta, Kumar y Sundram<sup>93</sup>, que desarrollaron un algoritmo genético para minimizar los movimientos intra e intercelulares.

---

<sup>88</sup> VENUGOPAL, Op. cit.

<sup>89</sup> Ibid., p. 3354.

<sup>90</sup> TOLMOS RODRÍGUEZ-PIÑERO, Piedad. Introducción a los algoritmos genéticos y sus aplicaciones. Disponible en Internet: <<http://www.uv.es/asepuma/jornadas/madrid/J24C.pdf>> (Recuperado el 26 de julio de 2006); p. 1.

<sup>91</sup> CHU, C. H. y TSAI, C. C. A Heuristic Genetic Algorithm for Grouping Manufacturing Cells. *En: IEEE*, 0-7803-6657-3(2001): 310-317; p. 310.

<sup>92</sup> VENUGOPAL, V. y NARENDRAN, T. A genetic algorithm approach to the machine component grouping problem with multiple Objectives. *En: Computer and Industrial Engineering*. Vol. 22, No. 4(1992): 469-480. Citados por: Ibid., p. 310-311.

<sup>93</sup> GUPTA, Y.; GUPTA, M.; KUMAR, A. y SUNDRAM, C. Minimizing total inter-cell and intra-cell moves in cellular manufacturing: a genetic algorithm. *En: International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. Vol. 8, No. 2(1995): 92-101. Citado por: Ibid., p. 310-311.

Luego, Falkenauer<sup>94</sup> y Joines, Culberth y King<sup>95</sup> propusieron metodologías de trabajo novedosas. El primero planteó un algoritmo genético modificado que usa una representación cromosómica específica al problema y operadores genéticos especiales; y los segundos formularon un método para la solución del problema de formación de celdas de manufactura como un problema de programación entera haciendo uso de los algoritmos genéticos.

Morad y Zalzalá<sup>96</sup> también usaron algoritmos genéticos para abordar dos problemas en los sistemas de manufactura: la formación de celdas de manufactura y la producción por lotes, usando criterios como la minimización de movimientos intercelulares, la minimización de las variaciones en las cargas de trabajo entre celdas y la maximización de la similitud entre ellas como parte de una función multi-objetivo. De su trabajo concluyeron que la variación de las ponderaciones relativas que corresponden a cada criterio empleado en el proceso de búsqueda, permite que la metodología sea más eficiente y flexible a los cambios en el ambiente.

No obstante, para Chu y Tsai<sup>97</sup> la mayoría de los estudios publicados sobre algoritmos genéticos aplicados a la formación de celdas de manufactura y tecnología de grupos sufre de tres deficiencias:

1. El rendimiento computacional del algoritmo es altamente dependiente del valor de los parámetros usados. Esto quiere decir que de no seleccionar dichos valores apropiadamente, los resultados podrían ser inaceptables.
2. La formación de familias de productos debe ser determinada subjetivamente o alcanzada usando un método de búsqueda tradicional.
3. La gran mayoría de los estudios no compara los resultados de los algoritmos genéticos con metodologías exactas de solución, razón por la que es imposible evaluar su desempeño<sup>98</sup>.

---

<sup>94</sup> FALKENAUER, E. New representation and operators for GAs applied to Grouping problems. En: Research Report No CP 106-P4. Research Centre for Belgian Metalworking Industries, 1993. Citado por: DIMOPOULOS, C. y ZALZALA, Ams. Optimization of Cell Configuration and Comparisons using Evolutionary Computation Approaches. En: IEEE, 0-7803-4869-9(1998): 148-153. University of Sheffield, United Kingdom. Dept. of Automatic Control and Systems Engineering; p. 149.

<sup>95</sup> JOINES, J.; CULBERTH, C. y KING, R. Manufacturing cell design: an integer programming model employing genetic Algorithms. En: IIE Transactions. Vol. 28, No. 1(1996): 69-85. Citados por: CHU y TSAI, Op. cit., p. 310-311.

<sup>96</sup> MORAD, N. y ZALZALA, Ams. Formulations for Cellular Manufacturing and Batch Scheduling Using Genetic Algorithms. En: UKACC International Conference on CONTROL, Conference Publication No. 427(1996): 473, 478.

<sup>97</sup> CHU y TSAI, Op. cit.

Por ello desarrollaron un algoritmo genético heurístico considerando características específicas de dominio para modelar el problema de formación de celdas de manufactura, obteniendo resultados muy prometedores comparados con los obtenidos a través de algoritmos genéticos clásicos.

Por su parte, otras investigaciones incorporaron elementos novedosos en su metodología de trabajo. Dimopoulos y Zalzalá<sup>99</sup>, por ejemplo, examinaron el problema de diseño de manufactura celular en una planta de una compañía farmacéutica, maximizando el número total de lotes procesados por año y minimizando el costo total proporcional al número de celdas en esta. Asimismo, Wu, Chu, Wang y Yan<sup>100</sup> presentaron un algoritmo genético para dar solución al la formación de celdas que incluye el uso de una estructura cromosómica jerárquica, un esquema de selección novedoso, y un operador de mutación grupal que incrementa la probabilidad de mutación a medida que el algoritmo se estanca.

Finalmente, Ahmed, Tavakkoli-Moghaddam y Safei<sup>101</sup> utilizaron un algoritmo genético para dar solución a un modelo matemático no-lineal entero, cuyo esquema de codificación de cuatro genes estaba formado por matrices bidimensionales. Para ello debieron rediseñar los operadores genéticos de tal forma que pudieran adaptarse a la estructura genética presentada.

En general, como conclusión a los artículos revisados puede afirmarse que los algoritmos genéticos ofrecen ventajas que podrían ser muy convenientes para el diseño de sistemas de manufactura celular<sup>102</sup>, y, que a diferencia de los algoritmos genéticos clásicos, aquellos que incluyen elementos de conocimiento de dominio y son construidos específicamente para el problema, han demostrado ser más efectivos a la hora de encontrar configuraciones de celdas más apropiadas<sup>103</sup>.

#### 2.1.3.2.4 Otras técnicas de Inteligencia Artificial

Existen otras técnicas de inteligencia artificial como el recocido simulado (*Simulated Annealing*), la búsqueda de tabú (*Tabu Search*) y técnicas mixtas que

---

<sup>98</sup> Adaptado de: CHU y TSAI, Op. cit., p. 311.

<sup>99</sup> DIMOPOULOS y ZALZALA, Op. cit.

<sup>100</sup> WU; CHU; WANG y YANG, Op. cit.

<sup>101</sup> AHMED; TAVAKKOLI-MOGHADDAM y SAFEI, Op. cit.

<sup>102</sup> Ver en:

- ABDUELMOLA, Op. cit., p.145.
- MUNGWATANNA, Op. cit., p. 106.
- VENUGOPAL, Op. cit., p. 3354.

<sup>103</sup> DIMOPOULOS y ZALZALA, Op. cit., p. 149.

han sido implementadas con algún grado de éxito al problema de formación de celdas de manufactura.

Lee y Wang<sup>104</sup>, y Venugopal y Narendran<sup>105</sup>, en trabajos distintos, usaron recocido simulado para conformar sistemas de manufactura celular, describiéndolo como un problema de programación entera y sometándolo a experimentación en sistemas productivos reales. Posteriormente, Abdueimola<sup>106</sup> modeló el problema de formación de celdas de manufactura basado en la razón de productividad del sistema (entradas/salidas) considerando variables como el volumen de producción, precios de venta de los productos y capacidades de máquina e implementó el recocido simulado como técnica de búsqueda para darle solución.

Por su parte, Vakharia y Chang<sup>107</sup>, y Mungwatanna<sup>108</sup> desarrollaron modelos heurísticos para el agrupamiento simultáneo de productos y máquinas mediante el uso de recocido simulado y la compararon con modelos de programación matemática para evaluar su rendimiento. Los primeros utilizaron una formulación que incluye los costos de máquina y de transferencias intercelulares y el último una formulación para sistemas productivos con requerimientos de producción dinámicos e inciertos y con la presencia de flexibilidad de ruta.

Luego, Ahmed, Tavakkoli-Moghaddam y Safei<sup>109</sup> desarrollaron tres métodos heurísticos basándose en poderosas técnicas de búsqueda combinatoria (recocido simulado, búsqueda tabú y algoritmos genéticos), para dar solución al problema de formación de celdas de manufactura modelado como un problema no lineal.

Adicionalmente, trabajos como los de Suresh, Slomp y Kaparthi<sup>110</sup>, y Zhao, Tsujimura y Gen<sup>111</sup> indagaron sobre el uso de técnicas mixtas en el problema de investigación. Los primeros propusieron redes neuronales con aplicaciones de elementos de entrada y ponderaciones *fuzzy*, y los segundos un algoritmo genético con un esquema de codificación matricial y función de aptitud especialmente diseñados para el agrupamiento difuso (*fuzzy*).

---

<sup>104</sup> LEE, S. y WANG, H.P. Manufacturing cell formation: A dual-objective simulated annealing approach. En: International Journal of Advanced Manufacturing Technology. Vol. 7(1992): 314-320.

<sup>105</sup> VENUGOPAL V. y NARENDRAN, T. Cell formation in manufacturing systems through simulated annealing: an experimental evaluation. En: European Journal of Operational Research. Vol. 63, No. 3(1992):409-422. Citados por: MUNGWATANNA, Op. cit., p. 39.

<sup>106</sup> ABDUELMOLA, Op. cit.

<sup>107</sup> VAKHARIA y CHANG, Op. cit.

<sup>108</sup> MUNGWATANNA, Op. cit.

<sup>109</sup> AHMED; TAVAKKOLI y SAFEI, Op. cit.

<sup>110</sup> SURESH; SLOMP y KAPARTHI, Op. cit.

<sup>111</sup> ZHAO, L.; TSUJIMURA, Y. y GEN, M. Genetic Algorithm for Fuzzy Clustering. En: IEEE, 0-7803-2902-3(1996): 716-719. Ashikaga Institute of Technology, Japón.

Lo cierto es que si bien las aplicaciones de las técnicas que emplean conceptos de inteligencia artificial al problema en cuestión han sido numerosas, existen oportunidades suficientes para trabajos de investigación en modelos heurísticos e híbridos, como algoritmos genéticos con lógica difusa o redes neuronales, que se complementen y que permitan el manejo de funciones multi-objetivo de gran complejidad<sup>112</sup>.

#### 2.1.3.2.5 Otros Modelos Heurísticos

Gran variedad de modelos heurísticos han sido desarrollados en la literatura disponible para dar solución al problema de formación de celdas de manufactura.

Harhalakis, Nagi y Proth<sup>113</sup>; Geoffrey, Chen, Chanagchit y Richard<sup>114</sup>; Minis, Harhalkis y Jajodia<sup>115</sup>, y Logendran<sup>116</sup> desarrollaron metodologías para la formación de celdas de manufactura que intentaban minimizar el flujo de material entre celdas.

Por su parte, Wei y Gaither<sup>117</sup> extendieron la heurística de objetivo único de Kumar y Vanelli<sup>118</sup> a una de múltiples objetivos cuyos resultados arrojaron una media de 96% de la solución óptima. Tales objetivos eran la minimización de costos como cuellos de botella y desequilibrios de carga intra e intercelular y la maximización de la utilización media de la celda.

---

<sup>112</sup> VENUGOPAL, Op. cit., p. 3354.

<sup>113</sup> HARHALAKIS, G.; NAGI, R. y PROTH, J. M. An efficient heuristic in manufacturing cell formation for group technology applications. En: International Journal of Production Research. Vol. 28, No. 1(1990): 185-198.

<sup>114</sup> GEOFFREY, O. O.; CHEN, M.; CHANAGCHIT, C. y RICHARD, L. S. Manufacturing system cell formation and evaluation using a new inter-cell reduction heuristic. En: International Journal of Production Research. Vol. 30, No. 5(1992): 1101-1118.

<sup>115</sup> MINIS, I., HARHALAKIS, G. y JAJODIA, S. Manufacturing cell formation with multiple, functionally identical machines. En: Manufacturing Review. Vol. 3, No. 4(1990): 252-261.

<sup>116</sup> LOGENDRAN, R. A workload based model for minimizing total intercell and intracell moves in cellular manufacturing. En: International Journal of Production Research. Vol. 28, No. 5(1990): 913-925.

<sup>117</sup> WEI, J. C. y GAITHER, N. A capacity constrained multi-objective cell formation method. En: Journal of Manufacturing Systems. Vol. 9(1990): 222-232.

<sup>118</sup> KUMAR, K. R. y VANNELLI, A. Strategic subcontracting for efficient disaggregated manufacturing. En: International Journal of Production Research. Vol. 25, No. 12(1987): 1715-1728.

#### 2.1.4 Consideraciones generales sobre el diseño de sistemas de manufactura celular

Según Mahadevan y Venkataramanaiah<sup>119</sup>, la exploración sobre el tema de formación de celdas de manufactura se encuentra en transición entre la fase de crecimiento rápido y la de madurez. Esto implica que en dicha transición los investigadores deben replantear sus objetivos de estudio para que coincidan con la realidad emergente en la que se desenvuelven las organizaciones.

Acerca de esto, Jonson y Wemerlöv<sup>120</sup> realizaron un estudio en 150 empresas ubicadas en seis estados diferentes de los Estados Unidos y encontraron que la mayoría de las plantas había alcanzado resultados positivos con la manufactura celular y que tenía intenciones de continuar empleándola.

Sin embargo, es importante para las organizaciones que en el diseño de las celdas se incorporen estrategias que justifiquen el costo y que incluyan mayor cantidad de información acerca de los sistemas productivos, especialmente relativa a operaciones involucradas con el servicio.

## 2.2 SOLUCIÓN DE PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA

De manera general, se dice que un problema combinatorio es del tipo  $P$  si puede resolverse a través de algoritmos que implican tiempos de proceso polinomiales, es decir, que crecen de forma polinomial, en función del tamaño del problema; y  $NP$  si, por el contrario, esto no es posible<sup>121</sup>. Además, si el tiempo necesario para encontrar la solución crece exponencialmente, el problema se conoce como *NP-Completo* o *NP-duro*.

Considérese, por ejemplo, el problema de agrupar 10 productos en 3 familias, para el que existen  $3^{10} = 59.049$  formas de hacerlo; el problema de agrupar 20 productos en 3 familias de producto, para el que existen  $3^{20} = 3.486.784.401$  formas de hacerlo; y el de agrupar 30 productos en 3 familias de producto, para el

---

<sup>119</sup> MAHADEVAN y VENKATARAMANAIAH, Op. cit., p. 17.

<sup>120</sup> JOHNSON y WEMMERLÖV, Op. cit., p. 272.

<sup>121</sup> FERNÁNDEZ-BAÑOS MARÍN, Ignacio. Programación de la secuencia de fabricación en una máquina, con tiempos de preparación variables, mediante la aplicación de Algoritmos Genéticos. Proyecto de Fin de Carrera de Ingeniería Industrial. Escola Tècnica Superior d'Enginyeria Industrial de Barcelona. Barcelona (España): 2003. Disponible en Internet: <<http://biblioteca.upc.es/PFC/arxiu/migrats/31132-1.pdf#search=%22%22programacion%20de%20la%20secuencia%20de%20fabricacion%22%20inurl%3Apdf%22>> (Recuperado el 13 de septiembre de 2006); p. 17.

que existen  $3^{30} = 205.891.132.094.649$  formas de hacerlo, cantidad que crece exponencialmente en función tanto del número de productos como del número de celdas o familias a conformar.

Así, dependiendo de la complejidad en la formulación, encontrar la mejor solución en el conjunto de posibles alternativas podría requerir tiempos computacionales excesivos, en muchos casos, virtualmente imposibles.

Debido a esto, los métodos de resolución de tipo combinatorios, como el de formación de celdas de manufactura, pueden clasificarse en dos grandes categorías: los métodos exactos y los métodos heurísticos aproximados<sup>122</sup>. Los primeros son técnicas de programación matemática que garantizan generalmente la solución óptima de un problema dado pero que en el proceso pueden requerir enormes esfuerzos computacionales. Los segundos, en cambio, son metodologías que, si bien no garantizan la mejor solución, diseñadas especialmente para encontrar una respuesta satisfactoria en tiempos razonablemente cortos.

### 2.2.1 Métodos exactos

Los métodos exactos son una potente técnica de modelado que se usa generalmente como soporte a los procesos de toma de decisiones y que consta de algunas etapas básicas para su definición.

La primera consiste en identificar la intención del modelo, aquello que se pretende lograr con su implementación, las decisiones a tomar y las variables que las definen. Posteriormente, la segunda etapa supone definir aquellas relaciones entre las variables que restringen el conjunto de posibles soluciones al problema para que, en el tercer paso, se asigne a éste una relación costo/beneficio o función objetivo consistente con el problema y se proceda a su solución<sup>123</sup>.

Dentro de los métodos más usados se encuentran la programación lineal y la programación entera, sobre las que se profundiza más adelante, así como la

---

<sup>122</sup> Ibid., p. 17.

<sup>123</sup> CASTILLO, Enrique; CONEJO, Antonio J.; PEDREGAL, Pablo; GARCÍA, Ricardo y ALGUACIL, Natalia. Formulación y Resolución de Modelos de Programación Matemática en Ingeniería y Ciencia, 2002. Disponible en internet:

<<http://departamentos.unican.es/macc/personal/profesores/castillo/Libro/LibroCompleto.pdf#search=%22%22formulacion%20y%20resolucion%20de%20modelos%22%20inuri%3Apdf%22>>

(Recuperado el 22 de agosto de 2006); p. 3.

programación dinámica, la programación no lineal y programación estocástica, entre otras.

La programación dinámica es una técnica matemática útil para tomar una sucesión de decisiones interrelacionadas que proporciona un procedimiento sistemático que ayuda a determinar la combinación óptima de dichas decisiones con un ahorro computacional significativo<sup>124</sup>. La programación no lineal se utiliza en aplicaciones que incluyen comportamientos no lineales que no pueden ser ignorados ni transformados, y aunque no existe un algoritmo general eficiente que se pueda utilizar para resolverlas, se han logrado importantes avances en la solución de problemas que incluyen programación cuadrática<sup>125</sup>. Finalmente, la programación de tipo estocástico sirve de marco para la optimización de problemas en los que los parámetros se comportan de acuerdo con una distribución de probabilidad, y tiene por objetivo es encontrar una solución factible que maximice el valor esperado de una función específica<sup>126</sup>.

### 2.2.1.1 PROGRAMACIÓN LINEAL

De acuerdo con Hillier y Lieberman<sup>127</sup>, el desarrollo de la programación lineal ha sido uno de los avances científicos más importantes de mediados del siglo XX y como herramienta le ha ahorrado millones de dólares a muchas organizaciones en los países industrializados del mundo.

La programación lineal es una de las áreas más importantes de la matemática aplicada y se ha implementado en campos tan diversos como la ingeniería, la medicina, la economía, las finanzas y la administración, entre otros, en temas que van desde la programación de la producción de una planta hasta el diseño de una terapia de radiación.

En su forma más común, la programación lineal abarca el “problema general de asignar recursos limitados entre actividades competitivas de la mejor manera posible”<sup>128</sup> y consiste en encontrar el nivel de actividad que maximice (o minimice)

---

<sup>124</sup> HILLIER, Frederick S. y LIEBERMAN, Gerald J. Investigación de Operaciones. Séptima Edición. México, D.F.: McGraw-Hill, 2002; p. 568.

<sup>125</sup> Ibid., p. 706.

<sup>126</sup> PHILPOTT, Andy. Stochastic Programming Introduction. Comité on Stochastic Programming (COSP). Disponible en internet:

<<http://stoprog.org/>> (Recuperado el 17 de octubre de 2006).

<sup>127</sup> HILLIER y LIEBERMAN, Op. cit., p. 26.

<sup>128</sup> Ibid., p. 26.

la función lineal establecida como objetivo, en un conjunto de posibles soluciones que puede ser finito o infinito<sup>129</sup>.

Cabe mencionar que para que un problema sea lineal, todas las funciones simbólicas matemáticas del modelo, es decir, tanto la función objetivo como las restricciones, deben ser funciones lineales.

#### 2.2.1.1.1 Supuestos de la programación lineal<sup>130</sup>

Los supuestos de toda formulación en programación lineal son:

- **Proporcionalidad:** la contribución de la actividad  $j$  tanto al valor de la función objetivo como al lado izquierdo de cada restricción funcional es proporcional al valor asumido por la variable relacionada con ésta.
- **Aditividad:** “cada función en un modelo de programación lineal es la suma de las contribuciones individuales de las actividades respectivas”<sup>131</sup>.
- **Divisibilidad:** las variables de decisión pueden tomar cualquier valor real que satisfaga las restricciones funcionales definidas y las de no-negatividad.
- **Certidumbre:** los valores asignados a los datos de entrada en un problema de programación lineal con constantes y conocidos.

#### 2.2.1.1.2 Forma general de un problema de programación lineal<sup>132</sup>

La forma más general de un problema de programación lineal consiste en maximizar o minimizar la siguiente medida global de efectividad (función objetivo):

$$Z = f(x) = \sum_{j=1}^n c_j x_j \quad (1)$$

---

<sup>129</sup> CASTILLO; CONEJO; PEDREGAL; GARCÍA y ALGUACIL, Op. cit., p. 75.

<sup>130</sup> Tomado de: HILLIER y LIEBERMAN, Op. cit., p. 36-44.

<sup>131</sup> Tomado de: Ibid., p. 40.

<sup>132</sup> Tomado de:

- CASTILLO; CONEJO; PEDREGAL; GARCÍA y ALGUACIL, Op. cit., p. 76.
- HILLIER y LIEBERMAN, Op. cit., p. 32.

Sujeta a:

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j = b_i; \quad l = 1, 2, \dots, p-1 \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \geq b_i; \quad l = p, \dots, q-1 \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \leq b_i; \quad l = q, \dots, m \quad (4)$$

$$x_j \geq 0 \quad (\text{No-negativas}) \quad \forall j \quad (5)$$

Donde,

- Z** : Valor de la medida global de efectividad (función objetivo).
- $x_j$**  : Nivel de la actividad  $j$  (para  $j = 1, 2, \dots, n$ ).
- $c_j$**  : Incremento en  $Z$  al aumentar una unidad en el nivel de la actividad  $j$ .
- $b_i$**  : Cantidad de recurso  $i$  disponible para asignar a las actividades (para  $i = 1, 2, \dots, m$ ).
- $a_{ij}$**  : Cantidad del recurso  $i$  consumido por cada unidad de la actividad  $j$ .
- $p, q$**  : Enteros positivos tales que  $1 \leq p \leq q \leq m$

### 2.2.1.1.3 Solución de problemas de Programación Lineal

Una de las razones por las que la programación lineal se emplea tan ampliamente es la existencia de un algoritmo excepcionalmente eficiente que, en forma rutinaria, resuelve los problemas prácticos: el método simplex<sup>133</sup>.

---

<sup>133</sup> Ibid., p. 309.

Dicho método, desarrollado por George Dantzig en 1947, es un algoritmo algebraico iterativo que inicia con una función a minimizar (o maximizar) y un conjunto de restricciones que normalmente no verifican las condiciones esperadas. En la primera etapa de éste, se transforma el conjunto de restricciones en otro con términos independientes no negativos, para luego, en la etapa conocida como de iteraciones estándar, hacer que se eliminen los coeficientes en la función de optimización transformada mientras que se conservan los términos independientes no negativos. Si esto es posible, se obtiene la solución óptima, de lo contrario el problema es no acotado o no factible<sup>134</sup>.

Otras metodologías de solución para este tipo de problemas son el simplex revisado, el simplex dual y el método de punto interior<sup>135</sup>.

#### 2.2.1.1.4 Consideraciones generales sobre la programación lineal

En general, los modelos de programación lineal abarcan una gran variedad de problemas específicos y el método simplex, con sus respectivas modificaciones, es un algoritmo bastante eficiente para su solución.

Sin embargo, el uso de la programación lineal no siempre es conveniente. Tal es el caso de formulaciones tan sencillas que pueden resolverse de manera mucho más eficiente mediante algoritmos simplificados<sup>136</sup>. Además, la no satisfacción de alguno de los cuatro supuestos de ésta es bastante frecuente en las aplicaciones prácticas<sup>137</sup>.

Por tal razón existen modelos alternativos de programación matemática como la programación entera y entera mixta.

---

<sup>134</sup> CASTILLO; CONEJO; PEDREGAL; GARCÍA y ALGUACIL, Op. cit., p. 119, 122.

<sup>135</sup> Para mayor información sobre los métodos de solución de problemas de programación lineal, consultar en:

- Ibid., p. 119-162.
- HILLIER y LIEBERMAN, Op. cit., p. 109-404.

<sup>136</sup> Ibid., p. 391.

<sup>137</sup> Ibid., p. 43.

### 2.2.1.2 PROGRAMACIÓN ENTERA

Una limitación importante de la programación lineal que impide su uso en múltiples aplicaciones es la suposición de divisibilidad. Dicha suposición indica que las variables de decisión pueden tomar valores no enteros cuando, en gran cantidad de problemas prácticos, éstas solo tienen sentido de ser así.

En esencia, un problema de programación entera o entera mixta es un problema de programación lineal en el que algunas o todas las variables de decisión pertenecen al conjunto de los números enteros o binarios<sup>138</sup>. Según Hillier y Lieberman<sup>139</sup>, las variables de tipo binario son un mecanismo eficaz para el modelado de no linealidades que aparecen con frecuencia en ingeniería y tienen la siguiente estructura:

$$x_j \quad : \quad \begin{array}{l} 1, \text{ si la decisión } j \text{ es si;} \\ 0, \text{ si la decisión } j \text{ es no.} \end{array}$$

#### 2.2.1.2.1 Solución de problemas de programación entera

Para la solución de problemas de programación entera o entera mixta existen dos grandes enfoques metodológicos: las técnicas de ramificación y acotamiento, y las técnicas con generación de planos cortantes<sup>140</sup>.

En general, las técnicas de ramificación y acotamiento se han aplicado con algún grado de éxito a diversos problemas en la investigación de operaciones, pero son mucho más conocidas por su uso en problemas de programación entera<sup>141</sup>. Dichas técnicas consisten en dividir el problema en subproblemas cada vez más pequeños, haciendo una partición del conjunto completo de soluciones factibles en subconjuntos menores, y encontrar la mejor solución en cada uno de estos, descartando aquellos cuya cota indique que no pueden contener soluciones óptimas al problema original<sup>142</sup>.

---

<sup>138</sup> CASTILLO; CONEJO; PEDREGAL; GARCÍA y ALGUACIL, Op. cit., p. 163.

<sup>139</sup> HILLIER y LIEBERMAN, Op. cit., p. 577-578.

<sup>140</sup> Para mayor información sobre los métodos empleados para la solución de problemas de programación entera consultar en:

- CASTILLO; CONEJO; PEDREGAL; GARCÍA y ALGUACIL, Op. cit., p. 163-186.
- HILLIER y LIEBERMAN, Op. cit., p. 576-653.

<sup>141</sup> Ibid., p. 604.

<sup>142</sup> Ibid., p. 605.

Por su parte, los métodos que se centran en la generación de planos cortantes, como el procedimiento de los cortes de Gomory, añaden de forma iterativa planos que reducen la región factible sin excluir soluciones que cumplan con las condiciones de optimalidad<sup>143</sup>.

No obstante, debido a los grandes esfuerzos computacionales requeridos, tanto los algoritmos que se apoyan exclusivamente en planos cortantes como los que utilizan las técnicas de ramificación y acotamiento han resultado ser poco satisfactorios en la práctica.

Por ello se han implementado enfoques algorítmicos combinados, denominados de ramificación y cortadura, con resultados mucho más eficientes en problemas de gran escala<sup>144</sup>.

#### 2.2.1.2.2 Consideraciones generales sobre la programación entera

Un problema de programación entera cuya región factible sea acotada tiene un número finito de soluciones factibles<sup>145</sup>. De hecho, un problema de programación entera tiene menos soluciones que la formulación lineal del problema, incluyendo el supuesto de divisibilidad.

Sin embargo, como se sabe, los números finitos pueden ser astronómicamente grandes y ello no necesariamente asegura que el problema puede resolverse. En un caso sencillo de programación entera con  $n$  variables binarias existen  $2^n$  soluciones a considerar, excluyendo algunas por violar las restricciones funcionales, lo que se conoce como crecimiento exponencial, razón por la que ni los mejores algoritmos garantizan la solución de todos los problemas relativamente pequeños (con menos de 100 variables binarias o enteras)<sup>146</sup>.

Debido a esto, una forma de tratar con los grandes problemas de programación entera es con los algoritmos heurísticos aproximados o meta heurísticos que, aunque no garantizan alcanzar una solución óptima, tienden a ser considerablemente más efectivos<sup>147</sup>.

---

<sup>143</sup> CASTILLO; CONEJO; PEDREGAL; GARCÍA y ALGUACIL, Op. cit., p. 175.

<sup>144</sup> HILLIER y LIEBERMAN, Op. cit., p. 630.

<sup>145</sup> Ibid., p. 600.

<sup>146</sup> Ibid., p. 600.

<sup>147</sup> Ibid., p. 604.

## 2.2.2 Métodos heurísticos aproximados

Según Mungwatanna<sup>148</sup>, los algoritmos heurísticos son usados frecuentemente como procedimientos alternativos a las técnicas de optimización por las siguientes razones:

1. La mayoría de los modelos matemáticos son inviables, computacionalmente hablando, para problemas de tamaños realistas.
2. Las funciones objetivo y restricciones de algunos modelos matemáticos no pueden ser formuladas como relaciones lineales, y como consecuencia, su solución puede ser extremadamente difícil.

En general, los métodos heurísticos aproximados pueden clasificarse en dos tipos: los métodos directos, también llamados constructivos, y los algoritmos de exploración de entornos (búsqueda local)<sup>149</sup>.

Los directos o constructivos son procedimientos que construyen la solución de forma progresiva y que generalmente son muy rápidos, pero que no garantizan soluciones buenas con respecto a cambios pequeños a nivel local. En cambio, los algoritmos de exploración de entornos, a partir de una solución en curso generan un entorno formado por soluciones vecinas y eligen entre estas una nueva, guardándose a lo largo del proceso la mejor solución encontrada.

Entre los métodos aproximados de búsqueda local se encuentran la búsqueda tabú, el recocido simulado y los algoritmos genéticos, siendo éstos últimos, por las innumerables ventajas que a continuación se discuten, el abordaje metodológico de solución escogido para el desarrollo de este trabajo de grado.

### 2.2.2.1 ALGORITMOS GENÉTICOS

Si bien otros destacados personajes ya habían intuido la relación beneficiosa entre el concepto de evolución y la computación, la creación de los algoritmos genéticos se le atribuye al científico John Holland, quien los desarrolló junto con sus colegas

---

<sup>148</sup> MUNGWATANNA, Op. cit., p. 36.

<sup>149</sup> FERNÁNDEZ, Op. cit., p. 20.

y alumnos de la Universidad de Michigan, cuando impartía un curso llamado “teoría de sistemas adaptativos” en la década de los sesenta <sup>150</sup>.

Su propósito original, contrario a lo sucedido con las estrategias evolutivas, no era diseñar algoritmos que resolvieran problemas concretos sino estudiar el fenómeno de la adaptación tal y como ocurre en la naturaleza y desarrollar vías de extrapolar esos mecanismos de adaptación natural a los sistemas computacionales <sup>151</sup>.

Entonces, los algoritmos genéticos pueden definirse como algoritmos de búsqueda y aprendizaje inspirados en los procesos de evolución natural y evolución genética que combinan la supervivencia de los más fuertes con un intercambio estructurado y aleatorio de características entre individuos de una población de posibles soluciones, y que, debido a esto, son ampliamente utilizados como aplicación en la resolución de problemas de optimización en diversos campos <sup>152</sup>.

#### 2.2.2.1.1 Introducción a los algoritmos genéticos

Todo organismo vivo está formado por una o más células cuyo núcleo contiene una especie de paquetes llamados cromosomas, en los que se almacena la información genética codificada en términos de moléculas de ADN o genes. Los genes pueden definirse como las unidades básicas de transmisión hereditaria en los seres vivos, y genotipo se le denomina al conjunto de los genes contenidos en un individuo, que son producto de la herencia tanto maternal como paternal <sup>153</sup>.

En términos generales, la reproducción sexual puede ser descrita como la constitución de complejos de cromosomas diploides <sup>154</sup> descendientes lo suficientemente variables como para mejorar las capacidades de la especie

---

<sup>150</sup> VENTOSO R., Javier. Algoritmos Genéticos (I). Artículo publicado en la revista Sólo Programadores, Num. 89, 2001. Disponible en Internet: <[http://www.texelfactory.com/extras/Genetic\\_Algorithms\\_1.pdf](http://www.texelfactory.com/extras/Genetic_Algorithms_1.pdf)> (Recuperado el 24 de octubre de 2006); p. 1.

<sup>151</sup> TOLMOS, Op. cit., p. 2.

<sup>152</sup> YOLIS, E., BRITOS, P., SICRE, J., SERVETTO, A., GARCÍA-MARTÍNEZ, R. Y PERICHINSKY, G. Algoritmos Genéticos aplicados a la Categorización Automática de Documentos. Disponible en Internet: <<http://www.itba.edu.ar/capis/webcapis/RGMITBA/comunicacionesrgm/cacic2003-categorizaciondedocumentosusandoag.pdf>> (Recuperado el 24 de octubre de 2006); p. 4.

<sup>153</sup> LISKER, Rubén., ALMENDARES, Salvador. Introducción a la Genética Humana. México D.F.: Editorial El Manual Moderno S.A. de C.V., 1994; p. 14.

<sup>154</sup> Las células *diploides* son aquellas que tienen el número normal de cromosomas de la especie.

mediante la combinación o cruce de dos células reproductivas haploides<sup>155</sup> conocidas como gametos.

Algunos biólogos creen que la reproducción sexual surgió como un mecanismo de protección del material genético y que por esta razón se hizo tan importante para la evolución de las especies<sup>156</sup>. Según dicen, la posibilidad de generar una copia de la información contenida en los cromosomas, a partir de la cual se pudieran hacer reparaciones en las secuencias de ADN, fue vital para el desarrollo y conquista de ecosistemas no aptos biológicamente para la supervivencia. Al mismo tiempo, la posibilidad de generar infinitas combinaciones genéticas durante la reproducción amplió de una forma impresionante la capacidad de superar presiones de selección que para miembros idénticos de un mismo linaje parental no apto serían mortales.

Adicional a esto, la descendencia está sujeta a mutaciones o alteraciones del material genético que pueden ser transmitidas por herencia o por simples errores de copia pero que sirven para incrementar la diversidad, evitando el estancamiento de la especie y la deriva genética<sup>157</sup>.

Imitando la mecánica de la evolución biológica en la naturaleza, los algoritmos genéticos operan sobre una población de individuos, a los que se conoce como cromosomas, que a menudo se codifican como cadenas de bits, y que representan una posible solución a un problema específico<sup>158</sup>. Los cromosomas están compuestos por genes que determinan el valor dado a cada elemento particular dentro del esquema de codificación de cada individuo y el genotipo de este es simplemente la configuración de la cadena de bits que lo identifica<sup>159</sup>.

Por su parte, el operador de cruce consiste en un intercambio de material genético entre los cromosomas de dos padres seleccionados de forma aleatoria, pero teniendo generalmente en cuenta sus niveles de aptitud, mientras que el operador de mutación puede considerarse como una permutación en uno o varios bits que modifica la estructura genética de los individuos engendrados.

Así, como en su espejo biológico, los operadores genéticos son herramientas a través de las cuales un algoritmo genético puede desplazar la población de

---

<sup>155</sup> Las células *haploides* son aquellas que tienen la mitad del número normal de cromosomas de la especie. Generalmente se trata de células reproductivas.

<sup>156</sup> FUTUYMA, D. *Evolutionary Biology*. Tercera Edición. Sinauers Associates Inc, 1998; p. 606-612.

<sup>157</sup> Diccionario de la Lengua Española. Real Academia Española. Disponible en Internet: <<http://www.rae.es/>> (Recuperado el 19 de octubre de 2006).

<sup>158</sup> YOLIS; BRITOS; SICRE; SERVETTO; GARCÍA-MARTÍNEZ y PERICHINSKY, Op. cit., p. 5.

<sup>159</sup> TOLMOS, Op. cit., p. 5.

individuos con la que cuenta por el universo de posibles soluciones al problema dado y encontrar aquella que satisface las necesidades de éste en tiempos razonablemente cortos<sup>160</sup>.

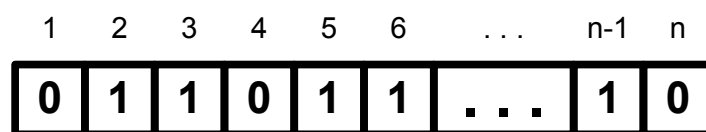
### 2.2.2.1.2 Elementos de un algoritmo genético

#### 2.2.2.1.2.1 Esquema de Codificación

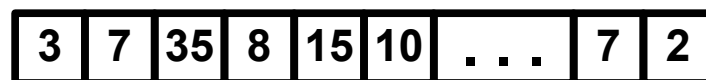
El esquema de codificación en un algoritmo genético hace referencia a la información que identifica a los individuos como posibles soluciones a un problema dado y a la manera en que ésta es almacenada y manipulada por el algoritmo.

En sus primeros trabajos, Holland representaba las soluciones como cadenas de números binarios (ver figura 1) que por su sencillez se han convertido en el esquema de codificación más utilizado por los investigadores, y que en los que los operadores de cruce y mutación funcionan a nivel de bits<sup>161</sup>. Otras formas de codificar la información en un algoritmo genético van desde el uso de números enteros y reales (ver figura 1) hasta la adopción de estructuras más complejas como matrices y árboles, pero requieren un rediseño y adaptación cuidadosa de los operadores genéticos para el funcionamiento del algoritmo.

Figura 1. Algunos esquemas de codificación utilizados en algoritmos genéticos.



Representación binaria de un cromosoma



Representación NO-binaria de un cromosoma

<sup>160</sup> VENTOSO, Op. cit., p. 3.

<sup>161</sup> Ibid., p. 6.

En general, escoger equivocadamente el esquema de codificación puede disminuir sustancialmente el rendimiento de un algoritmo genético, haciendo que se tarde más en encontrar una solución o que simplemente no converja, es decir, que yerre aleatoriamente por efecto de las mutaciones y de los cruzamientos sin llegar a un punto estable.

Sobre esto, algunos estudiosos han argumentado que, aunque la representación binaria es una buena opción para determinado tipo de problemas, ésta puede resultar bastante ineficiente y engorrosa para espacios de búsqueda que estén mejor representados por otro tipo de esquema<sup>162</sup>.

Lo cierto, es que la codificación del material genético en los individuos puede hacerse como mejor convenga, siempre y cuando se estructuren e implementen correctamente la función de aptitud y demás operadores, de tal forma que todas o la mayoría de las soluciones cumplan con las restricciones operativas del problema y se favorezca la operación del algoritmo<sup>163</sup>.

#### *2.2.2.1.2 Generación de la Población inicial*

Existen dos maneras de generar el código genético de la población inicial, que será la población base de las sucesivas generaciones del algoritmo. La primera de éstas consiste en concebir la estructura de cada individuo de forma aleatoria mientras la segunda implica diseñar e implementar procedimientos heurísticos para la construcción de soluciones iniciales.

Sin embargo, es importante mencionar que un algoritmo genético cuya población inicial sea generada a través de métodos constructivos tenderá a converger más rápidamente aunque con mayores riesgos de hacerlo hacia un óptimo local si no se garantiza una diversidad estructural de las soluciones, tal que representen a buena parte del conjunto de posibles soluciones<sup>164</sup>.

---

<sup>162</sup> DIMOPOULOS y ZALZALA, Op. cit., p. 149.

<sup>163</sup> SANZ HERNANZ, David y VALLE MILLÁN, David. Algoritmos Genéticos. 2º Ciclo Inteligencia Artificial I, Curso 2004–2005. Universidad de Valladolid, E.T.S. Ingeniería Informática; p. 7.

<sup>164</sup> VENTOSO, Op. cit., p. 5.

### 2.2.2.1.2.3 Función de Aptitud

Un buen diseño de la función de aptitud, también conocida como función de adaptación, resulta extremadamente importante para el correcto funcionamiento de un algoritmo genético. Ésta debe reflejar que tan bueno o no es un individuo como solución a un problema dado y determina en buena medida si habrá de transmitir su material genético a las siguientes generaciones o si habrá de ser eliminado<sup>165</sup>.

Una de las grandes ventajas de los algoritmos genéticos sobre otras metodologías heurísticas es que su función de aptitud puede ser la misma función que se desea optimizar o función objetivo y no es necesario ningún conocimiento matemático complejo adicional que implique integración, derivación, etc.<sup>166</sup>.

No obstante, en ciertos problemas de optimización combinatoria, buena parte de las soluciones generadas como consecuencia de la implementación de los operadores de selección, cruce y mutación representan soluciones no válidas, es decir, que no cumplen con al menos una de las restricciones operativas de la formulación, lo cual dificulta enormemente la evaluación de su aptitud y afecta el funcionamiento del algoritmo.

Para lidiar con este inconveniente existen dos caminos. Uno implica la transformación de los individuos no válidos en soluciones factibles mediante un procedimiento reconstructivo al que suele denominársele operador reparador, mientras que el segundo consiste en no considerar los cromosomas no factibles como tales, y penalizar su aptitud para luego efectuar normalmente los cruces y mutaciones hasta obtener individuos que si cumplan con las restricciones operativas. Dicha penalización puede hacerse ya sea con una cantidad proporcional al número de restricciones violadas o utilizando el costo asociado con la reconstrucción de los mismos<sup>167</sup>.

---

<sup>165</sup> COTTONE, Andrea. Estudio de una Herramienta de Obtención de Sub-óptimos Basada en Algoritmos Genéticos. Trabajo final Especialidad en Ingeniería de Sistemas Expertos. Instituto Tecnológico de Buenos Aires, ITBA, 2004. Disponible en Internet: <<http://www.itba.edu.ar/capis/epg-tesis-y-tf/cottone-trabajofinaldeespecialidad.pdf>> (Recuperado el 24 de octubre de 2006); p. 6.

<sup>166</sup> VÉLIZ QUINTERO, Eduardo José. Modelo poblacional con algoritmos genéticos. Tesis de grado previa a la obtención del título de Ingeniero en Estadística Informática. Escuela Superior Politécnica del Litoral, Instituto de Ciencias Matemáticas. Guayaquil (Ecuador): 2001; p. 68.

<sup>167</sup> Ver en:

- BEASLEAY, J. E., CHU, P. C. Theory and Methodology, A genetic algorithm for the set covering problem. En: European Journal of Operational Research 94 (1996): 392-404; p. 394.
- FERNÁNDEZ, Op. cit., p. 26.

Lo cierto es que una buena función de aptitud determina los niveles de adaptación de cada individuo a un problema específico, castigando aquellos cuya estructura no es útil y premiando a los que presenten material genético ventajoso, de forma que pueda propagarse con mayor rapidez<sup>168</sup>.

#### 2.2.2.1.3 Operadores genéticos

La forma más simple de algoritmo genético utiliza tres tipos de operadores genéticos que sirven como elementos de exploración a través del universo de posibles soluciones a un problema dado.

Estos son: el operador de selección, el operador de cruce y el operador de mutación.

##### 2.2.2.1.3.1 Operador de selección

De acuerdo con Futuyma<sup>169</sup>, la selección natural genera distribuciones de caracteres biológicos de tipo normal o gaussiana en las que la mayoría de la población posee el valor promedio de estos. Sin embargo, lo importante de este tipo de distribución no es la media sino los extremos, en especial aquellos que favorecen la supervivencia de la especie en un determinado ecosistema, ya que, aunque en el momento no sean caracteres comunes, puede que en un futuro sean la mejor característica de conservación.

Lo mismo sucede en un algoritmo genético. En la mayoría de los casos, los individuos con mayores capacidades de adaptación o aptitud tienen mayores posibilidades de reproducirse, logrando de esta forma que las mejores secuencias de material genético sean transmitidas a las siguientes generaciones y que el algoritmo converja más rápidamente.

---

• VÉLIZ, Op. cit., p. 69-70.

<sup>168</sup> SANZ y VALLE, Op. cit., p. 9.

<sup>169</sup> FUTUYMA, Op. cit., p. 606-612.

Algunas de las estrategias de selección más utilizadas son:

- **Método de selección proporcional:** también conocido como método de la ruleta, hace la selección de los individuos a cruzar de acuerdo con su aptitud. Funciona bajo la idea de que la probabilidad de seleccionar un individuo como padre debe ser proporcional al valor de su función de evaluación.

En general, aunque el método de selección proporcional puede implementarse de varias formas, la más común pretende simular una ruleta en la que cada individuo tiene un espacio o probabilidad dado por la ecuación 6<sup>170</sup>.

$$P_{selección_i} = \frac{Aptitud(i)}{\sum_{h=1}^N Aptitud(i)} \quad (6)$$

Donde,

***N*** : Número total de individuos en la población.

***Pselección<sub>i</sub>*** : Probabilidad de selección del individuo *i*.

***Aptitud(i)*** : Valor de la función de *aptitud* en el individuo *i*.

La figura 2 muestra el pseudo-código que caracteriza al método de selección proporcional.

Figura 2. Seudo-código para el método de selección proporcional.

```
probabilidad = Random[1,0];
poblacion = Sort(poblacion);
x = 1;

WHILE (x < N) | (Pseleccion_x <  $\sum_{i=1}^x Pseleccion_i$ )
    x = x+1;
END

individuo = poblacion(x);
```

<sup>170</sup> SANZ y VALLE, Op. cit., p. 8.

- **Método de selección basado en el rango:** en este esquema de selección se ordena la población de mayor a menor (o viceversa) de acuerdo con los valores de aptitud y se asignan las probabilidades de selección según la posición de éstos en el grupo.
- **Método de selección por torneo:** este procedimiento consiste en hacer competir a los individuos en grupos aleatorios y seleccionar aquel que tenga el mejor valor objetivo. Este método tiene evidentes similitudes con el mundo animal, en el que los machos combaten por el control del grupo<sup>171</sup>.
- **Método de selección aleatoria:** en esta modalidad de selección, el emparejamiento se hace totalmente al azar, de tal forma que la probabilidad de ser escogido sea igual para todos los cromosomas.

Adicionalmente, existe una estrategia usada con mucha frecuencia por los investigadores a la que se denomina elitismo. La idea de ésta es evitar que los individuos con mejor aptitud desaparezcan o sean modificados por el algoritmo, insertándolos en la siguiente generación sin sufrir ningún tipo de experimento aleatorio<sup>172</sup>.

En general, el elitismo es usado para agilizar la convergencia de los algoritmos genéticos pero debe aplicarse con precaución pues puede llevar a óptimos locales.

#### 2.2.2.1.3.2 Operador de Cruce

El operador genético de cruce hace referencia a la base de la reproducción sexual y de la herencia en un algoritmo genético, consolidándolo como el elemento que lo diferencia de otras técnicas de inteligencia artificial y de la computación evolutiva en la solución de problemas de optimización combinatoria<sup>173</sup>.

Al igual que en la naturaleza, el proceso de cruce consiste en intercambiar el material genético de los individuos seleccionados, con el propósito de engendrar cromosomas renovados que, aprovechando los mejores atributos de sus padres, se traduzcan en nuevas posibles soluciones al problema dado.

---

<sup>171</sup> VENTOSO, Op. cit., p. 4.

<sup>172</sup> BODENHOFER, Ulrich. Genetic Algorithms: Theory and Applications. Lecture Notes. Third Edition—Winter 2003/2004. Fuzzy Logic Laboratorium Linz-Hagenberg; p. 56.

<sup>173</sup> COTTONE, Op. cit., p. 7.

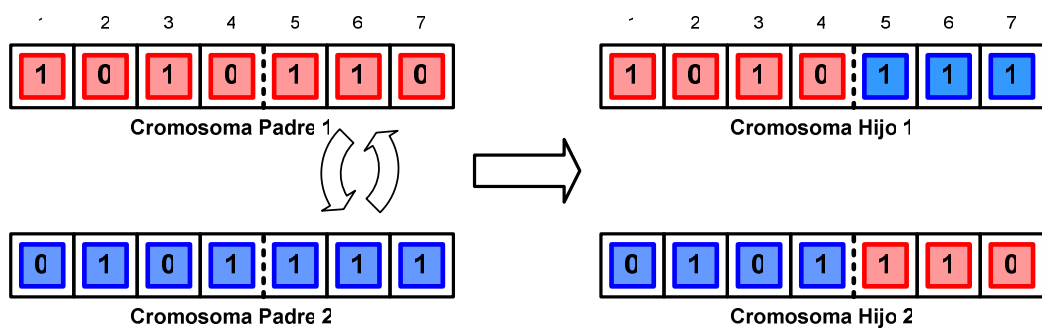
Así, al cruzarse dos individuos con genes favorables podrían producirse soluciones con mejores niveles de adaptación<sup>174</sup>.

Algunos de los operadores de cruce más comunes son:

- **Cruce simple:** también llamado cruce básico, consiste en determinar una posición de cruce aleatoria e intercambiar las cadenas de material genético a partir de esta para formar dos nuevos individuos.

El operador de cruce simple para dos cromosomas cuyo esquema de codificación consta de siete genes, se ilustra en la figura 3. Asimismo, la figura 4 muestra el pseudo-código de programación de la modalidad de cruce simple.

Figura 3. Operador de cruce simple.



<sup>174</sup> FERNÁNDEZ, Op. cit., p. 27-28.

Figura 4. Pseudo-código del operador de cruce simple.

```
posicion = Random{1, . . . , n-1};
```

```
FOR i = 1:posicion
```

```
    Hijo1(i) = Padre1(i);
```

```
    Hijo2(i) = Padre2(i);
```

```
END
```

```
FOR i = (posicion+1):n
```

```
    Hijo1(i) = Padre2(i);
```

```
    Hijo2(i) = Padre1(i);
```

```
END
```

- **Cruce multipunto:** mientras que en el operador de cruce simple el intercambio se hace a partir de una sola posición en la cadena, en éste operador se eligen  $n$  puntos de cruce en forma aleatoria. En caso de que  $n$  sea par se intercambian las porciones de la información genética entre cada par de puntos consecutivos o de lo contrario se asume un punto de cruce adicional en la posición cero y se procede de igual modo<sup>175</sup>.

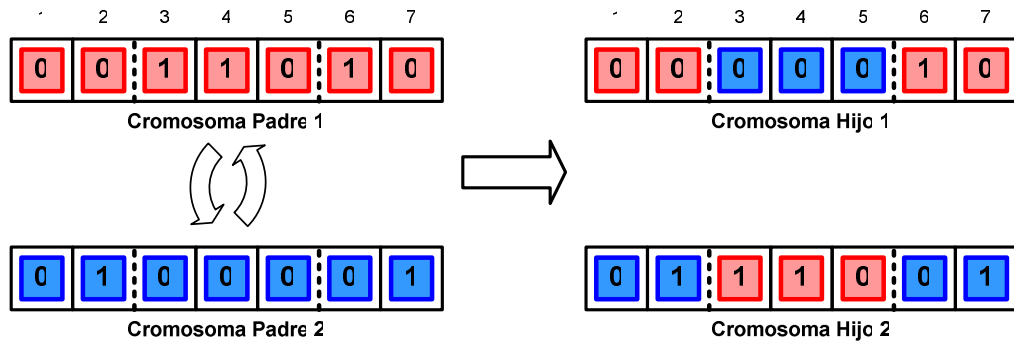
Esta modalidad de operador también recibe el nombre de cruce segmentado cuando el número de puntos de cruce puede variar a medida que el algoritmo está siendo ejecutado.

La figura 5 muestra la operación de la modalidad de cruce multipunto de dos puntos, en dos cadenas de bits.

---

<sup>175</sup> COTTONE, Op. cit., p. 7.

Figura 5. Operador de cruce multipunto.



- **Cruce binomial:** en el cruce binomial se define  $P_0$  como la probabilidad de que el  $i$ -ésimo gen de un cromosoma hijo sea heredado del padre, y  $(1 - P_0)$  como la probabilidad de que lo herede de la madre. Como resultado del operador puede obtenerse un único individuo descendiente o bien generar un segundo hijo con el complemento del primero.

Cuando ambas probabilidades son iguales a 0.5, como se muestra en el pseudo-código de la figura 6, se le denomina cruce uniforme.

Figura 6. Seudo-código para el operador de cruce uniforme.

```

FOR  $i = 1:n$ 
    aleatorio = Random[1,0];
    IF aleatorio < 0.5
        Hijo1( $i$ ) = Padre1( $i$ );
        Hijo2( $i$ ) = Padre2( $i$ );
    ELSE
        Hijo1( $i$ ) = Padre2( $i$ );
        Hijo2( $i$ ) = Padre1( $i$ );
    END
END

```

Aparte de los operadores mencionados, existe otro tipo de cruces que se utiliza para problemas en los que los individuos se representan por permutaciones, como en el problema del viajante<sup>176</sup>. Algunos de estos son:

- **Cruce de mapeamiento parcial (*Partially Mapped Crossover*):** intercambia una subsecuencia de los cromosomas padres, igual que en el cruce multipunto de dos puntos, y los genes de valores no conflictivos son mantenidos en sus posiciones. Las posiciones con problemas se remplazan por valores que hubieran sido intercambiados al otro cromosoma hijo.
- **Cruce de Orden (*Order Crossover*):** se sustenta en la idea de que el orden de la permutación es más importante que las posiciones absolutas en la cadena. Como el cruce de mapeamiento parcial, intercambia dos subsecuencias alineadas pero el tratamiento a los genes restantes se hace en una forma diferente. El cruce de orden procura preservar el orden relativo de los fenotipos del resto del genoma lo más parecido posible al cromosoma padre.
- **Cruce de Ciclo.** Tanto en el cruce de orden como en el de mapeamiento parcial puede suceder que se introducen alelos fuera de los sitios de cruce que no se encontraban presentes en ninguno de los padres y el cruce de ciclo (Cycle Crossover ó CX) pretende superar este inconveniente. Para hacerlo garantiza que cada posición en la cadena de los cromosomas hijos provenga de alguno de los dos padres.

Conviene mencionar que el operador de cruce está generalmente asociado a un valor  $P_c$  que representa la probabilidad de que los individuos seleccionados se reproduzcan.

#### 2.2.2.1.3.3 Operador de mutación

En general, una mutación puede considerarse como un suceso poco común, letal en la mayoría de los casos, pero que en general contribuye a la diversidad genética de una especie. El operador de mutación en un algoritmo genético se define como una variación elemental de las informaciones contenidas en el código genético de algunos individuos que permite orientar la exploración del espacio de búsqueda hacia nuevos entornos con el propósito de evitar el estancamiento del algoritmo o la aparición de poblaciones degeneradas<sup>177</sup>.

---

<sup>176</sup> BODENHOFER, Op. cit., p. 47.

<sup>177</sup> FERNÁNDEZ, Op. cit., p. 28.

No obstante, pudiendo recurrir a estrategias como el aumento del tamaño de la población o la generación aleatoria de buena parte de la población inicial, el abuso del operador de mutación para el incremento en la diversidad es nocivo y reduce al algoritmo a un simple método de búsqueda aleatoria<sup>178</sup>.

Algunos de los operadores de mutación más utilizados son:

- **Mutación de gen (bit):** con una probabilidad  $P_M$ , éste operador selecciona aleatoriamente un bit de la estructura genética de un individuo dado y lo modifica.
- **Mutación multigen (multibit):** en este tipo de operador de mutación, cada bit en la estructura genética de un individuo dado se modifica con una probabilidad  $P_M$ .
- **Mutación de intercambio.** Con probabilidad  $P_M$ , este operador selecciona dos genes (bits) de un individuo e intercambia sus valores.

#### 2.2.2.1.4 Otros elementos de un algoritmo genético

##### 2.2.2.1.4.1 *Tamaño de la población*

Un asunto importante en la formulación y programación de un algoritmo genético es determinar el tamaño idóneo de la población de individuos con el que este trabaja.

Sin embargo, decidir sobre el número de individuos que conforman dicha población puede ser un tanto complejo pues si bien, al manipular poblaciones pequeñas se corre el riesgo de no cubrir adecuadamente la región factible, el uso de poblaciones de gran tamaño podría tener como consecuencia excesivos costos computacionales. Así, aunque normalmente en un algoritmo genético se utilizan poblaciones de tamaño fijo, existen esquemas como los algoritmos genéticos adaptativos y los algoritmos genéticos de auto-regulación, que trabajan con poblaciones de tamaño variable<sup>179</sup>.

---

<sup>178</sup> SANZ y VALLE, Op. cit., p. 10-11.

<sup>179</sup> En estas variantes de AG, tanto el tamaño de la población como las probabilidades de selección, reproducción o cruce y mutación, varían mientras el algoritmo se encuentra iterando. Ver: BODENHOFER, Op. cit., p. 56-57.

Lo cierto, es que el tamaño de la población parece estar directamente relacionado con la complejidad de la formulación y de los esquemas de codificación empleados, así como con la dimensión de los problemas a resolver, siendo conveniente que su determinación dependa de ello y de las necesidades de los usuarios<sup>180</sup>.

#### *2.2.2.1.4.2 Actualización de la población*

Luego de los procesos de selección, cruce y mutación, es necesario que el algoritmo genético actualice el conjunto de posibles soluciones mediante la inclusión o no de aquellos individuos que fueron generados como resultado de los operadores genéticos mencionados.

