

**“ALTERNATIVAS DE SOLUCIÓN AL PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN
DE PLANTA (FLP) DE UN SOLO NIVEL Y DEPARTAMENTOS IGUALES
Ó DESIGUALES, POR MEDIO DEL ANÁLISIS DE MÉTODOS
METAHEURÍSTICOS”.**

**ERIKA VIVIANA CALDERÓN MANTILLA
MÓNICA TATIANA DUARTE SÁNCHEZ**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA**

2010

**“ALTERNATIVAS DE SOLUCIÓN AL PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN
DE PLANTA (FLP) DE UN SOLO NIVEL Y DEPARTAMENTOS IGUALES
Ó DESIGUALES, POR MEDIO DEL ANÁLISIS DE MÉTODOS
METAHEURÍSTICOS”.**

**ERIKA VIVIANA CALDERÓN MANTILLA
MÓNICA TATIANA DUARTE SÁNCHEZ**

**Trabajo de grado para optar al título de
Ingeniero Industrial**

**Director:
MSc. CARLOS EDUARDO DÍAZ BOHÓRQUEZ**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA**

2010

AGRADECIMIENTOS

Las autoras agradecen a todas las personas e instituciones que aportaron de alguna forma en el desarrollo de este proyecto. Agradecimientos especiales a:

Dios porque gracias a Él nos encontramos culminando esta fase en nuestras vidas y por todas las bendiciones recibidas.

Universidad Industrial de Santander y Escuela de Estudios Industriales y Empresariales por la formación integral que nos han brindado.

Grupo de Investigación Ópalo, por permitirnos realizar el proyecto dentro del grupo.

Al Msc Carlos Díaz Bohórquez que fue nuestro director de proyecto y apoyo incondicional. Agradecemos por la motivación continua, lecciones aprendidas y tiempo dedicado.

A todos nuestros familiares y amigos por su apoyo y compañía.

DEDICATORIA

*Queremos dedicar nuestro proyecto a Dios,
A nuestras familias, personas incondicionales,
Formadores y gran ejemplo a seguir.
Por último y no por esto menos importantes
a nuestros amigos por todos los momentos
que pasaron a nuestro lado durante este proceso.*

ERIKA y MÓNICA

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	18
1. GENERALIDADES	20
1.1 TITULO:	20
1.2 MODALIDAD	20
1.3 RESPONSABLES	20
1.3.1 Autores.	20
1.3.2 Director del proyecto.	20
1.4 DESCRIPCIÓN DE LA EMPRESA	21
1.4.1 Ópalo	21
1.5 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	22
1.6 ALCANCE DEL TRABAJO	23
1.7 OBJETIVOS	24
1.7.1 Objetivo general.	24
1.7.2 Objetivos específicos.	24
1.8 DESARROLLO METODOLÓGICO	25
1.8.1 Revisión bibliográfica	25
1.8.2 Documentación	25
1.8.3 Implementación del software	25
2. PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN DE PLANTA (FLP)	26
2.1 EVOLUCIÓN HISTÓRICA	26
3. CARACTERÍSTICAS DE LA PLANTA	30
3.1 TIPO DE DISTRIBUCIÓN	30
3.1.1 Distribución por proceso.	31
3.1.2 Distribución por producto.	31
3.1.3 Distribución por celdas.	32
3.1.4 Distribución por posición fija.	33

3.2 FLUJO DEL PROCESO	33
3.3 CARACTERÍSTICAS ESPACIALES DE LOS DEPARTAMENTOS	36
3.3.1. Características de forma.	36
3.3.2. Características de área.	37
4. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN DE PLANTA (FLP)	40
4.2 FORMULACIÓN CONTINUA	42
5. MÉTODOS DE SOLUCIÓN AL PROBLEMA FLP	45
5.1 MATRIZ DE RELACIÓN DE ACTIVIDADES	45
5.1.1. Diagrama Desde – Hacia.	45
5.1.2. Diagrama de relación.	52
5.2 MÉTODOS DE SOLUCIÓN EXACTOS	53
5.2.1. Branch and Bound.	54
5.3. MÉTODOS DE SOLUCIÓN HEURÍSTICOS	55
5.3.1. Búsqueda Tabú (TS).	57
5.3.2. Recocido Simulado (SA).	68
5.3.3. Algoritmo Genético (GA).	74
6. HERRAMIENTA DE APLICACIÓN Y MANUAL DE INSTRUCCIONES “FLP SOFTWARE”	91
6.1. DEPARTAMENTOS ÁREAS IGUALES	91
6.1.1. Búsqueda Tabú.	92
6.1.2. Recocido Simulado.	98
6.1.3. Algoritmo Genético.	101
6.2. DEPARTAMENTOS ÁREAS DESIGUALES	102
7. ANÁLISIS ESTADÍSTICO	107
7.1. ANÁLISIS DEL EFECTO DE LOS FACTORES SOBRE LA VARIABLE DE SALIDA	107
7.1.1 Búsqueda Tabú.	107
7.1.2. Recocido Simulado.	109
7.1.3. Algoritmo Genético.	111
7.2. ANÁLISIS DEL FACTOR PROBLEMA	114

7.3. ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO DE LOS FACTORES	119
7.3.1 Recocido Simulado.	119
7.3.2. Algoritmo Genético.	123
7.4. ANÁLISIS DE GRÁFICAS POR PROBLEMA	127
7.4.1. Búsqueda tabú:	127
7.4.2. Recocido simulado.	129
7.4.3. Algoritmo genético.	132
7.5. ANÁLISIS ENTRE ALGORITMOS	133
7.5.1. Escenario de 12 departamentos.	133
7.5.2. Escenario de 16 departamentos.	134
7.5.3. Escenario de 20 departamentos.	134
7.5.4. Escenario de 25 departamentos.	135
7.6. NORMALIDAD Y HOMOCEDASTICIDAD	136
7.7. TIEMPO COMPUTACIONAL	137
8. CUMPLIMIENTO DE OBJETIVOS	138
9. CONCLUSIONES	139
10. RECOMENDACIONES	142
11. LINEAS FUTURAS	143
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	144

LISTA DE ILUSTRACIONES

	Pág.
Ilustración 1. Distribución línea simple	34
Ilustración 2. Distribución multilineal	34
Ilustración 3. Distribución circular cerrada'	34
Ilustración 4. Distribución de campo abierto	35
Ilustración 5. Distribución vertical.....	35
Ilustración 6. Formas de departamentos.....	36
Ilustración 7. Ejemplo líneas de llenado.....	39
Ilustración 8. Diagrama de Relación de actividades	50
Ilustración 9. Evaluación de la distribución para el ejemplo	51
Ilustración 10. Evaluación Distribución errada	52
Ilustración 11. Diagrama de relación.....	53
Ilustración 12. Diagrama de flujo - Búsqueda Tabú	58
Ilustración 13. Matrices de flujo entre departamentos y distancias entre instalaciones, para el ejemplo.....	64
Ilustración 14. Secuencia inicial de los departamentos.....	65
Ilustración 15. Curva de llenado para el ejemplo	65
Ilustración 16. Distribución inicial para el ejemplo.....	65
Ilustración 17. Secuencia final de departamentos.....	68
Ilustración 18. Diagrama de flujo - Algoritmo Recocido simulado	72
Ilustración 19. Diagrama de flujo -Algoritmo Genético	77
Ilustración 21. Ejemplo cruce en n puntos	81
Ilustración 20. Ejemplo cruce en un punto	81
Ilustración 22. Ejemplo cruce uniforme	82
Ilustración 23. Ejemplo del Operador de Cruce D.E Tate y A.E Smith.....	82
Ilustración 24. Esquemas de cruce	89
Ilustración 25. Vista ventana "FLP Software"	91
Ilustración 26. Vista ventana " FLP software"	92

Ilustración 27. Vista ventana "Ingreso de Parámetros" – Búsqueda Tabú	93
Ilustración 28. Vista ventana "Matrices de Entrada" - Flujos.....	94
Ilustración 29. Vista ventana "Matrices de Entrada" Distancias	95
Ilustración 30. Vista ventana "Solución Inicial"	96
Ilustración 31. Vista ventana "Solución Inicial"	96
Ilustración 32. Vista ventana "Solución Final"	97
Ilustración 33. Vista ventana "Solución Inicial"	97
Ilustración 34. Vista ventana "Solución Inicial"	98
Ilustración 35. Vista ventana "Ingreso de Parámetros" – Recocido Simulado	99
Ilustración 36. Vista ventana "Configuración Programa de Temperaturas"	100
Ilustración 37. Vista ventana "Ingreso de Parámetros" – Algoritmo Genético.....	101
Ilustración 38. Vista ventana "Requerimientos de Área" - Áreas Desiguales.....	103
Ilustración 39. Vista ventana "Curvas de Llenado"	104
Ilustración 40. Vista ventana "Curvas de Llenado"	105
Ilustración 41. Vista ventana "Distribución Final"	106
Ilustración 42. Gráfico de Perfil - Búsqueda Tabú, Factor Problema (16 Dptos)..	115
Ilustración 43. Gráfico de Perfil – Búsqueda Tabú, Factor Problema (16 Dptos).	116
Ilustración 44. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (12 Dptos)	119
Ilustración 45. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (20 Dptos)	120
Ilustración 46. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (16 Dptos)	120
Ilustración 47. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (25 Dptos)	122
Ilustración 48. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (12 Dptos).....	123
Ilustración 49. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (16 Dptos).....	124
Ilustración 50. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (20 Dptos).....	125
Ilustración 51. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (25 Dptos).....	126
Ilustración 52. Gráfico de Perfil - Búsqueda Tabú (12 Dptos, Problema I).....	127
Ilustración 53. Gráfico de Perfil - Búsqueda Tabú (12 Dptos, Problema I).....	128
Ilustración 54. Gráfico de Perfil - Búsqueda Tabú (16 Dptos, Problema II).....	128
Ilustración 55. Gráfico de Perfil - Búsqueda Tabú (16 Dptos, Problema II).....	129
Ilustración 56. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (20 Dptos, Problema I)	130

Ilustración 57. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (20 Dptos, Problema I)	131
Ilustración 58. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (20 Dptos, Problema I)	131
Ilustración 59. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (12 Dptos, Problema I).....	132
Ilustración 60. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (12 Dptos, Problema I).....	132
Ilustración 61. Gráfico prueba de Normalidad.....	136

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Relación producto – cantidad.....	46
Tabla 2. Diagrama Desde – Hacia (completo)	47
Tabla 3. Diagrama Desde – Hacia (Diagonal superior).....	47
Tabla 4. Diagrama Desde – Hacia (Grados de relación)	48
Tabla 5. Mejores vecinos, ejemplo.....	67
Tabla 6. Lista tabú	67
Tabla 7. Analogía Recocido térmico - Recocido simulado.....	71
Tabla 8. ANOVA - Búsqueda Tabú (20 Departamentos)	109
Tabla 9. ANOVA - Recocido Simulado (12 Departamentos).....	110
Tabla 10. ANOVA - Recocido Simulado (16 Departamentos).....	111
Tabla 11. ANOVA - Algoritmo Genético (25 Departamentos)	113
Tabla 12. ANOVA - Algoritmo Genético (16 Departamentos)	114
Tabla 13. ANOVA - Búsqueda Tabú (12 Dptos)	116
Tabla 14. ANOVA - Recocido Simulado (12 Dptos).....	117
Tabla 15. ANOVA - Algoritmo Genético (16 Dptos)	118
Tabla 16. Resumen desempeño de Algoritmos - 12 Dptos.....	133
Tabla 17. Resumen desempeño algoritmos - 16 Dptos	134
Tabla 18. Resumen desempeño - 20 Dptos.....	134
Tabla 19. Resumen desempeño Algoritmos - 25 Dptos.....	135
Tabla 20. Prueba de Homocedasticidad	137
Tabla 21. Tiempo computacional	137
Tabla 22. Cumplimiento de Objetivos	138

LISTA DE ANEXOS

ANEXO A. PROBLEMAS DE REFERENCIA

ANEXO B. DISEÑO DE EXPERIMENTOS

ANEXO C. DISEÑO DE EXPERIMENTOS – FACTOR PROBLEMA

ANEXO D. GRÁFICOS DE PERFIL – PROBLEMA POR PROBLEMA

RESUMEN

TÍTULO: Alternativas de solución al problema de distribución de planta (FLP) de un solo nivel con departamentos iguales o desiguales por medio del análisis de métodos metaheurísticos.*

AUTORES: Erika Viviana Calderón Mantilla y Mónica Tatiana Duarte Sánchez.**

PALABRAS CLAVES: Distribución de planta, metaheurísticas, búsqueda tabú, recocido simulado, algoritmo genético, matriz de relación de actividades, Visual Basic.

A partir de la investigación y documentación del problema de distribución de planta de un solo nivel y departamentos de áreas iguales y desiguales, éste es estructurado de acuerdo a las características de la planta, la formulación y modelación matemática de dichas características y los métodos de solución a utilizar.

En el estudio de los diferentes métodos de solución se definen el método de matriz de relación, los métodos exactos y las metaheurísticas. Sin embargo, la investigación se enfoca hacia el uso de las metaheurísticas de búsqueda tabú, recocido simulado y algoritmo genético ya que aunque no generan soluciones óptimas, sí arrojan soluciones cercanas a la misma y en un tiempo computacional prudente y a bajo costo. Además, los métodos metaheurísticos logran dar solución a problemas con mayores instancias que los solucionados por medio de métodos exactos. A cada una de las metaheurísticas se les hace una breve definición y explicación de sus operadores y en algunos casos se muestran algoritmos usados por los diferentes investigadores.

Con base a la información recopilada, se diseña y desarrolla una herramienta en Visual Basic capaz de solucionar el problema documentado usando las metaheurísticas analizadas. Finalmente, se realiza un diseño de experimentos con el fin de evaluar y concluir acerca del desempeño de la herramienta diseñada y de las metaheurísticas estudiadas.

* Proyecto de grado

** Facultad Fisicomecánica. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: Carlos Eduardo Díaz Bohórquez.

RESUMERY

TITTLE: Alternatives of solution to the facility layout problem (FLP) with one floor and departments with equal and unequal areas by metaheuristic methods.*

AUTHORS: Erika Viviana Calderón Mantilla y Mónica Tatiana Duarte Sánchez.**

KEY WORDS: Facility layout, metaheuristic methods, tabu search, annealing simulated, genetic algorithm, matrix of relationship between facilities, Visual Basic.

According to the research and documentation about the facility layout problem, it was structured through manufacturing system features, problem formulation and math representation and the solution approach options.

Studying different options of solution approaches, it is defined some of them like matrix of relationship between facilities, exact solution methods and metaheuristic methods. However, the research was focus to use the metaheuristic methods such as tabu search, annealing simulated and genetic algorithms due these methods do not generate optimal solutions, but they do feasible solutions close to optimal ones in a rational time and lower costs. Beside this, metaheuristics are able to solve problems with a higher complexity or problems with bigger size than exact solution methods are not. For each metaheuristic is considered a brief definition and showed central operators and in some cases it was followed by some particular algorithms from different researchers.

Based in all the information, a software tool was designed and developed by authors. This tool was codified in visual basic language and it is able to solve the facility layout problem, with one floor and departments with equal and unequal areas by the metaheuristic methods documented. Finally, in order to evaluate the performance of the software tool developed and the metaheuristics studied, an experimental design was made.

* Proyecto de grado

** Facultad Fisicomecánica. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: Carlos Eduardo Díaz Bohórquez.

INTRODUCCIÓN

La planeación de una buena distribución de planta, ha sido un área de investigación de gran interés y con un significativo desarrollo durante las últimas décadas debido a la contribución que puede dar en el mejoramiento de los procesos productivos y a los altos costos que generan la elaboración y aplicación de un diseño de planta. Este desarrollo se ha logrado gracias a que cada uno de los investigadores o autores diversifica el problema de acuerdo a los requisitos o restricciones que se presentan de forma particular dependiendo del tipo de empresa y sus características.

Actualmente se observa cómo las decisiones de la distribución de una planta y la distribución del área de producción deben ser tomadas paralelamente, ya que la mayoría de las investigaciones realizadas obtienen una distribución de planta, dado un diseño del sistema de producción. Esta distribución del sistema de producción debe tener en cuenta el diseño de ciertos componentes críticos como el número y variedad de máquinas, tamaño y tipo de producción, definición de las rutas de producción, definición de los departamentos y/o celdas de manufactura, y la forma de los departamentos.

Hoy en día, la base del análisis de toda organización radica en la cadena de suministro, lo que incrementa la coordinación entre varios escenarios de producción. Un buen diseño de planta y una mejora en el sistema de producción, ayudan en la reducción del tiempo de alistamiento de las máquinas y materiales e incrementa la flexibilidad del proceso de producción de la compañía, mientras que una mejora en los tiempos de salida del producto y manejo de inventarios; disminuyen los problemas de calidad.

En este libro, el lector podrá encontrar una guía completa acerca del problema de distribución de planta, sus características, formulación y algunas de las soluciones

encontradas hasta el momento de una forma clara y sencilla, que lo llevará a tener un conocimiento un poco más profundo acerca del problema. Finalmente, se presentarán los algoritmos desarrollados y su respectivo análisis estadístico, elaborado a partir de un diseño de experimentos.

1. GENERALIDADES

1.1 TITULO:

ALTERNATIVAS DE SOLUCIÓN AL PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN DE PLANTA (FLP) DE UN SOLO NIVEL Y DEPARTAMENTOS IGUALES Ó DESIGUALES, POR MEDIO DEL ANÁLISIS DE MÉTODOS METAHEURÍSTICOS.

1.2 MODALIDAD

Proyecto de Investigación

1.3 RESPONSABLES

1.3.1 Autores.

ERIKA VIVIANA CALDERÓN M.
Estudiante Ingeniería Industrial
Código: 2050488

MÓNICA TATIANA DUARTE S.
Estudiante Ingeniería Industrial
Código: 2050499

1.3.2 Director del proyecto.

CARLOS EDUARDO DÍAZ BOHÓRQUEZ
Docente Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

1.4 DESCRIPCIÓN DE LA EMPRESA

1.4.1 Ópalo

Grupo de Optimización en Sistemas Productivos Administrativos y Logísticos – ÓPALO

Creado en el año 2005 y liderado por el Ingeniero Néstor Raúl Ortiz Pimiento, con el apoyo de la Escuela, OPALO ha definido las siguientes líneas de investigación:

- Optimización de Sistemas Productivos: Desarrollo de proyectos de investigación orientados al estudio, análisis y aprovechamiento óptimo de los recursos productivos de empresa, generadoras de bienes y servicios.
- Optimización de procesos Administrativos: Elevar la productividad y competitividad de la empresa en el área administrativa y financiera.
- Sistemas de Distribución y Logística: Resolver por medio de la aplicación de modelos de optimización, problemas relacionados con las actividades de despacho, envío y entrega de productos a los clientes, elevando la operatividad y confiabilidad de la cadena de suministro.

Los docentes investigadores del grupo son:

- Edwin Alberto Garavito Hernández
- Henry Lamos Díaz
- Javier Arias Osorio
- Myrian Leonor Niño López
- Néstor Raúl Ortiz Ordoñez
- Carlos Eduardo Díaz Bohórquez

Actualmente ÓPALO tiene como reto consolidar una cultura investigativa al interior de la Universidad Industrial de Santander con trascendencia en el ámbito regional y nacional a través de los proyectos de investigación desarrollados por el grupo. Su visión se basa en que para el año 2014 el Grupo de Investigación en Optimización de Sistemas Productivos, Administrativos y Logísticos de la Universidad Industrial de Santander, será reconocido como uno de los mejores de esta institución por su excelente producción científica y su constante labor de apoyo al sector empresarial de la región santandereana.

Fuente: Disponible en: carpintero.uis.edu.co

1.5 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Durante el desarrollo de la asignatura de Distribución de Plantas se abordó el problema de FLP a partir de métodos que se enfocan en la cercanía entre los departamentos teniendo en cuenta la relación y dependencia entre ellos; estos métodos a pesar de que resuelven el problema, no garantizan una solución óptima.

Por otro lado se encuentran diferentes programas, entre éstos GAMS, que dan solución al problema FLP mediante la aplicación de diferentes métodos. Una vez ingresados los datos, el software procede a realizar múltiples iteraciones hasta encontrar y garantizar la solución óptima. Una de las desventajas de estos programas o paquetes informáticos se presenta a medida que aumenta el tamaño de la planta y de igual forma el número de departamentos y restricciones, ya que la complejidad del problema a solucionar también aumenta debido a que el tiempo de procesamiento de la información se incrementará exponencialmente por la gran cantidad de iteraciones que el programa se verá obligado a ejecutar, llegando al punto en que no se cuenta con la capacidad para encontrar solución.

Actualmente se han venido enfocando diferentes técnicas como herramientas de solución al problema por medio de metaheurísticas como Búsqueda Tabú, Recocido Simulado y Algoritmos Genéticos que proporcionan soluciones factibles y cercanas al óptimo en un tiempo prudencial.

1.6 ALCANCE DEL TRABAJO

Los siguientes son los productos a entregar como resultado de este proyecto de grado:

- Documento que contenga la definición y estructuración del problema FLP, revisión bibliográfica realizada, conceptualización de las metaheurísticas seleccionadas (Búsqueda Tabú, Recocido Simulado y Algoritmos Genéticos), y los resultados obtenidos de la implementación de la herramienta desarrollada.
- Software de aplicación de las heurísticas para el problema FLP de un solo nivel y departamentos iguales ó desiguales.
- Manual del Software diseñado y desarrollado que facilite el uso del mismo.
- Aprendizaje generado a partir de la discusión y retroalimentación durante la búsqueda y desarrollo de los objetivos establecidos, así como la inquietud a profundizar en alternativas de solución para el problema de FLP con mayores restricciones y condiciones.

1.7 OBJETIVOS

1.7.1 Objetivo general.

Alternativas de solución al problema de distribución de planta (FLP) de un solo nivel y departamentos iguales ó desiguales, por medio del análisis de métodos metaheurísticos.

1.7.2 Objetivos específicos.

- Definir y estructurar el problema FLP y documentar la revisión bibliográfica acerca de los métodos metaheurísticos seleccionados para la solución del problema de un solo nivel con departamentos iguales ó desiguales.
- Estructurar el problema real y la evolución de las metaheurísticas: Búsqueda Tabú, Recocido Simulado y Algoritmos Genéticos, que han aportado a su solución.
- Documentar los principales resultados obtenidos de las investigaciones realizadas que muestren y definan las metaheurísticas y las alternativas de solución propuestas hasta el momento por los diferentes autores.
- Desarrollar un software a implementar, con su respectivo manual, que proporcione una solución factible y cercana a la óptima a partir de los modelos documentados y conocimientos adquiridos.
- Comparar los resultados obtenidos de problemas planteados y resueltos con respecto a los generados por la herramienta diseñada.

1.8 DESARROLLO METODOLÓGICO

Al iniciar cada fase se hizo una reunión con el director de proyecto para plantear y definir el trabajo y tareas específicas a realizar en cada una y al finalizar cada fase se concretó una segunda reunión para evaluar y aprobar el trabajo realizado, así como para establecer las correcciones a realizar en caso de que se presentaran.

1.8.1 Revisión bibliográfica

Se inició con una búsqueda intensa de la bibliografía que se encontró dedicada a la solución del problema FLP de un solo nivel con departamentos iguales ó desiguales. Se analizaron los 3 métodos heurísticos definidos en el proyecto y finalmente se documentaron todos los aportes encontrados.

1.8.2 Documentación

Se recopiló toda la información obtenida de la revisión bibliográfica en un documento que presenta una definición clara y precisa de los diferentes métodos estudiados (Búsqueda Tabú, Recocido Simulado y Algoritmo Genético), así como la metodología de funcionamiento de la herramienta desarrollada en Visual Basic.

1.8.3 Implementación del software

Se programaron los algoritmos diseñados en el lenguaje Visual Basic y se realizaron las pruebas pertinentes para comparar su resultado y probar su efectividad, utilizando problemas históricamente ya resueltos.

2. PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN DE PLANTA (FLP)

El problema que surge a partir de diseñar o distribuir una planta “perfecta” de acuerdo a las características y restricciones que cada empresa tiene, recibe el nombre de “Problema de Distribución de Planta” ó en inglés “Facility Layout Problem”, comúnmente conocido como FLP por sus siglas en inglés.

Es importante que se tengan claros dos conceptos que se manejarán en el desarrollo del libro; instalaciones y departamentos. El primer término hace referencia al espacio físico disponible en la planta, en el que será ubicado uno de los departamentos definidos. El segundo, se refiere a toda aquella facilidad identificada como centro de trabajo, departamento, máquina o grupo de máquinas que pertenezcan al proceso productivo de la empresa.

2.1 EVOLUCIÓN HISTÓRICA

A través del tiempo, varios autores han estudiado el problema de distribución de planta considerando más características y restricciones tratando de ajustarse a las condiciones de una planta real, lo que genera un aumento en la complejidad del problema. A continuación, se mostrará la evolución del FLP de la mano de sus diferentes investigadores:

- En 1957, Koopmans y Beckmann [17] fueron los primeros en definir la distribución de planta como un problema, en donde el objetivo es ubicar instalaciones dentro de un área dada y minimizar el costo de transporte de material entre las mismas.
- Amine et al [2], expresan que Kouvelis (1992), es de los pioneros en hablar de distribución dinámica, como respuesta al problema que se presenta en varias

empresas debido a que el flujo entre departamentos varía en ciertos periodos de tiempo.

- En 1997, el objetivo del problema de distribución de planta para Heragu [13] se enfoca en encontrar un diseño en donde el hombre, el material y las máquinas puedan trabajar al mismo tiempo de forma adecuada para generar un producto tangible o proveer un servicio de calidad, bajo costo y con el mínimo uso de material.
- Chwif, Pereira Barretto, y Moscato [7] en 1998 le aumentan complejidad al problema afirmando que un departamento puede tener dimensiones de longitud y ancho fijos; para este caso, los departamentos se consideran bloques fijos o rígidos. Sin embargo, ellos también afirman que un departamento puede estar definido por su área; teniendo en cuenta límites para sus dimensiones, estableciendo así una relación de aspecto entre las mismas.
- Kochhar y Heragu [15] en 1998, introducen al problema la posibilidad de realizar una distribución no sólo de forma horizontal sino también vertical. Ellos argumentan su propuesta en una relación entre el costo de una distribución vertical y el costo de la horizontal, teniendo en cuenta en esta última la disponibilidad del terreno.
- En 1999, Meller, Narayanan y Vance [23] afirman que el problema consiste en encontrar un arreglo ortogonal plano para áreas iguales y desiguales, sin sobre-posición, de n departamentos rectangulares dada un área igualmente rectangular. Ellos plantean un objetivo de minimización de la distancia recorrida entre los departamentos, de acuerdo al flujo del producto entre los mismos.

- Kim & Kim en el año 2000, [14] amplían el problema introduciendo la irregularidad en la forma de los departamentos, clasificando así el problema de acuerdo a dos tipos de formas; las regulares que son formas rectangulares, y las irregulares generalmente polígonos de al menos un ángulo de 270°.
- Shayan and Chittilappilly en el 2004 [28] definen el FLP como un problema de optimización en el que no sólo se incluyen dentro del análisis el transporte del producto, sino que también las herramientas necesarias para llevar a cabo dicho transporte (cintas transportadoras, AVGs, etc.)

Unificando un poco todas las definiciones anteriores, se puede llegar a considerar que el FLP es un problema industrial muy común en el cuál el objetivo es lograr una configuración de los departamentos de manera que se maximice la cercanía entre ellos sin violar sus respectivas restricciones, y a su vez minimice el costo del transporte de materiales entre los mismos. “La ubicación de las instalaciones en un área determinada de una planta, tiene un impacto significativo sobre los costos de manufactura, el trabajo en proceso, los tiempos de alistamiento y la productividad. Una buena distribución de planta contribuye a mejorar la eficiencia promedio de las operaciones y puede reducir hasta un 50% los gastos de operación.”¹

Para lograr una buena configuración de los departamentos, es necesario tener en cuenta tres pasos con los que se puede dar solución al FLP, los cuales se van a exponer en los siguientes 3 capítulos:

1. Características de la planta: en donde se definen las características generales del proceso productivo y de la planta, información importante para modelar el problema.

¹ Thompkins, J.A., White, J.A., Bozer, Y.A, Frazelle, EH., Tanchoco, J.M., y Trevino, J. Facilities planning. En : New York: Wiley.(1996)

2. Formulación del problema: en un modelo matemático se plasman las características definidas anteriormente y se formulan las restricciones y el objetivo del problema.

3. Métodos de solución: de acuerdo a las restricciones y objetivo planteados, se puede buscar una solución al problema, por medio de los diferentes métodos existentes.

3. CARACTERÍSTICAS DE LA PLANTA

Antes de realizar una distribución de planta, es importante conocer muy bien todo el proceso productivo y cómo se va a llevar a cabo el mismo y así definir el tipo de distribución, el flujo y secuencia del proceso y las características espaciales de los departamentos para poder especificar los objetivos y criterios correspondientes que se utilizarán para modelar el problema.

Actualmente, las plantas deben estar diseñadas para responder oportunamente ante los cambios en la producción que se dan por mejoras en el proceso, cambios en el diseño, materiales, demanda, etc., exigiendo así una mayor flexibilidad en el proceso productivo. Esta flexibilidad se ve reflejada en la distribución dinámica, que consiste en tener en cuenta posibles cambios en la línea de producción en múltiples periodos de tiempo (semanas, meses, años). Para cada periodo se debe construir una distribución a partir de los cambios que se puedan presentar para definir qué distribución o combinación de éstas, minimiza los costos de la planta teniendo en cuenta los costos de hacer el cambio de distribución. Sin embargo, cuando una empresa determina que no se van a presentar dichos cambios o que éstos no son significativos, se puede realizar una distribución estática en donde se tiene en cuenta una sola distribución para un largo periodo de tiempo.

3.1 TIPO DE DISTRIBUCIÓN

El tipo de distribución, determina la forma en que se van a agrupar los departamentos, los grupos de trabajo y las máquinas dentro de esos departamentos en una instalación de producción de manera que permitan un flujo de trabajo ininterrumpido.

Los tipos de distribución que se pueden dar dentro de una planta son:

- Distribución por proceso
- Distribución por producto
- Distribución por celdas
- Distribución por posición fija

3.1.1 Distribución por proceso. Es de las más comunes, consiste en poner juntos a los departamentos cuyo tráfico interdepartamental es muy elevado, en ella. Todas las operaciones del mismo proceso están agrupadas, es decir, máquinas semejantes que tienen funciones iguales o parecidas se ubican en un mismo departamento. Esta distribución tiene como ventaja que minimiza el tiempo inactivo de las máquinas.

Se puede usar cuando²:

- Las maquinas sean muy costosas o sea difícil trasladarla.
- Se fabrique gran variedad de productos.
- Hay grandes variaciones en los tiempos necesarios en las diferentes operaciones.
- La demanda de un producto sea baja o intermitente.

3.1.2 Distribución por producto. Los departamentos se organizan uno al lado del otro, para adecuarse a la secuencia de operaciones necesaria para fabricar un producto. En esta distribución, el material se mueve a través de los departamentos. Al garantizar un movimiento rectilíneo del flujo del material, esta distribución permite duplicar equipo o departamentos y tener tiempos más rápidos de ciclo, aunque las líneas de transferencia son caras e inflexibles y obstaculizan el espacio cuando se requieren cambios en el flujo del producto. Si una parte de la

² CHASE, JACOBS y AQUILANO, Administración de la producción y operaciones: Para una ventaja competitiva. 10 ed. México: McGraw Hill, 1997; p. 206 – 239

línea se para, toda la línea podría permanecer inactiva hasta haber corregido el problema [26].

Se debe usar cuando³:

- Se desea fabricar grandes cantidades de piezas o productos.
- El diseño esté más o menos estandarizado.
- La demanda del producto es razonablemente estable.
- Se pueda mantener sin dificultad el equilibrio de las operaciones y la continuidad del flujo de material.

3.1.3 Distribución por celdas. También conocida como Tecnología de Grupos, reúne máquinas diferentes en centros de trabajo (o celdas), para trabajar sobre productos que tienen formas y necesidades de procesamiento similares. La distribución por celdas, se parece a la distribución por proceso, ya que se diseñan las celdas para realizar un conjunto de procesos específicos. También es semejante a la distribución por producto, pues las celdas se dedican a una gama limitada de productos.

El objetivo general es obtener los beneficios de una distribución por producto en la producción de tipo de taller de trabajo. Estos beneficios incluyen [6]:

- a. Mejores relaciones humanas: las celdas se componen de pocos trabajadores que forman un pequeño equipo de trabajo. Un equipo produce unidades de trabajo completas.
- b. Experiencia mejorada del trabajador: los trabajadores solo ven un número limitado de partes diferentes en un ciclo de producción finito, de manera que la repetición significa rápido aprendizaje.

³ CHASE, JACOBS y AQUILANO, Administración de la producción y operaciones: Para una ventaja competitiva. 10 ed. México: McGraw Hill, 1997; p. 206 – 239

- c. Menos inventario en proceso y menos manejo de material: Una célula combina varias etapas de producción, de manera que un número menor de partes recorre todo el taller.
- d. Preparación más rápida de la maquinaria: menos trabajos significa menos herramientas y por consiguiente cambios más rápidos de las mismas.

3.1.4 Distribución por posición fija. Esta distribución se da cuando los productos son demasiado grandes (aviones, barcos, cohetes, etc.) para poder moverlos, así que el producto permanece fijo y la distribución se basa en el tamaño y la forma de éste. Todas las herramientas, maquinaria, hombres y demás piezas de material concurren al producto y son ubicadas de manera concéntrica alrededor de él de acuerdo con el orden de su utilización y dificultad de movimiento.

Se debe usar cuando⁴:

- Las operaciones de formación o tratamiento de material necesiten solo de herramientas manuales o máquinas sencillas.
- Sólo se fabrique una o unas cuantas piezas de un artículo.
- El costo de trasladar la pieza principal de material sea alto.
- Se necesite un alto nivel de trabajo especializado o se decida asignar la responsabilidad de la calidad a un solo trabajador.

3.2 FLUJO DEL PROCESO

Por medio de éste, se garantiza la entrada y salida adecuada del material y producto en proceso entre departamentos. Dicho transporte se puede dar por medio de cintas transportadoras, rodillos, AVG, robots, etc.

⁴ CHASE, JACOBS y AQUILANO, Administración de la producción y operaciones: Para una ventaja competitiva. 10 ed. México: McGraw Hill, 1997; p. 206 – 239

El flujo de las partes del producto está documentado por Amine Drira et ál [2] según sus formas así:

- a. Distribución lineal simple: el producto se mueve a través de una única línea por las diferentes instalaciones, esta línea puede ser recta, semicircular ó en forma de U. (Ver ilustración 1)

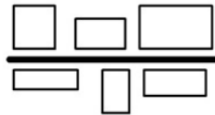


Ilustración 1. Distribución línea simple

- b. Distribución multilineal: el desplazamiento de las partes puede ser únicamente por una de las líneas ó se pueden intercambiar si el proceso de fabricación así lo requiere. (Ver ilustración 2)

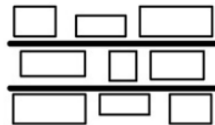


Ilustración 2. Distribución multilineal

- c. Distribución circular cerrada: esta distribución se asemeja a la forma de un anillo y tiene definida una única dirección. (Ver ilustración 3)

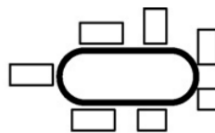


Ilustración 3. Distribución circular cerrada'

- d. Distribución de campo abierto: esta distribución se caracteriza por tener un mismo punto de entrada de material, pero a medida que el producto avanza en

su proceso de fabricación el producto toma diferentes direcciones creando ramificaciones en el diseño. (Ver ilustración 4)

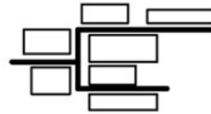


Ilustración 4. Distribución de campo abierto

- e. Distribución vertical: se presenta cuando el área horizontal es un limitante y se hace necesario contar con n niveles de planta; en este tipo de distribución entran más variables a definirse como lo son el número de niveles a construir, el número y ubicación de los elevadores y el tamaño de los mismos. (Ver ilustración 5)

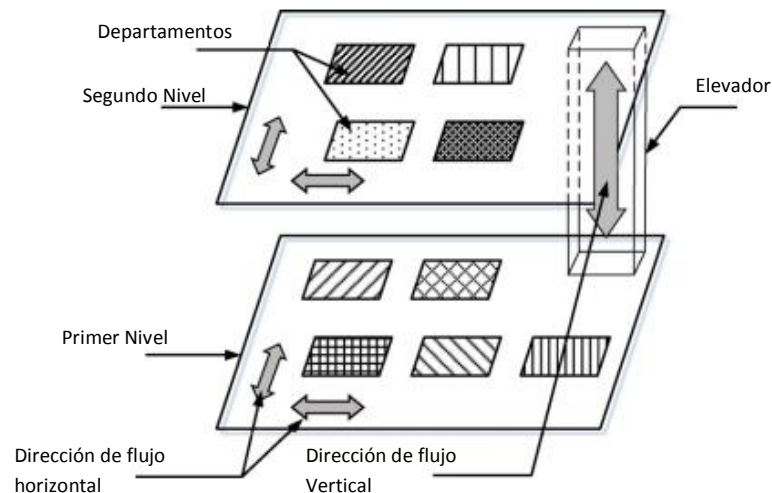


Ilustración 5. Distribución vertical

TOMPKINS, J.A., WHITE, J.A., BOZER, Y.A, FRAZELLE, E.H., TANCHOCO, J.M., & TREVINO, J. *Facilities planning*. En : New York: Wiley. (1996).

En cualquiera de las formas de flujo de material, anteriormente definidas, se puede presentar dos movimientos muy comunes, conocidos como retroceso y “bypass”. El retroceso, consiste en pasar el producto por un proceso ya realizado con

anterioridad. Este movimiento puede darse porque la secuencia de fabricación lo requiera o por defecto en el proceso realizado anteriormente. A diferencia del retroceso, el bypass permite al producto saltar determinado proceso porque su línea de producción así lo determina; estos movimientos en lo posible, se deben minimizar ya que agilizarían el flujo del material, mejorarían tiempos y se haría un transporte uniforme de un proceso o maquina a otro.

3.3 CARACTERÍSTICAS ESPACIALES DE LOS DEPARTAMENTOS

Un departamento puede estar definido físicamente por su forma o por su área, dependiendo del espacio necesario para las operaciones, el proceso a realizar y las máquinas que lo compongan.

3.3.1. Características de forma. Cuando un departamento se clasifica según su forma, se puede decir que ésta puede ser regular o irregular. Regular, si es de forma cuadrada o rectangular (*ver ilustración 6a*); definida únicamente por dos dimensiones: ancho y largo, de lo contrario, se considerará un departamento de forma irregular (*ver ilustración 6b*).

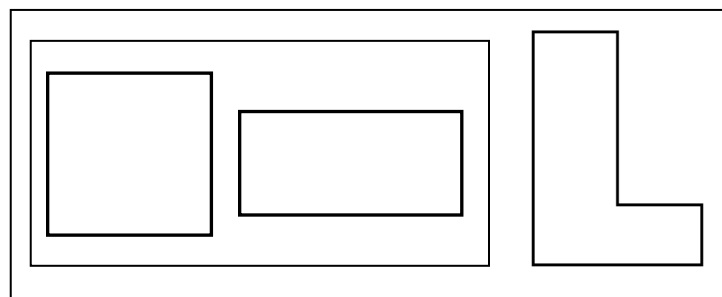


Ilustración 6. Formas de departamentos

6a. Formas regulares

6b. Forma irregular

En los casos en los que se presentan departamentos irregulares Lee y Kim [18] dan a conocer algoritmos que permiten corregir dicha irregularidad construyendo una nueva distribución en bloque usando la información de la posición relativa de los departamentos dados en la distribución. Este método consiste en hacer una

partición en bloques al área disponible para distribuir, esta partición se hace únicamente vertical y/o horizontalmente y garantiza que al finalizar el proceso, todos los departamentos tendrán una forma rectangular, inclusive los que al inicio no poseían una como tal. Sin embargo, se pueden presentar casos en los que la distribución final propondrá departamentos demasiado largos o en otro caso demasiado pequeños, en éstas situaciones, éstas distribuciones serán inaceptables. Estos autores proponen también algoritmos para modificar las formas de los departamentos dada una distribución inicial, de igual forma que el método anterior, el objetivo es pasar de formas irregulares a formas regulares. Algunos de los algoritmos propuestos fueron:

- Shaping algorithm using distance between centroids (SA±DC)
- Shaping algorithm using beam search (SA±BS)
- Shaping algorithms using traversing lines (SA±TL1 and SA±TL2)

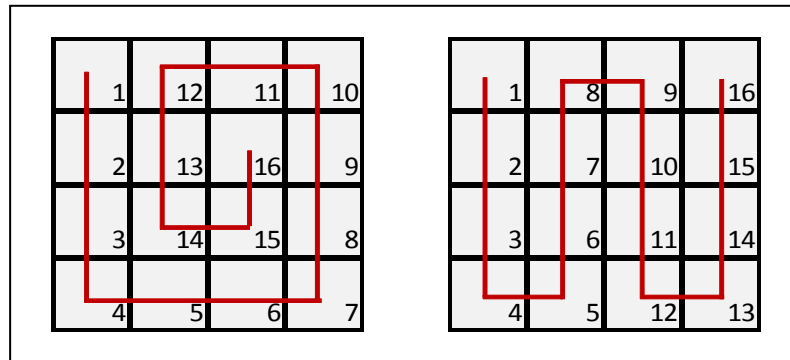
3.3.2. Características de área. Existen dos clasificaciones de departamentos según su área: iguales o desiguales. De acuerdo a esta clasificación, el tratamiento para solucionar el FLP se hace de manera diferente para cada una de éstas. Para áreas iguales el problema se considera de asignación cuadrática (QAP) y para áreas desiguales, recibe el nombre de problema del conjunto de cobertura (SCP), temas que se explicarán en el capítulo 3.

De acuerdo con Kyu-Yeul Lee et ál [20], el problema de áreas iguales consiste en ubicar dentro de un conjunto de instalaciones discretas, un conjunto discreto de departamentos, de manera que a cada instalación se le asigne un solo departamento, también llamado problema de asignación uno a uno o asignación cuadrática (ver numeral 4.1). Mientras que el problema de áreas desiguales consiste en asignar todas las instalaciones en un plano o área disponible. En este problema, un departamento es representado por un polígono que puede tomar

cualquier forma o número de instalaciones, dependiendo de las unidades de área que requiera para su operación.