Para hacerlo existen dos formas. La primera, conocida como actualización por lotes, consiste en construir una población filial paralela a la población del algoritmo y tomar porciones de cada una para formar otra nueva. La segunda, llamada actualización en línea, se utiliza con mayor frecuencia e implica que los individuos obtenidos mediante los operadores genéticos pasen a formar parte de la población una vez generados, reemplazando inmediatamente a aquellos cromosomas menos aptos o a los padres que les engendraron<sup>181</sup>.

#### *2.2.2.1.4.3 Criterio de Parada del algoritmo*

La implementación de un algoritmo genético en la solución de problemas no garantiza que la respuesta obtenida sea la mejor dentro del espectro de las posibles soluciones. En realidad, a menos que se sepa de antemano la solución al problema, no se puede saber siquiera si el rendimiento del algoritmo es bueno o no.

En general, la correcta convergencia de un algoritmo genético es un tema abierto para el que no existen procedimientos que aseguren la garanticen. Sin embargo, dependiendo de la formulación de los problemas, es posible emplear algunas técnicas. Como primera medida, puede dejarse que el algoritmo procese un determinado número de generaciones y entonces detenerlo, empleando el cromosoma del mejor individuo de la población final como el mejor resultado obtenido, lo cual puede ser útil cuando el tiempo de iteración es un factor

---

<sup>180</sup> FERNÁNDEZ, Op. cit., p. 25.

<sup>181</sup> Ibid., p. 29.

determinante y una buena solución es suficiente<sup>182</sup>. Otro procedimiento que se puede utilizar es el de procesar el algoritmo hasta que la mayoría de la población converja, es decir, cuando la mayor parte de sus individuos tengan un código genético muy similar y por lo tanto un valor de aptitud lo suficientemente próximo<sup>183</sup>.

Ahora, aunque ninguna estrategia está verdaderamente comprobada, la correcta implementación de los operadores genéticos mencionados así como de otros más especializados, podría resultar útil para minimizar los estancamientos del algoritmo, razón por la que es importante ajustar las probabilidades de cruce y mutación de acuerdo con el desempeño de este<sup>184</sup>.

### 2.2.2.1.5 EL ALGORITMO GENÉTICO

Teniendo en cuenta lo anterior, el funcionamiento de un algoritmo genético básico se ilustra en el pseudo-código de la figura 7 y en el diagrama de flujo de la figura 8.

Figura 7. Seudo-código de un algoritmo genético básico.

```
generacion = 0
poblacion = GeneracionPoblacionInicia

FOR i = 1 n
    aptitud(i) = Evaluacion[poblacion(i)]
END

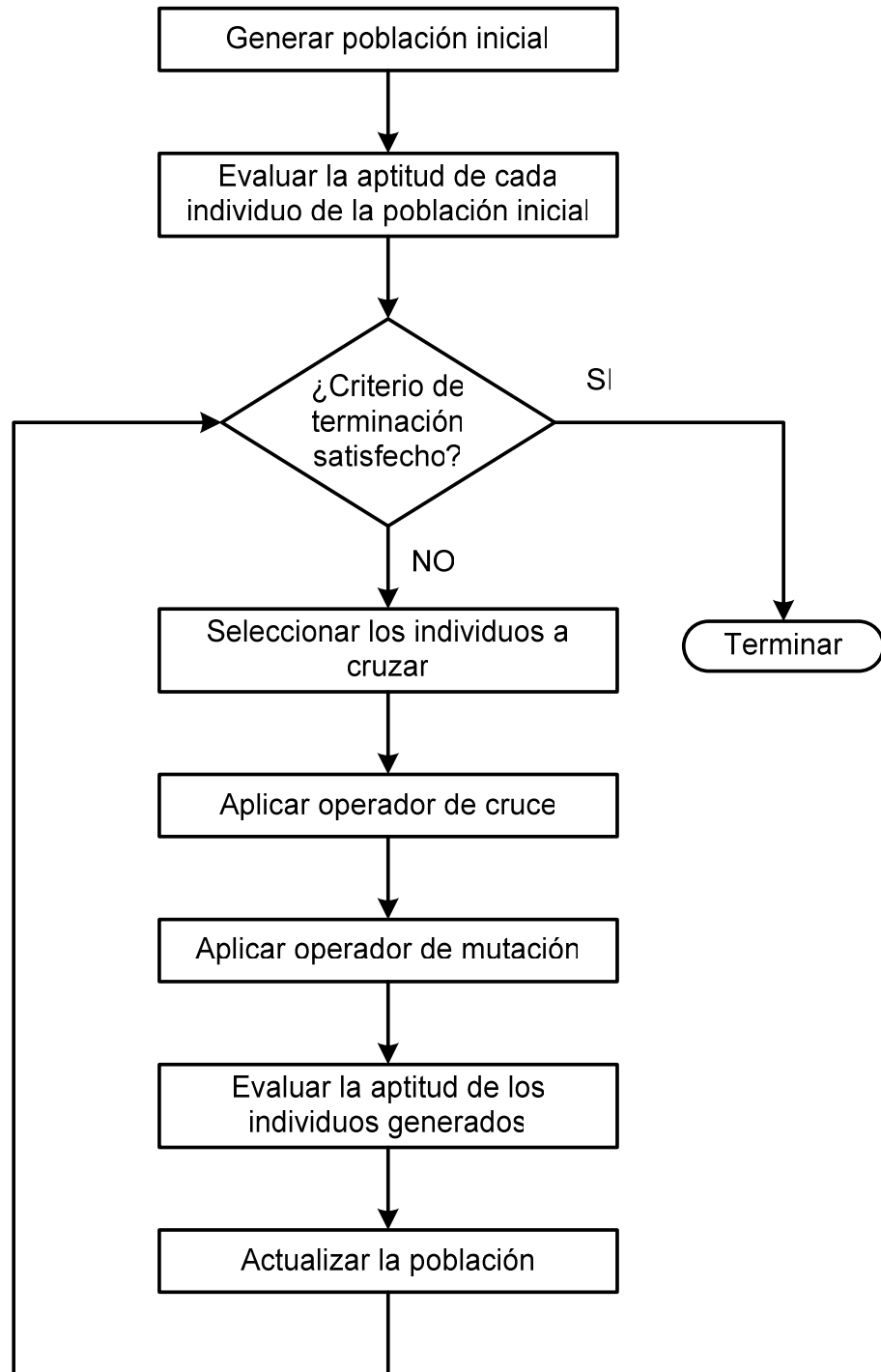
WHILE Criterio de terminación insatisfecho
    padres = Seleccion(poblacion)
    hijos = Cruce(padres)
    hijos = Mutacion(hijos)
    poblacion = Actualizacion(poblacion hijos)
    generacion = generacion+1
END
```

<sup>182</sup> VENTOSO, Op. cit., p. 8.

<sup>183</sup> Ibid., p. 8.

<sup>184</sup> Se podría incluir por ejemplo un operador de *transposición* que intercambie dos genes de un cromosoma, o un operador *creep* que aumente o disminuya el valor de un gen en 1 para conseguir una variación suave y controlada. Ver en: Ibid., p. 9.

Figura 8. Diagrama de flujo de un algoritmo genético básico.



#### 2.2.2.1.6 CONSIDERACIONES GENERALES SOBRE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Como se ha visto, los algoritmos genéticos son un método de solución aproximado de búsqueda que pretende imitar la evolución biológica y la selección natural, utilizados con mucha frecuencia en problemas de tipo combinatorio.

En general, los algoritmos genéticos trabajan con un código del conjunto de parámetros, no con el conjunto mismo, lo cual puede hacerlo más eficiente frente a otros métodos. Además, el trabajar directamente con la función objetivo facilita la evaluación de las posibles soluciones al problema y el rendimiento del algoritmo.

Otra característica importante es que los algoritmos genéticos realizan una búsqueda simultánea en un conjunto de puntos, reduciendo la probabilidad de caer en un óptimo local, contrario a lo que sucede con métodos de búsqueda secuencial en un punto. Sumado a esto, resulta sencillo implementar un algoritmo genético en arquitecturas paralelas, lo cual incrementa su capacidad exploratoria en espacios de búsqueda relativamente grandes.

No obstante, su uso no necesariamente garantiza encontrar la mejor de las soluciones a un problema dado y su eficiencia depende particularmente del buen diseño e implementación de los operadores genéticos.

### 2.3 HERRAMIENTAS INFORMÁTICAS DE APOYO PARA EL DESARROLLO DEL PROYECTO

En esta sección se describen brevemente los paquetes informáticos de apoyo empleados para el desarrollo tanto del modelo matemático general como del modelo heurístico. Estos fueron GAMS y MATLAB.

#### 2.3.1 GAMS

GAMS (*General Algebraic Modelling System*) es una herramienta de apoyo que fue desarrollada con el ánimo de modelar grandes problemas sin tener que dedicar enormes cantidades de tiempo al desarrollo de algoritmos y de códigos adicionales, que además detectar y eliminar errores en la formulación más fácilmente. GAMS es un entorno de modelización algebraica con un lenguaje de

programación propio para cuyo manejo no es necesario ser un programador o experto matemático con el que pueden desarrollarse y analizarse diversos problemas de optimización con una complejidad avanzada.

Para ello cuenta un modulo básico de modelado así como con los algoritmos de solución de vanguardia disponibles, entre los que se encuentra el GAMS/CPLEX, permitiéndole al programador dedicarse únicamente a la formulación de un modelo apropiado a cada problema específico sin tener que conocer el funcionamiento interno de los algoritmos<sup>185</sup>.

Algunas de las características más importantes de la herramienta son:

- La codificación empleada por GAMS coincide con la descripción matemática general de cualquier problema, haciéndola fácil de comprender para aquellas personas familiarizadas con los modelos de optimización<sup>186</sup>.
- La forma estandarizada del código empleado por GAMS le permite al usuario desplazarse de una versión a otra sin tener problemas de incompatibilidad<sup>187</sup>.
- GAMS separa el proceso de modelado de la solución propiamente dicha y de esta manera el usuario solo ha de concentrarse en formular un modelo adecuado, pudiendo perfectamente ignorar el funcionamiento interno del algoritmo que se usa para resolverlo.
- GAMS permite el uso de estructuras algebraicas en la definición de los elementos de un modelo y, por lo tanto, está en capacidad de resolver problemas de cualquier dimensión (dependiendo de la versión con que se cuenta) sin necesidad de modificar sustancialmente el código<sup>188</sup>.
- Mediante el uso de códigos desarrollados por diferentes programadores, GAMS puede ser usado en conjunto con otras aplicaciones como Microsoft Excel y GNUPlot, lo cual es conveniente para la presentación de los datos de entrada y reportes finales<sup>189</sup>.

---

<sup>185</sup> JENSEN, Jesper. Welcome to GAMS. J-Consulting ApS, 2005. Disponible en internet: <<http://www.colorado.edu/Economics/courses/Markusen/GAMS/intro1.pdf>> (Recuperado el 30 de octubre de 2006); p. 2.

<sup>186</sup> CASTILLO; CONEJO; PEDREGAL; GARCÍA y ALGUACIL, Op. cit., p. 291-292.

<sup>187</sup> CASASUS, T.; MOCHOLI, M.; SANCHIS, V. y SALA, R. Optimización Económica con GAMS. Departamento de Economía Financiera y Matemática, Universidad de Valencia. Disponible en Internet:

<<http://www.uv.es/~sala/gams/opecgams.PDF>> (Recuperado el 30 de octubre de 2006); p. 2.

<sup>188</sup> CASTILLO; CONEJO; PEDREGAL; GARCÍA y ALGUACIL, Op. cit., p. 291.

<sup>189</sup> JENSEN, Op. cit., p. 3.

- GAMS cuenta con una librería de modelos en la que pueden encontrarse gran cantidad de ejemplos que demuestran el uso de determinadas opciones de la herramienta y de los algoritmos de solución.

### 2.3.1.1 MODELOS Y ALGORITMOS EN GAMS

En la tabla 1 se muestra la clasificación de los modelos en GAMS.

Tabla 1. Clasificación de los modelos en GAMS<sup>190</sup>.

<b>Modelo</b>	<b>Descripción</b>
<b>LP</b>	No puede contener variables discretas o funciones no lineales (programación lineal).
<b>NLP - DNLP</b>	Puede contener términos no lineales en el modelo (programación no-lineal y no-lineal discreta).
<b>MIP - RMIP</b>	Se diferencian en que en el RMIP las restricciones de las variables discretas son relajadas y estas pueden asumir cualquier valor entre los límites (programación entera mixta y entera mixta relajada).
<b>MINLP - RMINLP</b>	Estos modelos pueden tener términos no lineales en sus ecuaciones así como variables discretas. En el RMINLP las restricciones de dichas variables son relajadas (programación entera mixta no-lineal y entera mixta no-lineal relajada).
<b>MPEC</b>	Programas matemáticos con restricciones de equilibrio.
<b>MCP</b>	Problemas complementarios mixtos.
<b>CNS</b>	Sistemas no-lineales restringidos.

Como ya se dijo, la manera en que GAMS separa el proceso de modelado y solución es una de sus características principales. De esta forma el usuario, una vez hecha la formulación, puede seleccionar de entre el conjunto de los algoritmos de solución más destacados aquel que más le convenga.

<sup>190</sup> Tomado de: BROOKE, Anthony; KENDRICK, David; MEERAUS, Alexander y RAMAN, Ramesh. GAMS, A User's Guide. GAMS Development Corporation, 1998. Disponible en internet: <<http://www.gams.com/docs/gams/GAMSUsersGuide.pdf>> (Recuperado el 31 de octubre de 2006); p. 74.

Algunos de estos algoritmos son (ver tabla 2):

Tabla 2. Algoritmos de solución por modelo en GAMS<sup>191</sup>.

<b>Modelo</b>	<b>Algoritmo</b>
<b>NLP</b>	CONOPT, MINOS, etc.
<b>LP</b>	OSL, CPLEX, MINOS, BDMLP, XA, etc.
<b>MIP</b>	OSL, ZOOM, CPLEX, XA, etc.
<b>MINLP</b>	DICOPT, etc.

### 2.3.1.2 GAMS/CPLEX

El GAMS/CPLEX es un algoritmo diseñado para resolver problemas de programación lineal o programación lineal entera mixta con una mínima intervención de los usuarios.

Para modelos de programación lineal, CPLEX utiliza algoritmos alternativos (simplex primal modificado, simplex dual, optimizador de redes y algoritmo de barrera), cada uno de los cuales tiene ventajas y desventajas, dependiendo del problema que se esté trabajando<sup>192</sup>. En cuanto a problemas de programación entera mixta, que generalmente requieren mucho mayor tiempo computacional, el CPLEX utiliza un algoritmo de ramificación y acotación con cortes que resuelve una serie de subproblemas de programación lineal<sup>193</sup>.

### 2.3.1.3 CONSIDERACIONES GENERALES SOBRE GAMS

Podría decirse que GAMS es una poderosa herramienta para el modelado de problemas de optimización que posee características muy favorables y que no demanda grandes conocimientos técnicos de parte de los usuarios.

No obstante, quizás uno de los inconvenientes para su aplicación es lo poco amigable que resulta su uso en las primeras oportunidades. Asimismo, el programador debe ser muy cuidadoso con las reglas gramaticales de la

---

<sup>191</sup> Tomado de: CASASUS; MOCHOLI; SANCHIS y SALA, Op. cit., p. 3.

<sup>192</sup> GAMS/CPLEX 7.5 User Notes. Disponible en Internet:

<<http://www.cs.wisc.edu/~ferris/cs635/cplex.pdf>> (Recuperado el 31 de octubre de 2006); p. 2.

<sup>193</sup> Ibid., p. 2.

herramienta pues el incumplimiento de una de ellas puede provocar muchos errores de compilación<sup>194</sup>.

En general, GAMS ofrece múltiples ventajas importantes frente a otras aplicaciones disponibles en el mercado y su uso es recomendado por diferentes autores debido, entre otras cosas, a que su lenguaje reduce la posibilidad de cometer errores y facilita la comprensión del modelo<sup>195</sup>.

### 2.3.2 MATLAB

MATLAB es un entorno interactivo para el desarrollo de algoritmos, visualización de datos, análisis de datos y computación numérica que utiliza un lenguaje técnico de alto nivel capaz de resolver problemas más rápidamente que otros como C, C++ y Fortran, entre otros<sup>196</sup>. Además, MATLAB puede ser integrado con otras herramientas, lo cual es de gran utilidad en una gran cantidad de aplicaciones que incluyen procesamiento de señales e imágenes, comunicaciones, ingeniería, análisis financiero, etc.

El lenguaje utilizado por MATLAB está soportado por operaciones de tipo matricial y vectorial, fundamentales para resolver problemas de ingeniería, que eliminan en muchos casos la necesidad de estructuras de bucle y que permiten la programación y ejecución rápida de algoritmos sin necesidad de llevar a cabo actividades administrativas de bajo nivel como declaración de variables y especificación de tipos de datos<sup>197</sup>.

Asimismo, MATLAB proporciona al usuario todas las características de un lenguaje de programación convencional como estructuras de datos, control de flujo, programación orientada a objetos, comandos de compilación y herramientas para la construcción de interfases interactivas, entre otras.

---

<sup>194</sup> CASTILLO; CONEJO; PEDREGAL; GARCÍA y ALGUACIL, Op. cit., p. 292.

<sup>195</sup> Ver en:

- CASASUS; MOCHOLI; SANCHIS y SALA, Op. cit., p. 4.
- JENSEN, Op. cit., p. 3.

<sup>196</sup> THE MATHWORKS INC. MATLAB 7.3, Introduction. Disponible en Internet:

<<http://www.mathworks.com/products/matlab/description1.html>> (Recuperado el 31 de octubre de 2006).

<sup>197</sup> THE MATHWORKS INC. Matlab 7.3, Developing Algorithms and Applications. Disponible en Internet:

<<http://www.mathworks.com/products/matlab/description2.html>> (Recuperado el 31 de octubre de 2006).

### 3. FORMULACIÓN MATEMÁTICA GENERAL PARA EL DISEÑO DE SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR

En este capítulo se presenta la formulación matemática general para el diseño de sistemas de manufactura celular introducida y modificada en este trabajo de grado (numeral 3.1), y su desarrollo como un modelo de programación lineal entera mixta en el paquete informático GAMS/CPLEX (numeral 3.2).

#### 3.1 FORMULACIÓN MATEMÁTICA PROPUESTA

La formulación matemática general presentada para el diseño de sistemas de manufactura celular fue tomada de las publicaciones hechas por Vakharia y Chang<sup>198</sup>, Mungwatanna<sup>199</sup>, y Ahmed, Tavakkoli y Safei<sup>200</sup>, y posteriormente modificada de acuerdo con algunas consideraciones, como se verá más adelante.

Como ya se mencionó, ésta utiliza la estrategia de agrupamiento simultáneo de productos y máquinas, asignando individualmente cada operación a una determinada celda y calculando los requerimientos de máquina que corresponden a la satisfacción de su demanda.

##### 3.1.1 Supuestos

- Los parámetros conocidos como datos de entrada son constantes y conocidos.
- La totalidad de la demanda debe ser satisfecha a lo largo del periodo.
- El tiempo de producción de un lote de producto por operación por tipo de producto incluye, de haberlo, el tiempo de alistamiento de máquina.
- El transporte de los productos entre las celdas se hace por lotes y no requiere tiempo adicional.

---

<sup>198</sup> VAKHARIA y CHANG, Op. cit.

<sup>199</sup> MUNGWATANNA, Op. cit.

<sup>200</sup> AHMED; TAVAKKOLI y SAFEI, Op. cit.

- El costo de transportar un lote de cualquier producto entre cualquier par de celdas no depende de la distancia recorrida.
- Las máquinas de cada tipo son consideradas réplicas con idéntica capacidad e idéntico costo.
- Las máquinas dentro del sistema están disponibles desde el comienzo del periodo.
- Cada máquina dentro del sistema puede procesar una pieza a la vez.
- La capacidad de las máquinas en el sistema es cien por ciento confiable.
- No se consideran productos defectuosos ni paradas de máquina.
- Los re-procesos no son permitidos en la operación del sistema.
- No se consideran tiempos de espera en producción.
- No se considera mantenimiento de inventarios.
- No se considera el valor del dinero en el tiempo a lo largo del periodo.

### 3.1.2 Datos de Entrada

Los datos de entrada son aquellos que caracterizan la operación de un determinado sistema productivo, información sin la cual sería imposible determinar una configuración celular adecuada que minimice los costos de operación de este.

Estos son:

- **Mezcla de productos:** conjunto de los productos a ser fabricados en el sistema productivo a lo largo del periodo. La mezcla de productos puede variar entre periodos<sup>201</sup>, como sucede en muchos casos, pero es conocida con certeza.

---

<sup>201</sup> La variación entre periodos de la mezcla de productos puede deberse por ejemplo a la estacionalidad de los mismos, la introducción de nuevas referencias y a la obsolescencia de otras viejas.

- **Demanda:** demanda por tipo de producto en número de lotes por periodo. Los valores de ésta pueden ser simples estimaciones o proyecciones de los valores reales<sup>202</sup>.
- **Secuencia de operación:** cada producto de la mezcla tiene una secuencia de fabricación en la que se especifica de manera ordenada tanto las operaciones que deben ejecutarse como los tipos de máquinas en que se realizan<sup>203</sup>.
- **Tiempos de operación:** tiempo requerido para fabricar un lote de producto por operación por tipo de producto<sup>204</sup>. Éste tiempo puede incluir, de tenerlo, el tiempo de alistamiento o de preparación de máquina.
- **Capacidad de máquina:** tiempo disponible por tipo de máquina a lo largo del periodo considerado.
- **Costo de máquina:** valor de la depreciación de una máquina de cada tipo en el periodo o de su arrendamiento en caso de ser subcontratada. Puede incluir costos como el de mantenimiento, consumo energético, útiles herramientas, etc.
- **Costo de transferencias intercelulares:** costo de transferir un lote de cualquier tipo de producto entre cualquier par de celdas. Varía dependiendo en gran parte de los elementos tecnológicos utilizados para el transporte de piezas entre celdas en la planta de producción.
- **Tamaño mínimo de celda:** número mínimo permitido de máquinas por celda en el sistema. Ninguna celda puede tener menos máquinas que el número mínimo establecido.

---

<sup>202</sup> Los cuatro modelos básicos para la proyección de la demanda son la proyección cualitativa, el análisis de series de tiempo, la proyección de relaciones causales y los modelos de simulación. Tomado de: CHASE, Richard B.; AQUILANO, Nicholas J. y JACOBS, F. Robert. Administración de Producción y Operaciones, Manufactura y Servicios. Octava Edición. Bogotá: Mc Graw Hill Interamericana S. A., 2000; p. 498.

<sup>203</sup> La secuencia de operaciones de un determinado producto puede ser rediseñada, de acuerdo con los requerimientos del mercado y del área de producción, mediante la implementación de reingeniería creativa de procesos, *benchmarking*, y modelos de simulación de procesos. El proceso debe sustentarse en un diagnóstico de tareas, de flujo de materiales e información y de las necesidades de mantenimiento de inventario. Tomado de: Ibid., p. 105, 777-780.

<sup>204</sup> Los tiempos de producción de cada operación pueden llegar a ser reducidos haciendo uso de estudios de Métodos y Tiempos enmarcados dentro de una estrategia de mejora continua o de la implementación de procesos de reingeniería.

- **Tamaño máximo de celda:** número máximo permitido de máquinas por celda en el sistema. Ninguna celda puede tener más máquinas que las establecidas por el número máximo<sup>205</sup>.

### 3.1.3 Decisiones de Diseño

Las decisiones que deben tomarse durante el proceso de formación de celdas de manufactura son:

- La asignación de las operaciones de cada producto a las celdas.
- Determinar el número de máquinas necesarias para la ejecución de dicha asignación de operaciones.

### 3.1.4 Objetivos de Diseño

El uso de sistemas de manufactura celular ha demostrado ser muy conveniente en la industria por su potencial para reducir de forma importante los tiempos dedicados a la preparación de pedidos, los costos de mantenimiento de inventario, los tiempos de respuesta a los clientes, la espera en producción e inclusive el espacio necesario para la operación<sup>206</sup>.

Sin embargo, pese a que se hayan señalado múltiples criterios de agrupamiento en la literatura<sup>207</sup>, algunos de estos podrían llegar a contraponerse en la práctica, contradiciendo el propósito inicial de implementar un sistema flexible pero realista que pueda responder a los desafíos del entorno a bajos costos.

Por ello es importante la elaboración y puesta en marcha de estrategias que conduzcan hacia la integración de dichos criterios y que le permitan a los empresarios alcanzar beneficios de acuerdo con sus necesidades.

---

<sup>205</sup> Corresponde directamente a la gerencia o a la persona encargada de la producción en la planta determinar tanto el número mínimo como el máximo de máquinas.

<sup>206</sup> MUNGWATANNA, Op. cit., p. 6-9.

<sup>207</sup> MANSOURI; MOATTAR y NEWMAN, Op. cit., p. 1204-1208.

Entonces, tratándose de un problema de minimización de costos, los rubros a tener en cuenta deben determinar en buena medida la eficiencia de un sistema de manufactura celular.

Tal es el caso del costo de máquina y del costo de transferencias intercelulares, que por su naturaleza conflictiva, deben ser minimizados de forma integrada.

- **Costo de máquina:** costo por periodo de tener máquinas en uso en el sistema. El costo total de las máquinas se calcula con el producto entre el costo unitario y número total de máquinas de cada tipo dedicadas a la satisfacción de la demanda por periodo en el sistema de manufactura celular.
- **Costo de transferencias intercelulares:** cuando determinadas piezas o lotes de producto no puedan ser terminadas por completo en una misma celda de manufactura deben ser transferidas a otras celdas para que estas lo hagan. Dichos movimientos de productos afectan de forma significativa la eficiencia de un sistema de manufactura celular ya que incrementan los tiempos de flujo de productos, los costos de manipulación de material y complican enormemente el control de la operación del sistema.

El costo total de las transferencias intercelulares en el sistema se determina con el número de lotes de cada tipo de producto a transferir de una celda a otra por el costo de transportar un lote de producto entre cualquier par de celdas.

Así, por regla general, los costos de manipulación de material debido al transporte de lotes de producto entre las celdas del sistema pueden minimizarse mediante la duplicación de máquinas, lo que elevaría considerablemente los costos de máquina; y el costo de máquina, que depende de la cantidad de éstas en el sistema, puede ser reducido incrementando los transportes de lotes de productos entre celdas.

### 3.1.5 Restricciones

Las restricciones de diseño establecidas en la formulación matemática general para el diseño de sistemas de manufactura celular son:

- La demanda de la mezcla de productos establecida para el periodo debe ser satisfecha en su totalidad por el sistema de manufactura celular a lo largo del mismo.

- El tamaño deseado de las celdas en número de máquinas debe especificarse. De ser necesario, pueden usarse valores máximos y mínimos en vez de un número determinado.
- El número de celdas en el sistema de manufactura celular debe especificarse. Dicha información la proporciona generalmente la gerencia o la persona encargada de la producción en planta.

### 3.1.6 Notación

#### 3.1.6.1 ÍNDICES

- $c$**  : Índice para las celdas de manufactura ( **$c = 1, \dots, C$** ).
- $m$**  : Índice para los tipos de máquina ( **$m = 1, \dots, M$** ).
- $p$**  : Índice para los productos ó tipos de producto ( **$p = 1, \dots, P$** ).
- $j$**  : Índice para las operaciones requeridas por el producto  $p$  ( **$j = 1, \dots, Op$** ).

#### 3.1.6.2 DATOS DE ENTRADA

- $D_p$**  : Demanda del producto  $p$  para el periodo en número de lotes.
- $A_{jpm}$**  : 1, si la operación  $j$  del producto  $p$  es fabricada en la máquina tipo  $m$ ;  
0, de lo contrario.
- $t_{jp}$**  : Tiempo de operación requerido para completar la operación  $j$  en un lote del producto tipo  $p$  (incluido el tiempo de alistamiento de máquina).
- $CAP_m$**  : Capacidad disponible de una máquina tipo  $m$  durante el periodo.

- $CM_m$**  : Costo de tener una máquina tipo  $m$  durante el periodo.
- $CTI$**  : Costo de transferir un lote de cualquier producto entre cualquier par de celdas.
- $TMin$**  : Número mínimo de máquinas por celda.
- $TMax$**  : Número máximo de máquinas por celda.

### 3.1.6.3 VARIABLES DE DECISIÓN

- $N_{mc}$**  : Número de máquinas tipo  $m$  a asignar a la celda  $c$  durante el periodo.
- $X_{jpc}$**  : 1, si la operación  $j$  del producto  $p$  es asignada a la celda  $c$ ; 0, de lo contrario.

### 3.1.7 Formulación matemática<sup>208</sup>

A continuación se presenta la formulación matemática general para el diseño de sistemas de manufactura celular introducida en este trabajo de grado.

Minimizar

$$COSTO = \sum_{c=1}^C \sum_{m=1}^M N_{mc} CM_m + CTI \left[ \sum_{p=1}^P D_p \left( \sum_{j=1}^{Op-1} \sum_{c=1}^C |X_{(j+1)pc} - X_{jpc}| \right) \right] \quad (7)$$

Sujeto a:

$$\sum_{c=1}^C X_{jpc} = 1; \quad \forall j \text{ y } \forall p \quad (8)$$

<sup>208</sup> Adaptado de:

- VAKHARIA y CHANG, Op. cit., p. 2028-2029.
- MUNGWATANNA, Op. cit., p. 45-46.
- AHMED; TAVAKKOLI y SAFEI, Op. cit., p. 9.

$$\sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^{Op} D_p t_{jp} a_{jpm} X_{jpc} \leq CAP_m N_{mc}; \quad \forall m \text{ y } \forall c \quad (9)$$

$$\sum_{m=1}^M N_{mc} \geq TMin; \quad \forall c \quad (10)$$

$$\sum_{m=1}^M N_{mc} \leq TMax; \quad \forall c \quad (11)$$

$$X_{jpc} \in [0,1] \text{ (Binario)}; \quad \forall j, \forall p \text{ y } \forall c \quad (12)$$

$$N_{mc} \geq 0 \text{ (Entero)}; \quad \forall m \text{ y } \forall c \quad (13)$$

La función objetivo (ecuación 7) minimiza la suma total de dos rubros de costo representados en cada término de la ecuación. El primer término calcula el costo total de tener máquinas en el sistema y se obtiene sumando el número de máquinas de cada tipo en cada celda con sus respectivos costos. El segundo término representa el costo total de las transferencias de lotes de productos entre las celdas, que se halla multiplicando el número total de lotes transferidos entre celdas con el costo correspondiente a mover un lote de cualquier producto entre cualquier par de celdas.

Por su parte, el conjunto de restricciones de la ecuación 8 limita la asignación de cada operación de cada tipo de producto a una sola celda dentro del sistema. El conjunto de restricciones 9 garantiza que las capacidades de cada tipo de máquina y cada celda en el sistema no sean excedidas y que puedan satisfacer los requerimientos de la demanda. Por otro lado, los conjuntos de restricciones 10 y 11 establecen que el número de máquinas por cada celda no puede ser ni menor al valor establecido como mínimo, ni mayor al valor establecido como máximo.

Finalmente, las ecuaciones 12 y 13 señalan la naturaleza de las variables de decisión dentro del modelo, siendo las  $X_{jpc}$  y las  $N_{mc}$ , variables binarias y enteras positivas respectivamente.

### 3.1.8 Inconvenientes de la formulación

La formulación matemática general descrita presenta fundamentalmente dos dificultades importantes: la no linealidad del modelo y la doble contabilización de los movimientos intercelulares.

#### 3.1.8.1 NO-LINEALIDAD DEL MODELO

Al analizar la formulación presentada puede advertirse que debido a la presencia de una expresión en valor absoluto (ecuación 7), la función objetivo es no-lineal. En general, aunque la función valor absoluto además de ser no-lineal es no diferenciable, su uso en problemas de optimización es bastante frecuente. Sin embargo, empleando formulaciones equivalentes, en ciertas circunstancias es posible transformar dicha función y utilizar las herramientas de *software* comerciales en la búsqueda de soluciones factibles para el problema<sup>209</sup>.

En este caso, la no linealidad del modelo puede ser corregida (como lo harían inicialmente los autores Vakharia y Chang<sup>210</sup>, y posteriormente Mungwatanna<sup>211</sup>) introduciendo las variables auxiliares  $Ypos_{jpc}$  y  $Yneg_{jpc}$ , incorporando los conjuntos de restricciones dados por las ecuaciones 14, 15 y 16, y reformulando el segundo término de la función objetivo (ecuación 7) como se muestra en la ecuación 17.

$$X_{(j+1)pc} - X_{jpc} = Ypos_{jpc} - Yneg_{jpc}; \quad \forall j, \forall p \text{ y } \forall c \quad (14)$$

$$Ypos_{jpc} \in [0,1] \quad \text{(Binario)}; \quad \forall j, \forall p \text{ y } \forall c \quad (15)$$

$$Yneg_{jpc} \in [0,1] \quad \text{(Binario)}; \quad \forall j, \forall p \text{ y } \forall c \quad (16)$$

$$CTI \left[ \sum_{p=1}^P D_p \left( \sum_{j=1}^{Op-1} \sum_{c=1}^C (Ypos_{jpc} + Yneg_{jpc}) \right) \right] \quad (17)$$

<sup>209</sup> Ver en: CASTILLO; CONEJO; PEDREGAL; GARCÍA y ALGUACIL, Op. cit., p. 466.

<sup>210</sup> VAKHARIA y CHANG, Op. cit., p. 2029.

<sup>211</sup> MUNGWATANNA, Op. cit., p. 47-48.

Dichas variables auxiliares representan las transferencias intercelulares del producto tipo  $p$  en la celda  $c$  entre las operaciones  $j$  y  $(j + 1)$ , y según Hillier y Lieberman<sup>212</sup>, podrían definirse de la siguiente forma:

$$\mathbf{Ypos}_{jpc} : \begin{array}{l} 1, \text{ si } X_{(j+1)pc} - X_{jpc} = 1; \\ 0, \text{ de lo contrario.} \end{array}$$

$$\mathbf{Yneg}_{jpc} : \begin{array}{l} 1, \text{ si } X_{(j+1)pc} - X_{jpc} = -1; \\ 0, \text{ de lo contrario.} \end{array}$$

### 3.1.8.2 DOBLE CONTABILIZACIÓN DE LAS TRANSFERENCIAS INTERCELULARES

Teniendo en cuenta la definición dada de las variables auxiliares  $\mathbf{Ypos}_{jpc}$  y  $\mathbf{Yneg}_{jpc}$ , al examinar detalladamente la función objetivo reformulada (ecuación 17), puede concluirse que las transferencias intercelulares de productos en el sistema están siendo doblemente contabilizadas.

Para explicarlo mejor, en la tabla 3 está representado el escenario de asignación hipotético para las tres operaciones de la secuencia de producción del producto  $p$ .

Tabla 3. Asignación hipotética de las operaciones del producto  $p$ .

PRODUCTO $p$	
Operación	Celda
1	1
2	1
3	2

En ésta, las dos primeras operaciones se asignaron a la celda 1 mientras que la tercera se asignó a la celda 2, indicando que solo existen transferencias de producto desde o hacia las celdas entre las operaciones 2 y 3.

De acuerdo con lo anterior, las tablas 4, 5 y 6 muestran los valores asumidos por las variables  $X_{jpc}$ ,  $\mathbf{Ypos}_{jpc}$  y  $\mathbf{Yneg}_{jpc}$ .

<sup>212</sup> HILLIER y LIEBERMAN, Op. cit., p. 334.

Tabla 4. Variable  $X_{jpc}$  de acuerdo con el escenario de la tabla 3.

Operación	Celda	
	1	2
1	1	0
2	1	0
3	0	1

Tabla 5. Variable  $Y_{pos_{jpc}}$  de acuerdo con el escenario de la tabla 3.

Operación	Celda	
	1	2
1	0	0
2	0	1

Tabla 6. Variable  $Y_{neg_{jpc}}$  de acuerdo con el escenario de la tabla 3.

Operación	Celda	
	1	2
1	0	0
2	1	0

Así, al desarrollar la doble sumatoria entre paréntesis mostrada en la ecuación 17, reemplazando los valores de las variables se obtiene lo siguiente:

$$\sum_{j=1}^{Op-1} \sum_{c=1}^C (Y_{pos_{jpc}} + Y_{neg_{jpc}}) = (Y_{pos_{111}} + Y_{neg_{111}}) + (Y_{pos_{112}} + Y_{neg_{112}}) + (Y_{pos_{211}} + Y_{neg_{211}}) + (Y_{pos_{212}} + Y_{neg_{212}})$$

$$\sum_{j=1}^{Op-1} \sum_{c=1}^C (Y_{pos_{jpc}} + Y_{neg_{jpc}}) = (0 + 0) + (0 + 0) + (0 + 1) + (1 + 0)$$

$$\sum_{j=1}^{Op-1} \sum_{c=1}^C (Y_{pos_{jpc}} + Y_{neg_{jpc}}) = 2$$

De esta forma, pese a ser transferidos solo una sola vez, el resultado obtenido refleja que los movimientos de lotes de producto entre las celdas son contabilizados dos veces y, como consecuencia de ello, su costo doblemente cargado.

Para evitar que esto suceda puede replantearse el segundo término de la función objetivo (ecuación 17) utilizando cualquiera de las ecuaciones mostradas a continuación (ecuaciones 18 y 19).

$$CTI \left[ \sum_{p=1}^P D_p \left( \sum_{j=1}^{O_{p-1}} \sum_{c=1}^C Y_{pos_{jpc}} \right) \right] \quad (18)$$

$$CTI \left[ \sum_{p=1}^P D_p \left( \sum_{j=1}^{O_{p-1}} \sum_{c=1}^C Y_{neg_{jpc}} \right) \right] \quad (19)$$

### 3.1.9 Consideraciones generales sobre la formulación

La formulación matemática general presentada y modificada contiene variables binarias y enteras que podrían requerir esfuerzos computacionales enormes. Una forma de probarlo es calculando de forma aproximada el número de posibles soluciones a un determinado problema utilizando la fórmula de la ecuación 20.

$$N_{soluciones} \cong C^J \quad (20)$$

Donde

**J** : Número total de operaciones a ser asignadas.

**C** : Número de celdas a considerar.

Otra manera de hacerlo es con el número de variables y de restricciones en un problema cualquiera, así:

- Variables

$$\begin{aligned} \text{Enteras} & : MC \\ \text{Binarias} & : (3\bar{J} - 2)PC \\ \text{Total} & : MC + (3\bar{J} - 2)PC \end{aligned}$$

- Restricciones

$$\begin{aligned} \text{Asignación} & : \bar{J}PC \\ \text{Capacidad} & : MC \\ \text{Tamaño} & : 2C \\ \text{Auxiliar} & : (\bar{J} - 1)PC \\ \text{Total} & : (2\bar{J} - 1)PC + (M + 2)C \end{aligned}$$

Donde,

- P*** : Número de tipos de producto contenidos en la mezcla.
- M*** : Número de tipos de máquina considerados.
- C*** : Número de celdas a considerar.
- J*** : Número promedio de operaciones por tipo de producto.

Así, por ejemplo, para un problema con 8 tipos de productos, 3 operaciones por tipo de producto, 5 tipos de máquina y 3 celdas de manufactura, el número de variables y de restricciones asciende a 183 y 93 respectivamente, y el número de posibles soluciones es de 282.429.536.481 aproximadamente, lo cual es bastante significativo.

## 3.2 DESARROLLO DE LA FORMULACIÓN COMO UN MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA

La formulación matemática general para el diseño de sistemas de manufactura celular descrita en el numeral anterior fue desarrollada como un modelo de programación lineal entera mixta utilizando la herramienta de modelización algebraica general GAMS/CPLEX.

Para hacerlo se acogió la estructura básica de modelado de la herramienta que consta de 5 elementos: conjuntos, datos, variables, ecuaciones, y las declaraciones del modelo y de la solución del mismo. En el anexo A.2 puede consultarse el código desarrollado en el lenguaje de GAMS para uno de los casos propuestos en la experiencia computacional de este trabajo de grado.

### 3.2.1 Conjuntos

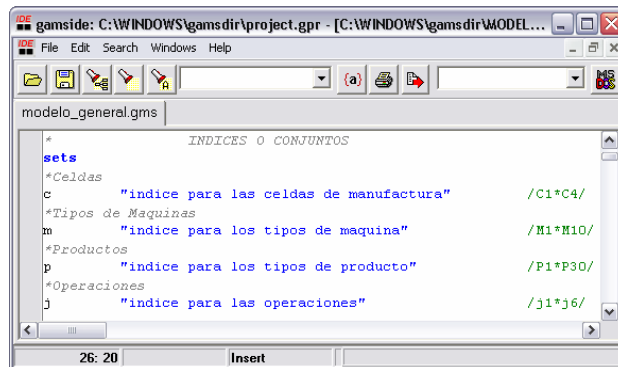
Los conjuntos son el bloque básico sobre el que se construyen los modelos en GAMS y hacen referencia generalmente a los índices contenidos en sus representaciones algebraicas, aunque esto no siempre es cierto.

#### 3.2.1.1 CONJUNTOS PRIMARIOS

El grupo de los conjuntos primarios corresponde exactamente a los subíndices de la formulación matemática general del problema, cuya declaración y asignación en GAMS se muestra en la figura 9. Estos son:

- c*** : Índice para las celdas de manufactura.
- m*** : Índice para los tipos de máquina.
- p*** : Índice para los tipos de producto.
- j*** : Índice para las operaciones por tipo de producto.

Figura 9. Declaración y asignación de conjuntos primarios en GAMS.



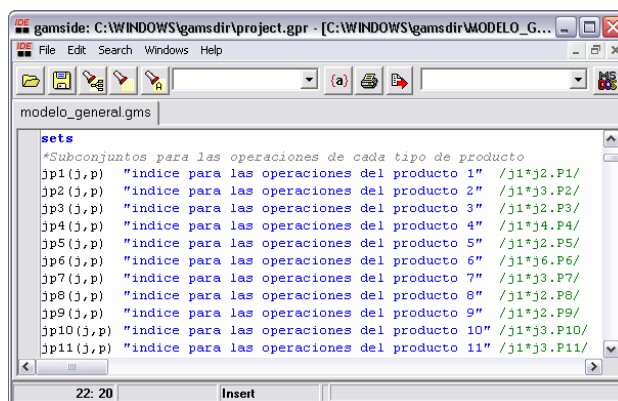
```
gamside: C:\WINDOWS\gamsdir\project.gpr - [C:\WINDOWS\gamsdir\MODEL...
File Edit Search Windows Help
modelo_general.gms
INDICES O CONJUNTOS
sets
*Celdas
c "indice para las celdas de manufactura" /C1*C4/
*Tipos de Maquinas
m "indice para los tipos de maquina" /M1*M10/
*Productos
p "indice para los tipos de producto" /P1*P30/
*Operaciones
j "indice para las operaciones" /j1*j6/
26: 20 Insert
```

### 3.2.1.2 SUBCONJUNTOS

Los subconjuntos empleados en el desarrollo del modelo fueron definidos en función de los conjuntos primarios, específicamente  $j$  y  $p$ , e indican la longitud de la secuencia de producción de cada uno de los productos contenidos en la mezcla.

La figura 10 ilustra la declaración y asignación de elementos para algunos de los subconjuntos utilizados.

Figura 10. Declaración y asignación de subconjuntos en GAMS.



```
gamside: C:\WINDOWS\gamsdir\project.gpr - [C:\WINDOWS\gamsdir\MODELO_G...
File Edit Search Windows Help
modelo_general.gms
sets
*Subconjuntos para las operaciones de cada tipo de producto
jp1(j,p) "indice para las operaciones del producto 1" /j1*j2.P1/
jp2(j,p) "indice para las operaciones del producto 2" /j1*j3.P2/
jp3(j,p) "indice para las operaciones del producto 3" /j1*j2.P3/
jp4(j,p) "indice para las operaciones del producto 4" /j1*j4.P4/
jp5(j,p) "indice para las operaciones del producto 5" /j1*j2.P5/
jp6(j,p) "indice para las operaciones del producto 6" /j1*j6.P6/
jp7(j,p) "indice para las operaciones del producto 7" /j1*j3.P7/
jp8(j,p) "indice para las operaciones del producto 8" /j1*j2.P8/
jp9(j,p) "indice para las operaciones del producto 9" /j1*j2.P9/
jp10(j,p) "indice para las operaciones del producto 10" /j1*j3.P10/
jp11(j,p) "indice para las operaciones del producto 11" /j1*j3.P11/
22: 20 Insert
```

### 3.2.2 Datos

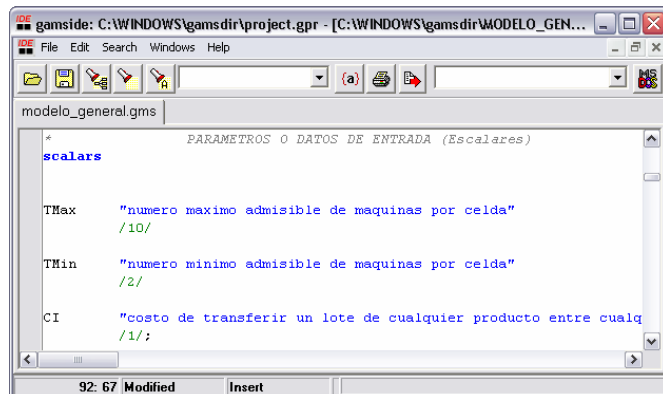
Los datos de entrada, de acuerdo con la estructura básica de modelado en GAMS, se dividen en tres tipos: escalares, parámetros y tablas.

#### 3.2.2.1 ESCALARES

Para el desarrollo del modelo de programación lineal entera mixta se definieron tres valores de tipo escalar, cuya declaración y asignación en GAMS se ilustra en la figura 11, que son:

- CI** : Costo de transferir un lote de cualquier producto entre cualquier par de celdas.
- TMax** : Número máximo admisible de máquinas por celda.
- TMin** : Número mínimo admisible de máquinas por celda.

Figura 11. Declaración y asignación de escalares en GAMS.



```
*          PARAMETROS O DATOS DE ENTRADA (Escalares)
scalars
TMax      "numero maximo admisible de maquinas por celda"
          /10/
TMin      "numero minimo admisible de maquinas por celda"
          /2/
CI        "costo de transferir un lote de cualquier producto entre cualq
          /1/;
```

### 3.2.2.2 PARÁMETROS

Los parámetros en GAMS son datos orientados en listas que pueden tener una o más dimensiones. Entre los usados para el desarrollo del modelo se encuentran (ver figura 12):

- $D(p)$**  : Demanda del producto  $p$  para el periodo.
- $CAP(m)$**  : Capacidad disponible de una máquina tipo  $m$  durante el periodo.
- $CM(m)$**  : Costo de tener una máquina tipo  $m$  durante el periodo.
- $a(j,p,m)$**  : 1, si la operación  $j$  del producto  $p$  es fabricada en la máquina  $m$ ;  
0, de lo contrario.

Figura 12. Declaración y asignación de parámetros en GAMS.

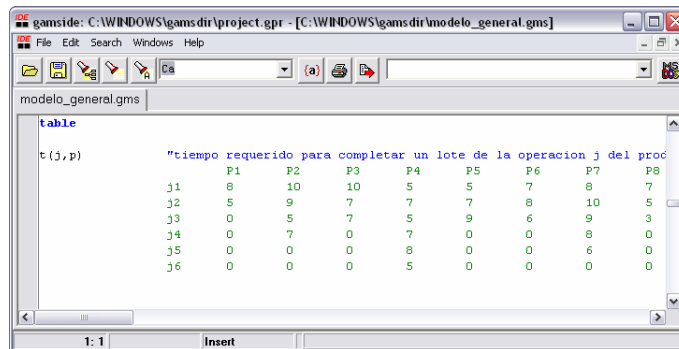
```
* PARAMETROS O DATOS DE ENTRADA (Vectores y Matrices)
parameters
D(p) "demanda en lotes del producto p para el periodo"
/P1 25,
P2 13,
P3 19,
P4 17,
P5 24,
P6 22,
P7 17,
P8 10,
P9 23,
P10 17,
```

### 3.2.2.3 TABLAS

Los datos tipo tablas definidos en el modelo de programación lineal entera mixta, cuya declaración y asignación en GAMS está representada en la figura 13, son:

- $t(j,p)$**  : Tiempo de producción requerido para completar la operación  $j$  en un lote de producto tipo  $p$ .

Figura 13. Declaración y asignación de tablas en GAMS.



### 3.2.3 Variables

En el desarrollo de la formulación matemática descrita se utilizaron tres tipos de variables que son: variables libres, variables enteras y variables binarias.

#### 3.2.3.1 VARIABLES LIBRES (*FREE*)

Las variables libres son aquellas que pueden tomar cualquier valor entre menos infinito e infinito. Dentro de las usadas en el modelo se encuentran:

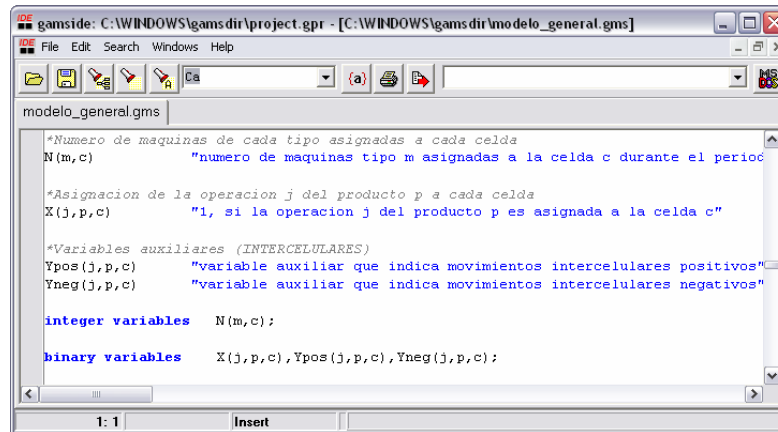
- cmaq*** : Costos totales de máquina.
- ctip*** : Transferencias intercelulares para el producto tipo *p*.
- cti*** : Costos totales de las transferencias intercelulares.
- COSTO*** : Costo total de operación del sistema que incluye los costos totales de máquina y de transferencias intercelulares.

La figura 14 muestra la declaración de algunas de las variables libres usadas para el desarrollo del modelo en GAMS.



La declaración de las variables enteras y binarias del modelo de programación lineal entera mixta desarrollado en GAMS está representada en figura 15.

Figura 15. Declaración de variables enteras y binarias en GAMS.



```
gamside: C:\WINDOWS\gamsdir\project.gpr - [C:\WINDOWS\gamsdir\modelo_general.gms]
File Edit Search Windows Help
modelo_general.gms
*Numero de maquinas de cada tipo asignadas a cada celda
N(m,c) "numero de maquinas tipo m asignadas a la celda c durante el periodo"

*Asignacion de la operacion j del producto p a cada celda
X(j,p,c) "1, si la operacion j del producto p es asignada a la celda c"

*Variables auxiliares (INTERCELULARES)
Ypos(j,p,c) "variable auxiliar que indica movimientos intercelulares positivos"
Yneg(j,p,c) "variable auxiliar que indica movimientos intercelulares negativos"

integer variables N(m,c);

binary variables X(j,p,c),Ypos(j,p,c),Yneg(j,p,c);
```

### 3.2.4 Ecuaciones

En GAMS las ecuaciones son relaciones algebraicas simbólicas utilizadas para generar tanto las restricciones como la función de optimización de cualquier problema<sup>213</sup>. Sin embargo, al igual que las variables, las ecuaciones deben ser declaradas antes de ser usadas.

Las figuras 16 y 17 muestran la declaración y asignación de las ecuaciones definidas para el modelo de formación de celdas de manufactura.

<sup>213</sup> BROOKE; KENDRICK; MEERAUS y RAMAN, Op. cit., p. 68.

Figura 16. Declaración de ecuaciones en GAMS.

```

equations
costo_maquina      "costo amortizado de tener maquinas operando en
costo_intercel11  "costo de las transferencias intercelulares SUBC
costo_intercel12  "costo de las transferencias intercelulares SUBC
costo_intercel13  "costo de las transferencias intercelulares SUBC
costo_intercel14  "costo de las transferencias intercelulares SUBC
costo_intercel15  "costo de las transferencias intercelulares SUBC
costo_intercel16  "costo de las transferencias intercelulares SUBC
costo_intercel17  "costo de las transferencias intercelulares SUBC
costo_intercel18  "costo de las transferencias intercelulares SUBC
costo_intercel19  "costo de las transferencias intercelulares SUBC
costo_intercel10  "costo de las transferencias intercelulares SUBC
    
```

Figura 17. Definición de ecuaciones en GAMS.

```

costo_intercel26(c)..      ct126(c) =e= sum(jp26a(j,p), Ypos(j,p,c) *D(
costo_intercel27(c)..      ct127(c) =e= sum(jp27a(j,p), Ypos(j,p,c) *D(
costo_intercel28(c)..      ct128(c) =e= sum(jp28a(j,p), Ypos(j,p,c) *D(
costo_intercel29(c)..      ct129(c) =e= sum(jp29a(j,p), Ypos(j,p,c) *D(
costo_intercel30(c)..      ct130(c) =e= sum(jp30a(j,p), Ypos(j,p,c) *D(

costo_intercel..          ct1 =e= sum(c, (ct11(c)+ct12(c)+ct13(c)+ct1

funcion_objetivo..        COSTO =e= cmaq + ct1;

rest_asig1(j,p)$(jp1(j,p))..  sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;
rest_asig2(j,p)$(jp2(j,p))..  sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;
rest_asig3(j,p)$(jp3(j,p))..  sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;
rest_asig4(j,p)$(jp4(j,p))..  sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;
    
```

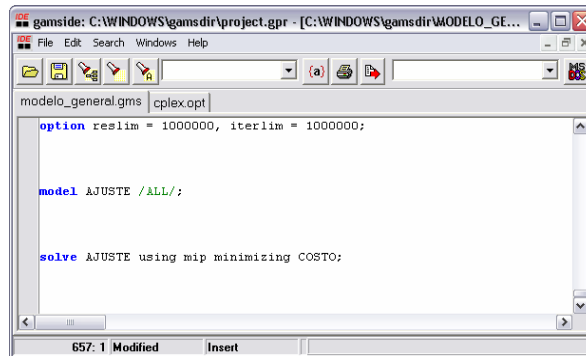
### 3.2.5 Declaración del modelo y de la solución del mismo

Antes de la declaración del modelo y de la solución del mismo, ilustradas en la figura 18, fue necesario definir las siguientes opciones.

**reslim** : Limita el tiempo de solución para que el solucionador encuentre la respuesta. Su valor por defecto es 1000 segundos.

**iterlim** : Limita el número de iteraciones ejecutadas por el solucionador. Su valor por defecto es 1000 iteraciones.

Figura 18. Declaración del modelo y de la solución del modelo en GAMS.



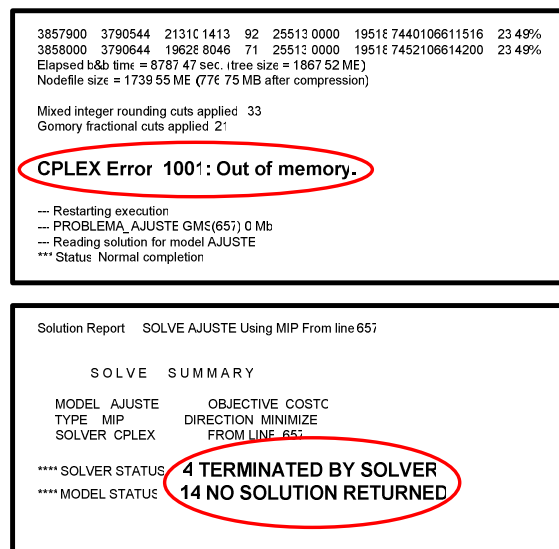
```
gamside: C:\WINDOWS\gamsdir\project.gpr - [C:\WINDOWS\gamsdir\MODELO_GE...
File Edit Search Windows Help
modelo_general.gms | cplex.opt
option reslim = 1000000, iterlim = 1000000;

model AJUSTE /ALL/;

solve AJUSTE using mip minimizing COSTO;
```

No obstante, los reportes finales de resultados arrojados por GAMS luego de aproximadamente 8800 segundos de ejecutar uno de los problemas de prueba (figura 19), demostraron que, debido a la memoria de almacenamiento limitada, el CPLEX era incapaz de continuar su exploración y finalizaba la búsqueda sin mostrar la mejor respuesta encontrada.

Figura 19. Reportes de resultados de GAMS a un problema de prueba.



```
3857900 3790544 21310 1413 92 25513 0000 1951E 7440106611516 23 49%
3858000 3790644 1962E 8046 71 2551E 0000 1951E 7452106614200 23 49%
Elapsed b&b time = 8787.47 sec. (tree size = 1867.52 ME)
Nodefile size = 1739.55 ME (77E 75 MB after compression)

Mixed integer rounding cuts applied: 33
Gomory fractional cuts applied: 21

CPLEX Error 1001: Out of memory.

-- Restarting execution
-- PROBLEMA_AJUSTE GME(657) 0 Mb
-- Reading solution for model AJUSTE
*** Status: Normal completion
```

```
Solution Report SOLVE AJUSTE Using MIP From line 657

S O L V E S U M M A R Y

MODEL AJUSTE OBJECTIVE COSTC
TYPE MIP DIRECTION MINIMIZE
SOLVER CPLEX FROM LINE 657

**** SOLVER STATUS 4 TERMINATED BY SOLVER
**** MODEL STATUS 14 NO SOLUTION RETURNED
```

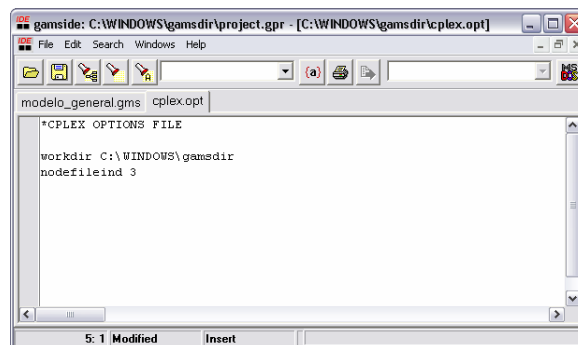
En otras palabras, la memoria RAM del computador utilizado no fue lo suficientemente grande para poder resolver problemas del tamaño propuesto, lo que no es raro cuando se trata de problemas de programación entera mixta, y para lo cual existen algunas alternativas de solución<sup>214</sup>.