Para solucionar el problema de áreas desiguales, se toma la planta a distribuir y se construye sobre ella una cuadrícula formada por cuadros o rectángulos (unidad de área). A partir de este momento, el problema se puede resolver de dos formas diferentes dependiendo del tipo de distribución que se vaya a realizar; un problema de distribución basado en bloques de una cuadrícula o un problema de distribución de bloques continuos. En el primero, a cada departamento se le va a asignar el número de unidades de área que necesite, el objetivo va a ser distribuir éstas unidades de área en el espacio total disponible. Para garantizar que las unidades de área correspondientes a cada departamento queden juntas en la distribución, se va a penalizar la función objetivo. En el segundo, se van a manejar los mismos departamentos con sus unidades de área correspondientes pero para garantizar que dichas unidades de área queden juntas en la distribución, se va a manejar una curva de llenado (SFC), ésta fue desarrollada por Bartholdi y Platzman [4] para el problema del agente viajero (TSP) y problemas de rutas cortos. Esta curva, formada por medio de conexiones de las series de curvas de Hilbert [15], consiste en una línea continua que atraviesa cada una de las unidades de área y va definiendo la secuencia en la que van a ser ubicados los departamentos, garantizando que aquellos que estén constituidos por más de una unidad de área, no vayan a ser divididos. En el caso en el que se presenten restricciones como departamentos en instalaciones fijas, áreas bloqueadas u otras, las curvas de llenado se pueden definir arbitrariamente a mano alzada, asegurando el cumplimiento de dichas restricciones o también pueden ser dibujadas siguiendo un patrón determinado y así crear diferentes soluciones en donde las unidades de área que representan el mismo departamento, se ubican siguiendo la SFC (*ver ilustración 7*), garantizando así una solución factible.

Ilustración 7. Ejemplo líneas de llenado



4. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN DE PLANTA (FLP)

La formulación es el momento en el que la “situación” de una planta se formula mediante un modelo matemático para entender su comportamiento. La ecuación del modelo matemático permite modelar relaciones complejas entre los distintos elementos del sistema.

Existen diferentes formulaciones que pueden llevar a problemas que pueden llevar a problemas de asignación cuadrática (QAP), como por ejemplo, cuando los departamentos a distribuir tienen áreas iguales, o el problema del conjunto de cobertura (SCP) cuando se tienen áreas desiguales.

El criterio de decisión se define a través de la función objetivo que puede ser una única y central ó se pueden definir también múltiples funciones para un mismo caso. Los objetivos más usados ó planteados para la solución del problema FLP son:

- Minimización del costo del espacio entre departamentos.
- Minimización del costo de manejo y manipulación del material.
- Minimización de los costos de adaptación de las instalaciones.
- Minimización del número de retrocesos y bypass.
- Minimización del tráfico de material.
- Minimización de las formas irregulares de las instalaciones.

De igual forma se definen las restricciones para los objetivos planteados, estas restricciones pueden ser:

- Ubicación de ciertas instalaciones fijas.
- Distancia mínima entre las instalaciones.
- Orientación de los puestos de trabajo.

- Puntos de entrada y salida de material establecidos.
- No traslape entre las instalaciones

Por otro lado, es importante definir la forma de plantear el problema, es decir, si ésta se va a definir de forma discreta ó de forma continua; cada una lleva un tratamiento diferente.

4.1 FORMULACIÓN DISCRETA

El problema de optimización se considera como un Problema de Asignación Cuadrática (QAP), fue introducido por Koopmans y Beckmann en [17] como un modelo matemático para la ubicación de un conjunto de departamentos en un conjunto de instalaciones. El objetivo, es asignar cada departamento en una instalación de tal forma que la distancia recorrida del material, producto en proceso o producto terminado sea mínima. Sean las matrices F y D de orden n x n; $F = (f_{ik})$ y $D = (d_{jl})$, donde f_{ik} es el flujo entre el departamento i y el departamento k , d_{jl} es la distancia entre la instalación j y la instalación l y N es el número de departamentos a distribuir. La planta se divide en bloques rectangulares de igual forma y área, para ser asignados. El modelo propuesto por Balakrishnan y otros [3] es el siguiente:

$$\text{Min} \quad \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N f_{ik} d_{jl} X_{ij} X_{kl} \quad \text{Ecuación 1}$$

s.a:

$$\sum_{i=1}^N X_{ij} = 1, \quad j = 1, \dots, N \quad \text{Ecuación 2}$$

$$\sum_{j=1}^N X_{ij} = 1, \quad i = 1, \dots, N \quad \text{Ecuación 3}$$

Dónde X_{ij} es una variable binaria [0,1] para el departamento i en la instalación j .

La ecuación 1, representa la suma de las distancias totales recorridas dado que el departamento i esté ubicado en la instalación j . La ecuación 2, garantiza que cada departamento esté ubicado únicamente en una instalación y la ecuación 3, asegura que cada instalación contenga sólo un departamento.

La formulación discreta también es usada para minimizar los retrocesos de una distribución en línea continua, la congestión de tráfico del producto y en la formulación de problemas dinámicos. Dentro de las desventajas del uso de esta formulación se encuentra que no se pueden establecer restricciones específicas como la orientación de las instalaciones, puntos de entrada y salida del material y la distancia mínima entre las mismas; por esta gran desventaja se tiende a preferir el uso de la formulación continua.

4.2 FORMULACIÓN CONTINUA

El objetivo de esta formulación, es ubicar las instalaciones de acuerdo a las coordenadas del centroide (X_i, Y_i) y sus dimensiones (ancho y largo). A diferencia de la formulación discreta, ésta permite establecer restricciones especiales para cada escenario que se presente. La formulación continua es usada para solucionar el problema de áreas desiguales llamado también problema del conjunto de cobertura (SCP); dentro de las restricciones que los investigadores han propuesto, se encuentran:

- Según Chwif et ál [7] la distancia entre dos instalaciones, está definida como la distancia rectilínea entre los dos centroides de dichas instalaciones así:

$$d_{ij} ((x_i, y_i), (x_j, y_j)) = |x_i - x_j| + |y_i - y_j|$$

- Kim y Kim [14] definen la distancia entre dos instalaciones como la distancia rectilínea entre los puntos de entrada y salida de las instalaciones así:

$$d_{ij} = |x_i^O - x_j^I| + |y_i^O - y_j^I|$$

En donde:

(x_i^O, y_i^O) definen las coordenadas del punto de salida del material de la instalación i ,

(x_j^I, y_j^I) definen las coordenadas del punto de entrada del material de la instalación j

- Welgama y Gibson [32] proponen un modelo para garantizar que no se presente traslape entre las instalaciones a distribuir: Se determinan dentro del modelo dos condiciones que aseguren la no presencia de superposición, cada condición va dirigida hacia cada dimensión (ancho y largo), finalmente se asegura la ausencia de traslape por medio del área del mismo, siendo que ésta sea menor ó igual a cero y se cumpla solamente una de las siguientes restricciones:

$$(x_{jt} - x_{ib})(x_{jb} - x_{it}) \geq 0$$

$$(y_{jt} - y_{ib})(y_{jb} - y_{it}) \geq 0$$

Donde (x_{it}, y_{it}) y (x_{ib}, y_{ib}) son las coordenadas de las esquinas superior izquierda e inferior derecha de la instalación i , y (x_{jt}, y_{jt}) y (x_{jb}, y_{jb}) son las coordenadas de las esquinas superior izquierda e inferior derecha de la instalación j .

- Mir y Imam [24] consideran que el área de traslape entre dos instalaciones, también debe ser tomada en cuenta como restricciones dentro del modelo, de esta manera, el problema puede ser expresado de la siguiente forma:

Función objetivo sujeta a:

$$A_{ij} \leq 0$$

En donde:

$$A_{ij} = \lambda_{ij} (\Delta X_{ij}) (\Delta Y_{ij});$$

$$\Delta X_{ij} = \lambda_{ij} \left(\frac{L_i + L_j}{2} \right) - |X_i - X_j|$$

$$\Delta Y_{ij} = \lambda_{ij} \left(\frac{W_i + W_j}{2} \right) - |Y_i - Y_j|$$

$$\lambda_{ij} = \begin{cases} -1 & \text{for } \Delta X_{ij} \leq 0 \text{ y } \Delta Y_{ij} \leq 0 \\ +1 & \text{de lo contrario} \end{cases}$$

(L_i , W_i) son el largo y el ancho de la instalación i , y (x_i , y_i) son las coordenadas de la instalación i .

5. MÉTODOS DE SOLUCIÓN AL PROBLEMA FLP

Existen diferentes métodos de solución para el problema de distribución de planta, los cuales han venido surgiendo como respuesta a las diferentes investigaciones que se han desarrollado. Sin embargo, es muy difícil hablar de todos estos métodos debido a la complejidad y extensión tanto del problema como de la solución propuesta, es por esto, que a continuación se hablará de algunos de ellos:

5.1 MATRIZ DE RELACIÓN DE ACTIVIDADES

La matriz de relación de actividades es un método de procedimiento alternativo que fue propuesto por Muther en 1961 [25], llamado metodología de la planeación sistemática de la distribución de planta (SLP). Esta metodología es cualitativa y es utilizada para dar solución al problema cuando los departamentos a distribuir son pocos y también como solución inicial para los métodos exactos y heurísticos.

Para realizar una distribución de planta utilizando este método, es necesario conocer con antelación las características de la planta definidas anteriormente en el capítulo 3. El método consiste en agrupar de forma lógica los departamentos, este agrupamiento se basa en las relaciones de flujo de material entre los mismos. “Para realizar la distribución de departamentos en empresas manufactureras es común usar el diagrama desde-hacia; mientras que para realizar la distribución de los departamentos de servicio o de administración, se tiende a usar el diagrama de relación”⁵.

5.1.1. Diagrama Desde – Hacia. Éste diagrama se resume en el flujo de material de un departamento (ó máquina) a otro. A continuación se mostrarán los pasos a seguir para realizar este diagrama.

⁵ Konz, Stephan; Diseño de Instalaciones Industriales; Editorial Limusa; Capitulo 3.

Paso 1. Análisis producto-cantidad: se debe conocer qué se va a producir, en qué cantidades y para qué horizonte de tiempo.

Paso 2. Análisis del recorrido de los productos: se parte de un análisis de flujo producto por producto, es decir, se determina la secuencia y la cantidad de los movimientos de los productos por las diferentes operaciones a través de todo el proceso.

Ejemplo: Para el siguiente ejemplo, se considerará una planta con una distribución por procesos definidos como A, B, C, D y E, en donde se elaboran 4 productos (1, 2, 3 y 4). En la *tabla 1* se podrán observar los pasos 1 y 2.

Tabla 1. Relación producto – cantidad

Producto	Secuencia del Producto	Unidades
1	ABCE	7
2	ABDC	5
3	BCDE	10
4	CBDE	6

Paso 3. Análisis de flujo entre los departamentos: con base en los datos de la *tabla 1*, se elabora el diagrama Desde – Hacia; una matriz en la cual los departamentos ubicados en la primera columna representarán el departamento donde se origina el flujo y los ubicados en la primera fila representarán el destino de dicho flujo. Este flujo, será representado por el número de unidades a desplazar de un departamento (fila) a otro (columna).

La *tabla 2*, muestra que del departamento “A” al departamento “B” se movilizarán 12 unidades correspondientes así: 7 unidades del producto 1 y 5 más del producto 2 (éstos datos pertenecen a la *tabla 1*).

Tabla 2. Diagrama Desde – Hacia (completo)

HACIA	A	B	C	D	E
DESDE					
A	-	12			
B		-	17	11	
C		6	-	10	7
D			5	-	16
E					-

Paso 4. Suma total del flujo entre departamento: se suman las unidades totales a transportar entre cada par de departamentos, completando así, solamente la parte superior de la diagonal principal de la matriz.

Ejemplo: las unidades a transportar de “B” a “C” más las unidades a transportar de “C” a “B” suman 23, como se ve en la *tabla 3*.

Tabla 3. Diagrama Desde – Hacia (Diagonal superior)

HACIA	A	B	C	D	E
DESDE					
A	-	12			
B		-	23	11	
C			-	15	7
D				-	16
E					-

Paso 5. Análisis de cercanía: se identifica el valor máximo y el valor mínimo de la matriz. Se halla el rango (máximo – mínimo) y se divide en 4 para crear así los intervalos de los niveles de cercanía a tener en cuenta para identificar la relación entre departamentos. Estos niveles indican y clasifican la necesidad de cercanía entre cada par de departamentos. Muther [25] propone los niveles de relación así:

A = Absolutamente necesario que esté cerca

E = Especialmente necesario que esté cerca

I = Importante que esté cerca

O = Cercanía común

U = No importa la cercanía

X = No se desea que esté cerca

También se encuentra la siguiente clasificación:

A = Absolutamente necesario que esté cerca

B = Importante que esté cerca

C = Cercanía común

D = No importa la cercanía

E = No se desea que esté cerca

Para el *Ejemplo*, desarrollado, sólo se tendrán en cuenta los 4 primeros niveles que son los que requiere el ejemplo ilustrado, obteniendo los siguientes intervalos entre los niveles, e identificando la relación entre los departamentos (*ver tabla 4*):

$$\text{Rango} = (23 - 7) = 16$$

$$k = (16 / 4) = 4$$

A: 19 – 23 **E:** 15– 19 **I:** 11 – 15 **O:** 7 – 11

Tabla 4. Diagrama Desde – Hacia (Grados de relación)

HACIA DESDE	A	B	C	D	E
A	-	I			
B		-	A	I	

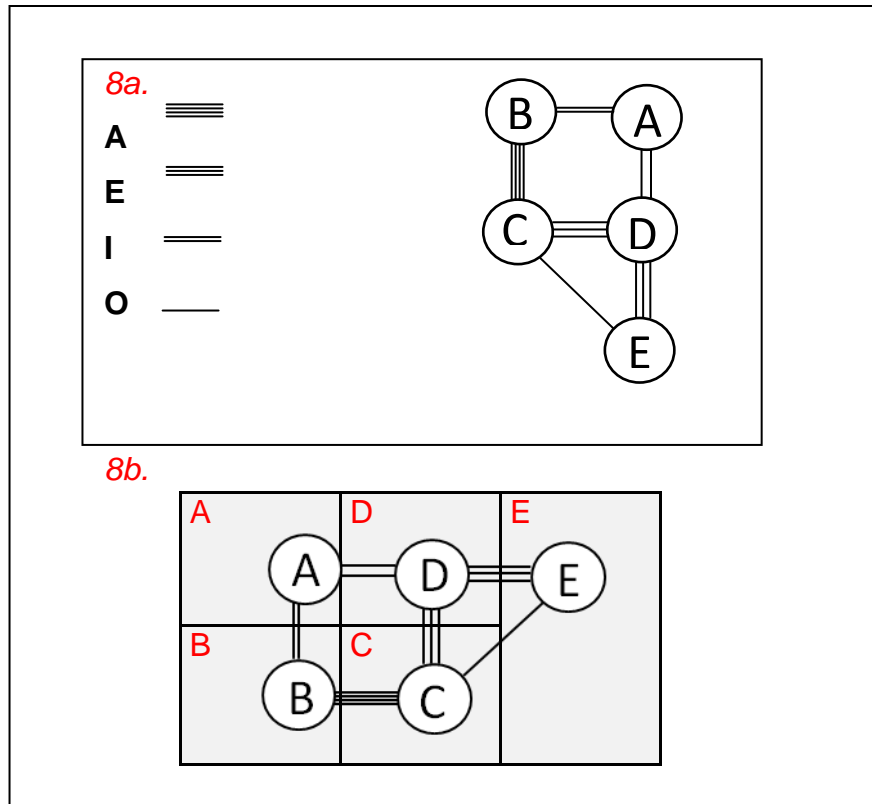


Paso 6. Elaboración del diagrama de relación de actividades: este diagrama consiste en distribuir los departamentos en el espacio disponible, de acuerdo a la relación determinada anteriormente, dando prioridad a las relaciones más fuertes. En el *Ejemplo*, se puede observar que las relaciones se encuentran representadas gráficamente con líneas en cantidades proporcionales a la relación que conservan los departamentos (*ver ilustración 8a*).

En la *ilustración 8b* se puede observar una posible distribución para el ejemplo dado, cabe resaltar que este diagrama es cualitativo y puede quedar de diferentes formas de acuerdo a los gustos o preferencias de la persona que lo realiza. También se debe tener en cuenta en el momento en que se realiza dicho diagrama, la necesidad de conocer muy bien los espacios que se tienen disponibles y las restricciones que tenga cada departamento.

Paso 7. Evaluación de la distribución de planta: la evaluación de la distribución se realiza hallando la razón entre la distribución elaborada y la distribución ideal. La calificación va a estar dada de acuerdo al puntaje que se le dé a cada nivel. La evaluación total va de 0 a 1, siendo 1 la mejor calificación posible.

Ilustración 8. Diagrama de Relación de actividades



Para este caso, se va a tener en cuenta el siguiente puntaje*:

A: 10 puntos

E: 5 puntos

I: 2 puntos

O: 1 punto

En la *ilustración 9* se puede observar la calificación para el *Ejemplo* que se ha venido desarrollando.

* CLASE con Edwin Garavito, docente planta, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, 2009.

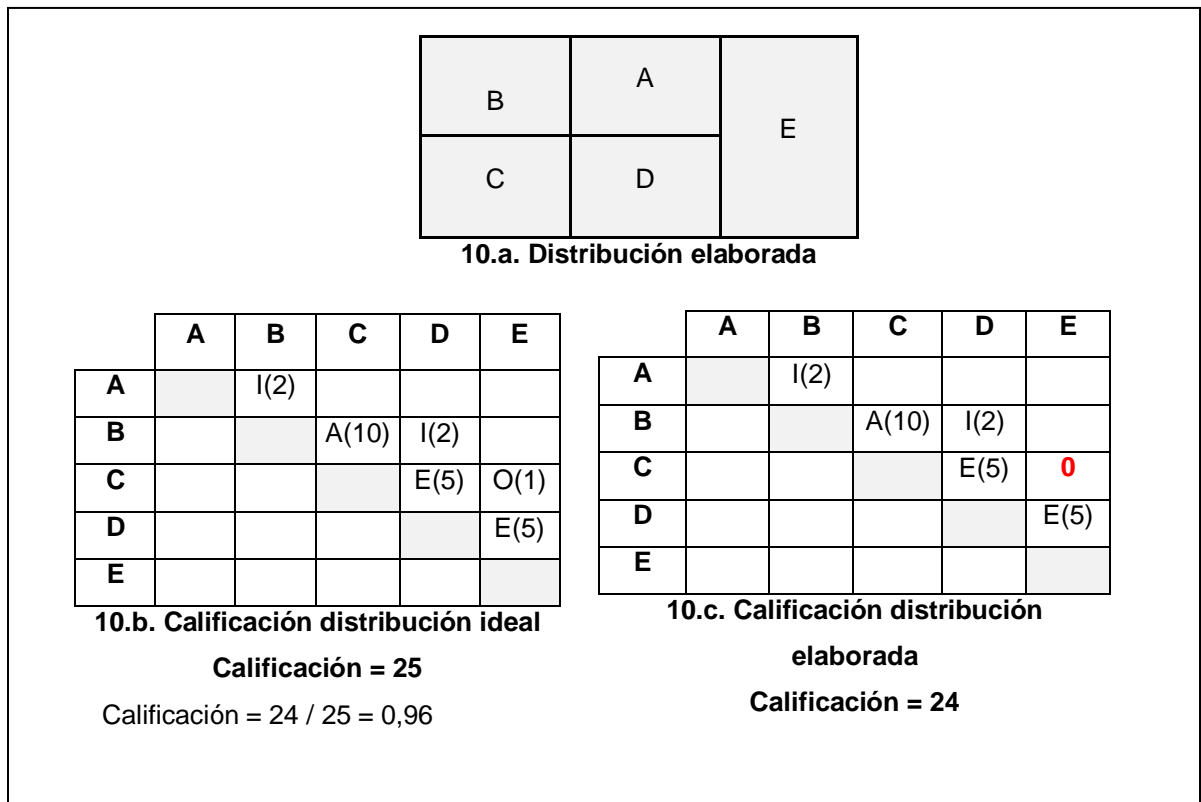
Ilustración 9. Evaluación de la distribución para el ejemplo



Para el caso anterior, la distribución quedó bien hecha, pues todas las relaciones de cercanía se cumplen. Analicemos la *ilustración 10*:

Se puede observar que para la distribución, la calificación es de 0,96 ya que los departamentos C y E no quedaron cerca, luego el puntaje es 0 para ese caso.

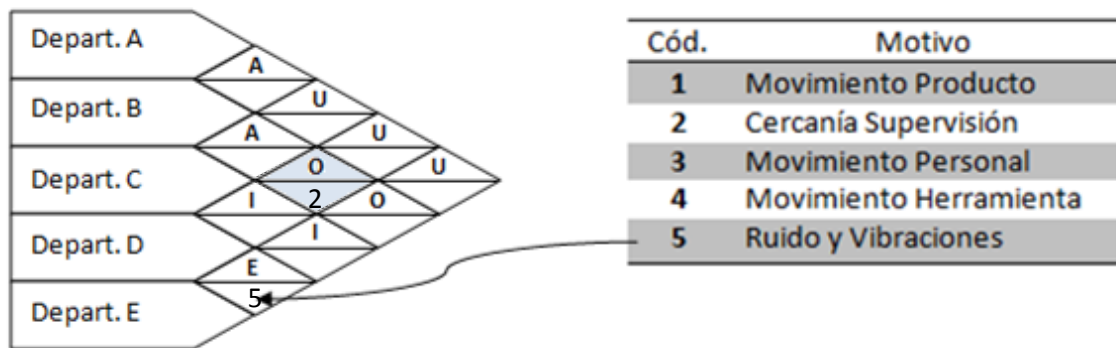
Ilustración 10. Evaluación Distribución errada



5.1.2. Diagrama de relación. Según Konz [16] el diagrama de relación consiste en clasificar la necesidad de cercanía entre cada par de departamentos de acuerdo a los niveles establecidos. Esta clasificación se realiza de forma cualitativa y a criterio de una persona que se considere con el suficiente conocimiento de los procesos que se desarrollan en la empresa. Para esta metodología, se considerarán los mismos niveles de cercanía que en el diagrama Desde – Hacia. Pero en este caso, como no se cuenta con datos numéricos (como el flujo en el diagrama desde-hacia), se analizará la relación de cercanía entre los departamento de acuerdo al motivo de dicha relación y su intensidad. Estos motivos son identificados dependiendo del problema específico que se esté resolviendo, el tipo de empresa y demás factores que se consideren influyentes.

En la *ilustración11* se puede observar el diagrama de relación formado por rombos, en los que se describe la relación correspondiente entre dos departamentos. Si se observa el rombo sombreado, éste corresponde a la relación existente entre los departamentos B y D. Cada rombo consta de dos entradas; en la parte superior se ubica el nivel de relación de cercanía (A, E, I, O y U) que se considera que existe entre los dos departamentos, y en la parte inferior, el motivo por el cual se da dicha cercanía, que para el ejemplo se representará numéricamente (1, 2, 3, 4 y 5).

Ilustración 11. Diagrama de relación



A partir de las relaciones identificadas en el diagrama anterior, se elabora el diagrama de relación de actividades definido en el *paso 6 del numeral 5.1.1* en donde se ubicaran los departamentos según su relación, y si dos o más departamentos coinciden en la misma, se evalúa el motivo y de acuerdo a su importancia se da prioridad en el momento de ubicar los departamentos., seguidamente se realiza la evaluación de la distribución que se describió en el *paso 7* del mismo numeral.

5.2 MÉTODOS DE SOLUCIÓN EXACTOS

Actualmente existen pocos métodos que llegan a dar una solución exacta al problema de distribución de planta debido a su complejidad; a continuación, se va a

explicar brevemente el método de solución exacto del QAP más conocido, aprobado y usado por los investigadores.

5.2.1. Branch and Bound. El algoritmo de ramificación y acotamiento (branch and bound) es una técnica que realiza un recorrido sistemático en un árbol de soluciones; este recorrido no tiene por qué ser necesariamente en profundidad sino que puede usar una estrategia de ramificación, guiada por estimaciones de la función objetivo, que se realizarán para cada nodo (posible solución). Se usan técnicas de poda para eliminar nodos que no lleven a la solución óptima, el acotamiento se realiza estimando en cada nodo las cotas de beneficio que se pueden obtener a partir del mismo. Un concepto fundamental para entender el algoritmo de ramificación y acotamiento es el de nodo vivo. Nodo vivo del árbol de expansión es un nodo con posibilidades de ser ramificado, es decir, un nodo que no ha sido podado. Para determinar en cada momento qué nodo va a ser expandido y dependiendo de la estrategia de búsqueda seleccionada, se hace necesario almacenar todos los nodos vivos en alguna estructura que se pueda recorrer.

Básicamente, “en un algoritmo de ramificación y acotamiento básico, se realizan tres etapas: La primera de ellas, denominada de selección, se encarga de extraer un nodo del conjunto de los nodos vivos. La forma de escogerlo va a depender directamente de la estrategia de búsqueda que se escoja para el algoritmo. En la segunda etapa, la ramificación, se construyen los posibles nodos hijos del nodo seleccionado en el paso anterior. Por último, se realiza la tercera etapa, el acotamiento, en la que se eliminan algunos de los nodos creados en la etapa anterior. Esto contribuye a disminuir en lo posible el espacio de búsqueda y así atenuar la complejidad de estos algoritmos basados en la exploración de un árbol de posibilidades. Aquellos nodos que no se eliminan, pasan a formar parte del conjunto de nodos vivos, y se comienza de nuevo por el proceso de selección. El

algoritmo finaliza cuando encuentra la solución, o bien cuando se agota el conjunto de nodos vivos”⁶.

Este algoritmo ha tenido exitosas aplicaciones para varios problemas de optimización combinatoria y se considera como el algoritmo exacto más eficiente para resolver el QAP.

5.3. MÉTODOS DE SOLUCIÓN METAHEURÍSTICOS

La palabra heurístico procede de la palabra griega *heuriskein*, que significa descubrir, al igual que la palabra *Eureka* y meta significa *más allá*. Entre los primeros investigadores que hablaron de heurística se encuentran Newell, Shaw y Simon (1963) y la definen de la siguiente manera: "Un proceso que puede resolver un problema dado, pero que no ofrece ninguna garantía de que lo hará.

Según Palma Mendez et ál [27] las heurísticas son criterios, reglas o métodos que ayudan a decidir cuál es la mejor alternativa entre varias posibles para alcanzar un determinado objetivo. Para ello, deben disponer de información, o mejor aún, de conocimiento sobre el problema que se intenta resolver. Este conocimiento se puede obtener a partir de cualquier pista, intuición o experiencia que se tenga sobre el dominio del problema. En el contexto de los sistemas de búsqueda, las metaheurísticas se suelen utilizar para decidir cuáles de las posibles soluciones son más prometedoras, o bien en qué orden se deben aplicar las reglas a una solución para generar nuevas soluciones.

El procedimiento consiste en describir un espacio de búsqueda y luego elegir una estrategia para recorrer este espacio en busca de soluciones. El problema de utilizar una estrategia de búsqueda no informada, o búsqueda a ciegas, es que al

⁶ GUEREQUETA, R. y VALLECILLO, A. Técnicas de diseño de algoritmos. 2Ed. Publicaciones de la Universidad de Málaga, 2000; Capítulo 7.

realizar una búsqueda sistemática sin ningún tipo de información que le permita discernir las regiones más prometedoras, de aquellas que lo son menos, es que el tiempo necesario para encontrar una buena solución puede llegar a ser muy grande. La alternativa es disponer de algún mecanismo que permita dirigir la búsqueda hacia las zonas más prometedoras, de modo que podamos llegar a una solución sin necesidad de visitar tantos candidatos como los que en general requiere una estrategia de búsqueda a ciegas.

Dado que las metaheurísticas se basan en el uso de conocimiento a veces impreciso o incierto, es natural que en muchas ocasiones fallen en la predicción de la mejor alternativa. Una buena metaheurística es capaz de tomar una buena decisión, no necesariamente la mejor, en un alto porcentaje de ocasiones. En consecuencia, el resultado de un buen heurístico es que el tiempo medio para llegar a una solución mejore notablemente, aunque en el peor de los casos el tiempo puede ser igual que el de una búsqueda a ciegas.

El término metaheurístico se utiliza muchas veces en contraposición con el término algorítmico, para hacer referencia a procedimientos que no garantizan la calidad de la solución, sin embargo, también hay algoritmos exactos, en los que la búsqueda se guía mediante metaheurísticos.

El uso de estos métodos metaheurísticos parte de la necesidad de solucionar el problema FLP no solo para instancias pequeñas, sino también en los casos en que el número de departamentos a distribuir es muy grande. A pesar de que los métodos que utilizan las metaheurísticas no generan soluciones óptimas, sí logran definir una distribución factible y cercana a ésta, representando una buena solución. Muchas investigaciones han sido desarrolladas para crear nuevos métodos metaheurísticos, entre las más distinguidas se encuentran:

- Búsqueda Tabú (TS)

- Recocido Simulado (SA)
- Algoritmos Genéticos (GA)
- Métodos constructivos (CM)
- Colonia de Hormigas (AC)

En este libro, solamente se hablará de los 3 primeros que fueron los utilizados para desarrollar la herramienta de aplicación que se mostrará más adelante, en el *capítulo 11*.

5.3.1. Búsqueda Tabú (TS). La palabra “Tabú” proviene de “Tongan” una lengua hablada en la polinesia, y es usada por los aborígenes de la isla de Tonga para describir aquello que no puede ser tocado porque es sagrado. Por otro lado, de acuerdo con el diccionario Webster’s la palabra “Tabú” también significa “una prohibición impuesta por acuerdo social como una medida preventiva” [1].

La Búsqueda Tabú es un procedimiento heurístico que fue introducido por primera vez por Glover en 1986 [11]. Skorin – Kapov [30] fue el primero en usar esta metodología para el problema QAP. Esta metaheurística se caracteriza por el uso de una memoria adaptativa y múltiples estrategias de solución.

Básicamente, la búsqueda tabú es un método de búsqueda local que parte de una solución inicial (s), la cual es explorada y evaluada junto con los posibles movimientos a realizar dentro de una vecindad (N). Emplea estrategias de diversificación con el objetivo de evadir óptimos locales, esta estrategia implica la aceptación de soluciones peores a las ya encontradas e iniciar la búsqueda en otra región sin explorar. Al mismo tiempo, la búsqueda tabú aplica la estrategia de intensificación en pro de lograr una mejor solución dentro de la región en la que se esté operando. Con el fin de garantizar que un movimiento no se repita de manera inmediata o frecuente, esta heurística cuenta con una lista tabú (TL), en la que se van registrando los últimos movimientos realizados y se alerta al proceso el no

uso de los mismos. Sin embargo, si un movimiento considerado tabú genera un valor en la función objetivo mejor que el actual, éste movimiento puede ser permitido bajo el criterio de aspiración. La búsqueda Tabú finaliza en el momento en el que un criterio de parada (k) definido inicialmente, ordene al programa detenerse y arrojar la mejor solución encontrada. El siguiente es el pseudocódigo de esta heurística:

$s \leftarrow$ Se genera una solución inicial (s)
 Se inicia la Lista Tabú (TL1, TL2, ... , TLr)
 $K \leftarrow 0$

Mientras no se cumplan los criterios de parada,

Crear un conjunto $(s, k) \leftarrow \{s' \in N(s) \mid s \text{ no pertenece a la lista tabú, o si pertenece, pero cumple el criterio de aspiración}\}$

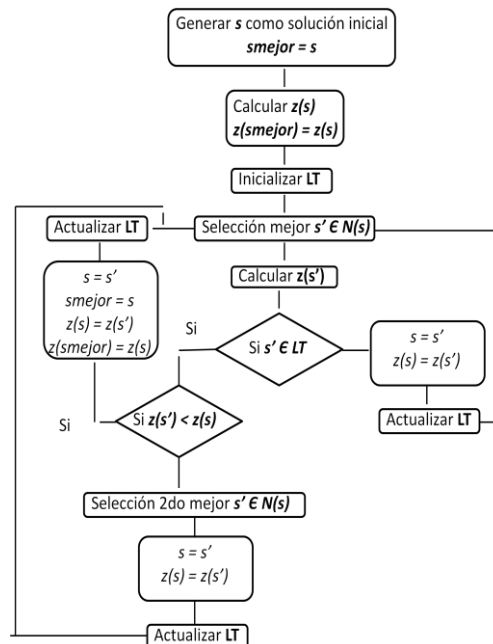
$s \leftarrow$ La mejor solución del conjunto (s, k)

Actualizar la Lista tabú y el criterio de aspiración.(k)

$K \leftarrow k+1$

Fin Mientras

Ilustración 12. Diagrama de flujo - Búsqueda Tabú



El algoritmo búsqueda tabú, está compuesto principalmente por 4 operadores:

- Búsqueda por entorno: la búsqueda tabú es la metaheurística que más usa este procedimiento; pues ésta, incluye tanto métodos constructivos como métodos de mejora dentro de todos los procesos que desarrolla la memoria adaptativa.

Los pasos de la búsqueda por entorno según Glover [12] son:

Paso 1 Inicio: (A) seleccionar una solución de arranque $s \in S$.

(B) Almacenar la mejor solución actual conocida haciendo $s_{mejor} = s$ y definiendo $Z = Z(s_{mejor})$.

Paso 2 Elección y finalización: elegir una solución $s' \in N(s)$. Si los criterios de elección empleados no pueden ser satisfechos por ningún miembro de $N(s)$, o si se aplican otros criterios de parada, entonces el método para.

Paso 3 Actualización: rehacer $s = s'$, y si $Z(s) < Z$, ejecutar el paso 1(B). Volver al paso 2.

El método de búsqueda en el entorno puede ser alterado fácilmente añadiendo provisiones especiales para generar una variedad de procedimientos clásicos. Se citan los Métodos Descendentes y los Métodos de Monte Carlo. “Los métodos descendentes sólo permiten movimientos a soluciones vecinas que mejoran el valor actual, y finalizan cuando no pueden ser encontradas soluciones mejores. La solución final (s_{Mejor} final) obtenida por un método descendente se llama óptimo local, dado que es al menos tan bueno o mejor que todas las soluciones de su entorno. La deficiencia evidente de un método descendente es que tal óptimo local en la mayoría de los casos no será un óptimo global, es decir, usualmente no minimizará Z sobre todo $s \in S$. Algunos procedimientos aleatorios tales como los métodos de Monte Carlo, los cuales incluyen recocido simulado, se pueden representar análogamente añadiendo una simple provisión al paso 2. Los métodos

de Monte Carlo continúan muestreando el espacio de búsqueda hasta terminar finalmente mediante alguna forma de limitación de iteración. Normalmente usan una función exponencial para definir probabilidades, inferida de la práctica establecida en ingeniería y ciencia física⁷.

Otra forma de mejorar los métodos descendentes para evadir los óptimos locales, es iniciar varias veces con diferentes soluciones seleccionadas aleatoriamente ó que una vez se obtiene un óptimo local, se realicen movimientos aleatorios.

- Lista/memoria tabú: la lista tabú es la memoria que utiliza el procedimiento de búsqueda para evitar retornar a configuraciones ya visitadas recientemente y caer en movimientos cíclicos. A medida que se van realizando los movimientos, éstos son señalados como *tabú* e ingresan a dicha lista. Esta lista, tiene un tamaño definido que va a estar dado por un número límite de iteraciones en las que se van a prohibir los movimientos que vayan ingresando y estén en ella. Esta regla tiene una excepción en la presencia del criterio de aspiración.

La búsqueda tabú trabaja con una memoria adaptiva, que consiste en un arreglo de las mejores soluciones encontradas en cada iteración durante el procedimiento de búsqueda. Este arreglo se encarga de organizar estas mejores soluciones de forma ascendente, ubicando así la mejor solución en el primer lugar y la peor en el último. Este tipo de memoria, aporta a la implementación de la estrategia de intensificación dentro del proceso garantizando la selección de la mejor solución para cada iteración.

La memoria que la búsqueda tabú utiliza puede ser clasificada como *memoria basada en lo reciente* o *memoria basada en la frecuencia*. La primera es también considerada como memoria a corto plazo y consiste en mantener dentro de la lista

⁷ GLOVER, F. y MELIAN, B., Búsqueda tabú. En: Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial. No.19 (2003); p.29-48.

tabú a los movimientos más recientes, una vez claudicada la penalización tabú, el movimiento entrará a clasificar nuevamente como posible cambio sin ningún impedimento, es decir la búsqueda tabú no recordará haber hecho ese movimiento con anterioridad. La segunda clasificación basada en la frecuencia, consiste en llevar un registro adicional al de la memoria a corto plazo. Esta adición es un conteo individual y permanente a cada movimiento que se realice dentro de la búsqueda, logrando identificar cuáles son los más repetitivos y de igual forma penalizar su uso. Este tipo de memoria suele conocerse también como memoria a largo plazo [9].

- Criterio de aspiración: el criterio de aspiración tiene como objetivo no rechazar una mejor solución cuando el movimiento que la genera se encuentra clasificado como tabú. Este criterio elimina dicha clasificación en el momento en el que al comparar el valor de la función objetivo encontrado para el movimiento prohibido, éste mejora el valor de la mejor solución encontrada hasta el momento. Una vez aplicado el criterio de aspiración, la configuración dada por el movimiento nuevamente permitido pasa a ser la mejor solución actual de la búsqueda. El criterio de aspiración aporta a la implementación de la estrategia de intensificación dentro del proceso [22].

- Criterios de parada: los autores manejan diferentes métodos como criterios de parada dependiendo del tipo de problema a solucionar o de las necesidades del investigador. Entre los criterios de parada más comunes se encuentran:
 - a. Definir un límite o un número total de iteraciones a realizar.
 - b. Detenerse cuando se alcance un costo menor o igual al deseado.
 - c. Detener el algoritmo luego de realizar un determinado número de iteraciones sin encontrar una solución igual o mejor a la actual.
 - d. Varias condiciones de las anteriormente mencionadas al mismo tiempo.

Además de los operadores, cada algoritmo debe contar con 2 estrategias fundamentales para evitar caer en óptimos locales y encontrar, si es posible un óptimo global. Estas estrategias son la intensificación y la diversificación. La primera, es una búsqueda local y consiste en definir normas que permitan que el algoritmo se fije en regiones que muestren o puedan tener soluciones atractivas por medio de la memoria a corto plazo y del criterio de aspiración. La de diversificación, permite que se aumente la capacidad de búsqueda en aquellos lugares en los que no se han explorado sin volver a las mismas regiones, o que puedan tener soluciones diferentes a las encontradas anteriormente [1].

Algunos de los métodos propuestos por [1] como estrategias de intensificación y diversificación son:

- a.** Refuerzo por restricción: es una estrategia de intensificación, se inicia seleccionando un grupo de soluciones mediante una “medida de clasificación” dependiendo de si se quiere penalizar o incentivar dicho grupo, luego se disminuye el rango de posibilidades permitidas modificando las probabilidades de ser seleccionadas.

- b.** Reencadenamiento de camino: se seleccionan dos soluciones s' y s'' creadas a partir de la fase de búsqueda, se continúa creando un “camino desde s' a s'' ”, produciendo una secuencia de soluciones $s' = s'(1); s'(2); \dots; s'(r) = s''$ donde $s'(i + 1)$ se crea a partir de $s'(i)$ en cada paso eligiendo el movimiento que deja el menor número de movimientos restantes hasta alcanzar s'' . Una vez que el camino se haya terminado, se escoge una de las soluciones $s'(r)$ para empezar con una nueva fase de búsqueda. Esta técnica se usa como estrategia de intensificación y diversificación.

- c.** Procedimientos de listas de candidato: este método de diversificación, consiste en “aislar” un número de movimientos de un entorno grande, para

disminuir el gasto de verificar todo el entorno. Este número de movimientos seleccionados se referencia mediante una lista que identifica sus elementos definitorios (tales como índices de variables, nodos y arcos).

- d. Entornos compuestos: existen varias formas de crear entornos compuestos, éstos dependen del tipo de problema que se va a solucionar, sus características y la forma en que evoluciona el mismo, dependiendo de esto, se decide el criterio de vecindad y las modificaciones que se le realicen al entorno, por ejemplo un algoritmo puede iniciar con un criterio de vecindad dado y a medida que el problema se va desarrollando, este criterio puede variar, utilizando así para un mismo problema, más de un entorno.

- e. Oscilación Estratégica: es una técnica efectiva entre intensificación y diversificación. Consiste en agrandar hasta una frontera el punto en el que el método debe parar modificando el procedimiento para que el método “cruce” dicha frontera y busque más a profundidad, luego de esto, se devuelva en sentido contrario (de ahí su nombre de oscilación) cuando llegue a otra frontera y así sucesivamente, obligando a que el método salga de algunos lugares y luego pueda volver a ellos. Esta oscilación entre la intensificación y la diversificación se puede lograr variando el tamaño de la lista tabú; para un tamaño grande, mayor intensificación; y para un tamaño pequeño, mayor diversificación.

Para facilitar el entendimiento de la metodología de la búsqueda tabú, se mostrarán a continuación los pasos que se deben llevar a cabo para el proceso, acompañado de un pequeño ejemplo ilustrativo: se considera una planta en la cual se desea realizar una distribución por proceso teniendo en cuenta 7 departamentos a distribuir en 7 instalaciones disponibles y cuyas matrices de flujos y distancias se muestran en la *ilustración 13*:

Ilustración 13. Matrices de flujo entre departamentos y distancias entre instalaciones, para el ejemplo

FLUJOS (i,k)							DISTANCIAS (j,l)							
	2	3	4	5	6	7		2	3	4	5	6	7	
1	8	3	0	9	10	25	1	1	2	2	3	5	4	
2		3	8	5	27	1	2		1	2	2	3	4	
3			4	2	4	13	3			1	1	2	3	
4				4	12	25	0	4				1	2	1
5					5	7	46	5					1	2
6						6	5	6						1

Paso 1 Generar solución inicial: Esta primer solución puede ser extraída de algún procedimiento constructivo como la matriz Origen Destino [11], puede ser generada de forma aleatoria, una solución inicial con la que se cuente previamente o una solución encontrada por otra heurística usada con anterioridad.

Un método constructivo es aquel que genera la solución iniciando en cero y va agregando componentes poco a poco a una solución parcial hasta completarla y obtener una solución final. Estos métodos generalmente trabajan con aproximaciones rápidas y las soluciones que generan nos son muy buenas, por esto es que se consideran como método de inicio para un algoritmo de búsqueda local como Búsqueda Tabú [5].

Para el ejemplo; se parte de la siguiente solución inicial que muestra el orden en que los departamentos se asignan a las instalaciones. Esta solución fue generada aleatoriamente (ver ilustración 14).

Paso 2 Evaluar solución inicial: la evaluación se realiza a través de la función objetivo que se esté implementando, que puede estar dada por los diferentes costos de manipulación de los productos a través de la planta, flujos de materiales entre cada par de departamentos, distancias entre instalaciones, entre otros criterios. Para el ejemplo, se tendrá en cuenta únicamente flujos entre departamentos y distancias entre instalaciones, utilizando así la formulación dada en el *numeral 4.1*.

Una vez evaluada la configuración obtenida como solución inicial en la función objetivo, este valor toma el nombre de $Z(s_{mejor})$ y como su nombre lo indica, se actualizará cada vez que se encuentre una mejor solución. Para el ejemplo planteado, $Z(s_{mejor}) = 452$.

Paso 3 Identificar la vecindad: Una estructura de vecindad es una función $N: S \rightarrow 2^S$ que asigna a cada $s \in S$ un conjunto de vecinos $N(s) \subseteq S$ en donde $N(s)$ es llamada la vecindad de s .