Una de éstas es el uso de archivos de nodo que obligan al CPLEX a guardar porciones del árbol de nodos en el disco duro del computador cada vez que éste se torna muy grande. Para hacerlo se creó un archivo llamado *cplex.opt* en el directorio *C:\WINDOWS\gamsdir* con el que se ajustaron algunas opciones del CPLEX (ver figura 20).

Las opciones empleadas fueron:

- workdir*** : El nombre de un directorio existente en el que CPLEX pueda almacenar archivos temporales.
- nodefileind*** : Especifica la forma en que los archivos son manipulados mientras se ejecuta un modelo de programación entera mixta.

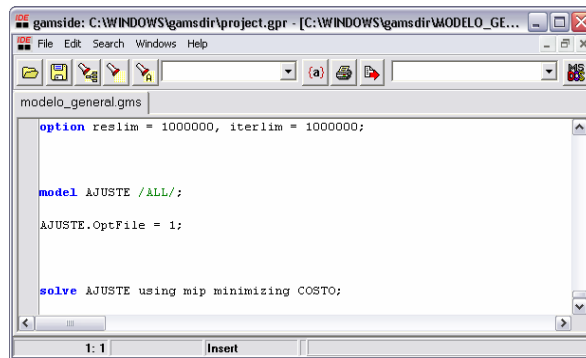
Figura 20. Archivo *cplex.opt*.



Finalmente, como se muestra en la figura 21, se añadió la línea de comando "*AJUSTE.OptFile=1*", justo antes de la declaración de la solución del modelo, con la que se le ordena a la herramienta leer el archivo *cplex.opt* y hacer los ajustes correspondientes.

<sup>214</sup> GAMS/CPLEX 7.5 User Notes. Disponible en Internet: <http://www.cs.wisc.edu/~ferris/cs635/cplex.pdf> (Recuperado el 31 de octubre de 2006); p. 9.

Figura 21. Línea de comando *AJUSTE.OptFile=1*.



```
gamside: C:\WINDOWS\gamsdir\project.gpr - [C:\WINDOWS\gamsdir\MODELO_GE...
File Edit Search Windows Help
modelo_general.gms
option reslim = 1000000, iterlim = 1000000;

model AJUSTE /ALL/;

AJUSTE.OptFile = 1;

solve AJUSTE using mip minimizing COSTO;
```

De esta forma, el CPLEX, sin necesidad de cambiar su funcionamiento interno, puede iterar indefinidamente sin estancarse debido a falta de memoria, al menos hasta que se agote el espacio disponible en el disco duro.

## 4. MODELO HEURÍSTICO PARA EL DISEÑO DE SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR

Una vez presentada la formulación matemática general y su posterior desarrollo como un modelo de programación lineal entera mixta, en este capítulo, el cual se divide en dos partes, se discute la formulación y el desarrollo de un algoritmo genético como modelo heurístico para el diseño de sistemas de manufactura celular.

En la primera sección (numeral 4.1) se explica el proceso de formulación del algoritmo genético basado en la formulación matemática presentada para el problema específico, así como de sus operadores y demás elementos característicos. Finalmente, en la segunda sección (numeral 4.2), describe el proceso de desarrollo del mismo en el entorno de programación de MATLAB.

### 4.1 FORMULACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO

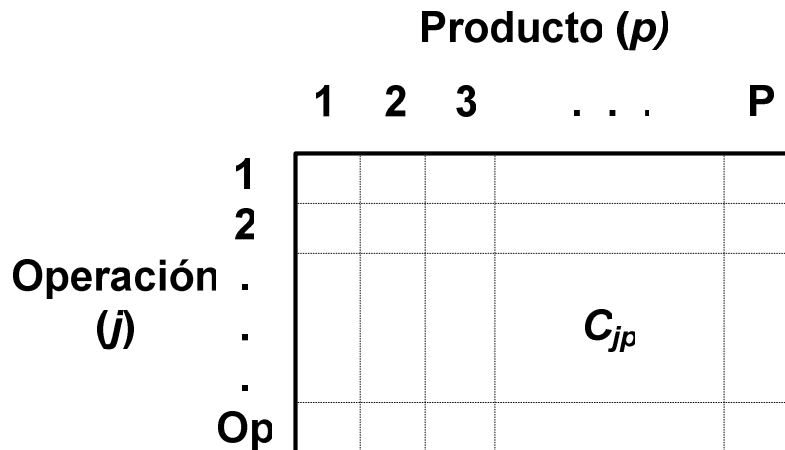
#### 4.1.1 ESQUEMA DE CODIFICACIÓN

De acuerdo con la formulación matemática general presentada, el esquema de codificación genético de cada individuo debe contener la información que permita determinar:

1. La celda a la que ha de asignarse cada operación de cada tipo de producto contenido en la mezcla para el periodo.
2. El número de máquinas por tipo a asignarse a cada celda durante el periodo.

Para ello se utilizó una matriz  $C_{jp}$  con  $J \times P$  elementos, donde  $J$  es el número máximo de operaciones por producto y  $P$  es el número de productos de la mezcla, definidos como la celda a la que fue asignada la operación  $j$  del producto tipo  $p$  (ver figura 22).

Figura 22. Esquema de codificación utilizado.



#### 4.1.2 GENERACIÓN DE LA POBLACIÓN INICIAL

Con el propósito de garantizar la diversidad en la estructura y una buena representación del espectro de posibles soluciones al problema planteado, el código genético de los individuos de la población inicial en el algoritmo genético propuesto se genera utilizando dos métodos diferentes: el método aleatorio y el constructivo.

##### 4.1.2.1 MÉTODO ALEATORIO

El método aleatorio de generación de la población inicial construye la estructura genética de cada individuo de forma completamente aleatoria, como se explica a continuación, generando por operación por tipo de producto, un número entero entre 1 y  $C$  (número total de celdas en el sistema). De esta forma, la probabilidad de asignar cada operación a una celda particular es  $(1/C)$ .

1. Seleccionar un tipo de producto de la mezcla a ser considerado.
2. Seleccionar una operación de la secuencia de operaciones del producto seleccionado en el paso 1 a ser considerada.
3. Asignar la operación considerada generando un número entero entre 1 y  $C$  de forma aleatoria.

4. De haber considerado todas las operaciones de la secuencia, seguir al paso 5. De lo contrario volver al paso 2.
5. De haber considerado todos los tipos de producto contenidos en la mezcla, terminar. De lo contrario volver al paso 1.

#### 4.1.2.2 MÉTODO CONSTRUCTIVO

El método constructivo es una adaptación de una técnica denominada GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*), desarrollada por Feo y Resende<sup>215</sup> que puede definirse como un proceso iterativo de dos fases: la fase de construcción y la fase de búsqueda local.

Según sus autores, la fase de construcción consiste en generar soluciones factibles a partir de una lista ordenada de posibles candidatos, cada uno de los cuales está calificado por una función llamada “*greedy*” que mide el beneficio de seleccionar cada elemento, mientras que la fase de búsqueda local reemplaza la solución encontrada por otras cercanas<sup>216</sup>.

Por su parte, el método constructivo para la generación de la población inicial toma cada operación en la secuencia de producción de cada producto y la asigna a la celda que presente menor costo marginal total. El costo marginal total (función *greedy*) de cada celda (candidato) corresponde a la suma del costo de transferencias intercelulares, de haberlas, y del costo marginal de máquina o costo de adicionar la carga de trabajo de la operación a cada celda.

A continuación se muestra el conjunto de pasos que describe el método constructivo.

1. Inicializar la variable requerimientos de máquina por tipo de máquina por celda igual a cero.
2. Seleccionar un tipo de producto de la mezcla a ser considerado.
3. Seleccionar una operación de la secuencia de operaciones del producto seleccionado en el paso 1 a ser considerada.

---

<sup>215</sup> FEO, Thomas A. y RESENDE, Mauricio. Greedy Randomized Adaptive Search Procedures. En: *Journal of Global Optimization*, 6, 109-134, 1995.

<sup>216</sup> *Ibid.*, p. 109.

4. Si el producto seleccionado es el primero de la mezcla y la operación considerada es la primera en la secuencia de producción de dicho producto, ir al paso 5. De lo contrario ir al paso 6.
5. Asignar a cada celda (candidato) un costo marginal total (calificación) igual a cero. Ir al paso 11.
6. Si la operación considerada es la primera en la secuencia de producción del producto seleccionado, ir al paso 7. De lo contrario ir al paso 8.
7. Asignar a cada celda (candidato) un costo de transferencias intercelulares igual a cero. Ir al paso 9.
8. Calcular el costo de transferir los lotes del producto desde la celda a la que fue asignada la operación inmediatamente anterior hacia cualquiera de las celdas (el costo de transferir los lotes hacia la misma celda es igual a cero).
9. Calcular el costo marginal de máquina que corresponde al costo de incluir los requerimientos de máquina de la operación y producto seleccionados en cualquiera de las celdas del sistema.
10. Calcular el costo marginal total de cada celda sumando el costo marginal de máquina y el costo de transferencias intercelulares.
11. Asignar la operación y producto seleccionados a la celda con menor costo marginal total. De haber empates, asignar aleatoriamente.
12. Actualizar la variable requerimientos de máquina por tipo de máquina por celda de acuerdo con la asignación hecha en el paso 11.
13. De haber considerado todas las operaciones de la secuencia de producción del producto seleccionado, seguir al paso 14. De lo contrario volver al paso 3.
14. De haber considerado todos los tipos de producto contenidos en la mezcla, terminar. De lo contrario volver al paso 2.

### 4.1.3 FUNCIÓN DE APTITUD

La función de aptitud del algoritmo genético formulado es equivalente a la función objetivo de la formulación matemática general descrita en el capítulo anterior, y como tal incluye los rubros que corresponden al costo de tener máquinas en el sistema y al costo de transferir lotes de producto entre las celdas.

En general, aunque el esquema de codificación utilizado y la forma en que dicha función de aptitud es calculada garantiza que los individuos cumplan con el conjunto de restricciones de asignación (ecuación 3) y de capacidad (ecuación 4); los métodos de generación de la población inicial y los operadores genéticos propuestos para la generación de nuevos individuos no garantizan que éstos cumplan con las restricciones de los tamaños de celda (ecuaciones 5 y 6).

Esto implica que el algoritmo genético admite soluciones no factibles, que no cumplen con todas las restricciones, pero penaliza su aptitud con una cantidad proporcional al número total de máquinas por celda que se encuentran por encima o por debajo de los límites establecidos.

A continuación se muestra la secuencia de pasos con la que se calcula la aptitud de cada individuo en el algoritmo genético.

1. Calcular los requerimientos de máquina por tipo de máquina por celda de acuerdo con el código genético del individuo.
2. Calcular los costos de máquina multiplicando las necesidades de máquina con los costos de tener máquinas operando en el sistema.
3. Calcular los costos de las transferencias intercelulares multiplicando el número total de lotes de cualquier producto a movilizar entre cualquier par de celdas con su costo asociado.
4. Calcular la aptitud de la solución sumando los costos de máquina y de transferencias intercelulares.
5. Verificar si el individuo cumple las restricciones de tamaño de celda.
6. De cumplir con todas las restricciones, terminar. De lo contrario, ir al paso 7.

7. Calcular el número de máquinas por encima o por debajo de las restricciones insatisfechas. Penalizar la aptitud calculada de acuerdo con dicho número. Terminar.

#### 4.1.4 OPERADORES GENÉTICOS

##### 4.1.4.1 SELECCIÓN

La selección es el proceso por el cual se escoge una pareja de individuos de una población dada para que se desempeñen como padres y originen individuos descendientes con una buena aptitud<sup>217</sup>. Por regla general, de una selección adecuada de los cromosomas padres, partiendo de un criterio lo suficientemente bueno, el algoritmo debe converger más rápidamente en mejores soluciones.

Para el algoritmo genético propuesto, el criterio de selección utilizado otorga una probabilidad de selección a cada individuo dentro de una población que está en función de su aptitud. Para ello se utiliza la ecuación 16.

$$P_{seleccion_n} = \frac{\left( \frac{1}{F_{Objetivo_n}} \right)}{\sum_{n=1}^N \left( \frac{1}{F_{Objetivo_n}} \right)} \quad (16)$$

Donde,

***N*** : Tamaño de la población.

***Pseleccion<sub>n</sub>*** : Probabilidad de que el individuo *n* sea seleccionado.

***FObjetivo<sub>n</sub>*** : Valor de la función objetivo (aptitud) para el individuo *n*.

Cabe aclarar que, debido a ser un problema de minimización de costos, entre menor sea el valor de la aptitud de un individuo, mejor será este y mayor será también su probabilidad de selección.

---

<sup>217</sup> FERNÁNDEZ, Op. cit., p. 26.

#### 4.1.4.2 CRUCE

La reproducción o cruce permite el intercambio de información genética entre los individuos de una población, recombinando sus cromosomas y dando lugar a individuos renovados que se traducen en nuevas posibles soluciones que aprovechen las mejores atributos de los cromosomas padres.

Sin embargo, habiéndose definido el esquema de codificación del modelo propuesto como una matriz  $C_{jp}$  que representa la celda a la que la operación  $j$  del producto tipo  $p$  es asignada, ninguno de los operadores de cruce lineales vistos en la literatura podrían ser implementados directamente.

Ello hace necesario un diseño cuidadoso del modelo mediante la construcción de esquemas de cruce que le permitan al algoritmo adaptar la estructura genética matricial a la operación normal de un algoritmo genético y que favorezcan la obtención de nuevas y mejores posibles soluciones a la formulación planteada para el problema de formación de celdas de manufactura.

Conviene aclarar que tanto los esquemas como los operadores de cruce se asocian a la llamada probabilidad de cruce,  $P_C$ , que en la literatura disponible reporta generalmente valores superiores al 90.

##### 4.1.4.2.1 Esquemas de Cruce

El esquema de cruce denota el trato dado por el algoritmo a la estructura genética de los individuos seleccionados mientras el operador de cruce está siendo ejecutado por el mismo.

En el modelo heurístico para el diseño de sistemas de manufactura celular se consideraron dos modalidades diferentes de esquemas de cruce a las que se llamó convencional y alternativa respectivamente.

Los diferentes esquemas alternativos y la forma de implementación del operador de cruce en estos es una adaptación de los operadores genéticos mejorados desarrollados por Ahmed, Tavakkoli y Safei<sup>218</sup>.

---

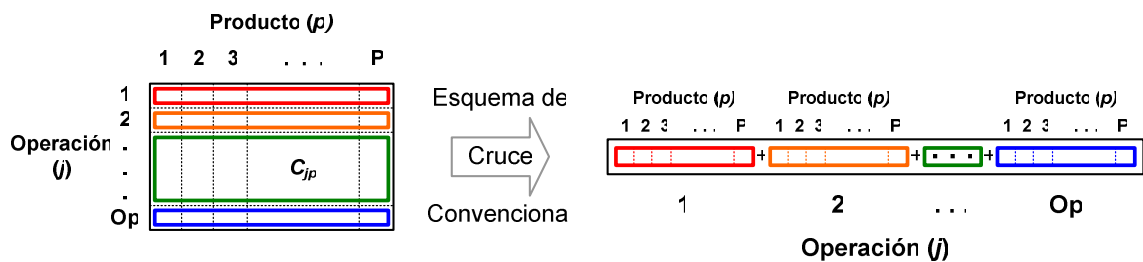
<sup>218</sup> AHMED; TAVAKKOLI y SAFEI, Op. cit., p. 15.

#### 4.1.4.2.1 Esquema de cruce convencional

Este esquema de cruce transforma la estructura genética de los individuos seleccionados de una matriz bidimensional a una disposición vectorial de los datos, considerada la estructura genética de mayor uso en la implementación de algoritmos genéticos, para luego aplicar los operadores de cruce convencionales.

Dicha transformación se realiza acomodando una junto a la otra cada una de las filas de la matriz que identifica los individuos, formando un vector (ver figura 23).

Figura 23. Esquema de cruce convencional.



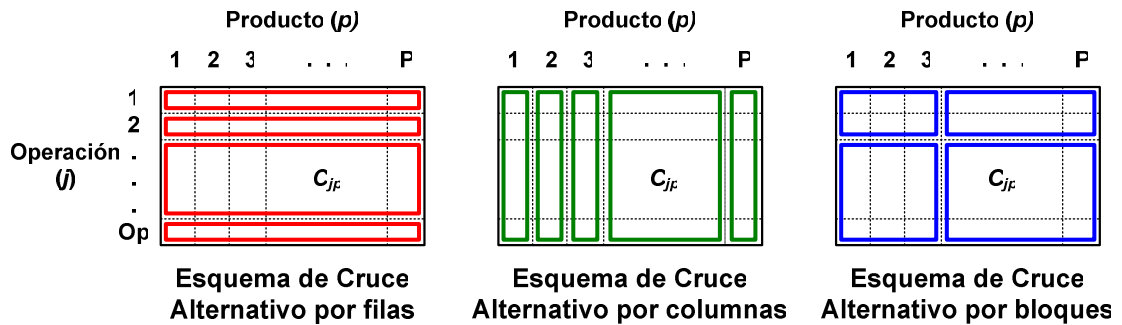
#### 4.1.4.2.1.2 Esquema de cruce alternativo

En el esquema de cruce alternativo se descompone la estructura genética en filas, columnas o bloques<sup>219</sup> (ver figura 24), haciendo que el algoritmo los asuma como genes, y luego se aplica el operador de cruce entre los individuos seleccionados.

Cabe aclarar que la selección de las filas, columnas o bloques como esquema de cruce alternativo se hace de forma aleatoria.

<sup>219</sup> El esquema de cruce alternativo por *bloques* combina simultáneamente los esquemas de cruce alternativo por columnas y por filas.

Figura 24. Esquema de cruce alternativo.



**Figura 4.3** Esquema de cruce alternativo.

#### 4.1.4.2.2 Operadores de cruce

Para el algoritmo genético planteado se utilizaron el operador de cruce simple y el operador de cruce multipunto.

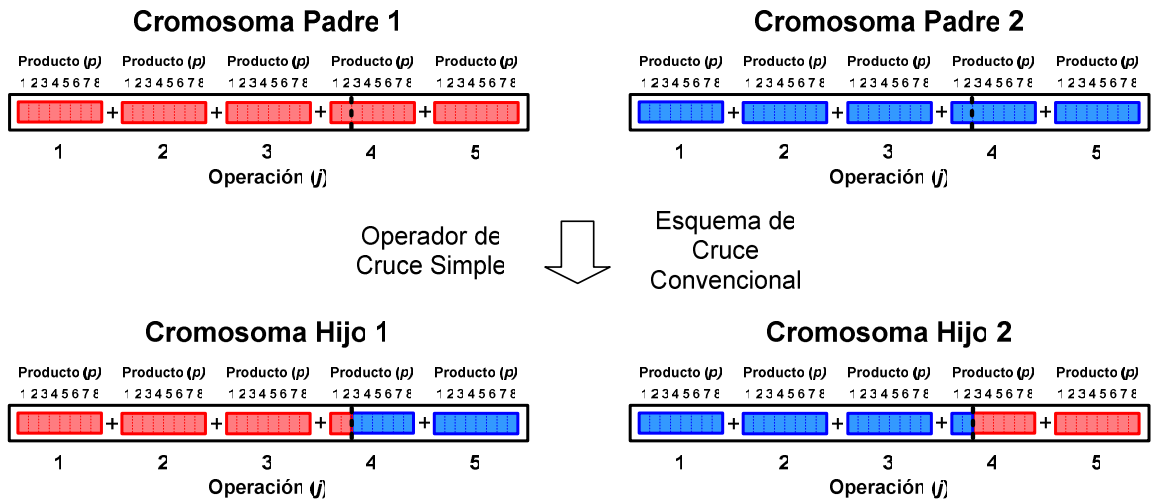
El operador de cruce se implementa en el algoritmo una vez seleccionados los cromosomas a reproducir y el esquema de cruce a utilizar en la ejecución del mismo.

##### 4.1.4.2.2.1 Operador de cruce simple

El operador de cruce simple, también conocido como cruce básico ó cruce en un punto, genera soluciones nuevas mediante la combinación de dos cromosomas a los que se les denomina cromosomas padres. Dicha combinación consiste en determinar de forma aleatoria, de acuerdo con el esquema de cruce utilizado, un punto a partir del cual se intercambia la información genética de los individuos seleccionados.

En el esquema de cruce convencional, una vez hecha la transformación vectorial correspondiente, el operador de cruce simple se aplica normalmente, como se ve en la figura 25. En ésta se ilustra la modalidad de cruce simple en dos individuos con 8 productos y 5 operaciones por tipo de producto.

Figura 25. Operador de cruce simple bajo el esquema de cruce convencional.



No obstante, el tratamiento dado a la estructura de cada solución en el esquema de cruce alternativo es un poco diferente.

En la figura 26 se muestra de forma gráfica el operador de cruce simple bajo el esquema de cruce alternativo por filas en individuos de igual tamaño, con la fila 4 como punto de cruce seleccionado al azar. Asimismo, la figura 27 representa el operador de cruce simple en el esquema de cruce alternativo por columnas, caso para el que fue escogida la columna 6 como punto de cruce. Finalmente, la figura 28 ilustra el intercambio genético mediante el uso del operador de cruce simple bajo el esquema de cruce alternativo por bloques en dos cromosomas padres, tomando como punto de cruce la fila 3 y la columna 6.

Figura 26. Operador de cruce simple bajo el esquema de cruce alternativo por filas.

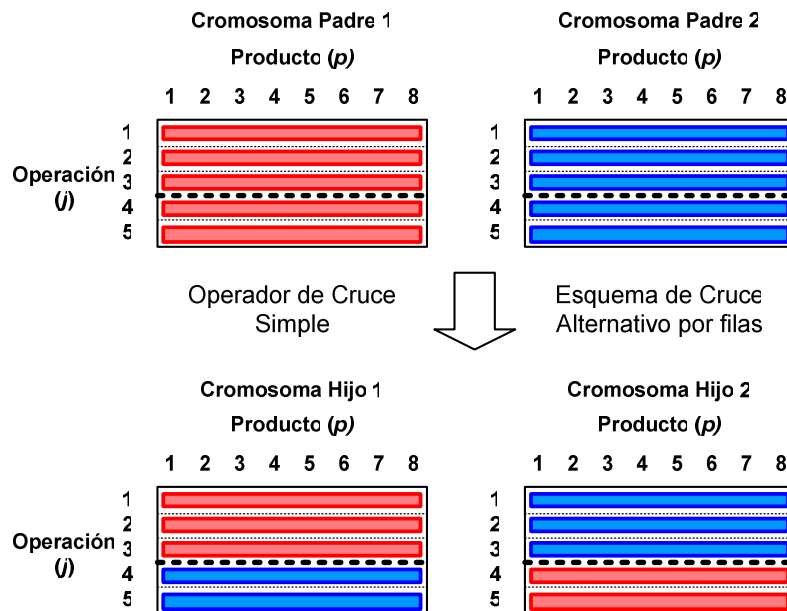


Figura 27. Operador de cruce simple bajo el esquema de cruce alternativo por columnas.

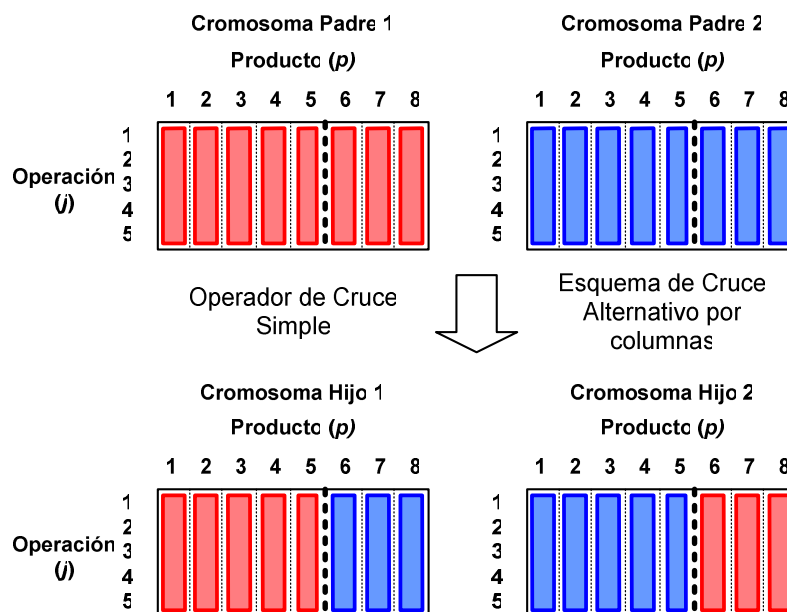
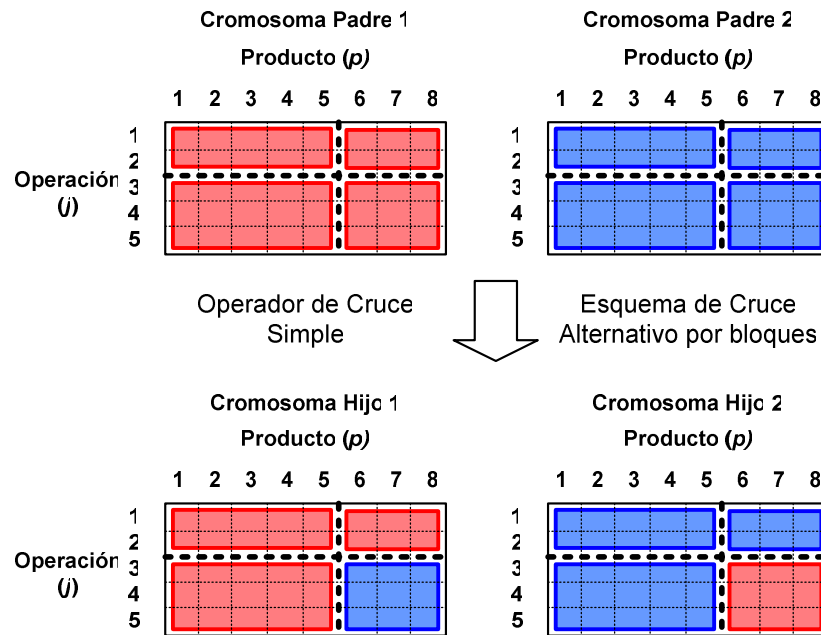


Figura 28. Operador de cruce simple bajo el esquema de cruce alternativo por bloques.



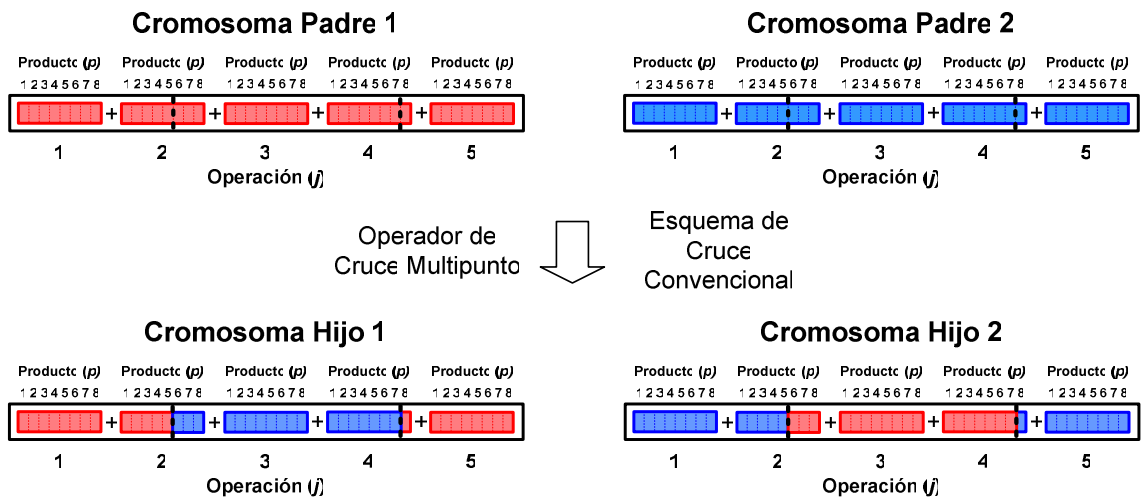
#### 4.1.4.2.2 Operador de cruce multipunto

Conocido también como cruce segmentado o de N-puntos, este tipo de operador es la generalización del cruce simple. Consiste en escoger de forma aleatoria un determinado número de puntos de cruce,  $N$ , y su localización en la estructura genética de los individuos seleccionados, intercambiando las porciones de información contenida entre cada par consecutivo de estos.

Al igual que con el operador de cruce simple, la operación del cruce multipunto depende del esquema de cruce con el que el algoritmo esté trabajando.

Por ejemplo, la figura 29 ilustra el operador de cruce multipunto en el esquema de cruce convencional. En este caso fueron escogidos dos puntos de cruce que están ubicados en la operación 2 del producto tipo 6 y en la operación 4 del producto tipo 8.

Figura 29. Operador de cruce multipunto de dos puntos bajo el esquema de cruce convencional.



Por otro lado, en la figura 30 se representa la modalidad de cruce multipunto bajo el esquema de cruce alternativo por filas. En este caso fueron escogidos 2 puntos de cruce, los cuales se ubicaron en las filas 3 y 5. Asimismo, la figura 31 ilustra el operador de cruce multipunto de dos puntos bajo el esquema de cruce alternativo por columnas, con las columnas 4 y 7 como puntos de cruce. Finalmente, la figura 32 muestra el operador de cruce multipunto con dos puntos de cruce para el esquema de cruce alternativo por bloques en el que se escogieron la fila 2 y la columna 3, y la fila 5 y la columna 6 como puntos de cruce.

Figura 30. Operador de cruce multipunto de dos puntos bajo el esquema de cruce alternativo por filas.

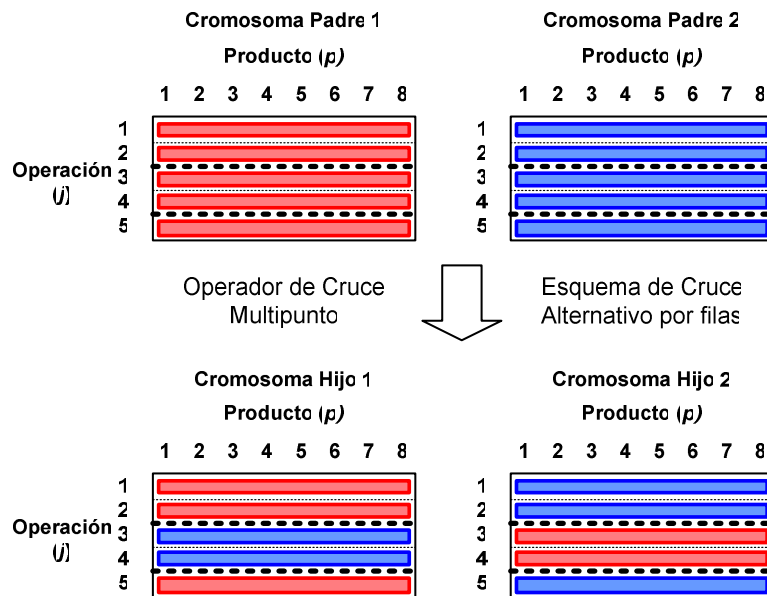


Figura 31. Operador de cruce multipunto de dos puntos bajo el esquema de cruce alternativo por columnas.

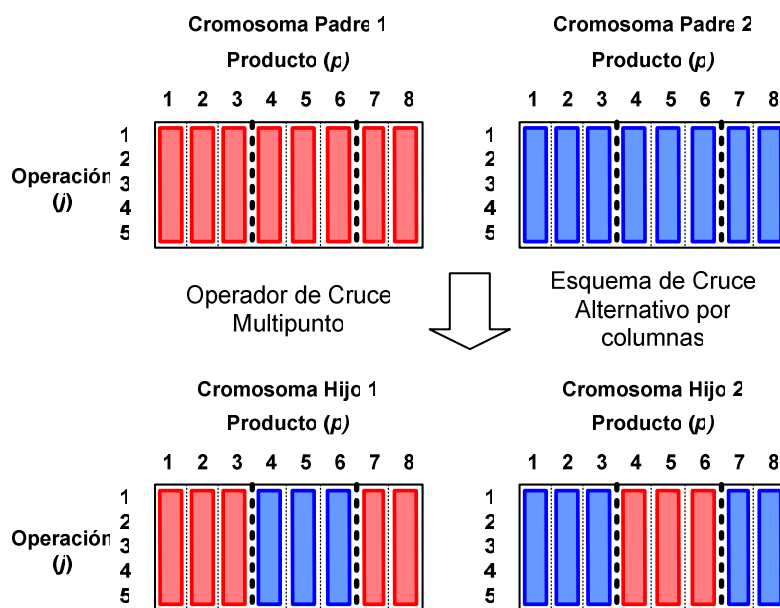
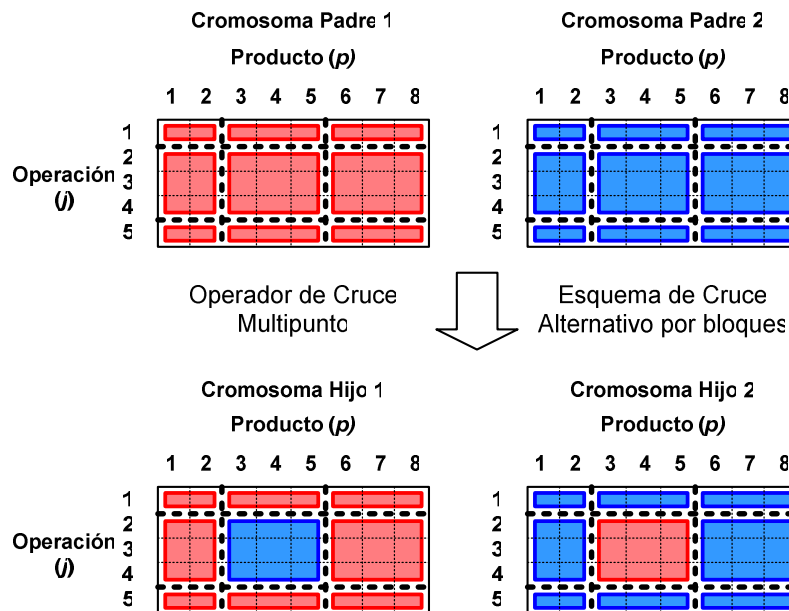


Figura 32. Operador de cruce multipunto de dos puntos bajo el esquema de cruce alternativo por bloques.



#### 4.1.4.3 MUTACIÓN

Pese a ser un mecanismo generador de diversidad, abusar del operador de mutación en un algoritmo genético puede llevarlo a la convergencia prematura, reduciéndolo a un simple método de búsqueda aleatoria poco eficiente. Ello hace necesario la asociación de dicho operador con la llamada probabilidad de mutación,  $P_M$ , que es la probabilidad de que un individuo sea mutado, para la que registran valores inferiores al 10% en la literatura disponible.

En el esquema propuesto y dada la formulación para el diseño de sistemas de manufactura celular, las dos modalidades de operadores de cruce utilizadas por el algoritmo genético son la mutación de un gen y la mutación gen a gen.

#### 4.1.4.3.1 Mutación de *un gen*

La mutación de un gen se conoce también como mutación de un *bit* y consiste en seleccionar un elemento de la matriz de asignación que define la estructura genética de un individuo en el modelo propuesto y cambiar su valor por otro diferente, es decir, cambiar la celda a la que se le asigna una determinada operación de un producto dado.

Para ello primero se determina mediante la probabilidad de mutación  $P_M$ , si el individuo es apto para la ejecución del operador.

#### 4.1.4.3.2 Mutación *gen a gen*

Contrario a la mutación de un gen, el operador de mutación gen a gen efectúa el cambio de asignación en cada uno de los elementos del esquema de codificación, evaluando por separado con la probabilidad de mutación,  $P_M$ , para cada operación de cada producto, si su implementación es pertinente.

### 4.1.5 Actualización de la población

Una vez ejecutados los operadores genéticos el algoritmo debe actualizar la población introduciendo generación a generación los individuos construidos como resultado de los mismos. Esta actualización puede hacerse de dos formas distintas: la actualización por lotes y la actualización en línea.

No obstante, debido a la admisión de individuos no factibles en la operación del algoritmo y a que estos pueden representar buena parte de la población inicial, es importante que las soluciones generadas, especialmente aquellas que si satisfacen todas las restricciones, sean incluidas de forma inmediata en la población (actualización en línea), sustituyendo a los cromosomas con menor valor de aptitud, de ser mejores que estos, para enriquecer los procesos de selección, reproducción y mutación ya discutidos.

#### **4.1.6 Tamaño de la población**

Como se sabe, la decisión acerca del tamaño de la población en un algoritmo genético puede ser complicada debido a que debe haber un equilibrio entre la diversidad genética y el esfuerzo computacional requerido por el modelo.

Por ello, siguiendo la recomendación hecha por Fernández<sup>220</sup>, la determinación del número de individuos en la población del algoritmo debe depender enteramente tanto de las necesidades de los usuarios como de las dimensiones de los problemas.

#### **4.1.7 Condición de terminación del algoritmo**

La ejecución de un algoritmo genético puede detenerse cuando éste llegue al óptimo, de ser conocido, cuando la mayoría de los individuos de la población converja hacia estructuras genéticas parecidas, o cuando se cumpla con el número de generaciones<sup>221</sup> fijado previamente.

En el esquema propuesto y debido a la complejidad de la formulación matemática, la terminación del algoritmo está dada por el número de veces que la población es actualizada. Sin embargo, al igual que con el tamaño de la población, el número de generaciones debe depender de la complejidad y dimensión de los problemas que se quiera resolver, así como de las necesidades de los usuarios potenciales.

### **4.2 DESARROLLO DEL ALGORITMO GENÉTICO**

El algoritmo genético diseñado para el problema formación de celdas de manufactura fue desarrollado en el paquete informático de apoyo MATLAB, que como ya se mencionó, es un entorno interactivo para el análisis de datos, los métodos numéricos, etc.

Para hacerlo fue necesario codificar cada uno de los elementos del algoritmo genético formulado (población inicial, la función de aptitud, los operadores genéticos y la actualización de la población) en el lenguaje técnico computacional

---

<sup>220</sup> FERNÁNDEZ, Op. cit., p. 25.

<sup>221</sup> El número de generaciones en un algoritmo genético equivale al número de actualizaciones o regeneraciones de la población.

propio de la aplicación. En el anexo A.1 pueden consultarse los códigos de programación completos empleados para el desarrollo del algoritmo genético y de sus elementos característicos en la aplicación mencionada.

#### 4.2.1 Población inicial

En la generación de la población inicial del modelo se construyeron dos ficheros “.M”. Uno se utilizó para programar el método constructivo de generación de la población inicial descrito en el numeral 4.1.2.2, y el otro contiene el código con el que se genera la estructura genética de los individuos de la población inicial en el algoritmo, incluyendo el método aleatorio descrito en el numeral 4.1.2.1.

##### 4.2.1.1 MÉTODO ALEATORIO

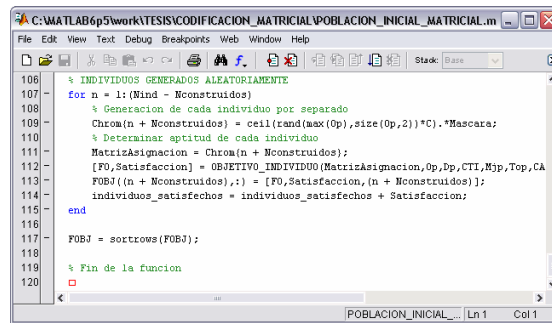
Para la construcción de la estructura genética de los individuos utilizando este método se programó una estructura de bucle en la que, por cada cromosoma, se genera una matriz con  $J \times P$  números enteros aleatorios entre 1 y  $C$ , que se multiplica por una matriz de unos y ceros que contiene la longitud de la secuencia de fabricación de cada producto.

Dónde

- $J$  : Número máximo de operaciones por tipo de producto.
- $P$  : Número de tipos de producto contenidos en la mezcla.
- $C$  : Número de celdas a considerar.

El código que corresponde a la generación de individuos con el método aleatorio en el entorno de programación de MATLAB se muestra en la figura 33.

Figura 33. Método aleatorio de generación de la población inicial en MATLAB.



```
C:\MATLAB6p5\work\TESIS\CODIFICACION_MATRICIAL\POBLACION_INICIAL_MATRICIAL.m
File Edit View Text Debug Breakpoints Web Window Help
% INDIVIDUOS GENERADOS ALEATORIAMENTE
106 for n = 1:(Nind - Nconstruidos)
107     % Generacion de cada individuo por separado
108     Chrom(n + Nconstruidos) = cell(randi(max(Op),size(Op,2))*C).*Mascara;
109     % Determinar aptitud de cada individuo
110     MatrizAsignacion = Chrom(n + Nconstruidos);
111     [FO,Satisfaccion] = OBJETIVO_INDIVIDUO(MatrizAsignacion,Op,Dp,CTI,Mjp,Top,CA
112     FOBJ(n + Nconstruidos,:) = [FO,Satisfaccion,(n + Nconstruidos)];
113     individuos_satisfechos = individuos_satisfechos + Satisfaccion;
114 end
115
116
117 FOBJ = sortrows(FOBJ);
118
119 % Fin de la funcion
120
```

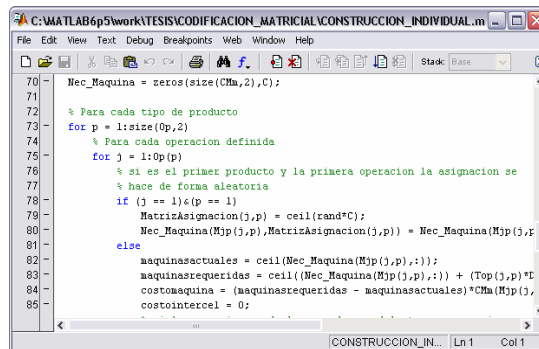
#### 4.2.1.2 MÉTODO CONSTRUCTIVO

En general, la generación de la estructura genética de los cromosomas con el método constructivo requiere de cálculos un poco más complejos que los del método aleatorio.

Como ya se dijo, en el método constructivo las operaciones son asignadas a la celda que minimice el costo marginal de máquina y el costo de las transferencias intercelulares. Para hacerlo se inicializa la matriz de requerimientos de máquina por tipo por celda en ceros. Luego, mediante una doble estructura de bucle, por cada operación en la secuencia de fabricación de cada tipo de producto se calcula la carga total de máquina y el costo marginal de añadir esta a cualquiera de las celdas consideradas en el sistema, así como el costo de las transferencias intercelulares que dicha asignación comprendería. Calculados costos se asigna la operación a la celda que presente menor valor total y se actualizan los requerimientos de máquina.

En la figura 34 se muestra parte del código con el que se programó el método constructivo de generación de la población inicial en la aplicación MATLAB.

Figura 34. Método constructivo de generación de la población inicial en MATLAB.



```
70 Nec_Maquina = zeros(size(CMa,2),C);
71
72 % Para cada tipo de producto
73 for p = 1:size(Op,2)
74     % Para cada operacion definida
75     for j = 1:Op(p)
76         % si es el primer producto y la primera operacion la asignacion se
77         % hace de forma aleatoria
78         if (j == 1) & (p == 1)
79             MatrizAsignacion(j,p) = ceil(rand*C);
80             Nec_Maquina(Mjp(j,p),MatrizAsignacion(j,p)) = Nec_Maquina(Mjp(j,p),
81             else
82                 maquinasactuales = ceil(Nec_Maquina(Mjp(j,p),:));
83                 maquinasrequeridas = ceil((Nec_Maquina(Mjp(j,p),:)) + (Top(j,p)*D
84                 costomaquina = (maquinasrequeridas - maquinasactuales)*CMa(Mjp(j,
85                 costointerceil = 0;
```

## 4.2.2 Función de aptitud

Para la evaluación de la aptitud se utilizaron cuatro ficheros “.M” en los que se determina su nivel de aptitud de cada individuo, cuyos componentes principales son: el costo de máquina, el costo de los movimientos intercelulares y la verificación de las restricciones.

### 4.2.2.1 COSTO DE MÁQUINA

Para el cálculo del costo de máquina se utiliza una doble estructura de bucle en la que se hallan los requerimientos totales de máquina, por celda por tipo de máquina, según sea la estructura genética del cromosoma evaluado, y se multiplica por el costo de tener máquinas en el sistema.

La figura 35 muestra parte del código empleado para calcular las necesidades de máquina por tipo de máquina por celda de una solución en el entorno de programación de MATLAB.

Figura 35. Cálculo de requerimientos de máquina en MATLAB.

```

C:\MATLAB6p5\work\TESIS\FUNCION_OBJETIVO\NECESIDADES_MAQUINA.m
File Edit Text Window Help
function Nec_Maquina = NECESIDADES_MAQUINA(MatrizAsignacion,Mjp,Top,CaPa,C,Dp);
66
67
68 % Calculo de los tiempos totales de fabricacion
69 tiempostotales = Top.*rep(Dp,[size(MatrizAsignacion,1) 1]);
70
71 % Calculo de las necesidades de maquina por celda por tipo de maquina
72 % Para cada celda en el sistema
73 for c = 1:C
74     Mascaracelda = (MatrizAsignacion == c);
75     % Para cada tipo de maquina
76     for m = 1:max(max(Mjp))
77         Mascaramaquina = (Mjp == m);
78         Nec_Maquina(m,c) = sum(sum(tiempostotales.*Mascaracelda.*Mascaramaquina));
79     end
80 end
81
82 % Fin de la funcion
NECESIDADES_MAQ... Ln 1 Col 1
    
```

#### 4.2.2.2 COSTO DE TRANSFERENCIAS INTERCELULARES

Como se sabe, este rubro de costo se halla multiplicando el número total de movimientos intercelulares con el costo asociado a la transferencia de un lote de productos entre cualquier par de celdas. Sin embargo, para calcular la cantidad de transferencias intercelulares de una solución es necesaria una doble estructura de bucle que compara la asignación de cada operación con la de la operación inmediatamente anterior y determina si es necesaria la contabilización de movimientos entre las celdas. En la figura 36 puede verse el fichero con el que se calculan los movimientos de lotes de producto entre las celdas en MATLAB.

Figura 36. Cálculo de transferencias intercelulares en MATLAB.

```

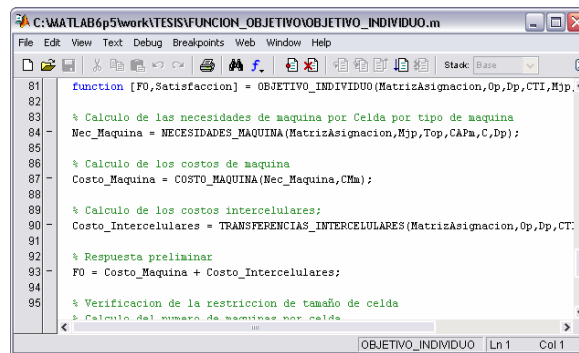
C:\MATLAB6p5\work\TESIS\FUNCION_OBJETIVO\TRANSFERENCIAS_INTERCELULARES.m
File Edit Text Window Help
function Costo_Intercelulares = TRANSFERENCIAS_INTERCELULARES(MatrizAsignacion,0)
40
41
42 % Calculo de los movimientos intercelulares
43 contador = 0;
44 % Para cada tipo de producto
45 for p = 1:size(MatrizAsignacion,2)
46     % Para cada operacion
47     for j = 1:(Op(p)-1)
48         % Si las operaciones no son asignadas a la misma celda entonces se
49         % incrementa el contador de movimientos intercelulares
50         if (MatrizAsignacion(j,p) ~= MatrizAsignacion(j+1,p))
51             contador = contador + Dp(p);
52         end
53     end
54 end
55
56 % Calculo de los costos intercelulares
TRANSFERENCIAS_I... Ln 1 Col 1
    
```

### 4.2.2.3 VERIFICACIÓN DE RESTRICCIONES

Una vez calculados los rubros de costo por solución se verifica si ésta cumple con las restricciones operativas de los tamaños de las celdas impuestos por la formulación matemática general. De no ser así, la solución no es válida y su aptitud se penaliza con una cantidad proporcional al número de máquinas por fuera del intervalo establecido.

La figura 37 muestra parte del código de programación utilizado tanto para el cálculo de costos, mediante la ejecución de otros ficheros, como para la verificación de las restricciones en MATLAB.

Figura 37. Verificación de las restricciones y cálculo de la aptitud por individuo en MATLAB.



```
C:\MATLAB6p5\work\TESIS\FUNCION_OBJETIVO\OBJETIVO_INDIVIDUO.m
File Edit View Text Debug Breakpoints Web Window Help
function [FO,Satisfaccion] = OBJETIVO_INDIVIDUO(MatrizAsignacion,Op,Dp,CTI,Hjp,
81
82
83 % Calculo de las necesidades de maquina por Celda por tipo de maquina
84 Nec_Maquina = NECESIDADES_MAQUINA(MatrizAsignacion,Hjp,Top,CAFa,C,Dp);
85
86 % Calculo de los costos de maquina
87 Costo_Maquina = COSTO_MAQUINA(Nec_Maquina,CMa);
88
89 % Calculo de los costos intercelulares;
90 Costo_Intercelulares = TRANSFERENCIAS_INTERCELULARES(MatrizAsignacion,Op,Dp,CTI
91
92 % Respuesta preliminar
93 FO = Costo_Maquina + Costo_Intercelulares;
94
95 % Verificacion de la restriccion de tamaño de celda
% Calculo del numero de maquinas por celda
```

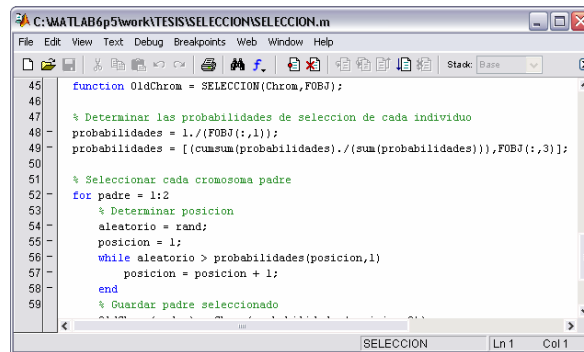
## 4.2.3 Operadores genéticos

### 4.2.3.1 OPERADOR DE SELECCIÓN

Para el operador genético de selección se utilizó un fichero “.M”. En éste se calculan las probabilidades acumuladas de selección de cada individuo dentro de la población y se generan dos números aleatorios con los que se escogen dos cromosomas padres a los que habrá de aplicarse el operador de cruce.

Parte del código empleado en la programación del operador de selección en MATLAB está ilustrada en la figura 38.

Figura 38. Operador de selección en MATLAB.

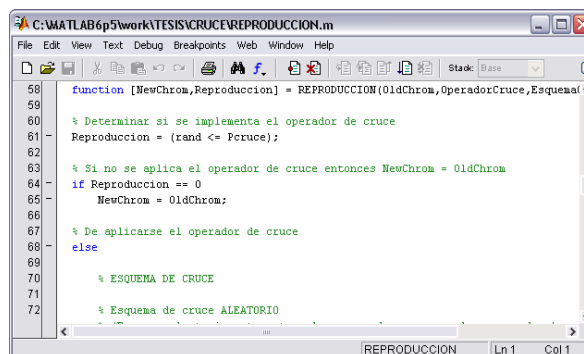


```
function OldChrom = SELECCION(Chrom,FOBJ);
% Determinar las probabilidades de seleccion de cada individuo
probabilidades = 1./{FOBJ(:,1)};
probabilidades = [cumsum(probabilidades)./(sum(probabilidades))],FOBJ(:,3)];
% Seleccionar cada cromosoma padre
for padre = 1:2
    % Determinar posicion
    aleatorio = rand;
    posicion = 1;
    while aleatorio > probabilidades(posicion,1)
        posicion = posicion + 1;
    end
    % Guardar padre seleccionado
```

#### 4.2.3.2 OPERADOR DE CRUCE

Para la programación del operador de cruce se utilizó una mayor cantidad de archivos “.M”. En éstos se determina, en primer lugar, si el operador de cruce puede ser aplicado, de acuerdo con la probabilidad de cruce preestablecida. Luego, definidos el esquema y operador de cruce empleados por el algoritmo, se construye una matriz de unos y ceros a partir de los puntos de cruce generados de forma aleatoria que se multiplica con las estructuras genéticas de los cromosomas padres seleccionados para formar dos nuevas soluciones al problema dado. En la figura 39 puede verse parte del código utilizado por el fichero principal en el proceso de reproducción de cromosomas en MATLAB.

Figura 39. Esquema y operador de cruce en MATLAB.



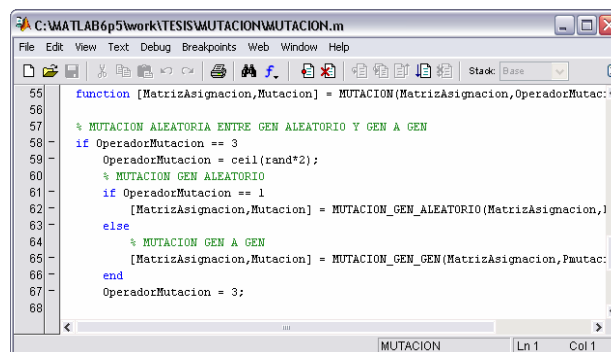
```
function [NewChrom,Reproduccion] = REPRODUCCION(OldChrom,OperadorCruce,Esquema)
% Determinar si se implementa el operador de cruce
Reproduccion = (rand <= Pcruce);
% Si no se aplica el operador de cruce entonces NewChrom = OldChrom
if Reproduccion == 0
    NewChrom = OldChrom;
% De aplicarse el operador de cruce
else
    % ESQUEMA DE CRUCE
    % Esquema de cruce ALEATORIO
```

### 4.2.3.3 MUTACIÓN

Por su parte, para la programación del operador de mutación se emplearon tres ficheros “.m”, dos de los cuales contienen el código de cada una de las modalidades de mutación utilizadas y otro en el que se encuentra el algoritmo principal del operador, parte de cuyo código puede verse en la figura 40.

En la modalidad de mutación de un gen, con una probabilidad igual a la probabilidad de mutación, el algoritmo modifica la asignación de una operación de un producto seleccionados de forma aleatoria. En el operador de cruce gen a gen, con una probabilidad igual a la probabilidad de mutación, modifica operación por operación y producto por producto, las asignaciones que corresponden al individuo generado.

Figura 40. Operador de mutación en MATLAB.



```
55 function [MatrizAsignacion,Mutacion] = MUTACION(MatrizAsignacion,OperadorMutac:
56
57 % MUTACION ALEATORIA ENTRE GEN ALEATORIO Y GEN A GEN
58 if OperadorMutacion == 3
59     OperadorMutacion = ceil(rand*2);
60     % MUTACION GEN ALEATORIO
61     if OperadorMutacion == 1
62         [MatrizAsignacion,Mutacion] = MUTACION_GEN_ALEATORIO(MatrizAsignacion,1
63     else
64         % MUTACION GEN A GEN
65         [MatrizAsignacion,Mutacion] = MUTACION_GEN_GEN(MatrizAsignacion,Pmutac:
66     end
67     OperadorMutacion = 3;
68
```

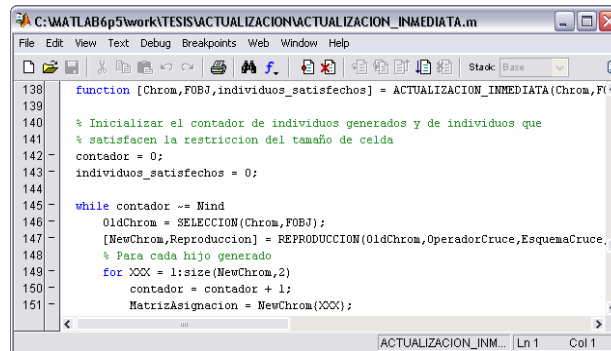
### 4.2.4 Actualización de la población

Para actualizar la población en el algoritmo genético se inicializó, en primer lugar, un contador de individuos. Luego, mediante una estructura de bucle (*while*) se llamaron los ficheros de selección, cruce y mutación que habrán de generar dos nuevas soluciones cada vez, cuya introducción inmediata a la población depende de su nivel de aptitud, que debe ser mejor que la del peor de los cromosomas, y de su estructura genética, que debe ser diferente a la de todos los individuos en la población.

El bucle se da por terminado una vez se hayan generado tantos individuos como soluciones tenga la población del algoritmo.

La figura 41 muestra parte del fichero utilizado para la actualización de la población del algoritmo genético en MATLAB.

Figura 41. Actualización de la población en MATLAB.