Existen varias formas de definir el criterio de vecindad que diferentes autores han propuesto, sin embargo, para el ejemplo, se empleará el intercambio en la ubicación de dos departamentos. Una vez identificados todos los posibles vecinos, éstos son evaluados en la función objetivo y aquel que genere el valor más bajo será el candidato a ser la solución temporal del problema. Los 5 mejores vecinos del ejemplo se muestran en la *tabla 5* con sus respectivos valores en la función objetivo:

Tabla 5. Mejores vecinos, ejemplo

Permutación	Configuración	Z	LT
7 - 4	2 - 6 - 4 - 3 - 7 - 5 - 1	366	0
7 - 1	2 - 6 - 1 - 3 - 4 - 5 - 7	386	0
7 - 3	2 - 6 - 3 - 7 - 4 - 5 - 1	409	0
3 - 5	2 - 6 - 7 - 5 - 4 - 3 - 1	410	0
7 - 5	2 - 6 - 5 - 3 - 4 - 7 - 1	415	0

Paso 4 Comparar y Actualizar: Como es la primera iteración, no se tienen movimientos tabú; por lo tanto el mejor vecino no es un movimiento prohibido en esta iteración (ver columna 4, *tabla 5*), así que es seleccionado como *solución temporal* y se procede a comparar su valor Z (366) con el Z (452) siendo $Z(s) < Z(s_{mejor})$. Como se ha encontrado una mejor solución se actualiza $Z(s_{mejor})$, con este nuevo valor y la configuración que lo genera será llamada como *solución del problema*, hasta que se encuentre una mejor.

Si el mejor vecino de la iteración fuera un movimiento tabú y su valor en la función objetivo mayor que el $Z(s_{mejor})$, se tomaría como mejor vecino aquel movimiento que tenga un Z pequeño y que no se considere prohibido en el momento, si por el contrario el $Z(s')$, que al mismo tiempo es tabú, es menor que el $Z(s_{mejor})$, se aplica el criterio de aspiración.

En este momento el movimiento o permutación 7 - 4 entra a considerarse un movimiento Tabú, tantas iteraciones como tamaño de lista tabú se haya definido. Para el caso se considerará prohibido durante 3 movimientos más, es decir un tamaño de lista tabú igual a 3 (*ver tabla 6*).

Tabla 6. Lista tabú

Permutación	LT
7 - 4	3
-	2
-	1

Una vez actualizada la lista tabú y la *solución temporal* ó *solución del problema* (en caso de que $Z(s)$ sea menor que $Z(s_{mejor})$) se debe regresar al paso 3 siempre y cuando no se hayan dado los criterios de parada.

Para el ejemplo se utilizó como criterio de parada el número de iteraciones igual a 10, y se obtuvo como solución del problema la siguiente configuración, con un valor en la función objetivo de 330 (*ver ilustración 17*):

Ilustración 17. Secuencia final de departamentos

2	6	4	1	5	7	3
---	---	---	---	---	---	---

5.3.2. Recocido Simulado (SA). El tratamiento térmico del recocido fue utilizado inicialmente por Metrópolis, cuando éste realizaba experimentos en búsqueda de alcanzar propiedades físicas y especificaciones de los metales y cristales. Él planteó que para poder alcanzar dichas propiedades y especificaciones, se debía llegar al estado más bajo de energía o también llamado estado fundamental por medio de un recocido cuidadoso, en donde inicialmente se eleva la temperatura considerablemente y luego de manera gradual ésta se va disminuyendo. En el algoritmo de metrópolis se genera una perturbación aleatoria en el sistema en donde aparecen cambios y fluctuaciones de energía, estos cambios surgen de manera aleatoria con tendencia a disminuir. Sin embargo, la probabilidad de aceptar un incremento en el nivel de energía está dado por Boltzmann como: $e^{-\frac{E(r_i)}{K_b T}}$, donde $E(r_i)$ es la energía de la configuración, K_b , es la constante de Boltzmann y T es la temperatura. El proceso se repite durante un número predefinido de series decrecientes de temperaturas, hasta que el sistema esté frío o alcance su estado fundamental.

El concepto de la temperatura para los sistemas físicos no es de total equivalencia con los sistemas relacionados con la optimización, sin embargo se

pudo crear un simulado de este proceso para alcanzar mejores resultados heurísticos y poder solucionar el problema de optimización combinatoria.

El Recocido Simulado fue originalmente propuesto por Kirkpatrick, Gelatt y Vecchi (1983) and Cerny (1985), se define como una aproximación que genera una buena solución al problema de optimización combinatorio complejo, el nombre de este método proviene por la similitud y analogía que éste presenta con el proceso térmico anteriormente descrito, en el que el objetivo es lograr llevar un sistema físico a su punto de enfriamiento mayor de manera gradual⁸.

El proceso parte de una serie de soluciones s y el valor en su función objetivo $z(s)$; el objetivo es hallar el estado de solución donde se minimice z en S a partir de esta solución inicial s , el recocido realiza m iteraciones en cada temperatura, la cual va disminuyendo hasta alcanzar su punto mínimo. Una vez realizada la última iteración de la temperatura más baja, el programa se detiene y arroja su mejor solución.

Este método se caracteriza por evitar caer en óptimos locales permitiendo que ciertas soluciones no tan buenas pasen a formar parte de la nueva solución candidata. La aceptación o no de ésta solución se da con una probabilidad de $e^{-\sigma/T}$, donde σ es la diferencia entre $z(s')$ y $z(s)$, siendo $s' \in N(s)$ y “ T ” es la temperatura actual.

El mejoramiento iterativo usado por el proceso de recocido simulado en búsqueda de una mejora local tiene un “toque” especial, ya que a medida que se avanza en las iteraciones de este proceso, hay espacio para aquellas soluciones peores que las ya encontradas, esto con el fin de diversificar la búsqueda y evadir los óptimos locales. Para realizar esta diversificación de forma moderada y reducir la falta de

⁸ CHWIF, L., PEREIRA BARRETTO, M.R. & MOSCATO, L.A., A solution to the facility layout problem using simulated annealing. En : Computers in Industry. Vol. 2, No. 36 (1998); p. 125 – 132.

direccionamiento ó intensificación del proceso, la analogía entre los dos procesos entra a actuar; es en este momento en donde la aceptación o rechazo de ésta peor solución viene dada por la probabilidad encontrada y descrita en el proceso físico también llamado procedimiento de metrópolis.

$$Prob \{aceptación\} = e^x, \text{ donde } x = \frac{z(s) - z(s')}{T}$$

$z(s')$ = valor de la función objetivo del candidato actual a ser la siguiente solución de prueba.

$z(s)$ = valor de la función objetivo de la solución de prueba actual.

T = parámetro que mide la tendencia a aceptar el candidato actual para ser la próxima solución de prueba si este candidato no es una mejora sobre la solución de prueba actual.

A diferencia del tratamiento térmico, en Recocido Simulado, la constante K no se considera, pues no tiene ningún significado para este tipo de problemas. El parámetro de control T llamado temperatura va a disminuir alcanzando valores pequeños y así no se moverá a soluciones peores y converge al óptimo global, se debe tener en cuenta que la función de reducción de temperatura no puede ser tan lenta ya que llegaría a utilizar mayores tiempos de cálculo.

En la *tabla 7* se puede observar la analogía que se determina entre el proceso de recocido, con fines físicos y termodinámicos, y el proceso de recocido simulado, con fines de optimización.

Tabla 7. Analogía Recocido térmico - Recocido simulado

RECOCIDO TÉRMICO	RECOCIDO SIMULADO
Estados de energía	Vecindad
Energía	Vlr. Función Objetivo
Temperatura	Temperatura (parámetro de control)
Estado fundamental	Mejor solución encontrada

El pseudocódigo de SA es:

$S \leftarrow$ Generar solución inicial

$T \leftarrow T_0$

Mientras las condiciones de parada no se den:

$s' \leftarrow$ Seleccionar un $s' \in N(s)$

si $z(s') < z(s)$ entonces,

$s \leftarrow s'$

de lo contrario,

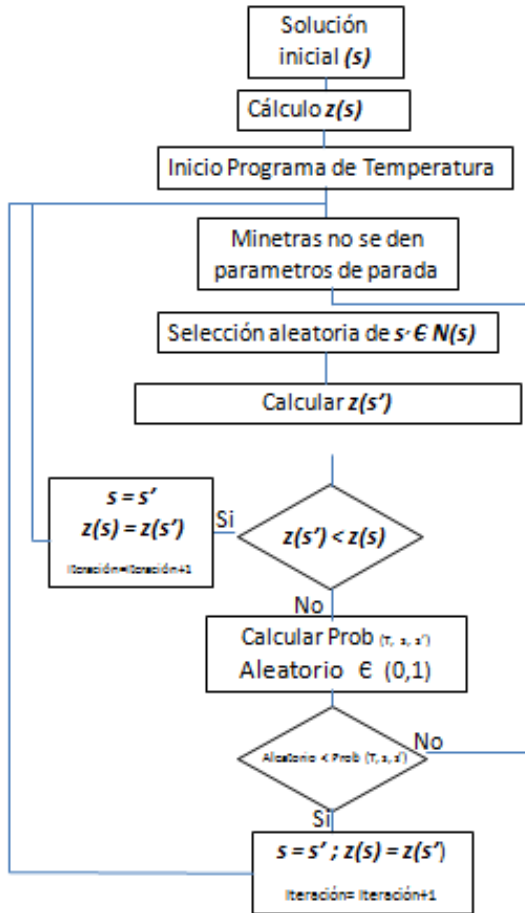
$s \leftarrow s'$ con una probabilidad $p(T, s', s)$

Fin **si**

Actualizar T

Fin **Mientras**

Ilustración 18. Diagrama de flujo - Algoritmo Recocido simulado



Espacio de soluciones: se refiere a la definición de la solución inicial y estructura de entorno o vecindad. Es generalmente aceptado que la solución inicial sea generada de modo aleatorio; sin embargo, soluciones construidas a partir de heurísticas también son válidas.

Al definir la estructura del espacio de soluciones y de los entornos se debe garantizar la “alcanzabilidad” (o “ergodicidad”) de tal manera que cualquier solución pueda alcanzarse desde cualquier otra a través de una cadena de movimientos válidos, usando los entornos.

Los operadores que usa el SA son los siguientes:

- Programa de Temperaturas: este programa está definido básicamente por la velocidad de enfriamiento que establezca el investigador. Se debe seleccionar el número de temperaturas que lo conformarán y la función de enfriamiento. Dicha función puede estar definida por un coeficiente α que pertenece al intervalo $[0, 1]$ multiplicado por la temperatura anterior.

Existen dos programas de enfriamiento muy comunes:

El primer programa mencionado por Dowsland [8] propone una velocidad de enfriamiento de tipo geométrico así:

- a. Valores elevados de α entre 0,8 y 0,99 (velocidades lentas de enfriamiento) son los que mejores resultados proporcionan.
- b. El número de iteraciones por temperatura aumenta a medida que aumente el tamaño del problema.
- c. El número de iteraciones aumenta a medida que se reduce la temperatura.

El segundo programa de enfriamiento, propuesto por Lundy y Mees [21], se realiza con una sola iteración para cada temperatura, pero la temperatura se reduce a una velocidad muy lenta.

Al final, estos dos métodos se comportan de la misma forma cuando se maneja un número total de iteraciones similar y para un mismo rango de temperaturas.

Sin embargo, estos dos métodos no son las únicas opciones para el diseño del programa de temperaturas. El investigador es libre de crear su propio programa que se adecúe a sus necesidades y preferencias. Es importante tener en cuenta que si la velocidad de enfriamiento es muy baja tardaría demasiado en enfriar el sistema por lo cual el tiempo computacional del algoritmo se elevaría, en el caso

contrario en el que la velocidad sea alta, se tomaría el riesgo de que la solución generada se aleje del óptimo global.

- Criterios de parada: Generalmente se detiene la búsqueda cuando se haya producido un número determinado de iteraciones sin ninguna aceptación o simplemente un número determinado de iteraciones a realizar por cada temperatura definida, una vez el programa se detenga, arroja la mejor solución encontrada.

5.3.3. Algoritmo Genético (GA). Los algoritmos genéticos, fueron propuestos en 1975 por John Holland, de la Universidad de Michigan. Son algoritmos de optimización, es decir, tratan de encontrar la mejor solución a un problema dado entre un conjunto de soluciones posibles.

Fue a principios de los 60, en la Universidad de Michigan en Ann Arbor, donde, dentro del grupo “Logic of Computers”, las ideas de Holland comenzaron a desarrollarse y a dar frutos. Holland comenzó a descubrir la forma de llevar a cabo sus propósitos de comprensión de la naturaleza leyendo un libro escrito por un biólogo evolucionista, R. A. Fisher, titulado La teoría genética de la selección natural.

Los Algoritmos Genéticos están basados en el proceso genético de los organismos vivos. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acuerdo con los principios de selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin (1859). “En la naturaleza, los individuos de una población compiten entre sí en la búsqueda de recursos tales como comida, agua y refugio. Incluso los miembros de una misma especie compiten a menudo en la búsqueda de un compañero. Aquellos individuos que tienen más éxito en sobrevivir y en atraer compañeros tienen mayor probabilidad de generar un gran número de descendientes. Por el contrario, individuos poco dotados

producirán un menor número de descendientes. Esto significa, que los genes de los individuos mejor adaptados se propagan en sucesivas generaciones hacia un número de individuos creciente. La combinación de buenas características provenientes de diferentes ancestros, puede a veces producir descendientes "superindividuos", cuya adaptación es mucho mayor que la de cualquiera de sus ancestros, sin embargo se ha visto que algunos de estos "superindividuos" han nacido de padres con características no tan buenas, como consecuencia del fenómeno de la mutación. De esta manera, las especies evolucionan logrando características cada vez mejor adaptadas al entorno en el que viven"⁹.

De esta forma, Holland aprendió que la evolución era una forma de adaptación más potente que el simple aprendizaje, y tomó la decisión de aplicar estas ideas para desarrollar programas bien adaptados para un fin determinado.

Cuando Holland se enfrentó a los GA, los objetivos de su investigación fueron dos:

- Imitar los procesos adaptativos de los sistemas naturales, y
- Diseñar sistemas artificiales (normalmente programas) que retengan los mecanismos importantes de los sistemas naturales.

Quince años después, David Goldberg conoció a Holland, se convirtió en su estudiante y continuó la investigación de los AG hasta que logró aplicarlos en problemas Industriales creando un algoritmo en un ordenador. A partir de este momento, el estudio y aplicación de los GA ha venido creciendo a través del tiempo.

Los algoritmos genéticos tienen diversas aplicaciones, los podemos encontrar en problemas de optimización, programación automática, aprendizaje máquina, en la economía en el desarrollo de estrategias de puja y la aparición de mercados

⁹ GIL, Londoño Natyhelem, Algoritmos genéticos. En: Escuela de Estadística Universidad Nacional de Colombia – Medellín. Nov. 2006.

económicos, en los sistemas inmunes, ecología, genética de poblaciones, evolución y aprendizaje, en los sistemas sociales y en muchas más.

Los mecanismos de los que se valen los GA para llevar a cabo su búsqueda, pueden verse como una metáfora de los procesos de evolución biológica.

Se puede decir que el Algoritmo Genético es un modelo que involucra poblaciones de posibles soluciones inspiradas en la selección y evolución natural. Entre los elementos requeridos para el algoritmo genético se encuentran: un esquema de codificación de la población de soluciones, un mecanismo de selección de padres para la reproducción, el operador de cruce para crear las generaciones provenientes de los padres seleccionados, el operador de mutación que logra alterar ciertas características de ciertos individuos y finalmente, el esquema de sacrificio que es donde se define quiénes permanecen y perduran de generación a generación o por el contrario, quiénes son eliminados de las poblaciones.

Seudocódigo:

- (i) Encontrar una población inicial de m soluciones
- (ii) Evaluar cada solución de la población.
- (iii) Generar k nuevas soluciones por medio de:
 - (a) Seleccionar padres de acuerdo a sus valores de desempeño.
 - (b) Aplicar los operadores de cruce y mutación para crear la nueva generación proveniente de los padres seleccionados.
 - (c) Evaluar las nuevas k soluciones y agregarlas a la población.
- (iv) Seleccionar k soluciones para ser removidas de la población
- (v) Sí el criterio de parada no se ha dado regresar al paso (iii).

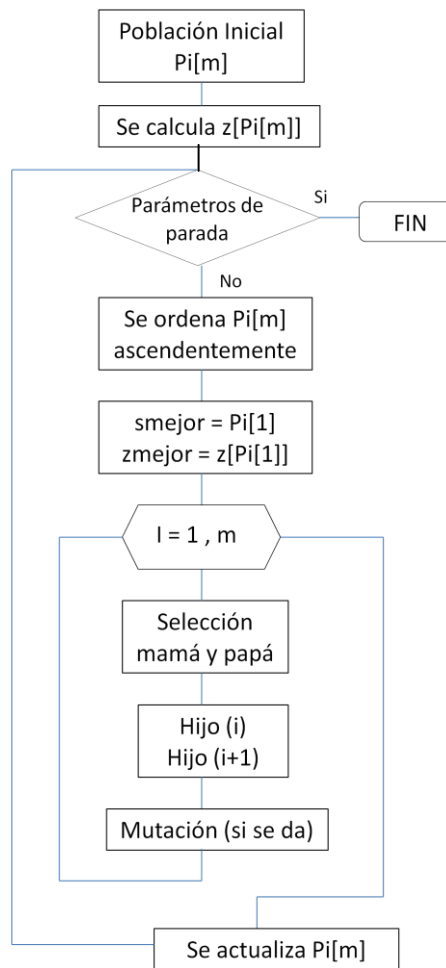


Ilustración 19. Diagrama de flujo -Algoritmo Genético

Inicialmente los algoritmos se representaban únicamente por medio de números binarios, pero con el tiempo, debido a las diferentes necesidades de los investigadores, se empezaron a usar otro tipo de representaciones.

Según Natyhelem Gil Londoño [10], una representación ha de ser capaz de identificar las características constituyentes de un conjunto de soluciones, de tal forma que distintas representaciones dan lugar a distintas perspectivas y por tanto, distintas soluciones. Se pueden considerar tres tipos básicos de representaciones:

Representación binaria: Cada gen es un valor 1 ó 0.

1 0 1 1 0 1

Representación entera: Cada gen es un valor entero.

1 0 3 -1 0 4

Representación real: Cada gen es un valor real.

1,78 2,6 7 0 - 1,2 6,5

Población Inicial: la población inicial de un GA puede ser generada de forma aleatoria o a partir de soluciones encontradas en otras heurísticas. La más recomendada si se quiere dar diversificación a la búsqueda es la aleatoria.

Función Objetivo: la función objetivo debe reflejar el valor del individuo de una manera “real”. Debe asegurar que dos individuos que estén cerca en el espacio de búsqueda, también tengan valores de su función objetivo similares.

En muchos problemas de optimización combinatoria, donde existe gran cantidad de restricciones, buena parte de los puntos del espacio de búsqueda representan individuos no válidos. Para este planteamiento en el que los individuos están sometidos a restricciones, se han propuesto varias soluciones. La primera es que los individuos que no cumplen con las restricciones no se consideran y se siguen realizando cruces y mutaciones hasta obtener individuos que cumplan con las mismas o se les asigna un valor de la función objetivo elevado. Otra opción es, reconstruir el individuo por medio de un reparador ó penalizar la función de acuerdo al número de restricciones que viola o el costo asociado a reparar dicho individuo.

Los operadores que intervienen en el algoritmo genético son:

- Operador de Selección: hace que las mejores soluciones se conserven y tengan mayor probabilidad de reproducirse, esto lo realiza por medio del valor de la función objetivo o una función de adaptabilidad.

La función de adaptabilidad es una transformación de la función objetivo en donde aquella solución que tenga una función de adaptabilidad mayor (valor de la función objetivo baja), tendrá mayor probabilidad de ser seleccionada. En la mayoría de los casos esta función se obtiene calculando el inverso de la función objetivo.

El operador de selección también tiene como función, garantizar que aquellas soluciones que no son muy buenas, tengan también una probabilidad de reproducirse, ya que pueden tener alguna información útil para generaciones futuras y así mantener una cierta diversidad en cada población. Algunas de las técnicas son:

- Ruleta*: “con este método la probabilidad que tiene un individuo de reproducirse es proporcional a su valor de función de evaluación, es decir, a su adaptación”. Primero, se define un rango, luego un número aleatorio que sea menor que el tamaño del rango y se le suma el valor del resultado total del elemento anteriormente seleccionado. El comportamiento es similar al de una ruleta pues se define un avance a partir de la posición en la que se encuentra. Asegura que no se escoge dos veces el mismo elemento.
- Selección por Ranking*: desarrollado por Whitley (1989) consiste en calcular las probabilidades de reproducción atendiendo a la ordenación de la población por el valor de adaptación en vez de atender simplemente a su valor de adecuación. Estas probabilidades se pueden calcular de diversas formas, aunque el método habitual es el ranking lineal (Baker (1985)).

- c. *Selección Proporcional*: en esta selección la población es organizada descendientemente de acuerdo a su función de adaptabilidad la cual se calcula de manera acumulada, lo que genera que cada individuo tenga un rango de probabilidad de selección proporcional a su función de adaptabilidad. Luego de esto, se seleccionan dos números aleatorios y se identifican los “individuos” correspondientes a los rangos a los que pertenecen los aleatorios generados, estos individuos identificados serán los padres seleccionados para realizar el cruce.
- d. *Selección por torneo*: el más común es el torneo binario, consiste en seleccionar dos individuos, y se escoge un cierto umbral K (usualmente 0,75), se genera un aleatorio y si éste es mejor que el umbral se escoge para reproducirse al individuo con mejor adaptación, de lo contrario se escoge al individuo con peor adaptación.
- e. *Selección elitista*: este método busca conservar las mejores soluciones, haciendo que un porcentaje alto de hijos sea generado por buenos padres y un porcentaje pequeño de hijos sea generado por padres no tan buenos. Ejemplo: El 80% de los hijos serán generados por el 20% de los mejores padres.

D.E Tate y A.E. Smith proponen un Algoritmo Genético particular para dar solución al problema de Asignación cuadrática. En su algoritmo, las soluciones se encontraban codificadas de acuerdo a las posibles permutaciones y las soluciones de la población inicial están conformadas por m permutaciones aleatorias. En el procedimiento de reproducción, más específicamente en la selección de padres, ellos generaban un número aleatorio u dentro del intervalo $[0, m^{1/r}]$, donde m es el tamaño de la población y r un número real perteneciente al intervalo de $[1,2]$. De esta forma el padre seleccionado va a ser aquel que se encuentre en la posición $[u^r]$ dentro de la población, en donde la probabilidad de seleccionar un mejor padre aumenta con el valor del parámetro r .

- Operador de Cruce: el rol del operador de cruce, es crear un par de hijos que compartan algunas de las características de ambos padres, mientras se preserve la estructura de permutación.

Los siguientes son métodos de cruce existentes:

- Cruce en un punto: se selecciona de forma aleatoria un punto dentro de los cromosomas padres, para la generación del hijo 1, se tiene en cuenta la información del papá hasta el punto de cruce, a partir de este punto se tendrá en cuenta la información de la mamá. En el caso del hijo 2, la información será tomada en cuenta de forma contraria. (Ver ilustración 20)

Padre	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Madre	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Hijo 1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
Hijo 2	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0

Ilustración 20. Ejemplo cruce en un punto



- Cruce en n puntos: se seleccionan varias posiciones en las cadenas de los padres y se intercambian los genes a ambos lados, en el ejemplo se muestra un cruce en dos puntos: (Ver ilustración 21)

Ilustración 21. Ejemplo cruce en n puntos

Padre	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Madre	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Hijo 1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
Hijo 2	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1



- Cruce Uniforme: se realiza un test aleatorio para decidir de cuál de los progenitores se toma cada posición de la cadena. (Ver ilustración 22)

Ilustración 22. Ejemplo cruce uniforme

Padre	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Madre	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Hijo 1	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1
Hijo 2	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	1	0

El operador de cruce usado por D.E Tate y A.E Smith fue:

- (i) Si un objeto es asignado en la misma ubicación tanto para el padre como para la madre, este objeto va a ser ubicado de igual forma en el hijo.
- (ii) La ubicación de los objetos no asignados va a ser llevada a cabo de izquierda a derecha. Se procede a seleccionar un objeto no asignado, de forma aleatoria se define si se usa la ubicación de éste dada en la madre o el padre y se procede a ubicar. Una vez un objeto ha sido asignado, no se tendrá en cuenta para una futura selección.
- (iii) Los objetos restantes son asignados en los lugares sobrantes.

La *ilustración 23* aclara un poco más los tres pasos mencionados anteriormente.

Ilustración 23. Ejemplo del Operador de Cruce D.E Tate y A.E Smith.

Padre	3	1	2	7	4	6	5
Madre	2	1	4	3	6	7	5
Paso (i)		1					5
Paso (ii)	3	1	4	7	6		5
Paso (iii)	3	1	4	7	6	2	5

- Operador de Reparación: dependiendo del método de cruce que se utilice, en algunas ocasiones, éste puede generar soluciones no factibles, es decir, que un departamento quede distribuido más de una vez por lo que otros quedan por fuera de la distribución. Debido a esto, es necesario reparar el cromosoma y convertir esta solución en una solución factible por medio de una reparación.

La reparación consiste en detectar primero cuál o cuáles departamentos se encuentran repetidos y cuál o cuáles hacen falta y se realiza el intercambio respectivo.

- Operador de Mutación: proporciona aleatoriedad y diversificación en el vecindario de los individuos de la población. Su función, es dar nuevas soluciones a partir de un cambio en los genes de una solución actual, esto le da también variabilidad a la población. Se puede realizar por medio de una función sencilla en la que un gen se cambia aleatoriamente o se cambia de acuerdo a la estructura del problema.

Schaffer y col. [29] encuentran que el efecto del cruce en la búsqueda es inferior al que previamente se esperaba. Utilizan la denominada evolución primitiva, en la cual, el proceso evolutivo consta de los operadores de selección, cruce y mutación y encuentran, que dicha evolución supera con creces a una evolución basada exclusivamente en la selección y el cruce. Otra conclusión de su trabajo, es que la determinación del valor óptimo de la probabilidad de mutación es mucho más crucial que el relativo a la probabilidad de cruce. Si bien, en la mayoría de las implementaciones de GA se asume que tanto la probabilidad de cruce como la de mutación, permanecen constantes.

Algunos autores han obtenido mejores resultados experimentales modificando la probabilidad de mutación a medida que aumenta el número de iteraciones. También existen otros operadores, que son un poco más especializados, que exploran el espacio de soluciones de una forma más ordenada, clasificando así las mejores soluciones.

- Reemplazo de la Población: cada vez que se realiza un cruce, se generan nuevos individuos que se integran para crear la nueva generación, cuando esta nueva generación alcanza su tamaño de población definido, el algoritmo no puede

guardar nuevas soluciones pues generan un gasto innecesario de capacidad, luego se vale de algunos métodos para seleccionar las mejores soluciones:

- a. Cuando el número de individuos supera el tamaño de la población, se elimina un grupo de ésta conformada por los individuos peor adaptados.
 - b. Cada vez que se crea un individuo, se va eliminando el peor adaptado para dar su lugar al nuevo individuo.
 - c. Cada vez que se crea un nuevo individuo, se elimina de forma aleatoria una solución, independientemente del valor de la función objetivo.
- Criterios de parada: “generalmente viene determinado por criterios a priori sencillos, como un número máximo de generaciones, un tiempo máximo de resolución, o más eficientemente, por estrategias relacionadas con indicadores del estado de evolución de la población, como por la pérdida de diversidad dentro de la población o por no haber mejora en un cierto número de iteraciones, siendo por lo general una condición mixta lo más utilizado, es decir, limitar el tiempo de ejecución a un número de iteraciones y tener en cuenta algún indicador del estado de la población para considerar la convergencia antes de alcanzar tal limitación”¹⁰.

Algoritmo Genético Híbrido

Básicamente éste híbrido consiste en trabajar con una población de P soluciones al igual que en el Algoritmo Genético regular, la diferencia se centra en que estas soluciones van a ser inicialmente generadas por otras heurísticas y posteriormente mejoradas por las mismas. Es decir: para una población inicial, las soluciones van a ser generadas por heurísticas ya vistas como búsqueda tabú u otras. Una vez se corra todo el algoritmo genético regular, se llegara a una población nueva

¹⁰ GIL, Londoño Natyhelem, Algoritmos genéticos. En: Escuela de Estadística Universidad Nacional de Colombia – Medellín. Nov. 2006.

generada por la descendencia encontrada en el procedimiento, esta nueva población, lista para ser reproducida nuevamente, es mejorada a través de las heurísticas usadas inicialmente y una vez encontrada una nueva población mejorada se procede a correr el algoritmo genético regular nuevamente y así hasta encontrar el parámetro de parada.

En este algoritmo genético híbrido no se considera el operador de mutación común ya que cada vez que se usan las heurísticas al inicio del algoritmo se está realizando una mutación con una probabilidad del 100% tanto de ocurrencia como de mejora. Se puede ver como en este algoritmo se va más allá de la analogía natural, en donde los padres sólo pasan material genético a sus hijos. El nuevo algoritmo permite que los padres mejoren su material y de esta forma usar sus cromosomas mejorados en la reproducción generando mejores descendencias.

Cuando se usa este algoritmo genético híbrido, se debe tener en cuenta que las condiciones y parámetros del algoritmo deben cambiar de acuerdo a los parámetros a tener en cuenta en la heurística a implementar.

Suponiendo que la heurística seleccionada para mejorar el desempeño de las poblaciones y generaciones encontradas en el algoritmo es la búsqueda tabú y recordando que los parámetros de ésta heurística son: el tamaño de la lista tabú y el número de iteraciones a realizar; la regla sería la siguiente, Si en la búsqueda tabú se tienen en cuenta parámetros pequeños, se generará una mejora pequeña, por lo que se deben considerar parámetros grandes en el algoritmos genético (un gran tamaño de población y un gran número de generaciones) . De lo contrario, si se hace una buena búsqueda en la heurística, la convergencia del algoritmo genético puede ser más rápida en un tamaño de población menor y un número de generaciones más pequeño. De igual forma la disponibilidad en el tiempo computacional entra a jugar un papel importante en la definición de estos parámetros.

Según Charles Fleurent y Jacques A. Ferland el Algoritmo Genético puede ser bastante útil para resolver problemas complejos. D.E Tate y A.E Smith encontraron buenas soluciones para instancias pequeñas para QAP, en donde el tamaño de la solución más larga fue de 30, sin embargo consideraron que para estas instancias el procedimiento de la búsqueda tabú generaba mejores soluciones.

En la práctica, estas aproximaciones permiten obtener mejores soluciones, pero luego de un momento el porcentaje de mejora comienza a ser más y más pequeño. De esta forma es como el algoritmo genético es combinado con otras heurísticas con el fin de mejorar su desempeño, éste nuevo algoritmo es conocido como un Algoritmo Genético Híbrido.

Ravindra K. Ahuja et al propusieron un algoritmo genético para el QAP, el cual incorporaba una gran cantidad de ideas basadas en principios 'codiciosos' llamado Algoritmo Genético Codicioso. Las ideas que ellos incorporaron al algoritmo regular fueron las siguientes:

- (i) Generar una población inicial usando heurísticas constructivas buenas (aleatoriamente).
- (ii) Nuevos esquemas de cruce.
- (iii) Inmigración de ciertos individuos especiales con el propósito de diversificar.
- (iv) Realizar optimizaciones locales periódicas a ciertos sectores de la población.
- (v) Realizar concursos entre poblaciones para elegir las mejores.

En los experimentos que Ravindra K. Ahuja et al realizaron, encontraron que en un 78% llegaron a la solución óptima y en un 21% el error fue del 1%.

Para el algoritmo propuesto por Ravindra K. Ahuja et al se encuentran:

1. Esquema de codificación: Para el QAP se usa un esquema de codificación natural de permutaciones de n números en el escenario así: $N = \{1, 2, 3, \dots, n\}$, en donde el j -ésimo número en la permutación denota al departamento ubicado en la instalación j .
2. Generación de la población inicial: El desempeño de un algoritmo genético suele ser sensible a la calidad de la población inicial del mismo. El iniciar con una población de buenas soluciones, generalmente hace llegar a mejor individuos finales. Por otro lado, una alta diversificación en las poblaciones evita una convergencia en óptimos locales. El tamaño de población trabajado por los autores fue de 100 individuos por cada una.

Para el QAP, muchas heurísticas pueden ser usadas para generar una población inicial. Ravindra K. Ahuja et al usaron GRASP [1] para producir esta población inicial. El GRASP tiene dos fases: una constructiva y una de mejora. La fase constructiva usa un algoritmo codicioso aleatorizado para asignar los diferentes departamentos en las instalaciones, uno por uno; en cada paso de asignación se busca minimizar el costo total con respecto a las asignaciones ya hechas previamente. La fase de mejora usa una técnica basada en la búsqueda dentro de la vecindad.

A pesar que se aplicaron las dos fases dentro del algoritmo genético codicioso generado, el experimento indicó que el uso de la fase de mejora dentro de la construcción de la población inicial no afectaba en la solución final encontrada.

3. Selección: El criterio de selección tiene como objetivo escoger los padres dentro de la población obtenida, para luego aplicar el operador de cruce. Siempre se tienen como dos opciones de selección, una elitista y otra con probabilidades iguales de selección para cada individuo. Durante el experimento realizado por Ravindra K. Ahuja et al, se concluyó que el ser elitista en la etapa de selección

no alteraba la solución final, por lo tanto se recomendó realizar la selección de los padres de forma totalmente aleatoria con igual de probabilidades para todos y cada uno de los individuos.

4. Cruce: El esquema de cruce es considerado como uno de los componentes críticos para el éxito de un algoritmo genético. Ravindra K. Ahuja et al. propusieron en su algoritmo genético codicioso 2 posibles operadores de cruce: (i) Esquema de cruce de trayectoria y (ii) Esquema de cruce optimizado. En donde los mejores resultados se vieron en el esquema de cruce de trayectoria, que será el que se explicará a continuación.

(i) Esquema de cruce de trayectoria

Se asume I_1 padre, cuyo cromosoma se encuentra denotado $a_1 - a_2 - a_3 - \dots - a_n$; I_2 como la madre, cuyo cromosoma está dado por $b_1 - b_2 - b_3 - \dots - b_n$ y I_3 el hijo, cuyo cromosoma es $c_1 - c_2 - c_3 - \dots - c_n$. Sin importar el esquema de cruce que se use, siempre el hijo hereda los genes comunes entre los padres esto es, si $a_k = b_k$, para alguna K , entonces $c_k = a_k = b_k$. Para el resto de posiciones se consideran dos tipos de transformaciones. De intercambio, se selecciona aleatoriamente una posición en el cromosoma y se comienza a examinar de derecha a izquierda I_1 y I_2 . El intercambio se realiza entre los departamentos ubicados en la posición que se está examinando, es decir: se asume que en la posición 1 de I_1 se encuentra el departamento 5 y en la misma posición (1) de I_2 se encuentra el departamento 2 entonces, se procede a realizar el intercambio para el padre 1, en donde se encuentre ubicado el departamento 5 (primera posición) se va a ubicar ahora el departamento 1, se examina el resto del cromosoma y en donde se encuentre ubicado el departamento 2 se va a ubicar el 5. Lo mismo se hace con el padre dos y se evalúa el desempeño de ambas soluciones escogiendo la de mejor movida, se continúa este procedimiento hasta que se hayan tenido en cuenta todos los genes del cromosoma. El segundo tipo de transformación es el de insertar que es muy similar al de

intercambiar, sólo que ahora no se intercambian las posiciones sino que se inserta el departamento en la posición derecha disponible. Un pequeño ejemplo se muestra en la *ilustración 24*.

Esquema de cruce en Intercambio

Padre

1 5 - 2 - 3 - 4 - 1 - 7 - 6 **Intercambio en Padre 1** 2 - 5 - 3 - 4 - 1 - 7 - 6

Padre

2 2 - 1 - 3 - 4 - 6 - 5 - 7 **Intercambio en Padre 1** 5 - 1 - 3 - 4 - 6 - 2 - 7

Esquema de cruce en Insertar

Padre

1 5 - 2 - 3 - 4 - 1 - 7 - 6 **Intercambio en Padre 1** 2 - 5 - 3 - 4 - 1 - 7 - 6

Padre

2 2 - 1 - 3 - 4 - 6 - 5 - 7 **Intercambio en Padre 1** 5 - 2 - 3 - 4 - 1 - 6 - 7

Ilustración 24. Esquemas de cruce

5. **Mutación/Inmigración:** La mutación se refiere al proceso de incursión de la diversificación dentro del sistema, esto por medio de cambios aleatorios dentro del cromosoma en estudio. En algoritmo de R.K. Ahuja et al, se propuso realizar una inmigración en vez de mutación, con el mismo objetivo de diversificar pero esta vez reemplazando aquellas peores soluciones de la población. Se puede definir que las soluciones a traer pueden ser encontradas bajo los mismos métodos para encontrar las soluciones de la población inicial, pero los autores descubrieron que estos métodos no aportaban diversificación al proceso. De esta forma el método usado por ellos fue:

Se selecciona una permutación de n números de forma aleatoria, esto dará el orden en el que se tendrán en cuenta las posiciones, una por una. Para cada posición en consideración, se le asignara un departamento no asignado. Este

procedimiento se detendrá cuando ya se hayan considerado todas las posiciones de la permutación dada.

6. Optimización local: Se trata de usar heurísticas en cierto porcentaje de la población para mejorar el desempeño de las soluciones. En el experimento realizado por R.K. Ahuja et al, se tuvieron en cuenta el siguiente parámetro: Después de cada 200 generaciones, se procede a optimizar el 20% de la población.

7. Torneo: Se inicia el algoritmo con 4 poblaciones iniciales, a cada una se le aplica el algoritmo genético descrito por R.K. Ahuja et al, de cada población final se elimina el 50% peor de la población y se unen de la siguiente forma, el mejor 50% de la población final 1 se une con el 50% de la mejor población final 2 y de igual forma las poblaciones finales 3 y 4. Se vuelve a aplicar el algoritmo genético, ahora a estas dos poblaciones, se eliminan nuevamente el 50% de cada una y conformamos una población final única, la cual es mejorada aplicando el algoritmo genético por última vez, la mejor solución es recuperada.

6. HERRAMIENTA DE APLICACIÓN Y MANUAL DE INSTRUCCIONES “FLP SOFTWARE”

Para construir la herramienta de aplicación, se utilizó el programa Visual Basic en el que se codificaron 3 algoritmos, uno para cada heurística estudiada (Búsqueda Tabú, Recocido Simulado y Algoritmo Genético). Esta herramienta soluciona el problema FLP de un solo nivel (con áreas iguales y desiguales) de distribuciones con un tamaño máximo de 25 departamentos.

Una vez se abre el programa el usuario podrá observar *la ilustración 25* y deberá escoger una de las dos opciones que se presentan: “Departamentos Áreas Iguales” que resuelve el FLP si los departamentos son de áreas iguales, o de lo contrario, escogerá “Departamentos Áreas Iguales”.

Ilustración 25. Vista ventana "FLP Software"

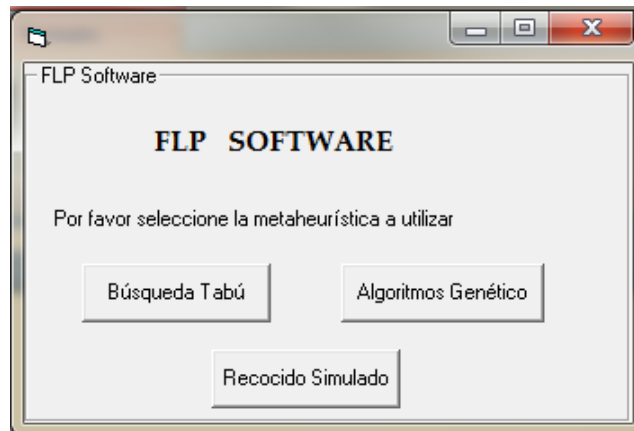


6.1. DEPARTAMENTOS ÁREAS IGUALES

En el caso en que los departamentos a distribuir sean de áreas iguales, se sigue definiendo qué tipo de heurística se va a usar (*ver ilustración 26*) éstas pueden

ser: Búsqueda Tabú, Recocido Simulado o Algoritmos Genético. A continuación se mostrarán cada una de ellas.

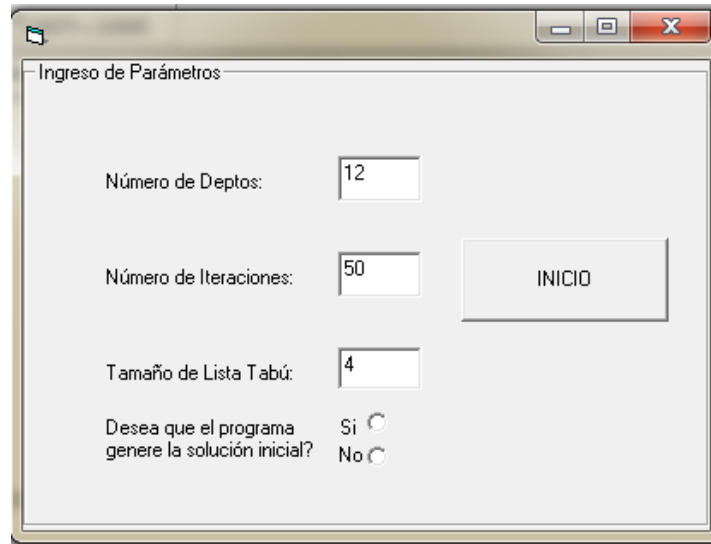
Ilustración 26. Vista ventana " FLP software"



6.1.1. Búsqueda Tabú. Si el usuario elige realizar la distribución por medio de la heurística de Búsqueda Tabú, se le habilitará la ventana "Ingreso de parámetros" (ver ilustración 27) donde deberá ingresar:

- a. Número de departamentos: corresponde al número de departamentos que se van a distribuir. El programa recibe un número máximo de 25 departamentos.
- b. Número de iteraciones: es el número de exploraciones que se desean realizar.
- c. Tamaño de lista tabú: el tamaño de lista tabú, corresponde al número de veces que el usuario desea prohibir un movimiento tabú.

Ilustración 27. Vista ventana "Ingreso de Parámetros" – Búsqueda Tabú



The image shows a software window titled "Ingreso de Parámetros". It contains the following elements:

- A text label "Número de Deptos:" followed by a text input field containing the number "12".
- A text label "Número de Iteraciones:" followed by a text input field containing the number "50".
- A text label "Tamaño de Lista Tabú:" followed by a text input field containing the number "4".
- A text label "Desea que el programa genere la solución inicial?" followed by two radio buttons: "Si" (selected) and "No".
- A rectangular button labeled "INICIO" positioned to the right of the "Número de Iteraciones" input field.

Por último, la ventana "ingreso de parámetros" pregunta al usuario si desea ingresar la solución inicial para empezar la búsqueda o si desea que el "FLP Software" la genere por medio de una aproximación al método matriz desde-hacia (ver capítulo 5.1.1), se da "click" en el comando "INICIO" y se activará la ventana "Matriz de Entrada" (ver ilustración 28) donde primero se ingresarán los flujos entre departamentos (solamente se activarán los espacios pertenecientes al número de departamentos a distribuir que el usuario ingresó anteriormente). Como se puede observar, el dato señalado (35) corresponde al flujo que hay del departamento 1 al departamento 2.

Al dar "click" en el comando "Ingresar" se activará la misma ventana "Matriz de Entrada" (ver ilustración 29) pero esta vez para ingresar los datos correspondientes a la matriz de distancias entre las instalaciones con las que cuenta la planta. Los datos se ingresan de la misma forma que en la matriz de flujos.

Ilustración 28. Vista ventana "Matrices de Entrada" - Flujos

The image shows a software window titled "Matrices de Entrada" with a subtitle "Matriz de Flujos". The window contains a 25x25 grid of input fields. The columns are numbered 1 to 25 at the top, and the rows are numbered 1 to 25 on the left. The diagonal cells from (1,1) to (25,25) contain labels in the format (i,j). The value in cell (1,1) is 35. All other cells are empty. A button labeled "Ingresar" is located in the lower-left quadrant of the grid area.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
1	(1,1) 35																								
2		(2,2)																							
3			(3,3)																						
4				(4,4)																					
5					(5,5)																				
6						(6,6)																			
7							(7,7)																		
8								(8,8)																	
9									(9,9)																
10										(10,10)															
11											(11,11)														
12												(12,12)													
13													(13,13)												
14														(14,14)											
15															(15,15)										
16																(16,16)									
17																	(17,17)								
18																		(18,18)							
19																			(19,19)						
20																				(20,20)					
21																					(21,21)				
22																						(22,22)			
23																							(23,23)		
24																								(24,24)	
25																									(25,25)

Ilustración 29. Vista ventana "Matrices de Entrada" Distancias

Matrices de Entrada

Matriz de Distancias

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
1	(1,1)	4																							
2		(2,2)																							
3			(3,3)																						
4				(4,4)																					
5					(5,5)																				
6						(6,6)																			
7							(7,7)																		
8								(8,8)																	
9									(9,9)																
10										(10,10)															
11											(11,11)														
12												(12,12)													
13													(13,13)												
14														(14,14)											
15															(15,15)										
16																(16,16)									
17																	(17,17)								
18																		(18,18)							
19																			(19,19)						
20																				(20,20)					
21																					(21,21)				
22																						(22,22)			
23																							(23,23)		
24																								(24,24)	
25																									(25,25)

Ingresar

Si en la ventana de “Ingreso de parámetros” el usuario escogió generar la solución inicial, aparecerá la *ilustración 30* donde se ingresarán los departamentos de acuerdo al orden de la línea de llenado que él mismo desee y se da “click” en el comando “Aceptar” con lo cual en la misma ventana en la parte superior izquierda (*ver ilustración 31*) aparecerá el valor (Z) que corresponde al valor en la función objetivo de la distribución propuesta por el usuario. El programa “FLP Software” halla el valor de la función objetivo de acuerdo a la ecuación 1 del numeral 4.1. Nuevamente se da “click” en el comando “Aceptar” y el programa inicia la búsqueda tabú, al finalizar ésta, se habilitará la ventana “Solución Final” (*ver ilustración32*) que muestra la mejor distribución que encontró el algoritmo junto con su respectivo valor (Z).

Ilustración 30. Vista ventana "Solución Inicial"

Solución Inicial

Departamento a ubicar en la instalación:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
21	22	23	24	25					
<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>					

Ilustración 31. Vista ventana "Solución Inicial"

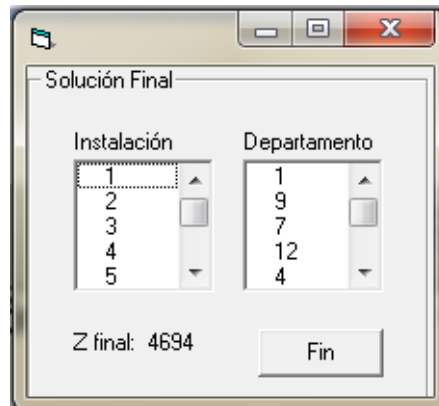
Solución Inicial

Z de la Solución Inicial: 6994

Departamento a ubicar en la instalación:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<input type="text" value="1"/>	<input type="text" value="2"/>	<input type="text" value="3"/>	<input type="text" value="4"/>	<input type="text" value="5"/>	<input type="text" value="6"/>	<input type="text" value="7"/>	<input type="text" value="8"/>	<input type="text" value="9"/>	<input type="text" value="10"/>
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
<input type="text" value="11"/>	<input type="text" value="12"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
21	22	23	24	25					
<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>					

Ilustración 32. Vista ventana "Solución Final"



Si en la ventana de "Ingreso de parámetros" el usuario escogió que el programa genere la solución inicial entonces se habilitará la ventana "Solución inicial" (ver *ilustración 33*) en la que el usuario da "click" en "Generar SIn inicial" para que se genere la misma junto con su respectivo valor (Z) (ver *ilustración 34*). Una vez se da "click" en el comando "Aceptar" el programa inicia la búsqueda y cuando termine ésta, se habilitará la ventana "Solución Final" mostrando el resultado (ver *ilustración 32*).

Ilustración 33. Vista ventana "Solución Inicial"

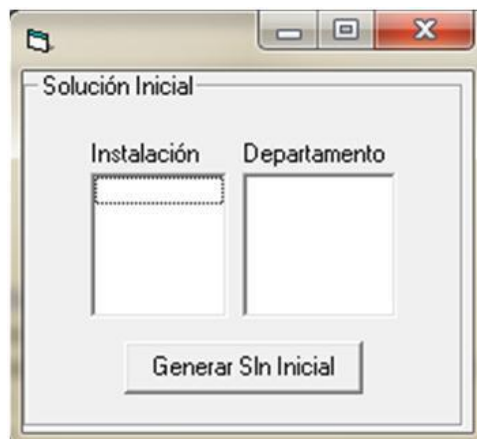
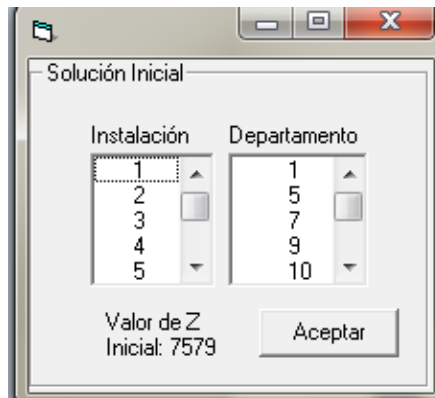


Ilustración 34. Vista ventana "Solución Inicial"



El algoritmo de búsqueda tabú lee los datos que se le preguntaron al usuario y empieza a realizar la búsqueda como se definió en el numeral 5.3.1. El "FLP software" considera como "vecino" de una solución, toda permutación entre dos elementos pertenecientes a la misma, es decir el intercambio de posiciones entre dos departamentos. Dentro de los datos que se piden al inicio se encuentra el número de iteraciones que será el parámetro de parada, una vez éste sea alcanzado, el programa se detiene y arroja la mejor solución encontrada.

6.1.2. Recocido Simulado. Si el usuario elige realizar la distribución por medio de la heurística de "Recocido Simulado" en la *ilustración 26*, se mostrará la siguiente ventana correspondiente al ingreso de parámetros del SA (*ilustración 35*):

Ilustración 35. Vista ventana "Ingreso de Parámetros" – Recocido Simulado

Ingreso de Parámetros

Número de departamentos a distribuir:

Número de iteraciones por temperatura:

Tamaño del programa de temperaturas:

Desea que FLP- Software genere la solución inicial? SI NO

INICIAR

En la ventana de “Ingreso de Parámetros” el usuario deberá ingresar el número de departamentos a distribuir, el número de iteraciones por temperatura que se refiere al número de veces que el algoritmo hará la búsqueda en una misma temperatura y el tamaño del programa de temperaturas que representa la cantidad de “enfriamientos” que el usuario podrá definir. En recocido simulado el “FLP Software” también da la opción de que el usuario ingrese la solución inicial o por el contrario que el programa sea el que la genere. Una vez se da “click” en el comando “INICIAR” se habilitarán la ventana “Configuración Programa de Temperaturas” (*ver ilustración 36*). Allí se deberán ingresar los coeficientes de las temperaturas que conformarán el programa de temperaturas, estos coeficientes determinarán la velocidad de enfriamiento del algoritmo. El número ingresado debe estar dentro del intervalo $[0,1]$. El coeficiente en la casilla T_0 representa el porcentaje del valor de la función objetivo de la solución inicial que se tomará como temperatura inicial y los demás coeficientes serán el porcentaje de la temperatura anterior.

Ilustración 36. Vista ventana "Configuración Programa de Temperaturas"

Configuración Programa Temperaturas

Ingrese los coeficientes de las temperaturas que conformarán dicho programa.

T₀ T₁ T₂ T₃ T₄ T₅ T₆

T₇ T₈ T₉ T₁₀ T₁₁ T₁₂ T₁₃

Continuar

Una vez se ingresan los coeficientes del programa de temperaturas, se da “click” en el comando “CONTINUAR” y se mostrará la ventana de “Matrices de Entrada” correspondiente a la matriz de flujo (*ver ilustración 28*) y luego se mostrará la correspondiente a la matriz de distancias (*ver ilustración 29*) éstas dos matrices deberán ser completadas de la misma forma que se explicó en la sección 6.1.1 de Búsqueda Tabú y se da “click” en “Ingresar”.

Si en la ventana de “Ingreso de parámetros” (*ver ilustración 35*) el usuario escogió generar la solución inicial, aparecerá la *ilustración 30* donde se ingresarán los departamentos de acuerdo al orden de la línea de llenado que él mismo desee y se da “click” en el comando “Aceptar” con lo cual en la misma ventana en la parte superior izquierda (*ver ilustración 31*) aparecerá el valor (Z) que corresponde al valor en la función objetivo de la distribución propuesta por el usuario. El programa “FLP Software” halla el valor de la función objetivo de acuerdo a la ecuación 1 del numeral 4.1. Nuevamente se da “click” en el comando “Aceptar” y el programa inicia la búsqueda por Recocido Simulado, al finalizar ésta, se habilitará la ventana “Solución Final” (*ver ilustración 32*) que muestra la mejor distribución que encontró el algoritmo junto con su respectivo valor (Z).

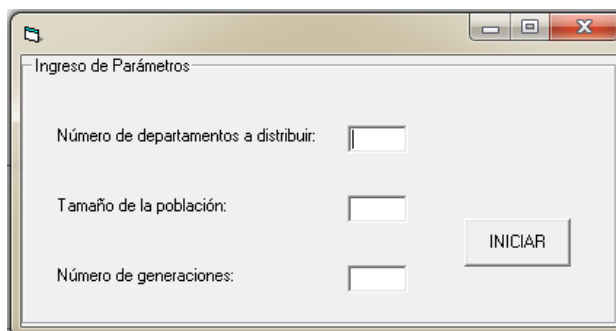
Si en la ventana de “Ingreso de parámetros” el usuario escogió que el programa genere la solución inicial entonces se habilitará la ventana “Solución inicial” (ver *ilustración 33*) en la que el usuario da “click” en “Generar SIn inicial” para que se genere la misma junto con su respectivo valor (Z) (ver *ilustración 34*). Una vez se da “click” en el comando “Aceptar” el programa inicia la búsqueda y se habilitará la ventana “Solución Final” cuando esta búsqueda termine (ver *ilustración 32*).

En SA los criterios de parada, serán el número de iteraciones por temperatura y el tamaño del programa de temperaturas, datos ingresados por el usuario en la ventana “Ingreso de Parámetros”. Una vez el algoritmo realiza la búsqueda en la última iteración de la última temperatura, éste se detendrá arrojando la mejor distribución encontrada.

El “FLP software” considera como “vecino” de una solución, toda permutación entre dos elementos pertenecientes a la misma, es decir el intercambio de posiciones entre dos departamentos. Dentro de los datos que se piden al inicio se encuentra el número de iteraciones que será el parámetro de parada, una vez éste sea alcanzado, el programa se detiene y arroja la mejor solución encontrada.

6.1.3. Algoritmo Genético. Si el usuario elige realizar la distribución por medio de la heurística de “Algoritmo Genético” en la ventana de la *ilustración 26* se mostrará la *ilustración 37*, correspondiente al ingreso de parámetros del GA:

Ilustración 37. Vista ventana "Ingreso de Parámetros" – Algoritmo Genético



The image shows a software window titled "Ingreso de Parámetros". Inside the window, there are three text labels followed by empty input boxes: "Número de departamentos a distribuir:", "Tamaño de la población:", and "Número de generaciones:". To the right of these input boxes is a button with the text "INICIAR". The window has a standard Windows-style title bar with minimize, maximize, and close buttons.

En la ventana “Ingreso de Parámetros” el usuario debe ingresar el número de departamentos a distribuir, el tamaño de la población que es el número de “individuos” que van a conformar una generación y el número de generaciones, es decir, el número de veces que el programa realizará la búsqueda. Al dar “click” en el comando “INICIAR” se mostrará la ventana de “Matrices de Entrada” correspondiente a las matriz de flujo (*ver ilustración 28*) y luego se mostrará la correspondiente a la matriz de distancias (*ver ilustración 29*) estas dos matrices deberán ser completadas de la misma forma que se explicó en la sección 6.1.1 de Búsqueda Tabú y se da “click” en “Ingresar” y se habilitará la ventana de “Solución Final” (*ver ilustración 32*) en donde se mostrará la mejor distribución encontrada.

La población inicial de este método se va a generar de forma aleatoria, el operador de selección será el proporcional explicado en los operadores de selección del numeral 5.3.3, el tipo de cruce es el cruce en un punto. El operador de mutación tendrá probabilidad de aparecer únicamente cuando el valor de la función objetivo de los hijos generados sea peor a la mejor solución encontrada hasta el momento. Esta probabilidad de mutación será de un 5%, si la solución empeora hasta en un 10%; para un error mayor, la probabilidad de mutación será de un 10%. El criterio de parada será cuando el algoritmo alcance el número de generaciones definidas por el usuario en la ventana de “Ingreso de Parámetros”.

6.2. DEPARTAMENTOS ÁREAS DESIGUALES

Si el usuario elige realizar la distribución de “Departamentos Áreas Desiguales” (*ver ilustración 26*) se mostrara la misma ventana de “Ingreso de Parámetros” que se mostró en Algoritmo genético (*ver ilustración 37*) ya que para resolver este problema el “FLP Software” lo hará solamente por medio de este algoritmo. Al dar “click” en el comando “INICIAR” se mostrará la ventana “Requerimientos de Área” (*ver ilustración 38*) en la que se especificará el número de unidades de área necesarias para cada departamento y las dimensiones de largo y ancho (en

unidades de área) con las que cuenta la planta. Se debe tener en cuenta que al multiplicar las dimensiones de largo y ancho debe dar como resultado un número igual o mayor que la sumatoria de las unidades requeridas por todos los departamentos.

Ilustración 38. Vista ventana "Requerimientos de Área" - Áreas Desiguales

Form2

Requerimientos de Área

1. Especifique el número de unidades de área correspondiente a cada departamento:

Depto. 1: <input type="text"/>	Depto. 10: <input type="text"/>	Depto. 19: <input type="text"/>
Depto. 2: <input type="text"/>	Depto. 11: <input type="text"/>	Depto. 20: <input type="text"/>
Depto. 3: <input type="text"/>	Depto. 12: <input type="text"/>	Depto. 21: <input type="text"/>
Depto. 4: <input type="text"/>	Depto. 13: <input type="text"/>	Depto. 22: <input type="text"/>
Depto. 5: <input type="text"/>	Depto. 14: <input type="text"/>	Depto. 23: <input type="text"/>
Depto. 6: <input type="text"/>	Depto. 15: <input type="text"/>	Depto. 24: <input type="text"/>
Depto. 7: <input type="text"/>	Depto. 16: <input type="text"/>	Depto. 25: <input type="text"/>
Depto. 8: <input type="text"/>	Depto. 17: <input type="text"/>	
Depto. 9: <input type="text"/>	Depto. 18: <input type="text"/>	

2. Ingrese el número de unidades de área correspondientes a las dimensiones de la planta

Ancho:

Largo:

Siguiete >>

Al dar "click" en el comando "Siguiete" se activará la ventana "Curvas de Llenado" (ver ilustración 39) en donde se mostrará una cuadrícula habilitada (de acuerdo a las dimensiones definidas por el usuario anteriormente) para dibujar la curva de llenado que el usuario desee para hacer la distribución de la planta. Ésta curva se dibuja dando "click" en cada cuadro de acuerdo a la secuencia que se desee para la curva de llenado (ver ilustración 40).

Ilustración 39. Vista ventana "Curvas de Llenado"

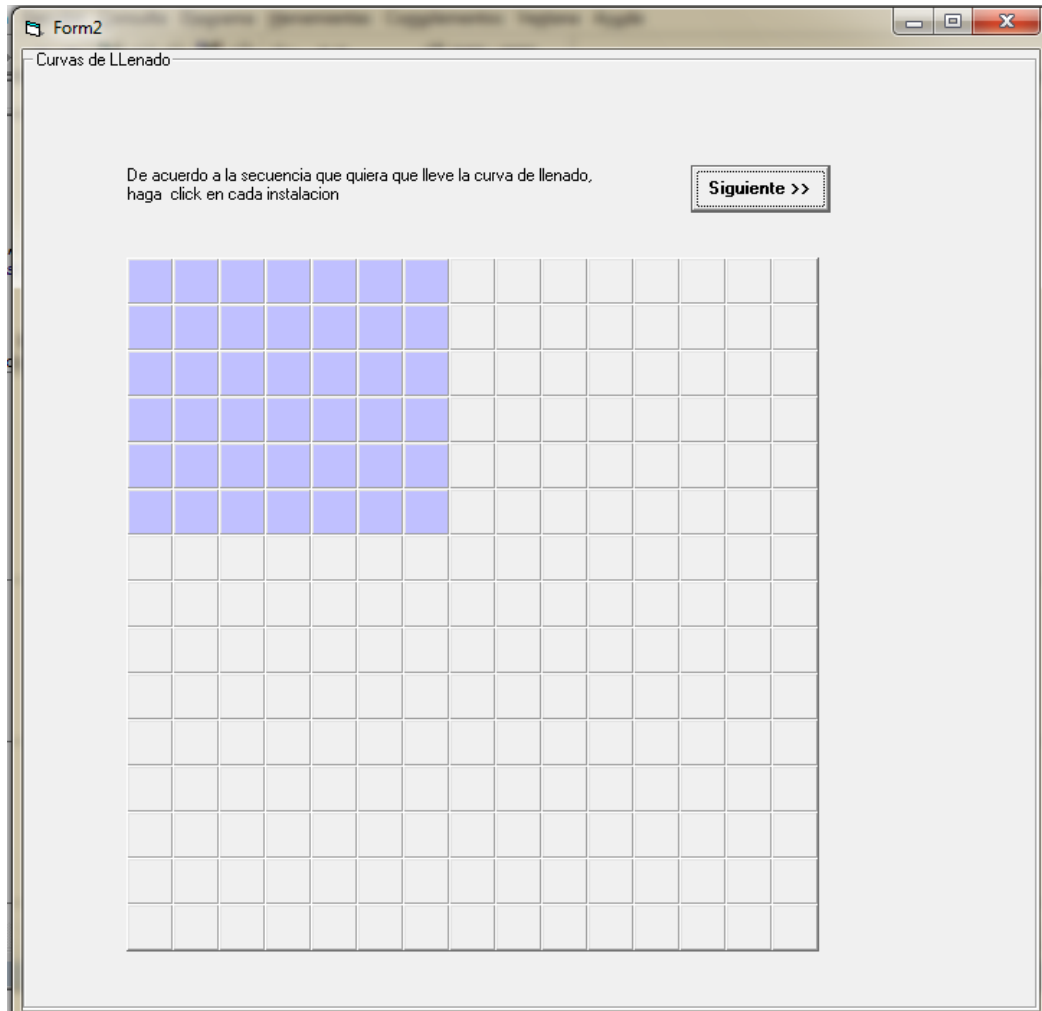
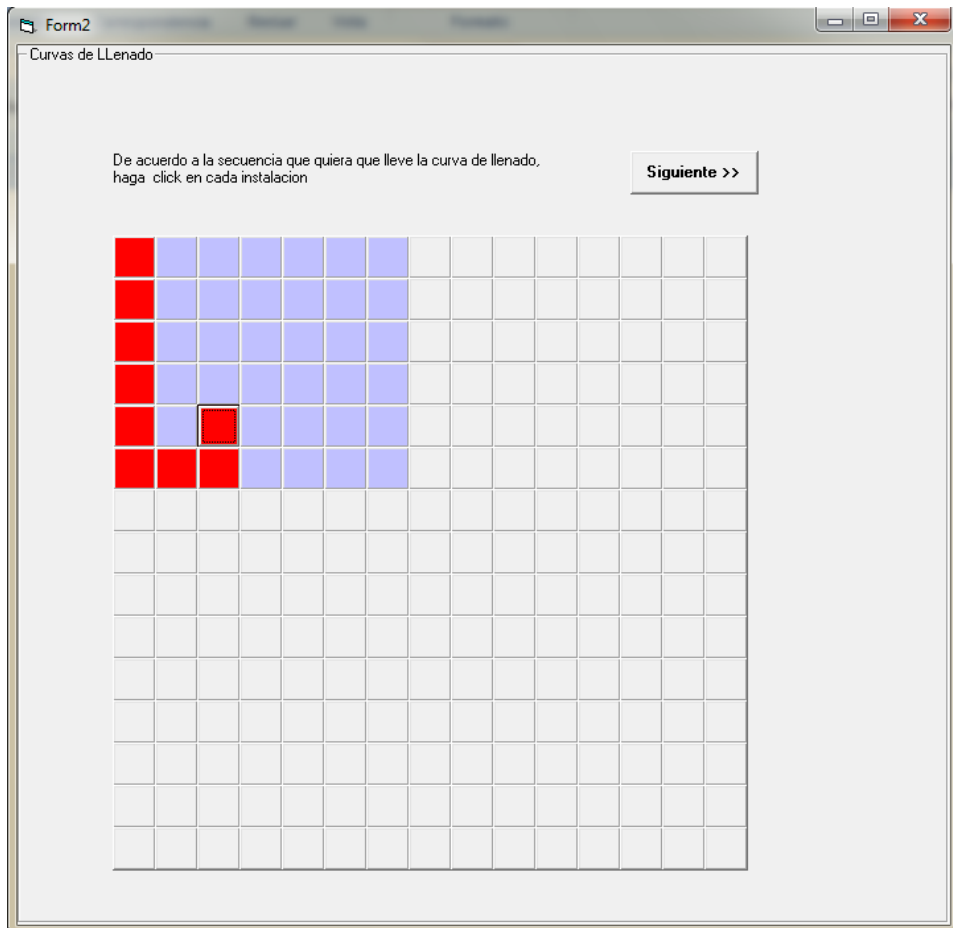
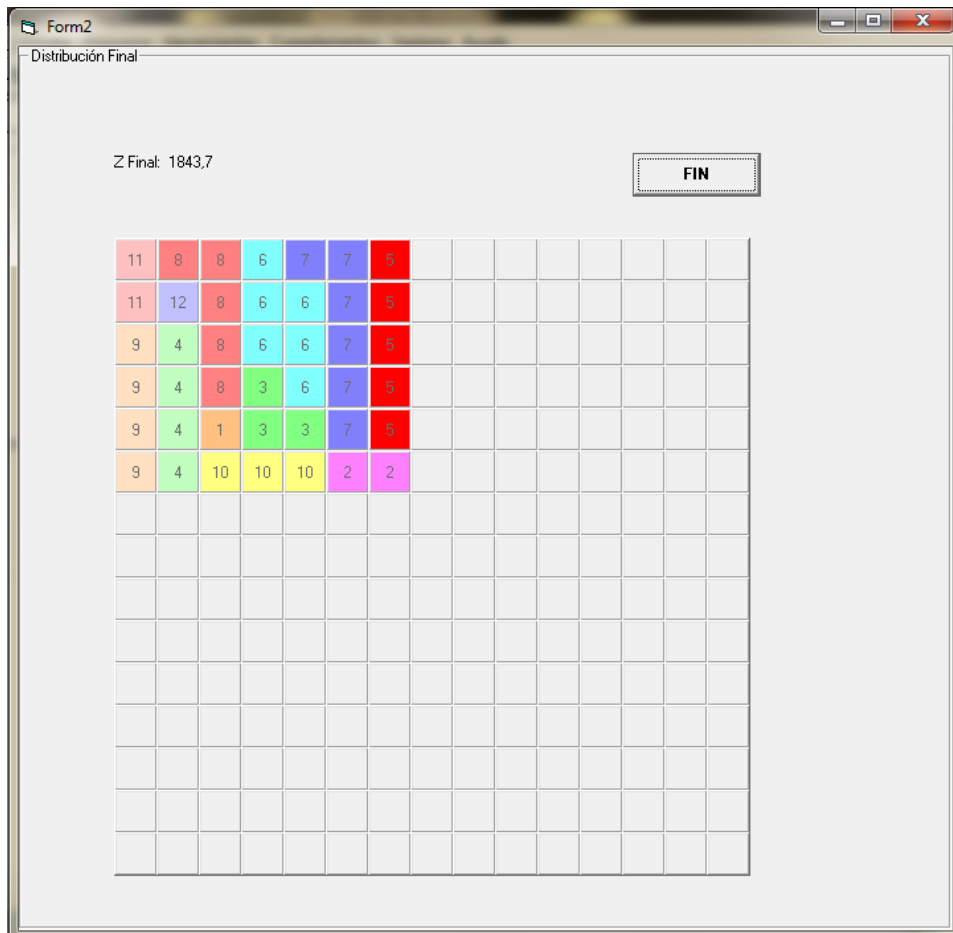


Ilustración 40. Vista ventana "Curvas de Llenado"



Una vez se dibuja la curva de llenado se da "click" en el comando "Siguiete" y se mostrará la ventana de "Matrices de Entrada" correspondiente a la matriz de flujo (ver ilustración 28). Luego de ingresar los flujos correspondientes entre los departamentos se da "click" en "Ingresar" y se mostrará la ventana "Solución Final" (ver ilustración 41) en donde se puede observar la mejor distribución encontrada por el "FLP Software" en una cuadrícula en donde se representa con un color cada departamento con el número de unidades de áreas requeridas y asignadas de acuerdo al orden de la curva de llenado dibujada.

Ilustración 41. Vista ventana "Distribución Final"



Los operadores utilizados para la solución del problema FLP de áreas desiguales fueron los mismos que se utilizaron para resolver el problema FLP de áreas iguales por medio de la heurística de algoritmo genético.

7. ANÁLISIS ESTADÍSTICO

Con el objeto de conocer el comportamiento de los algoritmos estudiados bajo diferentes condiciones o parámetros, se realizó el siguiente estudio:

Se inició con la identificación de los diferentes parámetros a utilizar en cada heurística y al mismo tiempo la selección de aquellos que se considerarían determinantes en el resultado. De forma general, se decidió analizar el comportamiento de cada heurística para 4 tamaños de plantas diferentes (12, 16, 20 y 25 departamentos) seleccionados de acuerdo a la disponibilidad de los mismos en las librerías cuyas soluciones óptimas eran conocidas, permitiendo un análisis con respecto a la misma. De igual forma, el experimento fue llevado a cabo mediante la aplicación del software “FLP Software” diseñado y desarrollado por las autoras, aplicado en 3 problemas diferentes.

Como variable de salida, se encontrará para todos los casos, el error que la heurística presenta en el problema en estudio, con respecto a la solución óptima conocida. Así:

Variable de salida: $\text{Error} = (Z_{\text{Heurística}} - Z_{\text{Óptimo}}) / Z_{\text{Óptimo}}$

7.1. ANÁLISIS DEL EFECTO DE LOS FACTORES SOBRE LA VARIABLE DE SALIDA

Para cada algoritmo los factores que se consideraron posiblemente determinantes en el resultado de la variable de salida, fueron los parámetros definidos para cada uno. Los tratamientos seleccionados para cada factor se escogieron de tal forma que sean acordes a los tamaños de planta seleccionados anteriormente (12, 16, 20 y 25 departamentos).

7.1.1 Búsqueda Tabú. Los parámetros utilizados en esta heurística fueron:

- Tamaño de la lista tabú a utilizar

- Número de iteraciones a realizar

<u>Tamaño lista tabú</u>	<u>Número iteraciones</u>
4	20
6	40
8	60
10	80
	100

El modelo estadístico que se planteó fue el modelo de los efectos, descrito a continuación:

$$Y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \quad \left\{ \begin{array}{l} i = 4,6,8,10 \\ j = 20,40,60,80,100 \\ k = 1,2,3 \end{array} \right.$$

Donde μ es el efecto promedio global, τ_i es el efecto del nivel i -ésimo del factor Lista Tabú, β_j es el efecto del nivel j -ésimo del factor Iteraciones, $(\tau\beta)_{ij}$ es el efecto de la interacción entre τ_i y β_j , y ε_{ijk} es el componente del error aleatorio.

Por otro lado, el experimento buscó probar la igualdad de los efectos de los tratamientos sobre la variable de salida. De esta forma las hipótesis de interés fueron:

$$H_0: \tau_4 = \tau_6 = \tau_8 = \tau_{10} = 0$$

$$H_0: \beta_{20} = \beta_{40} = \beta_{60} = \beta_{80} = \beta_{100} = 0$$

$$H_0: (\tau\beta)_{ij} = 0 \text{ para todo } i \text{ y } j$$

$$H_1: \text{al menos una } \tau_i \neq 0$$

$$H_1: \text{al menos una } \beta_j \neq 0$$

$$H_1: \text{al menos } (\tau\beta)_{ij} \neq 0$$

Para los 4 escenarios en los que se realizaron los experimentos (12, 16, 20 y 25 departamentos), los resultados fueron similares. A continuación se presenta la tabla de análisis de varianza para el escenario de 20 departamentos (*Ver tabla 8*), la cual nos permite hacer un análisis similar para los 3 escenarios restantes.

Tabla 8. ANOVA - Búsqueda Tabú (20 Departamentos)

Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,003 ^a	19	,000	,163	1,000
Intersección	,099	1	,099	103,998	,000
ListaTabu	4,51E-005	3	1,50E-005	,016	,997
Iteraciones	,003	4	,001	,754	,561
ListaTabu * Iteraciones	2,31E-005	12	1,92E-006	,002	1,000
Error	,038	40	,001		
Total	,140	60			
Total corregida	,041	59			

a. R cuadrado = ,072 (R cuadrado corregida = -,369)

De la tabla anteriormente mostrada se puede inferir que no existe una interacción significativa entre los dos factores principales del experimento (lista tabú e iteraciones), de igual forma se puede concluir que los efectos de los factores principales tampoco son significativos.

7.1.2. Recocido Simulado. Los parámetros que se tuvieron en cuenta para éste algoritmo fueron:

- Programa de temperaturas
- Número de iteraciones a realizar por temperatura

<u>Numero de enfriamientos</u>	<u>Iteraciones por temperatura</u>
3	5
5	10
7	15
9	20
12	
14	

El modelo estadístico que se planteó fue el modelo de los efectos, descrito a continuación:

$$Y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \begin{cases} i = 3,5,7,9,12,14 \\ j = 5,10,15,20 \\ k = 1,2,3 \end{cases}$$

Donde μ es el efecto promedio global, τ_i es el efecto del nivel i -ésimo del factor Número de enfriamientos, β_j es el efecto del nivel j -ésimo del factor Iteraciones por temperatura, $(\tau\beta)_{ij}$ es el efecto de la interacción entre τ_i y β_j , y ε_{ijk} es el componente del error aleatorio.

Al igual que en búsqueda tabú, el experimento buscó probar la igualdad de los efectos de los tratamientos sobre la variable de salida. De esta forma las hipótesis de interés fueron:

$$H_0: \tau_3 = \tau_5 = \tau_7 = \tau_9 = \tau_{12} = \tau_{14} = 0$$

$$H_0: \beta_5 = \beta_{10} = \beta_{15} = \beta_{20} = 0$$

$$H_0: (\tau\beta)_{ij} = 0 \text{ para todo } i \text{ y } j$$

$$H_1: \text{al menos una } \tau_i \neq 0$$

$$H_1: \text{al menos una } \beta_j \neq 0$$

$$H_1: \text{al menos } (\tau\beta)_{ij} \neq 0$$

Para SA, el experimento se realizó en los mismos 4 escenarios que búsqueda tabú (12, 16, 20 y 25 departamentos a distribuir), a diferencia del algoritmo anteriormente analizado, recocido simulado presentó diferentes resultados de acuerdo al número de departamentos que se deseaba distribuir. La *tabla 9* muestra la ANOVA encontrada para un escenario de 12 departamentos.

Tabla 9. ANOVA - Recocido Simulado (12 Departamentos)

Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,207 ^a	23	,009	2,295	,008
Intersección	,543	1	,543	138,813	,000
TamanoTemp	,124	5	,025	6,313	,000
Iteraciones	,073	3	,024	6,187	,001
TamanoTemp * Iteraciones	,010	15	,001	,178	1,000
Error	,188	48	,004		
Total	,938	72			
Total corregida	,395	71			

a. R cuadrado = ,524 (R cuadrado corregida = ,296)

A partir de esta ANOVA se puede concluir que para 12 departamentos, existe un efecto determinante de los factores principales del experimento, mientras que el efecto de la interacción entre los mismos no lo es. Sin embargo si se detalla la ANOVA encontrada para cualquiera de los 3 escenarios restantes, el análisis sería diferente. A continuación se presenta la ANOVA encontrada para el escenario de 16 departamentos (*Ver tabla 10*) que nos permite hacer un análisis general para de los escenarios restantes.

Tabla 10. ANOVA - Recocido Simulado (16 Departamentos)

Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,232 ^a	23	,010	3,294	,000
Intersección	,573	1	,573	187,468	,000
TamanoTemp	,218	5	,044	14,281	,000
Iteraciones	,003	3	,001	,343	,794
TamanoTemp * Iteraciones	,010	15	,001	,222	,999
Error	,147	48	,003		
Total	,951	72			
Total corregida	,378	71			

a. R cuadrado = ,612 (R cuadrado corregida = ,426)

Para el caso de los escenarios de 16, 20 y 25 departamentos, el resultado fue similar. Se encontró que el único factor principal que presenta un efecto determinante en la variable de salida fue el tamaño de temperatura, que hace referencia al número de temperaturas a aplicar dentro del algoritmo, de forma contraria se concluyó que tanto para el factor iteraciones como para la interacción de los dos factores principales, su efecto sobre la variable de salida no es determinante.

7.1.3. Algoritmo Genético. Los parámetros que se tuvieron en cuenta en esta heurística fueron:

- Tamaño de población
- Número de generaciones a crear

<u>Tamaño de Población</u>	<u>Número de Generaciones</u>
50	10
70	20
100	30
150	40
200	50
500	70
750	100
1000	150

Al igual que en las otras dos heurísticas, el modelo estadístico que se planteó fue el modelo de los efectos, descrito a continuación:

$$Y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \begin{cases} i = 50,70,100,150,200,500 \\ j = 10,20,30,40,50,70,100,150 \\ k = 1,2,3 \end{cases}$$

Donde μ es el efecto promedio global, τ_i es el efecto del nivel i -ésimo del factor Tamaño de población, β_j es el efecto del nivel j -ésimo del factor Generaciones por temperatura, $(\tau\beta)_{ij}$ es el efecto de la interacción entre τ_i y β_j , y ε_{ijk} es el componente del error aleatorio.

Al igual que en búsqueda tabú y recocido simulado, el experimento buscó probar la igualdad de los efectos de los tratamientos sobre la variable de salida. De esta forma las hipótesis de interés fueron:

$$H_0: \tau_{50} = \tau_{70} = \tau_{100} = \tau_{150} = \tau_{200} = \tau_{500} = 0$$

$$H_1: \text{al menos una } \tau_i \neq 0$$

$$H_0: \beta_{10} = \beta_{20} = \beta_{30} = \beta_{40} = \beta_{50} = \beta_{70} = \beta_{100} = \beta_{150} = 0$$

$$H_1: \text{al menos una } \beta_j \neq 0$$

$$H_0: (\tau\beta)_{ij} = 0 \text{ para todo } i \text{ y } j$$

$$H_1: \text{al menos } (\tau\beta)_{ij} \neq 0$$

En algoritmo genético sucede algo similar que en recocido simulado. En este caso el escenario diferente se presenta en el de 25 departamentos, a continuación se presenta la ANOVA encontrada para este escenario (*Ver tabla 11*).

Tabla 11. ANOVA - Algoritmo Genético (25 Departamentos)

Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,300 ^a	47	,006	1,036	,432
Intersección	2,518	1	2,518	409,237	,000
TamañoPob	,263	5	,053	8,543	,000
Generaciones	,029	7	,004	,676	,692
TamañoPob * Generaciones	,008	35	,000	,036	1,000
Error	,591	96	,006		
Total	3,408	144			
Total corregida	,890	143			

a. R cuadrado = ,337 (R cuadrado corregida = ,012)

Para algoritmo genético, en el escenario de 25 departamentos se puede concluir que el factor tamaño de población, es el único que presenta un efecto determinante frente a la variable de salida. Mientras que el factor generaciones y la intersección entre los dos factores principales no presentan ningún efecto sobre la variable de salida, error. A continuación se presenta la ANOVA encontrada para el escenario de 16 departamentos (*Ver tabla 12*), que nos permite realizar un análisis general para los tres escenarios restantes.

Tabla 12. ANOVA - Algoritmo Genético (16 Departamentos)

Variable dependiente: ErrorAG16

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,113 ^a	47	,002	1,115	,322
Intersección	,485	1	,485	224,885	,000
TamañoPob	,040	5	,008	3,737	,004
Generaciones	,067	7	,010	4,456	,000
TamañoPob * Generaciones	,005	35	,000	,072	1,000
Error	,207	96	,002		
Total	,805	144			
Total corregida	,320	143			

a. R cuadrado = ,353 (R cuadrado corregida = ,036)

De acuerdo a este análisis de varianza se puede concluir que para algoritmo genético, en los escenarios de 12, 16 y 20 departamentos, los efectos de los factores principales son determinantes en la variable de salida, mientras que el efecto de la interacción de los mismos no lo es.

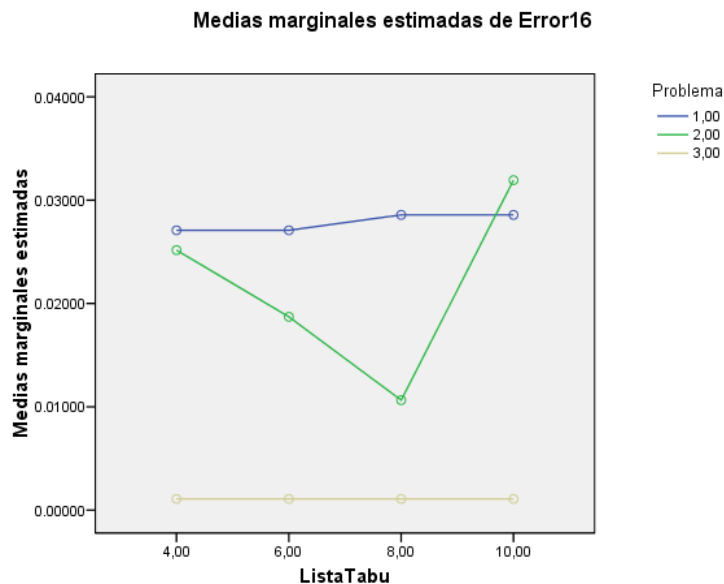
Debido a los resultados del análisis del algoritmo de búsqueda tabú, en donde se concluye que ninguno de los factores principales son determinantes en la variable de salida, se sospechó de la incidencia de un tercer factor. De igual forma en los otros dos algoritmos (SA y GA), el comportamiento no fue el esperado, ya que se creía que los dos factores principales tenidos en cuenta en cada algoritmo, fueran determinantes en la variable de salida como lo sugiere la literatura.

7.2. ANÁLISIS DEL FACTOR PROBLEMA

Ante las sospechas encontradas anteriormente, se procedió a incluir dentro del análisis un factor problema, que hace referencia a que el comportamiento de los parámetros varía de acuerdo al problema que se está resolviendo. De esta manera se presentan los resultados obtenidos del estudio realizado.

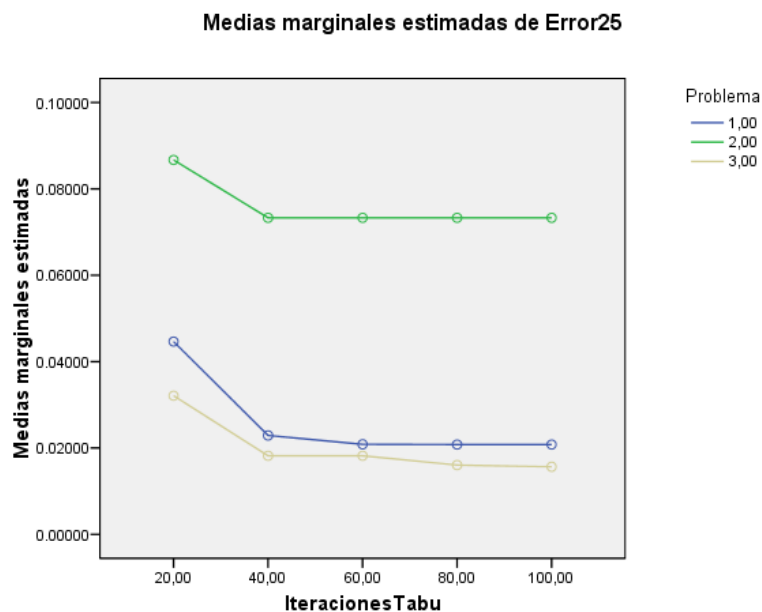
En la *ilustración 42* referente a los factores problema y lista tabú Vs la variable de salida, en el escenario de 16 departamentos y el algoritmo búsqueda tabú, nos permite hacer un análisis general para todo el algoritmo debido a que el comportamiento es similar en todos los escenarios. En ésta se puede observar como el comportamiento de la variable de salida es independiente para cada problema, cuando se compara con el factor lista tabú. Éste análisis permite concluir que el factor problema tiene un efecto determinante en la variable de salida.

Ilustración 42. Gráfico de Perfil - Búsqueda Tabú, Factor Problema (16 Dptos)



Por otro lado, se encuentra también la *ilustración 43* referente a los factores problema e iteraciones Vs la variable de salida, ésta vez para el escenario de 25 departamentos, nuevamente en el algoritmo búsqueda tabú. En esta gráfica se puede observar cómo a pesar que para cada problema hay un desempeño diferente, el comportamiento sí es similar para los tres casos, cuando la comparación es frente al factor iteraciones.