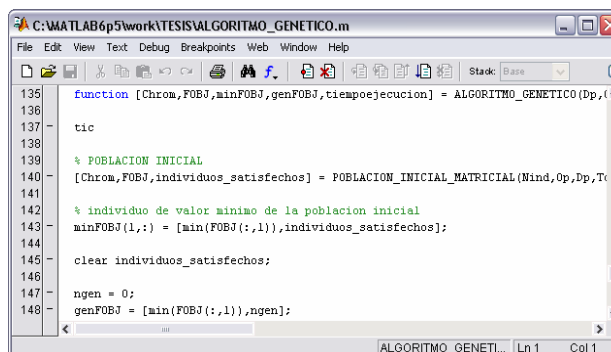


```
C:\MATLAB6p5\work\TESIS\ACTUALIZACION\ACTUALIZACION_INMEDIATA.m
File Edit View Text Debug Breakpoints Web Window Help
Stack Base
138 function [Chrom,FOBJ,individuos_satisfechos] = ACTUALIZACION_INMEDIATA(Chrom,FOBJ,
139
140 % Inicializar el contador de individuos generados y de individuos que
141 % satisfacen la restriccion del tamaño de celda
142 contador = 0;
143 individuos_satisfechos = 0;
144
145 while contador ~= Nind
146     OldChrom = SELECCION(Chrom,FOBJ);
147     [NewChrom,Reproduccion] = REPRODUCCION(OldChrom,OperadorCruce,EsquemaCruce);
148     % Para cada hijo generado
149     for XXX = 1:size(NewChrom,2)
150         contador = contador + 1;
151         MatrizAsignacion = NewChrom(XXX);
```

#### 4.2.5 Algoritmo genético

El fichero principal del algoritmo genético mostrado en la figura 42 llama inicialmente a la subrutina de generación de la población inicial con la que se construyen los cromosomas que la conforman, y mediante una estructura de bucle actualiza sus individuos tantas veces como número de generaciones se haya predeterminado para el modelo.

Figura 42. Algoritmo genético en MATLAB.



```
C:\MATLAB6p5\work\TESIS\ALGORITMO_GENETICO.m
File Edit View Text Debug Breakpoints Web Window Help
Stack Base
135 function [Chrom,FOBJ,minFOBJ,genFOBJ,tiempoejecucion] = ALGORITMO_GENETICO(Dp,
136
137 tic
138
139 % POBLACION INICIAL
140 [Chrom,FOBJ,individuos_satisfechos] = POBLACION_INICIAL_MATRICIAL(Wind,Op,Dp,Tc);
141
142 % individuo de valor minimo de la poblacion inicial
143 minFOBJ(1,:) = [min(FOBJ(:,1)),individuos_satisfechos];
144
145 clear individuos_satisfechos;
146
147 ngen = 0;
148 genFOBJ = [min(FOBJ(:,1)),ngen];
```

## 5. EXPERIENCIA COMPUTACIONAL

Luego de la revisión de la teoría, y de la formulación y desarrollo tanto del modelo de programación lineal entera mixta como del algoritmo genético, se procedió al trabajo computacional requerido y su correspondiente análisis, los cuales se muestran en éste capítulo.

Dicho trabajo se dividió en dos etapas: la fase de ajuste experimental y la fase de comparación definitiva. En la primera se utilizó un diseño experimental y su correspondiente análisis para ajustar los parámetros más importantes del algoritmo genético desarrollado, y en la segunda se comparó el rendimiento del mismo, una vez ajustado, con el del modelo de programación lineal entera mixta.

En la primera parte de este capítulo (numeral 5.1) se describe el proceso general empleado para la generación de los conjuntos de datos utilizados en el trabajo experimental de la tesis. Luego, en la segunda y tercera parte (numerales 5.2 y 5.3) se explican el diseño, resultados y consideraciones generales de la experiencia computacional tanto del algoritmo genético como del modelo de programación lineal entera mixta. Finalmente, en la última sección del capítulo se lleva a cabo la comparación final del trabajo experimental.

Cabe mencionar que la experiencia computacional de éste trabajo de grado se llevó a cabo en un procesador Intel Pentium IV de 3000 GHz. HT con 1 GB de memoria RAM y 200 GB de disco duro.

### 5.1 GENERACIÓN DE DATOS

La experiencia computacional de este trabajo de grado se llevó a cabo con siete problemas o conjuntos de datos generados aleatoriamente, uno para el ajuste experimental del algoritmo genético desarrollado, AG, y seis para la fase de comparación entre éste y el modelo de programación lineal entera mixta, PLEM.

En la tabla 7 están representados los atributos característicos de dichos problemas y su proceso de generación, que es una adaptación de los presentados por Mungwatanna<sup>222</sup> y por Vakharia y Chang<sup>223</sup>, se describe a continuación.

---

<sup>222</sup> MUNGWATANNA, Op. cit., p. 75-76.

<sup>223</sup> VAKHARIA y CHANG, Op. cit., p. 2034-2035.

Tabla 7. Atributos característicos de los problemas resueltos en el trabajo experimental del trabajo de grado.

Atributo	Fase ajuste	Fase de comparación definitiva					
		P1	P2	P3	P4	P5	P6
Productos	30	30	30	40	40	50	50
Tipos de máquina	10	10	10	10	10	20	20
Número de celdas	4	4	4	5	5	6	6

1. La demanda de cada producto se genera de acuerdo con una distribución discreta uniforme entre 10 y 25 lotes<sup>224</sup>.
2. La longitud de la secuencia de producción de cada producto se genera de forma aleatoria utilizando una distribución de probabilidad especial entre 2 y 6 operaciones (ver tabla 8)<sup>225</sup>.

Tabla 8. Distribución de probabilidad especial para el número de operaciones por tipo de producto.

Número de operaciones	Probabilidad
2	30%
3	30%
4	20%
5	10%
6	10%

3. La máquina específica empleada para cada operación de cada producto se fija de acuerdo con una distribución de probabilidad discreta uniforme entre 1 y  $M$  (número tipos de máquinas definidos para el problema)<sup>226</sup>. Cabe aclarar que un tipo de máquina cualquiera puede ser usado en más de una operación de una secuencia de producción dada, siempre y cuando éstas no sean consecutivas.
4. Los tiempos de fabricación de un lote de cualquier producto por operación (incluyendo los tiempos de alistamiento de máquina) se generan de forma

<sup>224</sup> Adaptado de: MUNGWATANNA, Op. cit., p. 75.

<sup>225</sup> Tomado de: Ibid., p. 75.

<sup>226</sup> Tomado de: VAKHARIA y CHANG, Op. cit., p. 2034.

aleatoria utilizando una distribución discreta uniforme entre 1 y 10 minutos<sup>227</sup>.

5. Para el tiempo disponible de máquina se asume una jornada de 8 horas, 5 días a la semana y 12 semanas en total (3 meses), es decir 480 horas por periodo por tipo de máquina.
6. El costo de transporte de un lote de cualquier producto entre cualquier par de celdas se fijó en 1 unidad monetaria.
7. El costo de tener una máquina durante el periodo por tipo de máquina se genera aleatoriamente con una distribución discreta uniforme entre 100 y 2000 unidades monetarias<sup>228</sup>.
8. El tamaño mínimo y máximo de celda se fija en 2 y 10 máquinas respectivamente.

La tabla 9 resume el proceso de generación de datos para el trabajo computacional de esta tesis.

Tabla 9. Generación de datos.

<b>Variable</b>	<b>Tipo de dato</b>	<b>Valor</b>
No. operaciones	Dist. especial	<b>T(2,6)</b>
Demanda	Dist. discreta uniforme	<b>U(10,25)</b>
Tipo máquina	Dist. discreta uniforme	<b>U(1,M)</b>
Tiempo operación	Dist. discreta uniforme	<b>U(1,10)</b>
C. máquina	Dist. discreta uniforme	<b>U(100,1.900)</b>
Capacidad de máquina	Constante	<b>480</b>
C. mov. intercelulares	Constante	<b>1</b>
Tam. mín. celda	Constante	<b>2</b>
Tam. máx. celda	Constante	<b>10</b>

Los datos completos de los siete problemas generados y resueltos en la experiencia computacional de este trabajo pueden ser consultados en el anexo B.

<sup>227</sup> Tomado de: Ibid., p. 2034.

<sup>228</sup> La relación entre el costo de máquina y el de transferencias intercelulares es de 2000 a 1. Adaptado de: Ibid., p. 2035.

## 5.2 ALGORITMO GENÉTICO

Tal y como se mencionó, el trabajo experimental del algoritmo genético se dividió en dos etapas: el ajuste experimental y la fase de comparación experimental definitiva.

### 5.2.1 Ajuste experimental del algoritmo genético

La fase de ajuste del algoritmo genético se define como la calibración de los parámetros importantes de éste antes de proceder con el trabajo experimental propiamente dicho.

Para hacerlo se utilizó el diseño experimental descrito en el numeral 5.2.1.1., cuyos resultados y análisis estadístico correspondientes se encuentran resumidos en los numerales 5.2.1.2 y 5.2.1.3. Finalmente, el ajuste de los factores experimentales propiamente dicho y los resultados detallados del algoritmo genético ajustado al problema resuelto se explican en el numeral 5.2.1.4.

#### 5.2.1.1 DISEÑO EXPERIMENTAL

Con la fase de ajuste experimental del algoritmo genético se buscaba analizar estadísticamente el comportamiento del mismo y ajustarlo para obtener una respuesta más adecuada al tipo de problema y a la formulación planteada, antes de proceder con la fase de comparación final.

Para hacerlo se definieron siete factores experimentales de interés basados en la revisión bibliográfica hecha, que son:

- **Operador de cruce:** modalidad de cruce aplicada para la reproducción de los individuos seleccionados.
- **Esquema de cruce:** tratamiento dado por el algoritmo al esquema de codificación del mismo al momento de la aplicación del operador de cruce.
- **Operador de mutación:** tipo de operador de mutación utilizado por el algoritmo para ampliar la diversidad genética de los individuos dentro de la población.

- **Probabilidad de cruce:** valor de la probabilidad con la que el algoritmo determina si los individuos seleccionados son aptos o no para la aplicación del operador de reproducción.
- **Probabilidad de mutación:** valor dado a la probabilidad con la que el algoritmo establece si un individuo es apto para la mutación de su estructura genética.
- **Tamaño de la población:** número de individuos que conforman la población del algoritmo genético.
- **Número de generaciones:** número de actualizaciones de la población requerido por el algoritmo.

No obstante, con el ánimo de efectuar un ajuste manejable pero que permita obtener conclusiones válidas sobre el desempeño del algoritmo, se empleó un diseño factorial  $2^k$  completo, considerado como un caso especial en el que cada uno de los factores experimentales tiene solamente dos niveles, alto y bajo (representados por los valores 1 y -1 respectivamente), y que según Montgomery<sup>229</sup>, es de particular utilidad en etapas iniciales del trabajo experimental pues proporciona el menor número de corridas con las que pueden estudiarse  $k$  factores en un diseño factorial completo.

Así, el diseño factorial  $2^k$  completo con siete factores, cuyos niveles alto y bajo asociados pueden verse en la tabla 10, fue aplicado al conjunto de datos generado aleatoriamente para la fase de ajuste del algoritmo genético con 30 tipos de productos y 10 tipos de máquina a ser agrupados en 4 celdas de manufactura. Además, debido al componente aleatorio propio del algoritmo genético desarrollado, cada uno de los 128 tratamientos o ensayos del diseño experimental fue replicado cinco veces, dando un total de 640 observaciones (corridas del algoritmo genético).

Un tratamiento o ensayo se define como una posible combinación de los niveles en los factores definidos para el diseño experimental, y el número de tratamientos de éste está dado por la fórmula  $2^k$ .

El conjunto de las combinaciones de factores para cada uno de los tratamientos del diseño experimental aplicado puede consultarse en el anexo C.1.1.

---

<sup>229</sup> MONTGOMERY, Douglas C. Diseño y Análisis de Experimentos. Segunda Edición. México D.F.: Limusa Wiley, 2004; p. 218.

Tabla 10. Niveles alto y bajo asociados con los factores experimentales.

Factor	Alto	Bajo
Operador de cruce	MULTIPUNTO	UN PUNTO
Esquema de cruce	ALTERNATIVO	CONVENCIONAL
Operador de mutación	GEN A GEN	UN GEN
Probabilidad de cruce	0,98	0,9
Probabilidad de mutación	0,05	0,01
Tamaño población	500	100
Número generaciones	500	100

### 5.2.1.2 RESULTADOS DEL DISEÑO EXPERIMENTAL

En la tabla 11 se encuentran resumidos los resultados consolidados de los 16 primeros tratamientos del diseño experimental aplicado. En esta pueden verse los valores promedio y desviación observados tanto para el costo de la mejor solución encontrada (COSTO) como para el tiempo de ejecución del algoritmo (TIEMPO), de las cinco réplicas tomadas de cada tratamiento.

Tabla 11. Resultados consolidados de los primeros 16 tratamientos del diseño aplicado.

Trat.	COSTO		TIEMPO	
	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.
1	25.903	18,72	530,33	2,99
2	25.899	35,76	508,97	0,28
3	25.914	15,91	522,23	1,16
4	25.890	22,88	499,03	1,21
5	25.656	58,89	847,63	142,71
6	25.669	76,54	774,06	129,03
7	25.684	60,96	772,80	154,87
8	25.672	38,21	760,89	80,96
9	25.904	13,98	523,79	0,58
10	25.887	32,02	505,89	0,31
11	25.909	15,16	517,93	0,52
12	25.876	29,61	496,87	0,43
13	25.673	51,62	804,63	66,05
14	25.651	51,63	687,15	67,96
15	25.655	52,58	755,16	129,97
16	25.672	54,47	771,38	122,43

De acuerdo con ésta, por ejemplo, de los 16 tratamientos mostrados, el menor valor promedio en la variable COSTO se registró en el número 14, cuyo valor absoluto fue de 25.651 unidades monetarias y cuya desviación estándar fue de 51,63 unidades monetarias. Por otro lado, el tratamiento número 12 presentó el menor de los valores de TIEMPO promedio mostrados en la tabla, que fue de 496,87 segundos con una desviación de 0,43 segundos.

Asimismo, en la tabla 12 se encuentran resumidos los promedios y desviaciones estándar de tres estadísticas secundarias, para los 16 tratamientos, ya mencionados.

La primera de estas, PRIMGEN, indica la aptitud del mejor individuo de la primera generación, es decir, la mejor solución a la que llegaron los métodos de generación de la población inicial (aleatorio y constructivo). La segunda estadística, CAMBIOS, representa el número de generaciones en las que el algoritmo encuentra al menos una solución mejor que todas las de la población actual, siendo lo ideal que asuma valores altos para asegurar una convergencia relativamente buena. Finalmente, la última estadística, FACTIBLES, registra el número de individuos factibles evaluados durante la ejecución completa del algoritmo genético.

Tabla 12. Resultados consolidados de los primeros 16 tratamientos del diseño aplicado.

Trat.	PRIMGEN		CAMBIOS		FACTIBLES	
	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.
1	25.905,6	22,09	0,2	0,45	111.057,4	13.570,63
2	25.922,8	24,74	1,0	1,00	100.620,4	14.191,68
3	25.914,2	15,91	0,0	0,00	87.403,2	15.128,15
4	25.902,0	33,08	0,6	0,89	120.488,0	18.511,74
5	25.905,6	14,79	25,8	10,03	223.632,8	2.770,95
6	25.921,4	27,41	25,8	12,19	221.727,8	10.575,88
7	25.905,8	14,94	22,6	8,88	226.729,8	6.873,72
8	25.927,4	8,79	28,6	9,32	225.394,8	5.129,77
9	25.910,0	18,18	0,6	0,89	106.835,6	17.764,61
10	25.905,4	38,64	0,8	1,10	94.411,4	2.588,75
11	25.919,0	17,46	0,6	0,55	93.278,2	17.269,73
12	25.899,2	29,83	1,4	1,52	96.898,2	9.464,88
13	25.900,4	20,50	24,2	5,07	204.799,4	3.557,59
14	25.904,0	11,25	31,0	4,64	201.659,2	9.851,36
15	25.898,2	8,32	26,6	8,38	204.955,8	5.585,85
16	25.898,2	16,89	27,2	7,56	208.156,6	3.716,74

Así, por ejemplo, el menor PRIMGEN promedio entre los tratamientos mostrados, que representa el menor COSTO promedio del mejor individuo en la primera generación del algoritmo genético, se registró en los tratamientos 15 y 16, con 25.898,2.

Además, el mayor número promedio de cambios de mínimo, CAMBIOS, se presentó en el tratamiento 14, que fue de 31, mientras que el mayor número promedio de individuos factibles evaluados por el algoritmo, FACTIBLES, se encontró en el tratamiento 7, con 226.729,8

Los resultados sin resumir del ajuste experimental del algoritmo genético pueden encontrarse en el anexo C.1.2.

### 5.2.1.3 ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LOS RESULTADOS

Con el propósito de intentar explicar mediante un modelo de regresión el comportamiento de las variables de estudio, se procedió al análisis estadístico de los resultados.

No obstante, debido a que el modelo de programación lineal entera mixta, en las corridas de prueba realizadas, seguía iterando después de 24 horas de corrida, tiempo 68 veces superior al máximo tiempo de ejecución observado en el ajuste experimental del algoritmo genético, la variable TIEMPO no fue tomada en cuenta en el análisis estadístico de las observaciones.

Para efectos del análisis estadístico se utilizó la nomenclatura mostrada en la tabla 13.

Tabla 13. Nomenclatura utilizada para el análisis estadístico del diseño empleado.

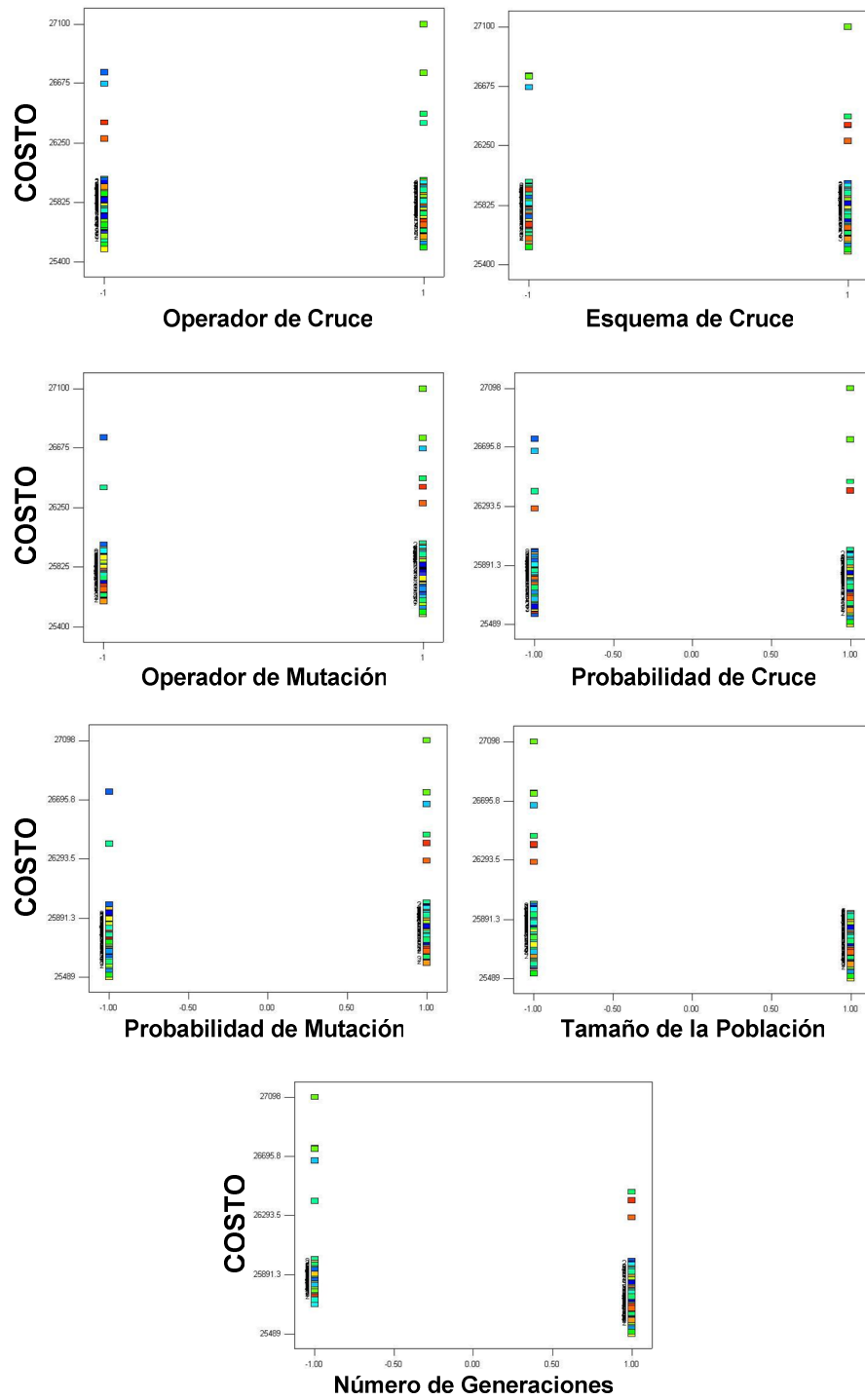
<b>EFEECTO</b>	<b>FACTOR</b>
<b>A</b>	Operador de Cruce
<b>B</b>	Esquema de Cruce
<b>C</b>	Operador de Mutación
<b>D</b>	Probabilidad de Cruce
<b>E</b>	Probabilidad de Mutación
<b>F</b>	Tamaño de la Población
<b>G</b>	Número de Generaciones

#### 5.2.1.3.1 Análisis de varianza

Para comenzar el análisis estadístico de los resultados se estudiaron los diagramas de dispersión de la variable de estudio, COSTO, en cada uno de los factores experimentales estudiados, los cuales están representados en la figura **43**.

En estos puede verse una clara diferencia en la dispersión por niveles de los factores probabilidad de mutación, tamaño de la población y número de generaciones, lo que resalta su importancia para el análisis estadístico de la variable COSTO.

Figura 43. Diagramas de dispersión de la variable COSTO por factor experimental.



Luego, el análisis de varianza propiamente dicho arrojó los resultados cuyo resumen se muestra en la tabla 14.

Tabla 14. Análisis de varianza de los efectos significativos.

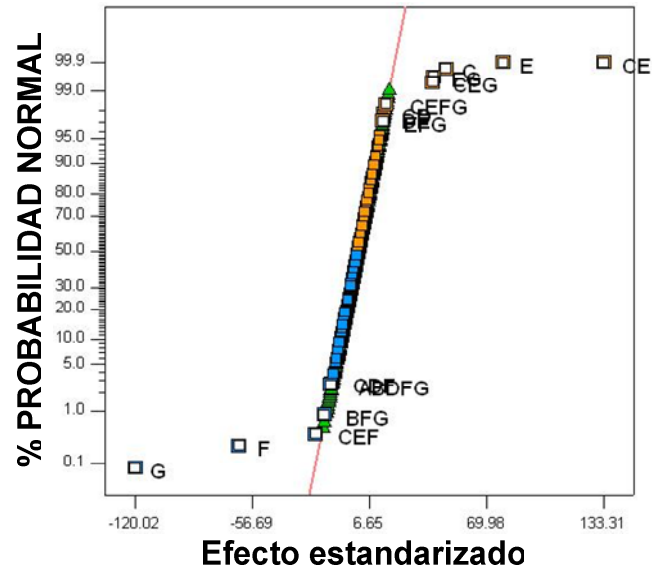
Fuente	Suma de cuadrados	gl	Cuadrados medios	Valor de F	Prob > F
<b>Modelo</b>	8.045.781,22	15	536.385,415	67,3783	< 0.0001
<b>C</b>	370.851,306	1	370.851,306	46,5847	< 0.0001
<b>E</b>	1.000.773,23	1	1.000.773,23	125,7127	< 0.0001
<b>F</b>	651.780,9	1	651.780,9	81,8738	< 0.0001
<b>G</b>	2.304.720,06	1	2.304.720,06	289,5087	< 0.0001
<b>CD</b>	33.756,1	1	33.756,1	4,2403	0,0399
<b>CE</b>	2.843.555,62	1	2.843.555,62	357,1948	< 0.0001
<b>DE</b>	32.575,5562	1	32.575,5562	4,092	0,0435
<b>EG</b>	274.896,4	1	274.896,4	34,5313	< 0.0001
<b>BFG</b>	50.268,1	1	50.268,1	6,3145	0,0122
<b>CDF</b>	31.052,7562	1	31.052,7562	3,9007	0,0487
<b>CEF</b>	80.955,0062	1	80.955,0062	10,1692	0,0015
<b>CEG</b>	267.976,9	1	267.976,9	33,6621	< 0.0001
<b>EFG</b>	30.830,2563	1	30.830,2563	3,8728	0,0495
<b>CEFG</b>	39.469,8062	1	39.469,8062	4,958	0,0263
<b>ABDFG</b>	32.319,225	1	32.319,225	4,0598	0,0443
<b>Residual</b>	4.967.537,88	624	7.960,7979		

A partir éstos puede afirmarse que, con una confianza del 95%, existe suficiente evidencia estadística para considerar significativos tanto el modelo de regresión empleado como 15 de los efectos o parámetros estudiados por éste<sup>230</sup>. Esto es que la diferencia de las medias entre los tratamientos experimentales dados al algoritmo genético en esas interacciones particulares de factores es lo suficientemente importante como para no poder ignorarlas

Asimismo, la figura 44 ilustra la gráfica de probabilidad normal de los efectos estandarizados del modelo, la cual sigue una línea recta por la que pasan todos los efectos no significativos del modelo, o sea, aquellos no resaltados.

<sup>230</sup>Para determinar, con un nivel de confianza de  $(1-\alpha)$ , que el modelo o los efectos de los parámetros estudiados por este son significativos, se utiliza un estadístico F con  $(n-1)$  grados de libertad y se calcula la probabilidad de encontrar valores superiores a éste, la cual debe ser inferior al valor de  $\alpha$ , que generalmente es de 0,05. De lo contrario, con un nivel de confianza de  $(1-\alpha)$ , su diferencia de medias podría ignorarse.

Figura 44. Gráfica de probabilidad normal de los efectos estandarizados.



Conviene señalar que 4 de los 15 parámetros del modelo de regresión estudiado son efectos principales, es decir, efectos de la intervención directa de un solo factor experimental (operador de mutación, probabilidad de mutación, tamaño de la población y número de generaciones), y que el resto son efectos de las interacciones de segundo (dos factores) hasta quinto orden (cinco factores).

#### 5.2.1.3.2 Ajuste del modelo de regresión

En la tabla 15 se muestran algunas estadísticas importantes que describen el comportamiento de la variable respuesta y que determinan que tanto se ajustan éstos al modelo de regresión utilizado.

Tabla 15. Estadísticas sobre ajuste del modelo de regresión.

PARÁMETRO	VALOR
Desviación estándar	89,2233034
Media	25.809,3281
C.V. %	0,34570177
PRESS	5.225.549,38
R-cuadrado	0,6182728
R-cuadrado ajustado	0,60909666
R-cuadrado predicho	0,59844607
Adeq Precision	34,4476849

Entre estas vale la pena tener en cuenta los coeficientes de determinación (R-cuadrado, R-cuadrado ajustado y R-cuadrado predicho) que son los coeficientes de correlación entre la variable dependiente y las independientes, y que a menudo se les conoce como la cantidad de variabilidad en los datos que es explicada por el modelo de regresión.

No obstante, si bien los valores de estos coeficientes son coherentes entre sí, debido a que éstos son inferiores al 0,9 utilizado generalmente para evaluar la correlación entre variables, sus valores podrían ser indicadores de un ajuste mediocre de dicho modelo de regresión.

Por esta razón se aplicó la prueba de falta de ajuste mostrada en la tabla 16, que consiste en un análisis de varianza entre la suma de cuadrados de la falta de ajuste y la del error puro.

Tabla 16. Prueba de bondad del ajuste del modelo de regresión.

Fuente	Suma de cuadrados	gl	Cuadrados medios	Valor de F	Prob > F
Falta ajuste	679.996,275	112	6.071,39531	0,72502023	0,9808
Error puro	428.7541,6	512	8.374,10469		
Cor Total	13.013.319,1	639			

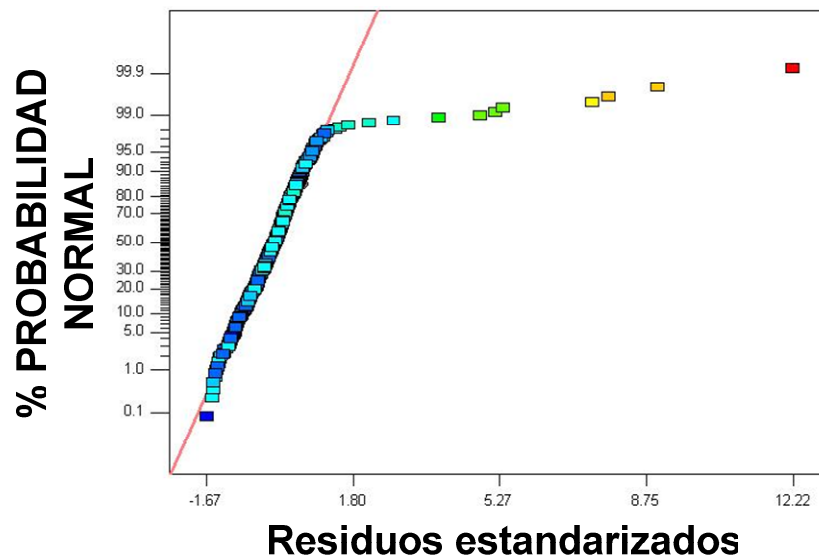
En ésta puede observarse que la probabilidad de obtener valores superiores al estadístico F de 0,73 con 112 grados de libertad, es de 0,98, muy superior al 0,05 generalmente utilizado, por lo que puede concluirse que no existe suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis de que el modelo de regresión estudiado se ajusta a los datos y que éste puede ser utilizado tranquilamente para explorar el espacio de diseño.

### 5.2.1.3.3 Verificación de la adecuación del modelo

Según Montgomery<sup>231</sup>, la descomposición de la variabilidad presente en las observaciones para llevar a cabo un análisis de varianza y probar formalmente que hay o no diferencias en las medias de los tratamientos, por lo menos en lo que a un diseño factorial completo se refiere, requiere de la satisfacción de los supuestos de normalidad e independencia.

Para verificar el supuesto de normalidad de los residuos se construyó la gráfica de probabilidad normal de los efectos estandarizados ilustrada en la figura 45.

Figura 45. Gráfica de probabilidad normal de los efectos estandarizados.



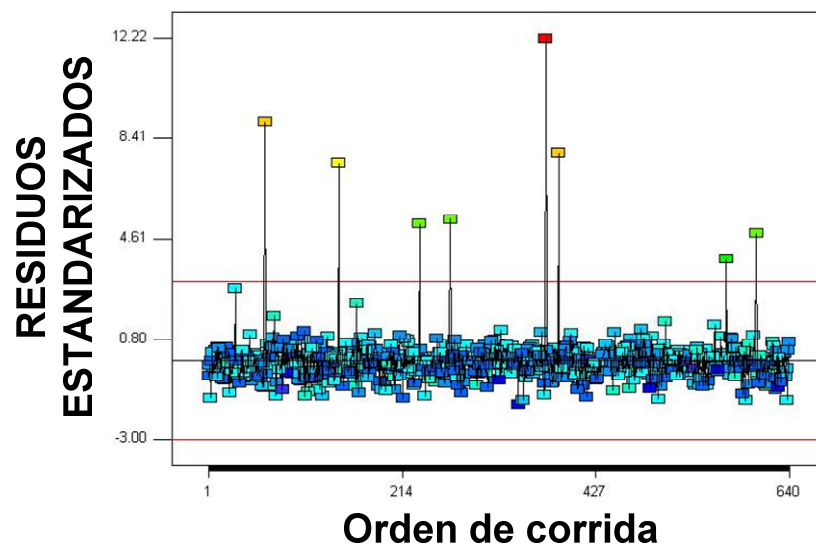
En esta, puede verse que, en efecto, los residuales estandarizados son aproximadamente normales con media cero y varianza unitaria, presentándose solo 8 observaciones (1.25 %) por fuera del intervalo  $[-2, 2]$ , las cuales pueden ser consideradas como potenciales puntos.

Por otro lado, para validar el supuesto de independencia se graficaron los residuos estandarizados en el orden temporal de recolección de los datos (ver figura 46),

<sup>231</sup> MONTGOMERY, Op. cit., p. 76, 218.

sin encontrar ninguna tendencia evidente, además de los mismos 8 datos potencialmente atípicos ya mencionados.

Figura 46. Gráfica de los residuos estandarizados en el orden de recolección de datos.



Adicionalmente, se practicó la prueba de rachas que es una prueba no-paramétrica que permite verificar la hipótesis de que la muestra tomada es aleatoria con el número total de rachas o secuencias de valores por encima o por debajo de un estadístico.

En la tabla 17 se muestran los resultados de las prueba utilizando como estadísticos de prueba la mediana, el promedio y la moda.

Tabla 17. Prueba de rachas para la verificación del supuesto de independencia.

<b>Estadística</b>	<b>Mediana</b>	<b>Promedio</b>	<b>Moda</b>
<b>Valor</b>	25.822,5	25.809,3281	25.934
<b>X &lt; Valor</b>	320	297	586
<b>X &gt;= Valor</b>	320	343	54
<b>Observaciones</b>	640	640	640
<b>Rachas</b>	327	315	97
<b>Z</b>	0,47471324	-0,34570859	-0,74188759
<b>Valor de p (2 colas)</b>	0,63499138	0,72956173	0,45815545

Al observar los valores de Z para cada uno de los estadísticos de prueba y sus correspondientes probabilidades (valor de p), que son superiores en todos los casos al  $\alpha$  de 0,05 utilizado por defecto, se demuestra que existe suficiente evidencia estadística como para no descartar la satisfacción del supuesto de independencia o de aleatoriedad del diseño experimental.

#### 5.2.1.3.4 Modelo de regresión

La tabla 18 muestra los coeficientes estimados de los efectos significantes en el modelo de regresión, mostrados en los resultados del análisis de varianza de la tabla 14, así como los rangos de valores en los que estos podrían estar con un 95 % de confianza.

Tabla 18. Coeficientes de los efectos significativos en el modelo de regresión de la variable COSTO.

Factor	Estimación Coeficiente	gl	Error estándar	Confianza del 95%	
				Bajo	Alto
<b>Intercepto</b>	25.809,3281	1	3,52686074	25.802,4022	25.816,2541
<b>C</b>	24,071875	1	3,52686074	17,1459212	30,9978288
<b>E</b>	39,54375	1	3,52686074	32,6177962	46,4697038
<b>F</b>	-31,9125	1	3,52686074	-38,8384538	-24,9865462
<b>G</b>	-60,009375	1	3,52686074	-66,9353288	-53,0834212
<b>CD</b>	7,2625	1	3,52686074	0,33654624	14,1884538
<b>CE</b>	66,65625	1	3,52686074	59,7302962	73,5822038
<b>DE</b>	7,134375	1	3,52686074	0,20842124	14,0603288
<b>EG</b>	20,725	1	3,52686074	13,7990462	27,6509538
<b>BFG</b>	-8,8625	1	3,52686074	-15,7884538	-1,93654624
<b>CDF</b>	-6,965625	1	3,52686074	-13,8915788	-0,03967124
<b>CEF</b>	-11,246875	1	3,52686074	-18,1728288	-4,32092124
<b>CEG</b>	20,4625	1	3,52686074	13,5365462	27,3884538
<b>EFG</b>	6,940625	1	3,52686074	0,01467124	13,8665788
<b>CEFG</b>	7,853125	1	3,52686074	0,92717124	14,7790788
<b>ABDFG</b>	-7,10625	1	3,52686074	-14,0322038	-0,18029624

Así, por ejemplo, los parámetros de mayor importancia en el modelo son aquellos cuyos coeficientes son presentan mayores valores absolutos, en este caso la interacción de los factores C y E (operador de mutación y probabilidad de mutación), y los efectos principales de los factores C, E, F y G (operador de mutación, probabilidad de mutación, tamaño de la población y número de generaciones).

#### 5.2.1.4 AJUSTE DE LOS FACTORES EXPERIMENTALES

Luego de hacer el análisis estadístico correspondiente y la verificación de los supuestos de normalidad e independencia, se procedió al ajuste propiamente dicho de los parámetros del algoritmo genético.

Para hacerlo, se ordenaron de menor a mayor las combinaciones de los factores de acuerdo con el valor promedio de la variable COSTO observado en su tratamiento correspondiente.

La tabla 19 representa los 16 tratamientos con menor COSTO promedio observado.

Tabla 19. Resultados de los 16 tratamientos con menor COSTO promedio.

Trat.	COSTO		TIEMPO	
	Promedio	Desviación	Promedio	Desviación
17	25.571,0	63,45	651,70	37,33
26	25.573,2	14,52	580,92	18,40
18	25.581,2	64,05	629,36	26,52
25	25.601,6	16,10	607,21	22,31
20	25.602,0	35,80	628,13	18,18
19	25.614,4	36,80	667,72	26,86
27	25.620,0	32,09	596,79	17,42
51	25.620,6	50,13	101,04	1,14
28	25.620,8	24,84	578,17	19,56
60	25.634,0	37,06	95,19	1,20
52	25.635,6	72,07	97,13	0,59
50	25.646,8	51,68	99,46	1,52
14	25.650,8	51,63	687,15	67,96
15	25.655,2	52,58	755,16	129,98
5	25.655,8	58,89	847,63	142,71
40	25.659,6	67,00	104,27	3,87

Finalmente, se escogió la combinación de factores utilizada en el tratamiento 26 (ver tabla 20), que si bien no es la de menor COSTO promedio, aunque está muy cerca de serlo, presenta una variabilidad considerablemente menor.

Adicionalmente, y aunque no fue tenido en cuenta para hacer el ajuste de los parámetros, el seleccionado fue el de menor tiempo entre los siete mejores tratamientos.

Tabla 20. Combinación de factores seleccionada para el algoritmo genético ajustado.

PARAMETRO	NIVEL	VALOR
Tipo de Operador de Cruce	-1	SIMPLE
Tipo de Esquema de Cruce	1	ALTERNATIVO
Tipo de Operador de Mutación	1	GEN A GEN
Probabilidad de Cruce	-1	0,9
Probabilidad de Mutación	-1	0,01
Tamaño de la Población	1	500
Número de Generaciones	1	500

A continuación se presentan los resultados por réplica del algoritmo genético ajustado, es decir, del tratamiento 26, que fue seleccionado para el ajuste de los factores definidos en el diseño experimental.

#### 5.2.1.5 RESULTADOS DETALLADOS DEL ALGORITMO GENÉTICO AJUSTADO

La tabla 21 resume los resultados promedio y por réplica obtenidos tanto en términos del costo de la mejor solución (COSTO) como del tiempo de ejecución del algoritmo en segundos (TIEMPO). Éstos muestran, entre otras cosas, que la solución de menor costo se encontró en la réplica 5, que fue de 25.556 unidades monetarias, y que el tiempo de corrida más bajo (555,75 segundos) fue el de la réplica 1.

Tabla 21. Resultados del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>COSTO</b>	25.573,2	25.582	25.582	25.587	25.559	25.556
<b>TIEMPO</b>	580,92	555,75	589,42	598,16	567,39	593,88

Asimismo, la tabla 22 muestra las estadísticas secundarias explicadas en el numeral 5.2.1.2. La primera señala que, en promedio, las soluciones encontradas por los métodos de generación de la población inicial estuvieron un 1,31% por encima de las mejores encontradas por el algoritmo ajustado (ver tabla 5.16), lo que indica que éstos en general aportan soluciones de muy buena calidad. Igualmente, la segunda estadística deja ver que los operadores genéticos programados le permitieron al algoritmo ajustado encontrar una mejor solución cada 11,42 generaciones, aproximadamente, lo cual es relativamente bueno. Finalmente, la última estadística indica que de un total de 250.500 individuos evaluados (500 individuos por generación y 501 generaciones en total), un 72,42%, en promedio, fueron individuos factibles.

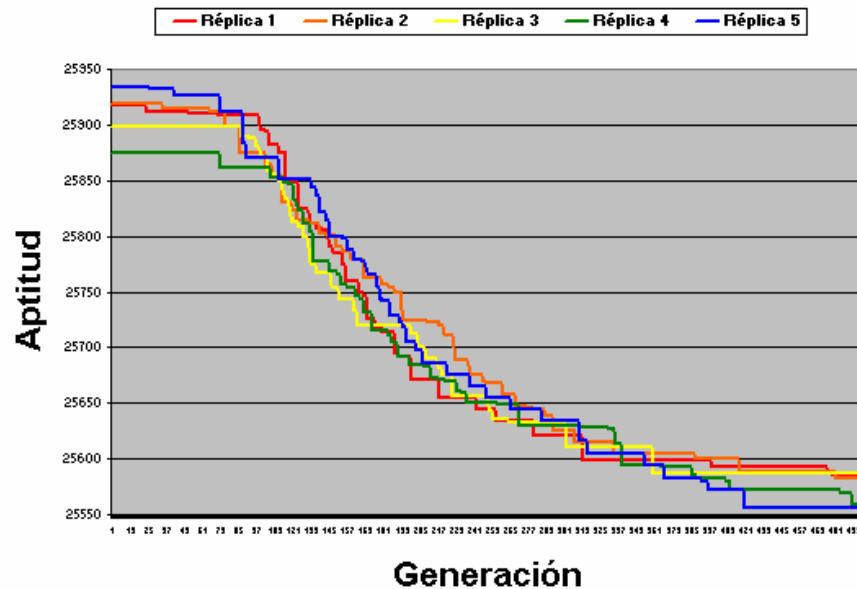
Tabla 22. Estadísticas secundarias del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>PRIMGEN</b>	25.908,8	25.918	25.919	25.898	25.875	25.934
<b>CAMBIOS</b>	43,8	42	44	42	47	44
<b>FACTIBLES</b>	181.411	176.544	185.524	184.677	176.025	184.285

Por otro lado, la figuras 47 y 48 ilustran la evolución por réplica del algoritmo genético ajustado.

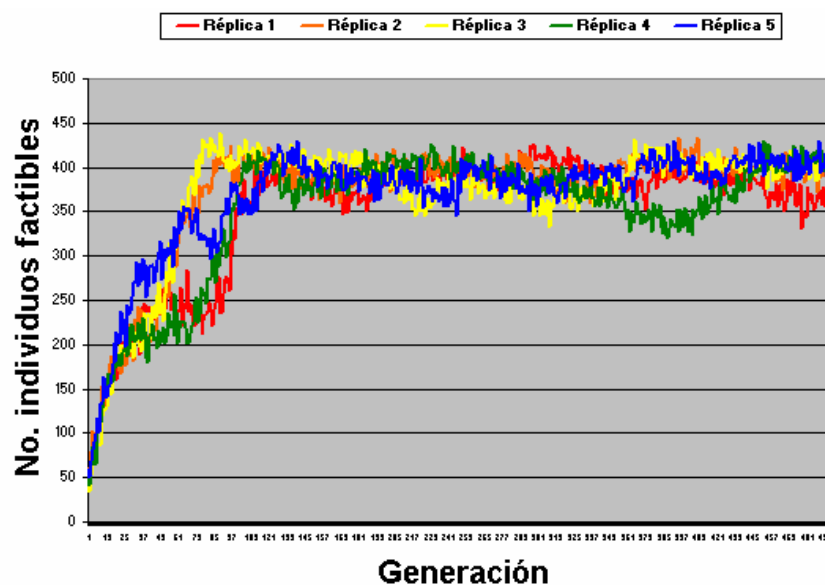
En el primer caso, la figura grafica la aptitud de la mejor solución encontrada en la población del algoritmo genético en cada una de las generaciones del mismo, y está relacionada con la estadística que indica el número de cambios de mínimo (ver tabla 22). En ésta puede verse que la convergencia del algoritmo ajustado demostró ser un poco lenta en las primeras 100 generaciones pero que ésta se acelera en las siguientes 200, para volver a desacelerarse nuevamente.

Figura 47. Aptitud por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



La segunda gráfica muestra el número de individuos factibles evaluados generación a generación. Como puede verse, dicho número empieza siendo bastante bajo pero experimenta un crecimiento continuado en las primeras 100 a 120 generaciones para luego mantenerse más o menos estable en los 400 individuos, aproximadamente, lo cual es bastante positivo.

Figura 48. Individuos factibles por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



La tabla 23 muestra la estructura genética de la mejor solución encontrada en las cinco réplicas del algoritmo genético ajustado, que en este caso corresponde a la réplica 5 (ver tabla 21). En esta, por ejemplo, puede leerse que las operaciones 1 y 2 del producto 1 fueron asignadas a la celda 3.

Tabla 23. Solución de menor costo del algoritmo genético ajustado.

Operación	PRODUCTO														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	3	2	2	2	1	2	3	3	3	3	2	1	3	2	1
2	3	2	2	2	2	2	3	3	3	3	2	1	3	2	1
3		2	3		4	3	3	3		3		3	3	2	
4			3		4	3		4		3				2	
5														2	

Operación	PRODUCTO														
	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
1	2	1	3	3	1	3	2	2	2	2	2	1	2	2	2
2	2	1	3	3	1	3	1	2	2	2	2	1	2	2	2
3		1	1			3	1	2	2	2	2		4	2	
4			3				1	2						2	
5			3				1	3						2	

Igualmente, la tabla 24 representa la asignación de máquinas de la solución de mejor calidad encontrada y cada elemento de la matriz señala el número de máquinas por tipo por celda según sea la asignación de las operaciones de la tabla 23.

Tabla 24. Asignación de máquinas de la mejor solución del algoritmo genético ajustado.

Celda	TIPO DE MÁQUINA										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	4
2	1	1	0	0	1	2	1	1	2	1	10
3	1	1	1	0	1	1	1	2	0	1	9
4	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	2
Total	3	2	2	2	3	3	3	3	2	2	

Finalmente, la tabla 25 muestra la función de costo de la mejor solución encontrada en las cinco réplicas del algoritmo genético ajustado.

Tabla 25. Función de costo de la mejor solución del algoritmo genético ajustado.

<b>RUBRO DE COSTO</b>	<b>VALOR</b>
<b>Costo TRANSFERENCIAS INTERCELULARES</b>	173
<b>Costo MÁQUINA</b>	25.383
<b>Costo TOTAL</b>	25.556

#### 5.2.1.6 CONSIDERACIONES GENERALES SOBRE LOS RESULTADOS DEL AJUSTE EXPERIMENTAL DEL ALGORITMO GENÉTICO

A continuación se presentan las consideraciones generales y análisis sobre los resultados del ajuste experimental del algoritmo genético desarrollado.

1. El costo de la mejor solución encontrada utilizando los métodos de generación de la población inicial se mantuvo fluctuando entre 28.547 y 25.853 unidades monetarias, con un promedio de 26.027 y una desviación estándar de 510 unidades monetarias. Sin embargo, al evaluar más detenidamente es posible ver que éstos, en promedio, estuvieron un 2,1% por encima de la solución de menor costo encontrada en la fase de ajuste experimental del algoritmo desarrollado (25.489 unidades monetarias).

Debido a esto, es posible afirmar que en general los métodos de generación de la población inicial, especialmente el método constructivo, le brindan al algoritmo genético soluciones de muy buena calidad en la primera generación.

2. Como era de esperarse, parece existir una predisposición general de los datos y estadísticas registradas a obtener resultados de menor costo a medida que crecen tanto el número de cambios de mínimo por generación, CAMBIOS, como el número de individuos factibles totales evaluados, FACTIBLES.
3. El tiempo de ejecución del algoritmo genético desarrollado depende fundamentalmente de dos factores: tamaño de la población y número de generaciones. De esta forma, entre mayores valores asuman éstos, mayor será el tiempo de corrida del algoritmo genético.
4. Pese a que en mayor o menor medida, todos los factores estudiados en el ajuste experimental del algoritmo genético se encuentran presentes en modelo de regresión empleado; podría afirmarse que solo cuatro de ellos (operador de mutación, probabilidad de mutación, tamaño de la población y

número de generaciones) tienen un impacto mucho más considerable en el comportamiento estadístico del mismo, es decir, en la calidad de la solución arrojada por éste; indicando la necesidad de ponerles especial atención y de analizarlos con mayor profundidad.

5. El factor probabilidad de mutación está fuertemente relacionado con el factor operador de mutación, siendo ésta una relación inversa. Así, para encontrar mejores soluciones, cuando el segundo, cuyos niveles son de tipo cualitativo, está en su nivel bajo, el primero debe tomar el mayor valor estudiado (en este caso 0.05), y viceversa.

No obstante, de acuerdo con los coeficientes estimados del modelo de regresión, específicamente los que corresponden a los de sus efectos principales y a los de su interacción, es de esperar que las soluciones de menor costo se obtengan cuando la probabilidad de mutación y el operador de mutación asuman los niveles bajo y alto respectivamente.

6. Asumiendo una relación lineal entre sus niveles algo y bajo respectivos, como era de esperarse, los factores tamaño de la población y número de generaciones mostraron una clara tendencia a encontrar soluciones de menor costo entre mayor fuera su valor.
7. Adicionalmente, cabe resaltar que los ocho tratamientos en los que está presente la combinación de factores mencionada en las consideraciones 5 y 6 corresponden a ocho de los nueve tratamientos con menor COSTO promedio observado.

## **5.2.2 Fase de comparación experimental entre modelos**

Luego del ajuste de los factores experimentales se procedió a resolver los seis problemas de la fase de comparación entre modelos utilizando el algoritmo genético ajustado y replicando cinco veces los resultados obtenidos por problema.

### **5.2.2.1 RESULTADOS CONSOLIDADOS**

En la tablas 26 y 27 pueden verse los resultados consolidados por réplica del algoritmo genético en los seis problemas de la fase de comparación experimental definitiva, los cuales están dados en términos del la costo de la mejor solución encontrada (COSTO) y del tiempo de ejecución del algoritmo (TIEMPO).

Tabla 26. Resultados consolidados del AG para la variable COSTO en la fase experimental definitiva.

Prob.	RÉPLICA					Prom.	Desv.
	1	2	3	4	5		
<b>1</b>	22.177	22.148	22.221	22.259	22.165	22.194,0	45,28
<b>2</b>	29.144	29.084	29.201	29.123	29.243	29.159,0	63,18
<b>3</b>	37.396	37.439	37.351	37.328	37.322	37.367,2	49,57
<b>4</b>	35.417	35.413	35.421	35.393	35.515	35.431,8	47,74
<b>5</b>	44.415	44.578	44.505	44.635	44.865	44.599,6	169,69
<b>6</b>	57.108	55.637	57.082	57.110	56.362	56.659,8	655,10

Tabla 27. Resultados consolidados del AG para la variable TIEMPO en la fase experimental definitiva.

Prob.	RÉPLICA					Prom.	Desv.
	1	2	3	4	5		
<b>1</b>	655,63	621,09	586,31	587,58	591,09	608,34	30,05
<b>2</b>	630,17	563,64	613,06	607,25	599,83	602,79	24,58
<b>3</b>	721,51	726,02	735,81	728,83	736,06	729,65	6,31
<b>4</b>	727,20	744,34	752,89	768,26	756,34	749,81	15,28
<b>5</b>	1.368,3	1.363,9	1.370,9	1.368	1.360	1.366,22	4,29
<b>6</b>	1.353,5	1.329,5	1.333,6	1.335	1.339,9	1.338,3	9,27

Así, por ejemplo, las cinco réplicas del algoritmo en el problema 1 tuvieron un costo promedio de 22194 unidades monetarias, con una desviación de 45 unidades monetarias (0,2%), y tomaron en promedio 609 segundos para su ejecución, con una desviación de 30 segundos (4,9%).

Adicionalmente, la tabla 28 muestra las estadísticas secundarias explicadas en el numeral 5.2.1.2 del algoritmo genético ajustado en cada una de las réplicas de los problemas resueltos en la fase de comparación definitiva.

Tabla 28. Resultados consolidados del AG para las estadísticas PRIMGEN, CAMBIOS y FACTIBLES en la fase experimental definitiva.

Prob.	Variable	RÉPLICA					Prom.	Desv.
		1	2	3	4	5		
1	PRIMGEN	26.869	23.666	24.618	22.525	22.536	<b>24.042,8</b>	<b>1.805,24</b>
	CAMBIOS	54	56	36	33	40	<b>43,8</b>	<b>10,55</b>
	FACTIBLES	182.942	211.986	222.960	185.417	216.228	<b>203.906,6</b>	<b>18.449,29</b>
2	PRIMGEN	29.346	29.267	29.328	29.311	29.333	<b>29.317,0</b>	<b>30,63</b>
	CAMBIOS	23	28	17	25	13	<b>21,2</b>	<b>6,10</b>
	FACTIBLES	223.087	199.112	193.770	186.311	153.811	<b>191.218,2</b>	<b>25.039,09</b>
3	PRIMGEN	37.719	39.271	39.132	39.236	39.209	<b>38.913,4</b>	<b>669,65</b>
	CAMBIOS	34	33	43	62	38	<b>42,0</b>	<b>11,85</b>
	FACTIBLES	193.811	200.603	180.798	206.942	180.871	<b>192.605,0</b>	<b>11.705,38</b>
4	PRIMGEN	36.221	35.721	35.769	35.781	35.713	<b>35.841,0</b>	<b>214,46</b>
	CAMBIOS	31	32	36	36	26	<b>32,2</b>	<b>4,15</b>
	FACTIBLES	198.081	220.393	217.384	218.377	217.656	<b>214.378,2</b>	<b>9.186,21</b>
5	PRIMGEN	44.691	44.920	44.767	44.845	44.865	<b>44.817,6</b>	<b>89,54</b>
	CAMBIOS	40	42	33	23	0	<b>27,6</b>	<b>17,13</b>
	FACTIBLES	132.507	195.647	150.153	208.009	151.773	<b>167.617,8</b>	<b>32.426,57</b>
6	PRIMGEN	68.893	74.461	69.078	74.529	74.487	<b>72.289,8</b>	<b>3.017,11</b>
	CAMBIOS	52	39	65	64	60	<b>56,0</b>	<b>10,79</b>
	FACTIBLES	90.909	103.782	96.337	76.825	85.752	<b>90.721,0</b>	<b>10.246,39</b>

#### 5.2.2.2 RESULTADOS POR PROBLEMA

En el anexo C.2.1 se encuentran los resultados por problema del algoritmo genético ajustado en la fase de comparación experimental entre modelos. Sin embargo, a manera de ejemplo, en esta sección se explican los resultados obtenidos en el primero de los seis problemas de la fase de comparación entre modelos con el algoritmo genético ajustado.

La tabla 29 muestra las respuestas promedio y por réplica tanto del costo de la mejor solución (COSTO) como del tiempo de ejecución del algoritmo (TIEMPO), cuyos mejores resultados se obtuvieron en las réplicas 2 y 3 respectivamente.

Tabla 29. Resultados por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
COSTO	22.194	22.177	22.148	22.221	22.259	22.165
TIEMPO	608,34	655,63	621,09	586,31	587,58	591,09

De igual forma, en la tabla 30 están representados las respuestas promedio y por réplica de las estadísticas secundarias explicadas en el numeral 5.2.1.1.2.1. En este caso, las mejores soluciones encontradas en las primeras generaciones estuvieron, en promedio, un 8.33% por encima de las mejores encontradas por el algoritmo. Además, el número promedio de cambios fue de 43,8, o sea, uno cada 11,41 generaciones aproximadamente, y el número de individuos factibles evaluados sobrepasó el 81% de los individuos generados en su totalidad, lo cual es muy ventajoso.

Tabla 30. Estadísticas secundarias por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>PRIMGEN</b>	24.042,8	26.869	23.666	24.618	22.525	22.536
<b>CAMBIOS</b>	43,8	54	56	36	33	40
<b>FACTIBLES</b>	203.908	1,83E5	2,12E5	2,23E5	1,85E5	2,16E5

Por otro lado, las tablas 31, 32 y 33 presentan la mejor solución encontrada en las cinco réplicas del problema, obtenida en este caso en la réplica 2, así como su función de costo y asignación de máquinas correspondiente.

Tabla 31. Solución de menor costo encontrada por el algoritmo genético ajustado en el problema 1.

Operación	PRODUCTO																													
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15															
<b>1</b>	3	2	2	3	2	4	3	4	4	4	2	2	1	3	4															
<b>2</b>	3	1	2	2	2	4	2	4	4	2	2	2	1	2	4															
<b>3</b>	3	1	3	2			1		3	2	2	2	1	2																
<b>4</b>		1	3	2						3	3	2	1																	
<b>5</b>		1								4	3																			
<b>6</b>		1								4	3																			
Operación	PRODUCTO																													
	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30															
<b>1</b>	4	1	1	2	2	2	1	3	3	3	4	4	4	1	3															
<b>2</b>	4	2	1	2	2	3	1	3	3	3	4	4	4	1	3															
<b>3</b>	4		1	3		3	1	3	3	3	4		4	3	3															
<b>4</b>	4			3			1		4				3		3															
<b>5</b>							3		4																					
<b>6</b>							3		4																					

Tabla 32. Función de costo de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado en el problema 1.

<b>RUBRO DE COSTO</b>	<b>VALOR</b>
Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES	330
Costos de MÁQUINA	21.818
Costos TOTALES	22.148

Tabla 33. Asignación de máquinas de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado en el problema 1.

<b>Celda</b>	<b>TIPO DE MÁQUINA</b>										<b>Total</b>
	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>9</b>	<b>10</b>	
<b>1</b>	0	0	1	1	0	1	0	1	1	1	<b>6</b>
<b>2</b>	1	1	0	2	1	0	0	0	0	1	<b>6</b>
<b>3</b>	0	2	1	0	1	1	2	1	1	1	<b>10</b>
<b>4</b>	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	<b>8</b>
<b>Total</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	

Finalmente, las figuras 49 y 50 ilustran la evolución de la aptitud y del número de individuos factibles, generación a generación, en cada una de las réplicas corridas por el algoritmo genético ajustado para el problema 1. Estas muestran, en general, convergencias bastante similares a las mostradas en las figuras 5.5 y 5.6, aunque la primera presenta (ver figura 5.7) una reducción significativa del costo entre las primeras 60 generaciones, aproximadamente, en al menos 3 de las réplicas corridas por el algoritmo.