Ilustración 43. Gráfico de Perfil – Búsqueda Tabú, Factor Problema (16 Dptos)



Realizando un diseño de experimentos, teniendo como factores principales problema y lista tabú, que han sido los factores cuyos efectos sobre la variable de salida varían, se obtuvo la *tabla 13*:

Tabla 13. ANOVA - Búsqueda Tabú (12 Dptos)

Variable dependiente: ERROR_BT_12

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,038 ^a	11	,003	52,017	,000
Intersección	,099	1	,099	1496,881	,000
LISTATABU	4,51E-005	3	1,50E-005	,227	,877
PROB_BT	,038	2	,019	284,660	,000
LISTATABU * PROB_BT	,000	6	2,41E-005	,364	,898
Error	,003	48	6,63E-005		
Total	,140	60			
Total corregida	,041	59			

a. R cuadrado = ,923 (R cuadrado corregida = ,905)

En el análisis de varianza para este caso, se encuentra que el factor lista tabú sigue teniendo un efecto no determinante sobre la variable de salida, mientras que

el efecto del factor problema si lo es, de esta manera se confirma la sospecha encontrada en los análisis anteriores, en donde se determinaba que el comportamiento de los parámetros eran diferentes en cada problema que se deseaba solucionar. De igual forma se desea saber un poco más a fondo acerca del comportamiento del factor lista tabú y lograr determinar una causa de la ausencia de su efecto sobre la variable de salida.

Para el caso de las heurísticas de SA y GA, los resultados fueron parejos, a continuación se muestra una ANOVA obtenida por cada heurística (*Ver tablas 14 y 15 respectivamente*), en representación de los 4 diferentes escenarios, en los que los resultados fueron similares:

Tabla 14. ANOVA - Recocido Simulado (12 Dptos)

Variable dependiente: ERROR_RS_12

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,227 ^a	17	,013	3,395	,000
Intersección	,437	1	,437	111,111	,000
TEMPERATURA	,122	5	,024	6,214	,000
PROB_RS	,093	2	,047	11,874	,000
TEMPERATURA * PROB_RS	,011	10	,001	,290	,981
Error	,212	54	,004		
Total	,876	72			
Total corregida	,439	71			

a. R cuadrado = ,517 (R cuadrado corregida = ,364)

Tabla 15. ANOVA - Algoritmo Genético (16 Dptos)

Variable dependiente: ERROR_AG_16

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,222 ^a	17	,013	16,711	,000
Intersección	,485	1	,485	621,436	,000
TAMAÑO_POB_1	,040	5	,008	10,326	,000
PROBLEMA_1	,146	2	,073	93,307	,000
TAMAÑO_POB_1 * PROBLEMA_1	,036	10	,004	4,583	,000
Error	,098	126	,001		
Total	,805	144			
Total corregida	,320	143			

a. R cuadrado = ,693 (R cuadrado corregida = ,651)

En los análisis de varianza para recocido simulado y algoritmo genético, la principal conclusión es que tanto el factor problema como el segundo factor estudiado (temperatura para recocido y tamaño de población para GA) tienen un efecto determinante sobre la variable de salida, lo que nos permite confirmar lo mencionado en análisis anteriores.

De forma general se puede concluir lo siguiente:

- Para los tres algoritmos estudiados (búsqueda tabú, recocido simulado y algoritmo genético), el factor problema tiene definitivamente un efecto determinante sobre la variable de salida, error. Lo que quiere decir que los parámetros para cada algoritmo, pueden llegar a desempeñarse de forma independiente y diferente de acuerdo al problema específico que se está tratando.
- Para el caso de Búsqueda tabú, en donde los factores principales que se definieron fueron la lista tabú y el número de iteraciones, se concluyó que éste último tiene un efecto determinante sobre la variable de salida, mientras que el factor lista tabú no.

- En las heurísticas, recocido simulado y algoritmo genético, se pudo concluir que los factores principales que se identificaron en cada una, tienen un efecto determinante sobre la variable de salida.

7.3. ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO DE LOS FACTORES

Debido a que para las heurísticas de recocido simulado y algoritmo genético, los factores encontrados son determinantes, se pueden hacer ciertas acotaciones de acuerdo a los diferentes escenarios utilizados, se hace la salvedad que estas anotaciones no pueden ser reglas definitivas ya que el factor problema también tiene su efecto sobre la variable de salida, lo que permite que el comportamiento de sus parámetros varíe de un problema a otro.

7.3.1 Recocido Simulado.

Escenario 12 departamentos: (Ver ilustración 44) para la heurística de recocido simulado, en el escenario de 12 departamentos, las generalidades que se pueden observar con respecto a los dos factores principales originales (Número de enfriamientos e Iteraciones por temperatura) son las siguientes:

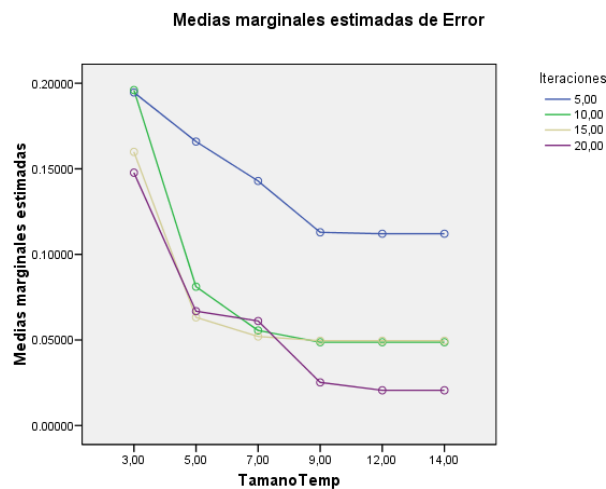


Ilustración 44. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (12 Dptos)

- A partir de un programa de temperaturas superior a 9, el algoritmo procede a comportarse de manera constante, de acuerdo con el número de iteraciones que se estén ejecutando.
- Una posible y tentadora mezcla de estos factores para un escenario de 12 departamentos podría ser 9 temperaturas de enfriamiento y 20 iteraciones por temperatura, sin embargo se recuerda que esto puede variar de acuerdo al problema que se esté resolviendo.

Escenario 16 departamentos: en el escenario de 16 departamentos, las generalidades o comportamiento que se puede describir en la *ilustración 45* de factores contra la variable de salida son:

Ilustración 45. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (20 Dptos)

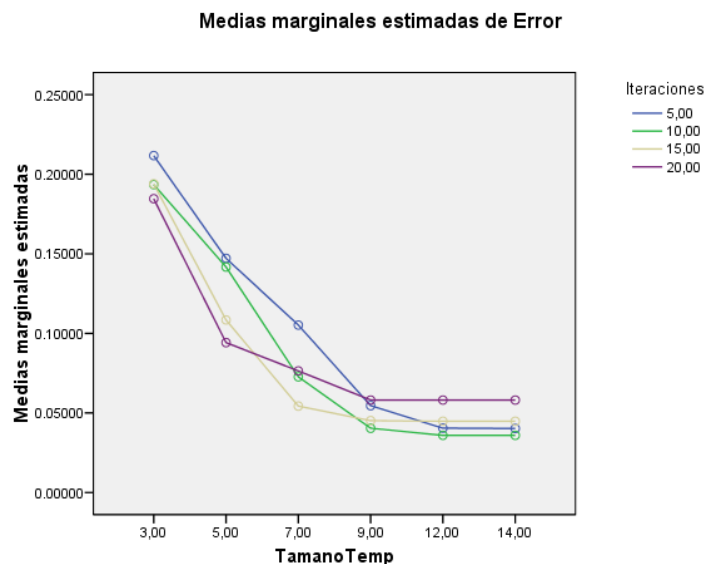
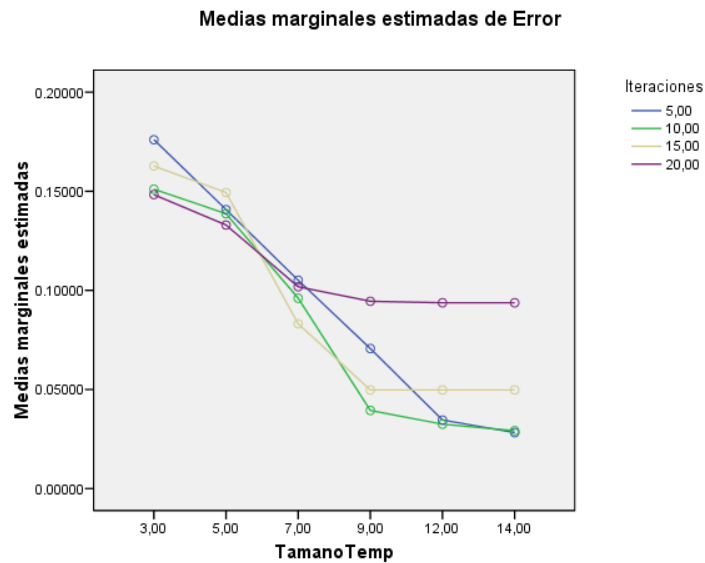


Ilustración 46. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (16 Dptos)

- A partir de 12 temperaturas de enfriamiento, el algoritmo comienza a comportarse de forma constante, de acuerdo al número de iteraciones que se realicen.

- Para el caso de las iteraciones, se observa que no necesariamente al aumentar su número disminuye el error, este comportamiento es posiblemente debido a las situaciones particulares de cada problema, más adelante se podrán detallar algunos de los problemas individualmente.
- De acuerdo a la gráfica que se presenta, una posible y tentadora combinación de factores podría ser 12 temperaturas de enfriamiento y 10 iteraciones por temperatura.

Escenario de 20 departamentos: bajo el escenario de 20 departamentos, lo que se pudo observar de acuerdo a la *ilustración 46* de los factores principales contra la variable de salida fue lo siguiente:

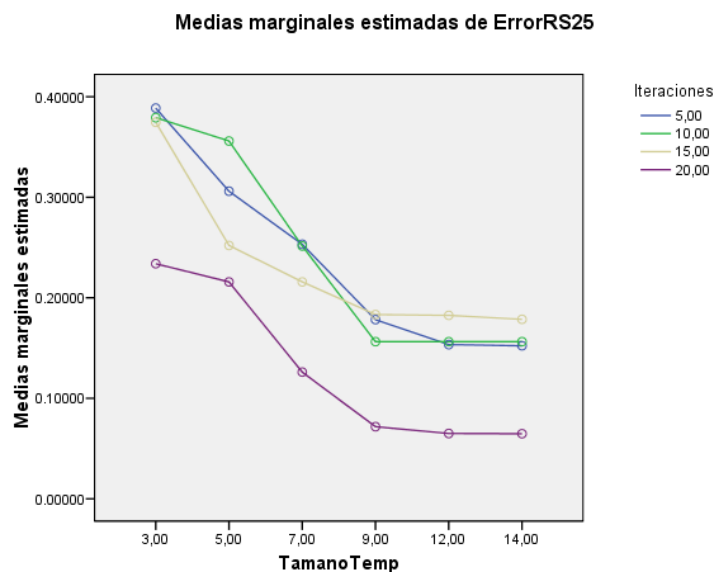


- A partir de 12 temperaturas de enfriamiento la disminución del error comienza a converger, sin embargo se puede observar como en 14 temperaturas se alcanza los mínimos errores de acuerdo al número de iteraciones que se realicen.

- Para este escenario, sólo se puede indicar una posible convergencia para el factor tamaño de temperatura en 14, el factor iteración es particular y diferente en cada caso.

Escenario de 25 departamentos: en el último escenario, 25 departamentos, los resultados fueron un poco más claros que en los anteriores. La *ilustración 47*, que a continuación se muestra, en el que se encuentran los factores principales del experimento frente a la variable de salida del mismo, nos permite concluir lo siguiente:

Ilustración 47. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (25 Dptos)



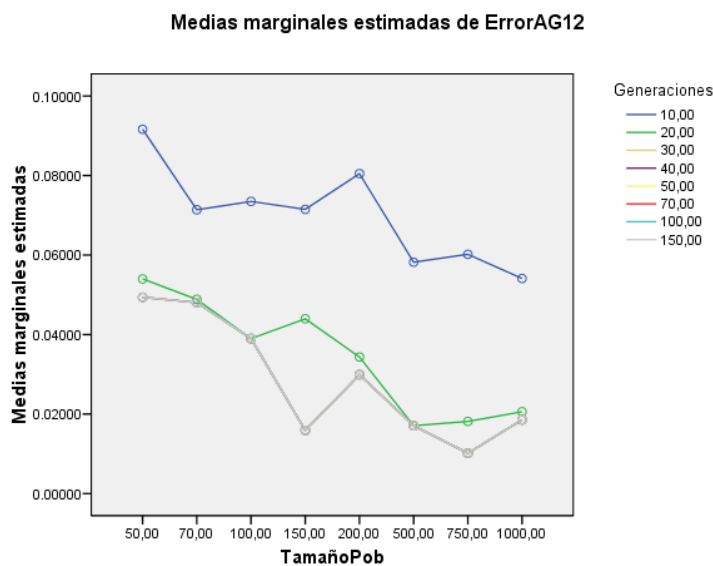
- La convergencia en la disminución del error, comienza a presenciarse a partir de 9 temperaturas de enfriamiento, sin embargo se observa que el comportamiento es totalmente constante a partir de un tamaño de 12 temperaturas.

- A pesar que para 5, 10 y 15 iteraciones por temperatura, el comportamiento del algoritmo es irregular, se puede observar como para 20 iteraciones por temperatura, la mejora del algoritmo es significativa.
- Una muy posible combinación de factores para este escenario podría ser 12 temperaturas de enfriamiento y 20 iteraciones por temperatura, de esta manera se podría llevar el algoritmo a su máximo desempeño y mayor proximidad al óptimo.

7.3.2. Algoritmo Genético.

Escenario de 12 departamentos: para el primer escenario de algoritmo genético, se presenta la *ilustración 48* en donde se muestran los factores principales, que para este caso son el tamaño de población y el número de generaciones, contra la variable de salida que continúa siendo el error de la solución con respecto al óptimo conocido. De ella se puede establecer lo siguiente:

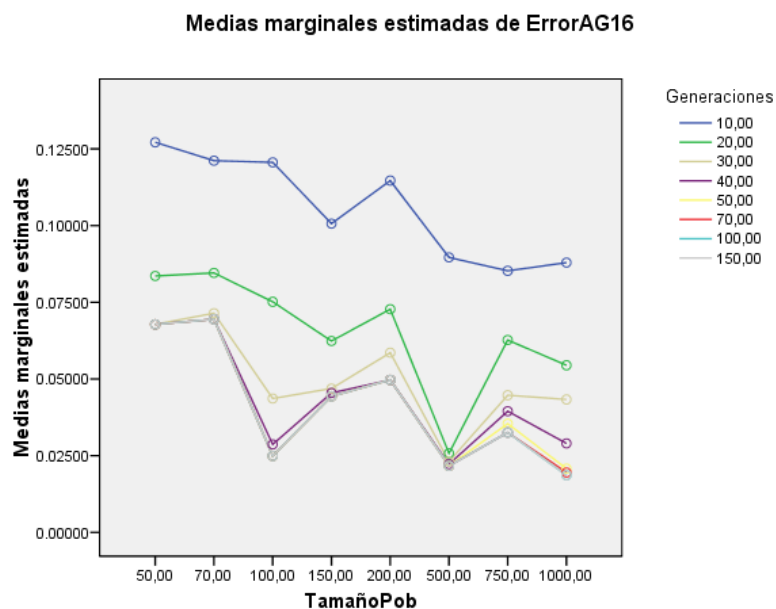
Ilustración 48. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (12 Dptos)



- El aumento del número de generaciones disminuye el error en la solución, sin embargo a partir de 30 generaciones esta disminución se detiene, seguir creando significaría tiempo computacional desperdiciado.
- El aumento del tamaño de población tiende a disminuir la variable de salida, sin embargo, en la gráfica se puede observar cómo, desde 20 generaciones en adelante, al aumentar el tamaño de población de 750, el error va a aumentar.
- Para este escenario del algoritmo genético, se puede presentar una combinación ideal de parámetros en 750 para el tamaño de población y 30 generaciones, cabe resaltar, que bajo estos parámetros se encontraron las soluciones óptimas para dos de los problemas tratados.

Escenario de 16 departamentos: para el escenario de 16 departamentos en algoritmo genético, las observaciones que se pueden hacer frente a la *ilustración 49*, de los factores principales contra la variable de salida, son las siguientes:

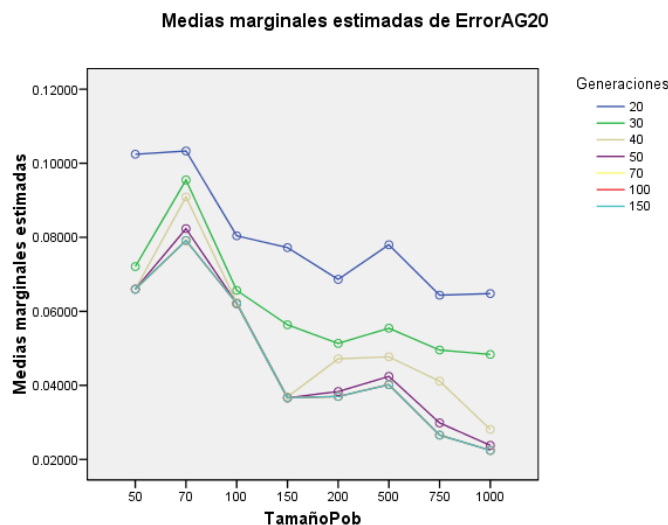
Ilustración 49. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (16 Dptos)



- A medida que se aumentó el número de generaciones, el valor de la variable de salida disminuyó continuamente, sin embargo luego de 30 generaciones la mejoría comenzó a ser un poco más lenta.
- Para el análisis del factor tamaño de población, se puede observar en la gráfica su comportamiento con una tendencia de la variable de salida a disminuir a medida que el tamaño de la población aumenta, sin embargo se alcanza a percibir gran variabilidad muy probablemente debido al comportamiento individual que cada problema presenta, se recuerda que el factor problema fue considerado estadísticamente determinante sobre la variable de salida, error. En esta situación es recomendable hacer un análisis un poco más individual.
- Debido a las consideraciones anteriores, para este escenario se puede llegar a hacer una tentativa generalidad con respecto al factor generaciones, definida como que a partir de 100 generaciones, el algoritmo expresa su máximo rendimiento.

Escenario de 20 departamentos: Las observaciones frente a la *ilustración 50*, de los factores principales del diseño contra la variable de salida, que se pueden realizar para el escenario de 20 departamentos son las siguientes:

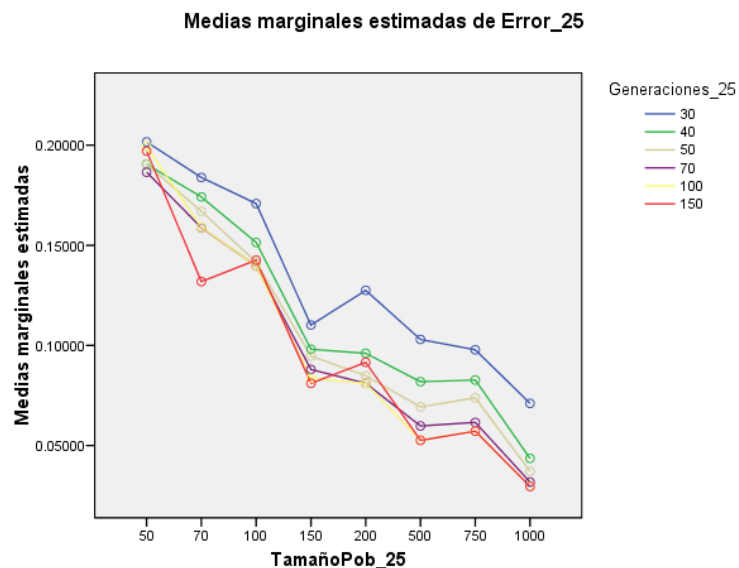
Ilustración 50. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (20 Dptos)



- El aumento en el número de generaciones incrementa el desempeño del algoritmo, para el escenario en estudio, más de 70 generaciones son ya suficientes para generar buenas soluciones y muy cercanas a las óptimas.
- El factor tamaño de población presenta una tendencia a la disminución del valor de la variable de salida, a medida que éste factor aumenta. Los cambios y saltos pueden ser explicadas por el factor problema ya analizado.
- Para este escenario se puede concluir cómodamente que una posible combinación de sus factores se puede dar en 70 generaciones y un tamaño de población de 1000

Escenario de 25 departamentos: Finalmente para el escenario de 25 departamentos, las observaciones que se pueden dar con respecto al comportamiento de los parámetros del algoritmo son las siguientes: ´

Ilustración 51. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (25 Dptos)



- En la gráfica se hace evidente que el aumento de las generaciones disminuye el error, mejorando el desempeño del algoritmo, es claro que las mejores soluciones se encuentran en 150 generaciones.

- La tendencia del factor tamaño de población es claramente la disminución. Los mejores resultados se observan en un tamaño de población de 1000 de acuerdo las generaciones creadas.
- La combinación ideal para este escenario se encuentra claramente en un tamaño de población de 1000 y la creación de 150 generaciones.

7.4. ANÁLISIS DE GRÁFICAS POR PROBLEMA

Debido a que anteriormente no se pudo definir de forma concreta una tendencia general para cada algoritmo, se decidió realizar una gráfica de cada problema en cada algoritmo y observar cómo influyen los factores en el mismo. Para cada problema se realizaron dos gráficas: En una, se encuentran los factores tamaño de lista tabú y número de iteraciones Vs el valor en la función objetivo. A continuación se muestran algunas de las gráficas elaboradas:

7.4.1. Búsqueda tabú:

Ilustración 52. Gráfico de Perfil - Búsqueda Tabú (12 Dptos, Problema I)

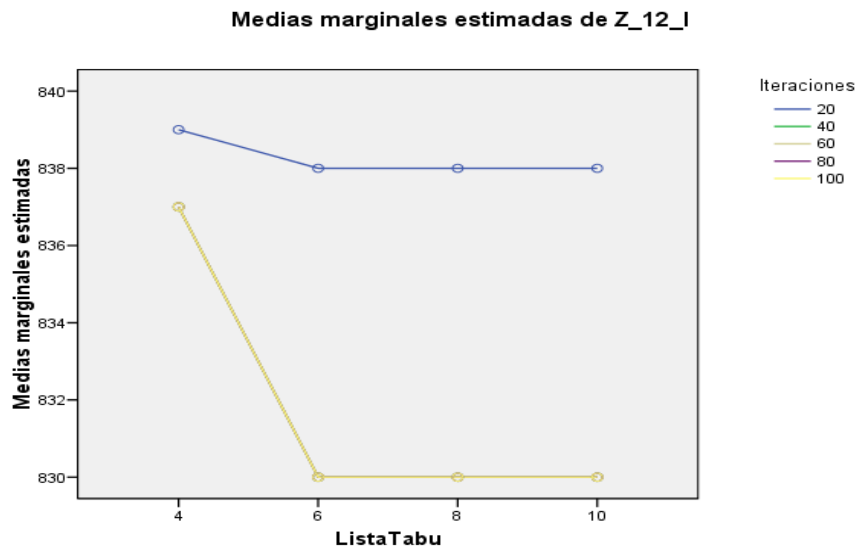
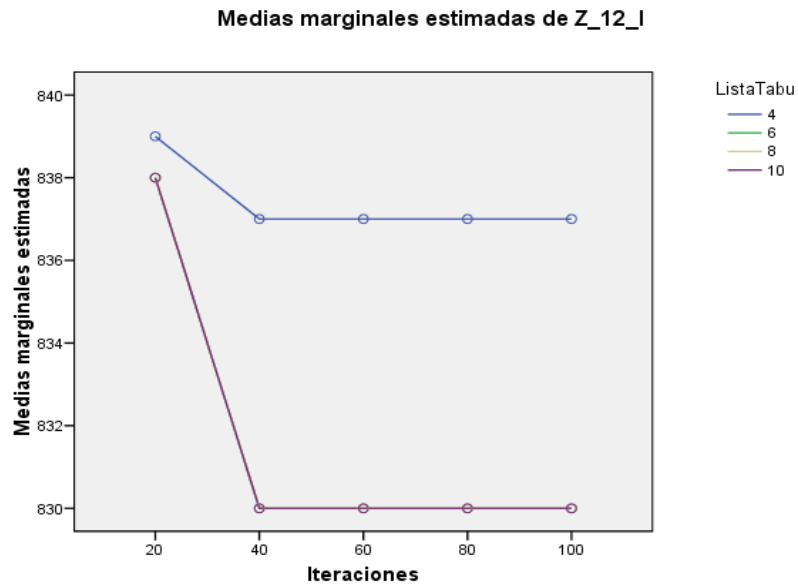


Ilustración 53. Gráfico de Perfil - Búsqueda Tabú (12 Dptos, Problema I)



En las ilustraciones 52 y 53, se puede observar que para el Ejercicio 1 de 12 departamentos a partir de un tamaño de lista tabú igual a 6 el valor de la variable de salida no tiene ningún progreso y que de 40 iteraciones en adelante, las soluciones no presentan tampoco ninguna mejora.

Ilustración 54. Gráfico de Perfil - Búsqueda Tabú (16 Dptos, Problema II)

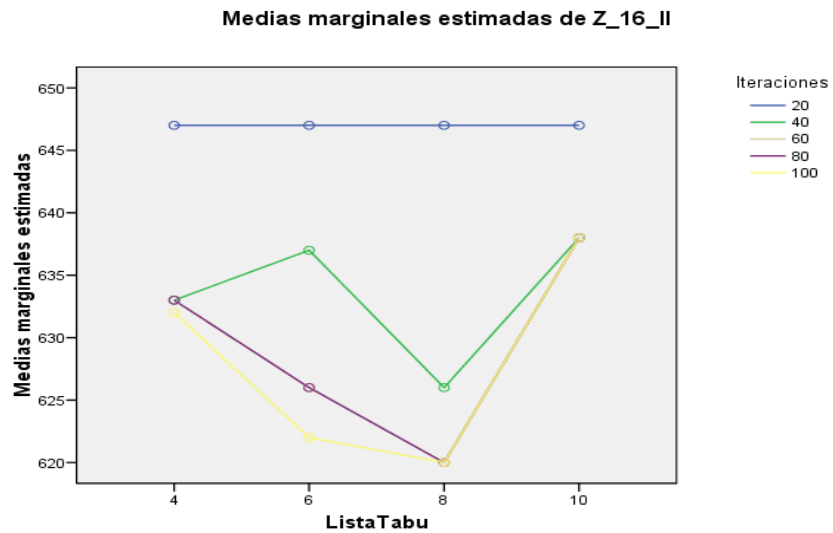
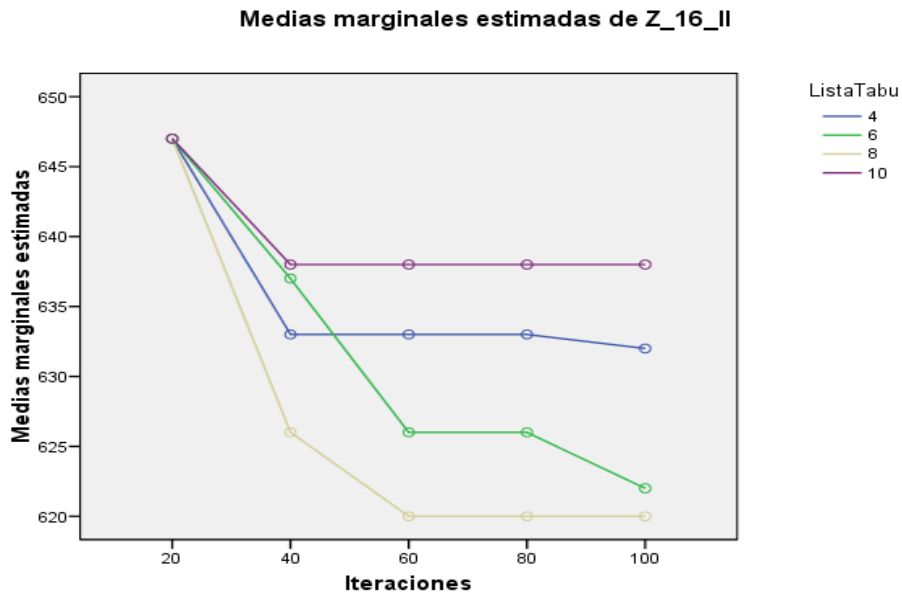


Ilustración 55. Gráfico de Perfil - Búsqueda Tabú (16 Dptos, Problema II)

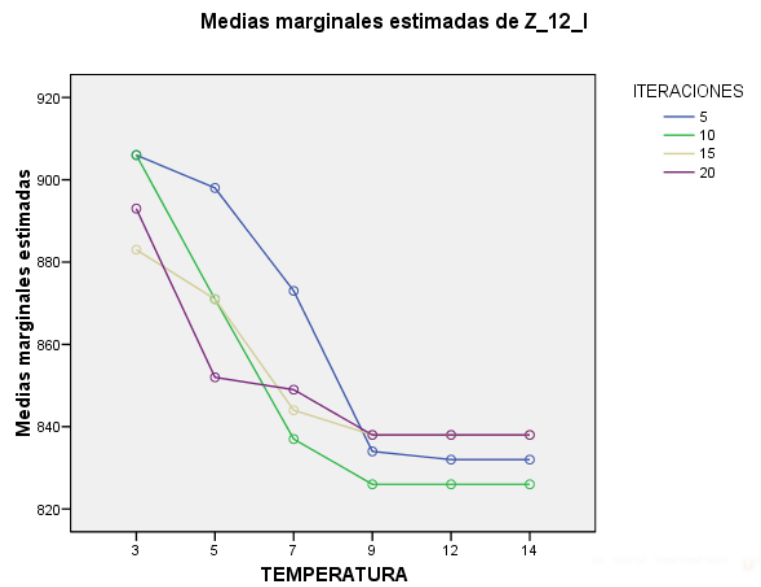
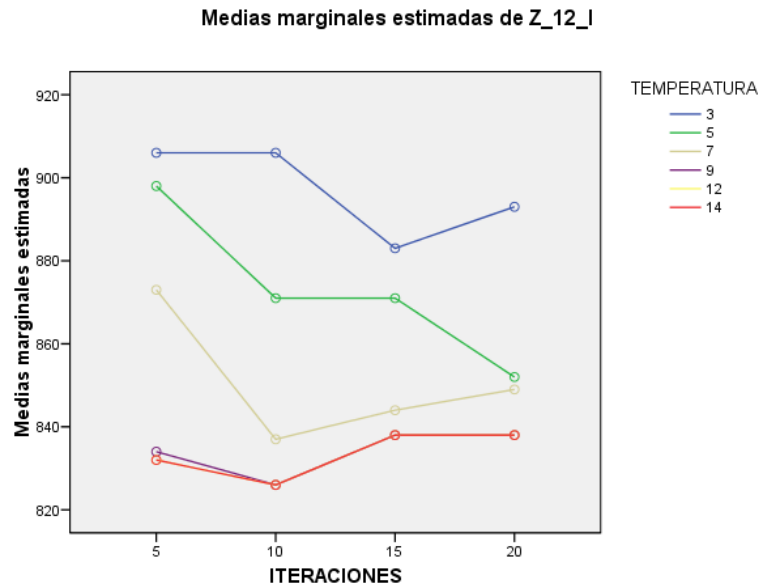


A diferencia del primer ejercicio del escenario de 12 departamentos, en el segundo ejercicio de 16 departamentos podemos observar que a medida que se aumenta el número de iteraciones y de la misma forma el tamaño de la lista tabú, el algoritmo va mejorando. En las *ilustraciones 54 y 55* también se puede observar que cuando el tamaño de la lista tabú es de 10, el algoritmo se estanca en un óptimo local y no deja encontrar mejores soluciones. Se puede concluir para estas instancias, que el aumento en el tamaño de la lista tabú, no garantiza que se obtengan buenas soluciones.

7.4.2. Recocido simulado. En la *ilustración 56* que se muestra a continuación, se puede observar claramente que en todos los problemas a medida que aumenta el tamaño de la temperatura, el desempeño de la variable de salida mejora, luego se puede comprobar nuevamente que el tamaño de la temperatura es un factor determinante, en el caso de la gráfica del primer problema de tamaño 12 (*ver ilustración 58*) se puede observar que a partir de un tamaño de temperatura igual a 9, el algoritmo empieza a estabilizarse, es decir, su comportamiento no presenta grandes cambios de mejora y seguir aumentando el tamaño de la misma,

ocasiona mayor tiempo de computacional. En este ejercicio para las primeras temperaturas, el factor de iteraciones tiende a disminuir pero en los tamaños de 9, 12 y 14 temperaturas los mejores resultados se encontraron en 10 iteraciones, y a partir de ese momento la solución empeora, es decir, el error aumenta.

Ilustración 56. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (20 Dptos, Problema I)



En el ejercicio 20 (Ver ilustración 57) se puede observar que a medida que se aumenta el programa de temperaturas, se obtienen buenos resultados. Mientras que los tratamientos definidos en el factor iteraciones, no presentan un comportamiento específico. Para éste problema la mejor solución se encontró realizando 10 iteraciones y definiendo un programa de temperatura de tamaño 9.

Ilustración 57. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (20 Dptos, Problema I)

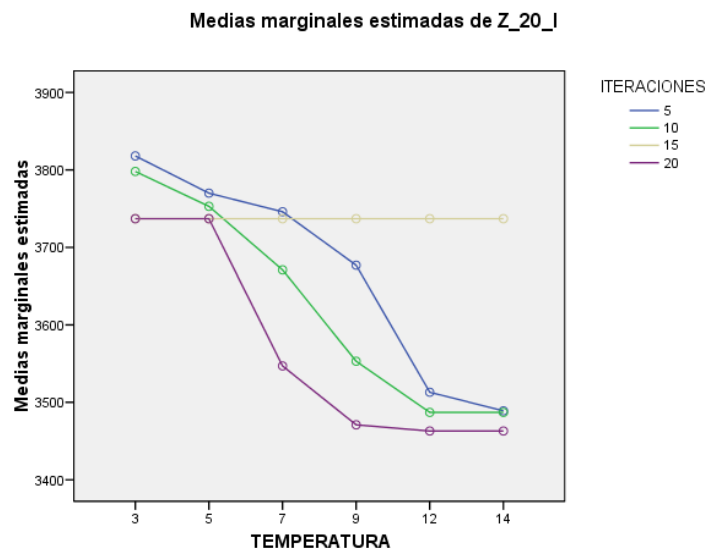
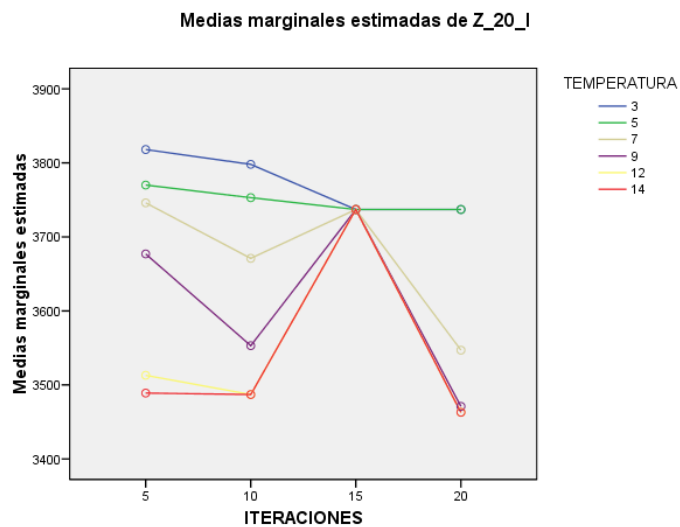


Ilustración 58. Gráfico de Perfil - Recocido Simulado (20 Dptos, Problema I)



7.4.3. Algoritmo genético. Para el primer ejercicio del problema de 12 departamentos (*Ver ilustraciones 59 y 60*), se puede decir que a medida que aumenta el tamaño de las generaciones, se obtienen mejores resultados, pero a partir de 50 generaciones, no se obtiene ninguna mejora.

Ilustración 59. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (12 Dptos, Problema I)

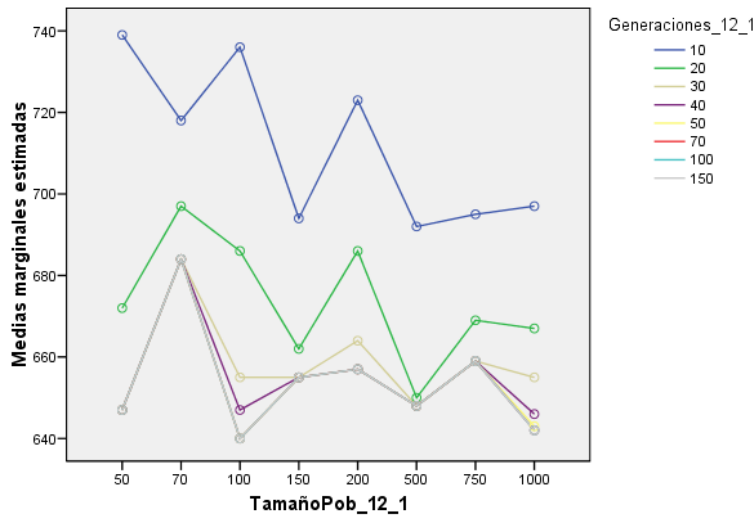
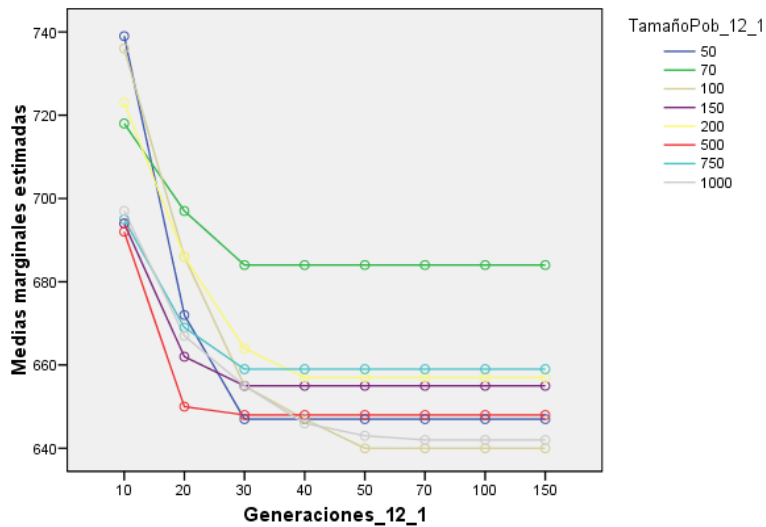


Ilustración 60. Gráfico de Perfil - Algoritmo Genético (12 Dptos, Problema I)



7.5. ANÁLISIS ENTRE ALGORITMOS

En este análisis se mostrará un resumen del desempeño de cada heurística utilizada y así realizar una comparación entre ellas de acuerdo a cada escenario planteado.

7.5.1. Escenario de 12 departamentos.

Tabla 16. Resumen desempeño de Algoritmos - 12 Dptos

	1	2	3	Prom. (%)
Z ÓPTIMO:	826	289	112208	
Mejor Z TS	830	293	112208	
Error	0,484	1,384	0	0,623
Mejor Z SA	826	295	112208	
Error	0	2,076	0	0,692
Mejor Z AG	826	289	114991	
Error	0	0	2,48	0,826

Para un escenario de 12 departamentos, se tiene que la heurística Búsqueda Tabú obtuvo un error promedio de **0,623%**, Recocido simulado promedio un error de **0,692%** y por su lado, Algoritmo Genético promedio en **0,826%**. Se puede observar como el algoritmo que mejor desempeño dio fue Búsqueda Tabú, sin embargo éste algoritmo sólo alcanzó la solución óptima en uno de los problemas que se trataron, mientras que los otros dos algoritmos lo hicieron en dos oportunidades. De igual forma la diferencia entre los tres es muy pequeña, ya que los tres errores promedio no superan el 1%.

7.5.2. Escenario de 16 departamentos.

Tabla 17. Resumen desempeño algoritmos - 16 Dptos

	1	2	3	Prom. (%)
Z ÓPTIMO:	805	620	1860	
Mejor Z TS	826	620	1861	
Error	2,6	0	0,054	0,885
Mejor Z SA	848	626	1860	
Error	5,342	0,96	0	2,1
Mejor Z AG	821	640	1860	
Error	1,988	3,226	0	1,738

En el escenario de 16 departamentos, los óptimos fueron alcanzados en menor cantidad, pero de igual forma todos los algoritmos lo hicieron. Los errores promedio que se obtuvieron fueron los siguientes: Búsqueda tabú, **0.885%**; Recocido simulado, **2.1%** y Algoritmo genético, **1.738%**.

Indiscutiblemente para este escenario el algoritmo con mejor rendimiento es búsqueda tabú, alcanza en una oportunidad el óptimo y su error promedio se encuentra por debajo del 1%, siendo una buena cifra.

7.5.3. Escenario de 20 departamentos.

Tabla 18. Resumen desempeño - 20 Dptos

	1	2	3	Prom. (%)
Z ÓPTIMO:	3461	1285	362761	
Mejor Z TS	3467	1303	370614	
Error	0,173	1,4	2,1665	1,247
Mejor Z SA	3463	1325	376678	
Error	0,058	3,11	3,863	2,344
Mejor Z AG	3463	1321	374567	
Error	0,058	2,802	3,254	2,038

Para el escenario de 20 departamentos se hace evidente el aumento de la complejidad del problema, ya que en ninguno de los casos el óptimo es alcanzado.

Los errores promedios que se obtuvieron por cada heurística implementada fueron: Búsqueda Tabú, **1.247%**; Recocido Simulado, **2.344%** y Algoritmo Genético, **2.038%**. Para éste caso nuevamente se observa como el mejor rendimiento es atribuido al algoritmo de Búsqueda Tabú, que aunque su error promedio supera el 1% es el menor de todos.

7.5.4. Escenario de 25 departamentos.

Tabla 19. Resumen desempeño Algoritmos - 25 Dptos

	1	2	3	Prom. (%)
Z ÓPTIMO:	583628	344355646	1872	
Mejor Z TS	591909	369599569	1896	
Error	1,42	7,33	1,28	3,34
Mejor Z SA	678519	351763645	1891	
Error	16,259	2,151	1,015	6,475
Mejor Z AG	617267	349338006	1903	
Error	5,76	1,447	1,656	2,954

Para este último escenario el comportamiento y rendimiento de los algoritmos en estudio cambian bastante. Nuevamente no se encuentra ningún óptimo y los errores promedio que alcanzaron fueron los siguientes: Búsqueda Tabú, **3.34%**; Recocido Simulado, **6.475%** y Algoritmo Genético, **2.954%**.

Se puede observar como los errores son en promedio más grandes que en los escenarios anteriores, esto es debido a la complejidad del problema que ha aumentado al aumentar los departamentos a distribuir. Se puede notar también cómo para este escenario Algoritmo Genético es el que más cerca al óptimo se encuentra, dando de esta forma un buen desempeño.

En la literatura muchos autores difieren en cuál es el algoritmo con mejor desempeño o que más se acerca al óptimo, esto es debido a que las conclusiones que cada uno expone son de acuerdo al problema específico que resuelven, como

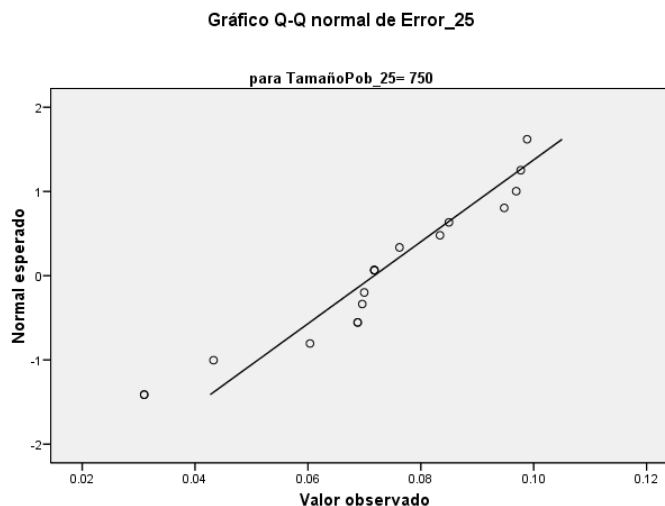
se vio a lo largo del análisis, todos los algoritmos se comportan de manera diferente en cada problema.

La conclusión que se puede presentar para los problemas resueltos en este capítulo puede ser que para instancias de 12, 16 y 20 departamentos, es recomendable utilizar búsqueda tabú. Para situaciones en donde la complejidad es mayor, como es el caso del último escenario estudiado, la heurística recomendada a utilizar es el Algoritmo genético. Este fenómeno puede ser explicado al uso de poblaciones en vez de soluciones individuales, como en estos casos las dimensiones y complejidad del problema aumenta, el manejo de las poblaciones favorece y contrarresta un poco el impacto de la misma.

7.6. NORMALIDAD Y HOMOCEASTICIDAD

Para dar crédito a estos estudios, vale aclarar que al inicio se hicieron las respectivas pruebas de normalidad y homocedasticidad encontrando, para el caso de normalidad, gráficas como la siguiente; nos permite concluir que no hay indicios significativos de no normalidad y por lo tanto no hay razón para sospechar de la validez de las conclusiones (*Ver ilustración 61*).

Ilustración 61. Gráfico prueba de Normalidad



Con valor de 0,053 de significancia (*ver tabla 20*) no hay suficiente evidencia para afirmar que las varianzas sean diferentes.

Tabla 20. Prueba de Homocedasticidad

ErrorAG12			
Estadístico de Levene	gl1	gl2	Sig.
2,049	7	136	,053

7.7. TIEMPO COMPUTACIONAL

El experimento fue realizado en un computador Toshiba – U505 S2940, con un procesador Intel® Core™ 2 duo y 4,00 GB de memoria. Los tiempos registrados (en minutos) para cada algoritmo, en cada escenario y para los tres problemas solucionados de acuerdo a los parámetros máximos que se plantearon en el estudio estadístico, se observan en la *tabla 21*.

Tabla 21. Tiempo computacional

	BÚSQUEDA TABÚ	RECOCIDO SIMULADO	ALGORITMO GENÉTICO	PROBLEMA
12	< 00:01,0	00:01,1	01:08,4	1
	< 00:01,0	< 00:01,0	01:09,0	2
	< 00:01,0	< 00:01,0	01:39,2	3
16	00:02,0	00:02,1	01:43,1	1
	00:02,1	00:02,0	01:51,4	2
	00:02,2	00:01,8	01:44,5	3
20	00:06,0	00:06,2	02:40,3	1
	00:05,9	00:02,9	02:19,4	2
	00:05,8	00:04,5	02:47,3	3
25	00:12,1	00:07,2	04:29,3	1
	00:12,0	00:15,0	03:02,0	2
	00:12,5	00:11,7	03:03,0	3

8. CUMPLIMIENTO DE OBJETIVOS

Tabla 22. Cumplimiento de Objetivos

OBJETIVO ESPECÍFICO	NUMERALES RELACIONADOS
Definir y estructurar el problema FLP y documentar la revisión bibliográfica acerca de los métodos metaheurísticos seleccionados para la solución del problema de un solo nivel con departamentos iguales ó desiguales.	2, 3, 4, Y 5
Estructurar el problema real y las metaheurísticas: Búsqueda Tabú, Recocido Simulado y Algoritmos Genéticos, que han aportado a su solución.	2 y 5
Documentar los principales resultados obtenidos de las investigaciones realizadas que muestren y definan las metaheurísticas y las alternativas de solución propuestas hasta el momento por los diferentes autores.	4 y 5
Desarrollar un software a implementar, con su respectivo manual, que proporcione una solución factible y cercana a la óptima a partir de los modelos documentados y conocimientos adquiridos.	6
Comparar los resultados obtenidos de problemas planteados y resueltos con respecto a los generados por la herramienta diseñada.	7

9. CONCLUSIONES

- El problema FLP ha sido un tema bastante investigado y a través del tiempo, los autores van incluyendo dentro del modelo más restricciones con el fin de acercar el problema a una situación real. Este incremento de restricciones aumenta la complejidad del problema, lo que permite que el uso de las heurísticas sea aún más apropiado.
- La distribución de planta es todo un proceso que no sólo incluye el dónde ubicar los departamentos, sino que también se debe garantizar: una buena definición de las características de la planta, de tal manera que sean acordes con el proceso productivo, una formulación que trate de asemejarse lo más posible a la situación real que enfrenta la planta y por último, una buena selección y aplicación del método de solución.
- Dentro de la gran extensión del problema FLP, se encuentra el FLP para departamentos con áreas iguales y FLP para departamentos con áreas desiguales, en donde el primero es considerado un problema QAP y el segundo un problema SCP, recibiendo cada uno un tratamiento diferente.
- Para el FLP con departamentos de áreas iguales, se realiza una formulación discreta; y para el FLP con departamentos de áreas desiguales, se tiene una formulación continua.
- La matriz de relación de actividades es un método que busca ubicar los departamentos de acuerdo a la relación existente entre los mismos. Este método logra dar buenas soluciones cuando las dimensiones del problema son pequeñas y en otras ocasiones, puede ser usado como solución inicial en métodos exactos o heurísticos.

- Los métodos de solución exactos como dice su nombre proporcionan una solución óptima al problema FLP, sin embargo llegar a esta solución, sólo es posible para problemas de instancias pequeñas, ésto debido a la complejidad del problema.
- Los métodos de solución heurísticos son la mejor opción para el problema FLP cuando se deben tener en cuenta gran cantidad de departamentos a distribuir y numerosas restricciones. Estos métodos manejan un tiempo computacional prudente y en algunos casos, pueden llegar a la solución óptima.
- Los resultados que se encontraron por medio de los algoritmos diseñados por los autores para la solución de los problemas seleccionados fueron los siguientes:
 - En Búsqueda Tabú ninguno de los factores principales fue determinante en el diseño de experimentos realizado, mientras que en recocido simulado y algoritmo genético en algunos casos si lo fueron.
 - Se definió un tercer factor incidente en el diseño denominado problema, el cual se concluyó determinante dentro del experimento para los 3 métodos de solución estudiados.
 - Al tener en cuenta el factor problema, se pudo concluir que para recocido simulado y algoritmo genético los efectos de los factores principales sí eran determinantes frente a la variable de salida, mientras que en búsqueda tabú el factor lista tabú continuaba siendo no determinante.

- Para los escenarios de 12, 16 y 20 departamentos, el método de solución heurístico estudiado que dio menor porcentaje de error frente a la solución óptima fue el algoritmo de búsqueda tabú.
- Para el escenario de 25 departamentos, el método de solución heurístico estudiado que dio menor porcentaje de error frente a la solución óptima fue el algoritmo genético.
- La herramienta desarrollada por los autores realmente soluciona el problema planteado de forma eficiente.
- No se pudo realizar un diseño de experimentos para el problema FLP con departamentos de áreas desiguales, debido a la falta de acceso a las librerías existentes.

10. RECOMENDACIONES

- Para una futura investigación en el tema, se recomienda enfocar la búsqueda en una sola heurística de tal forma que se puedan evaluar más detalladamente los parámetros y respectivos operadores.
- Tener en cuenta en la clase de Diseño de Plantas, el material y la herramienta entregada, ya que se considera de gran apoyo al proceso de aprendizaje en la misma y se puede impulsar el interés de los estudiantes en resolver el problema en otra de las extensiones documentadas.
- La divulgación de los proyectos de grado en investigación dentro de los estudiantes, ya que es una línea poco atractiva para los mismos aún siendo muy enriquecedora y de gran aporte para las mismas materias y para los estudiantes.
- Como se mencionó en el libro, una buena distribución de planta contribuye a mejorar la eficiencia promedio de las operaciones y puede reducir hasta un 50% los gastos de operación. Esta información, muchas empresas la desconocen o ignoran, es por esto que con esta sencilla herramienta se busca hacer entender que no se necesita de altas inversiones para lograr encontrar buenas distribuciones que disminuyan dichos gastos de operación.
- Desde la academia se puede dar orientación y asistencia a las empresas de nuestra comunidad, aportando a la eficiencia y productividad de las mismas con herramientas tan sencillas como la desarrollada en este proyecto.

11. LINEAS FUTURAS

- Continuar el estudio para resolver el FLP en todas las extensiones posibles de manera que cada vez se logre abarcar más restricciones y así solucionar situaciones más reales.
- El estudio puede continuar dirigido hacia la solución del FLP con departamentos de forma irregular y FLP multinivel.
- Partiendo del enfoque de heurísticas individuales, analizar y evaluar el comportamiento de las mismas de forma más detallada, variando finamente los parámetros y probando otros operadores.
- Adaptar el proyecto al estilo de las empresas de nuestra comunidad o realizar una investigación de las condiciones de las mismas con el fin de formular soluciones específicas para ellas.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ACERO, R.B. y TORRES, J.F. Aplicación de una heurística de búsqueda tabú en un problema de programación de tareas en línea flexible de manufactura. Universidad de los Andes, Bogotá – Colombia.
2. AMINE, Drira., HENRI, Pierreval., SONIA, Hajri-Gabouj. Facility layout problems: A survey. No. 31 (2007); p. 255 – 267.
3. BALAKRISHNAN J., CHENG C.H., CONWAY D.G. y LAU C.M. A hybrid genetic algorithm for the dynamic plant layout problem. En : International journal of production economics. Vol. 2, No. 86 (2003); p. 107 -120.
4. BARTHOLDI, J.J. y PLATZMAN, L.K., An Onlong planar traveling salesman heuristic based on Space filling curves. En : Operation research letters. Vol. 1, No. 4 (1982); p. 121 – 125.
5. BLUMM, Christian y ROLI, Andrea, Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison
6. CHASE, JACOBS y AQUILANO, Administración de la producción y operaciones: Para una ventaja competitiva. 10 ed. México: McGraw Hill, 1997; p. 206 – 239
7. CHWIF, L., PEREIRA BARRETTO, M.R. & MOSCATO, L.A., A solution to the facility layout problem using simulated annealing. En : Computers in Industry. Vol. 2, No. 36 (1998); p. 125 – 132.
8. DOWSLAND, Kathryn y ADENSO DIAZ, Berlamino, Heuristic design and fundamentals of the simulated annealing. En: ASAP Research Group School

of Computer Science and Information Technology University of Nottingham, 2003.

9. ESCOBAR, R. y GALLEGO, E. Toro, Búsqueda tabú aplicado al planeamiento de la expansión de sistemas de transmisión considerando desplanificación – (2008)
10. GIL, Londoño Natyhelem, Algoritmos genéticos. En: Escuela de estadística, Universidad Nacional de Colombia – Medellín. Nov. 2006.
11. GLOVER, F., Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. En: Computers & operations Research. Vol. 3, No. 1 (1986); p. 533 – 49.
12. GLOVER, F. y MELIAN, B., Búsqueda Tabú. En: Inteligencia artificial, revista iberoamericana de inteligencia artificial. No. 19 (2003); p. 29 – 48.
13. HERAGU, S.S., Facilities design. En : Boston: BWS. (1997); p. 3.
14. KIM, J.G., & KIM, Y.D, Layout planning for facilities with fixed shapes and input and output points. En : International journal of Production Research. Vol. 18, No. 38 (2000); p. 4635 – 4653.
15. KOCHHAR, Jasmit Singh., FOSTER, Bryce. T. y HERAGU, Sunderesh S., Hope: A genetic algorithm for the unequal area facility layout problem. En : Computers operation research. Vol. 25, No. 7/8 (1998); p. 583 – 594.
16. KONZ, Stephan. Diseño de Instalaciones industriales. Imusa; Capítulo 3.
17. KOOPMANS, T.C., & BECKMANN, M, Assignment problems and the location of economic activities. En : Econometrica. Vol. 1, No. 25 (1957); p. 53 – 76.

18. LEE, Geun - Cheol. y KIM, Yeong – Dae, Algorithms for adjusting shapes of departments in block layouts on the grid based – plane. No. 28 (2000); p. 111 – 122.
19. LEE, Y.H., & LEE, M.H., A shape-based block layout approach to facility layout problems using hybrid genetic algorithm. En : Computers & Industrial Engineering. No. 42 (2002); p. 237 – 248.
20. LEE, Kyu – Yeul., HAN, Seong – nam y ROH, Myung – LL., An improved genetic algorithm for facility layout problems having inner structure walls and passages. En : Computers and operations research. No. 30 (2003); p. 117 – 38.
21. LUNDY, M., MESS, A. Convergence of an annealing algorithm. No. 34, 1986; p. 111 – 124.
22. MARTÍNEZ, Morales, Algoritmo basado en tabú search para el cálculo del índice de transmisión de un grafo.
23. MELLER, R. D., NARAYANAN, V., & VENCE, P. H., Optimal facility layout design. En : Operations research letters. Vol. 5, No. 23 (1999); p. 117 – 127.
24. MIR, M. e IMAM, M.H. A hybrid optimization approach for layout design of unequal – area facilities. En : Computers and industrial engineering. Vol. 1 -2, No. 39 (2001); p. 49 – 63
25. MUTHER, R. Systematic layout planning. 2 Ed. Cahners books: Boston, 1973.
26. NAHMIAS, s., Análisis de la producción y las operaciones. 3ª Ed. Compañía editorial continental, 2004.

- 27.** PALMA MÉNDEZ, José Tomás, MARÍN MORALES, Roque, GARCÍA JURADO, José Luis y GONZÁLEZ, Carlos Alonso. Inteligencia Artificial. Madrid: McGraw Hill, 2008; Parte III
- 28.** SHAYAN, E., & CHIHITILAPPILLY, A. Genetic algorithm for facilities layout problems based on slicing tree structure. En : International Journal of Production Research. Vol. 19, No. 42 (2004); p. 4055 – 4067.
- 29.** SHUMEET, Baluja y RICH, Caruana, Removing the genetics from the standard genetic algorithms. En: School of computers science. (1995)
- 30.** SKORIN-KAPOV, J., Tabu search applied to the quadratic assignment problem. En: ORSA J on computing. Vol. 2, (1990); p. 33 – 45
- 31.** TOMPKINS, J.A., WHITE, J.A., BOZER, Y.A, FRAZELLE, E.H., TANCHOCO, J.M., & TREVINO, J. Facilities planning. En : New York: Wiley. (1996).
- 32.** WELGAMA P.S. y GIBSON P.R. A construction algorithm for the machine layout problem with fixed pick-up and drop-off points. En : International journal of production research. Vol. 11, No. 31 (1993); p. 2575 – 2590.

ANEXO A
PROBLEMAS DE REFERENCIA

1. ESCENARIO DE 12 DEPARTAMENTOS

1.1 PROBLEMA 1

1.1.1 Matriz de distancias

0	1	2	2	3	4	4	5	3	5	6	7
1	0	1	1	2	3	3	4	2	4	5	6
2	1	0	2	1	2	2	3	1	3	4	5
2	1	2	0	1	2	2	3	3	3	4	5
3	2	1	1	0	1	1	2	2	2	3	4
4	3	2	2	1	0	2	3	3	1	2	3
4	3	2	2	1	2	0	1	3	1	2	3
5	4	3	3	2	3	1	0	4	2	1	2
3	2	1	3	2	3	3	4	0	4	5	6
5	4	3	3	2	1	1	2	4	0	1	2
6	5	4	4	3	2	2	1	5	1	0	1
7	6	5	5	4	3	3	2	6	2	1	0

1.1.2 Matriz de flujos

0	3	4	6	8	5	6	6	5	1	4	6
3	0	6	3	7	9	9	2	2	7	4	7
4	6	0	2	6	4	4	4	2	6	3	6
6	3	2	0	5	5	3	3	9	4	3	6
8	7	6	5	0	4	3	4	5	7	6	7
5	9	4	5	4	0	8	5	5	5	7	5
6	9	4	3	3	8	0	6	8	4	6	7
6	2	4	3	4	5	6	0	1	5	5	3
5	2	2	9	5	5	8	1	0	4	5	2
1	7	6	4	7	5	4	5	4	0	7	7
4	4	3	3	6	7	6	5	5	7	0	9
6	7	6	6	7	5	7	3	2	7	9	0

1.1.3 Solución óptima

Z= 826

Secuencia: (3,10,11,2,12,5,6,7,8,1,4,9)

1.2 PROBLEMA 2

1.2.1 Matriz de distancias

0	1	2	3	1	2	3	4	2	3	4	5
1	0	1	2	2	1	2	3	3	2	3	4
2	1	0	1	3	2	1	2	4	3	2	3
3	2	1	0	4	3	2	1	5	4	3	2
1	2	3	4	0	1	2	3	1	2	3	4
2	1	2	3	1	0	1	2	2	1	2	3
3	2	1	2	2	1	0	1	3	2	1	2
4	3	2	1	3	2	1	0	4	3	2	1
2	3	4	5	1	2	3	4	0	1	2	3
3	2	3	4	2	1	2	3	1	0	1	2
4	3	2	3	3	2	1	2	2	1	0	1
5	4	3	2	4	3	2	1	3	2	1	0

1.2.2 Matriz de flujos

0	5	2	4	1	0	0	6	2	1	1	1
5	0	3	0	2	2	2	0	4	5	0	0
2	3	0	0	0	0	0	5	5	2	2	2
4	0	0	0	5	2	2	10	0	0	5	5
1	2	0	5	0	10	0	0	0	5	1	1
0	2	0	2	10	0	5	1	1	5	4	0
0	2	0	2	0	5	0	10	5	2	3	3
6	0	5	10	0	1	10	0	0	0	5	0
2	4	5	0	0	1	5	0	0	0	10	10
1	5	2	0	5	5	2	0	0	0	5	0
1	0	2	5	1	4	3	5	10	5	0	2
1	0	2	5	1	0	3	0	10	0	2	0

1.2.3 Solución óptima

Z= 289

Secuencia: (12,7,9,3,4,8,11,1,5,6,10,2)

1.3 PROBLEMA 3

1.3.1 Matriz de distancias

0	27	85	2	1	15	11	35	11	20	21	61
27	0	80	58	21	76	72	44	85	94	90	51
85	80	0	3	48	29	90	66	41	15	83	96
2	58	3	0	74	45	65	40	54	83	14	71
1	21	48	74	0	77	36	53	37	26	87	76
15	76	29	45	77	0	91	13	29	11	77	32
11	72	90	65	36	91	0	87	67	94	79	2
35	44	66	40	53	13	87	0	10	99	56	70
11	85	41	54	37	29	67	10	0	99	60	4
20	94	15	83	26	11	94	99	99	0	56	2
21	90	83	14	87	77	79	56	60	56	0	60
61	51	96	71	76	32	2	70	4	2	60	0

1.3.2 Matriz de flujos

0	21	95	82	56	41	6	25	10	4	63	6
21	0	44	40	75	79	0	89	35	9	1	85
95	44	0	84	12	0	26	91	11	35	82	26
82	40	84	0	69	56	86	45	91	59	18	76
56	75	12	69	0	39	18	57	36	61	36	21
41	79	0	56	39	0	71	11	29	82	82	6
6	0	26	86	18	71	0	71	8	77	74	30
25	89	91	45	57	11	71	0	89	76	76	40
10	35	11	91	36	29	8	89	0	93	56	1
4	9	35	59	61	82	77	76	93	0	50	4
63	1	82	18	36	82	74	76	56	50	0	36
6	85	26	76	21	6	30	40	1	4	36	0

1.3.3 Solución óptima

Z= 112208

Secuencia: (8,1,6,2,11,10,3,5,9,7,12,4)

2. ESCENARIO DE 16 DEPARTAMENTOS

2.1 PROBLEMA 1

2.1.1 Matriz de distancias

0	1	2	3	4	1	2	3	4	5	2	3	4	5	6	3
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3	2	3	4	5	4
2	1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3	2	3	4	5
3	2	1	0	1	4	3	2	1	2	5	4	3	2	3	6
4	3	2	1	0	5	4	3	2	1	6	5	4	3	2	7
1	2	3	4	5	0	1	2	3	4	1	2	3	4	5	2
2	1	2	3	4	1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3
3	2	1	2	3	2	1	0	1	2	3	2	1	2	3	4
4	3	2	1	2	3	2	1	0	1	4	3	2	1	2	5
5	4	3	2	1	4	3	2	1	0	5	4	3	2	1	6
2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	0	1	2	3	4	1
3	2	3	4	5	2	1	2	3	4	1	0	1	2	3	2
4	3	2	3	4	3	2	1	2	3	2	1	0	1	2	3
5	4	3	2	3	4	3	2	1	2	3	2	1	0	1	4
6	5	4	3	2	5	4	3	2	1	4	3	2	1	0	5
3	4	5	6	7	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	0

2.1.2 Matriz de flujos

0	0	5	0	5	2	10	3	1	5	5	5	0	0	5	4
0	0	3	10	5	1	5	1	2	4	2	5	0	10	10	3
5	3	0	2	0	5	2	4	4	5	0	0	0	5	1	0
0	10	2	0	1	0	5	2	1	0	10	2	2	0	2	1
5	5	0	1	0	5	6	5	2	5	2	0	5	1	1	1
2	1	5	0	5	0	5	2	1	6	0	0	10	0	2	0
10	5	2	5	6	5	0	0	0	0	5	10	2	2	5	1
3	1	4	2	5	2	0	0	1	1	10	10	2	0	10	2
1	2	4	1	2	1	0	1	0	2	0	3	5	5	0	5
5	4	5	0	5	6	0	1	2	0	5	5	0	5	1	0
5	2	0	10	2	0	5	10	0	5	0	5	2	5	1	10
5	5	0	2	0	0	10	10	3	5	5	0	2	10	5	0
0	0	0	2	5	10	2	2	5	0	2	2	0	2	2	1
0	10	5	0	1	0	2	0	5	5	5	10	2	0	5	5
5	10	1	2	1	2	5	10	0	1	1	5	2	5	0	3
4	3	0	1	1	0	1	2	5	0	10	0	1	5	3	0

2.1.3 Solución óptima

Z= 805

Secuencia: (9,14,2,15,16,3,10,12,8,11,6,5,7,1,4,13)

2.2 PROBLEMA 2

1.1.1 Matriz de distancias

0	1	2	3	1	2	3	4	2	3	4	5	3	4	5	6
1	0	1	2	2	1	2	3	3	2	3	4	4	3	4	5
2	1	0	1	3	2	1	2	4	3	2	3	5	4	3	4

3	2	1	0	4	3	2	1	5	4	3	2	6	5	4	3
1	2	3	4	0	1	2	3	1	2	3	4	2	3	4	5
2	1	2	3	1	0	1	2	2	1	2	3	3	2	3	4
3	2	1	2	2	1	0	1	3	2	1	2	4	3	2	3
4	3	2	1	3	2	1	0	4	3	2	1	5	4	3	2
2	3	4	5	1	2	3	4	0	1	2	3	1	2	3	4
3	2	3	4	2	1	2	3	1	0	1	2	2	1	2	3
4	3	2	3	3	2	1	2	2	1	0	1	3	2	1	2
5	4	3	2	4	3	2	1	3	2	1	0	4	3	2	1
3	4	5	6	2	3	4	5	1	2	3	4	0	1	2	3
4	3	4	5	3	2	3	4	2	1	2	3	1	0	1	2
5	4	3	4	4	3	2	3	3	2	1	2	2	1	0	1
6	5	4	3	5	4	3	2	4	3	2	1	3	2	1	0

2.2.2 Matriz de flujos

0	0	5	0	2	10	3	1	5	5	0	0	4	4	0	0
0	0	3	10	1	5	1	2	2	5	0	10	3	0	5	10
5	3	0	2	5	2	4	4	0	0	0	5	0	0	5	0
0	10	2	0	0	5	2	1	10	2	2	0	1	5	2	5
2	1	5	0	0	5	2	1	0	0	10	0	0	1	0	1
10	5	2	5	5	0	0	0	5	10	2	2	1	2	1	0
3	1	4	2	2	0	0	1	10	10	2	0	2	5	2	2
1	2	4	1	1	0	1	0	0	3	5	5	5	0	0	0
5	2	0	10	0	5	10	0	0	5	2	5	10	0	2	2
5	5	0	2	0	10	10	3	5	0	2	10	0	1	1	2
0	0	0	2	10	2	2	5	2	2	0	2	1	0	0	0
0	10	5	0	0	2	0	5	5	10	2	0	5	1	5	5
4	3	0	1	0	1	2	5	10	0	1	5	0	0	0	2
4	0	0	5	1	2	5	0	0	1	0	1	0	0	5	2
0	5	5	2	0	1	2	0	2	1	0	5	0	5	0	1
0	10	0	5	1	0	2	0	2	2	0	5	2	2	1	0

2.2.3 Solución óptima

Z= 620

Secuencia: (16,12,13,8,4,2,9,11,15,10,7,3,14,6,1,5)

2.3 PROBLEMA 3

2.3.1 Matriz de distancias

0	1	2	2	3	4	4	5	3	5	6	7	8	9	7	8
1	0	1	1	2	3	3	4	2	4	5	6	7	8	6	7
2	1	0	2	1	2	2	3	1	3	4	5	6	7	5	6
2	1	2	0	1	2	2	3	3	3	4	5	6	7	5	6
3	2	1	1	0	1	1	2	2	2	3	4	5	6	4	5
4	3	2	2	1	0	2	3	3	1	2	3	4	5	3	4

4	3	2	2	1	2	0	1	3	1	2	3	4	5	3	4
5	4	3	3	2	3	1	0	4	2	1	2	3	4	2	3
3	2	1	3	2	3	3	4	0	4	5	6	7	8	6	7
5	4	3	3	2	1	1	2	4	0	1	2	3	4	2	3
6	5	4	4	3	2	2	1	5	1	0	1	2	3	1	2
7	6	5	5	4	3	3	2	6	2	1	0	1	2	2	3
8	7	6	6	5	4	4	3	7	3	2	1	0	1	1	2
9	8	7	7	6	5	5	4	8	4	3	2	1	0	2	1
7	6	5	5	4	3	3	2	6	2	1	2	1	2	0	1
8	7	6	6	5	4	4	3	7	3	2	3	2	1	1	0

2.3.2 Matriz de flujos

0	3	4	6	8	5	6	6	5	1	4	6	1	5	4	5
3	0	6	3	7	9	9	2	2	7	4	7	9	6	3	2
4	6	0	2	6	4	4	4	2	6	3	6	5	6	2	6
6	3	2	0	5	5	3	3	9	4	3	6	3	4	7	8
8	7	6	5	0	4	3	4	5	7	6	7	7	3	3	3
5	9	4	5	4	0	8	5	5	5	7	5	1	8	5	4
6	9	4	3	3	8	0	6	8	4	6	7	1	8	5	6
6	2	4	3	4	5	6	0	1	5	5	3	7	5	9	4
5	2	2	9	5	5	8	1	0	4	5	2	4	5	4	5
1	7	6	4	7	5	4	5	4	0	7	7	5	6	5	5
4	4	3	3	6	7	6	5	5	7	0	9	6	5	1	8
6	7	6	6	7	5	7	3	2	7	9	0	6	5	4	5
1	9	5	3	7	1	1	7	4	5	6	6	0	5	7	4
5	6	6	4	3	8	8	5	5	6	5	5	5	0	5	3
4	3	2	7	3	5	5	9	4	5	1	4	7	5	0	8
5	2	6	8	3	4	6	4	5	5	8	5	4	3	8	0

2.3.3 Solución óptima

Z= 1860

Secuencia: (9,4,16,1,7,8,6,14,15,11,12,10,5,3,2,13)

3. ESCENARIO DE 20 DEPARTAMENTOS

3.1 PROBLEMA 1

3.1.1 Matriz de distancias

0	1	2	2	3	4	4	5	3	5	6	7	8	9	7	8	4	5	3	10
1	0	1	1	2	3	3	4	2	4	5	6	7	8	6	7	3	4	2	9
2	1	0	2	1	2	2	3	1	3	4	5	6	7	5	6	2	3	1	8
2	1	2	0	1	2	2	3	3	3	4	5	6	7	5	6	4	5	3	8
3	2	1	1	0	1	1	2	2	2	3	4	5	6	4	5	3	4	2	7
4	3	2	2	1	0	2	3	3	1	2	3	4	5	3	4	4	5	3	6
4	3	2	2	1	2	0	1	3	1	2	3	4	5	3	4	4	5	1	6
5	4	3	3	2	3	1	0	4	2	1	2	3	4	2	3	5	6	2	5
3	2	1	3	2	3	3	4	0	4	5	6	7	8	6	7	1	2	2	9

5	4	3	3	2	1	1	2	4	0	1	2	3	4	2	3	5	6	2	5
6	5	4	4	3	2	2	1	5	1	0	1	2	3	1	2	6	7	3	4
7	6	5	5	4	3	3	2	6	2	1	0	1	2	2	3	7	8	4	3
8	7	6	6	5	4	4	3	7	3	2	1	0	1	1	2	8	9	5	2
9	8	7	7	6	5	5	4	8	4	3	2	1	0	2	1	9	10	6	1
7	6	5	5	4	3	3	2	6	2	1	2	1	2	0	1	7	8	4	3
8	7	6	6	5	4	4	3	7	3	2	3	2	1	1	0	8	9	5	2
4	3	2	4	3	4	4	5	1	5	6	7	8	9	7	8	0	1	3	10
5	4	3	5	4	5	5	6	2	6	7	8	9	10	8	9	1	0	4	11
3	2	1	3	2	3	1	2	2	2	3	4	5	6	4	5	3	4	0	7
10	9	8	8	7	6	6	5	9	5	4	3	2	1	3	2	10	11	7	0

3.1.2 Matriz de flujos

0	3	4	6	8	5	6	6	5	1	4	6	1	5	4	5	6	8	9	4
3	0	6	3	7	9	9	2	2	7	4	7	9	6	3	2	6	6	5	6
4	6	0	2	6	4	4	4	2	6	3	6	5	6	2	6	5	7	6	5
6	3	2	0	5	5	3	3	9	4	3	6	3	4	7	8	3	2	5	5
8	7	6	5	0	4	3	4	5	7	6	7	7	3	3	3	4	4	5	5
5	9	4	5	4	0	8	5	5	5	7	5	1	8	5	4	3	3	6	4
6	9	4	3	3	8	0	6	8	4	6	7	1	8	5	6	7	6	3	9
6	2	4	3	4	5	6	0	1	5	5	3	7	5	9	4	4	4	5	2
5	2	2	9	5	5	8	1	0	4	5	2	4	5	4	5	4	7	5	3
1	7	6	4	7	5	4	5	4	0	7	7	5	6	5	5	6	10	6	7
4	4	3	3	6	7	6	5	5	7	0	9	6	5	1	8	5	3	4	6
6	7	6	6	7	5	7	3	2	7	9	0	6	5	4	5	4	6	8	2
1	9	5	3	7	1	1	7	4	5	6	6	0	5	7	4	5	2	3	7
5	6	6	4	3	8	8	5	5	6	5	5	5	0	5	3	2	4	8	3
4	3	2	7	3	5	5	9	4	5	1	4	7	5	0	8	5	6	7	1
5	2	6	8	3	4	6	4	5	5	8	5	4	3	8	0	6	8	7	3
6	6	5	3	4	3	7	4	4	6	5	4	5	2	5	6	0	3	7	7
8	6	7	2	4	3	6	4	7	10	3	6	2	4	6	8	3	0	5	6
9	5	6	5	5	6	3	5	5	6	4	8	3	8	7	7	7	5	0	4
4	6	5	5	5	4	9	2	3	7	6	2	7	3	1	3	7	6	4	0

3.1.3 Solución óptima

Z= 3461

Secuencia: (8,15,16,14,19,6,7,17,1,12,10,11,5,20,2,3,4,9,18,13)

3.2 PROBLEMA 2

3.2.1 Matriz de distancias

0	1	2	3	4	1	2	3	4	5	2	3	4	5	6	3	4	5	6	7
1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3	2	3	4	5	4	3	4	5	6
2	1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3	2	3	4	5	4	3	4	5
3	2	1	0	1	4	3	2	1	2	5	4	3	2	3	6	5	4	3	4
4	3	2	1	0	5	4	3	2	1	6	5	4	3	2	7	6	5	4	3

```

1 2 3 4 5 0 1 2 3 4 1 2 3 4 5 2 3 4 5 6
2 1 2 3 4 1 0 1 2 3 2 1 2 3 4 3 2 3 4 5
3 2 1 2 3 2 1 0 1 2 3 2 1 2 3 4 3 2 3 4
4 3 2 1 2 3 2 1 0 1 4 3 2 1 2 5 4 3 2 3
5 4 3 2 1 4 3 2 1 0 5 4 3 2 1 6 5 4 3 2
2 3 4 5 6 1 2 3 4 5 0 1 2 3 4 1 2 3 4 5
3 2 3 4 5 2 1 2 3 4 1 0 1 2 3 2 1 2 3 4
4 3 2 3 4 3 2 1 2 3 2 1 0 1 2 3 2 1 2 3
5 4 3 2 3 4 3 2 1 2 3 2 1 0 1 4 3 2 1 2
6 5 4 3 2 5 4 3 2 1 4 3 2 1 0 5 4 3 2 1
3 4 5 6 7 2 3 4 5 6 1 2 3 4 5 0 1 2 3 4
4 3 4 5 6 3 2 3 4 5 2 1 2 3 4 1 0 1 2 3
5 4 3 4 5 4 3 2 3 4 3 2 1 2 3 2 1 0 1 2
6 5 4 3 4 5 4 3 2 3 4 3 2 1 2 3 2 1 0 1
7 6 5 4 3 6 5 4 3 2 5 4 3 2 1 4 3 2 1 0

```

3.2.2 Matriz de flujos

```

0 0 5 0 5 2 10 3 1 5 5 5 0 0 5 4 4 0 0 1
0 0 3 10 5 1 5 1 2 4 2 5 0 10 10 3 0 5 10 5
5 3 0 2 0 5 2 4 4 5 0 0 0 5 1 0 0 5 0 0
0 10 2 0 1 0 5 2 1 0 10 2 2 0 2 1 5 2 5 5
5 5 0 1 0 5 6 5 2 5 2 0 5 1 1 1 5 2 5 1
2 1 5 0 5 0 5 2 1 6 0 0 10 0 2 0 1 0 1 5
10 5 2 5 6 5 0 0 0 0 5 10 2 2 5 1 2 1 0 10
3 1 4 2 5 2 0 0 1 1 10 10 2 0 10 2 5 2 2 10
1 2 4 1 2 1 0 1 0 2 0 3 5 5 0 5 0 0 0 2
5 4 5 0 5 6 0 1 2 0 5 5 0 5 1 0 0 5 5 2
5 2 0 10 2 0 5 10 0 5 0 5 2 5 1 10 0 2 2 5
5 5 0 2 0 0 10 10 3 5 5 0 2 10 5 0 1 1 2 5
0 0 0 2 5 10 2 2 5 0 2 2 0 2 2 1 0 0 0 5
0 10 5 0 1 0 2 0 5 5 5 10 2 0 5 5 1 5 5 0
5 10 1 2 1 2 5 10 0 1 1 5 2 5 0 3 0 5 10 10
4 3 0 1 1 0 1 2 5 0 10 0 1 5 3 0 0 0 2 0
4 0 0 5 5 1 2 5 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 5 2 0
0 5 5 2 2 0 1 2 0 5 2 1 0 5 5 0 5 0 1 1
0 10 0 5 5 1 0 2 0 5 2 2 0 5 10 2 2 1 0 6
1 5 0 5 1 5 10 10 2 2 5 5 5 0 10 0 0 1 6 0

```

3.2.3 Solución óptima

Z= 1285

Secuencia: (18,14,10,3,9,4,2,12,11,16,19,15,20,8,13,17,5,7,1,6)

3.3 PROBLEMA 3

3.3.1 Matriz de distancias

```

0 79 32 57 68 99 97 80 90 10 11 49 38 87 70 76 89 28 27 10
79 0 96 62 55 11 79 17 28 88 62 32 34 4 5 34 57 86 81 3
32 96 0 89 21 33 4 26 75 78 22 45 94 31 42 67 42 63 7 21

```

57	62	89	0	23	57	68	66	32	15	12	69	34	74	25	44	81	74	84	24
68	55	21	23	0	33	84	54	95	5	15	10	81	3	51	85	63	23	13	52
99	11	33	57	33	0	14	86	29	53	97	75	19	53	23	95	99	0	43	58
97	79	4	68	84	14	0	95	74	15	85	56	43	20	14	36	86	58	2	14
80	17	26	66	54	86	95	0	34	38	79	27	21	43	6	85	77	69	49	21
90	28	75	32	95	29	74	34	0	22	80	43	14	13	92	22	5	75	37	90
10	88	78	15	5	53	15	38	22	0	41	20	14	49	42	75	73	18	1	56
11	62	22	12	15	97	85	79	80	41	0	55	29	9	78	73	34	92	6	27
49	32	45	69	10	75	56	27	43	20	55	0	86	24	88	97	67	78	56	90
38	34	94	34	81	19	43	21	14	14	29	86	0	87	62	11	63	73	79	93
87	4	31	74	3	53	20	43	13	49	9	24	87	0	46	66	50	1	15	36
70	5	42	25	51	23	14	6	92	42	78	88	62	46	0	69	72	2	40	43
76	34	67	44	85	95	36	85	22	75	73	97	11	66	69	0	87	82	54	18
89	57	42	81	63	99	86	77	5	73	34	67	63	50	72	87	0	80	74	90
28	86	63	74	23	0	58	69	75	18	92	78	73	1	2	82	80	0	14	63
27	81	7	84	13	43	2	49	37	1	6	56	79	15	40	54	74	14	0	12
10	3	21	24	52	58	14	21	90	56	27	90	93	36	43	18	90	63	12	0

3.3.2 Matriz de flujos

0	78	22	43	86	8	99	5	32	89	19	69	33	89	46	66	57	7	17	26
78	0	2	81	24	83	92	36	31	73	96	5	57	2	39	29	26	58	45	80
22	2	0	38	50	32	66	73	6	8	68	16	21	1	70	17	54	17	50	20
43	81	38	0	53	75	40	8	63	30	30	10	47	36	34	37	33	36	78	92
86	24	50	53	0	41	29	68	52	83	51	52	57	75	10	37	98	42	58	14
8	83	32	75	41	0	68	44	0	56	82	23	84	90	8	4	63	69	75	65
99	92	66	40	29	68	0	46	64	79	4	64	85	99	29	1	39	80	94	93
5	36	73	8	68	44	46	0	74	19	56	34	11	54	52	75	3	28	6	74
32	31	6	63	52	0	64	74	0	2	14	95	81	98	15	64	31	92	26	77
89	73	8	30	83	56	79	19	2	0	43	49	80	71	35	60	88	52	18	50
19	96	68	30	51	82	4	56	14	43	0	8	74	53	61	66	57	88	26	62
69	5	16	10	52	23	64	34	95	49	8	0	19	21	10	6	53	56	58	37
33	57	21	47	57	84	85	11	81	80	74	19	0	6	65	85	59	57	0	46
89	2	1	36	75	90	99	54	98	71	53	21	6	0	61	96	58	8	17	43
46	39	70	34	10	8	29	52	15	35	61	10	65	61	0	42	93	61	78	90
66	29	17	37	37	4	1	75	64	60	66	6	85	96	42	0	79	21	95	3
57	26	54	33	98	63	39	3	31	88	57	53	59	58	93	79	0	61	60	20
7	58	17	36	42	69	80	28	92	52	88	56	57	8	61	21	61	0	80	39
17	45	50	78	58	75	94	6	26	18	26	58	0	17	78	95	60	80	0	80
26	80	20	92	14	65	93	74	77	50	62	37	46	43	90	3	20	39	80	0

3.3.3 Solución óptima

Z= 362761

Secuencia: (1,19,2,14,10,16,11,20,9,5,7,4,8,18,15,3,12,17,13,6)

4. ESCENARIO DE 25 DEPARTAMENTOS

4.1 PROBLEMA 1

4.1.1 Matriz de distancias

0	92	69	62	32	97	5	39	50	82	93	71	35	14	20	74	49	50	37	79	19	51	70	42	26
92	0	79	98	60	35	9	96	70	21	37	37	67	93	93	39	2	52	26	90	26	1	68	93	7
69	79	0	94	19	54	37	0	20	12	11	66	84	80	1	55	9	21	12	65	7	17	51	84	87
62	98	94	0	2	27	82	71	71	40	93	27	93	92	34	39	31	26	1	87	72	59	97	46	62
32	60	19	2	0	12	91	63	70	1	22	49	24	58	62	49	94	92	63	13	45	22	69	70	18
97	35	54	27	12	0	1	44	32	3	72	99	34	45	18	96	82	79	75	83	43	26	81	39	66
5	9	37	82	91	1	0	22	71	58	42	91	56	27	56	28	64	98	69	69	93	35	41	67	12
39	96	0	71	63	44	22	0	33	1	71	72	26	86	67	67	24	10	46	56	56	69	53	48	74
50	70	20	71	70	32	71	33	0	43	94	29	64	97	38	12	99	51	87	76	71	47	47	9	71
82	21	12	40	1	3	58	1	43	0	20	81	99	45	56	15	99	64	57	84	83	61	25	41	8
93	37	11	93	22	72	42	71	94	20	0	46	52	22	33	68	52	28	75	99	6	85	65	47	90
71	37	66	27	49	99	91	72	29	81	46	0	24	79	70	28	19	87	80	4	21	34	12	20	67
35	67	84	93	24	34	56	26	64	99	52	24	0	24	94	10	64	52	92	49	68	65	66	28	81
14	93	80	92	58	45	27	86	97	45	22	79	24	0	17	58	99	90	70	17	57	37	2	37	3
20	93	1	34	62	18	56	67	38	56	33	70	94	17	0	43	20	68	35	60	23	48	40	10	42
74	39	55	39	49	96	28	67	12	15	68	28	10	58	43	0	83	82	27	49	15	34	50	42	26
49	2	9	31	94	82	64	24	99	99	52	19	64	99	20	83	0	33	23	16	69	97	13	35	80
50	52	21	26	92	79	98	10	51	64	28	87	52	90	68	82	33	0	40	55	30	22	76	55	56
37	26	12	1	63	75	69	46	87	57	75	80	92	70	35	27	23	40	0	91	74	82	96	2	13
79	90	65	87	13	83	69	56	76	84	99	4	49	17	60	49	16	55	91	0	4	4	35	48	29
19	26	7	72	45	43	93	56	71	83	6	21	68	57	23	15	69	30	74	4	0	42	56	3	30
51	1	17	59	22	26	35	69	47	61	85	34	65	37	48	34	97	22	82	4	42	0	60	81	37
70	68	51	97	69	81	41	53	47	25	65	12	66	2	40	50	13	76	96	35	56	60	0	42	3
42	93	84	46	70	39	67	48	9	41	47	20	28	37	10	42	35	55	2	48	3	81	42	0	17
26	7	87	62	18	66	12	74	71	8	90	67	81	3	42	26	80	56	13	29	30	37	3	17	0