Figura 49. Aptitud por generación por réplica del algoritmo genético ajustado en el problema 1.

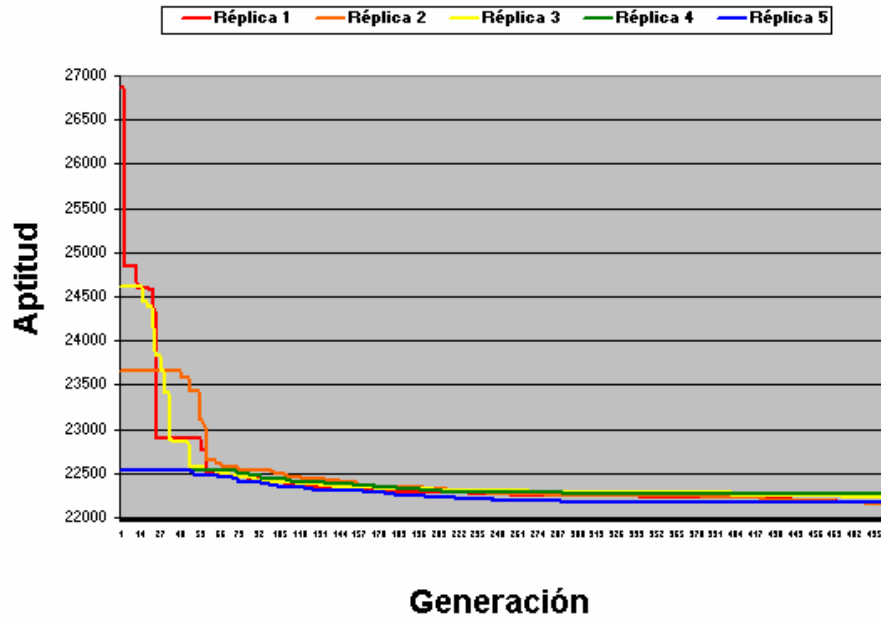
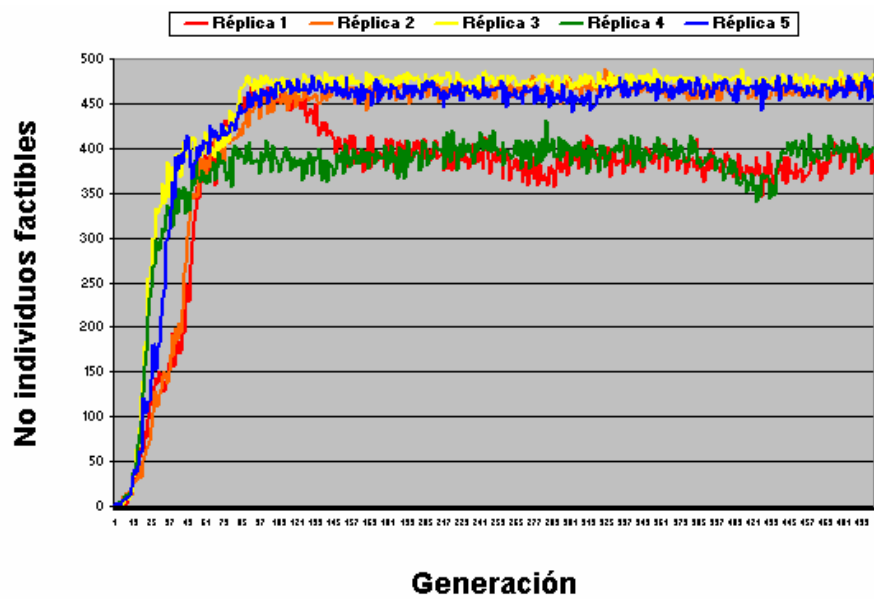


Figura 50. Individuos factibles por generación por réplica del algoritmo genético ajustado en el problema 1.



### 5.2.2.3 CONSIDERACIONES GENERALES SOBRE EL ALGORITMO GENÉTICO AJUSTADO EN FASE DE COMPARACIÓN EXPERIMENTAL ENTRE MODELOS

Las consideraciones generales y puntos de discusión sobre la experiencia computacional del algoritmo genético ajustado en los seis problemas de la fase de comparación experimental entre modelos son:

1. Reafirmando lo dicho anteriormente, los métodos de generación de la población inicial le proporcionan al algoritmo genético formulado, soluciones de muy buena calidad en la primera generación, las cuales fueron 7,6% (con una desviación estándar de 11,15%), en promedio, más costosas que la mejor de las soluciones encontradas por el algoritmo genético en cada uno de los seis problemas resueltos.

No obstante, éste valor habría sido mucho menor de no ser por las grandes diferencias, del 23 al 34%, presentadas en el problema 6.

2. En promedio, el algoritmo genético ajustado encontró una solución de menor costo cada 13,46 generaciones, lo cual indica que, aunque podría ser mejor, dadas las buenas soluciones aportadas por los métodos de generación inicial, el rendimiento de los operadores genéticos programados es aceptable.
3. En promedio, el número de individuos factibles totales evaluados por el algoritmo genético en los problemas resueltos fue de 176.741, es decir, del 70,5% con una desviación del 18,14%, cuyo valor demuestra también lo ventajoso de los operadores genéticos formulados y desarrollados.

Sin embargo, de no ser por la reducción sustancial de éste en los problemas 5 y 6, su valor habría sido mucho mayor, lo cual puede ser un indicativo de una predisposición general del número de individuos factibles evaluados a disminuir cuando el tamaño de los problemas se incrementa.

4. El tiempo de ejecución del algoritmo genético ajustado, cuyo promedio y cuya desviación estándar fue de 899 y de 331,1 segundos respectivamente, se incrementa a medida que crecen las dimensiones de los problemas resueltos, expresadas éstas en términos del número de tipos de productos, de operaciones por tipo de producto, de tipos de máquinas y de celdas a conformar.

De esta forma, los tiempos observados en los problemas 1 y 2 son sustancialmente menores a los de los problemas 3 y 4, y éstos a su vez son menores a los observados en los problemas 5 y 6.

5. Como ya se dijo, las desviaciones estándar observadas de la variable COSTO en los problemas 5 y 6, especialmente la del problema 6, son considerablemente superiores a las de los primeros cuatro problemas, señalando una posible tendencia a incrementar su valor entre mayores sean las dimensiones del problema.

### **5.3 MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA**

La experiencia computacional del modelo de programación lineal entera mixta desarrollado en la herramienta GAMS/CPLEX se limitó los seis problemas generados aleatoriamente para la fase de comparación definitiva.

Cabe aclarar que debido a restricciones operativas del trabajo de investigación se limitó el tiempo de ejecución del modelo de programación entera mixta a 24 horas por problema, que es 63 veces más grande que el mayor de los tiempos observados para el algoritmo genético ajustado en todas las réplicas de los 6 problemas de la fase de comparación experimental definitiva.

#### **5.3.1 Resultados consolidados**

En la tabla 34 pueden verse los resultados resumidos del trabajo computacional del modelo de programación lineal entera mixta en términos del costo de la solución obtenida (COSTO) y del tiempo de ejecución del método (TIEMPO), el cual en todos los casos fue de 86400 segundos (24 horas) debido a la restricción operativa ya mencionada.

Tabla 34. Resultados modelo PLEM.

Prob.	COSTO	TIEMPO
1	22.006	86.400
2	29.059	86.400
3	37.189	86.400
4	35.326	86.400
5	44.273	86.400
6	55.340	86.400

### 5.3.2 Resultados por problema

Pese a que los resultados detallados por problema del modelo de programación lineal entera mixta pueden encontrarse en el anexo C.2.2, en esta sección se explican los resultados del modelo de programación lineal entera mixta (PLEM) en el primero de los seis problemas de la fase de comparación entre modelos.

La tabla 35 representa la solución arrojada por el GAMS/CPLEX luego de 24 horas de corrida del modelo en la herramienta.

Tabla 35. Solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

Operación	PRODUCTO																													
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15															
1	3	2	3	4	4	2	2	2	4	3	4	4	2	3	2															
2	3	3	3	4	4	2	2	2	4	3	4	3	2	3	2															
3	3	3	3	3			2		3	3	4	3	2	3																
4		3	2	1						4	4	3	2																	
5		3								4	4																			
6		3								4	4																			
Operación	PRODUCTO																													
	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30															
1	4	3	2	3	3	3	4	4	4	2	3	1	3	4	2															
2	4	3	2	3	3	3	4	4	3	2	3	1	3	4	2															
3	4		3	3		3	4	4	3	2	3		3		2															
4	1			3			4		3				3		2															
5							4		3																					
6							4		3																					

De igual forma, la tabla 36 muestra la asignación de máquinas que corresponde a la respuesta encontrada por el modelo de programación lineal entera mixta.

Tabla 36. Asignación de máquinas de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

Celda	TIPO DE MÁQUINA										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2
2	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	8
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10
4	0	1	1	1	1	1	1	1	1	2	10
<b>Total</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	

Finalmente, la función de costo de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX puede verse en la tabla 37.

Tabla 37. Función de costo de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

RUBRO DE COSTO	VALOR
Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES	188
Costos de MÁQUINA	21.818
<b>Costos TOTALES</b>	<b>22.006</b>

### 5.3.3 Consideraciones generales sobre el modelo de programación lineal entera mixta

Debido al considerable tamaño de los problemas resueltos, cuyos espacios factibles oscilan entre las  $1,028 \times 10^{62}$  y  $1,51 \times 10^{143}$  soluciones aproximadamente, el tiempo de corrida del modelo de programación lineal entera mixta, PLEM, fue de 86.400 segundos, 24 horas, en todos los casos, que equivale al tiempo máximo impuesto como restricción operativa. Esto significa, que, de no ser por la restricción impuesta, éste hubiera seguido iterando por tiempo indefinido.

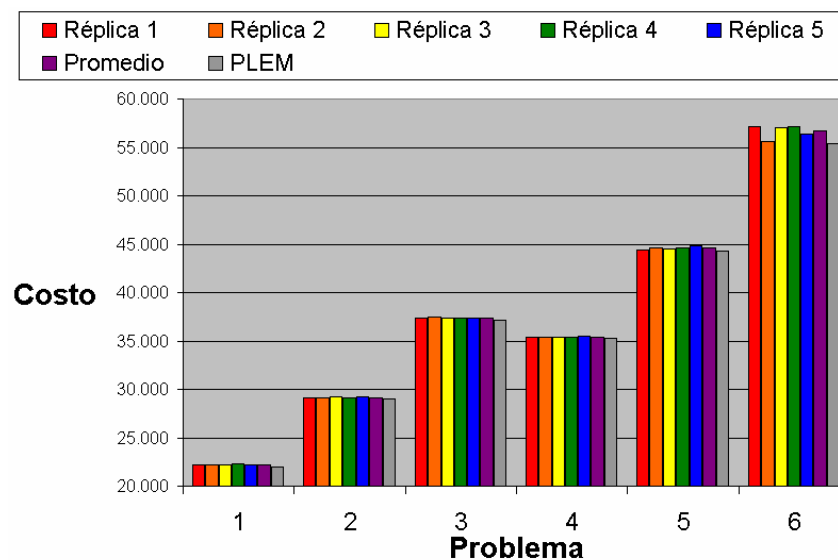
Conviene mencionar que en el cálculo de los tamaños aproximados de los problemas, expresados en el número de posibles soluciones, están incluidas aquellas que no cumplen con las restricciones de los tamaños de celda impuestas por el modelo.

## 5.4 COMPARACIÓN EXPERIMENTAL ENTRE MODELOS

Debido a la naturaleza de los modelos desarrollados, la comparación definitiva de los resultados solo puede hacerse tanto en términos del costo de la menor solución encontrada (COSTO) como del tiempo de corrida de estos (TIEMPO).

En primer lugar, la figura 51 ilustra el costo de la mejor solución encontrada tanto por el modelo de programación lineal entera mixta PLEM como por el algoritmo genético ajustado (resultado promedio y por réplica) en cada uno de los seis problemas definidos para la fase de comparación experimental definitiva.

Figura 51. COSTO por problema en la fase de comparación entre modelos.



En ésta puede observarse que los resultados por problema de ambos modelos son por lo general bastante similares, aunque vale la pena destacar también la variabilidad del algoritmo genético en los problemas 5 y 6, lo cual concuerda con lo mostrado en la tabla 38, que representa la relación observada entre los resultados por réplica del algoritmo genético ajustado y los del modelo de programación lineal entera mixta PLEM.

Tabla 38. Relación AG/PLEM para la variable COSTO.

Prob.	RÉPLICA					Prom.	Desv.
	1	2	3	4	5		
<b>1</b>	1,0078	1,0065	1,0098	1,0115	1,0072	1,0085	0,0021
<b>2</b>	1,0029	1,0009	1,0049	1,0022	1,0063	1,0034	0,0022
<b>3</b>	1,0056	1,0067	1,0044	1,0037	1,0036	1,0048	0,0013
<b>4</b>	1,0026	1,0025	1,0027	1,0019	1,0054	1,0030	0,0014
<b>5</b>	1,0032	1,0069	1,0052	1,0082	1,0134	1,0074	0,0038
<b>6</b>	1,0319	1,0054	1,0315	1,0320	1,0185	1,0238	0,0118

Adicionalmente, la tabla 39 revela algunas estadísticas relacionadas con los tiempos de ejecución de los modelos desarrollados. La primera de éstas es el tiempo promedio de corrida observado por problema en el algoritmo genético ajustado (ver tabla 27), y las siguientes cuatro registran tiempos aproximados del modelo de programación entera así:

- T1** : Tiempo requerido por PLEM para encontrar una solución mejor que la encontrada por la peor de las cinco réplicas del algoritmo genético ajustado.
- T2** : Tiempo requerido por PLEM para encontrar una solución mejor que el promedio de las cinco réplicas del algoritmo genético ajustado.
- T3** : Tiempo requerido por PLEM para encontrar una solución mejor que la encontrada por la mejor de las cinco réplicas del algoritmo genético ajustado.
- T4** : Tiempo requerido por PLEM para encontrar la mejor solución alcanzada por éste.

Tabla 39. Estadísticas de comparación de tiempo.

Prob.	Tiempo promedio AG	T1	T2	T3	T4
1	608,34	405,95	405,95	598,8	74.960,23
2	602,79	290,8	1443,41	32.081,28	32.081,28
3	729,65	2.878,78	15.500,73	24.175,3	81.782,39
4	749,81	2.254,88	2.254,88	4.729,41	29.206,13
5	1.366,22	842,47	4.670,19	24.270	74.305,3
6	1.338,3	3.914,97	3.914,97	17.624,7	48.604,2

Al analizarla puede verse que en el primer problema, por ejemplo, el modelo de programación lineal entera encontró soluciones de menor costo que el algoritmo genético ajustado, en tiempos inferiores a los registrados por éste.

#### 5.4.1 Consideraciones generales sobre la fase de comparación experimental entre modelos

A continuación se presentan los puntos de discusión y consideraciones generales sobre el rendimiento de los modelos desarrollados.

1. Como es lógico, el modelo de programación lineal entera mixta superó, en términos del costo de la mejor solución encontrada, al algoritmo genético ajustado en todos los problemas resueltos, presentando diferencias porcentuales que fluctuaron entre el 3,2 y el 0,9%, con un promedio de 0,85% y una desviación estándar de 0,87%, cuyos mayores valores se presentaron en el problema 6.
2. De igual forma, el algoritmo genético ajustado presentó, en todos los casos, tiempos totales de corrida considerablemente menores a los del modelo de programación entera, los cuales fueron siempre iguales al tiempo máximo impuesto de 24 horas (86.400 segundos).
3. Pese a mejorarlo en tres de los seis problemas resueltos (problemas 1, 2 y 5), el tiempo promedio requerido por el modelo de programación entera para encontrar soluciones de menor costo que la mejor encontrada por la peor de las cinco réplicas del algoritmo genético, fue de 1,94 veces el tiempo promedio de corrida de éste, con una desviación estándar de 1,52 veces.

4. En promedio, el tiempo necesario para que el modelo de programación entera encontrara soluciones de menor costo que la media de las mejores soluciones obtenidas con el algoritmo genético ajustado, fue de 5,61 veces el tiempo medio de corrida de éste, con una desviación de 7,72 veces, el cual solo fue mejorado en una oportunidad (problema 1).
5. Asimismo, el tiempo promedio requerido por el modelo de programación lineal entera mixta para obtener mejores soluciones que las mejores encontradas por el algoritmo genético ajustado en cada problema fue de 20,76 veces el tiempo promedio de corrida del segundo, cuya desviación estándar fue de 19,36 veces. Cabe mencionar que dicho tiempo fue nuevamente superado, aunque por poco, en el problema 1.
6. Si bien el algoritmo genético ajustado nunca superó ni igualó al modelo de programación entera en lo que a la variable COSTO se refiere, las diferencias porcentuales presentadas en ésta son significativamente bajas. Además, los tiempos de corrida del primero son considerablemente menores a los del segundo, razón por la que puede considerarse como un modelo heurístico en capacidad de encontrar soluciones de muy buena calidad con esfuerzos computacionales razonables.

## 6. CONSIDERACIONES FINALES

### 6.1 CONCLUSIONES

La necesidad de responder a los desafíos del mercado y de incrementar los niveles de productividad en las organizaciones ha llevado a los empresarios a considerar muy seriamente la sustitución de los sistemas de producción más tradicionales por otros en los que se reduzcan considerablemente los elevados tiempos de espera y preparación, los niveles de inventario y los movimientos innecesarios de productos en planta.

Por su parte, la manufactura celular ha probado ser un sistema híbrido ideal para organizaciones con mezclas de productos y niveles de demanda medios que corrige los inconvenientes mencionados y que se beneficia tanto de la flexibilidad propia de los talleres de trabajo convencionales como del flujo eficiente y productividad alcanzados con las líneas de producción<sup>232</sup>.

Debido a esto, la investigación sobre el tema ha alcanzado niveles de saturación importantes, y aunque algunos científicos han presentado formulaciones bastante acertadas, la complejidad de éstas y su lenta convergencia hacen necesario el desarrollo de modelos heurísticos o meta-heurísticos que obtengan soluciones de buena calidad con esfuerzos computacionales razonables.

Entonces, con el objetivo de satisfacer al menos en parte esa necesidad latente, se propuso esta investigación, sobre cuyo trabajo puede concluirse lo siguiente:

1. Los métodos exactos, como la programación lineal entera mixta, son herramientas de modelado que garantizan generalmente la solución óptima de un problema dado. No obstante, dada la complejidad del problema de formación de celdas de manufactura, el tiempo requerido para encontrarla no es viable, computacionalmente hablando.
2. Por su parte, los métodos heurísticos aproximados son métodos alternativos de resolución de problemas que, aunque no garantizan la solución óptima, como los métodos exactos, pueden encontrar soluciones más apropiadas para el diseño de sistemas de manufactura celular, es decir, soluciones de calidad aceptable en tiempos de ejecución razonables.

---

<sup>232</sup> MUNGWATANNA, Op. cit., p. 1-4.

3. En la comprensión del problema de formación de celdas de manufactura se encontró que el éxito y los buenos resultados de las implementaciones de sistemas de manufactura celular depende generalmente del uso de estrategias en las que se justifiquen los costos de operación y en las que se incluya mayor cantidad de información relevante a los procesos productivos.
4. La formulación matemática general presentada y modificada, para el diseño de sistemas de manufactura celular, incorpora de forma integrada rubros de costo tan conflictivos como el costo de tener máquinas y el costo de transferir lotes de producto entre las celdas, así como restricciones de diseño relacionadas con la demanda, la capacidad necesaria para suplirla y el tamaño apropiado de las celdas; en una estrategia de agrupamiento simultáneo de productos y máquinas.
5. Tomando como base la formulación matemática mencionada, en este trabajo de grado se diseñaron y desarrollaron un modelo de programación lineal entera mixta y un modelo heurístico mediante la implementación de algoritmos genéticos.
6. Contrario al modelo de programación lineal entera mixta, para el desarrollo del algoritmo genético, además de la formulación matemática general presentada y modificada, fue necesario un mínimo de conocimientos sobre lógica de programación, así como el estudio a profundidad del funcionamiento básico de dicha técnica y de algunos de sus operadores.
7. Una vez formulados, el tiempo de programación y desarrollo tanto del algoritmo genético como del modelo de programación lineal entera mixta fue bastante similar. Sin embargo, como ya se mencionó, el proceso de formulación del primero de éstos requirió bastante más tiempo que el del segundo, además de necesitar de un ajuste experimental adicional.
8. La experiencia computacional de este trabajo de grado fue dividida en dos etapas. En la primera se llevó a cabo un ajuste o calibración de los parámetros más importantes del algoritmo genético mediante la aplicación de un diseño factorial  $2^k$  completo con siete factores, y en la segunda se comparó el rendimiento de éste con el del modelo de programación lineal entera mixta en diversos problemas propuestos.
9. De los resultados obtenidos en la fase de ajuste experimental del algoritmo genético desarrollado se puede concluir que:

- a. Los métodos de generación de la población inicial formulados y desarrollados para el algoritmo genético le brindaron a éste una diversidad genética importante, así como soluciones iniciales de muy buena calidad.
- b. El tiempo de ejecución del algoritmo genético desarrollado depende fundamentalmente del tamaño de la población utilizado, del número de generaciones o actualizaciones de la población llevadas a cabo y de las dimensiones del problema, expresadas en en términos del número de tipos de productos, del número de operaciones por tipo de producto, del número de tipos de máquinas y de la cantidad celdas a conformar.
- c. Aunque ninguno puede ser descartado del todo, solo cuatro de los siete factores estudiados en la fase de ajuste experimental del algoritmo genético tienen un impacto de mayor importancia en la calidad de la solución arrojada por éste, que son: operador de mutación, probabilidad de mutación, tamaño de la población y número de generaciones.

Dicho impacto consiste en que el algoritmo genético obtiene un menor costo promedio en la mejor solución encontrada cuando el segundo de éstos (probabilidad de mutación) asume el nivel bajo estudiado y cuando los tres restantes (operador de mutación, tamaño de la población y número de generaciones) toman sus niveles altos correspondientes.

10. De la fase de comparación experimental entre el algoritmo genético ajustado y el modelo de programación lineal entera mixta puede concluirse que:

- a. Aunque las diferencias porcentuales presentadas son significativamente pequeñas, el modelo de programación lineal entera mixta superó en todas las oportunidades al algoritmo genético desarrollado, en términos del costo de la mejor solución encontrada.
- b. El algoritmo genético desarrollado demostró tener tiempos totales de corrida considerablemente menores a los del modelo de programación entera, los cuales fueron siempre iguales al tiempo máximo impuesto de 24 horas.
- c. De acuerdo con los tiempos parciales de corrida, pese a presentar un comportamiento muy pobre en el primero de los seis problemas

resueltos, el algoritmo genético superó significativamente al modelo de programación lineal entera mixta en términos de la calidad de la mejor solución encontrada.

11. Pese a nunca superar ni igualar al modelo de programación lineal entera mixta en términos de la calidad de la solución, como era de esperarse, el algoritmo genético desarrollado demostró poder encontrar soluciones de muy buena calidad en tiempos totales de corrida muchísimo menores.

## 6.2 CONTRIBUCIONES DEL TRABAJO DE GRADO

A continuación se resumen las contribuciones de este trabajo de grado.

1. Se presentó y modificó una formulación matemática general para el diseño de sistemas de manufactura celular introducida por Vakharia y Chang<sup>233</sup>, Mungwatanna<sup>234</sup>, y Ahmed, Tavakkoli-Moghaddam y Safei<sup>235</sup>, que agrupa de forma simultánea productos y máquinas en celdas de manufactura y que para hacerlo tiene en cuenta tanto el costo total de máquinas como el costo asociado a las transferencias intercelulares del sistema, así como restricciones asociadas a la satisfacción de la demanda y a los tamaños de las celdas.
2. Se desarrolló la formulación matemática presentada como un modelo de programación lineal entera mixta (PLEM) utilizando la herramienta informática de apoyo GAMS/CPLEX.
3. Tomando la formulación matemática presentada como base, se formuló y desarrolló un algoritmo genético para el diseño de sistemas de manufactura celular que pudiera responder a la necesidad de generar soluciones factibles de buena calidad en tiempos de ejecución razonables. El desarrollo del algoritmo genético se hizo utilizando el entorno de programación de la herramienta de apoyo MATLAB.
4. Se practicó un diseño factorial  $2^k$  completo con el que se evaluó el comportamiento estadístico del algoritmo genético desarrollado en las diferentes combinaciones de siete factores experimentales (operador de cruce, esquema de cruce, operador de mutación, probabilidad de cruce,

---

<sup>233</sup> VAKHARIA y CHANG, Op. cit.

<sup>234</sup> MUNGWATANNA, Op. cit.

<sup>235</sup> AHMED; TAVAKKOLI y SAFEI, Op. cit.

probabilidad de mutación, tamaño de la población y número de generaciones) y se ajustaron sus parámetros más importantes para obtener soluciones de mejor calidad.

5. Se llevó a cabo una comparación en términos de la calidad de la mejor solución encontrada y del tiempo de ejecución de los modelos entre los resultados del algoritmo genético ajustado y los del modelo de programación lineal entera mixta a diferentes problemas generados aleatoriamente.

### **6.3 RECOMENDACIONES**

Las siguientes son recomendaciones para futuros trabajos de investigación sobre el tema:

1. El diseño empleado en el ajuste experimental del algoritmo genético desarrollado puede ser mejorado utilizando cualquiera de tres estrategias distintas. La primera se trata de incrementar el número de niveles estudiados por factor experimental. La segunda consiste en aumentar el número de factores experimentales y observar su impacto en el comportamiento del algoritmo. Finalmente, la tercera estrategia implica el uso de metodologías de superficie respuesta, como el diseño central compuesto (DCC), para la exploración más profunda del espacio de diseño.
2. Se recomienda incorporar el conocimiento específico del problema de formación de celdas de manufactura en el diseño y formulación de operadores específicos para el diseño de sistemas de manufactura celular que le permitan al algoritmo genético encontrar soluciones de mejor calidad en menores tiempos de corrida
3. La comparación del algoritmo genético desarrollado y mejorado con heurísticas como el recocido simulado, búsqueda tabú, colonia de hormigas y redes neuronales artificiales, entre otras, podría ser una línea de investigación importante. De esa forma podrían estudiarse las ventajas y desventajas inherentes a cada una y formularse algoritmos heurísticos híbridos que las aprovechen.
4. La formulación matemática general presentada puede ser mejorada incorporándole elementos como la reubicación de máquinas entre periodos, el costo de operación del sistema y el mantenimiento de inventarios, entre otros. Además, podría estudiarse la posibilidad de incluir relaciones de

costo y restricciones operativas no lineales que adapten mejor a la realidad del problema de formación de celdas de manufactura.

5. La implementación de estos modelos al entorno empresarial local, departamental y nacional.

## BIBLIOGRAFÍA

- ABDUELMOLA, A.I. Modelling of Cellular Manufacturing Systems with Productivity Considerations: a Simulated Annealing algorithm. Tesis Doctoral. University of Windsor, College of Graduate Studies and Research through Industrial & Manufacturing Systems Engineering. Windsor (Canadá): 2000.
- AHMED, P.; TAVAKKOLI-MOGHADDAM, R. y SAFEI, N. A Comparison of Heuristic Methods for Solving a Cellular Manufacturing Model in a Dynamic Environment. En: Working Paper Series, 2004. University of Wolverhampton.
- ANTOLINEZ A., Manuel Alfredo. Celdas de Manufactura en las PYMES, Cómo competir produciendo a bajos costos. Cúcuta: Centro Gráfico Salesiano, 2004.
- BADURDEEN, Fathima. Minicell Configuration for Mass Customization Manufacturing. Tesis Doctoral. Fritz J. and Dolores H. Russ College of Engineering and Technology of Ohio University. Ohio (Estados Unidos): 2005.
- BALLAKUR, A. y STEUDEL, H. A Within-Cell Utilization Based Heuristic for Designing Cellular Manufacturing Systems. En: International Journal of Production Research. Vol. 25, No. 5(1987): 639-665.
- BEASLEAY, J. E., CHU, P. C. Theory and Methodology, A genetic algorithm for the set covering problem. En: European Journal of Operational Research 94 (1996): 392-404.
- BODENHOFER, Ulrich. Genetic Algorithms: Theory and Applications. Lecture Notes. Third Edition—Winter 2003/2004. Fuzzy Logic Laboratorium Linz-Hagenberg.
- BRITTON, Graeme. Group Technology, Group Technology Notes. Tampere University of Technology, 2000. Disponible en internet: <http://staffx.webstore.ntu.edu.sg/personal/mgabritton/Shared%20Documents/GroupTechnology.pdf> (Recuperado el 28 de julio de 2006).
- BROOKE, Anthony; KENDRICK, David; MEERAUS, Alexander y RAMAN, Ramesh. GAMS, A User's Guide. GAMS Development Corporation, 1998. Disponible en internet: <http://www.gams.com/docs/gams/GAMSUsersGuide.pdf> (Recuperado el 31 de octubre de 2006).

BURGIDGE, J. L. Production Flow Analysis. En: Production Engineer. Vol. 50(1971): 139-152.

BURBIDGE, J. L. Change to group technology: Process organization is obsolete. En: International Journal of Production Research. Vol. 30, No. 5(1992): 1209-1219.

CARRASCO, Javier. Evolución de los Enfoques y Conceptos de la Logística, Su impacto en la dirección y gestión de las organizaciones. En: Economía Industrial. No. 331/I (2000): 17-34.

CASASUS, T.; MOCHOLI, M.; SANCHIS, V. y SALA, R. Optimización Económica con GAMS. Departamento de Economía Financiera y Matemática, Universidad de Valencia. Disponible en Internet:  
<<http://www.uv.es/~sala/gams/opecgams.PDF>> (Recuperado el 30 de octubre de 2006).

CASTILLO, Enrique; CONEJO, Antonio J.; PEDREGAL, Pablo; GARCÍA, Ricardo y ALGUACIL, Natalia. Formulación y Resolución de Modelos de Programación Matemática en Ingeniería y Ciencia, 2002. Disponible en internet:  
<<http://departamentos.unican.es/macc/personal/profesores/castillo/Libro/LibroCompleto.pdf#search=%22%22formulacion%20y%20resolucion%20de%20modelos%22%20inurl%3Apdf%22>> (Recuperado el 22 de agosto de 2006).

CHANDRASEKHARAN, M. P. y RAJAGOPALAN, R. An ideal seed non-hierarchical clustering algorithm for cellular manufacturing. En: International Journal of Production Research. Vol. 24, No. 2(1986): 451-464.

CHANDRASEKHARAN, M. P. y RAJAGOPALAN, R. MODROC: An Extension of Rank Order Clustering For Group Technology. En: International Journal of Production Research. Vol. 24, No. 5(1986): 1221-1233.

CHANDRASEKHARAN, M. P. y RAJAGOPALAN, R. ZODIAC: An algorithm for concurrent formation of part families and machine cells. En: International Journal of Production Research. Vol. 25, No. 6(1987): 835-850.

CHASE, Richard B.; AQUILANO, Nicholas J. y JACOBS, F. Robert. Administración de Producción y Operaciones, Manufactura y Servicios. Octava Edición. Bogotá: Mc Graw Hill Interamericana S. A., 2000.

CHASE, Richard B; JACOBS, F. Robert y AQUILANO, Nicholas J. Administración de la Producción y Operaciones para una Ventaja Competitiva. Décima Edición. México D. F.: McGraw-Hill Interamericana, 2006.

CHI, S. C. y LIU, S. Y. "A Flexible Neural Network Approach for Machine Cell Formation". En: IEEE, 0-7803-2559-1(1995): 2064-2069. Kaohsiung Polytechnic Institute. Department of Industrial Management.

CHU, C. H. y HAYYA, J. C. A fuzzy clustering approach to manufacturing cell formation. En: International Journal of Production Research. Vol. 29, No. 7(1991): 1475-1487.

CHU, C. H. y TSAI, C. C. A Heuristic Genetic Algorithm for Grouping Manufacturing Cells. En: IEEE, 0-7803-6657-3(2001): 310-317.

COTTONE, Andrea. Estudio de una Herramienta de Obtención de Sub-óptimos Basada en Algoritmos Genéticos. Trabajo final Especialidad en Ingeniería de Sistemas Expertos. Instituto Tecnológico de Buenos Aires, ITBA, 2004. Disponible en Internet:

<<http://www.itba.edu.ar/capis/epg-tesis-y-tf/cottone-trabajofinaldeespecialidad.pdf>>

(Recuperado el 24 de octubre de 2006).

DIMOPOULOS, C. y MORT, N. Evolving Similarity coefficients for the Solution of Cellular Manufacturing Problems. En: IEEE, 0-7803-6375-2(2000): 617-624, 2000.

DIMOPOULOS, C. y ZALZALA, Ams. Optimization of Cell Configuration and Comparisons using Evolutionary Computation Approaches. En: IEEE, 0-7803-4869-9(1998): 148-153. University of Sheffield, United Kingdom. Dept. of Automatic Control and Systems Engineering.

FALKENAUER, E. New representation and operators for GAs applied to Grouping problems. En: Research Report No CP 106-P4. Research Centre for Belgian Metalworking Industries, 1993.

FERNÁNDEZ-BAÑOS MARÍN, Ignacio. Programación de la secuencia de fabricación en una máquina, con tiempos de preparación variables, mediante la aplicación de Algoritmos Genéticos. Proyecto de Fín de Carrera de Ingeniería Industrial. Escola Tècnica Superior d'Enginyeria Industrial de Barcelona. Barcelona (España): 2003. Disponible en Internet:

<<http://bibliotecna.upc.es/PFC/arxiu/migrats/31132-1.pdf#search=%22%22programacion%20de%20la%20secuencia%20de%20fabricacion%22%20inurl%3Apdf%22>>

(Recuperado el 13 de septiembre de 2006).

FEO, Thomas A. y RESENDE, Mauricio. Greedy Randomized Adaptive Search Procedures. En: Journal of Global Optimization, 6, 109-134, 1995.

FOULDS, L. R. y WILSON, J. M. Approaches to the General Cell Formation Problem. En: Business School Research Series, Paper 2002: 2(2002). ISBN 1-85901-178-0. Loughborough University.

FUTUYMA, D. Evolutionary Biology. Tercera Edición. Sinauers Associates Inc, 1998.

GAMS/CPLEX 7.5 User Notes. Disponible en Internet:  
<<http://www.cs.wisc.edu/~ferris/cs635/cplex.pdf>> (Recuperado el 31 de octubre de 2006).

GEOFFREY, O. O.; CHEN, M.; CHANAGCHIT, C. y RICHARD, L. S. Manufacturing system cell formation and evaluation using a new inter-cell reduction heuristic. En: International Journal of Production Research. Vol. 30, No. 5(1992): 1101-1118.

GUPTA, Y.; GUPTA, M.; KUMAR, A. y SUNDRAM, C. Minimizing total inter-cell and intra-cell moves in cellular manufacturing: a genetic algorithm. En: International Journal of Computer Integrated Manufacturing. Vol. 8, No. 2(1995): 92-101.

HAM, I., HITOMI, K. y YOSHIDA, T. Group Technology. Boston (Estados Unidos): Kluwer-Nijhoff, 1985.

HARHALAKIS, G.; NAGI, R. y PROTH, J. M. An efficient heuristic in manufacturing cell formation for group technology applications. En: International Journal of Production Research. Vol. 28, No. 1(1990): 185-198.

HERAGU, Sunderesh S. Group technology and cellular manufacturing. En: IEEE, Transactions on systems, man, and cybernetics. Vol. 24, No. 2(1994): 203-215.

HILLIER, Frederick S. y LIEBERMAN, Gerald J. Investigación de Operaciones. Séptima Edición. México, D.F.: McGraw-Hill, 2002.

HILTON, Ronald W. Managerial Accounting: Creating Value in a Dynamic Business Environment. Quinta Edición. Disponible en internet:  
<[http://highered.mcgraw-hill.com/sites/0072394668/student\\_view0/chapter3/glossary.html](http://highered.mcgraw-hill.com/sites/0072394668/student_view0/chapter3/glossary.html)> (Recuperado el 8 de noviembre de 2006).

HYER, N. L., y BROWN, K. A. The Discipline of Real Cells. EN: Journal of Operations Management, Vol. 17 (1999): 557-574.

JENSEN, Jesper. Welcome to GAMS. J-Consulting ApS, 2005. Disponible en internet:  
<<http://www.colorado.edu/Economics/courses/Markusen/GAMS/intro1.pdf>>  
(Recuperado el 30 de octubre de 2006).

JOHNSON, Danny J., y WEMMERLÖV, Urban. Why Does Cell Implementation Stop? Factors Influencing Cell Penetration in Manufacturing Plants. En: Production and Operations Management. Vol. 13, No. 3 (2004): 272-289.

JOINES, J.; CULBERTH, C. y KING, R. Manufacturing cell design: an integer programming model employing genetic Algorithms. En: IIE Transactions. Vol. 28, No. 1(1996): 69-85.

KING, J. R. Machine component grouping in production flow analysis: An approach using rank order clustering. En: International Journal of Production Research. Vol. 18, No. 2(1980): 213-232.

KING, J. R. y NAKORNCHAI, V. Machine-component group formation in group technology: review and extension. En: International Journal of Production Research. Vol. 20, No. 2(1982): 117-133.

KUMAR, K. R. y VANNELLI, A. Strategic subcontracting for efficient disaggregated manufacturing. En: International Journal of Production Research. Vol. 25, No. 12(1987): 1715-1728.

KUSIAK, A. The generalized p-median model. En: Working Paper 80(1987). University of Manitoba, Department of Mechanical and Industrial Engineering. Winnipeg (Canadá).

KUSIAK, A. y CHOW, W S. Decomposition of Manufacturing Systems. En: IEEE, Journal of robotics and automation. Vol. 4, No. 5(1988): 457-471.

LEE, S. y WANG, H.P. Manufacturing cell formation: A dual-objective simulated annealing approach. En: International Journal of Advanced Manufacturing Technology. Vol. 7(1992): 314-320.

LI, J.; CHU, C. H.; WANG, Y. y YAN, W. An Improved Fuzzy C-Means Algorithm for Manufacturing Cell Formation. En: IEEE 0-7803-7280-8(2002): 1505-1510.

LISKER, Rubén., ALMENDARES, Salvador. Introducción a la Genética Humana. México D.F.: Editorial El Manual Moderno S.A. de C.V., 1994.

LOGENDRAN, R. A workload based model for minimizing total intercell and intracell moves in cellular manufacturing. En: International Journal of Production Research. Vol. 28, No. 5(1990): 913-925.

MAHADEVAN, B. y VENKATARAMANAI AH, S. Re-aligning research objectives in Cellular Manufacturing System Design: A User's perspective. A publicarse en: Asian Journal of Operations Management.

MANSOURI, S. A.; MOATTAR H., S. M. y NEWMAN, S. T. A review of the modern approaches to multi-criteria cell design. En: International Journal of Production Research. Vol. 38, No. 5(2000): 1201-1218.

McAULEY, J. Machine grouping for efficient production. En: The Production Engineer. Vol. 51(1972): 53-57.

MINIS, I., HARHALAKIS, G. y JAJODIA, S. Manufacturing cell formation with multiple, functionally identical machines. En: Manufacturing Review. Vol. 3, No. 4(1990): 252-261.

MONTGOMERY, Douglas C. Diseño y Análisis de Experimentos. Segunda Edición. México D.F.: Limusa Wiley, 2004.

MOON, Y. B. y CHI, S. C. Generalized Part Family Formation Using Neural Network Techniques. En: Journal of Manufacturing Systems. Vol. 11, No. 3 (1992): 149-159.

MORAD, N. y ZALZALA, Ams. Formulations for Cellular Manufacturing and Batch Scheduling Using Genetic Algorithms. En: UKACC International Conference on CONTROL, Conference Publication No. 427(1996): 473, 478.

MOSIER, C. T. An experiment investigating the application of clustering procedures and similarity coefficient to the GT machine cell formation problem. En: International Journal of Production Research. Vol. 27(1989): 1811-1835.

MUNGWATANNA, Anan. Design of Cellular Manufacturing Systems for Dynamic and Uncertain Production requirements with Presence of Routing Flexibility. Tesis Doctoral. Virginia Polytechnic Institute and State University. Blacksburg (Estados Unidos): 2000.

NAGI, R.; HARHALAKIS, G. y PROTH, J. M. Multiple routings and capacity considerations in group technology applications. En: International Journal of Production Research. Vol. 28, No. 12(1990): 2243-2257.

NICOLETTI, S.; NICOSIA, G. y PACIFICI, A. Group Technology with Flow Shop Cells. UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI ROMA TRE. Dipartimento di Informatica e Automazione. Roma (Italia), 1998. Disponible en internet: <<http://web.dia.uniroma3.it/ricerca/rapporti/rt/1998-33.pdf>> (Recuperado el 8 de noviembre de 2006).

PHILPOTT, Andy. Stochastic Programming Introduction. Comitee on Stochastic Programming (COSP). Disponible en internet: <<http://stoprog.org/>> (Recuperado el 17 de octubre de 2006).

RAMABHATTA, V. y NAGI, R. An Integrated Formulation of Manufacturing Cell Formation with Capacity Planning and Multiple Routings. Baltzer Journals. State University of New York at Buffalo, Department of Industrial Engineering. Disponible en internet: <<http://www.acsu.buffalo.edu/~nagi/pubs/annor.pdf>> (Recuperado el 26 de julio de 2006).

REAL ACADEMIA ESPAÑOLA. Diccionario de la Lengua Española. Disponible en Internet: <<http://www.rae.es/>> (Recuperado el 19 de octubre de 2006).

RIBEIRO F., Geraldo. Projeto de Sistemas de Células de Manufatura. LAC/INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1998. Disponible en internet: <<http://www.lac.inpe.br/~lorena/gerald/CELL1-8.pdf>> (Recuperado el 28 de julio de 2006).

SANZ HERNANZ, David y VALLE MILLÁN, David. Algoritmos Genéticos. 2º Ciclo Inteligencia Artificial I, Curso 2004–2005. Universidad de Valladolid, E.T.S. Ingeniería Informática.

SCHALLER, J. E.; SELCUK ERENGUC, S. y VAKHARIA, A. J. A methodology for integrating cell formation and production planning in cellular manufacturing. En: Annals of Operations Research. Vol. 77(1998): 1-21.

SCHALLER, J. E.; SELCUK ERENGUC, S. y VAKHARIA, A. J. A mathematical approach for integrating the cell design and production planning decisions. En: International Journal of Production Research, Vol. 38, No. 16 (2000): 3953-3971.

SEIFODDINI, H. y TJAHJANA, B. Part-Family Formation for Cellular Manufacturing: A Case Study at Harnischfeger. En: International Journal of Production Research. Vol. 37, No. 14(1999): 3262-3273.

SEIFODDINI, H. y WOLFE, P. M. Application of similarity coefficient method in GT. En: IIE Transactions. Vol. 18(1986): 271-277.

SELVAN, H. P. y BALASUBRAMANIAN, K. N. Algorithmic grouping of operation sequences. En: Engineering Costs and Productions Economics. Vol. 9(1985): 125-134.

SINGH, N. Design of cellular manufacturing systems: An invited review. En: European Journal of Operational Research. Vol. 69(1993): 284–291.

SRINIVASAN, G. y NARENDRAN, T. GRAFICS – a non hierarchical clustering algorithm for group technology. En: International Journal of Production Research. Vol. 29, No. 3(1991): 463-478, 1991.

SU, C. T. A Fuzzy Approach for Part Family Formation. En: IEEE 0-7803-2446-6: 289-292. National Yunlin Institute of Technology. Department of Industrial Management.

SURESH, N. C.; SLOMP, J. y KAPARTHI, S. Sequence-dependent clustering of parts and machines: a Fuzzy ART neural network approach. En: International Journal of Production Research. Vol. 37, No. 12(1999): 2793-2816.

SUSANTO, S.; KENNEDY, R. D. y PRICE, J. W. H. A new fuzzy-c-means and assignment-technique-based cell formation algorithm to perform part-type-clusters and machine-type-clusters. Disponible en internet:  
<<http://public.rz.fh-wolfenbuettel.de/~hoepfnef/bib/paper/Susanto-PPC-10-4.pdf>>  
(Recuperado 25 de julio de 2006).

THE MATHWORKS INC. MATLAB 7.3, Introduction. Disponible en Internet:  
<<http://www.mathworks.com/products/matlab/description1.html>> (Recuperado el 31 de octubre de 2006).

THE MATHWORKS INC. Matlab 7.3, Developing Algorithms and Applications. Disponible en Internet:  
<<http://www.mathworks.com/products/matlab/description2.html>> (Recuperado el 31 de octubre de 2006).

TOLMOS RODRÍGUEZ-PIÑERO, Piedad. Introducción a los algoritmos genéticos y sus aplicaciones. Disponible en Internet:  
<<http://www.uv.es/asepuma/jornadas/madrid/J24C.pdf>> (Recuperado el 26 de julio de 2006).

TSAI, C. C., CHU, C. H. y BARTA, T. A. Fuzzy Linear Programming Approach to Manufacturing Cell Formation. En: IEEE, 0-7803-1896-X(1994): 1406-1411.

TSAI, C. C., CHU, C. H. y BARTA, T. A. Modelling and analysis of manufacturing cell formation problem with fuzzy mixed-integer programming. En: IIE Transactions. Vol. 29(1997): 533-547.

VAKHARIA, A. J. y CHANG, Y. L. Cell formation in group technology: a combinatorial search approach. En: International Journal of Production Research. Vol. 35, No. 7(1997): 2025-2043.

VAKHARIA, A. J. y WEMMERLOV, U. Designing a cellular manufacturing system: a material flow approach based on operation sequences. En: IIE Transactions. Vol. 22, No. 1(1990): 84- 97.

VÉLIZ QUINTERO, Eduardo José. Modelo poblacional con algoritmos genéticos. Tesis de grado previa a la obtención del título de Ingeniero en Estadística Informática. Escuela Superior Politécnica del Litoral, Instituto de Ciencias Matemáticas. Guayaquil (Ecuador): 2001.

VENTOSO R., Javier. Algoritmos Genéticos (I). Artículo publicado en la revista Sólo Programadores. Num. 89, 2001. Disponible en Internet: <[http://www.texelfactory.com/extras/Genetic\\_Algorithms\\_1.pdf](http://www.texelfactory.com/extras/Genetic_Algorithms_1.pdf)> (Recuperado el 24 de octubre de 2006).

VENUGOPAL, V. Soft-computing-based approaches to the group technology problem: a state-of-the-art review. En: International Journal of Production Research. Vol. 37, No. 14(1999): 3335-3357.

VENUGOPAL, V. y NARENDRAN, T. A genetic algorithm approach to the machine component grouping problem with multiple Objectives. En: Computer and Industrial Engineering. Vol. 22, No. 4(1992): 469-480.

VENUGOPAL V. y NARENDRAN, T. Cell formation in manufacturing systems through simulated annealing: an experimental evaluation. En: European Journal of Operational Research. Vol. 63, No. 3(1992):409-422.

WAGHODEKAR, P. H. y SAHU, S. Machine-component cell formation in group technology: MACE. En: International Journal of Production Research. Vol. 22, No. 6(1984): 937-948.

WANG, J. y ROZE, C. Formation of machine cells and part families: a modified p-median model and a comparative study. En: International Journal of Production Research, Vol. 35, No. 5 (1997): 1259-1286.

WEI, J. C. y GAITHER, N. A capacity constrained multi-objective cell formation method. En: Journal of Manufacturing Systems. Vol. 9(1990): 222-232.

WU, X.; CHU, C.; WANG, Y. y YANG, W. A Genetic Algorithm for Integrated Cell Formation and Layout Decisions. En: IEEE, 0-7803-7282-4(2002): 1866-1872.

XU, H. y WANG, H. P. Part family formation for GT applications based on fuzzy mathematics. En: International Journal of Production Research. Vol. 27, No. 9(1989): 1637-1651.

YANG, Ziyong. Analysis and Design of Cellular Manufacturing Systems: Machine-Part Cell Formation and Operation Allocation. Tesis Doctoral. Case Western Reserve University, Department of Systems, Control and Industrial Engineering. Cleveland (Estados Unidos): 1995.

YOLIS, E.; BRITOS, P.; SICRE, J.; SERVETTO, A.; GARCÍA-MARTÍNEZ, R. y PERICHINSKY, G. Algoritmos Genéticos aplicados a la Categorización Automática de Documentos. Disponible en Internet: <http://www.itba.edu.ar/capis/webcapis/RGMITBA/comunicacionesrgm/cacic2003-categorizaciondedocumentosusandoag.pdf> (Recuperado el 24 de octubre de 2006).

ZHANG, C. y WANG, H. Concurrent formation of part families and machine cells based on fuzzy set theory. En: Journal of Manufacturing Systems. Vol. 11, No. 1(1992):61-67.

ZHAO, L.; TSUJIMURA, Y. y GEN, M. Genetic Algorithm for Fuzzy Clustering. En: IEEE, 0-7803-2902-3(1996): 716-719. Ashikaga Institute of Technology, Japón.