4.1.2 Matriz de flujos

0	21	95	82	56	41	6	25	10	4	63	6	44	40	75	79	0	89	35	9	1	85	84	12	0
21	0	26	91	11	35	82	26	69	56	86	45	91	59	18	76	39	18	57	36	61	36	21	71	11
95	26	0	29	82	82	6	71	8	77	74	30	89	76	76	40	93	56	1	50	4	36	27	85	2
82	91	29	0	1	15	11	35	11	20	21	61	80	58	21	76	72	44	85	94	90	51	3	48	29
56	11	82	1	0	90	66	41	15	83	96	74	45	65	40	54	83	14	71	77	36	53	37	26	87
41	35	82	15	90	0	76	91	13	29	11	77	32	87	67	94	79	2	10	99	56	70	99	60	4
6	82	6	11	66	76	0	56	2	60	72	74	46	13	20	86	4	77	15	89	48	14	89	44	59
25	26	71	35	41	91	56	0	22	57	63	6	0	62	41	62	46	25	75	76	40	66	58	30	68
10	69	8	11	15	13	2	22	0	78	91	13	59	49	85	84	8	38	41	56	39	53	77	50	30
4	56	77	20	83	29	60	57	78	0	58	55	19	85	52	34	53	40	69	12	85	72	7	49	46
63	86	74	21	96	11	72	63	91	58	0	87	58	17	68	27	21	6	67	26	82	44	35	3	62
6	45	30	61	74	77	74	6	13	55	87	0	8	51	1	91	39	87	72	45	96	7	87	68	33
44	91	89	80	45	32	46	0	59	19	58	8	0	3	21	90	45	47	25	30	43	97	33	35	61
40	59	76	58	65	87	13	62	49	85	17	51	3	0	42	36	43	7	84	6	0	0	48	62	59
75	18	76	21	40	67	20	41	85	52	68	1	21	42	0	29	94	82	29	3	3	51	67	39	15
79	76	40	76	54	94	86	62	84	34	27	91	90	36	29	0	66	42	23	62	62	28	76	66	82
0	39	93	72	83	79	4	46	8	53	21	39	45	43	94	66	0	98	35	15	17	77	44	26	76
89	18	56	44	14	2	77	25	38	40	6	87	47	7	82	42	98	0	86	60	62	62	83	91	57
35	57	1	85	71	10	15	75	41	69	67	72	25	84	29	23	35	86	0	62	36	2	2	43	65
9	36	50	94	77	99	89	76	56	12	26	45	30	6	3	62	15	60	62	0	37	49	61	5	34
1	61	4	90	36	56	48	40	39	85	82	96	43	0	3	62	17	62	36	37	0	53	96	82	48
85	36	36	51	53	70	14	66	53	72	44	7	97	0	51	28	77	62	2	49	53	0	28	31	75
84	21	27	3	37	99	89	58	77	7	35	87	33	48	67	76	44	83	2	61	96	28	0	1	95
12	71	85	48	26	60	44	30	50	49	3	68	35	62	39	66	26	91	43	5	82	31	1	0	7
0	11	2	29	87	4	59	68	30	46	62	33	61	59	15	82	76	57	65	34	48	75	95	7	0

4.1.3 Solución óptima

Z= 583628

Secuencia:

(9, 4, 6, 11, 5, 1, 15, 10, 14, 3, 17, 12, 19, 18, 23, 8, 21, 2, 22, 7, 16, 20, 24, 25, 13)

4.2 PROBLEMA 2

4.2.1 Matriz de distancias

0	29	68	39	61	52	59	27	54	47	32	68	43	20
67	980	896	931	1011	618	650	565	695	709	720			
29	0	39	46	71	32	31	33	58	36	3	45	31	42
47	988	903	938	1017	617	645	564	696	709	719			
68	39	0	70	92	33	24	68	77	47	36	27	44	81
37	1006	920	955	1033	626	648	573	706	718	727			
39	46	70	0	25	39	74	64	15	26	47	55	26	57
48	1018	934	970	1050	656	687	603	734	747	758			
61	71	92	25	0	58	98	87	15	45	72	72	47	78
63	1037	954	989	1070	679	711	626	756	770	781			
52	32	33	39	58	0	46	65	43	14	31	17	13	70
15	1020	934	970	1049	647	673	594	726	739	749			
59	31	24	74	98	46	0	50	84	56	29	47	52	67
55	983	897	932	1010	604	628	552	684	696	706			
27	33	68	64	87	65	50	0	79	65	35	78	60	20
80	958	873	908	988	592	623	539	670	683	695			
54	58	77	15	15	43	84	79	0	30	59	57	33	72
48	1033	949	985	1065	671	701	618	749	762	773			
47	36	47	26	45	14	56	65	30	0	36	29	5	66
23	1022	938	973	1052	653	680	600	732	745	755			
32	3	36	47	72	31	29	35	59	36	0	43	31	45
45	989	904	939	1018	617	645	565	696	709	719			
68	45	27	55	72	17	47	78	57	29	43	0	30	85
10	1028	942	977	1056	651	674	598	731	743	752			
43	31	44	26	47	13	52	60	33	5	31	30	0	62
25	1018	933	968	1048	648	676	595	727	740	750			
20	42	81	57	78	70	67	20	72	66	45	85	62	0
85	961	877	912	993	601	634	548	678	692	704			
67	47	37	48	63	15	55	80	48	23	45	10	25	85
0	1033	948	983	1062	659	683	606	738	750	760			

980	988	1006	1018	1037	1020	983	958	1033	1022	989	1028	1018	961
1033	0	90	63	75	429	476	470	349	353	366			
896	903	920	934	954	934	897	873	949	938	904	942	933	877
948	90	0	36	120	339	389	379	260	265	280			
931	938	955	970	989	970	932	908	985	973	939	977	968	912
983	63	36	0	84	368	413	410	287	290	303			
1011	1017	1033	1050	1070	1049	1010	988	1065	1052	1018	1056	1048	
993	1062	75	120	84	0	433	466	478	349	348	355		
618	617	626	656	679	647	604	592	671	653	617	651	648	601
659	429	339	368	433	0	92	53	84	92	103			
650	645	648	687	711	673	628	623	701	680	645	674	676	634
683	476	389	413	466	92	0	118	134	124	111			
565	564	573	603	626	594	552	539	618	600	565	598	595	548
606	470	379	410	478	53	118	0	134	145	156			
695	696	706	734	756	726	684	670	749	732	696	731	727	678
738	349	260	287	349	84	134	134	0	23	51			
709	709	718	747	770	739	696	683	762	745	709	743	740	692
750	353	265	290	348	92	124	145	23	0	29			
720	719	727	758	781	749	706	695	773	755	719	752	750	704
760	366	280	303	355	103	111	156	51	29	0			

4.2.2 Matriz de flujos

0	4	9	3	362	0	1	5476	53	0	63	0	0	0
1	1	0	193	0	8	5713	16	7328	6602	0			
0	0	0	224	0	0	639	18903	0	955	0	10	678	992
0	0	253	0	6557	13210	1	0	180	0	6			
0	47	0	5	589	43	134	7	0	313	1	406	7280	11
17	121	1	35750	0	0	0	1079	99	12	0			
3500	0	0	0	9687	0	115	31	0	15485	47	1	116	0
2	1858	256	0	0	25326	0	25715	9	0	0			
2	623	3	87	0	0	0	0	0	47827	0	2862	0	3839
1	41	45654	53531	0	0	0	0	0	0	0			
374	0	3904	2060	0	0	0	125	16	31971	3001	0	13	389
539	0	0	0	12025	0	635	5806	4	2	0			
0	33	184	22120	0	0	0	3	44943	0	0	0	34014	0
0	0	0	8	33	1	0	0	2951	0	0			
0	0	31	0	1	0	289	0	0	0	168	0	0	19
4	6	0	270	0	3231	0	9125	0	2	0			

299	86	27831	3362	0	92	28524	5	0	30	0	7	46004	0
1	0	37165	0	0	0	1610	0	0	283	7437			
30	59	0	0	17751	15918	105	0	0	0	0	6342	0	7
0	63	1	0	0	85	3	305	0	0	56045			
0	2	615	2	888	777	21	17	0	109	0	39870	7	135
15740	276	28	0	0	0	50543	0	3346	4	5868			
51309	1	359	0	1126	9	0	0	0	1066	148	0	0	69
0	0	1	43	0	0	0	0	1	0	9364	0		
0	3	22	19781	16	14	0	0	183	0	1	93	0	2314
0	0	0	0	2	1	0	0	31	5	0			
39295	16056	24	10350	0	2085	751	5492	0	0	0	29671	0	
0	0	0	2	27718	15	2989	0	3	0	5176	6		
2820	12	0	56950	14522	0	811	5	21	0	11944	2803	950	
180	0	1	48579	82	1	110	1	2871	610	16575	0		
0	2	42760	6	73	5286	2	763	0	2	27	0	1553	0
14387	0	597	316	176	2	3876	0	17	1906	0			
83	0	0	0	596	224	189	0	2521	660	0	199	4607	0
0	0	0	4791	1769	4	0	0	30	22140	488			
0	0	54696	14	37455	7	2544	0	2137	263	122	0	0	0
8	0	3873	0	2	218	8144	0	69	0	0			
0	60	1456	1	4	7	1918	0	9	2	0	0	2	7302
31848	641	1	0	0	33	0	1	1	0	1			
1338	1803	1	27	668	0	0	9	12	17945	27	13	0	
233	2	6	296	156	4510	0	0	827	0	0	2		
1548	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1652	16	16	0	2	0	2925	0	159	1	0	6		
22623	0	4341	777	2306	4	0	0	3266	0	1094	0	0	
0	0	0	0	1	35562	0	0	0	54970	18	13		
2	1	1719	22	30	0	0	6	8	0	0	757	3	389
0	0	525	0	0	0	0	0	0	27	1			
2155	0	0	0	1	0	0	6	16242	1636	20674	30978	17	
0	0	0	0	15	2320	0	21	896	10	0	0		
0	5	0	0	0	346	4	33	2	30468	0	917	0	21429
41	11011	581	0	43	0	0	20	0	20865	0			

4.2.3 Solución óptima

Z= 172177823

Secuencia:

(4,15,10,9,13,5,25,19,7,3,17,6,18,20,16,2,22,23,8,11,21,24,14,12,1)

4.3 PROBLEMA 3

4.3.1 Matriz de distancias

0	1	2	3	4	1	2	3	4	5	2	3	4	5	6	3	4	5	6	7	4	5	6	7	8
1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3	2	3	4	5	4	3	4	5	6	5	4	5	6	7
2	1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3	2	3	4	5	4	3	4	5	6	5	4	5	6
3	2	1	0	1	4	3	2	1	2	5	4	3	2	3	6	5	4	3	4	7	6	5	4	5
4	3	2	1	0	5	4	3	2	1	6	5	4	3	2	7	6	5	4	3	8	7	6	5	4
1	2	3	4	5	0	1	2	3	4	1	2	3	4	5	2	3	4	5	6	3	4	5	6	7
2	1	2	3	4	1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3	2	3	4	5	4	3	4	5	6
3	2	1	2	3	2	1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3	2	3	4	5	4	3	4	5
4	3	2	1	2	3	2	1	0	1	4	3	2	1	2	5	4	3	2	3	6	5	4	3	4
5	4	3	2	1	4	3	2	1	0	5	4	3	2	1	6	5	4	3	2	7	6	5	4	3
2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	0	1	2	3	4	1	2	3	4	5	2	3	4	5	6
3	2	3	4	5	2	1	2	3	4	1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3	2	3	4	5
4	3	2	3	4	3	2	1	2	3	2	1	0	1	2	3	2	1	2	3	4	3	2	3	4
5	4	3	2	3	4	3	2	1	2	3	2	1	0	1	4	3	2	1	2	5	4	3	2	3
6	5	4	3	2	5	4	3	2	1	4	3	2	1	0	5	4	3	2	1	6	5	4	3	2
3	4	5	6	7	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	0	1	2	3	4	1	2	3	4	5
4	3	4	5	6	3	2	3	4	5	2	1	2	3	4	1	0	1	2	3	2	1	2	3	4
5	4	3	4	5	4	3	2	3	4	3	2	1	2	3	2	1	0	1	2	3	2	1	2	3
6	5	4	3	4	5	4	3	2	3	4	3	2	1	2	3	2	1	0	1	4	3	2	1	2
7	6	5	4	3	6	5	4	3	2	5	4	3	2	1	4	3	2	1	0	5	4	3	2	1
4	5	6	7	8	3	4	5	6	7	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	0	1	2	3	4
5	4	5	6	7	4	3	4	5	6	3	2	3	4	5	2	1	2	3	4	1	0	1	2	3
6	5	4	5	6	5	4	3	4	5	4	3	2	3	4	3	2	1	2	3	2	1	0	1	2
7	6	5	4	5	6	5	4	3	4	5	4	3	2	3	4	3	2	1	2	3	2	1	0	1
8	7	6	5	4	7	6	5	4	3	6	5	4	3	2	5	4	3	2	1	4	3	2	1	0

4.3.2 Matriz de flujos

0	3	2	0	0	10	5	0	5	2	0	0	2	0	5	3	0	1	10	0	2	1	1	1	0
3	0	4	0	10	0	0	2	2	1	5	0	0	0	0	0	1	6	1	0	2	2	5	1	10
2	4	0	3	4	5	5	5	1	4	0	4	0	4	0	3	2	5	5	2	0	0	3	1	0
0	0	3	0	0	0	2	2	0	6	2	5	2	5	1	1	1	2	2	4	2	0	2	2	5
0	10	4	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2	0	5	0	2	1	0	2
10	0	5	0	2	0	10	10	5	10	6	0	0	10	2	10	1	5	5	2	5	0	2	0	1
5	0	5	2	0	10	0	1	3	5	0	0	2	4	5	10	6	0	5	5	5	0	5	5	0
0	2	5	2	0	10	1	0	10	2	5	2	0	3	0	0	0	4	0	5	0	5	2	2	5
5	2	1	0	0	5	3	10	0	5	6	0	1	5	5	5	2	3	5	0	2	10	10	1	5
2	1	4	6	0	10	5	2	5	0	0	1	2	1	0	0	0	0	6	6	4	5	3	2	2
0	5	0	2	0	6	0	5	6	0	0	2	0	4	2	1	0	6	2	1	5	0	0	1	5
0	0	4	5	0	0	0	2	0	1	2	0	2	1	0	3	10	0	0	4	0	0	4	2	5
2	0	0	2	0	0	2	0	1	2	0	2	0	4	5	0	1	0	5	0	0	0	5	1	1
0	0	4	5	0	10	4	3	5	1	4	1	4	0	0	0	2	2	0	2	5	0	5	2	5
5	0	0	1	2	2	5	0	5	0	2	0	5	0	0	2	0	0	0	6	3	5	0	0	5
3	0	3	1	0	10	10	0	5	0	1	3	0	0	2	0	0	5	5	1	5	2	1	2	10
0	1	2	1	0	1	6	0	2	0	0	10	1	2	0	0	0	5	2	1	1	5	6	5	5
1	6	5	2	2	5	0	4	3	0	6	0	0	2	0	5	5	0	4	0	0	0	0	5	0
10	1	5	2	0	5	5	0	5	6	2	0	5	0	0	5	2	4	0	5	4	4	5	0	2
0	0	2	4	5	2	5	5	0	6	1	4	0	2	6	1	1	0	5	0	4	4	1	0	2

2 2 0 2 0 5 5 0 2 4 5 0 0 5 3 5 1 0 4 4 0 1 0 10 1
 1 2 0 0 2 0 0 5 10 5 0 0 0 0 5 2 5 0 4 4 1 0 0 0 0
 1 5 3 2 1 2 5 2 10 3 0 4 5 5 0 1 6 0 5 1 0 0 0 0 0
 1 1 1 2 0 0 5 2 1 2 1 2 1 2 0 2 5 5 0 0 10 0 0 0 2
 0 10 0 5 2 1 0 5 5 2 5 5 1 5 5 10 5 0 2 2 1 0 0 2 0

4.3.3 Solución óptima

Z= 1872

Secuencia:

(5, 11, 20, 15, 22, 2, 25, 8, 9, 1, 18, 16, 3, 6, 19, 24, 21, 14, 7, 10, 17, 12, 4, 23, 13)

ANEXO B DISEÑO DE EXPERIMENTOS

1. BÚSQUEDA TABÚ

1.1 ESCENARIO DE 12 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	826	289	112208
Mejor Z alcanzado	830	293	112208
Error	0,484	1,384	0

LISTA TABÚ \ No. ITERACIONES	4	6	8	10	EJERCICIO
	Z	Z	Z	Z	
20	839	838	838	838	1
	300	298	300	300	2
	121195	121195	121195	121195	3
40	837	830	830	830	1
	298	298	298	293	2
	121195	119956	121195	121195	3
60	837	830	830	830	1
	293	298	297	293	2
	121195	116520	120348	121195	3
80	837	830	830	830	1
	293	293	293	293	2
	121195	116520	114546	112208	3
100	837	830	830	830	1
	293	293	293	293	2
	121195	116520	114546	112208	3

LISTA TABÚ \ No. ITERACIONES	4	6	8	10	EJERCICIO
	Error	Error	Error	Error	
20	0,01574	0,01453	0,01453	0,01453	1
	0,03806	0,03114	0,03806	0,03806	2
	0,08009	0,08009	0,08009	0,08009	3
40	0,01332	0,00484	0,00484	0,00484	1
	0,03114	0,03114	0,03114	0,01384	2
	0,08009	0,06905	0,08009	0,08009	3
60	0,01332	0,00484	0,00484	0,00484	1
	0,01384	0,03114	0,02768	0,01384	2
	0,08009	0,03843	0,07254	0,08009	3
80	0,01332	0,00484	0,00484	0,00484	1
	0,01384	0,01384	0,01384	0,01384	2
	0,08009	0,03843	0,02084	0,00000	3
100	0,01332	0,00484	0,00484	0,00484	1
	0,01384	0,01384	0,01384	0,01384	2
	0,08009	0,03843	0,02084	0,00000	3

Pruebas de los efectos inter-sujetos

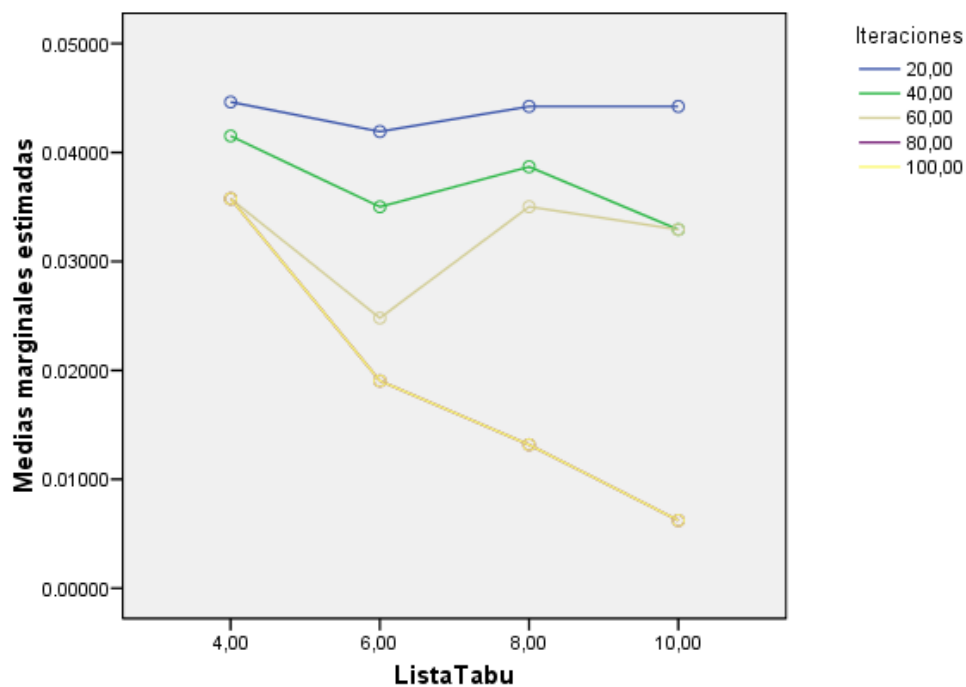
Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,009 ^a	19	,000	,536	,927
Intersección	,054	1	,054	59,139	,000
ListaTabu	,002	3	,001	,608	,614
Iteraciones	,006	4	,002	1,661	,178
ListaTabu * Iteraciones	,002	12	,000	,143	1,000
Error	,037	40	,001		
Total	,100	60			
Total corregida	,046	59			

a. R cuadrado = ,203 (R cuadrado corregida = ,176)

Gráficos de perfil

Medias marginales estimadas de Error



1.2 ESCENARIO DE 16 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	805	620	1860
Mejor Z alcanzado	826	620	1861
	2,6	0	0,054

LISTA TABÚ No. ITERACIONES	4	6	8	10
	Z	Z	Z	Z
20	828	828	828	828
	647	647	647	647
	1866	1866	1866	1866
40	828	828	828	828
	633	637	626	638
	1861	1861	1861	1861
60	826	826	828	828
	633	626	620	638
	1861	1861	1861	1861
80	826	826	828	828
	633	626	620	638
	1861	1861	1861	1861
100	826	826	828	828
	632	622	620	638
	1861	1861	1861	1861

No. ITERACIONES	Error	Error	Error	Error
20	0,02857	0,02857	0,02857	0,02857
	0,04355	0,04355	0,04355	0,04355
	0,00323	0,00323	0,00323	0,00323
40	0,02857	0,02857	0,02857	0,02857
	0,02097	0,02742	0,00968	0,02903
	0,00054	0,00054	0,00054	0,00054
60	0,02609	0,02609	0,02857	0,02857
	0,02097	0,00968	0,00000	0,02903
	0,00054	0,00054	0,00054	0,00054
80	0,02609	0,02609	0,02857	0,02857
	0,02097	0,00968	0,00000	0,02903
	0,00054	0,00054	0,00054	0,00054
100	0,02609	0,02609	0,02857	0,02857
	0,01935	0,00323	0,00000	0,02903
	0,00054	0,00054	0,00054	0,00054

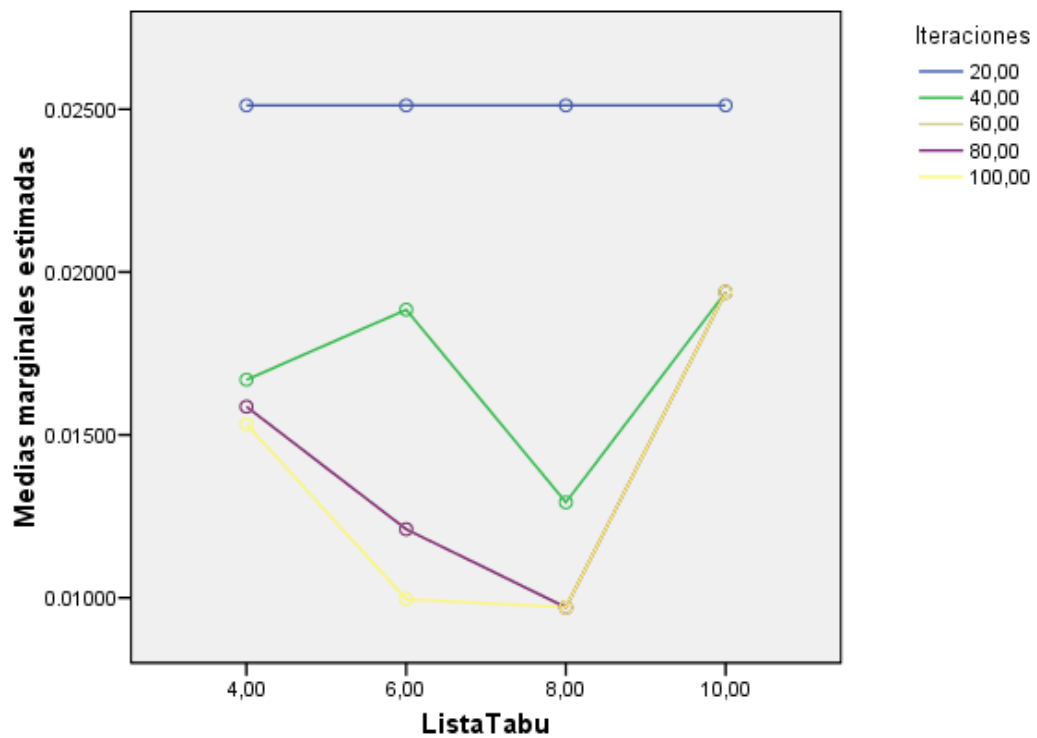
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,002 ^a	19	8,98E-005	,341	,993
Intersección	,017	1	,017	64,606	,000
ListaTabu	,000	3	,000	,523	,669
Iteraciones	,001	4	,000	1,052	,393
ListaTabu * Iteraciones	,000	12	1,53E-005	,058	1,000
Error	,011	40	,000		
Total	,029	60			
Total corregida	,012	59			

a. R cuadrado = ,139 (R cuadrado corregida = -,269)

Medias marginales estimadas de Error



1.3 ESCENARIO DE 20 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	3461	1285	362761
Mejor Z alcanzado	3467	1303	370614
Error	0,173	1,4	2,1665

LISTA TABÚ \ No. ITERACIONES	4	6	8	10	EJERCICIO
	Z	Z	Z	Z	
20	3467	3467	3467	3467	1
	1350	1350	1350	1350	2
	372948	372948	372948	372948	3
40	3467	3467	3467	3467	1
	1350	1349	1345	1344	2
	370614	370614	370614	370614	3
60	3467	3467	3467	3467	1
	1350	1349	1344	1307	2
	370614	370614	370614	370614	3
80	3467	3467	3467	3467	1
	1350	1329	1340	1303	2
	370614	370614	370614	370614	3
100	3467	3467	3467	3467	1
	1350	1315	1332	1303	2
	370614	370614	370614	370614	3

LISTA TABÚ \ No. ITERACIONES	4	6	8	10	EJERCICIO
	Error	Error	Error	Error	
20	0,00173	0,00173	0,00173	0,00173	1
	0,05058	0,05058	0,05058	0,05058	2
	0,02808	0,02808	0,02808	0,02808	3
40	0,00173	0,00173	0,00173	0,00173	1
	0,05058	0,04981	0,04669	0,04591	2
	0,02165	0,02165	0,02165	0,02165	3
60	0,00173	0,00173	0,00173	0,00173	1
	0,05058	0,04981	0,04591	0,01712	2
	0,02165	0,02165	0,02165	0,02165	3
80	0,00173	0,00173	0,00173	0,00173	1
	0,05058	0,03424	0,04280	0,01401	2
	0,02165	0,02165	0,02165	0,02165	3
100	0,00173	0,00173	0,00173	0,00173	1
	0,05058	0,02335	0,03658	0,01401	2
	0,02165	0,02165	0,02165	0,02165	3

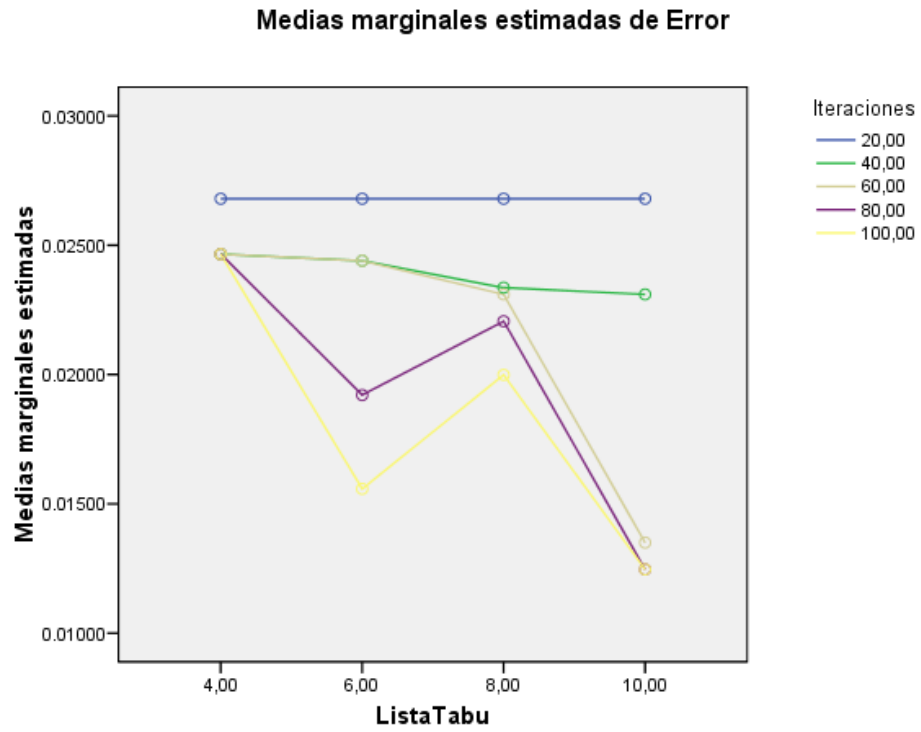
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,001 ^a	19	7,00E-005	,157	1,000
Intersección	,029	1	,029	65,006	,000
ListaTabu	,000	3	,000	,330	,804
Iteraciones	,001	4	,000	,319	,864
ListaTabu * Iteraciones	,000	12	2,67E-005	,060	1,000
Error	,018	40	,000		
Total	,048	60			
Total corregida	,019	59			

a. R cuadrado = ,069 (R cuadrado corregida = -,373)

Gráficos de perfil



1.4 ESCENARIO DE 25 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	583628	344355646	1872
Mejor Z encontrado	591909	369599569	1896
Error	1,42	7,33	1,28

LISTA TABÚ \ No. ITERACIONES	4	6	8	10	EJERCICIO
	Z	Z	Z	Z	
20	610030	610030	610030	608708	1
	374219481	374219481	374219481	374219481	2
	1932	1932	1932	1932	3
40	596674	596674	599052	595518	1
	369599569	369599569	369599569	369599569	2
	1906	1906	1906	1906	3
60	591909	596674	599052	595518	1
	369599569	369599569	369599569	369599569	2
	1906	1906	1906	1906	3
80	591909	596674	598921	595518	1
	369599569	369599569	369599569	369599569	2
	1906	1906	1899	1897	3
100	591909	596674	598898	595518	1
	369599569	369599569	369599569	369599569	2
	1906	1906	1896	1897	3

LISTA TABÚ \ No. ITERACIONES	4	6	8	10	EJERCICIO
	Error	Error	Error	Error	
20	0,0452	0,0452	0,0452	0,0430	1
	0,0867	0,0867	0,0867	0,0867	2
	0,0321	0,0321	0,0321	0,0321	3
40	0,0224	0,0224	0,0264	0,0204	1
	0,0733	0,0733	0,0733	0,0733	2
	0,0182	0,0182	0,0182	0,0182	3
60	0,0142	0,0224	0,0264	0,0204	1
	0,0733	0,0733	0,0733	0,0733	2
	0,0182	0,0182	0,0182	0,0182	3
80	0,0142	0,0224	0,0262	0,0204	1
	0,0733	0,0733	0,0733	0,0733	2
	0,0182	0,0182	0,0144	0,0134	3
100	0,0142	0,0224	0,0262	0,0204	1
	0,0733	0,0733	0,0733	0,0733	2
	0,0182	0,0182	0,0128	0,0134	3

Pruebas de los efectos inter-sujetos

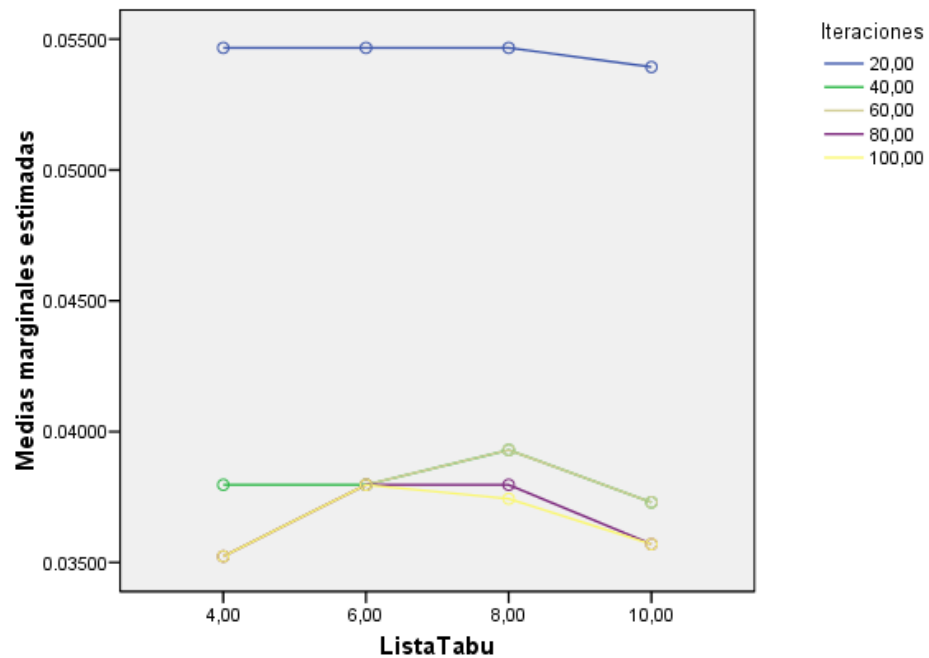
Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,003 ^a	19	,000	,163	1,000
Intersección	,099	1	,099	103,998	,000
ListaTabu	4,51E-005	3	1,50E-005	,016	,997
Iteraciones	,003	4	,001	,754	,561
ListaTabu * Iteraciones	2,31E-005	12	1,92E-006	,002	1,000
Error	,038	40	,001		
Total	,140	60			
Total corregida	,041	59			

a. R cuadrado = ,072 (R cuadrado corregida = -,369)

Gráficos de perfil

Medias marginales estimadas de Error



2. RECOCIDO SIMULADO

2.1 ESCENARIO DE 12 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	826	289	112208
Mejor Z encontrado	826	295	112208
Error	0	2,076	0

TAMAÑO TEMPE. No. ITERACIONES	3	5	7	9	12	14	EJERCICIO
	Z	Z	Z	Z			
5	906	898	873	834	832	832	1
	345	323	312	300	300	300	2
	141895	141895	141895	141895	141895	141895	3
10	906	871	837	826	826	826	1
	353	307	302	300	300	300	2
	139264	123329	121402	121402	121402	121402	3
15	883	871	844	838	838	838	1
	334	309	309	309	309	309	2
	137682	116520	116520	116520	116520	116520	3
20	893	852	849	838	838	838	1
	333	319	319	299	295	295	2
	132593	116492	114991	112208	112208	112208	3

TAMAÑO TEMPE. No. ITERACIONES	3	5	7	9	12	14	EJERCICIO
	Error	Error	Error	Error	Error	Error	
5	0,09685	0,08717	0,05690	0,00969	0,00726	0,00726	1
	0,19377	0,11765	0,07958	0,03806	0,03806	0,03806	2
	0,26457	0,26457	0,26457	0,26457	0,26457	0,26457	3
10	0,09685	0,05448	0,01332	0,00000	0,00000	0,00000	1
	0,22145	0,06228	0,04498	0,03806	0,03806	0,03806	2
	0,24112	0,09911	0,08194	0,08194	0,08194	0,08194	3
15	0,06901	0,05448	0,02179	0,01453	0,01453	0,01453	1
	0,15571	0,06920	0,06920	0,06920	0,06920	0,06920	2
	0,22702	0,03843	0,03843	0,03843	0,03843	0,03843	3
20	0,08111	0,03148	0,02785	0,01453	0,01453	0,01453	1
	0,15225	0,10381	0,10381	0,03460	0,02076	0,02076	2
	0,18167	0,03818	0,02480	0,00000	0,00000	0,00000	3

Pruebas de los efectos inter-sujetos

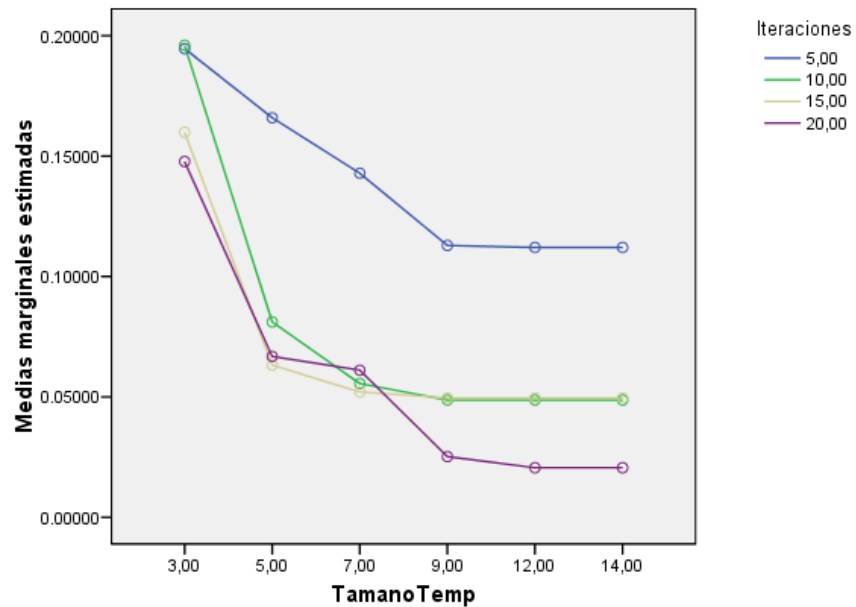
Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,207 ^a	23	,009	2,295	,008
Intersección	,543	1	,543	138,813	,000
TamanoTemp	,124	5	,025	6,313	,000
Iteraciones	,073	3	,024	6,187	,001
TamanoTemp * Iteraciones	,010	15	,001	,178	1,000
Error	,188	48	,004		
Total	,938	72			
Total corregida	,395	71			

a. R cuadrado = ,524 (R cuadrado corregida = ,296)

Gráficos de perfil

Medias marginales estimadas de Error



2.2 ESCENARIO DE 16 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	805	620	1860
Mejor Z encontrado	848	626	1860
Error	5,342	0,96	0

Tamaño de Tempt	3	5	7	9	12	14	EJERCICIO
	Z	Z	Z	Z	Z	Z	
5	1012	928	915	881	849	849	1
	775	735	697	661	661	661	2
	2098	2052	1962	1866	1861	1860	3
10	1004	975	904	868	868	868	1
	775	701	641	635	635	635	2
	2015	2015	1974	1895	1870	1870	3
15	1005	905	905	905	905	905	1
	775	695	626	626	626	626	2
	2015	2009	1914	1863	1861	1861	3
20	979	891	848	848	848	848	1
	775	702	702	668	668	668	2
	2023	1941	1941	1941	1941	1941	3

Tamaño de Temp	3	5	7	9	12	14	EJERCICIO
	Error	Error	Error	Error	Error	Error	
20	0,25714	0,15280	0,13665	0,09441	0,05466	0,05466	1
	0,25000	0,18548	0,12419	0,06613	0,06613	0,06613	2
	0,12796	0,10323	0,05484	0,00323	0,00054	0,00000	3
40	0,24720	0,21118	0,12298	0,07826	0,07826	0,07826	1
	0,25000	0,13065	0,03387	0,02419	0,02419	0,02419	2
	0,08333	0,08333	0,06129	0,01882	0,00538	0,00538	3
60	0,24845	0,12422	0,12422	0,12422	0,12422	0,12422	1
	0,25000	0,12097	0,00968	0,00968	0,00968	0,00968	2
	0,08333	0,08011	0,02903	0,00161	0,00054	0,00054	3
80	0,21615	0,10683	0,05342	0,05342	0,05342	0,05342	1
	0,25000	0,13226	0,13226	0,07742	0,07742	0,07742	2
	0,08763	0,04355	0,04355	0,04355	0,04355	0,04355	3

Pruebas de los efectos inter-sujetos

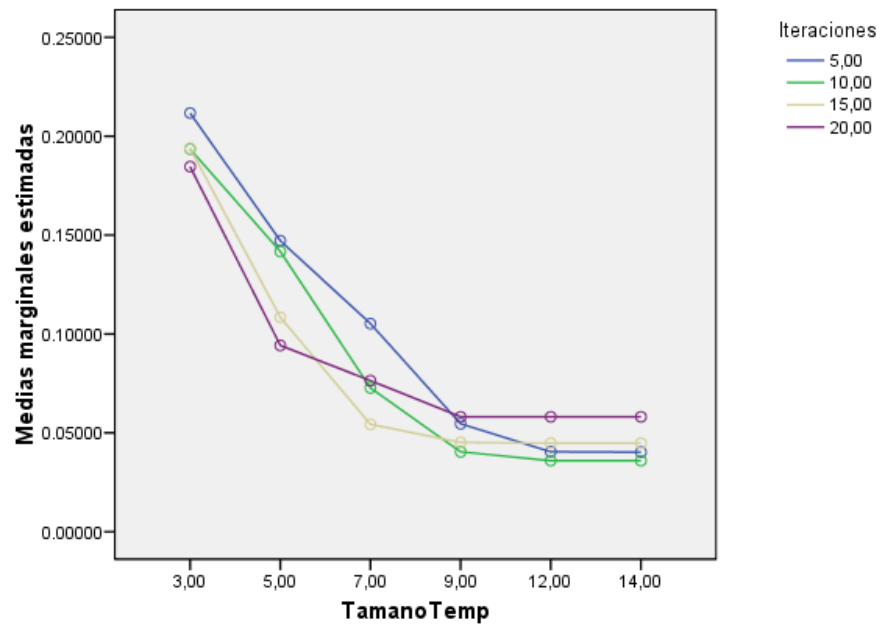
Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,232 ^a	23	,010	3,294	,000
Intersección	,573	1	,573	187,468	,000
TamanoTemp	,218	5	,044	14,281	,000
Iteraciones	,003	3	,001	,343	,794
TamanoTemp * Iteraciones	,010	15	,001	,222	,999
Error	,147	48	,003		
Total	,951	72			
Total corregida	,378	71			

a. R cuadrado = ,612 (R cuadrado corregida = ,426)

Gráficos de perfil

Medias marginales estimadas de Error



2.3 ESCENARIO DE 20 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	3461	1285	362761
Mejor Z encontrado	3463	1325	376678
Error	0,058	3,11	3,863