## **ANEXOS**

## ANEXO A. CÓDIGOS DE PROGRAMACIÓN

### A.1 ALGORITMO GENÉTICO

#### A.1.1 Generación de la población inicial

##### A.1.1.1 FICHERO POBLACION\_INICIAL\_MATRICIAL.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: POBLACION_INICIAL_MATRICIAL.M

function [Chrom,FOBJ,individuos_satisfechos] =
POBLACION_INICIAL_MATRICIAL(Nind,Op,Dp,Top,C,Mjp,CMm,CAPm,CTI,TMax,TMin);

% Generacion de la matriz mascara
for p = 1:size(Op,2)
    Mascara(:,p) = [rep(1,[Op(p) 1]); rep(0,[(max(Op)-Op(p)) 1])];
end
individuos_satisfechos = 0;
% Generacion de los individuos de la poblacion
% INDIVIDUOS CONSTRUIDOS
Nconstruidos = ceil(Nind*0.5);
for n = 1:Nconstruidos
    MatrizAsignacion = CONSTRUCCION_INDIVIDUAL(Op,Dp,Top,C,Mjp,CMm,CAPm,CTI);
    % Determinar aptitud de cada individuo
    [FO,Satisfaccion] =
OBJETIVO_INDIVIDUO(MatrizAsignacion,Op,Dp,CTI,Mjp,Top,CAPm,C,CMm,TMax,TMin);
    FOBJ(n,:) = [FO,Satisfaccion,n];
    Chrom{n} = MatrizAsignacion;
    individuos_satisfechos = individuos_satisfechos + Satisfaccion;
end
% INDIVIDUOS GENERADOS ALEATORIAMENTE
for n = 1:(Nind - Nconstruidos)
    % Generacion de cada individuo por separado
    Chrom{n + Nconstruidos} = ceil(rand(max(Op),size(Op,2))*C).*Mascara;
    % Determinar aptitud de cada individuo
    MatrizAsignacion = Chrom{n + Nconstruidos};
    [FO,Satisfaccion] =
OBJETIVO_INDIVIDUO(MatrizAsignacion,Op,Dp,CTI,Mjp,Top,CAPm,C,CMm,TMax,TMin);
    FOBJ((n + Nconstruidos),:) = [FO,Satisfaccion,(n + Nconstruidos)];
    individuos_satisfechos = individuos_satisfechos + Satisfaccion;
end
FOBJ = sortrows(FOBJ);
```

### A.1.1.2 FICHERO CONSTRUCCIÓN\_INDIVIDUAL.M

```

% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: CONSTRUCCION_INDIVIDUAL.M

function MatrizAsignacion =
CONSTRUCCION_INDIVIDUAL(Op,Dp,Top,C,Mjp,CMm,CAPm,CTI);

% Matriz Necesidades de maquina
Nec_Maquina = zeros(size(CMm,2),C);
% Para cada tipo de producto
for p = 1:size(Op,2)
    % Para cada operacion definida
    for j = 1:Op(p)
        % si es el primer producto y la primera operacion la asignacion se
        % hace de forma aleatoria
        if (j == 1)&(p == 1)
            MatrizAsignacion(j,p) = ceil(rand*C);
            Nec_Maquina(Mjp(j,p),MatrizAsignacion(j,p)) =
Nec_Maquina(Mjp(j,p),MatrizAsignacion(j,p)) + (Top(j,p)*Dp(p))/CAPm(Mjp(j,p));
        else
            maquinasactuales = ceil(Nec_Maquina(Mjp(j,p),:));
            maquinasrequeridas = ceil((Nec_Maquina(Mjp(j,p),:) +
(Top(j,p)*Dp(p))/CAPm(Mjp(j,p))));
            costomaquina = (maquinasrequeridas - maquinasactuales)*CMm(Mjp(j,p));
            costointercel = 0;
            % si la operacion es de la segunda en adelante es necesario
            % calcular los costos intercelulares preliminares
            if (j > 1)
                costointercel = rep(Dp(p),[1 C]).*CTI;
                costointercel(1,MatrizAsignacion(j-1,p)) = 0;
            end
            costototal = costomaquina + costointercel;
            posiciones = find(costototal == min(costototal));
            % si solo hay una asignacion con minimo costo entonces asignar
            if size(posiciones,2) == 1
                MatrizAsignacion(j,p) = posiciones;
                Nec_Maquina(Mjp(j,p),MatrizAsignacion(j,p)) =
Nec_Maquina(Mjp(j,p),MatrizAsignacion(j,p)) + (Top(j,p)*Dp(p))/CAPm(Mjp(j,p));
            else
                %si hay mas de una asignacion posible con minimo costo
                %entonces asignar aleatoriamente
                mascara = zeros(1,size(posiciones,2));
                mascara(1,ceil(rand*size(posiciones,2))) = 1;
                posiciones = sum(posiciones.*mascara);
                MatrizAsignacion(j,p) = posiciones;
                Nec_Maquina(Mjp(j,p),MatrizAsignacion(j,p)) =
Nec_Maquina(Mjp(j,p),MatrizAsignacion(j,p)) + (Top(j,p)*Dp(p))/CAPm(Mjp(j,p));
            end
        end
    end
end
end
end

```

## A.1.2 Función de aptitud

### A.1.2.1 FICHERO OBJETIVO\_INDIVIDUO.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: OBJETIVO_INDIVIDUO.M

function [FO,Satisfaccion] =
OBJETIVO_INDIVIDUO(MatrizAsignacion,Op,Dp,CTI,Mjp,Top,CAPm,C,CMm,TMax,TMin);

% Calculo de las necesidades de maquina por Celda por tipo de maquina
Nec_Maquina = NECESIDADES_MAQUINA(MatrizAsignacion,Mjp,Top,CAPm,C,Dp);
% Calculo de los costos de maquina
Costo_Maquina = COSTO_MAQUINA(Nec_Maquina,CMm);
% Calculo de los costos intercelulares;
Costo_Intercelulares =
TRANSFERENCIAS_INTERCELULARES(MatrizAsignacion,Op,Dp,CTI);
% Respuesta preliminar
FO = Costo_Maquina + Costo_Intercelulares;
% Verificacion de la restricción de tamaño de celda
% Calculo del numero de maquinas por celda
Nummaquinas = sum(ceil(Nec_Maquina));
% Calculo de la variable satisfaccion
Satisfaccion = ~(any(Nummaquinas < TMin)|any(Nummaquinas > TMax));
if Satisfaccion == 0
    NumeroMaquinasSobrantes = sum((Nummaquinas-TMax).*(Nummaquinas>TMax));
    NumeroMaquinasFaltantes = sum((TMin-Nummaquinas).*(Nummaquinas<TMin));
    NumeroMaquinas = NumeroMaquinasSobrantes + NumeroMaquinasFaltantes;
    FO = FO*(1+(NumeroMaquinas*0.1));
end
```

### A.1.2.2 FICHERO NECESIDADES\_MAQUINA.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: NECESIDADES_MAQUINA.M

function Nec_Maquina =
NECESIDADES_MAQUINA(MatrizAsignacion,Mjp,Top,CAPm,C,Dp);

% Calculo de los tiempos totales de fabricacion
tiempostotales = Top.*rep(Dp,[size(MatrizAsignacion,1) 1]);
% Calculo de las necesidades de maquina por celda por tipo de maquina
% Para cada celda en el sistema
for c = 1:C
    Mascaracelda = (MatrizAsignacion == c);
    % Para cada tipo de maquina
    for m = 1:max(max(Mjp))
        Mascaramaquina = (Mjp == m);
        Nec_Maquina(m,c) =
sum(sum(tiempostotales.*Mascaracelda.*Mascaramaquina))/(CAPm(m));
    end
end
```

### A.1.2.3 FICHERO COSTO\_MAQUINA.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: COSTO_MAQUINA.M

function Costo_Maquina = COSTO_MAQUINA(Nec_Maquina,CMm);

% Calculo del costo de maquina
Costo_Maquina = sum(sum(ceil(Nec_Maquina).*(rep(CMm',[1 size(Nec_Maquina,2)]))));
```

#### A.1.2.4 FICHERO TRANSFERENCIAS\_INTERCELULARES.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: TRANSFERENCIAS_INTERCELULARES.M

function Costo_Intercelulares =
TRANSFERENCIAS_INTERCELULARES(MatrizAsignacion,Op,Dp,CTI);

% Calculo de los movimientos intercelulares
contador = 0;
% Para cada tipo de producto
for p = 1:size(MatrizAsignacion,2)
% Para cada operacion
for j = 1:(Op(p)-1)
% Si las operaciones no son asignadas a la misma celda entonces se
% incrementa el contador de movimientos intercelulares
if (MatrizAsignacion(j,p) ~= MatrizAsignacion(j+1,p))
contador = contador + Dp(p);
end
end
end
% Calculo de los costos intercelulares
Costo_Intercelulares = contador*CTI;
```

### A.1.3 Operadores genéticos

#### A.1.3.1 OPERADOR DE SELECCIÓN

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: SELECCION.M

function OldChrom = SELECCION(Chrom,FOBJ);

% Determinar las probabilidades de seleccion de cada individuo
probabilidades = 1./(FOBJ(:,1));
probabilidades = [(cumsum(probabilidades)./(sum(probabilidades))),FOBJ(:,3)];

% Seleccionar cada cromosoma padre
for padre = 1:2
    % Determinar posicion
    aleatorio = rand;
    posicion = 1;
    while aleatorio > probabilidades(posicion,1)
        posicion = posicion + 1;
    end
    % Guardar padre seleccionado
    OldChrom{padre} = Chrom{probabilidades(posicion,2)};
    probabilidades = [probabilidades([1:(posicion-
1)].:);probabilidades([(posicion+1):size(probabilidades,1)].:);
    probabilidades(:,1) = (cumsum(probabilidades(:,1))./(sum(probabilidades(:,1))));
end
```

### A.1.3.2 OPERADOR DE CRUCE

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: REPRODUCCION.M

function [NewChrom,Reproduccion] =
REPRODUCCION(OldChrom,OperadorCruce,EsquemaCruce,Pcruce);

% Determinar si se implementa el operador de cruce
Reproduccion = (rand <= Pcruce);
% Si no se aplica el operador de cruce entonces NewChrom = OldChrom
if Reproduccion == 0
    NewChrom = OldChrom;
% De aplicarse el operador de cruce
else
    % ESQUEMA DE CRUCE
    % Esquema de cruce ALEATORIO
    % (Escoger aleatoriamente entre el esquema de cruce regular y novedoso)
    if EsquemaCruce == 1
        % OPERADOR DE CRUCE
        % Operador de cruce ALEATORIO
        if OperadorCruce == 4
            OperadorCruce = ceil(rand*3);
            NewChrom = ESQUEMA_CRUCE_REGULAR(OldChrom,OperadorCruce);
            OperadorCruce = 4;
        % Operador de cruce NO ALEATORIO
        else
            NewChrom = ESQUEMA_CRUCE_REGULAR(OldChrom,OperadorCruce);
        end
    % ESQUEMA DE CRUCE NOVEDOSO
    else
        % OPERADOR DE CRUCE
        % Operador de cruce ALEATORIO
        if OperadorCruce == 4
            OperadorCruce = ceil(rand*3);
            NewChrom = ESQUEMA_CRUCE_NOVEDOSO(OldChrom,OperadorCruce);
            OperadorCruce = 4;
        % Operador de cruce NO ALEATORIO
        else
            NewChrom = ESQUEMA_CRUCE_NOVEDOSO(OldChrom,OperadorCruce);
        end
    end
end
end
```

### A.1.3.2.1 Esquema de cruce convencional

#### A.1.3.2.1.1 Fichero CRUCE\_PUNTO\_GEN.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: CRUCE_PUNTO_GEN.M

function NewChrom = CRUCE_PUNTO_GEN(OldChrom);

% Punto de cruce
punto = ceil(rand*(size(OldChrom{1},2))*(size(OldChrom{1},1)-1));
% Matriz Mascara
diferencia = punto - (fix(punto/(size(OldChrom{1},2)))*size(OldChrom{1},2));
if diferencia == 0
    xxx = 0;
else
    xxx = 1;
end
Mascara = [[ones(fix(punto/(size(OldChrom{1},2))),size(OldChrom{1},2)));
            [ones(xxx,diferencia),zeros(xxx,(size(OldChrom{1},2)-diferencia))];
            [zeros(size(OldChrom{1},1)-ceil(punto/size(OldChrom{1},2)),size(OldChrom{1},2))]];
% Cromosoma hijo 1
NewChrom{1} = (OldChrom{1}.*Mascara + OldChrom{2}.*(~Mascara));
% Cromosoma hijo 2
NewChrom{2} = (OldChrom{2}.*Mascara + OldChrom{1}.*(~Mascara));
```

### A.1.3.2.1.2 Fichero CRUCE\_MULTIPUNTO\_GEN.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: CRUCE_MULTIPUNTO_GEN.M

function NewChrom = CRUCE_MULTIPUNTO_GEN(OldChrom);

% Numero de puntos de cruce
npuntos = ceil(rand*3)+1;
% Puntos de cruce
for punto = 1:npuntos
    if punto == 1
        puntos = ceil(rand*(prod(size(OldChrom{1}))-1));
    else
        randomico = ceil(rand*(prod(size(OldChrom{1}))-1));
        while any(puntos == randomico)
            randomico = ceil(rand*(prod(size(OldChrom{1}))-1));
        end
        puntos = [puntos,randomico];
    end
end
puntos = [sort(puntos),prod(size(OldChrom{1}))];
% Matriz Mascara
Mascara1 = ones(1,prod(size(OldChrom{1})));
for n = 1:size(puntos,2)
    if mod(n,2) == 0
        Mascara1(1,[(puntos(n-1)+1):puntos(n)]) = zeros(1,(puntos(n)-puntos(n-1)));
    end
end
for fila = 1:size(OldChrom{1},1)
    Mascara(fila,:) = Mascara1(1,[(size(OldChrom{1},2)*(fila-1)+1):(size(OldChrom{1},2)*fila)]);
end
% Cromosoma hijo 1
NewChrom{1} = (OldChrom{1}.*Mascara + OldChrom{2}.*(~Mascara));
% Cromosoma hijo 2
NewChrom{2} = (OldChrom{2}.*Mascara + OldChrom{1}.*(~Mascara));
```

### A.1.3.2.1.3 Fichero ESQUEMA\_CRUCE\_REGULAR.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: ESQUEMA_CRUCE_REGULAR.M

function NewChrom = ESQUEMA_CRUCE_REGULAR(OldChrom,OperadorCruce);

% Operador de cruce de UN PUNTO, esquema de cruce REGULAR
if OperadorCruce == 1
    NewChrom = CRUCE_PUNTO_GEN(OldChrom);
else
    % Operador de cruce MULTIPUNTO, esquema de cruce REGULAR
    % (entre 2 y 4 puntos de cruce en el esquema de cruce REGULAR)
    NewChrom = CRUCE_MULTIPUNTO_GEN(OldChrom);
end
```

### A.1.3.2.2 Esquema de cruce alternativo

#### A.1.3.2.2.1 Fichero CRUCE\_PUNTO\_FILA.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: CRUCE_PUNTO_FILA.M

function NewChrom = CRUCE_PUNTO_FILA(OldChrom);

% Punto de cruce
punto = ceil(rand*(size(OldChrom{1},1)-1));
% Generacion de la matriz mascara
Mascara = [rep(1,[punto size(OldChrom{1},2)]);rep(0,[(size(OldChrom{1},1)-punto)
size(OldChrom{1},2)])];
% Cromosoma hijo 1
NewChrom{1} = (OldChrom{1}.*Mascara + OldChrom{2}.*(~Mascara));
% Cromosoma hijo 2
NewChrom{2} = (OldChrom{2}.*Mascara + OldChrom{1}.*(~Mascara));
```

#### A.1.3.2.2 Fichero CRUCE\_PUNTO\_COLUMNA.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: CRUCE_PUNTO_COLUMNA.M

function NewChrom = CRUCE_PUNTO_COLUMNA(OldChrom);

% Punto de cruce
punto = ceil(rand*(size(OldChrom{1},2)-1));
% Generacion de la matriz mascara
Mascara = [rep(1,[size(OldChrom{1},1) punto]),rep(0,[size(OldChrom{1},1)
(size(OldChrom{1},2)-punto)])];
% Cromosoma hijo 1
NewChrom{1} = (OldChrom{1}.*Mascara + OldChrom{2}.*(~Mascara));
% Cromosoma hijo 2
NewChrom{2} = (OldChrom{2}.*Mascara + OldChrom{1}.*(~Mascara));
```

#### A.1.3.2.3 Fichero CRUCE\_PUNTO\_BLOQUE.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: CRUCE_PUNTO_BLOQUE.M

function NewChrom = CRUCE_PUNTO_BLOQUE(OldChrom);

% PUNTOS DE CRUCE
% Punto de cruce (Fila)
puntofila = ceil(rand*(size(OldChrom{1},1)-1));
% Punto de cruce (Columna)
puntocolumna = ceil(rand*(size(OldChrom{1},2)-1));
% MATRICES MASCARA
% Mascara fila
Mascarafila = [rep(1,[puntofila size(OldChrom{1},2)]);rep(0,[(size(OldChrom{1},1)-puntofila)
size(OldChrom{1},2)])];
% Mascara columna
Mascaracolumna = [rep(1,[size(OldChrom{1},1) puntocolumna]),rep(0,[size(OldChrom{1},1)
(size(OldChrom{1},2)-puntocolumna)])];
% Mascara bloque
Mascara = Mascarafila | Mascaracolumna;
% Cromosoma hijo 1
NewChrom{1} = (OldChrom{1}.*Mascara + OldChrom{2}.*(~Mascara));
% Cromosoma hijo 2
NewChrom{2} = (OldChrom{2}.*Mascara + OldChrom{1}.*(~Mascara));
```

#### A.1.3.2.2.4 Fichero CRUCE\_MULTIPUNTO\_FILA.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: CRUCE_MULTIPUNTO_FILA.M

function NewChrom = CRUCE_MULTIPUNTO_FILA(OldChrom);

% Numero de puntos de cruce
npuntos = ceil(rand*2)+1;
% Puntos de cruce
for punto = 1:npuntos
    if punto == 1
        puntos = ceil(rand*(size(OldChrom{1},1)-1));
    else
        randomico = ceil(rand*(size(OldChrom{1},1)-1));
        while any(puntos == randomico)
            randomico = ceil(rand*(size(OldChrom{1},1)-1));
        end
        puntos = [puntos,randomico];
    end
end
puntos = [sort(puntos),size(OldChrom{1},1)];
% Matriz Mascara
Mascara = rep(1,[size(OldChrom{1},1) size(OldChrom{1},2)]);
for n = 1:size(puntos,2)
    if mod(n,2) == 0
        Mascara([(puntos(n-1)+1):puntos(n),:] = rep(mod(n,2),[(puntos(n)-puntos(n-1))
size(OldChrom{1},2) ]]);
    end
end
% Cromosoma hijo 1
NewChrom{1} = (OldChrom{1}.*Mascara + OldChrom{2}.*(~Mascara));
% Cromosoma hijo 2
NewChrom{2} = (OldChrom{2}.*Mascara + OldChrom{1}.*(~Mascara));
```

#### A.1.3.2.2.5 Fichero CRUCE\_MULTIPUNTO\_COLUMNA.M

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: CRUCE_MULTIPUNTO_COLUMNA.M

function NewChrom = CRUCE_MULTIPUNTO_COLUMNA(OldChrom);

% Numero de puntos de cruce
npuntos = ceil(rand*3)+1;
% Puntos de cruce
for punto = 1:npuntos
    if punto == 1
        puntos = ceil(rand*(size(OldChrom{1},2)-1));
    else
        randomico = ceil(rand*(size(OldChrom{1},2)-1));
        while any(puntos == randomico)
            randomico = ceil(rand*(size(OldChrom{1},2)-1));
        end
        puntos = [puntos,randomico];
    end
end
puntos = [sort(puntos),size(OldChrom{1},2)];
% Matriz Mascara
Mascara = rep(1,[size(OldChrom{1},1) size(OldChrom{1},2)]);
for n = 1:size(puntos,2)
    if mod(n,2) == 0
        Mascara(:,[(puntos(n-1)+1):puntos(n)]) = rep(mod(n,2),[size(OldChrom{1},1) (puntos(n)-
puntos(n-1))]);
    end
end
% Cromosoma hijo 1
NewChrom{1} = (OldChrom{1}.*Mascara + OldChrom{2}.*(~Mascara));
% Cromosoma hijo 2
NewChrom{2} = (OldChrom{2}.*Mascara + OldChrom{1}.*(~Mascara));
```

### A.1.3.2.2.6 Fichero CRUCE\_MULTIPUNTO\_BLOQUE.M

```

% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: CRUCE_MULTIPUNTO_BLOQUE.M

function NewChrom = CRUCE_MULTIPUNTO_BLOQUE(OldChrom);

% PUNTOS DE CRUCE
% Numero de puntos de cruce
npuntos = ceil(rand*2)+1;
% Puntos de cruce Columna
for punto = 1:npuntos
    if punto == 1
        puntoscolumna = ceil(rand*(size(OldChrom{1},2)-1));
    else
        randomico = ceil(rand*(size(OldChrom{1},2)-1));
        while any(puntoscolumna == randomico)
            randomico = ceil(rand*(size(OldChrom{1},2)-1));
        end
        puntoscolumna = [puntoscolumna,randomico];
    end
end
puntoscolumna = [sort(puntoscolumna),size(OldChrom{1},2)];
% Puntos de cruce Fila
for punto = 1:npuntos
    if punto == 1
        puntosfila = ceil(rand*(size(OldChrom{1},1)-1));
    else
        randomico = ceil(rand*(size(OldChrom{1},1)-1));
        while any(puntosfila == randomico)
            randomico = ceil(rand*(size(OldChrom{1},1)-1));
        end
        puntosfila = [puntosfila,randomico];
    end
end
puntosfila = [sort(puntosfila),size(OldChrom{1},1)];
% MATRICES MASCARA
% Mascara Columna
Mascaracolumna = rep(1,[size(OldChrom{1},1) size(OldChrom{1},2)]);
for n = 1:size(puntoscolumna,2)
    if mod(n,2) == 0
        Mascaracolumna(:,[(puntoscolumna(n-1)+1):puntoscolumna(n)]) =
rep(mod(n,2),[size(OldChrom{1},1) (puntoscolumna(n)-puntoscolumna(n-1))]);
    end
end
% Mascara Fila
Mascarafila = rep(1,[size(OldChrom{1},1) size(OldChrom{1},2)]);
for n = 1:size(puntosfila,2)
    if mod(n,2) == 0
        Mascarafila([(puntosfila(n-1)+1):puntosfila(n),:] = rep(mod(n,2),[(puntosfila(n)-
puntosfila(n-1)) size(OldChrom{1},2)]);
    end
end
% Mascara Bloque
Mascara = Mascarafila | Mascaracolumna;

```

```

% Cromosoma hijo 1
NewChrom{1} = (OldChrom{1}.*Mascara + OldChrom{2}.*(~Mascara));
% Cromosoma hijo 2
NewChrom{2} = (OldChrom{2}.*Mascara + OldChrom{1}.*(~Mascara));

```

#### A.1.3.2.2.7 Fichero ESQUEMA\_CRUCE\_NOVEDOSO.M

```

% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: ESQUEMA_CRUCE_NOVEDOSO.M

function NewChrom = ESQUEMA_CRUCE_NOVEDOSO(OldChrom,OperadorCruce);

% Operador de cruce de UN PUNTO, esquema de cruce NOVEDOSO
if OperadorCruce == 1
    aleatorio = ceil(rand*3);
    % Cruce de UN PUNTO BLOQUE, esquema de cruce NOVEDOSO
    if aleatorio == 1
        NewChrom = CRUCE_PUNTO_BLOQUE(OldChrom);
    else
        % Cruce de UN PUNTO COLUMNA, esquema de cruce NOVEDOSO
        if aleatorio == 2
            NewChrom = CRUCE_PUNTO_COLUMNA(OldChrom);
        else
            % Cruce de UN PUNTO FILA, esquema de cruce NOVEDOSO
            NewChrom = CRUCE_PUNTO_FILA(OldChrom);
        end
    end
end
else
% Operador de cruce MULTIPUNTO, esquema de cruce NOVEDOSO
aleatorio = ceil(rand*3);
% Cruce MULTIPUNTO BLOQUE, esquema de cruce NOVEDOSO
if aleatorio == 1
    NewChrom = CRUCE_MULTIPUNTO_BLOQUE(OldChrom);
else
    % Cruce MULTIPUNTO COLUMNA, esquema de cruce NOVEDOSO
    % Para el cruce multipunto de columna se establece un
    % maximo de 4 puntos de cruce, es decir, aleatorio entre 2
    % y 4 puntos distintos.
    if aleatorio == 2
        NewChrom = CRUCE_MULTIPUNTO_COLUMNA(OldChrom);
    else
        % Cruce MULTIPUNTO FILA, esquema de cruce NOVEDOSO
        % para el cruce multipunto fila se establece un maximo
        % de 3 puntos de cruce, es decir, aleatorio entre 2 y
        % tres puntos distintos.
        NewChrom = CRUCE_PUNTO_FILA(OldChrom);
    end
end
end
end

```

### A.1.3.3 OPERADOR DE MUTACIÓN

#### A.1.3.3.1 Fichero *MUTACION\_GEN\_GEN.M*

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: MUTACION_GEN_GEN.M

function [MatrizAsignacion,Mutacion] =
MUTACION_GEN_GEN(MatrizAsignacion,Pmutacion,C);

% Matriz Mascara
Mascara = MatrizAsignacion ~= 0;
% Determinar cuales genes son aptos para el operador de mutacion
mutacion = (rand(size(Mascara,1),size(Mascara,2)) <= Pmutacion).*Mascara;
Mutacion = 0;
% Determinar si hay al menos un gen para mutar
% Para cada gen por mutar
if sum(sum(mutacion)) > 0
    Mutacion = 1;
    posiciones = find(mutacion == 1);
    for gen = 1:size(posiciones,2)
        igual = 1;
        while igual == 1
            cambio = ceil(rand*C);
            if cambio ~= MatrizAsignacion(posiciones(gen))
                MatrizAsignacion(posiciones(gen)) = cambio;
                igual = 0;
            end
        end
    end
end
end
end
```

### A.1.3.3.2 Fichero *MUTACION\_GEN\_ALEATORIO.M*

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: MUTACION_GEN_ALEATORIO.M

function [MatrizAsignacion,Mutacion] =
MUTACION_GEN_ALEATORIO(MatrizAsignacion,Pmutacion,C);

Mutacion = 0;
% Determinar si el individuo es apto para la mutacion
if rand <= Pmutacion
    Mutacion = 1;
    % Matriz Mascara
    Mascara = MatrizAsignacion ~= 0;
    % Seleccion del gen a mutar
    terminar = 0;
    while terminar ~= 1
        aleatorio = rand(size(MatrizAsignacion,1),size(MatrizAsignacion,2));
        posicion = find(aleatorio == min(min(aleatorio)));
        if Mascara(posicion) == 1
            terminar = 1;
            igual = 1;
            while igual == 1
                cambio = ceil(rand*C);
                if cambio ~= MatrizAsignacion(posicion)
                    MatrizAsignacion(posicion) = cambio;
                    igual = 0;
                end
            end
        end
    end
end
end
end
end
```

#### A.1.3.3.3 Fichero *MUTACION.M*

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: MUTACION.M

function [MatrizAsignacion,Mutacion] =
MUTACION(MatrizAsignacion,OperadorMutacion,Pmutacion,C);

% MUTACION GEN ALEATORIO
if OperadorMutacion == 1
    [MatrizAsignacion,Mutacion] =
MUTACION_GEN_ALEATORIO(MatrizAsignacion,Pmutacion,C);
else
    % MUTACION GEN A GEN
    [MatrizAsignacion,Mutacion] = MUTACION_GEN_GEN(MatrizAsignacion,Pmutacion,C);
end
```

#### A.1.4 Actualización de la población

```
% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: ACTUALIZACION_INMEDIATA.M

function [Chrom,FOBJ,individuos_satisfechos] =
ACTUALIZACION_INMEDIATA(Chrom,FOBJ,Nind,Op,Dp,CTI,Mjp,Top,CAPm,C,CMm,TMax,
TMin,OperadorMutacion,Pmutacion,OperadorCruce,EsquemaCruce,Pcruce);

% Inicializar el contador de individuos generados y de individuos que
% satisfacen la restriccion del tamaño de celda
contador = 0;
individuos_satisfechos = 0;
while contador ~= Nind
    OldChrom = SELECCION(Chrom,FOBJ);
    [NewChrom,Reproduccion] =
    REPRODUCCION(OldChrom,OperadorCruce,EsquemaCruce,Pcruce);
    % Para cada hijo generado
    for XXX = 1:size(NewChrom,2)
        contador = contador + 1;
        MatrizAsignacion = NewChrom{XXX};
        [MatrizAsignacion,Mutacion] =
        MUTACION(MatrizAsignacion,OperadorMutacion,Pmutacion,C);
        % De haber reproduccion o mutacion
        if Reproduccion | Mutacion
            [FO,Satisfaccion] =
            OBJETIVO_INDIVIDUO(MatrizAsignacion,Op,Dp,CTI,Mjp,Top,CAPm,C,CMm,TMax,TMin);
            individuos_satisfechos = individuos_satisfechos + Satisfaccion;
            % Si el valor de la funcion objetivo es mayor que la menor
            % dentro de la poblacion actual
            if FO < max(FOBJ(:,1))
                % Determinar si hay individuos con funciones objetivos de
                % igual valor
                cromosomas = find(FOBJ(:,1) == FO);
                % De no haber cromosomas con el mismo valor de FO
                if isempty(cromosomas)
                    sitio = FOBJ(size(FOBJ,1),3);
                    Chrom{sitio} = MatrizAsignacion;
                    FOBJ(size(FOBJ,1),:) = [FO,Satisfaccion,sitio];
                    FOBJ = sortrows(FOBJ);
                    % De haber cromosomas con el mismo valor de FO es necesario
                    % compararlos para ver si tienen la misma estructura genetica
                    else
                        % Comparacion uno por uno de los cromosomas con el
                        % mismo valor y el nuevo
                        igualdad = 0;
                        for crom = 1:size(cromosomas)
                            if all(Chrom{FOBJ(cromosomas(crom),3)} == MatrizAsignacion) == 1)
                                igualdad = 1;
                            end
                        end
                        % Si ninguno de los que tienen el mismo valor tienen la
                        % misma estructura genetica entonces actualizar la
                        % poblacion
                        if igualdad == 0
```

```

        sitio = FOBJ(size(FOBJ,1),3);
        Chrom{sitio} = MatrizAsignacion;
        FOBJ(size(FOBJ,1),:) = [FO,Satisfaccion,sitio];
        FOBJ = sortrows(FOBJ);
    end
end
end
end
end
end
end

```

### A.1.5 Algoritmo genético

```

% FORMULACION Y EVALUACION DE UN MODELO HEURISTICO PARA EL DISEÑO DE
% SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
% ALGORITMOS GENETICOS
%
% ALGORITMO GENETICO
%
% AUTOR: Sebastian Gomez Gomez
%
% Fichero: ALGORITMO_GENETICO.M

function [Chrom,FOBJ,minFOBJ,genFOBJ,tiempoejecucion] =
ALGORITMO_GENETICO(Dp,Op,Mjp,Top,CAPm,CTI,CMm,TMax,TMin,Nind,generaciones,C
,OperadorActualizacion,OperadorCruce,EsquemaCruce,Pcruce,OperadorMutacion,Pmutacio
n);

tic
% POBLACION INICIAL
[Chrom,FOBJ,individuos_satisfechos] =
POBLACION_INICIAL_MATRICIAL(Nind,Op,Dp,Top,C,Mjp,CMm,CAPm,CTI,TMax,TMin);
% individuo de valor minimo de la poblacion inicial
minFOBJ(1,:) = [min(FOBJ(:,1)),individuos_satisfechos];
clear individuos_satisfechos;
ngen = 0;
genFOBJ = [min(FOBJ(:,1)),ngen];
% mientras no se cumpla el numero de generaciones requerido para le
% ejecucion del algoritmo
while ngen < generaciones
    ngen = ngen + 1;
    [Chrom,FOBJ,individuos_satisfechos] = ACTUALIZACION_INMEDIATA
(OperadorActualizacion,Chrom,FOBJ,Nind,Op,Dp,CTI,Mjp,Top,CAPm,C,CMm,TMax,TMin,Op
eradorMutacion,Pmutacion,OperadorCruce,EsquemaCruce,Pcruce);
    minFOBJ((ngen+1),:) = [min(FOBJ(:,1)),individuos_satisfechos];
    clear individuos_satisfechos;
    if min(FOBJ(:,1)) < minFOBJ(ngen,1)
        genFOBJ = [genFOBJ;[min(FOBJ(:,1)),ngen]];
    end
end
% tiempo de ejecucion del algoritmo
tiempoejecucion = toc;

```

## A.2 MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL ENTERA MIXTA

A continuación se presenta el código empleado por el modelo de programación lineal entera mixta desarrollado en el primero de los seis problemas de la fase de comparación experimental entre modelos.

```

* FORMULACION Y EVALUACION DE UN ALGORITMO GENETICO PARA EL DISEÑO DE
* SISTEMAS DE MANUFACTURA CELULAR MEDIANTE LA IMPLEMENTACION DE
* ALGORITMOS GENETICOS
*
* MODELO PROGRAMACION MATEMATICA GENERAL
*
* AUTOR      Sebastian Gomez Gomez
*
* Archivo: DEFINITIVO_30x10_1

* INDICES O CONJUNTOS
sets
*Celdas
c          "índice para las celdas de manufactura"          /C1*C4/
* Tipos de Maquinas
m          "índice para los tipos de maquina"              /M1*M10/
* Productos
p          "índice para los tipos de producto"             /P1*P30/
* Operaciones
j          "índice para las operaciones"                   /j1*j6/
* Subconjuntos de las operaciones de cada tipo de producto
jp1(j,p)  "índice para las operaciones del producto 1"    /j1*j3.P1/
jp2(j,p)  "índice para las operaciones del producto 2"    /j1*j6.P2/
jp3(j,p)  "índice para las operaciones del producto 3"    /j1*j4.P3/
jp4(j,p)  "índice para las operaciones del producto 4"    /j1*j4.P4/
jp5(j,p)  "índice para las operaciones del producto 5"    /j1*j2.P5/
jp6(j,p)  "índice para las operaciones del producto 6"    /j1*j2.P6/
jp7(j,p)  "índice para las operaciones del producto 7"    /j1*j3.P7/
jp8(j,p)  "índice para las operaciones del producto 8"    /j1*j2.P8/
jp9(j,p)  "índice para las operaciones del producto 9"    /j1*j3.P9/
jp10(j,p) "índice para las operaciones del producto 10"   /j1*j6.P10/
jp11(j,p) "índice para las operaciones del producto 11"   /j1*j6.P11/
jp12(j,p) "índice para las operaciones del producto 12"   /j1*j4.P12/
jp13(j,p) "índice para las operaciones del producto 13"   /j1*j4.P13/
jp14(j,p) "índice para las operaciones del producto 14"   /j1*j3.P14/
jp15(j,p) "índice para las operaciones del producto 15"   /j1*j2.P15/
jp16(j,p) "índice para las operaciones del producto 16"   /j1*j4.P16/
jp17(j,p) "índice para las operaciones del producto 17"   /j1*j2.P17/
jp18(j,p) "índice para las operaciones del producto 18"   /j1*j3.P18/
jp19(j,p) "índice para las operaciones del producto 19"   /j1*j4.P19/
jp20(j,p) "índice para las operaciones del producto 20"   /j1*j2.P20/
jp21(j,p) "índice para las operaciones del producto 21"   /j1*j3.P21/
jp22(j,p) "índice para las operaciones del producto 22"   /j1*j6.P22/
jp23(j,p) "índice para las operaciones del producto 23"   /j1*j3.P23/
jp24(j,p) "índice para las operaciones del producto 24"   /j1*j6.P24/
jp25(j,p) "índice para las operaciones del producto 25"   /j1*j3.P25/
jp26(j,p) "índice para las operaciones del producto 26"   /j1*j3.P26/
jp27(j,p) "índice para las operaciones del producto 27"   /j1*j2.P27/
jp28(j,p) "índice para las operaciones del producto 28"   /j1*j4.P28/
jp29(j,p) "índice para las operaciones del producto 29"   /j1*j2.P29/
jp30(j,p) "índice para las operaciones del producto 30"   /j1*j4.P30/
* Subconjunto auxiliar de las operaciones de cada tipo de producto
* (se utiliza para la restricción auxiliar y para contabilizar los movimientos

```

**\* intercelulares)**

jp1a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 1"	/j1*j2.P1/
jp2a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 2"	/j1*j5.P2/
jp3a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 3"	/j1*j3.P3/
jp4a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 4"	/j1*j3.P4/
jp5a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 5"	/j1*j1.P5/
jp6a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 6"	/j1*j1.P6/
jp7a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 7"	/j1*j2.P7/
jp8a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 8"	/j1*j1.P8/
jp9a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 9"	/j1*j2.P9/
jp10a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 10"	/j1*j5.P10/
jp11a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 11"	/j1*j5.P11/
jp12a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 12"	/j1*j3.P12/
jp13a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 13"	/j1*j3.P13/
jp14a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 14"	/j1*j2.P14/
jp15a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 15"	/j1*j1.P15/
jp16a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 16"	/j1*j3.P16/
jp17a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 17"	/j1*j1.P17/
jp18a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 18"	/j1*j2.P18/
jp19a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 19"	/j1*j3.P19/
jp20a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 20"	/j1*j1.P20/
jp21a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 21"	/j1*j2.P21/
jp22a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 22"	/j1*j5.P22/
jp23a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 23"	/j1*j2.P23/
jp24a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 24"	/j1*j5.P24/
jp25a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 25"	/j1*j2.P25/
jp26a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 26"	/j1*j2.P26/
jp27a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 27"	/j1*j1.P27/
jp28a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 28"	/j1*j3.P28/
jp29a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 29"	/j1*j1.P29/
jp30a(j,p)	"indice auxiliar para las operaciones del producto 30"	/j1*j3.P30/;

**\* PARAMETROS O DATOS DE ENTRADA (Escalaes)**

**scalars**

TMax	"numero maximo admisible de maquinas por celda"	/10/
TMin	"numero minimo admisible de maquinas por celda"	/2/
CI	"costo de transferir un lote de cualquier producto entre cualquier par de celdas"	/1/;

**\* PARAMETROS O DATOS DE ENTRADA (Vectores y Matrices)**

**parameters**

D(p)	"demanda en lotes del producto p para el periodo"
/P1	24,
P2	23,
P3	21,
P4	23,
P5	17,
P6	16,
P7	19,
P8	24,
P9	22,
P10	25,
P11	24,
P12	12,
P13	14,
P14	18,
P15	16,
P16	10,
P17	15,
P18	17,
P19	15,
P20	11,

	P21	10,
	P22	21,
	P23	22,
	P24	12,
	P25	17,
	P26	22,
	P27	20,
	P28	13,
	P29	22,
	P30	25/
CAP(m)	"capacidad de una maquina tipo m en unidad de tiempo"	
	/M1	480,
	M2	480,
	M3	480,
	M4	480,
	M5	480,
	M6	480,
	M7	480,
	M8	480,
	M9	480,
	M10	480/
CM(m)	"costo amortizado de tener una maquina tipo m durante el periodo"	
	/M1	286,
	M2	468,
	M3	477,
	M4	944,
	M5	1225,
	M6	1590,
	M7	457,
	M8	340,
	M9	441,
	M10	855/
a(j,p,m)	"1, si la operacion j del producto p se fabrica en la maquina tipo m; 0, de lo contrario"	
	/j1	.P1 .M7 1,
	j2	.P1 .M3 1,
	j3	.P1 .M6 1,
	j1	.P2 .M4 1,
	j2	.P2 .M6 1,
	j3	.P2 .M8 1,
	j4	.P2 .M4 1,
	j5	.P2 .M3 1,
	j6	.P2 .M9 1,
	j1	.P3 .M5 1,
	j2	.P3 .M10 1,
	j3	.P3 .M8 1,
	j4	.P3 .M7 1,
	j1	.P4 .M7 1,
	j2	.P4 .M2 1,
	j3	.P4 .M10 1,
	j4	.P4 .M1 1,
	j1	.P5 .M5 1,
	j2	.P5 .M4 1,
	j1	.P6 .M8 1,
	j2	.P6 .M10 1,
	j1	.P7 .M7 1,
	j2	.P7 .M5 1,
	j3	.P7 .M3 1,
	j1	.P8 .M9 1,
	j2	.P8 .M7 1,
	j1	.P9 .M10 1,
	j2	.P9 .M6 1,
	j3	.P9 .M7 1,
	j1	.P10 .M7 1,
	j2	.P10 .M5 1,

j3	.P10	.M1	1,
j4	.P10	.M9	1,
j5	.P10	.M5	1,
j6	.P10	.M8	1,
j1	.P11	.M4	1,
j2	.P11	.M5	1,
j3	.P11	.M4	1,
j4	.P11	.M9	1,
j5	.P11	.M8	1,
j6	.P11	.M2	1,
j1	.P12	.M5	1,
j2	.P12	.M1	1,
j3	.P12	.M10	1,
j4	.P12	.M2	1,
j1	.P13	.M10	1,
j2	.P13	.M3	1,
j3	.P13	.M4	1,
j4	.P13	.M3	1,
j1	.P14	.M9	1,
j2	.P14	.M2	1,
j3	.P14	.M1	1,
j1	.P15	.M10	1,
j2	.P15	.M3	1,
j1	.P16	.M10	1,
j2	.P16	.M7	1,
j3	.P16	.M8	1,
j4	.P16	.M6	1,
j1	.P17	.M8	1,
j2	.P17	.M4	1,
j1	.P18	.M4	1,
j2	.P18	.M9	1,
j3	.P18	.M6	1,
j1	.P19	.M4	1,
j2	.P19	.M1	1,
j3	.P19	.M9	1,
j4	.P19	.M5	1,
j1	.P20	.M4	1,
j2	.P20	.M1	1,
j1	.P21	.M4	1,
j2	.P21	.M7	1,
j3	.P21	.M3	1,
j1	.P22	.M4	1,
j2	.P22	.M10	1,
j3	.P22	.M8	1,
j4	.P22	.M10	1,
j5	.P22	.M2	1,
j6	.P22	.M10	1,
j1	.P23	.M3	1,
j2	.P23	.M7	1,
j3	.P23	.M10	1,
j1	.P24	.M10	1,
j2	.P24	.M6	1,
j3	.P24	.M2	1,
j4	.P24	.M5	1,
j5	.P24	.M3	1,
j6	.P24	.M1	1,
j1	.P25	.M10	1,
j2	.P25	.M9	1,
j3	.P25	.M5	1,
j1	.P26	.M1	1,
j2	.P26	.M3	1,
j3	.P26	.M9	1,
j1	.P27	.M1	1,
j2	.P27	.M6	1,

```

j1 .P28 .M5 1,
j2 .P28 .M1 1,
j3 .P28 .M3 1,
j4 .P28 .M5 1,
j1 .P29 .M6 1,
j2 .P29 .M9 1,
j1 .P30 .M2 1,
j2 .P30 .M5 1,
j3 .P30 .M8 1,
j4 .P30 .M2 1/;

```

**table**

"tiempo requerido para completar un lote de la operacion j del producto p"

i(j,p)		P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	P13	P14			
P15	P16	P17	P18	P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25	P26	P27	P28	P29	P30			
	j1	5	9	2	7	4	2	5	10	7	4	7	5	6	4	9	10	
7	9	6	2	5	7	3	4	2	8	8	8	9						
	j2	3	5	5	8	4	2	7	9	8	5	2	6	5	10	9	8	7
8	3	3	5	6	9	2	5	6	10	5	3	7						
	j3	9	5	10	10	0	0	3	0	9	5	2	10	9	2	0	10	
0	6	5	0	7	10	6	9	10	9	0	5	0	6					
	j4	0	3	4	7	0	0	0	0	0	2	3	8	10	0	0	8	0
0	2	0	0	7	0	9	0	0	0	5	0	4						
	j5	0	4	0	0	0	0	0	0	0	9	2	0	0	0	0	0	
0	0	0	0	8	0	4	0	0	0	0	0							
	j6	0	4	0	0	0	0	0	0	0	4	4	0	0	0	0	0	
0	0	0	0	10	0	5	0	0	0	0	0	0;						

**\* VARIABLES DE DECISION**

**variables**

**\*Costo de tener maquinas funcionando en el sistema durante el periodo**

cmaq "costo de maquina"

\*Numero de transferencias intercelulares de cada producto

- cti1 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP1"
- cti2 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP2"
- cti3 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP3"
- cti4 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP4"
- cti5 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP5"
- cti6 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP6"
- cti7 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP7"
- cti8 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP8"
- cti9 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP9"
- cti10 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP10"
- cti11 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP11"
- cti12 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP12"
- cti13 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP13"
- cti14 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP14"
- cti15 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP15"
- cti16 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP16"
- cti17 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP17"
- cti18 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP18"
- cti19 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP19"
- cti20 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP20"
- cti21 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP21"
- cti22 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP22"
- cti23 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP23"
- cti24 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP24"
- cti25 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP25"
- cti26 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP26"
- cti27 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP27"
- cti28 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP28"
- cti29 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP29"
- cti30 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP30"

**\*Costo total de las transferencias intercelulares en el periodo**  
cti "costo de las transferencias intercelulares TOTALES"  
**\*Costo TOTAL de operacion del sistema (Maquina + Intercelulares)**  
COSTO "costo total de maquina y transferencias intercelulares"  
**\*Numero de maquinas de cada tipo asignadas a cada celda**  
N(m,c) "numero de maquinas tipo m asignadas a la celda c durante el periodo"  
**\*Asignacion de la operacion j del producto p a cada celda**  
X(j,p,c) "1, si la operacion j del producto p es asignada a la celda c"  
**\*Variables auxiliares (INTERCELULARES)**  
Ypos(j,p,c) "variable auxiliar que indica movimientos intercelulares positivos"  
Yneg(j,p,c) "variable auxiliar que indica movimientos intercelulares negativos"  
**integer variables** N(m,c);  
**binary variables** X(j,p,c),Ypos(j,p,c),Yneg(j,p,c);

**\* DECLARACION DE ECUACIONES**  
equations

**\* FUNCIONES DE COSTO**  
costo\_maquina "costo amortizado de tener maquinas operando en el sistema"  
costo\_intercel1 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP1"  
costo\_intercel2 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP2"  
costo\_intercel3 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP3"  
costo\_intercel4 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP4"  
costo\_intercel5 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP5"  
costo\_intercel6 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP6"  
costo\_intercel7 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP7"  
costo\_intercel8 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP8"  
costo\_intercel9 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP9"  
costo\_intercel10 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP10"  
costo\_intercel11 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP11"  
costo\_intercel12 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP12"  
costo\_intercel13 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP13"  
costo\_intercel14 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP14"  
costo\_intercel15 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP15"  
costo\_intercel16 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP16"  
costo\_intercel17 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP17"  
costo\_intercel18 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP18"  
costo\_intercel19 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP19"  
costo\_intercel20 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP20"  
costo\_intercel21 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP21"  
costo\_intercel22 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP22"  
costo\_intercel23 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP23"  
costo\_intercel24 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP24"  
costo\_intercel25 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP25"  
costo\_intercel26 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP26"  
costo\_intercel27 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP27"  
costo\_intercel28 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP28"  
costo\_intercel29 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP29"  
costo\_intercel30 "costo de las transferencias intercelulares SUBCONJUNTO JP30"  
costo\_intercel "costo de las transferencias intercelulares asociadas a la asignacion de trabajos"  
funcion\_objetivo "funcion objetivo"

**\* RESTRICCIONES**  
rest\_asig1 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP1"  
rest\_asig2 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP2"  
rest\_asig3 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP3"  
rest\_asig4 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP4"  
rest\_asig5 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP5"  
rest\_asig6 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP6"  
rest\_asig7 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP7"  
rest\_asig8 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP8"  
rest\_asig9 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP9"  
rest\_asig10 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP10"  
rest\_asig11 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP11"  
rest\_asig12 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP12"  
rest\_asig13 "asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP13"

rest_asig14	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP14"
rest_asig15	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP15"
rest_asig16	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP16"
rest_asig17	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP17"
rest_asig18	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP18"
rest_asig19	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP19"
rest_asig20	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP20"
rest_asig21	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP21"
rest_asig22	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP22"
rest_asig23	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP23"
rest_asig24	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP24"
rest_asig25	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP25"
rest_asig26	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP26"
rest_asig27	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP27"
rest_asig28	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP28"
rest_asig29	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP29"
rest_asig30	"asignacion de la operacion j del producto p a una sola celda SUBCONJUNTO JP30"
rest_demanda	"la demanda debe ser satisfecha en su totalidad por la capacidad instalada del sistema"
tam_max	"restringe el tamaño de las celdas a un máximo establecido de maquinas"
tam_min	"restringe el tamaño de las celdas a un mínimo establecido de maquinas"
auxiliar1	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP1"
auxiliar2	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP2"
auxiliar3	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP3"
auxiliar4	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP4"
auxiliar5	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP5"
auxiliar6	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP6"
auxiliar7	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP7"
auxiliar8	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP8"
auxiliar9	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP9"
auxiliar10	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP10"
auxiliar11	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP11"
auxiliar12	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP12"
auxiliar13	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP13"
auxiliar14	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP14"
auxiliar15	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP15"
auxiliar16	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP16"
auxiliar17	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP17"
auxiliar18	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP18"
auxiliar19	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP19"
auxiliar20	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP20"
auxiliar21	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP21"
auxiliar22	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP22"
auxiliar23	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP23"
auxiliar24	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP24"
auxiliar25	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP25"
auxiliar26	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP26"
auxiliar27	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP27"
auxiliar28	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP28"
auxiliar29	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP29"
auxiliar30	"restriccion auxiliar para los movimientos intercelulares SUBCONJUNTO JP30"
restvaraux1	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP1"
restvaraux2	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP2"
restvaraux3	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP3"
restvaraux4	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP4"
restvaraux5	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP5"
restvaraux6	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP6"
restvaraux7	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP7"
restvaraux8	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP8"
restvaraux9	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP9"
restvaraux10	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP10"
restvaraux11	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP11"
restvaraux12	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP12"
restvaraux13	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP13"
restvaraux14	"restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP14"

restvaraux15 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP15"  
restvaraux16 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP16"  
restvaraux17 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP17"  
restvaraux18 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP18"  
restvaraux19 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP19"  
restvaraux20 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP20"  
restvaraux21 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP21"  
restvaraux22 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP22"  
restvaraux23 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP23"  
restvaraux24 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP24"  
restvaraux25 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP25"  
restvaraux26 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP26"  
restvaraux27 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP27"  
restvaraux28 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP28"  
restvaraux29 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP29"  
restvaraux30 "restriccion para los valores que pueden tomar las variables auxiliares SUBCONJUNTO JP30";

**\* FORMULACION DE ECUACIONES**

costo\_maquina.. cmaq =e= sum((m,c),N(m,c)\*CM(m));  
costo\_intercel1(c).. cti1(c) =e= sum(jp1a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel2(c).. cti2(c) =e= sum(jp2a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel3(c).. cti3(c) =e= sum(jp3a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel4(c).. cti4(c) =e= sum(jp4a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel5(c).. cti5(c) =e= sum(jp5a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel6(c).. cti6(c) =e= sum(jp6a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel7(c).. cti7(c) =e= sum(jp7a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel8(c).. cti8(c) =e= sum(jp8a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel9(c).. cti9(c) =e= sum(jp9a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel10(c).. cti10(c) =e= sum(jp10a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel11(c).. cti11(c) =e= sum(jp11a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel12(c).. cti12(c) =e= sum(jp12a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel13(c).. cti13(c) =e= sum(jp13a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel14(c).. cti14(c) =e= sum(jp14a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel15(c).. cti15(c) =e= sum(jp15a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel16(c).. cti16(c) =e= sum(jp16a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel17(c).. cti17(c) =e= sum(jp17a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel18(c).. cti18(c) =e= sum(jp18a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel19(c).. cti19(c) =e= sum(jp19a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel20(c).. cti20(c) =e= sum(jp20a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel21(c).. cti21(c) =e= sum(jp21a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel22(c).. cti22(c) =e= sum(jp22a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel23(c).. cti23(c) =e= sum(jp23a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel24(c).. cti24(c) =e= sum(jp24a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel25(c).. cti25(c) =e= sum(jp25a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel26(c).. cti26(c) =e= sum(jp26a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel27(c).. cti27(c) =e= sum(jp27a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel28(c).. cti28(c) =e= sum(jp28a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel29(c).. cti29(c) =e= sum(jp29a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel30(c).. cti30(c) =e= sum(jp30a(j,p),Ypos(j,p,c)\*D(p));  
costo\_intercel.. cti =e= sum(c,(cti1(c)+cti2(c)+cti3(c)+cti4(c)+cti5(c)+cti6(c)+cti7(c)+cti8(c)+cti9(c)+  
cti10(c)+cti11(c)+cti12(c)+cti13(c)+cti14(c)+cti15(c)+cti16(c)+cti17(c)+cti18(c)  
+cti19(c)+cti20(c)+cti21(c)+cti22(c)+cti23(c)+cti24(c)+cti25(c)+cti26(c)+cti27(c)+cti28(c)+cti29(c)+cti30(c))) \*Ci;  
funcion\_objetivo.. COSTO =e= cmaq + cti;  
rest\_asig1(j,p)\$jp1(j,p).. sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;  
rest\_asig2(j,p)\$jp2(j,p).. sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;  
rest\_asig3(j,p)\$jp3(j,p).. sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;  
rest\_asig4(j,p)\$jp4(j,p).. sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;  
rest\_asig5(j,p)\$jp5(j,p).. sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;  
rest\_asig6(j,p)\$jp6(j,p).. sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;  
rest\_asig7(j,p)\$jp7(j,p).. sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;  
rest\_asig8(j,p)\$jp8(j,p).. sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;  
rest\_asig9(j,p)\$jp9(j,p).. sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;  
rest\_asig10(j,p)\$jp10(j,p).. sum(c,X(j,p,c)) =e= 1;



```

auxiliar27(j,p,c)$(jp27a(j,p)).. X(j+1,p,c) - X(j,p,c) =e= Ypos(j,p,c) - Yneg(j,p,c);
auxiliar28(j,p,c)$(jp28a(j,p)).. X(j+1,p,c) - X(j,p,c) =e= Ypos(j,p,c) - Yneg(j,p,c);
auxiliar29(j,p,c)$(jp29a(j,p)).. X(j+1,p,c) - X(j,p,c) =e= Ypos(j,p,c) - Yneg(j,p,c);
auxiliar30(j,p,c)$(jp30a(j,p)).. X(j+1,p,c) - X(j,p,c) =e= Ypos(j,p,c) - Yneg(j,p,c);

```

```

restvaraux1(j,p,c)$(jp1a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux2(j,p,c)$(jp2a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux3(j,p,c)$(jp3a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux4(j,p,c)$(jp4a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux5(j,p,c)$(jp5a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux6(j,p,c)$(jp6a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux7(j,p,c)$(jp7a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux8(j,p,c)$(jp8a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux9(j,p,c)$(jp9a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux10(j,p,c)$(jp10a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux11(j,p,c)$(jp11a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux12(j,p,c)$(jp12a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux13(j,p,c)$(jp13a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux14(j,p,c)$(jp14a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux15(j,p,c)$(jp15a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux16(j,p,c)$(jp16a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux17(j,p,c)$(jp17a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux18(j,p,c)$(jp18a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux19(j,p,c)$(jp19a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux20(j,p,c)$(jp20a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux21(j,p,c)$(jp21a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux22(j,p,c)$(jp22a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux23(j,p,c)$(jp23a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux24(j,p,c)$(jp24a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux25(j,p,c)$(jp25a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux26(j,p,c)$(jp26a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux27(j,p,c)$(jp27a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux28(j,p,c)$(jp28a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux29(j,p,c)$(jp29a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;
restvaraux30(j,p,c)$(jp30a(j,p)).. Ypos(j,p,c) + Yneg(j,p,c) =l= 1;

```

```

* OPCIONES DE LA HERRAMIENTA
option reslim = 86400, iterlim = 1000000;

```

```

* DECLARACION DEL MODELO Y DE LA SOLUCION
model DEFINITIVO_30x10_1 /ALL/;
DEFINITIVO_30x10_1.OptFile = 1;
solve DEFINITIVO_30x10_1 using mip minimizing COSTO;

```

## ANEXO B. PROBLEMAS RESUELTOS (CONJUNTOS DE DATOS)

### B.1 AJUSTE EXPERIMENTAL DEL ALGORITMO GENÉTICO

Atributos característicos del problema.

Atributo	Valor
Número de productos	30
Número de tipos de máquina	10
Número de celdas	4
Costo transferencias intercelulares	1
Tamaño mínimo de celda	2
Tamaño máximo de celda	10

Demanda por producto.

Producto	Demanda	Producto	Demanda
1	20	16	16
2	16	17	23
3	19	18	11
4	19	19	20
5	15	20	13
6	21	21	13
7	22	22	11
8	10	23	21
9	12	24	18
10	16	25	23
11	19	26	21
12	23	27	24
13	24	28	16
14	14	29	23
15	10	30	16

Secuencias de producción por producto.

Operación	PRODUCTO														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	10	5	6	5	4	8	3	10	3	1	9	4	8	5	7
2	8	9	9	7	6	7	8	8	6	7	6	7	5	10	1
3		1	8		4	5	2	1		3		10	2	6	
4			3		3	10		4		6				1	
5														9	
Operación	PRODUCTO														
	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
1	1	4	3	7	4	3	10	2	9	8	5	1	10	5	9
2	2	1	6	8	5	6	1	10	6	2	10	7	7	7	8
3		5	4			7	7	9	9	6	1		3	9	
4			10				5	6						8	
5			5			4	7							5	

Tiempos de fabricación por operación por tipo de producto.

Operación	PRODUCTO														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	6	3	5	2	7	4	2	7	10	3	10	6	3	6	2
2	4	8	8	3	10	7	9	6	2	4	7	9	5	6	2
3		3	3		10	7	9	9		2		3	9	2	
4			3		6	9		8		10				9	
5														6	
Operación	PRODUCTO														
	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
1	5	3	10	9	4	9	7	2	8	5	7	8	4	2	7
2	5	7	5	3	6	8	7	6	9	8	3	5	9	2	10
3		4	3			9	5	2	2	9	8		8	3	
4			2				8	6						5	
5			4				6	5						5	

Costo unitario y capacidad por tipo de máquina.

Tipo de máquina	Costo unitario	Capacidad
1	1.495	480
2	1.582	480
3	328	480
4	1.640	480
5	1.023	480
6	409	480
7	1.057	480
8	1.279	480
9	367	480
10	880	480

## B.2 FASE DE COMPARACIÓN EXPERIMENTAL ENTRE MODELOS

### B.2.1 Problema 1

Atributos característicos del problema.

Atributo	Valor
Número de productos	30
Número de tipos de máquina	10
Número de celdas	4
Costo transferencias intercelulares	1
Tamaño mínimo de celda	2
Tamaño máximo de celda	10

Demanda por producto.

Producto	Demanda	Producto	Demanda
1	24	16	10
2	23	17	15
3	21	18	17
4	23	19	15
5	17	20	11
6	16	21	10
7	19	22	21
8	24	23	22
9	22	24	12
10	25	25	17
11	24	26	22
12	12	27	20
13	14	28	13
14	18	29	22
15	16	30	25

Secuencias de producción por producto.

PRODUCTO															
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	7	4	5	7	5	8	7	9	10	7	4	5	10	9	10
2	3	6	10	2	4	10	5	7	6	5	5	1	3	2	3
3	6	8	8	10			3		7	1	4	10	4	1	
4		4	7	1						9	9	2	3		
5		3								5	8				
6		9								8	2				
PRODUCTO															
Operación	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
1	10	8	4	4	4	4	4	3	10	10	1	1	5	6	2
2	7	4	9	1	1	7	10	7	6	9	3	6	1	9	5
3	8		6	9		3	8	10	2	5	9		3		8
4	6			5			10		5				5		2
5							2		3						
6							10		1						

Tiempos de fabricación por operación por tipo de producto.

		PRODUCTO														
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	5	9	2	7	4	2	5	10	7	4	7	5	6	6	4	
2	3	5	5	8	4	2	7	9	8	5	2	6	5	10	9	
3	9	5	10	10			3		9	5	2	10	9	2		
4		3	4	7						2	3	8	10			
5		4								9	2					
6		4								4	4					

		PRODUCTO														
Operación	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
1	9	10	7	9	6	2	5	7	3	4	2	8	8	8	9	
2	8	7	8	3	3	5	6	6	2	5	6	10	5	3	7	
3	10		6	5		7	10	6	9	10	9		5		6	
4	8			2			7		9				5		4	
5							8		4							
6							10		5							

Costo unitario y capacidad por tipo de máquina.

Tipo de máquina	Costo unitario	Capacidad
1	286	480
2	468	480
3	477	480
4	944	480
5	1.225	480
6	1.590	480
7	457	480
8	340	480
9	441	480
10	855	480

## B.2.2 Problema 2

Atributos característicos del problema.

Atributo	Valor
Número de productos	30
Número de tipos de máquina	10
Número de celdas	4
Costo transferencias intercelulares	1
Tamaño mínimo de celda	2
Tamaño máximo de celda	10

Demanda por producto.

Producto	Demanda	Producto	Demanda
1	18	16	21
2	21	17	15
3	19	18	25
4	13	19	13
5	15	20	25
6	20	21	18
7	15	22	15
8	21	23	11
9	13	24	20
10	19	25	12
11	21	26	23
12	21	27	20
13	14	28	10
14	13	29	21
15	14	30	24

Secuencias de producción por producto.

		PRODUCTO														
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	6	3	6	9	4	2	4	5	5	3	10	3	10	3	9	
2	7	1	2	2	10	1	6	8	9	1	4	10	3	6	7	
3	1	9	3			6		2		3	1	3		7	6	
4	5		6					1		6	6	4		3		
5			2					5		5	7	10		2		
6			6					10								
		PRODUCTO														
Operación	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
1	4	5	10	5	5	10	5	7	4	7	10	4	7	7	8	
2	8	10	6	10	9	7	1	10	1	1	2	2	10	10	3	
3		1	2	6	6	2	3	5	8		7	6			8	
4				1	2		2		7		5				2	
5															5	
6																

Tiempos de fabricación por operación por tipo de producto.

		PRODUCTO														
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	2	2	2	10	6	6	4	6	7	5	6	2	8	2	5	
2	4	7	6	8	4	2	3	10	4	9	7	7	3	9	8	
3	3	4	2			5		5		8	3	10		3	3	
4	4		9					8		4	6	7		3		
5			5					4		4	6	9		8		
6			2					8								
		PRODUCTO														
Operación	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
1	8	6	7	10	4	8	9	6	10	10	8	8	2	5	10	
2	2	2	9	5	3	3	10	10	10	8	2	6	7	2	4	
3		5	4	2	2	4	4	8	8		6	6			5	
4				2	9		8		7		8				3	
5															6	
6																

Costo unitario y capacidad por tipo de máquina.

Tipo de máquina	Costo unitario	Capacidad
1	1.895	480
2	958	480
3	1.993	480
4	1.828	480
5	625	480
6	790	480
7	592	480
8	1.665	480
9	386	480
10	258	480

### B.2.3 Problema 3

Atributos característicos del problema.

Atributo	Valor
Número de productos	40
Número de tipos de máquina	10
Número de celdas	5
Costo transferencias intercelulares	1
Tamaño mínimo de celda	2
Tamaño máximo de celda	10

Demanda por producto.

Producto	Demanda	Producto	Demanda
1	10	21	10
2	10	22	12
3	25	23	23
4	14	24	15
5	22	25	10
6	13	26	12
7	16	27	18
8	11	28	20
9	10	29	11
10	24	30	14
11	18	31	16
12	22	32	16
13	14	33	22
14	23	34	24
15	23	35	22
16	20	36	15
17	11	37	11
18	17	38	16
19	23	39	10
20	22	40	17

Secuencias de producción por producto.

		PRODUCTO																			
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
1	3	3	7	2	6	5	10	8	8	7	8	7	9	1	8	3	1	1	2	5	
2	4	9	9	6	1	4	6	7	4	10	7	4	2	9	1	8	6	4	3	8	
3		1	7	8	4	2	3		3	6	4			2			5		9	6	
4			8		8	9	2			2	9			8						8	
5			7			4	4				10			7						5	
6					6																
		PRODUCTO																			
Operación	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
1	1	10	8	2	2	5	3	7	9	4	9	6	5	2	9	10	7	7	1	9	
2	8	3	10	10	3	3	1	9	8	1	5	2	2	3	1	5	2	5	3	6	
3		4			6	4	9	10	4	4		5	8		4			6	1	5	
4		8			8	5	10	3	7	10					8			9	3	8	
5		1			2	2	6	8	10	2					3				4	7	
6					4		8		1									10			

Tiempos de fabricación por operación por tipo de producto.

		PRODUCTO																			
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
1	2	5	4	3	3	5	10	6	3	5	9	5	6	10	9	2	3	4	10	10	
2	6	10	8	8	7	10	9	6	7	3	7	8	10	8	7	2	6	2	2	7	
3		3	3	5	8	3	5		2	3	9			2			2		7	9	
4			2		3	5	9			7	8									9	
5			4			4	5				7			10						7	
6						2															
		PRODUCTO																			
Operación	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
1	5	4	6	5	4	8	7	6	10	3	3	3	10	10	4	2	8	4	7	9	
2	2	10	3	8	5	10	5	4	6	5	2	5	10	8	3	8	9	8	2	7	
3		3			2	7	10	4	5	7		7	10		5			2	3	9	
4		10			5	7	10	4	7	5					9			8	4	7	
5		8			3	3	7	5	9	7					8				7	3	
6					9		10		8										2		

Costo unitario y capacidad por tipo de máquina.

Tipo de máquina	Costo unitario	Capacidad
1	698	480
2	1.136	480
3	183	480
4	1.997	480
5	1.968	480
6	326	480
7	561	480
8	1.569	480
9	669	480
10	829	480

#### B.2.4 Problema 4

Atributos característicos del problema.

Atributo	Valor
Número de productos	40
Número de tipos de máquina	10
Número de celdas	5
Costo transferencias intercelulares	1
Tamaño mínimo de celda	2
Tamaño máximo de celda	10

Demanda por producto.

Producto	Demanda	Producto	Demanda
1	24	21	16
2	23	22	17
3	22	23	24
4	19	24	24
5	23	25	19
6	13	26	22
7	15	27	19
8	21	28	19
9	21	29	21
10	21	30	21
11	15	31	22
12	19	32	17
13	23	33	16
14	21	34	18
15	14	35	10
16	22	36	20
17	21	37	13
18	23	38	17
19	20	39	13
20	23	40	13

Secuencias de producción por producto.

		PRODUCTO																			
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
1	2	1	8	6	10	6	9	3	1	4	4	3	4	4	1	3	2	10	10	8	
2	8	5	5	9	4	3	8	8	3	10	5	5	1	1	6	10	4	8	4	4	
3	7	9		4	3				1	2	1	10	6	2		6			1		
4				9	1				6				7	4		4			3		
5				4									8	7					7		
6																					
		PRODUCTO																			
Operación	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
1	4	6	6	4	3	5	4	2	9	4	7	3	9	2	9	6	9	10	7	8	
2	10	2	7	2	10	10	6	9	5	1	9	10	4	1	2	4	3	2	2	2	
3	2		6		4		4	2	10				10			1	9		10	4	
4	1								7										8		
5	5																		9		
6																			6		

Tiempos de fabricación por operación por tipo de producto.

		PRODUCTO																			
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
1	3	5	4	9	6	2	2	4	8	9	10	9	8	4	6	2	4	4	8	6	
2	6	2	5	3	4	5	6	10	4	8	8	8	4	4	4	5	5	10	10	3	
3	7	5		10	7				3	3	5	9	6	5	3				3		
4				5	9				5				10	8	2				3		
5				10									7	6					10		
6																					
		PRODUCTO																			
Operación	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
1	6	7	10	8	4	9	9	3	5	4	5	3	10	3	2	6	4	7	2	5	
2	9	10	2	7	9	4	5	3	3	7	10	8	3	3	10	9	8	7	7	6	
3	8		7		2		9	8	5				9			9	3		6	5	
4	7								6										6		
5	9																		3		
6																			7		

Costo unitario y capacidad por tipo de máquina.

Tipo de máquina	Costo unitario	Capacidad
1	1.962	480
2	1.042	480
3	451	480
4	1.398	480
5	853	480
6	1.404	480
7	147	480
8	1.151	480
9	950	480
10	263	480

## B.2.5 Problema 5

Atributos característicos del problema.

Atributo	Valor
Número de productos	50
Número de tipos de máquina	20
Número de celdas	6
Costo transferencias intercelulares	1
Tamaño mínimo de celda	2
Tamaño máximo de celda	10

Demanda por producto.

Producto	Demanda	Producto	Demanda	Producto	Demanda
1	14	18	11	35	13
2	15	19	11	36	23
3	21	20	13	37	24
4	13	21	19	38	13
5	24	22	13	39	11
6	18	23	20	40	10
7	22	24	20	41	18
8	14	25	25	42	14
9	22	26	23	43	21
10	16	27	20	44	23
11	15	28	21	45	10
12	25	29	22	46	24
13	21	30	15	47	10
14	22	31	20	48	20
15	21	32	25	49	15
16	23	33	12	50	18
17	21	34	24		13

Secuencias de producción por producto.

Operación	PRODUCTO																
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	17	6	14	16	18	11	12	19	7	16	20	1	13	4	5	1	18
2	6	4	20	4	2	10	7	4	17	14	4	11	15	5	19	17	16
3	19		3	17	18	20	2	19		5	14	13	5	1		7	3
4				3			19	3								1	
5											5						
6														6			
Operación	PRODUCTO																
	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
1	8	14	7	11	13	14	9	11	10	7	2	9	8	20	4	18	2
2	17	13	8	2	17	20	4	6	9	8	4	15	3	5	19	12	15
3			9	11	16		19	19		1			11	3	1	10	
4				12	8	8				3			16	17			
5					12						10			16			
6				2						12				18			
Operación	PRODUCTO																
	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	
1	19	7	16	3	10	18	3	12	19	4	3	11	7	1	2	9	
2	17	4	17	20	14	1	1	5	20	11	16	10	4	15	12	7	
3	9	16	8			20	2	1			5	1	3		20	4	
4	13	6					10	17			18				11		
5		16					20	19			14				3		
6		17					15	3			15						

Tiempos de fabricación por operación por tipo de producto.

		PRODUCTO																
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
1	4	10	4	4	2	8	3	9	3	5	10	4	4	2	9	2	3	
2	9	9	5	9	2	9	3	5	5	9	5	6	8	2	4	2	2	
3	10		6	9	4	7	6	7		6	6	4	10	5		5	2	
4				3			3	5			2			7				
5																		
6																		
		PRODUCTO																
Operación	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	
1	5	8	9	9	9	8	10	10	5	2	7	5	3	6	2	3	6	
2	4	4	7	9	3	8	7	5	7	5	10	5	8	6	3	5	3	
3			8	9	5		5	7		7		9	9	9	2	8		
4			9	3	7					2		8	6	6				
5				4						4			6	6				
6				7						6			9					
		PRODUCTO																
Operación	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50		
1	4	3	3	3	5	5	6	10	4	7	6	9	9	8	4	8		
2	2	7	4	5	3	4	4	2	7	7	5	5	7	8	3	7		
3	6	4	9			9	9	9			5	5	7		8	2		
4	7	7					2	7			2				4			
5		9					2	8			8				10			
6		2					3	7			10							

Costo unitario y capacidad por tipo de máquina.

Tipo de máquina	Costo unitario	Capacidad	Tipo de máquina	Costo unitario	Capacidad
1	220	480	11	1.747	480
2	1.851	480	12	362	480
3	344	480	13	808	480
4	837	480	14	1.100	480
5	889	480	15	1.196	480
6	1.013	480	16	110	480
7	540	480	17	490	480
8	1.728	480	18	1.378	480
9	1.303	480	19	330	480
10	306	480	20	1.422	480

## B.2.6 Problema 6

Atributos característicos del problema.

Atributo	Valor
Número de productos	50
Número de tipos de máquina	20
Número de celdas	6
Costo transferencias intercelulares	1
Tamaño mínimo de celda	2
Tamaño máximo de celda	10

Demanda por producto.

Producto	Demanda	Producto	Demanda	Producto	Demanda
1	24	18	21	35	20
2	12	19	12	36	24
3	10	20	17	37	12
4	13	21	17	38	12
5	17	22	25	39	17
6	20	23	18	40	15
7	15	24	16	41	13
8	19	25	22	42	15
9	14	26	22	43	19
10	16	27	22	44	18
11	20	28	20	45	24
12	17	29	11	46	12
13	16	30	21	47	14
14	24	31	11	48	20
15	17	32	10	49	16
16	19	33	25	50	18
17	17	34	14		

Secuencias de producción por producto.

		PRODUCTO															
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	2	7	16	4	2	6	6	8	20	15	16	12	15	17	8	19	3
2	13	5	5	12	3	13	20	19	9	20	5	20	12	9	7	13	11
3		2	4	7	10	9	4			4	18	18		7		11	
4				9		3	1			19	15	1		6			
5				7		5				9	17			3			
6				6		4					11						
		PRODUCTO															
Operación	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
1	1	16	14	11	20	8	16	16	19	6	20	12	15	12	3	13	9
2	20	20	16	20	14	11	20	17	13	11	10	5	14	10	17	2	13
3	13	7	9	10		1	10	1	7	15	19	13		18	18	7	14
4						19	13	3						5	8	9	
5						6	20							9		1	
6						18								8		11	
		PRODUCTO															
Operación	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	
1	10	7	2	11	10	18	2	13	5	19	14	14	16	17	20	7	
2	16	12	17	13	18	16	3	5	19	5	20	11	8	4	18	12	
3	4	6	13	19	9		8		4	15	6	3	9	20	8	20	
4	7		14		4		3			5		9	7	19		4	
5	12				1					12			14			8	
6													17			15	

Tiempos de fabricación por operación por tipo de producto.

		PRODUCTO																
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
1	5	3	6	8	9	8	9	6	8	3	7	5	6	6	7	2	6	
2	2	4	5	2	3	4	7	3	6	3	6	7	5	6	6	9	9	
3		6	2	9	9	7	9			8	5	9		2		3		
4				2	6	8				2	4	7		6				
5				5	2					9	10			5				
6				6	3					8								
		PRODUCTO																
Operación	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	
1	6	7	5	10	5	10	7	5	5	2	4	3	7	9	5	6	5	
2	4	6	6	10	9	6	8	10	9	8	8	3	2	7	9	8	9	
3	9	10	6	7		4	10	9	4	7	2	4		7	3	6	5	
4						8	8	5						3	8	2		
5						5	9							10		5		
6						2								10		8		
		PRODUCTO																
Operación	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50		
1	10	2	7	2	9	10	5	4	2	4	2	3	3	7	6	6		
2	5	4	3	10	3	8	2	7	10	2	9	6	4	4	9	6		
3	2	6	9	8	8		7		2	10	10	4	6	8	5	8		
4	6		4		6		3			3		8	2	4		3		
5	9				8					8			7			3		
6													9			2		

Costo unitario y capacidad por tipo de máquina.

Tipo de máquina	Costo unitario	Capacidad	Tipo de máquina	Costo unitario	Capacidad
1	176	480	11	1.827	480
2	1.768	480	12	911	480
3	250	480	13	1.547	480
4	1.748	480	14	423	480
5	1.782	480	15	1.673	480
6	1.536	480	16	1.925	480
7	842	480	17	778	480
8	367	480	18	883	480
9	1.912	480	19	835	480
10	895	480	20	268	480

## ANEXO C. RESULTADOS DE LA EXPERIENCIA COMPUTACIONAL

### C.1 AJUSTE EXPERIMENTAL DEL ALGORITMO GENÉTICO

#### C.1.1 Diseño Experimental

Trat.	Op. Cruce	Esq. Cruce	Op. Mutación	Prob. Cruce	Prob. Mutación	Tamaño población	No. generaciones
1	1	1	1	1	1	1	1
2	-1	1	1	1	1	1	1
3	1	-1	1	1	1	1	1
4	-1	-1	1	1	1	1	1
5	1	1	-1	1	1	1	1
6	-1	1	-1	1	1	1	1
7	1	-1	-1	1	1	1	1
8	-1	-1	-1	1	1	1	1
9	1	1	1	-1	1	1	1
10	-1	1	1	-1	1	1	1
11	1	-1	1	-1	1	1	1
12	-1	-1	1	-1	1	1	1
13	1	1	-1	-1	1	1	1
14	-1	1	-1	-1	1	1	1
15	1	-1	-1	-1	1	1	1
16	-1	-1	-1	-1	1	1	1
17	1	1	1	1	-1	1	1
18	-1	1	1	1	-1	1	1
19	1	-1	1	1	-1	1	1
20	-1	-1	1	1	-1	1	1
21	1	1	-1	1	-1	1	1
22	-1	1	-1	1	-1	1	1
23	1	-1	-1	1	-1	1	1
24	-1	-1	-1	1	-1	1	1
25	1	1	1	-1	-1	1	1
26	-1	1	1	-1	-1	1	1
27	1	-1	1	-1	-1	1	1
28	-1	-1	1	-1	-1	1	1
29	1	1	-1	-1	-1	1	1
30	-1	1	-1	-1	-1	1	1
31	1	-1	-1	-1	-1	1	1
32	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
33	1	1	1	1	1	-1	1
34	-1	1	1	1	1	-1	1
35	1	-1	1	1	1	-1	1
36	-1	-1	1	1	1	-1	1
37	1	1	-1	1	1	-1	1

Trat.	Op. Cruce	Esq. Cruce	Op. Mutación	Prob. Cruce	Prob. Mutación	Tamaño población	No. generaciones
38	-1	1	-1	1	1	-1	1
39	1	-1	-1	1	1	-1	1
40	-1	-1	-1	1	1	-1	1
41	1	1	1	-1	1	-1	1
42	-1	1	1	-1	1	-1	1
43	1	-1	1	-1	1	-1	1
44	-1	-1	1	-1	1	-1	1
45	1	1	-1	-1	1	-1	1
46	-1	1	-1	-1	1	-1	1
47	1	-1	-1	-1	1	-1	1
48	-1	-1	-1	-1	1	-1	1
49	1	1	1	1	-1	-1	1
50	-1	1	1	1	-1	-1	1
51	1	-1	1	1	-1	-1	1
52	-1	-1	1	1	-1	-1	1
53	1	1	-1	1	-1	-1	1
54	-1	1	-1	1	-1	-1	1
55	1	-1	-1	1	-1	-1	1
56	-1	-1	-1	1	-1	-1	1
57	1	1	1	-1	-1	-1	1
58	-1	1	1	-1	-1	-1	1
59	1	-1	1	-1	-1	-1	1
60	-1	-1	1	-1	-1	-1	1
61	1	1	-1	-1	-1	-1	1
62	-1	1	-1	-1	-1	-1	1
63	1	-1	-1	-1	-1	-1	1
64	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
65	1	1	1	1	1	1	-1
66	-1	1	1	1	1	1	-1
67	1	-1	1	1	1	1	-1
68	-1	-1	1	1	1	1	-1
69	1	1	-1	1	1	1	-1
70	-1	1	-1	1	1	1	-1
71	1	-1	-1	1	1	1	-1
72	-1	-1	-1	1	1	1	-1
73	1	1	1	-1	1	1	-1
74	-1	1	1	-1	1	1	-1
75	1	-1	1	-1	1	1	-1
76	-1	-1	1	-1	1	1	-1
77	1	1	-1	-1	1	1	-1
78	-1	1	-1	-1	1	1	-1
79	1	-1	-1	-1	1	1	-1
80	-1	-1	-1	-1	1	1	-1
81	1	1	1	1	-1	1	-1
82	-1	1	1	1	-1	1	-1
83	1	-1	1	1	-1	1	-1
84	-1	-1	1	1	-1	1	-1
85	1	1	-1	1	-1	1	-1

Trat.	Op. Cruce	Esq. Cruce	Op. Mutación	Prob. Cruce	Prob. Mutación	Tamaño población	No. generaciones
86	-1	1	-1	1	-1	1	-1
87	1	-1	-1	1	-1	1	-1
88	-1	-1	-1	1	-1	1	-1
89	1	1	1	-1	-1	1	-1
90	-1	1	1	-1	-1	1	-1
91	1	-1	1	-1	-1	1	-1
92	-1	-1	1	-1	-1	1	-1
93	1	1	-1	-1	-1	1	-1
94	-1	1	-1	-1	-1	1	-1
95	1	-1	-1	-1	-1	1	-1
96	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
97	1	1	1	1	1	-1	-1
98	-1	1	1	1	1	-1	-1
99	1	-1	1	1	1	-1	-1
100	-1	-1	1	1	1	-1	-1
101	1	1	-1	1	1	-1	-1
102	-1	1	-1	1	1	-1	-1
103	1	-1	-1	1	1	-1	-1
104	-1	-1	-1	1	1	-1	-1
105	1	1	1	-1	1	-1	-1
106	-1	1	1	-1	1	-1	-1
107	1	-1	1	-1	1	-1	-1
108	-1	-1	1	-1	1	-1	-1
109	1	1	-1	-1	1	-1	-1
110	-1	1	-1	-1	1	-1	-1
111	1	-1	-1	-1	1	-1	-1
112	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
113	1	1	1	1	-1	-1	-1
114	-1	1	1	1	-1	-1	-1
115	1	-1	1	1	-1	-1	-1
116	-1	-1	1	1	-1	-1	-1
117	1	1	-1	1	-1	-1	-1
118	-1	1	-1	1	-1	-1	-1
119	1	-1	-1	1	-1	-1	-1
120	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
121	1	1	1	-1	-1	-1	-1
122	-1	1	1	-1	-1	-1	-1
123	1	-1	1	-1	-1	-1	-1
124	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
125	1	1	-1	-1	-1	-1	-1
126	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1
127	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
128	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

## C.1.2 Resultados

Resultados por réplica por tratamiento de las variables COSTO y TIEMPO

Trat.	COSTO/Réplica					TIEMPO/Réplica				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
1	25.875	25.924	25.896	25.911	25.911	532,64	534,41	527,84	528,17	528,61
2	25.921	25.911	25.843	25.885	25.933	508,88	509,06	508,56	509,03	509,31
3	25.890	25.920	25.913	25.914	25.934	521,66	524,28	521,61	521,95	521,63
4	25.878	25.929	25.876	25.893	25.875	500,95	499,44	498,14	498,5	498,09
5	25.743	25.629	25.660	25.665	25.582	678,63	988,88	833,97	994,66	742,03
6	25.665	25.605	25.586	25.766	25.724	814,66	776,56	690,38	625,36	963,33
7	25.678	25.728	25.743	25.684	25.587	666,5	774,34	578,19	953,72	891,27
8	25.705	25.674	25.610	25.670	25.702	814,28	654,83	862,76	720,05	752,55
9	25.919	25.890	25.894	25.919	25.898	524,23	524,53	523,14	523,42	523,61
10	25.866	25.929	25.913	25.873	25.855	505,45	506,09	505,86	506,26	505,8
11	25.891	25.918	25.912	25.897	25.928	517,55	518,69	517,52	517,63	518,26
12	25.855	25.897	25.871	25.842	25.914	497,17	497,17	496,58	497,17	496,25
13	25.652	25.661	25.605	25.708	25.738	776,69	838,26	871,11	703,31	833,8
14	25.592	25.647	25.682	25.720	25.613	671,55	647,28	807,55	650,38	658,98
15	25.667	25.732	25.587	25.636	25.654	980,36	653,48	744,67	701,8	695,47
16	25.648	25.759	25.677	25.612	25.662	785,39	640,27	743,91	718,44	968,89
17	25.569	25.589	25.527	25.667	25.503	641	678,91	692,3	650	596,3
18	25.662	25.489	25.608	25.590	25.557	661,84	601,52	621,67	652,33	609,45
19	25.598	25.600	25.628	25.671	25.575	654,55	659,33	713,76	644,92	666,05
20	25.610	25.557	25.605	25.584	25.654	637,02	598,7	645,48	623,77	635,67
21	25.636	25.612	25.655	25.728	25.680	717,38	832,11	882,27	1001,7	978,49
22	25.618	25.776	25.623	25.669	25.682	962,64	706,42	884,09	872,38	840,16
23	25.669	25.785	25.773	25.754	25.667	848,28	737,08	823,33	818,83	810,16
24	25.744	25.743	25.671	25.636	25.700	865,22	786,52	873,69	939,55	1212,4
25	25.618	25.606	25.601	25.575	25.608	595,99	601,83	578,67	630,99	628,55
26	25.582	25.582	25.587	25.559	25.556	555,75	589,42	598,16	567,39	593,88
27	25.620	25.646	25.573	25.653	25.608	602,48	566,31	600,74	604,08	610,36
28	25.662	25.608	25.598	25.612	25.624	560,84	601,81	575,06	558,45	594,67
29	25.741	25.736	25.689	25.706	25.702	670,51	651,42	886,78	839,69	988,55
30	25.771	25.659	25.677	25.693	25.660	659,7	811,05	782,66	1261,8	927,56
31	25.733	25.739	25.796	25.681	25.723	705,52	539,84	590,75	868,23	794,83
32	25.696	25.697	25.688	25.733	25.721	767,41	1119,8	757,81	861,95	996,64
33	25.920	25.957	25.917	26.458	25.925	99,391	99,25	99,484	99,36	99,343
34	25.896	25.871	25.964	25.933	26.396	95,719	95,531	95,547	95,578	95,453
35	25.913	25.935	25.943	25.904	25.912	98,204	97,906	97,781	98,031	97,86
36	25.956	25.920	25.837	25.859	25.928	93,453	93,547	93,64	93,485	93,344
37	25.741	25.766	25.706	25.670	25.718	103,73	104,7	111,39	114,2	109,03
38	25.749	25.807	25.749	25.644	25.821	104,13	99,875	96,265	110,08	97,157
39	25.681	25.711	25.681	25.750	25.773	109,63	99,922	104,08	97,265	104,69
40	25.589	25.717	25.707	25.584	25.701	104,91	105,08	107,78	105,92	97,641
41	25.917	25.877	25.914	25.890	25.833	98,579	98,625	98,421	98,625	98,329
42	25.907	25.962	26.281	25.908	25.948	94,906	94,906	95,032	94,89	94,828
43	25.934	25.888	25.935	25.922	25.957	97,391	97,437	97,391	97,25	97,094
44	25.891	25.901	25.873	25.920	25.950	93,063	93,125	93,125	92,937	92,813
45	25.777	25.637	25.746	25.742	25.729	95,453	96,859	103,91	103,97	102,42
46	25.684	25.754	25.818	25.634	25.935	107,56	95,313	97,812	99,531	90,125
47	25.737	25.701	25.728	25.756	25.733	102,5	98,469	97,547	95,984	94,454
48	25.714	25.758	25.626	25.808	25.729	95,188	86,375	95,797	86,156	93,594
49	25.740	25.665	25.664	25.928	25.627	99	104,69	104,2	102,3	102,73

Trat.	COSTO/Réplica					TIEMPO/Réplica				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
50	25.693	25.673	25.571	25.616	25.681	98,5	99,765	99,688	97,656	101,69
51	25.635	25.697	25.614	25.564	25.593	100,53	99,813	100,58	102,75	101,55
52	25.520	25.662	25.645	25.634	25.717	97,406	97,954	96,906	96,39	96,985
53	25.728	25.717	25.775	25.788	25.703	110,03	106,56	106,39	107,59	115,52
54	25.759	25.797	25.776	25.759	25.829	103,58	114,3	103,42	104,64	110,13
55	25.777	25.732	25.755	25.705	25.854	116,22	124,67	105,3	106,44	125,38
56	25.802	25.797	25.824	25.829	25.800	102,66	96,093	100,22	103,7	93,719
57	25.708	25.659	25.695	25.669	25.640	98,5	100,55	97,75	98,016	99,687
58	25.609	25.648	25.732	25.670	25.686	95,875	95,282	92,687	93,656	94,907
59	25.618	25.642	25.721	25.670	25.686	98,125	97,828	96,188	97,453	98,281
60	25.582	25.670	25.665	25.612	25.641	96,796	95,907	93,984	95,188	94,078
61	25.830	25.762	25.799	25.786	25.823	94,219	93,218	98,657	99,296	102,7
62	25.963	25.782	25.982	25.788	25.815	104,83	95,219	93,391	98,171	87,454
63	25.829	25.889	25.773	25.777	25.806	92,25	103	98,937	103,74	102,52
64	25.741	25.838	25.850	25.743	25.821	107,14	99,891	93,484	96,844	88,218
65	25.919	25.924	25.868	25.891	25.898	108,02	108,47	108	108,19	108,22
66	25.893	25.900	25.920	25.871	25.932	104,34	104,74	104,25	104,55	104,41
67	25.877	25.870	25.911	25.914	25.918	106,78	107,05	107,05	107,08	106,92
68	25.915	25.911	25.912	25.919	25.868	102,19	102,64	102,2	102,72	102,2
69	25.812	25.811	25.742	25.824	25.723	129,05	136,84	149,48	157,73	127,61
70	25.768	25.774	25.740	25.763	25.785	134,75	146,38	165,17	145,55	136,91
71	25.831	25.824	25.792	25.782	25.849	116,3	134,13	117,86	140,44	110,16
72	25.758	25.722	25.694	25.729	25.783	119,73	154,03	129,76	162,45	141,28
73	25.917	25.934	25.871	25.897	25.912	107,34	107,61	107,31	107,64	107,52
74	25.910	25.899	25.892	25.934	25.894	103,7	104,09	103,91	103,83	104,06
75	25.926	25.934	25.919	25.914	25.872	106,03	106,5	106,3	106,3	106,17
76	25.916	25.920	25.934	25.889	25.892	101,98	102,13	102,09	102,13	102,25
77	25.806	25.870	25.821	25.766	25.835	112,55	99,547	119,31	126,5	113,44
78	25.790	25.809	25.806	25.854	25.861	120,28	115,06	103,11	97,047	96,078
79	25.834	25.805	25.791	25.788	25.801	120,63	131,69	101,73	135,92	129,16
80	25.813	25.799	25.823	25.802	25.790	128,59	100,08	108,99	118,8	103,23
81	25.877	25.880	25.855	25.790	25.769	114,84	115,61	113,95	113,92	121,97
82	25.782	25.781	25.789	25.835	25.889	116,91	119,59	118,14	112,61	107
83	25.755	25.921	25.794	25.708	25.890	112,22	109	113,77	115,89	108,88
84	25.896	25.755	25.823	25.795	25.741	104,72	117,97	111,78	112,39	114,75
85	25.836	25.811	25.876	25.836	25.894	115,11	130,64	120,06	144,72	127,03
86	25.827	25.819	25.789	25.850	25.826	137,56	159,69	154,19	138,01	172,67
87	25.778	25.863	25.829	25.807	25.809	172,55	203,36	128,81	149,33	153,95
88	25.842	25.846	25.837	25.815	25.834	116,2	161,73	116,8	176,52	115,23
89	25.886	25.804	25.919	25.773	25.865	106,91	109,77	105,39	110,7	105
90	25.849	25.865	25.857	25.864	25.896	105,42	102,83	101,81	110,34	102,69
91	25.869	25.800	25.851	25.835	25.795	107,36	114,75	108,66	109,45	108,95
92	25.852	25.793	25.867	25.814	25.793	103,5	110,49	101,06	104,22	108,7
93	25.761	25.837	25.813	25.824	25.853	117,42	121,31	119,52	148,09	117,66
94	25.859	25.809	25.819	25.804	25.871	114,77	120,81	141,75	133,8	119,88
95	25.758	25.870	25.838	25.918	25.797	120,44	117,49	129,47	109,75	166,75
96	25.750	25.877	25.792	25.768	25.828	137,5	91,532	135,16	116,56	110,3
97	27,098	25,970	25,935	25,936	25,959	20,375	20,406	20,313	20,375	20,359
98	25,963	25,935	25,919	25,916	25,942	19,578	19,641	19,578	19,64	19,579
99	25,933	25,967	26,745	25,921	25,928	20,078	20,203	20,063	20,156	20,063
100	25,993	25,911	25,921	25,956	25,935	19,156	19,219	19,172	19,156	19,14
101	25,918	25,823	25,808	25,838	25,824	21,735	22,234	21,25	21,36	21,296
102	25,883	25,911	25,880	25,782	25,889	21,656	19,594	21	20,625	20,969
103	25,813	25,827	25,832	25,790	25,917	20,891	21,688	22,234	20,641	20,64
104	25,883	25,853	25,858	25,841	25,822	19,953	20,25	19,609	20,391	21,109

Trat.	COSTO/Réplica					TIEMPO/Réplica				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
105	25.937	25.957	25.957	25.971	25.986	20,172	20,234	20,188	20,203	20,187
106	25.897	25.958	25.913	25.956	25.918	19,422	19,484	19,422	19,5	19,391
107	25.942	25.956	25.942	25.914	25.913	19,907	19,984	19,906	19,985	19,89
108	25.932	25.971	25.877	25.914	26.670	19,047	19,125	19,062	19,078	19,063
109	25.853	25.789	25.857	25.856	25.883	19,688	20,141	20,531	20,25	20,281
110	25.788	25.797	25.834	25.909	25.855	19,734	19,234	20,079	18,265	20,344
111	25.854	25.814	25.836	25.852	25.896	19,015	19,625	19,625	18,985	19,453
112	25.846	25.815	25.884	25.777	25.877	20,234	20	19,11	20,297	19,046
113	25.823	25.839	25.757	25.773	25.760	21,39	20,407	21,015	20,672	20,719
114	25.823	25.780	25.867	25.808	25.853	20,109	19,797	19,813	19,875	20,234
115	25.816	25.760	25.892	25.837	25.837	20,594	20,297	20,219	20,469	20,297
116	25.841	25.756	25.859	25.894	25.832	19,719	19,64	19,797	19,422	19,516
117	25.908	25.891	25.807	25.906	25.869	20,625	21	22,218	21,047	23,078
118	25.892	25.958	25.912	25.907	25.887	22,844	19,906	19,234	19,203	20,563
119	25.929	25.903	25.857	25.823	25.851	21,344	20,672	20,734	20,906	19,688
120	25.910	25.844	25.901	25.861	25.941	18,906	20,062	20,391	19,969	19,719
121	25.742	25.855	25.831	25.838	25.844	20,032	19,953	20,031	19,688	20,078
122	25.827	25.815	25.864	25.814	25.840	19,203	19,234	19,079	19,187	19,359
123	25.862	25.740	25.858	25.792	25.816	19,672	20,047	19,656	19,578	19,735
124	25.830	25.890	25.825	25.803	25.804	18,89	18,766	19,312	18,906	19,172
125	25.879	25.884	25.892	25.818	26.392	19,078	18,703	18,063	20,969	19,859
126	25.888	25.934	25.845	25.936	25.898	20,297	19,125	17,953	19,469	19,766
127	25.948	25.905	25.903	25.857	25.873	18,563	18,515	18,579	18,609	19,125
128	25.913	25.891	25.872	26.749	25.910	17,75	17,14	17,782	18,031	18,203

Resultados por réplica por tratamiento de las variables PRIMGEN, CAMBIOS y FACTIBLES

Trat.	PRIMGEN/Réplica					CAMBIOS/Réplica					FACTIBLES/Réplica				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
1	25.875	25.935	25.896	25.911	25.911	0	1	0	0	0	122.023	106.124	116.703	120.903	89.534
2	25.921	25.911	25.891	25.957	25.934	0	0	2	2	1	124.480	95.181	86.579	98.432	98.430
3	25.890	25.920	25.913	25.914	25.934	0	0	0	0	0	82.159	74.606	81.052	85.701	113.498
4	25.911	25.955	25.876	25.893	25.875	2	1	0	0	0	148.559	111.147	99.281	117.106	126.347
5	25.900	25.932	25.898	25.898	25.900	11	28	27	24	39	223.901	228.291	221.382	222.680	221.910
6	25.938	25.915	25.937	25.941	25.876	27	30	43	11	18	222.279	204.466	222.618	233.043	226.233
7	25.894	25.894	25.916	25.898	25.927	21	13	19	23	37	232.143	229.279	228.297	229.222	214.708
8	25.921	25.929	25.934	25.916	25.937	26	30	42	16	29	218.823	221.677	226.170	229.060	231.244
9	25.934	25.890	25.894	25.919	25.913	2	0	0	0	1	88.323	105.992	134.646	110.016	95.201
10	25.941	25.929	25.929	25.873	25.855	2	0	2	0	0	94.249	96.308	97.653	92.308	91.539
11	25.894	25.918	25.912	25.936	25.935	1	0	0	1	1	108.020	78.049	79.287	115.403	85.632
12	25.855	25.936	25.894	25.897	25.914	0	3	1	3	0	89.770	94.416	99.779	88.635	111.891
13	25.914	25.890	25.869	25.916	25.913	31	24	26	23	17	202.400	205.225	207.442	208.794	200.136
14	25.894	25.919	25.898	25.913	25.896	35	33	26	26	35	205.871	192.143	211.377	208.826	190.079
15	25.893	25.892	25.900	25.912	25.894	16	21	37	32	27	200.387	209.093	210.650	197.822	206.827
16	25.876	25.912	25.893	25.892	25.918	31	14	29	33	29	212.815	211.363	204.528	206.792	205.285
17	25.935	25.935	25.911	25.936	25.892	35	38	41	33	45	190.351	192.121	196.373	189.634	187.040
18	25.916	25.918	25.921	25.935	25.914	29	51	47	31	53	188.347	189.088	194.312	193.798	191.973
19	25.916	25.913	25.914	25.912	25.875	36	42	30	24	39	189.610	187.933	195.309	187.470	195.273
20	25.917	25.890	25.873	25.892	25.916	39	48	28	42	35	196.374	188.964	196.028	191.558	201.912
21	25.922	25.891	25.942	25.920	25.937	25	24	23	14	32	228.180	233.831	226.483	229.622	228.346
22	25.936	25.925	25.912	25.913	25.854	35	18	32	29	21	231.401	232.626	229.710	228.605	218.154
23	25.914	25.893	25.877	25.921	25.873	25	11	12	19	17	220.745	232.909	231.615	230.840	222.470
24	25.936	25.912	25.891	25.912	25.949	21	12	26	28	25	230.954	232.147	226.049	232.278	223.592
25	25.892	25.871	25.870	25.936	25.934	42	34	40	32	39	176.153	167.488	177.185	177.010	184.240
26	25.918	25.919	25.898	25.875	25.934	42	44	42	47	44	176.544	185.524	184.677	176.025	184.285
27	25.876	25.920	25.873	25.916	25.875	28	29	36	43	25	169.999	173.651	177.140	164.083	183.911
28	25.875	25.913	25.898	25.918	25.921	25	43	25	36	29	192.640	188.593	190.378	187.826	188.069
29	25.894	25.936	25.869	25.916	25.936	18	24	16	24	28	203.668	212.809	198.690	189.586	209.120
30	25.919	25.913	25.936	25.891	25.922	13	23	29	23	23	216.663	214.903	195.229	208.490	204.321
31	25.853	25.904	25.937	25.893	25.871	11	23	15	19	13	213.957	205.057	206.926	207.511	209.666
32	25.891	25.914	25.875	25.895	25.929	22	30	18	16	17	211.777	209.314	213.523	208.181	214.981
33	25.920	25.957	25.936	28.508	25.994	0	0	3	15	3	25.585	31.585	23.962	32.805	27.858
34	25.937	25.871	25.964	25.957	28.444	1	0	0	2	8	21.207	22.281	23.563	28.037	35.185
35	25.913	25.935	25.954	25.976	25.912	0	0	1	1	0	23.946	29.399	34.071	29.927	29.141
36	25.956	25.920	25.891	25.933	25.935	0	0	1	3	1	25.894	19.761	19.748	26.391	28.218
37	25.957	25.976	25.913	25.994	25.926	22	20	14	17	28	44.641	47.050	47.420	45.110	45.178
38	25.921	25.989	25.939	25.936	28.527	19	20	16	26	20	46.165	47.321	47.135	47.241	47.063
39	25.913	25.918	25.932	25.937	28.504	21	12	21	11	40	45.089	46.915	46.930	46.990	47.088
40	25.927	25.871	25.893	25.914	25.979	43	17	15	34	21	44.794	45.790	47.276	46.483	47.670
41	25.917	25.890	25.939	25.941	25.896	0	2	1	4	3	25.045	26.294	24.900	27.824	25.594
42	25.907	25.962	28.526	25.952	25.948	0	0	8	2	0	24.834	28.914	24.610	26.417	31.171
43	25.934	25.959	25.935	25.935	25.957	0	4	0	2	0	21.260	28.226	23.025	30.040	32.792
44	25.915	25.949	25.920	25.920	25.950	2	4	2	0	0	25.055	24.808	26.998	29.063	28.911
45	25.942	26.030	25.963	25.956	25.987	13	31	14	17	36	43.251	43.462	43.217	43.129	42.145
46	25.890	25.934	25.913	25.977	25.935	17	10	8	35	0	43.063	38.034	43.098	41.988	42.196
47	25.971	25.936	25.894	25.936	25.936	25	7	14	15	18	40.773	40.966	43.732	42.336	43.184
48	25.943	25.912	25.936	25.926	25.912	22	12	36	8	20	42.221	43.496	40.428	42.144	42.747
49	25.938	25.921	25.964	25.951	25.938	19	28	31	2	35	41.950	40.416	47.309	41.921	40.535
50	25.868	25.913	25.935	25.959	25.923	25	31	36	41	28	45.840	40.494	40.288	38.261	42.895
51	25.957	25.912	25.921	25.942	25.900	34	23	38	47	42	38.780	36.140	40.659	37.901	41.151
52	25.957	25.943	25.918	25.959	25.936	46	36	38	38	22	36.194	38.898	40.789	41.458	40.538
53	25.939	25.913	25.938	25.913	28.505	21	16	12	8	24	46.168	46.007	46.884	46.803	47.383

Trat.	PRIMGEN/Réplica					CAMBIOS/Réplica					FACTIBLES/Réplica				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
54	25.913	25.936	28.538	28.482	28.475	8	11	20	19	12	47.846	41.575	46.232	42.105	46.458
55	25.946	25.898	25.877	25.937	25.960	13	17	12	25	8	45.425	47.478	47.875	47.655	47.475
56	25.955	25.855	25.965	25.914	25.937	16	4	12	8	13	46.522	47.664	43.618	43.335	46.432
57	25.939	25.876	25.956	25.938	25.913	27	21	25	30	23	38.621	38.864	39.774	39.923	39.084
58	25.891	25.936	25.936	25.897	25.871	33	23	13	17	23	38.062	37.573	39.965	38.406	38.430
59	25.935	25.939	25.938	25.914	25.964	36	35	27	27	27	38.670	36.229	39.210	38.331	36.454
60	25.936	25.964	25.956	28.547	25.914	40	31	37	40	33	39.293	38.552	36.718	37.729	39.093
61	25.964	25.914	28.538	25.914	25.942	10	12	19	7	7	42.779	43.456	40.103	41.249	43.139
62	25.963	25.936	25.982	25.956	25.897	0	12	0	14	6	42.355	42.884	42.759	42.933	43.599
63	25.894	25.949	25.971	25.912	25.959	6	6	14	8	16	43.918	42.563	41.726	41.944	42.909
64	25.936	28.474	25.957	25.963	25.920	19	14	9	20	10	42.580	43.121	43.161	43.416	43.136
65	25.919	25.929	25.868	25.891	25.898	0	1	0	0	0	13.080	13.685	13.918	12.983	14.608
66	25.893	25.900	25.920	25.871	25.932	0	0	0	0	0	14.005	13.861	14.627	15.357	14.691
67	25.877	25.870	25.911	25.914	25.918	0	0	0	0	0	12.713	11.458	14.925	13.031	13.264
68	25.915	25.911	25.912	25.919	25.868	0	0	0	0	0	17.678	13.639	13.412	16.737	12.489
69	25.912	25.869	25.923	25.915	25.913	10	10	15	11	24	31.820	34.946	35.608	38.429	37.820
70	25.891	25.948	25.912	25.914	25.906	12	15	17	18	6	39.278	39.929	40.263	39.651	36.913
71	25.927	25.871	25.898	25.899	25.897	11	7	9	14	1	30.026	35.620	35.849	34.222	26.236
72	25.894	25.894	25.875	25.890	25.942	15	18	25	17	11	36.690	39.909	37.405	41.398	34.143
73	25.917	25.934	25.871	25.897	25.912	0	0	0	0	0	14.500	14.276	14.429	13.964	13.509
74	25.918	25.899	25.892	25.934	25.894	1	0	0	0	0	15.990	14.366	14.970	14.517	15.337
75	25.926	25.934	25.919	25.914	25.938	0	0	0	0	1	13.583	14.036	13.802	13.657	13.586
76	25.916	25.920	25.934	25.889	25.892	0	0	0	0	0	13.711	14.283	13.656	14.458	19.035
77	25.913	25.913	25.898	25.934	25.875	9	3	1	13	6	25.375	24.611	26.999	33.652	28.265
78	25.913	25.871	25.897	25.855	25.913	11	6	10	1	6	29.347	30.560	30.060	26.967	22.422
79	25.922	25.913	25.914	25.932	25.894	8	13	13	16	11	29.078	31.541	30.648	36.077	33.723
80	25.889	25.918	25.891	25.917	25.898	12	6	7	10	8	33.312	32.900	30.569	36.073	26.074
81	25.877	25.911	25.897	25.913	25.945	0	2	4	14	10	27.956	25.023	27.405	30.639	34.353
82	25.871	25.897	25.916	25.868	25.914	10	10	11	5	2	32.144	33.062	30.888	28.231	33.318
83	25.937	25.921	25.914	25.911	25.894	14	0	9	25	1	26.874	24.027	30.252	30.061	23.596
84	25.914	25.868	25.894	25.914	25.912	2	12	10	10	17	25.394	30.943	28.659	27.842	31.701
85	25.936	25.913	25.899	25.914	25.911	13	11	3	6	1	34.305	35.586	36.282	37.780	30.441
86	25.920	25.929	25.935	25.890	25.916	9	5	18	2	12	41.089	40.401	41.920	35.146	39.268
87	25.875	25.898	25.920	25.948	25.893	11	4	8	15	6	35.967	31.702	31.395	38.454	37.364
88	25.916	25.912	25.868	25.900	25.914	7	7	3	9	8	30.897	39.693	40.413	37.509	37.254
89	25.919	25.911	25.919	25.893	25.894	2	12	0	10	1	23.147	29.464	20.314	29.989	21.558
90	25.936	25.911	25.914	25.914	25.918	8	3	3	3	3	27.047	25.332	24.277	34.893	20.510
91	25.890	25.876	25.855	25.921	25.934	1	10	1	4	7	27.026	31.580	23.435	29.414	28.028
92	25.898	25.956	25.893	25.920	25.912	5	12	3	13	11	28.034	31.382	22.738	25.106	32.772
93	25.892	25.893	25.875	25.911	25.912	17	7	3	6	5	30.362	30.070	28.944	34.089	32.512
94	25.891	25.913	25.912	25.918	25.922	2	17	5	12	3	31.068	34.703	35.442	33.836	30.802
95	25.916	25.920	25.914	25.918	25.900	13	6	5	0	5	33.408	31.217	31.078	30.030	34.799
96	25.893	25.900	25.897	25.893	25.935	10	2	11	18	6	35.388	20.776	32.793	37.174	32.425
97	28.523	25.970	25.935	25.936	25.959	3	0	0	0	0	3.656	3.500	4.260	4.054	3.582
98	25.963	25.935	25.919	25.916	25.942	0	0	0	0	0	3.369	2.908	3.808	5.900	4.079
99	25.933	28.514	28.508	25.921	25.928	0	3	2	0	0	3.102	3.032	2.741	4.956	3.187
100	25.993	25.911	25.921	25.956	25.956	0	0	0	0	1	3.833	2.904	3.339	3.424	4.874
101	25.973	25.936	25.920	25.984	25.911	4	11	18	12	8	7.873	7.714	8.385	8.338	8.492
102	25.971	25.911	25.938	25.957	28.515	9	0	3	9	7	8.180	7.448	7.562	7.738	7.886
103	25.875	25.871	25.956	28.489	25.935	7	6	10	21	2	7.513	8.101	8.666	7.996	7.037
104	25.971	25.964	25.970	25.942	25.918	10	10	12	11	9	8.889	8.184	7.925	7.875	7.732
105	25.937	25.957	25.957	25.971	25.986	0	0	0	0	0	3.914	4.022	3.187	3.119	3.740
106	25.897	25.958	25.913	25.956	25.918	0	0	0	0	0	3.576	3.093	3.733	4.283	5.023
107	25.942	25.956	25.942	25.914	25.916	0	0	0	0	1	4.671	2.866	3.885	3.115	4.081
108	25.932	25.971	25.877	25.914	28.455	0	0	0	0	2	5.048	3.894	3.232	3.663	4.005

Trat.	PRIMGEN/Réplica					CAMBIOS/Réplica					FACTIBLES/Réplica				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
109	25.979	25.913	25.957	25.948	25.937	16	16	9	8	6	6.964	7.846	7.577	7.426	7.682
110	25.947	25.964	25.939	25.987	25.933	8	11	11	6	8	7.292	7.289	7.666	7.422	8.152
111	25.973	25.926	25.956	28.520	26.008	9	8	13	19	15	6.003	7.512	7.439	6.430	7.254
112	25.958	25.919	25.891	25.935	25.915	1	7	2	11	5	7.645	7.809	7.248	7.213	7.354
113	25.948	25.949	25.971	25.937	25.934	9	11	16	19	13	7.681	6.535	7.315	6.206	7.558
114	25.950	25.939	25.945	25.926	25.972	18	18	1	16	11	6.962	7.108	6.464	7.189	6.993
115	25.957	25.910	25.920	28.457	25.951	18	15	3	12	10	6.839	7.102	7.177	5.936	7.343
116	25.920	25.935	25.959	26.000	28.456	12	18	15	8	17	6.272	7.162	7.543	6.959	7.275
117	25.986	25.921	25.935	25.980	25.913	6	1	7	7	3	7.860	8.272	8.272	8.032	8.661
118	28.492	25.969	25.912	25.986	25.920	5	1	0	9	3	8.748	7.863	7.565	7.733	7.818
119	25.929	25.955	25.948	25.957	25.957	0	6	11	14	8	7.761	7.617	7.659	8.226	7.256
120	25.914	25.949	25.988	26.010	25.941	1	10	6	1	0	7.087	8.388	8.358	7.974	8.066
121	25.892	25.977	25.945	25.890	25.933	10	11	1	4	6	6.571	5.309	6.006	7.287	5.763
122	25.959	25.964	25.934	25.942	25.932	12	18	5	10	9	6.849	7.180	6.975	6.872	6.693
123	25.951	25.871	25.934	25.956	25.898	9	11	10	18	7	5.833	6.972	5.564	6.716	6.933
124	25.870	25.891	25.920	25.986	25.978	6	1	9	6	17	6.867	5.405	6.736	6.674	7.352
125	25.936	25.963	25.892	25.957	28.477	2	13	0	7	12	6.361	7.276	6.113	6.601	7.445
126	25.929	25.987	25.943	25.972	26.008	6	3	7	6	6	7.765	8.082	6.356	7.476	6.993
127	28.457	28.479	25.981	25.922	25.916	8	7	9	8	3	7.543	7.128	5.768	7.800	6.921
128	25.934	25.891	25.932	28.526	25.955	3	0	7	11	3	7.338	5.183	7.368	6.583	7.675

Promedio y desviación por tratamiento de las variables COSTO, TIEMPO, PRIMGEN y FACTIBLES

Trat.	COSTO		TIEMPO		PRIMGEN		CAMBIOS		FACTIBLES	
	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.
1	25.903,4	18,72	530,33	2,99	25.905,6	22,09	0,2	0,45	111.057,4	13.570,63
2	25.898,6	35,76	508,97	0,28	25.922,8	24,74	1,0	1,00	100.620,4	14.191,68
3	25.914,2	15,91	522,23	1,16	25.914,2	15,91	0,0	0,00	87.403,2	15.128,15
4	25.890,2	22,88	499,02	1,21	25.902,0	33,08	0,6	0,89	120.488,0	18.511,74
5	25.655,8	58,89	847,63	142,71	25.905,6	14,79	25,8	10,03	223.632,8	2.770,95
6	25.669,2	76,54	774,06	129,03	25.921,4	27,41	25,8	12,19	221.727,8	10.575,88
7	25.684,0	60,95	772,80	154,87	25.905,8	14,94	22,6	8,88	226.729,8	6.873,72
8	25.672,2	38,21	760,89	80,95	25.927,4	8,79	28,6	9,32	225.394,8	5.129,77
9	25.904,0	13,98	523,79	0,58	25.910,0	18,18	0,6	0,89	106.835,6	17.764,61
10	25.887,2	32,02	505,89	0,31	25.905,4	38,64	0,8	1,10	94.411,4	2.588,75
11	25.909,2	15,16	517,93	0,52	25.919,0	17,46	0,6	0,55	93.278,2	17.269,73
12	25.875,8	29,61	496,87	0,43	25.899,2	29,83	1,4	1,52	96.898,2	9.464,88
13	25.672,8	51,62	804,63	66,05	25.900,4	20,50	24,2	5,07	204.799,4	3.557,59
14	25.650,8	51,63	687,15	67,96	25.904,0	11,25	31,0	4,64	201.659,2	9.851,36
15	25.655,2	52,58	755,16	129,98	25.898,2	8,32	26,6	8,38	204.955,8	5.585,85
16	25.671,6	54,47	771,38	122,43	25.898,2	16,89	27,2	7,56	208.156,6	3.716,74
17	25.571,0	63,45	651,70	37,33	25.921,8	19,72	38,4	4,77	191.103,8	3.465,57
18	25.581,2	64,05	629,36	26,52	25.920,8	8,35	42,2	11,37	191.503,6	2.700,51
19	25.614,4	36,80	667,72	26,86	25.906,0	17,39	34,2	7,22	191.119,0	3.890,84
20	25.602,0	35,80	628,13	18,18	25.897,6	18,77	38,4	7,50	194.967,2	4.974,83
21	25.662,2	44,45	882,39	115,35	25.922,4	19,93	23,6	6,43	229.292,4	2.771,88
22	25.673,6	63,70	853,14	93,56	25.908,0	31,74	27,0	7,25	228.099,2	5.769,56
23	25.729,6	57,31	807,54	41,86	25.895,6	21,49	16,8	5,67	227.715,8	5.657,83
24	25.698,8	46,68	935,48	164,05	25.920,0	22,73	22,4	6,35	229.004,0	3.950,37
25	25.601,6	16,10	607,21	22,31	25.900,6	32,62	37,4	4,22	176.415,2	5.956,88
26	25.573,2	14,52	580,92	18,40	25.908,8	22,82	43,8	2,05	181.411,0	4.704,79
27	25.620,0	32,09	596,79	17,42	25.892,0	23,80	32,2	7,26	173.756,8	7.454,34
28	25.620,8	24,84	578,17	19,56	25.905,0	18,96	31,6	7,80	189.501,2	2.018,86
29	25.714,8	22,60	807,39	144,25	25.910,2	28,83	22,0	4,90	202.774,6	9.115,57
30	25.692,0	46,31	888,55	229,36	25.916,2	16,42	22,2	5,76	207.921,2	8.653,63
31	25.734,4	41,23	699,83	136,85	25.891,6	32,14	16,2	4,82	208.623,4	3.404,85
32	25.707,0	19,07	900,72	155,64	25.900,8	21,00	20,6	5,73	211.555,2	2.831,33
33	26.035,4	236,78	99,37	0,08	26.463,0	1.143,53	4,2	6,22	28.359,0	3.789,91
34	26.012,0	217,56	95,57	0,10	26.434,6	1.123,89	2,2	3,35	26.054,6	5.728,03
35	25.921,4	16,68	97,96	0,17	25.938,0	27,43	0,4	0,55	29.296,8	3.600,55
36	25.900,0	49,92	93,49	0,11	25.927,0	23,91	1,0	1,22	24.002,4	3.973,17
37	25.720,2	36,25	108,61	4,42	25.953,2	33,74	20,2	5,31	45.879,8	1.261,08
38	25.754,0	69,73	101,50	5,69	26.462,4	1.154,43	20,2	3,63	46.985,0	468,89
39	25.719,2	41,32	103,12	4,75	26.440,8	1.153,41	21,0	11,64	46.602,4	848,74
40	25.659,6	67,00	104,27	3,87	25.916,8	40,76	26,0	12,04	46.402,6	1.155,26
41	25.886,2	34,10	98,52	0,13	25.916,6	23,61	2,0	1,58	25.931,4	1.191,30
42	26.001,2	158,28	94,91	0,07	26.459,0	1.155,68	2,0	3,46	27.189,2	2.811,81
43	25.927,2	25,29	97,31	0,14	25.944,0	12,81	1,2	1,79	27.068,6	4.822,26
44	25.907,0	29,44	93,01	0,14	25.930,8	17,20	1,6	1,67	26.967,0	2.030,41
45	25.726,2	52,88	100,52	4,06	25.975,6	34,50	22,2	10,57	43.040,8	515,48

Trat.	COSTO		TIEMPO		PRIMGEN		CAMBIOS		FACTIBLES	
	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.
46	25.765,0	117,85	98,07	6,38	25.929,8	32,17	14,0	13,21	41.675,8	2.096,29
47	25.731,0	19,84	97,79	3,05	25.934,6	27,29	15,8	6,53	42.198,2	1.312,71
48	25.727,0	66,89	91,42	4,78	25.925,8	13,97	19,6	10,81	42.207,2	1.131,61
49	25.724,8	120,79	102,58	2,24	25.942,4	16,10	23,0	13,13	42.426,2	2.825,83
50	25.646,8	51,68	99,46	1,52	25.919,6	33,57	32,2	6,38	41.555,6	2.904,23
51	25.620,6	50,13	101,04	1,14	25.926,4	22,98	36,8	9,09	38.926,2	2.048,64
52	25.635,6	72,07	97,13	0,59	25.942,6	16,77	36,0	8,72	39.575,4	2.111,65
53	25.742,2	37,24	109,22	3,81	26.441,6	1.153,55	16,2	6,50	46.649,0	561,52
54	25.784,0	29,61	107,21	4,82	27.468,8	1.409,98	14,0	5,24	44.843,2	2.816,56
55	25.764,6	56,69	115,60	9,60	25.923,6	34,76	15,0	6,44	47.181,6	995,55
56	25.810,4	14,91	99,28	4,27	25.925,2	43,77	10,6	4,67	45.514,2	1.925,11
57	25.674,2	27,40	98,90	1,18	25.924,4	31,10	25,2	3,49	39.253,2	570,01
58	25.669,0	45,55	94,48	1,29	25.906,2	28,86	21,8	7,56	38.487,2	895,87
59	25.667,4	39,72	97,58	0,84	25.938,0	17,76	30,4	4,67	37.778,8	1.351,34
60	25.634,0	37,06	95,19	1,20	26.463,4	1.164,93	36,2	4,09	38.277,0	1.061,19
61	25.800,0	27,70	97,62	3,89	26.454,4	1.164,96	11,0	4,95	42.145,2	1.421,38
62	25.866,0	98,24	95,81	6,38	25.946,8	32,34	6,4	6,54	42.906,0	449,07
63	25.814,8	47,33	100,09	4,76	25.937,0	32,63	10,0	4,69	42.612,0	869,98
64	25.798,6	52,69	97,12	7,08	26.450,0	1.131,58	14,4	5,03	43.082,8	305,87
65	25.900,0	22,62	108,18	0,19	25.901,0	24,01	0,2	0,45	13.654,8	663,42
66	25.903,2	23,78	104,46	0,19	25.903,2	23,78	0,0	0,00	14.508,2	600,01
67	25.898,0	22,64	106,98	0,13	25.898,0	22,64	0,0	0,00	13.078,2	1.245,58
68	25.905,0	20,92	102,39	0,27	25.905,0	20,92	0,0	0,00	14.791,0	2.272,09
69	25.782,4	46,33	140,14	13,11	25.906,4	21,35	14,0	5,96	35.724,6	2.625,37
70	25.766,0	16,69	145,75	12,01	25.914,2	20,93	13,6	4,83	39.206,8	1.332,39
71	25.815,6	27,88	123,78	12,86	25.898,4	19,82	8,4	4,88	32.390,6	4.159,75
72	25.737,2	34,26	141,45	17,38	25.899,0	25,28	17,2	5,12	37.909,0	2.832,66
73	25.906,2	23,70	107,48	0,15	25.906,2	23,70	0,0	0,00	14.135,6	406,40
74	25.905,8	17,24	103,92	0,16	25.907,4	18,08	0,2	0,45	15.036,0	656,38
75	25.913,0	24,12	106,26	0,17	25.926,2	10,01	0,2	0,45	13.732,8	191,35
76	25.910,2	19,21	102,12	0,10	25.910,2	19,21	0,0	0,00	15.028,6	2.266,76
77	25.819,6	38,20	114,27	9,94	25.906,6	21,82	6,4	4,77	27.780,4	3.576,04
78	25.824,0	31,52	106,32	10,87	25.889,8	25,95	6,8	3,96	27.871,2	3.343,27
79	25.803,8	18,27	123,83	13,56	25.915,0	14,00	12,2	2,95	32.213,4	2.735,86
80	25.805,4	12,82	111,94	11,72	25.902,6	14,01	8,6	2,41	31.785,6	3.743,53
81	25.834,2	51,40	116,06	3,38	25.908,6	24,92	6,0	5,83	29.075,2	3.562,41
82	25.815,2	46,90	114,85	5,10	25.893,2	22,88	7,6	3,91	31.528,6	2.074,64
83	25.813,6	89,92	111,95	3,04	25.915,4	15,63	9,8	10,28	26.962,0	3.177,26
84	25.802,0	61,76	112,32	4,90	25.900,4	19,97	10,2	5,40	28.907,8	2.524,31
85	25.850,6	33,63	127,51	11,35	25.914,6	13,39	6,8	5,12	34.878,8	2.779,81
86	25.822,2	21,92	152,42	14,95	25.918,0	17,33	9,2	6,22	39.564,8	2.654,40
87	25.817,2	31,40	161,60	28,05	25.906,8	28,07	8,8	4,32	34.976,4	3.252,84
88	25.834,8	11,99	137,30	29,53	25.902,0	20,00	6,8	2,28	37.153,2	3.753,45
89	25.849,4	59,84	107,55	2,57	25.907,2	12,93	5,0	5,57	24.894,4	4.527,73
90	25.866,2	17,85	104,62	3,47	25.918,6	10,04	4,0	2,24	26.411,8	5.312,46
91	25.830,0	32,06	109,83	2,85	25.895,2	32,34	4,6	3,91	27.896,6	3.022,87
92	25.823,8	34,11	105,59	3,89	25.915,8	24,92	8,8	4,49	28.006,4	4.191,50
93	25.817,6	34,98	124,80	13,11	25.896,6	15,37	7,6	5,46	31.195,4	2.069,80

Trat.	COSTO		TIEMPO		PRIMGEN		CAMBIOS		FACTIBLES	
	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.
94	25.832,4	30,54	126,20	11,17	25.911,2	11,99	7,8	6,46	33.170,2	2.120,23
95	25.836,2	62,23	128,78	22,37	25.913,6	7,92	5,8	4,66	32.106,4	1.943,21
96	25.803,0	50,64	118,21	18,95	25.903,6	17,80	9,4	5,98	31.711,2	6.415,21
97	26.179,6	513,62	20,37	0,03	26.464,6	1.150,78	0,6	1,34	3.810,4	329,33
98	25.935,0	19,04	19,60	0,03	25.935,0	19,04	0,0	0,00	4.012,8	1.144,87
99	26.098,8	361,67	20,11	0,06	26.960,8	1.415,14	1,0	1,41	3.403,6	883,88
100	25.943,2	32,56	19,17	0,03	25.947,4	32,59	0,2	0,45	3.674,8	747,15
101	25.842,2	43,68	21,58	0,42	25.944,8	32,28	10,6	5,18	8.160,4	344,17
102	25.869,0	50,12	20,77	0,76	26.458,4	1.149,89	5,6	3,97	7.762,8	286,91
103	25.835,8	48,23	21,22	0,71	26.425,2	1.154,29	9,2	7,19	7.862,6	617,24
104	25.851,4	22,46	20,26	0,56	25.953,0	22,80	10,4	1,14	8.121,0	459,36
105	25.961,6	18,24	20,20	0,02	25.961,6	18,24	0,0	0,00	3.596,4	417,78
106	25.928,4	27,25	19,44	0,05	25.928,4	27,25	0,0	0,00	3.941,6	738,80
107	25.933,4	19,05	19,93	0,05	25.934,0	18,28	0,2	0,45	3.723,6	734,37
108	26.072,8	335,56	19,08	0,03	26.429,8	1.132,63	0,4	0,89	3.968,4	672,30
109	25.847,6	34,91	20,18	0,31	25.946,8	24,40	11,0	4,69	7.499,0	335,98
110	25.836,6	48,78	19,53	0,82	25.954,0	21,82	8,8	2,17	7.564,2	362,60
111	25.850,4	30,11	19,34	0,32	26.476,6	1.142,68	12,8	4,49	6.927,6	673,07
112	25.839,8	44,54	19,74	0,61	25.923,6	24,86	5,2	4,02	7.453,8	261,26
113	25.790,4	37,97	20,84	0,38	25.947,8	14,55	13,6	3,97	7.059,0	652,61
114	25.826,2	34,85	19,97	0,20	25.946,4	16,89	12,8	7,19	6.943,2	282,86
115	25.828,4	47,50	20,38	0,15	26.439,0	1.128,27	11,6	5,68	6.879,4	557,83
116	25.836,4	50,83	19,62	0,15	26.454,0	1.119,56	14,0	4,06	7.042,2	479,45
117	25.876,2	41,71	21,59	1,02	25.947,0	33,86	4,8	2,68	8.219,4	302,01
118	25.911,2	28,12	20,35	1,50	26.455,8	1.138,71	3,6	3,58	7.945,4	462,87
119	25.872,6	42,65	20,67	0,61	25.949,2	11,88	7,8	5,31	7.703,8	348,58
120	25.891,4	38,95	19,81	0,56	25.960,4	38,34	3,6	4,28	7.974,6	527,75
121	25.822,0	45,58	19,96	0,16	25.927,4	36,92	6,4	4,16	6.187,2	765,00
122	25.832,0	20,77	19,21	0,10	25.946,2	14,57	10,8	4,76	6.913,8	179,80
123	25.813,6	50,51	19,74	0,18	25.922,0	36,46	11,0	4,18	6.403,6	657,92
124	25.830,4	35,46	19,01	0,22	25.929,0	51,61	7,8	5,89	6.606,8	722,59
125	25.973,0	236,06	19,33	1,12	26.445,0	1.136,26	6,8	5,81	6.759,2	578,48
126	25.900,2	37,50	19,32	0,88	25.967,8	32,10	5,6	1,52	7.334,4	677,90
127	25.897,2	34,92	18,68	0,25	26.951,0	1.385,08	7,0	2,35	7.032,0	785,84
128	26.067,0	381,61	17,78	0,40	26.447,6	1.162,09	4,8	4,27	6.829,4	1.004,38

Tratamientos ordenados de menor a mayor COSTO promedio

Trat.	COSTO		TIEMPO		PRIMGEN		CAMBIOS		FACTIBLES	
	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.
17	25.571,0	63,45	651,70	37,33	25.921,8	19,72	38,4	4,77	191.103,8	3.465,57
26	25.573,2	14,52	580,92	18,40	25.908,8	22,82	43,8	2,05	181.411,0	4.704,79
18	25.581,2	64,05	629,36	26,52	25.920,8	8,35	42,2	11,37	191.503,6	2.700,51
25	25.601,6	16,10	607,21	22,31	25.900,6	32,62	37,4	4,22	176.415,2	5.956,88
20	25.602,0	35,80	628,13	18,18	25.897,6	18,77	38,4	7,50	194.967,2	4.974,83
19	25.614,4	36,80	667,72	26,86	25.906,0	17,39	34,2	7,22	191.119,0	3.890,84
27	25.620,0	32,09	596,79	17,42	25.892,0	23,80	32,2	7,26	173.756,8	7.454,34
51	25.620,6	50,13	101,04	1,14	25.926,4	22,98	36,8	9,09	38.926,2	2.048,64
28	25.620,8	24,84	578,17	19,56	25.905,0	18,96	31,6	7,80	189.501,2	2.018,86
60	25.634,0	37,06	95,19	1,20	26.463,4	1.164,93	36,2	4,09	38.277,0	1.061,19
52	25.635,6	72,07	97,13	0,59	25.942,6	16,77	36,0	8,72	39.575,4	2.111,65
50	25.646,8	51,68	99,46	1,52	25.919,6	33,57	32,2	6,38	41.555,6	2.904,23
14	25.650,8	51,63	687,15	67,96	25.904,0	11,25	31,0	4,64	201.659,2	9.851,36
15	25.655,2	52,58	755,16	129,98	25.898,2	8,32	26,6	8,38	204.955,8	5.585,85
5	25.655,8	58,89	847,63	142,71	25.905,6	14,79	25,8	10,03	223.632,8	2.770,95
40	25.659,6	67,00	104,27	3,87	25.916,8	40,76	26,0	12,04	46.402,6	1.155,26
21	25.662,2	44,45	882,39	115,35	25.922,4	19,93	23,6	6,43	229.292,4	2.771,88
59	25.667,4	39,72	97,58	0,84	25.938,0	17,76	30,4	4,67	37.778,8	1.351,34
58	25.669,0	45,55	94,48	1,29	25.906,2	28,86	21,8	7,56	38.487,2	895,87
6	25.669,2	76,54	774,06	129,03	25.921,4	27,41	25,8	12,19	221.727,8	10.575,88
16	25.671,6	54,47	771,38	122,43	25.898,2	16,89	27,2	7,56	208.156,6	3.716,74
8	25.672,2	38,21	760,89	80,95	25.927,4	8,79	28,6	9,32	225.394,8	5.129,77
13	25.672,8	51,62	804,63	66,05	25.900,4	20,50	24,2	5,07	204.799,4	3.557,59
22	25.673,6	63,70	853,14	93,56	25.908,0	31,74	27,0	7,25	228.099,2	5.769,56
57	25.674,2	27,40	98,90	1,18	25.924,4	31,10	25,2	3,49	39.253,2	570,01
7	25.684,0	60,95	772,80	154,87	25.905,8	14,94	22,6	8,88	226.729,8	6.873,72
30	25.692,0	46,31	888,55	229,36	25.916,2	16,42	22,2	5,76	207.921,2	8.653,63
24	25.698,8	46,68	935,48	164,05	25.920,0	22,73	22,4	6,35	229.004,0	3.950,37
32	25.707,0	19,07	900,72	155,64	25.900,8	21,00	20,6	5,73	211.555,2	2.831,33
29	25.714,8	22,60	807,39	144,25	25.910,2	28,83	22,0	4,90	202.774,6	9.115,57
39	25.719,2	41,32	103,12	4,75	26.440,8	1.153,41	21,0	11,64	46.602,4	848,74
37	25.720,2	36,25	108,61	4,42	25.953,2	33,74	20,2	5,31	45.879,8	1.261,08
49	25.724,8	120,79	102,58	2,24	25.942,4	16,10	23,0	13,13	42.426,2	2.825,83
45	25.726,2	52,88	100,52	4,06	25.975,6	34,50	22,2	10,57	43.040,8	515,48
48	25.727,0	66,89	91,42	4,78	25.925,8	13,97	19,6	10,81	42.207,2	1.131,61
23	25.729,6	57,31	807,54	41,86	25.895,6	21,49	16,8	5,67	227.715,8	5.657,83
47	25.731,0	19,84	97,79	3,05	25.934,6	27,29	15,8	6,53	42.198,2	1.312,71
31	25.734,4	41,23	699,83	136,85	25.891,6	32,14	16,2	4,82	208.623,4	3.404,85
72	25.737,2	34,26	141,45	17,38	25.899,0	25,28	17,2	5,12	37.909,0	2.832,66
53	25.742,2	37,24	109,22	3,81	26.441,6	1.153,55	16,2	6,50	46.649,0	561,52
38	25.754,0	69,73	101,50	5,69	26.462,4	1.154,43	20,2	3,63	46.985,0	468,89
55	25.764,6	56,69	115,60	9,60	25.923,6	34,76	15,0	6,44	47.181,6	995,55
46	25.765,0	117,85	98,07	6,38	25.929,8	32,17	14,0	13,21	41.675,8	2.096,29
70	25.766,0	16,69	145,75	12,01	25.914,2	20,93	13,6	4,83	39.206,8	1.332,39
69	25.782,4	46,33	140,14	13,11	25.906,4	21,35	14,0	5,96	35.724,6	2.625,37
54	25.784,0	29,61	107,21	4,82	27.468,8	1.409,98	14,0	5,24	44.843,2	2.816,56

Trat.	COSTO		TIEMPO		PRIMGEN		CAMBIOS		FACTIBLES	
	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.
113	25.790,4	37,97	20,84	0,38	25.947,8	14,55	13,6	3,97	7.059,0	652,61
64	25.798,6	52,69	97,12	7,08	26.450,0	1.131,58	14,4	5,03	43.082,8	305,87
61	25.800,0	27,70	97,62	3,89	26.454,4	1.164,96	11,0	4,95	42.145,2	1.421,38
84	25.802,0	61,76	112,32	4,90	25.900,4	19,97	10,2	5,40	28.907,8	2.524,31
96	25.803,0	50,64	118,21	18,95	25.903,6	17,80	9,4	5,98	31.711,2	6.415,21
79	25.803,8	18,27	123,83	13,56	25.915,0	14,00	12,2	2,95	32.213,4	2.735,86
80	25.805,4	12,82	111,94	11,72	25.902,6	14,01	8,6	2,41	31.785,6	3.743,53
56	25.810,4	14,91	99,28	4,27	25.925,2	43,77	10,6	4,67	45.514,2	1.925,11
123	25.813,6	50,51	19,74	0,18	25.922,0	36,46	11,0	4,18	6.403,6	657,92
83	25.813,6	89,92	111,95	3,04	25.915,4	15,63	9,8	10,28	26.962,0	3.177,26
63	25.814,8	47,33	100,09	4,76	25.937,0	32,63	10,0	4,69	42.612,0	869,98
82	25.815,2	46,90	114,85	5,10	25.893,2	22,88	7,6	3,91	31.528,6	2.074,64
71	25.815,6	27,88	123,78	12,86	25.898,4	19,82	8,4	4,88	32.390,6	4.159,75
87	25.817,2	31,40	161,60	28,05	25.906,8	28,07	8,8	4,32	34.976,4	3.252,84
93	25.817,6	34,98	124,80	13,11	25.896,6	15,37	7,6	5,46	31.195,4	2.069,80
77	25.819,6	38,20	114,27	9,94	25.906,6	21,82	6,4	4,77	27.780,4	3.576,04
121	25.822,0	45,58	19,96	0,16	25.927,4	36,92	6,4	4,16	6.187,2	765,00
86	25.822,2	21,92	152,42	14,95	25.918,0	17,33	9,2	6,22	39.564,8	2.654,40
92	25.823,8	34,11	105,59	3,89	25.915,8	24,92	8,8	4,49	28.006,4	4.191,50
78	25.824,0	31,52	106,32	10,87	25.889,8	25,95	6,8	3,96	27.871,2	3.343,27
114	25.826,2	34,85	19,97	0,20	25.946,4	16,89	12,8	7,19	6.943,2	282,86
115	25.828,4	47,50	20,38	0,15	26.439,0	1.128,27	11,6	5,68	6.879,4	557,83
91	25.830,0	32,06	109,83	2,85	25.895,2	32,34	4,6	3,91	27.896,6	3.022,87
124	25.830,4	35,46	19,01	0,22	25.929,0	51,61	7,8	5,89	6.606,8	722,59
122	25.832,0	20,77	19,21	0,10	25.946,2	14,57	10,8	4,76	6.913,8	179,80
94	25.832,4	30,54	126,20	11,17	25.911,2	11,99	7,8	6,46	33.170,2	2.120,23
81	25.834,2	51,40	116,06	3,38	25.908,6	24,92	6,0	5,83	29.075,2	3.562,41
88	25.834,8	11,99	137,30	29,53	25.902,0	20,00	6,8	2,28	37.153,2	3.753,45
103	25.835,8	48,23	21,22	0,71	26.425,2	1.154,29	9,2	7,19	7.862,6	617,24
95	25.836,2	62,23	128,78	22,37	25.913,6	7,92	5,8	4,66	32.106,4	1.943,21
116	25.836,4	50,83	19,62	0,15	26.454,0	1.119,56	14,0	4,06	7.042,2	479,45
110	25.836,6	48,78	19,53	0,82	25.954,0	21,82	8,8	2,17	7.564,2	362,60
112	25.839,8	44,54	19,74	0,61	25.923,6	24,86	5,2	4,02	7.453,8	261,26
101	25.842,2	43,68	21,58	0,42	25.944,8	32,28	10,6	5,18	8.160,4	344,17
109	25.847,6	34,91	20,18	0,31	25.946,8	24,40	11,0	4,69	7.499,0	335,98
89	25.849,4	59,84	107,55	2,57	25.907,2	12,93	5,0	5,57	24.894,4	4.527,73
111	25.850,4	30,11	19,34	0,32	26.476,6	1.142,68	12,8	4,49	6.927,6	673,07
85	25.850,6	33,63	127,51	11,35	25.914,6	13,39	6,8	5,12	34.878,8	2.779,81
104	25.851,4	22,46	20,26	0,56	25.953,0	22,80	10,4	1,14	8.121,0	459,36
62	25.866,0	98,24	95,81	6,38	25.946,8	32,34	6,4	6,54	42.906,0	449,07
90	25.866,2	17,85	104,62	3,47	25.918,6	10,04	4,0	2,24	26.411,8	5.312,46
102	25.869,0	50,12	20,77	0,76	26.458,4	1.149,89	5,6	3,97	7.762,8	286,91
119	25.872,6	42,65	20,67	0,61	25.949,2	11,88	7,8	5,31	7.703,8	348,58
12	25.875,8	29,61	496,87	0,43	25.899,2	29,83	1,4	1,52	96.898,2	9.464,88
117	25.876,2	41,71	21,59	1,02	25.947,0	33,86	4,8	2,68	8.219,4	302,01
41	25.886,2	34,10	98,52	0,13	25.916,6	23,61	2,0	1,58	25.931,4	1.191,30
10	25.887,2	32,02	505,89	0,31	25.905,4	38,64	0,8	1,10	94.411,4	2.588,75
4	25.890,2	22,88	499,02	1,21	25.902,0	33,08	0,6	0,89	120.488,0	18.511,74

Trat.	COSTO		TIEMPO		PRIMGEN		CAMBIOS		FACTIBLES	
	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.	Prom.	Desv.	Prom.	Desv.	Prom.
120	25.891,4	38,95	19,81	0,56	25.960,4	38,34	3,6	4,28	7.974,6	527,75
127	25.897,2	34,92	18,68	0,25	26.951,0	1.385,08	7,0	2,35	7.032,0	785,84
67	25.898,0	22,64	106,98	0,13	25.898,0	22,64	0,0	0,00	13.078,2	1.245,58
2	25.898,6	35,76	508,97	0,28	25.922,8	24,74	1,0	1,00	100.620,4	14.191,68
65	25.900,0	22,62	108,18	0,19	25.901,0	24,01	0,2	0,45	13.654,8	663,42
36	25.900,0	49,92	93,49	0,11	25.927,0	23,91	1,0	1,22	24.002,4	3.973,17
126	25.900,2	37,50	19,32	0,88	25.967,8	32,10	5,6	1,52	7.334,4	677,90
66	25.903,2	23,78	104,46	0,19	25.903,2	23,78	0,0	0,00	14.508,2	600,01
1	25.903,4	18,72	530,33	2,99	25.905,6	22,09	0,2	0,45	111.057,4	13.570,63
9	25.904,0	13,98	523,79	0,58	25.910,0	18,18	0,6	0,89	106.835,6	17.764,61
68	25.905,0	20,92	102,39	0,27	25.905,0	20,92	0,0	0,00	14.791,0	2.272,09
74	25.905,8	17,24	103,92	0,16	25.907,4	18,08	0,2	0,45	15.036,0	656,38
73	25.906,2	23,70	107,48	0,15	25.906,2	23,70	0,0	0,00	14.135,6	406,40
44	25.907,0	29,44	93,01	0,14	25.930,8	17,20	1,6	1,67	26.967,0	2.030,41
11	25.909,2	15,16	517,93	0,52	25.919,0	17,46	0,6	0,55	93.278,2	17.269,73
76	25.910,2	19,21	102,12	0,10	25.910,2	19,21	0,0	0,00	15.028,6	2.266,76
118	25.911,2	28,12	20,35	1,50	26.455,8	1.138,71	3,6	3,58	7.945,4	462,87
75	25.913,0	24,12	106,26	0,17	25.926,2	10,01	0,2	0,45	13.732,8	191,35
3	25.914,2	15,91	522,23	1,16	25.914,2	15,91	0,0	0,00	87.403,2	15.128,15
35	25.921,4	16,68	97,96	0,17	25.938,0	27,43	0,4	0,55	29.296,8	3.600,55
43	25.927,2	25,29	97,31	0,14	25.944,0	12,81	1,2	1,79	27.068,6	4.822,26
106	25.928,4	27,25	19,44	0,05	25.928,4	27,25	0,0	0,00	3.941,6	738,80
107	25.933,4	19,05	19,93	0,05	25.934,0	18,28	0,2	0,45	3.723,6	734,37
98	25.935,0	19,04	19,60	0,03	25.935,0	19,04	0,0	0,00	4.012,8	1.144,87
100	25.943,2	32,56	19,17	0,03	25.947,4	32,59	0,2	0,45	3.674,8	747,15
105	25.961,6	18,24	20,20	0,02	25.961,6	18,24	0,0	0,00	3.596,4	417,78
125	25.973,0	236,06	19,33	1,12	26.445,0	1.136,26	6,8	5,81	6.759,2	578,48
42	26.001,2	158,28	94,91	0,07	26.459,0	1.155,68	2,0	3,46	27.189,2	2.811,81
34	26.012,0	217,56	95,57	0,10	26.434,6	1.123,89	2,2	3,35	26.054,6	5.728,03
33	26.035,4	236,78	99,37	0,08	26.463,0	1.143,53	4,2	6,22	28.359,0	3.789,91
128	26.067,0	381,61	17,78	0,40	26.447,6	1.162,09	4,8	4,27	6.829,4	1.004,38
108	26.072,8	335,56	19,08	0,03	26.429,8	1.132,63	0,4	0,89	3.968,4	672,30
99	26.098,8	361,67	20,11	0,06	26.960,8	1.415,14	1,0	1,41	3.403,6	883,88
97	26.179,6	513,62	20,37	0,03	26.464,6	1.150,78	0,6	1,34	3.810,4	329,33

## C.2 FASE DE COMPARACIÓN EXPERIMENTAL ENTRE MODELOS

### C.2.1 Algoritmo genético

#### C.2.1.1 PROBLEMA 2

Resultados por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>COSTO</b>	29.159	29.144	29.084	29.201	29.123	29.243
<b>TIEMPO</b>	602,79	630,17	563,64	613,06	607,25	599,83

Estadísticas secundarias por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>PRIMGEN</b>	29.317	29.346	29.267	29.328	29.311	29.333
<b>CAMBIOS</b>	21,2	23	28	17	25	13
<b>FACTIBLES</b>	191.218,2	223.087	199.112	193.770	186.311	153.811

Solución de menor costo encontrada por el algoritmo genético ajustado.

Operación	PRODUCTO														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	2	4	2	2	3	2	3	2	1	4	4	4	1	4	2
2	2	4	2	2	3	2	3	2	2	4	4	4	4	4	2
3	2	2	4			2		2		4	4	4		4	2
4	2		2					2		4	4	4		4	
5			2					2		2	4	4		2	
6			2					3							
Operación	PRODUCTO														
	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
1	2	1	3	1	2	3	1	3	2	4	3	3	3	3	4
2	2	1	3	1	2	2	1	3	2	1	3	3	3	3	4
3		1	2	4	2	2	4	3	2		3	3			4
4				4	3		2		2		3				3
5															3
6															3

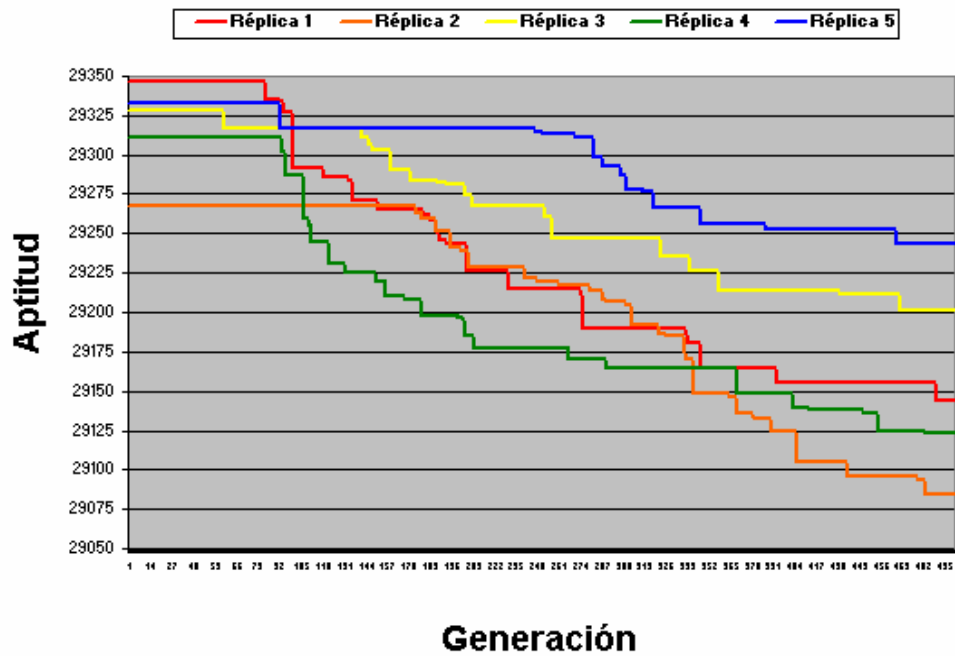
Función de costo de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado.

RUBRO DE COSTO	VALOR
<b>Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES</b>	286
<b>Costos de MÁQUINA</b>	28.798
<b>Costos TOTALES</b>	29.084

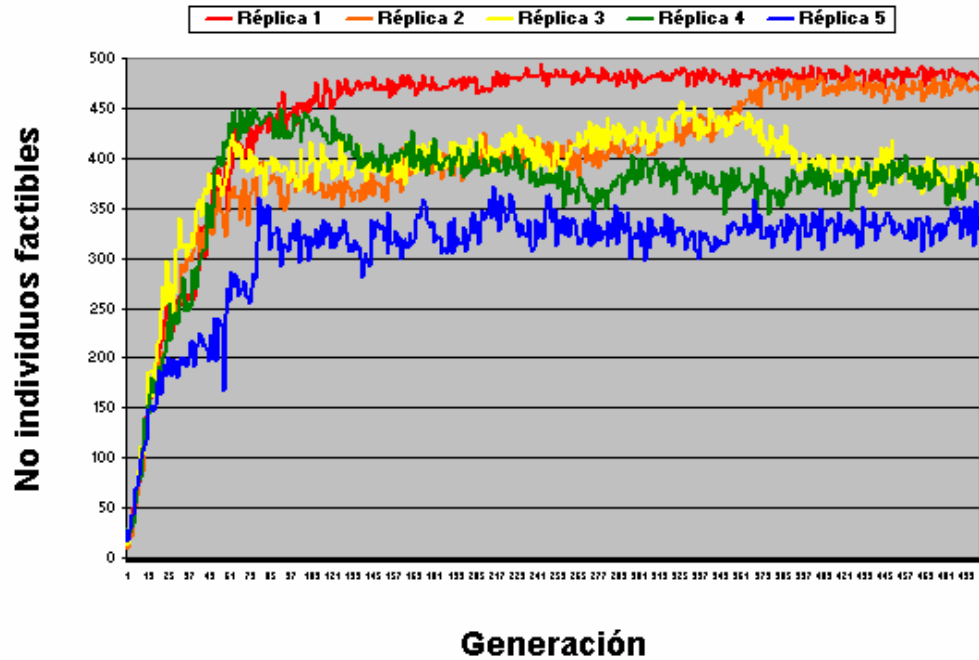
Asignación de máquinas de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado.

Celda	TIPO DE MÁQUINA										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	3
2	1	2	0	1	1	1	1	1	1	0	9
3	0	1	0	1	1	1	1	0	0	2	7
4	1	0	2	1	0	1	1	1	0	1	8
Total	3	3	2	3	3	3	3	2	1	4	

Aptitud por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



Individuos factibles por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



### C.2.1.2 PROBLEMA 3

Resultados por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>COSTO</b>	37.367,2	37.396	37.439	37.351	37.328	37.322
<b>TIEMPO</b>	729,65	721,51	726,02	735,81	728,83	736,06

Estadísticas secundarias por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>PRIMGEN</b>	38.913,4	37.719	39.271	39.132	39.236	39.209
<b>CAMBIOS</b>	42	34	33	43	62	38
<b>FACTIBLES</b>	192.605	193.811	200.603	180.798	206.942	180.871

Solución de menor costo encontrada por el algoritmo genético ajustado.

		PRODUCTO																			
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
1	5	5	4	1	5	2	2	4	4	4	4	4	5	5	1	5	5	1	5	2	
2	5	5	5	1	5	4	2	4	4	4	4	4	5	1	1	1	5	1	5	2	
3		5	4	4	5	1	2		3	1	1			1			2		5	2	
4			4		4	1	1			1	1			1						2	
5			4			1	1							4						2	
6						1															
		PRODUCTO																			
Operación	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	
1	1	2	3	5	3	3	5	3	1	5	1	5	3	2	5	4	3	3	5	1	
2	1	5	2	5	3	3	5	5	1	5	3	3	3	2	5	3	3	3	5	1	
3		5			1	5	5	5	1	5		3	3		5			1	5	3	
4		2			1	3	5	3	3	2					3			1	5	3	
5		1			1	3	5	3	5	2					3				5	3	
6					1		3		5										4		

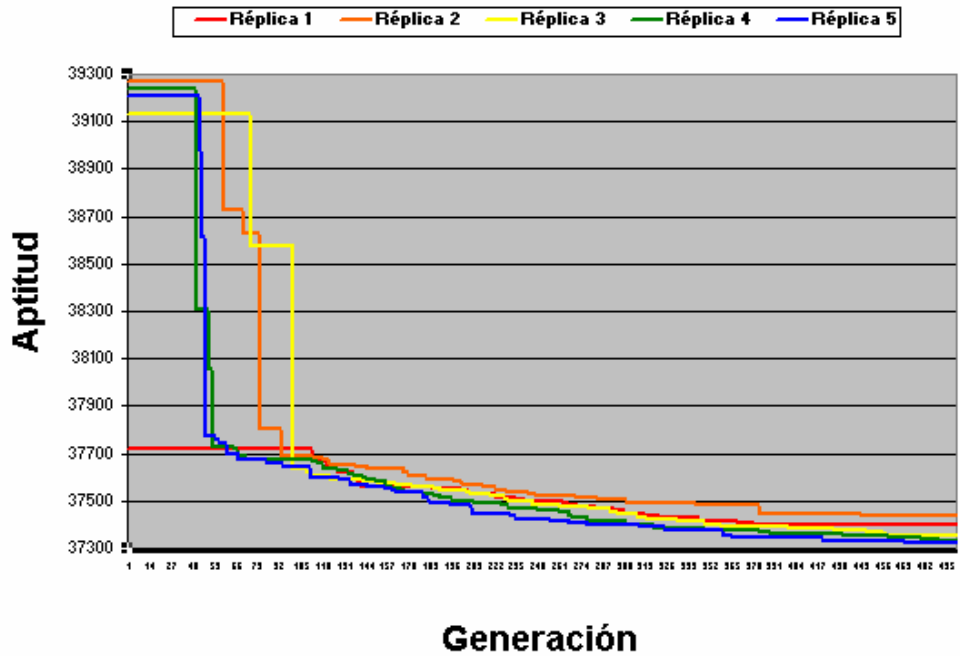
Función de costo de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado.

RUBRO DE COSTO	VALOR
Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES	574
Costos de MÁQUINA	36.748
Costos TOTALES	37.322

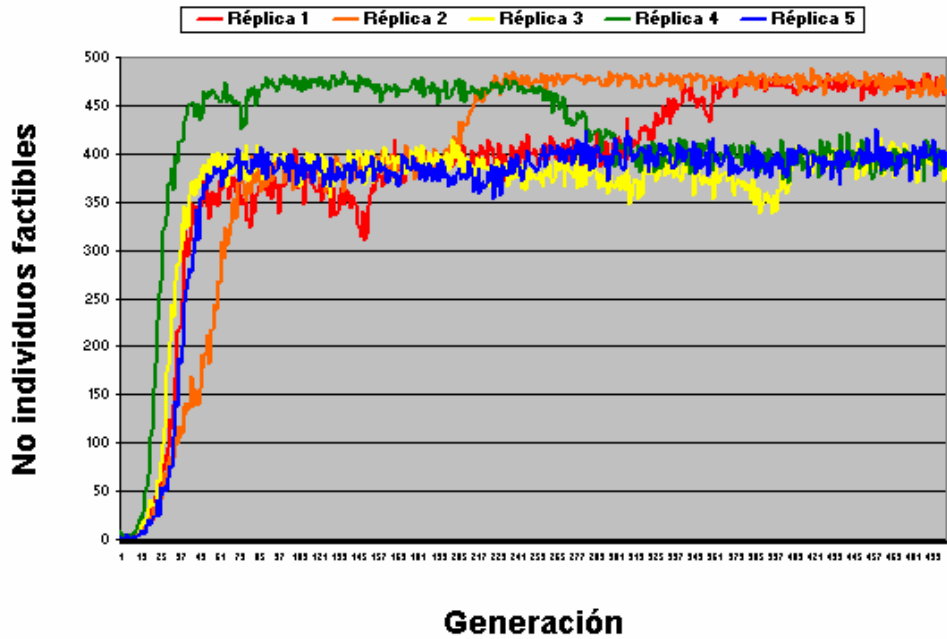
Asignación de máquinas de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado.

		TIPO DE MÁQUINA										
Celda	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Total	
1	1	1	0	1	0	1	0	1	2	0	7	
2	0	1	1	0	1	1	0	1	0	1	6	
3	0	1	1	0	2	0	1	2	0	0	7	
4	0	0	0	1	0	0	2	1	0	1	5	
5	2	1	1	2	0	1	0	0	2	1	10	
Total	3	4	3	4	3	3	3	5	4	3		

Aptitud por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



Individuos factibles por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



### C.2.1.3 PROBLEMA 4

Resultados por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>COSTO</b>	35.431,8	35.417	35.413	35.421	35.393	35.515
<b>TIEMPO</b>	749,81	727,20	744,34	752,89	768,26	756,34

Estadísticas secundarias por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>PRIMGEN</b>	35.841	36.221	35.721	35.769	35.781	35.713
<b>CAMBIOS</b>	32	31	32	36	36	26
<b>FACTIBLES</b>	214.378,2	198.081	220.393	217.384	218.377	217.656

Solución de menor costo encontrada por el algoritmo genético ajustado.

Operación	PRODUCTO																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	2	3	3	5	3	5	3	3	3	4	1	5	1	1	1	5	2	5	5	2
2	2	3	3	5	3	3	3	3	3	3	3	3	1	1	1	5	2	5	2	4
3	2	3		3	3				3	3	3	3	5	1		1			3	
4				3	3				5				5	1		1			3	
5				3									5	1					2	
6																				
Operación	PRODUCTO																			
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
1	2	1	1	1	5	2	1	3	3	4	5	5	4	2	3	1	5	5	2	3
2	2	1	1	1	2	2	1	3	2	2	5	5	4	2	3	1	5	5	2	3
3	2		1		2		1	3	5				5			1	5		5	1
4	2								5										5	
5	2																		5	
6																			1	

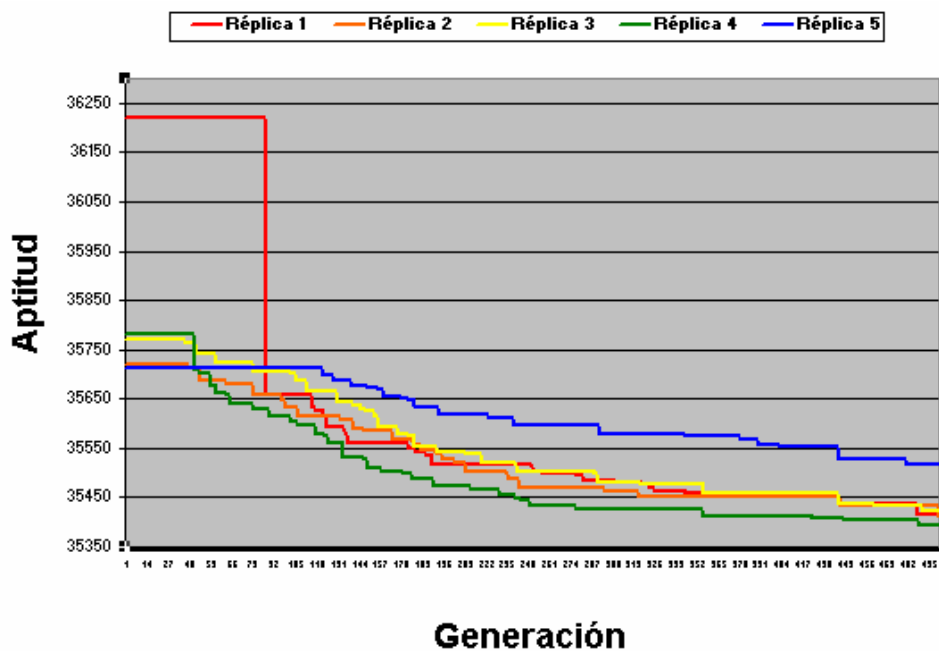
Función de costo de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado.

RUBRO DE COSTO	VALOR
<b>Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES</b>	373
<b>Costos de MÁQUINA</b>	35.020
<b>Costos TOTALES</b>	35.393

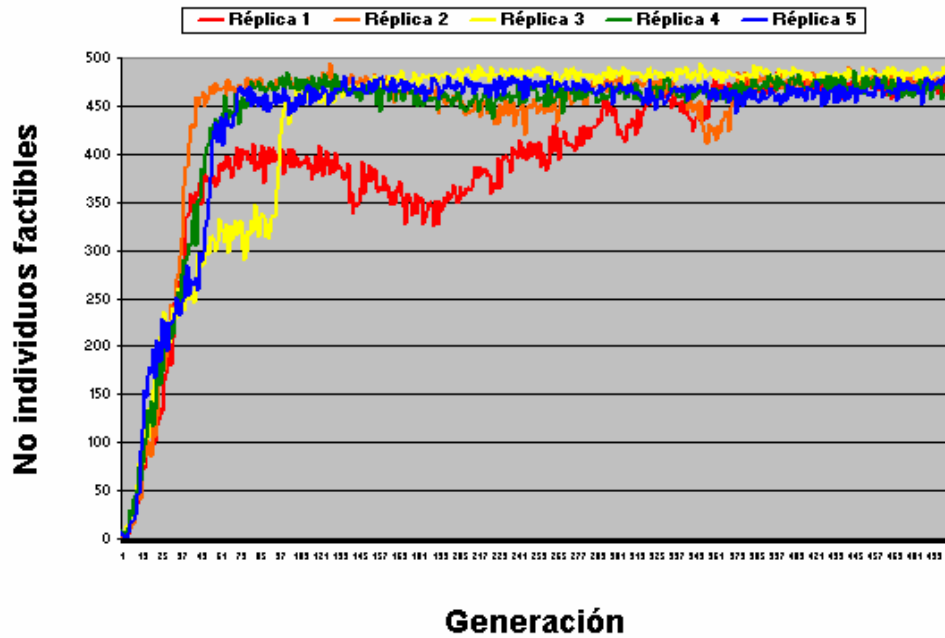
Asignación de máquinas de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado.

Celda	TIPO DE MÁQUINA										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	1	1	0	3	0	2	1	0	0	0	8
2	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	7
3	2	1	1	1	1	0	0	1	1	1	9
4	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	2
5	0	1	1	0	0	1	1	1	1	2	8
Total	4	4	2	6	2	3	3	3	3	4	

Aptitud por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



Individuos factibles por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



#### C.2.1.4 PROBLEMA 5

Resultados por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>COSTO</b>	44.599,6	44.415	44.578	44.505	44.635	44.865
<b>TIEMPO</b>	1.366,22	1.368	1.364	1.371	1.368	1.360

Estadísticas secundarias por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>PRIMGEN</b>	44.817,6	44.691	44.920	44.767	44.845	44.865
<b>CAMBIOS</b>	27,6	40	42	33	23	0
<b>FACTIBLES</b>	167.617,8	132.507	195.647	150.153	208.009	151.773

Solución de menor costo encontrada por el algoritmo genético ajustado.

		PRODUCTO																
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
1	1	1	4	4	1	2	5	1	5	4	4	2	2	4	6	6	4	
2	1	1	4	1	1	2	5	1	1	4	1	2	2	4	6	6	4	
3	1		4	1	1	3	1	1		4	4	2	4	5		5	4	
4				1			1	1			4			5		5		
5											4			1				
6											4							
		PRODUCTO																
Operación	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	
1	6	2	5	2	2	2	5	1	2	5	5	2	5	2	1	1	6	
2	6	2	5	1	1	2	4	1	5	5	5	2	4	6	6	5	2	
3			5	1	4		6	3		5			4	6	6	2		
4			5	5	5					1			4	6				
5				5						2				4				
6				5						6				4				
		PRODUCTO																
Operación	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50		
1	6	5	5	4	2	4	6	6	3	4	1	3	5	2	6	2		
2	6	5	6	4	2	2	6	6	3	4	5	2	5	2	6	5		
3	2	5	6			2	6	6			4	2	1		4	5		
4	2	1					2	6			4				4			
5		5					2	6			2				4			
6		6					2	6			2							

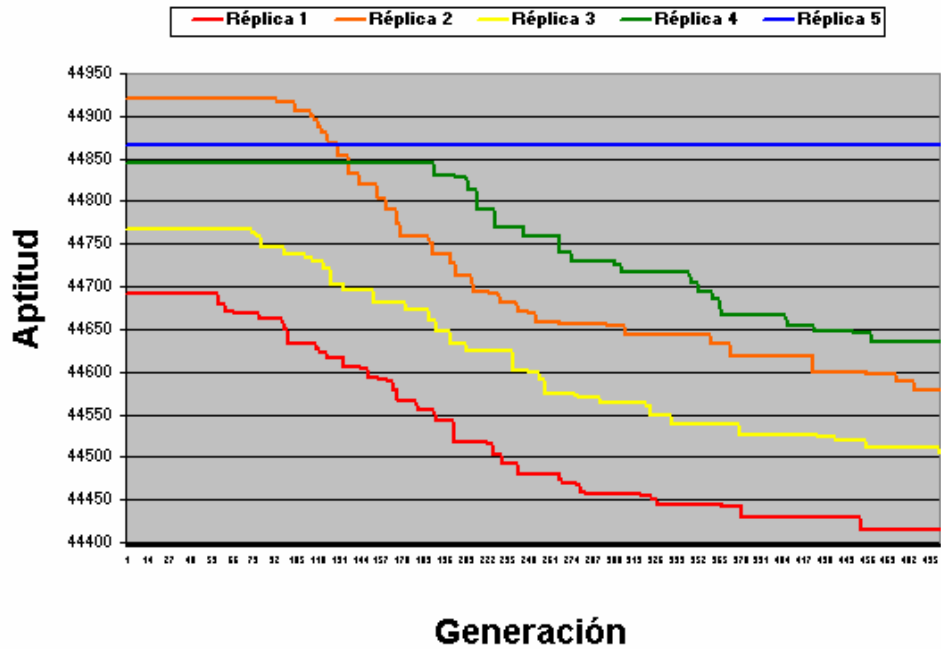
Función de costo de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado.

RUBRO DE COSTO	VALOR
Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES	777
Costos de MÁQUINA	43.638
Costos TOTALES	44.415

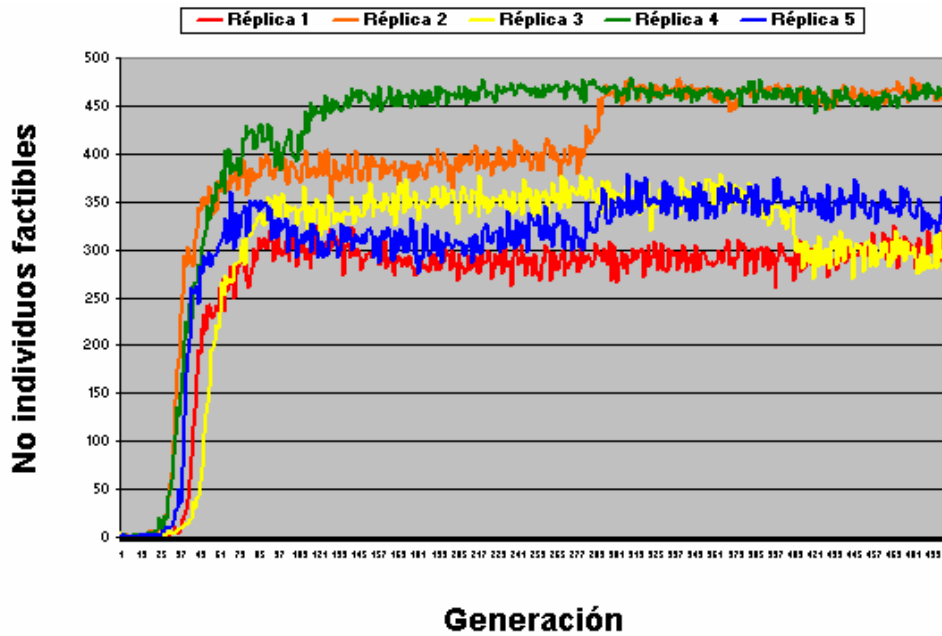
Asignación de máquinas de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado.

		TIPO DE MÁQUINA																			
Celda	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Total
1	0	1	1	1	0	2	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	9
2	1	0	0	0	0	0	0	0	1	2	1	0	1	1	2	0	0	0	0	1	10
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	3
4	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	8
5	1	1	0	1	0	0	2	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	9
6	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	8
Total	1	1	2	2	1	2	0	0	1	2	4	0	1	2	2	1	1	2	2	3	

Aptitud por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



Individuos factibles por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



### C.2.1.5 PROBLEMA 6

Resultados por réplica del algoritmo genético ajustado

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>COSTO</b>	56.659,8	57.108	55.637	57.082	57.110	56.362
<b>TIEMPO</b>	1.338,3	1.353,5	1.329,5	1.333,6	1.335,0	1.339,9

Estadísticas secundarias por réplica del algoritmo genético ajustado.

Estadística	Prom.	RESULTADO POR RÉPLICA				
		Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5
<b>PRIMGEN</b>	72.289,6	68.893	74.461	69.078	74.529	74.487
<b>CAMBIOS</b>	56	52	39	65	64	60
<b>FACTIBLES</b>	90.720,6	90.909	103.782	96.337	76.825	85.752

Solución de menor costo encontrada por el algoritmo genético ajustado.

		PRODUCTO															
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	5	5	4	3	5	6	1	2	3	2	4	3	2	2	2	5	5
2	3	5	3	3	5	5	3	2	3	3	3	3	3	2	3	5	2
3		5	3	3	5	3	3			3	3	3		3		2	
4				3		5	3			2	2	3		3			
5				3		3				2	2			1			
6				3		3				2	2						
		PRODUCTO															
Operación	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
1	3	4	4	4	4	2	1	1	2	6	4	3	1	3	1	5	2
2	3	4	4	4	4	2	1	1	3	4	4	3	6	4	1	5	5
3	3	4	4	5		3	5	1	3	2	2	3		4	3	5	6
4						2	5	1						3	2	3	
5						3	1							2		1	
6						3								2		1	
		PRODUCTO															
Operación	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	
1	1	4	5	4	4	4	5	5	5	6	6	4	1	6	5		
2	1	4	2	5	4	1	5	5	5	6	1	2	1	4	3		
3	1	1	5	5	4		2		1	6	1	3	1	2	6		
4	4		6		1		1			5	3	3	5		1		
5	4				1					4			6		2		
6												6			2		

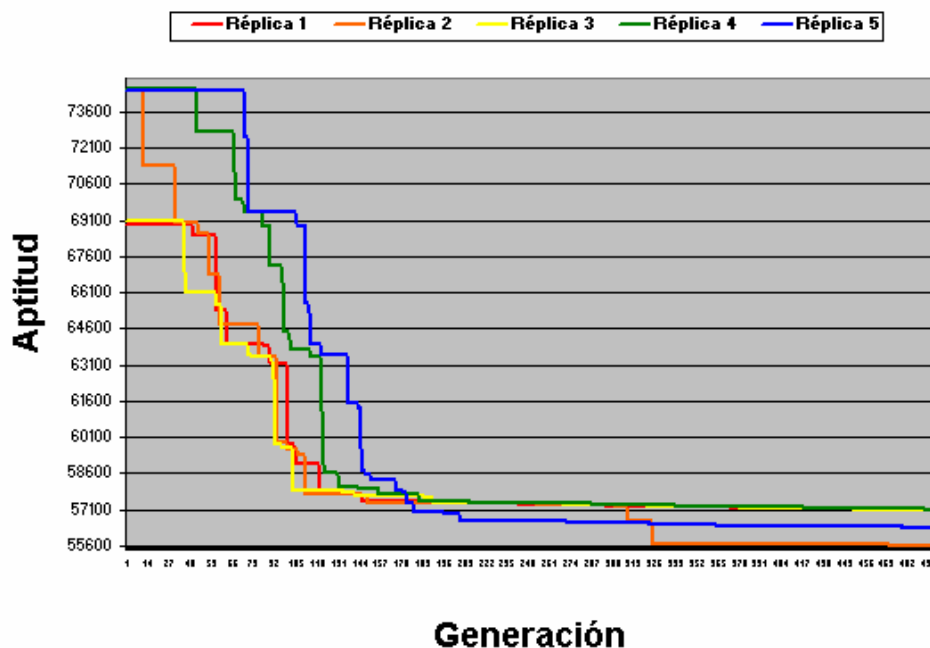
Función de costo de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado.

RUBRO DE COSTO	VALOR
Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES	1.072
Costos de MÁQUINA	54.565
Costos TOTALES	55.637

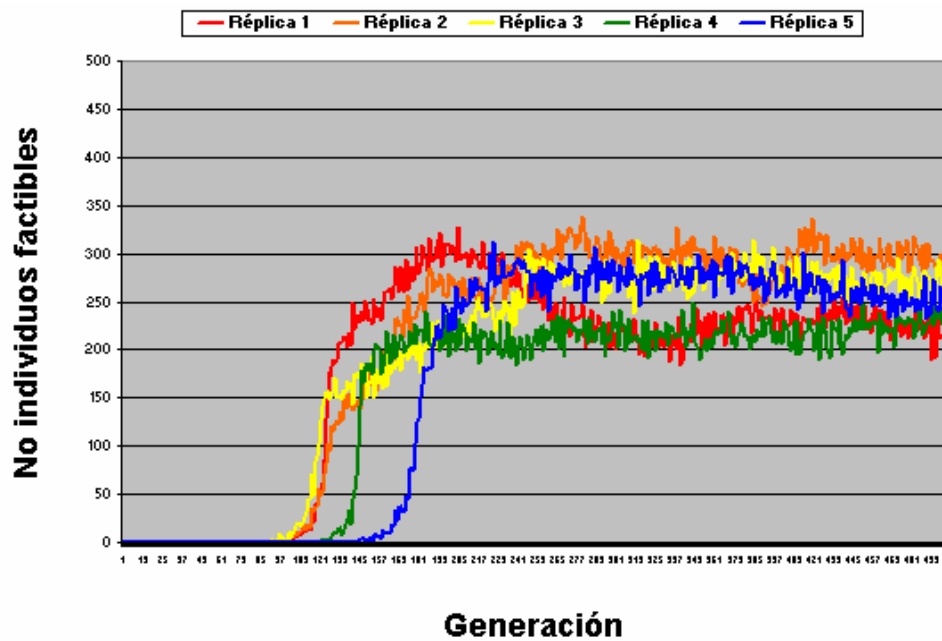
Asignación de máquinas de la mejor solución encontrada por el algoritmo genético ajustado.

Celda	TIPO DE MÁQUINA																				Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	10
2	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	7
3	1	0	0	1	1	1	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	10
4	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	9
5	0	2	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0	9
6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	4
Total	2	0	1	2	1	2	2	2	3	2	3	2	1	1	2	2	2	2	1	3	

Aptitud por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



Individuos factibles por generación por réplica del algoritmo genético ajustado.



## C.2.2 Modelo de programación lineal entera mixta

### C.2.2.1 PROBLEMA 2

Solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

		PRODUCTO														
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	1	1	2	1	4	2	2	3	1	1	2	2	1	2	1	
2	1	1	2	1	4	2	2	3	1	1	2	2	1	1	4	
3	1	1	2			2		3		1	2	2		1	2	
4	1		3					3		1	2	4		1		
5			3					3		1	2	2		3		
6			3					3		1	2	2				
		PRODUCTO														
Operación	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
1	2	3	3	3	1	1	3	1	2	2	4	2	4	4	1	
2	3	3	3	3	1	1	2	1	3	2	1	2	4	4	1	
3		3	3	3	1	1	2	1	3		1	2			1	
4				3	1		2		2		3				3	
5															3	
6															3	

Asignación de máquinas de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

Celda	TIPO DE MÁQUINA										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	9
2	1	1	1	2	0	1	1	0	0	1	8
3	1	1	0	0	2	1	0	1	0	1	7
4	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	3
Total	3	3	2	3	3	3	3	2	1	4	

Función de costo de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

RUBRO DE COSTO	VALOR
Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES	261
Costos de MÁQUINA	28.798
Costos TOTALES	29.059

### C.2.2.2 PROBLEMA 3

Solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

Operación	PRODUCTO																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	2	2	4	2	2	1	4	5	2	1	5	4	3	4	5	2	4	4	2	4
2	2	2	4	2	2	1	4	5	1	1	5	4	3	2	5	2	4	4	2	2
3		2	5	2	2	4	4		2	1	5			2			4		2	2
4			5		5	4	1			1	2			1						1
5			5			4	1				2			1						1
6						4														

Operación	PRODUCTO																			
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
1	5	4	1	4	2	1	2	4	2	5	3	4	4	3	3	4	5	4	4	2
2	5	4	1	4	2	4	2	4	5	5	4	4	4	3	5	4	3	4	4	1
3		5			2	4	3	4	5	1					5			4	4	1
4		5			2	4	1	4	4	1					5			4	4	1
5		5			2	4	1	2	2	1				3				4	4	1
6					2		1		2									4		

Asignación de máquinas de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

Celda	TIPO DE MÁQUINA										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	0	1	0	1	1	1	1	2	0	1	8
2	1	1	1	1	0	1	0	1	2	1	9
3	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	3
4	1	1	1	1	2	1	1	0	1	1	10
5	1	0	0	1	0	0	1	2	0	0	5
Total	3	4	3	4	3	3	3	5	4	3	

Función de costo de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

RUBRO DE COSTO	VALOR
Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES	441
Costos de MÁQUINA	36.748
Costos TOTALES	37.189

### C.2.2.3 PROBLEMA 4

Solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

Operación	PRODUCTO																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	1	4	1	2	3	2	2	3	4	4	1	4	3	4	3	3	3	2	3	1
2	1	4	1	2	3	3	2	3	4	4	1	4	3	4	3	2	3	2	3	1
3	1	4		2	3				5	4	5	4	3	4		2			3	
4				2	3				4				3	4		2			3	
5				3									3	4					3	
6																				
Operación	PRODUCTO																			
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
1	3	2	4	3	4	4	3	4	4	2	1	3	2	3	2	4	4	4	4	3
2	3	2	4	3	4	4	3	4	4	5	1	4	2	4	2	1	4	1	2	1
3	3		3		4		3	4	4				2		5	4		2	1	
4	5								4										2	
5	1																		2	
6																			2	

Asignación de máquinas de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

Celda	TIPO DE MÁQUINA										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	0	1	0	1	1	0	1	1	1	0	6
2	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	6
3	1	1	1	3	0	1	1	1	0	1	10
4	1	1	1	1	1	1	1	0	1	2	10
5	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
Total	4	4	2	6	2	3	3	3	3	4	

Función de costo de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

RUBRO DE COSTO	VALOR
Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES	306
Costos de MÁQUINA	35.020
Costos TOTALES	35.326

C.2.2.4 PROBLEMA 5

Solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

		PRODUCTO																
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
1	4	4	2	4	1	6	1	3	4	1	3	5	5	3	5	4	1	
2	2	4	2	4	1	6	2	3	4	1	3	6	5	1	5	4	1	
3	2		2	4	1	2	3	5		1	1	5	5	1		4	1	
4				2			3	5			3			2		4		
5											5			2				
6														2				
		PRODUCTO																
Operación	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	
1	6	2	2	4	5	2	3	2	3	2	4	4	5	1	3	3	4	
2	1	5	6	4	1	2	3	2	3	5	3	4	5	1	5	3	4	
3			3	4	1		3	2		5			4	1	5	3		
4			3	6	5					5			4	1				
5				1						3				1				
6				1						3				1				
		PRODUCTO																
Operación	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50		
1	3	4	1	1	6	1	5	1	3	3	1	3	4	4	1	4		
2	4	4	1	1	2	1	5	1	3	3	1	3	3	4	1	4		
3	4	4	5			1	3	1			1	1	1		1	4		
4	5	4					3	1			1				2			
5		4					3	2			1				2			
6		4					5	2			4							

Asignación de máquinas de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

		TIPO DE MÁQUINA																			
Celda	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Total
1	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1	0	1	10
2	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	7
3	0	1	0	2	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	10
4	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	10
5	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	7
6	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
Total	3	3	3	3	2	2	2	2	2	2	4	2	1	2	2	2	2	2	2	3	3

Función de costo de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

RUBRO DE COSTO	VALOR
Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES	635
Costos de MÁQUINA	43.638
Costos TOTALES	44.273

C.2.2.5 PROBLEMA 6

Solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

		PRODUCTO																
Operación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
1	6	4	1	5	4	5	5	5	3	4	3	1	4	6	6	5	4	
2	6	4	4	4	4	5	5	5	3	5	2	3	4	6	6	5	4	
3		4	4	4	3	4	5			5	6	6		6		5		
4				4	4	4	5			5	6	6		6				
5				4	4	4				6	6	6		6				
6			3		4	4				4								
		PRODUCTO																
Operación	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	
1	5	3	2	3	2	5	3	1	4	3	5	4	4	1	6	2	3	
2	5	3	3	3	2	5	3	1	6	3	5	4	1	1	6	6	2	
3	6	1	3	3		5	5	6	6	6	4	6		1	6	6	2	
4						5	2	6							6	6		
5						1	2								4	6		
6						1									5	5		
		PRODUCTO																
Operación	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50		
1	1	1	6	5	1	1	6	2	4	4	1	1	3	5	3	1		
2	1	1	5	5	1	1	6	2	4	4	3	4	6	5	6	1		
3	4	1	5	5	4		6		4	4	3	4	6	5	6	2		
4	4		1		4		6			4		3	6	5		4		
5	4				5					4			1			6		
6													1			6		

Asignación de máquinas de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

		TIPO DE MÁQUINA																			
Celda	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	Total
1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	0	0	8
2	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	4
3	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	7
4	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	10
5	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	10
6	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0	0	10
Total	2	2	2	2	2	3	3	2	3	3	3	2	3	2	2	2	3	2	2	4	

Función de costo de la solución arrojada por el GAMS/CPLEX.

RUBRO DE COSTO	VALOR
Costos TRANSFERENCIAS INTERCELULARES	775
Costos de MÁQUINA	54.565
Costos TOTALES	55.340