Tamaño de Temp	3	5	7	9	12	14	EJERCICIO
No. ITERACIONES	Z	Z	Z	Z	Z	Z	
5	3818	3770	3746	3677	3513	3489	1
	1572	1501	1441	1404	1326	1326	2
	435875	422596	403248	383396	383396	378965	3
10	3798	3753	3671	3553	3487	3487	1
	1556	1535	1426	1330	1328	1328	2
	415330	412501	405450	383324	383265	379688	3
15	3737	3737	3737	3737	3737	3737	1
	1559	1510	1391	1325	1325	1325	2
	433575	432855	394392	376678	376678	376678	3
20	3737	3737	3547	3471	3463	3463	1
	1528	1528	1528	1528	1528	1528	2
	426624	409945	395952	395952	395952	395952	3

Tamaño de temp	3	5	7	9	12	14	EJERCICIO
No. ITERACIONES	Error	Error	Error	Error	Error	Error	
20	0,10315	0,08928	0,08235	0,06241	0,01502	0,00809	1
	0,22335	0,16809	0,12140	0,09261	0,03191	0,03191	2
	0,20155	0,16494	0,11161	0,05688	0,05688	0,04467	3
40	0,09737	0,08437	0,06068	0,02658	0,00751	0,00751	1
	0,21089	0,19455	0,10973	0,03502	0,03346	0,03346	2
	0,14491	0,13712	0,11768	0,05668	0,05652	0,04666	3
60	0,07975	0,07975	0,07975	0,07975	0,07975	0,07975	1
	0,21323	0,17510	0,08249	0,03113	0,03113	0,03113	2
	0,19521	0,19322	0,08720	0,03836	0,03836	0,03836	3
80	0,07975	0,07975	0,02485	0,00289	0,00058	0,00058	1
	0,18911	0,18911	0,18911	0,18911	0,18911	0,18911	2
	0,17605	0,13007	0,09150	0,09150	0,09150	0,09150	3

Pruebas de los efectos inter-sujetos

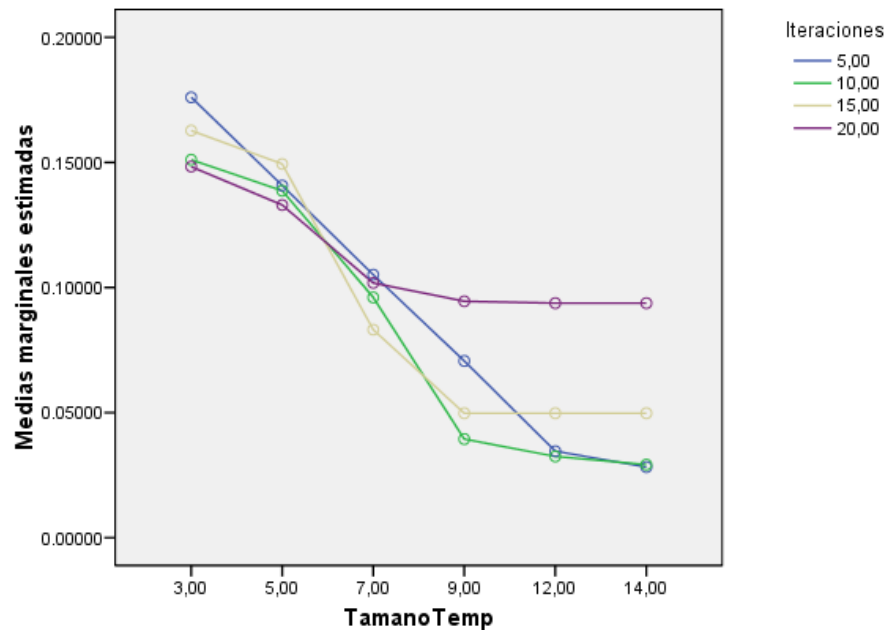
Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,156 ^a	23	,007	2,427	,005
Intersección	,634	1	,634	226,954	,000
TamanoTemp	,132	5	,026	9,461	,000
Iteraciones	,008	3	,003	,991	,405
TamanoTemp * Iteraciones	,015	15	,001	,369	,981
Error	,134	48	,003		
Total	,924	72			
Total corregida	,290	71			

a. R cuadrado = ,538 (R cuadrado corregida = ,316)

Gráficos de perfil

Medias marginales estimadas de Error



2.4 ESCENARIO DE 25 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	583628	344355646	1872
Mejor Z encontrado	678519	351763645	1891
Error	16,259	2,151	1,015

TAMAÑO TEMPE.	3	5	7	9	12	14	EJERCICIO
	Z	Z	Z	Z	Z	Z	
5	678519	678519	678519	678519	678519	678519	1
	609734641	524293496	469734761	392280515	366658642	365445968	2
	2308	2308	2308	2308	2308	2308	3
10	678519	678519	678519	678519	678519	678519	1
	599867664	580505224	508247979	432728454	432728454	432728454	2
	2308	2283	2089	1965	1965	1965	3
15	678519	678519	678519	678519	678519	678519	1
	595178889	518424646	480970095	459343391	458471119	458471119	2
	2308	2151	2037	1972	1972	1950	3
20	678519	678519	678519	678519	678519	678519	1
	449763013	435119151	395941444	357547612	352022164	351763645	2
	2308	2286	1995	1899	1891	1891	3

TAMAÑO TEMPE.	3	5	7	9	12	14	EJERCICIO
	Error	Error	Error	Error	Error	Error	
5	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	1
	0,77065	0,52253	0,36410	0,13917	0,06477	0,06125	2
	0,23291	0,23291	0,23291	0,23291	0,23291	0,23291	3
10	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	1
	0,74200	0,68577	0,47594	0,25663	0,25663	0,25663	2
	0,23291	0,21955	0,11592	0,04968	0,04968	0,04968	3
15	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	1
	0,72838	0,50549	0,39672	0,33392	0,33139	0,33139	2
	0,23291	0,08814	0,08814	0,05342	0,05342	0,04167	3
20	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	0,16259	1
	0,30610	0,26357	0,14980	0,03831	0,02226	0,02151	2
	0,23291	0,22115	0,06571	0,01442	0,01015	0,01015	3

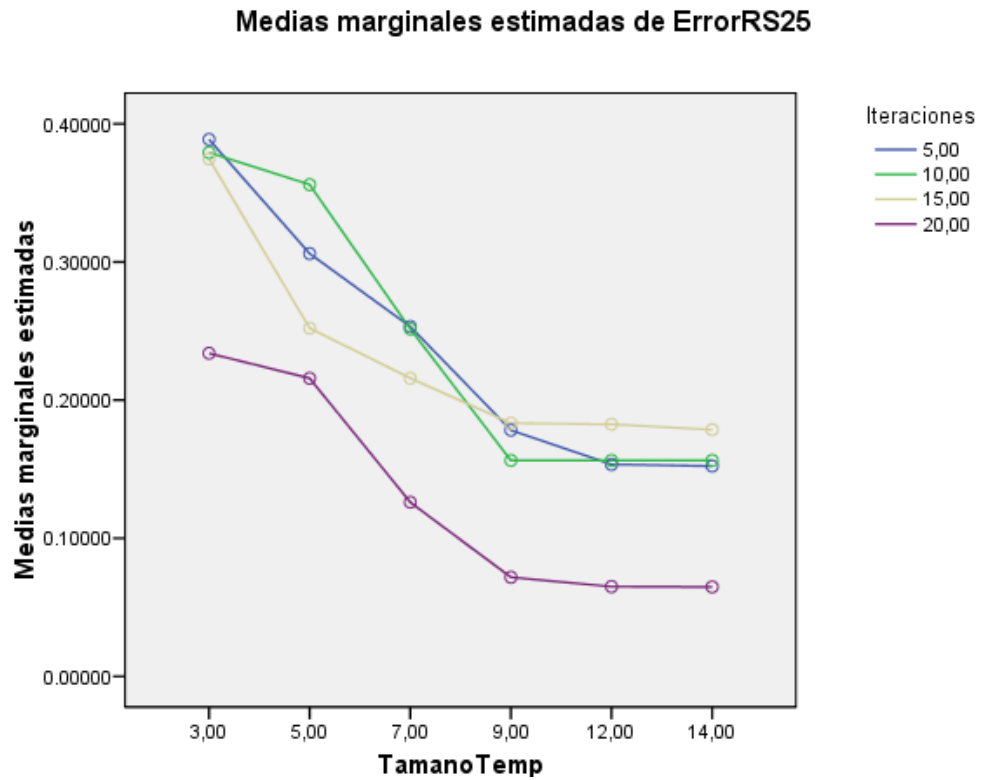
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ErrorRS25

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,633 ^a	23	,028	,958	,530
Intersección	3,190	1	3,190	110,954	,000
TamanoTemp	,448	5	,090	3,117	,016
Iteraciones	,158	3	,053	1,837	,153
TamanoTemp * Iteraciones	,027	15	,002	,062	1,000
Error	1,380	48	,029		
Total	5,203	72			
Total corregida	2,013	71			

a. R cuadrado = ,315 (R cuadrado corregida = -,014)

Gráficos de perfil



3. ALGORITMO GENÉTICO

3.1 ESCENARIO DE 12 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	826	289	112208
Mejor Z encontrado	826	289	114991
Error	0	0	2,48

TAMAÑO POB.	50	70	100	150	200	500	750	1000	EJERCICIO
No. GENERACIONES	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	
10	851	874	861	835	847	838	842	839	1
	330	326	303	313	313	308	312	304	2
	123738	115352	126752	125733	127128	122789	121360	122830	3
20	838	841	830	828	835	828	832	831	1
	308	318	303	310	306	295	293	297	2
	121374	115352	119353	118581	115951	115352	115951	115352	3
30	838	839	830	828	831	828	828	826	1
	304	318	303	294	306	295	289	297	2
	121374	115352	119353	115352	114991	115352	115352	115352	3
40	838	839	830	828	831	828	828	826	1
	304	318	303	294	306	295	289	297	2
	121374	115352	119353	115352	114991	115352	115352	115352	3
50	838	839	830	828	831	828	828	826	1
	304	318	303	294	306	295	289	297	2
	121374	115352	119353	115352	114991	115352	115352	115352	3
70	838	839	830	828	831	828	828	826	1
	304	318	303	294	306	295	289	297	2
	121374	115352	119353	115352	114991	115352	115352	115352	3
100	838	839	830	828	831	828	828	826	1
	304	318	303	294	306	295	289	297	2
	121374	115352	119353	115352	114991	115352	115352	115352	3
150	838	839	830	828	831	828	828	826	1
	304	318	303	294	306	295	289	297	2
	121374	115352	119353	115352	114991	115352	115352	115352	3

TAMAÑO POB.	50	70	100	150	200	500	750	1000	EJERCICIO
No. GENERACIONES	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	
10	0,03027	0,05811	0,04237	0,01090	0,02542	0,01453	0,01937	0,01574	1
	0,14187	0,12803	0,04844	0,08304	0,08304	0,06574	0,07958	0,05190	2
	0,10276	0,02802	0,12962	0,12054	0,13297	0,09430	0,08156	0,09466	3
20	0,01453	0,01816	0,00484	0,00242	0,01090	0,00242	0,00726	0,00605	1
	0,06574	0,10035	0,04844	0,07266	0,05882	0,02076	0,01384	0,02768	2
	0,08169	0,02802	0,06368	0,05680	0,03336	0,02802	0,03336	0,02802	3
30	0,01453	0,01574	0,00484	0,00242	0,00605	0,00242	0,00242	0,00000	1
	0,05190	0,10035	0,04844	0,01730	0,05882	0,02076	0,00000	0,02768	2
	0,08169	0,02802	0,06368	0,02802	0,02480	0,02802	0,02802	0,02802	3
40	0,01453	0,01574	0,00484	0,00242	0,00605	0,00242	0,00242	0,00000	1
	0,05190	0,10035	0,04844	0,01730	0,05882	0,02076	0,00000	0,02768	2
	0,08169	0,02802	0,06368	0,02802	0,02480	0,02802	0,02802	0,02802	3
50	0,01453	0,01574	0,00484	0,00242	0,00605	0,00242	0,00242	0,00000	1
	0,05190	0,10035	0,04844	0,01730	0,05882	0,02076	0,00000	0,02768	2
	0,08169	0,02802	0,06368	0,02802	0,02480	0,02802	0,02802	0,02802	3
70	0,01453	0,01574	0,00484	0,00242	0,00605	0,00242	0,00242	0,00000	1
	0,05190	0,10035	0,04844	0,01730	0,05882	0,02076	0,00000	0,02768	2
	0,08169	0,02802	0,06368	0,02802	0,02480	0,02802	0,02802	0,02802	3
100	0,01453	0,01574	0,00484	0,00242	0,00605	0,00242	0,00242	0,00000	1
	0,05190	0,10035	0,04844	0,01730	0,05882	0,02076	0,00000	0,02768	2
	0,08169	0,02802	0,06368	0,02802	0,02480	0,02802	0,02802	0,02802	3
150	0,01453	0,01574	0,00484	0,00242	0,00605	0,00242	0,00242	0,00000	1
	0,05190	0,10035	0,04844	0,01730	0,05882	0,02076	0,00000	0,02768	2
	0,08169	0,02802	0,06368	0,02802	0,02480	0,02802	0,02802	0,02802	3

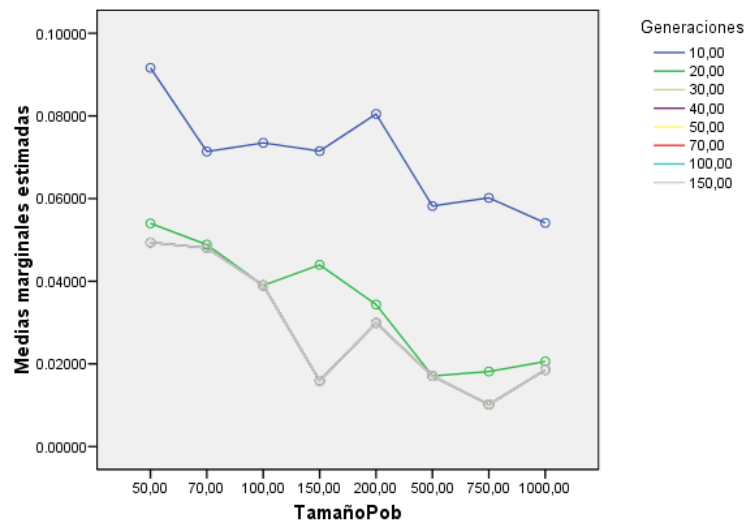
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ErrorAG12

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,050 ^a	47	,001	,959	,554
Intersección	,221	1	,221	198,476	,000
TamañoPob	,021	5	,004	3,770	,004
Generaciones	,026	7	,004	3,369	,003
TamañoPob * Generaciones	,003	35	8,43E-005	,076	1,000
Error	,107	96	,001		
Total	,378	144			
Total corregida	,157	143			

a. R cuadrado = ,320 (R cuadrado corregida = -,014)

Medias marginales estimadas de ErrorAG12



3.2 ESCENARIO DE 16 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	805	620	1860
Mejor Z encontrado	821	640	1860
Error	1,988	3,226	0

TAMAÑO POB.	50	70	100	150	200	500	750	1000	EJERCICIO
No. GENERACIONES	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	
10	919	921	921	926	914	899	888	891	1
	739	718	736	694	723	692	695	697	2
	1949	1974	1917	1920	1939	1927	1919	1921	3
20	919	882	887	889	892	821	882	866	1
	672	697	686	662	686	650	669	667	2
	1907	1923	1892	1888	1867	1877	1885	1882	3
30	919	878	855	865	888	821	858	859	1
	647	684	655	655	664	648	659	655	2
	1894	1898	1883	1878	1863	1868	1870	1872	3
40	919	878	831	865	877	821	848	837	1
	647	684	647	655	657	648	659	646	2
	1894	1887	1879	1870	1860	1863	1864	1870	3
50	919	878	831	865	877	821	840	821	1
	647	684	640	655	657	648	659	643	2
	1894	1887	1879	1864	1860	1860	1860	1870	3
70	919	878	831	865	877	821	833	821	1
	647	684	640	655	657	648	659	642	2
	1894	1887	1879	1864	1860	1860	1860	1866	3
100	919	878	831	865	877	821	833	821	1
	647	684	640	655	657	648	659	642	2
	1894	1887	1879	1864	1860	1860	1860	1861	3
150	919	878	831	865	877	821	833	821	1
	647	684	640	655	657	648	659	642	2
	1894	1887	1879	1864	1860	1860	1860	1861	3

TAMAÑO POB.	50	70	100	150	200	500	750	1000	EJERCICIO
No. GENERACIONES	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	
10	0,14161	0,14410	0,14410	0,15031	0,13540	0,11677	0,10311	0,10683	1
	0,19194	0,15806	0,18710	0,11935	0,16613	0,11613	0,12097	0,12419	2
	0,04785	0,06129	0,03065	0,03226	0,04247	0,03602	0,03172	0,03280	3
20	0,14161	0,09565	0,10186	0,10435	0,10807	0,01988	0,09565	0,07578	1
	0,08387	0,12419	0,10645	0,06774	0,10645	0,04839	0,07903	0,07581	2
	0,02527	0,03387	0,01720	0,01505	0,00376	0,00914	0,01344	0,01183	3
30	0,14161	0,09068	0,06211	0,07453	0,10311	0,01988	0,06584	0,06708	1
	0,04355	0,10323	0,05645	0,05645	0,07097	0,04516	0,06290	0,05645	2
	0,01828	0,02043	0,01237	0,00968	0,00161	0,00430	0,00538	0,00645	3
40	0,14161	0,09068	0,03230	0,07453	0,08944	0,01988	0,05342	0,03975	1
	0,04355	0,10323	0,04355	0,05645	0,05968	0,04516	0,06290	0,04194	2
	0,01828	0,01452	0,01022	0,00538	0,00000	0,00161	0,00215	0,00538	3
50	0,14161	0,09068	0,03230	0,07453	0,08944	0,01988	0,04348	0,01988	1
	0,04355	0,10323	0,03226	0,05645	0,05968	0,04516	0,06290	0,03710	2
	0,01828	0,01452	0,01022	0,00215	0,00000	0,00000	0,00000	0,00538	3
70	0,14161	0,09068	0,03230	0,07453	0,08944	0,01988	0,03478	0,01988	1
	0,04355	0,10323	0,03226	0,05645	0,05968	0,04516	0,06290	0,03548	2
	0,01828	0,01452	0,01022	0,00215	0,00000	0,00000	0,00000	0,00323	3
100	0,14161	0,09068	0,03230	0,07453	0,08944	0,01988	0,03478	0,01988	1
	0,04355	0,10323	0,03226	0,05645	0,05968	0,04516	0,06290	0,03548	2
	0,01828	0,01452	0,01022	0,00215	0,00000	0,00000	0,00000	0,00054	3
150	0,14161	0,09068	0,03230	0,07453	0,08944	0,01988	0,03478	0,01988	1
	0,04355	0,10323	0,03226	0,05645	0,05968	0,04516	0,06290	0,03548	2
	0,01828	0,01452	0,01022	0,00215	0,00000	0,00000	0,00000	0,00054	3

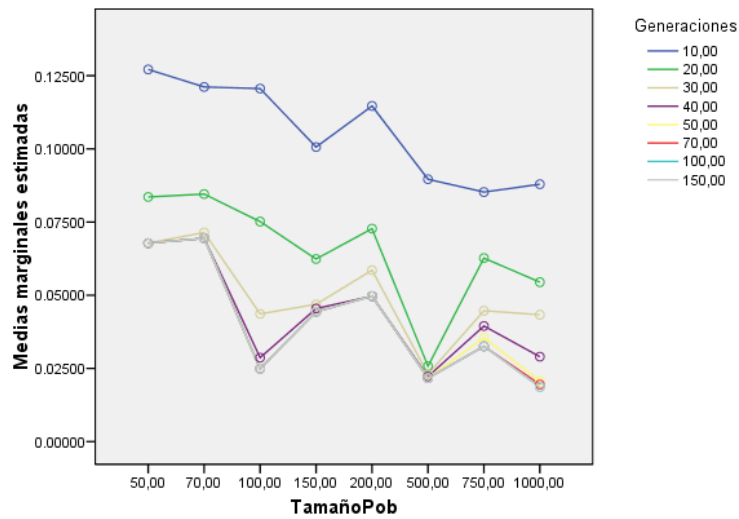
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ErrorAG16

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,113 ^a	47	,002	1,115	,322
Intersección	,485	1	,485	224,885	,000
TamañoPob	,040	5	,008	3,737	,004
Generaciones	,067	7	,010	4,456	,000
TamañoPob * Generaciones	,005	35	,000	,072	1,000
Error	,207	96	,002		
Total	,805	144			
Total corregida	,320	143			

a. R cuadrado = ,353 (R cuadrado corregida = ,036)

Medias marginales estimadas de ErrorAG16



3.3 ESCENARIO DE 20 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	3461	1285	362761
Mejor Z encontrado	3463	1321	374567
Error	0,058	2,802	3,254

TAMAÑO POB.	50	70	100	150	200	500	750	1000	EJERCICIO
No. GENERACIONES	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	
20	3660	3670	3613	3545	3584	3580	3564	3573	1
	1443	1438	1388	1422	1393	1402	1377	1403	2
	408765	410091	405251	399323	394077	402135	396042	388240	3
30	3591	3623	3547	3530	3519	3509	3524	3535	1
	1404	1434	1371	1377	1351	1362	1345	1367	2
	393983	407622	400927	390908	393923	396338	393144	384487	3
40	3587	3609	3534	3530	3492	3504	3502	3511	1
	1382	1434	1369	1339	1345	1339	1331	1333	2
	393983	404102	399299	380433	393923	394933	390239	374567	3
50	3587	3602	3531	3530	3478	3491	3474	3477	1
	1382	1434	1369	1338	1337	1329	1321	1329	2
	393983	395517	399299	380433	388012	393370	383727	374567	3
70	3587	3602	3531	3530	3475	3485	3474	3463	1
	1382	1434	1369	1338	1333	1324	1321	1329	2
	393983	392052	399299	380433	388012	392990	380146	374567	3
100	3587	3602	3531	3530	3475	3485	3474	3463	1
	1382	1434	1369	1338	1333	1324	1321	1329	2
	393983	392052	399299	380433	388012	392990	380146	374567	3
150	3587	3602	3531	3530	3475	3485	3474	3463	1
	1382	1434	1369	1338	1333	1324	1321	1329	2
	393983	392052	399299	380433	388012	392990	380146	374567	3

TAMAÑO POB.	50	70	100	150	200	500	750	1000	EJERCICIO
No. GENERACIONES	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	
20	0,05750	0,06039	0,04392	0,02427	0,03554	0,03438	0,02976	0,03236	1
	0,12296	0,11907	0,08016	0,10661	0,08405	0,09105	0,07160	0,09183	2
	0,12682	0,13047	0,11713	0,10079	0,08633	0,10854	0,09174	0,07024	3
30	0,03756	0,04681	0,02485	0,01994	0,01676	0,01387	0,01820	0,02138	1
	0,09261	0,11595	0,06693	0,07160	0,05136	0,05992	0,04669	0,06381	2
	0,08607	0,12367	0,10521	0,07759	0,08590	0,09256	0,08375	0,05989	3
40	0,03641	0,04276	0,02109	0,01994	0,00896	0,01242	0,01185	0,01445	1
	0,07549	0,11595	0,06537	0,04202	0,04669	0,04202	0,03580	0,03735	2
	0,08607	0,11396	0,10072	0,04872	0,08590	0,08869	0,07575	0,03254	3
50	0,03641	0,04074	0,02023	0,01994	0,00491	0,00867	0,00376	0,00462	1
	0,07549	0,11595	0,06537	0,04125	0,04047	0,03424	0,02802	0,03424	2
	0,08607	0,09030	0,10072	0,04872	0,06961	0,08438	0,05780	0,03254	3
70	0,03641	0,04074	0,02023	0,01994	0,00405	0,00693	0,00376	0,00058	1
	0,07549	0,11595	0,06537	0,04125	0,03735	0,03035	0,02802	0,03424	2
	0,08607	0,08074	0,10072	0,04872	0,06961	0,08333	0,04792	0,03254	3
100	0,03641	0,04074	0,02023	0,01994	0,00405	0,00693	0,00376	0,00058	1
	0,07549	0,11595	0,06537	0,04125	0,03735	0,03035	0,02802	0,03424	2
	0,08607	0,08074	0,10072	0,04872	0,06961	0,08333	0,04792	0,03254	3
150	0,03641	0,04074	0,02023	0,01994	0,00405	0,00693	0,00376	0,00058	1
	0,07549	0,11595	0,06537	0,04125	0,03735	0,03035	0,02802	0,03424	2
	0,08607	0,08074	0,10072	0,04872	0,06961	0,08333	0,04792	0,03254	3

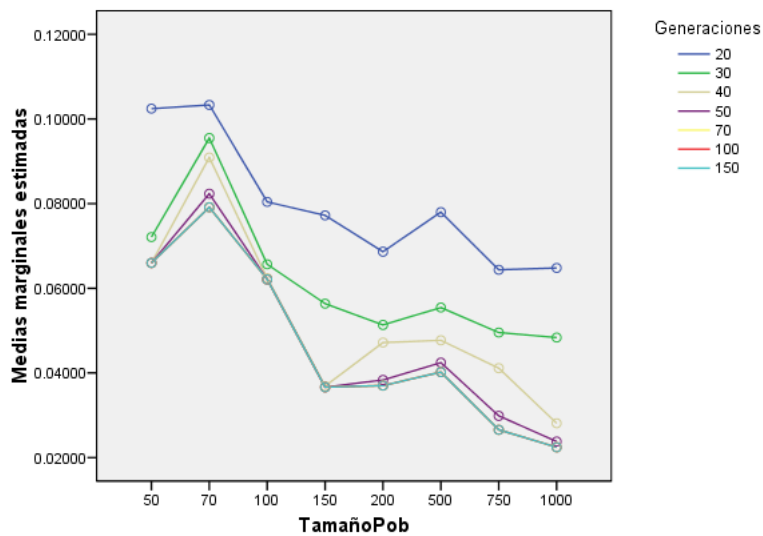
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ErrorAG20

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,059 ^a	47	,001	1,029	,443
Intersección	,585	1	,585	476,501	,000
TamañoPob	,033	5	,007	5,375	,000
Generaciones	,024	7	,003	2,794	,011
TamañoPob * Generaciones	,002	35	6,80E-005	,055	1,000
Error	,118	96	,001		
Total	,762	144			
Total corregida	,177	143			

a. R cuadrado = ,335 (R cuadrado corregida = ,010)

Medias marginales estimadas de ErrorAG20



3.4 ESCENARIO DE 25 DEPARTAMENTOS

	1	2	3
Z ÓPTIMO:	583628	344355646	1872
Mejor Z encontrado	617267	349338006	1903
Error	5,76	1,447	1,656

TAMAÑO POB. No. GENERACIONES	50	70	100	150	200	500	750	1000	EJERCICIO
	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	
30	647181	658587	655710	639114	647837	635777	640179	636544	1
	472874938	449266815	439507376	394335860	405458290	385396418	377997634	368695743	2
	2102	2094	2083	2041	2050	2060	2057	1969	3
40	642083	651232	654525	638112	630132	628028	638939	626472	1
	464371736	445398683	426399164	389456301	392998335	378445569	373073730	355449312	2
	2102	2084	2049	2003	1998	2004	2003	1919	3
50	642083	641115	647529	638112	626221	622560	633220	623773	1
	464329814	445083995	420347027	385939968	389263445	374030684	370602041	353323698	2
	2102	2078	2049	2003	1968	1975	1985	1903	3
70	642083	641115	647529	638112	626221	622560	625511	621018	1
	460240463	436637757	418374085	379040478	387914548	370267846	368329997	349395416	2
	2102	2078	2049	2003	1954	1942	1953	1903	3
100	666719	641115	647529	638112	626221	622560	625511	617267	1
	458914052	436815796	418374085	374436900	387914548	367270957	368049474	349338006	2
	2102	2078	2049	2003	1954	1918	1930	1903	3
150	662806	641115	647529	638112	626221	622560	625511	617267	1
	458914052	408799580	421437771	371856416	398743750	367270957	368049474	349338006	2
	2102	2078	2049	2003	1954	1918	1930	1903	3

TAMAÑO POB. No. GENERACIONES	50	70	100	150	200	500	750	1000	EJERCICIO
	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	Error	
30	0,10889	0,12844	0,12351	0,09507	0,11002	0,08935	0,09690	0,09067	1
	0,37322	0,30466	0,27632	0,14514	0,17744	0,11918	0,09770	0,07068	2
	0,12286	0,11859	0,11271	0,09028	0,09509	0,10043	0,09882	0,05182	3
40	0,10016	0,11583	0,12148	0,09335	0,07968	0,07608	0,09477	0,07341	1
	0,34852	0,29343	0,23825	0,13097	0,14126	0,09900	0,08340	0,03222	2
	0,12286	0,11325	0,09455	0,06998	0,06731	0,07051	0,06998	0,02511	3
50	0,10016	0,09850	0,10949	0,09335	0,07298	0,06671	0,08497	0,06879	1
	0,34840	0,29251	0,22068	0,12076	0,13041	0,08618	0,07622	0,02604	2
	0,12286	0,11004	0,09455	0,06998	0,05128	0,05502	0,06036	0,01656	3
70	0,10016	0,09850	0,10949	0,09335	0,07298	0,06671	0,07176	0,06406	1
	0,33653	0,26798	0,21495	0,10072	0,12649	0,07525	0,06962	0,01464	2
	0,12286	0,11004	0,09455	0,06998	0,04380	0,03739	0,04327	0,01656	3
100	0,14237	0,09850	0,10949	0,09335	0,07298	0,06671	0,07176	0,05764	1
	0,33267	0,26850	0,21495	0,08736	0,12649	0,06655	0,06881	0,01447	2
	0,12286	0,11004	0,09455	0,06998	0,04380	0,02457	0,03098	0,01656	3
150	0,13567	0,09850	0,10949	0,09335	0,07298	0,06671	0,07176	0,05764	1
	0,33267	0,18714	0,22384	0,07986	0,15794	0,06655	0,06881	0,01447	2
	0,12286	0,11004	0,09455	0,06998	0,04380	0,02457	0,03098	0,01656	3

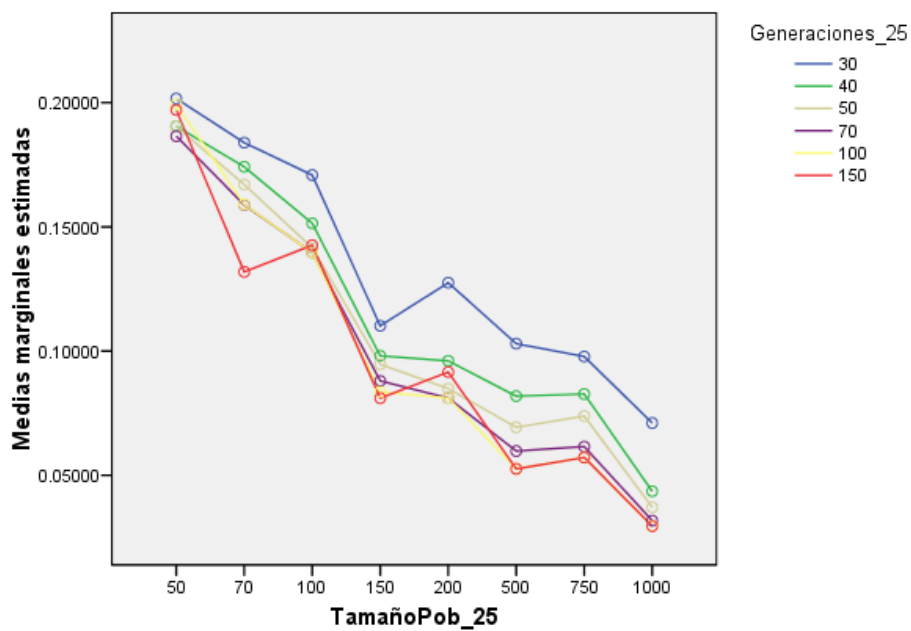
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: Error

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,300 ^a	47	,006	1,036	,432
Intersección	2,518	1	2,518	409,237	,000
TamañoPob	,263	5	,053	8,543	,000
Generaciones	,029	7	,004	,676	,692
TamañoPob * Generaciones	,008	35	,000	,036	1,000
Error	,591	96	,006		
Total	3,408	144			
Total corregida	,890	143			

a. R cuadrado = ,337 (R cuadrado corregida = ,012)

Medias marginales estimadas de Error_25



ANEXO C
DISEÑO DE EXPERIMENTOS – FACTOR PROBLEMA

1. BÚSQUEDA TABÚ
1.1 ESCENARIO DE 12 DEPARTAMENTOS

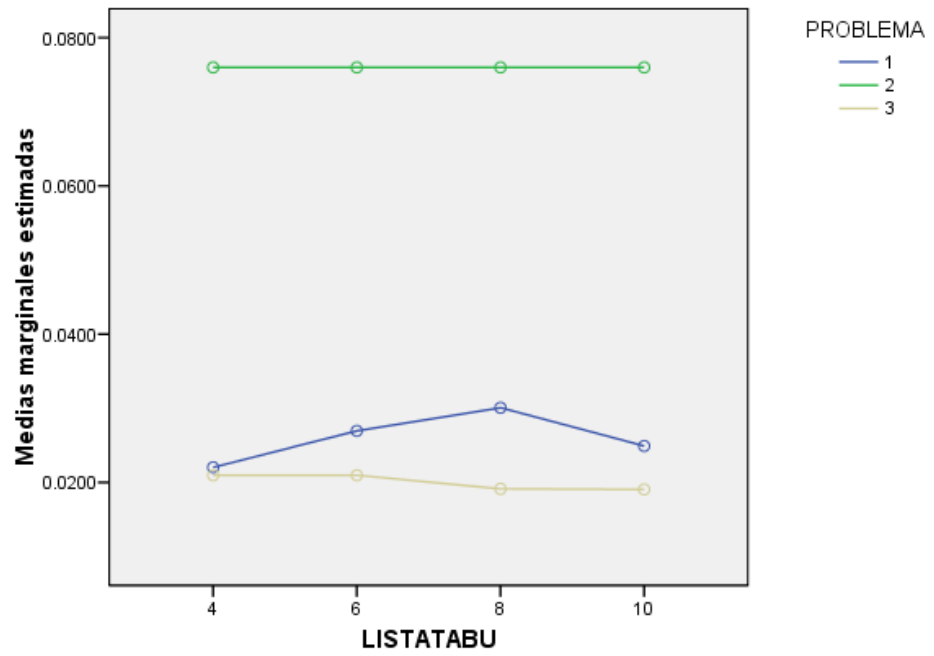
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_BT_12

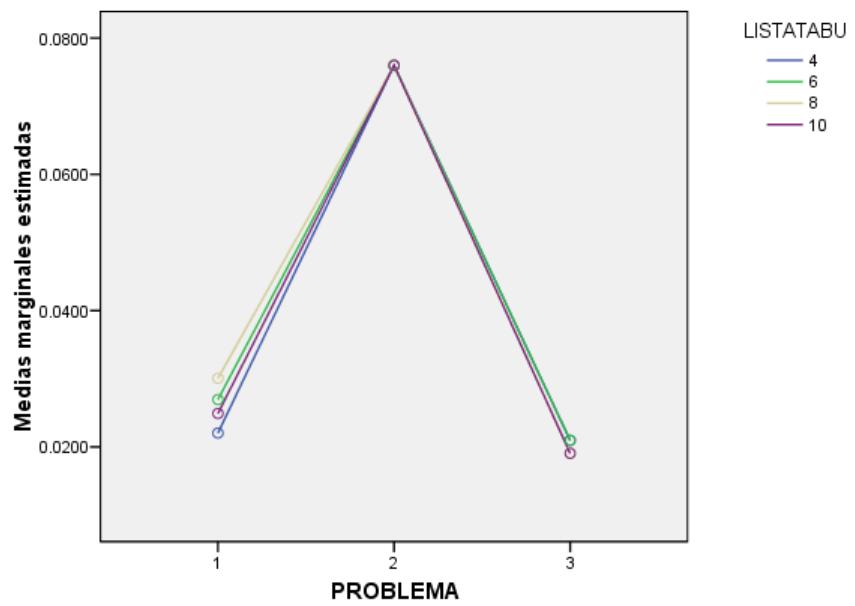
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,038 ^a	11	,003	52,017	,000
Intersección	,099	1	,099	1496,881	,000
LISTATABU	4,51E-005	3	1,50E-005	,227	,877
PROBLEMA	,038	2	,019	284,660	,000
LISTATABU * PROBLEMA	,000	6	2,41E-005	,364	,898
Error	,003	48	6,63E-005		
Total	,140	60			
Total corregida	,041	59			

a. R cuadrado = ,923 (R cuadrado corregida = ,905)

Medias marginales estimadas de ERROR_BT_12



Medias marginales estimadas de ERROR_BT_12



1.2 ESCENARIO DE 16 DEPARTAMENTOS

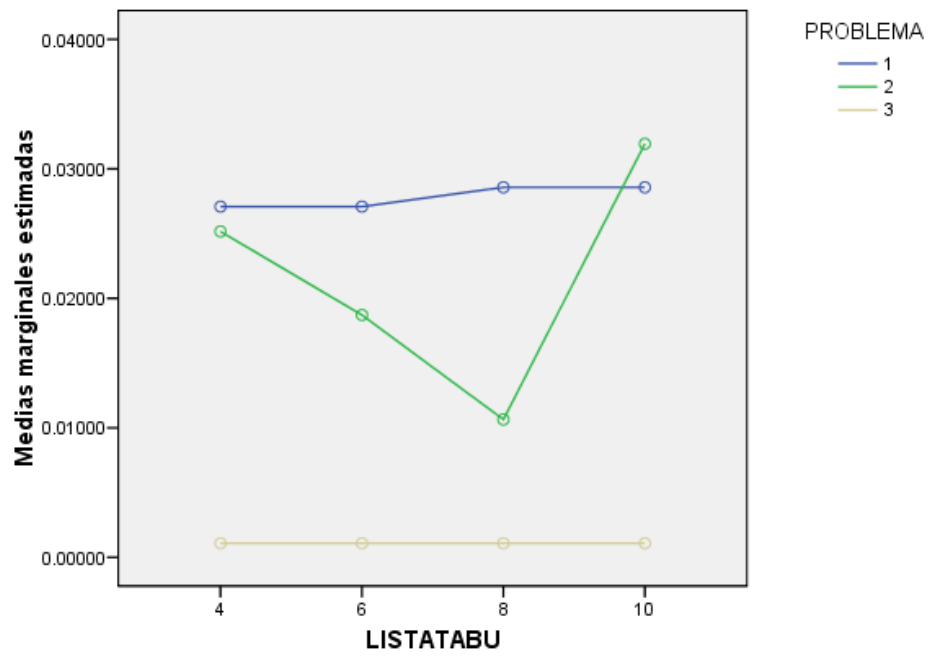
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_BT_16

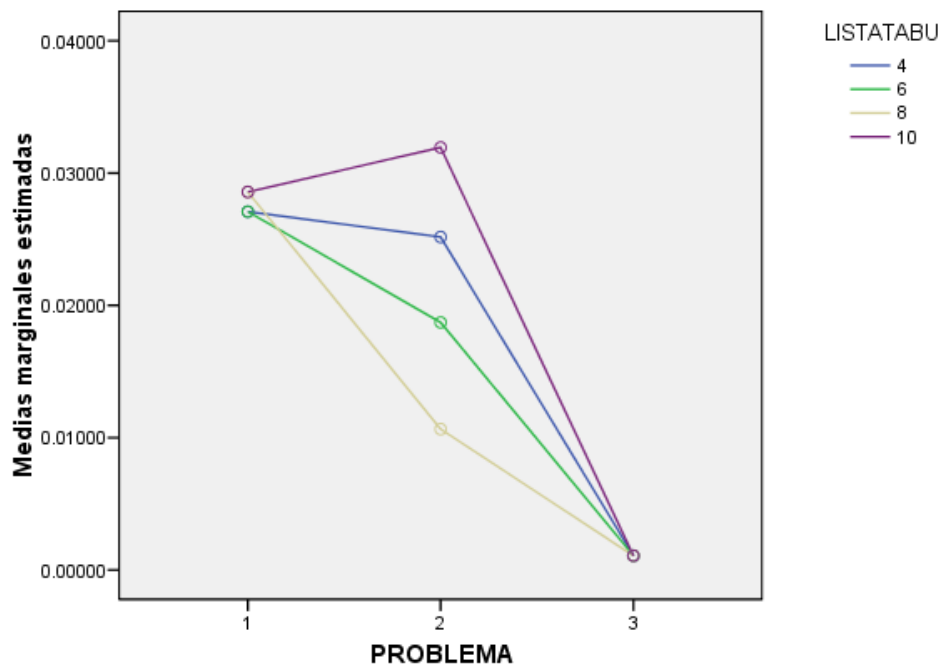
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,009 ^a	11	,001	12,588	,000
Intersección	,017	1	,017	259,218	,000
LISTATABU	,000	3	,000	2,100	,113
PROBLEMA	,008	2	,004	59,713	,000
LISTATABU * PROBLEMA	,001	6	,000	2,124	,068
Error	,003	48	6,56E-005		
Total	,029	60			
Total corregida	,012	59			

a. R cuadrado = ,743 (R cuadrado corregida = ,684)

Medias marginales estimadas de ERROR_BT_16



Medias marginales estimadas de ERROR_BT_16



1.3 ESCENARIO DE 20 DEPARTAMENTOS

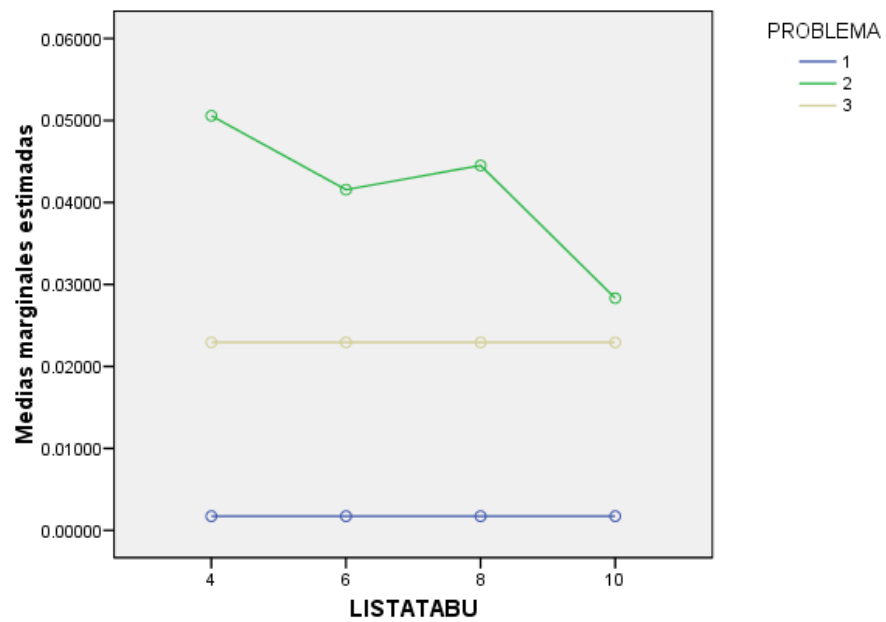
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_BT_20

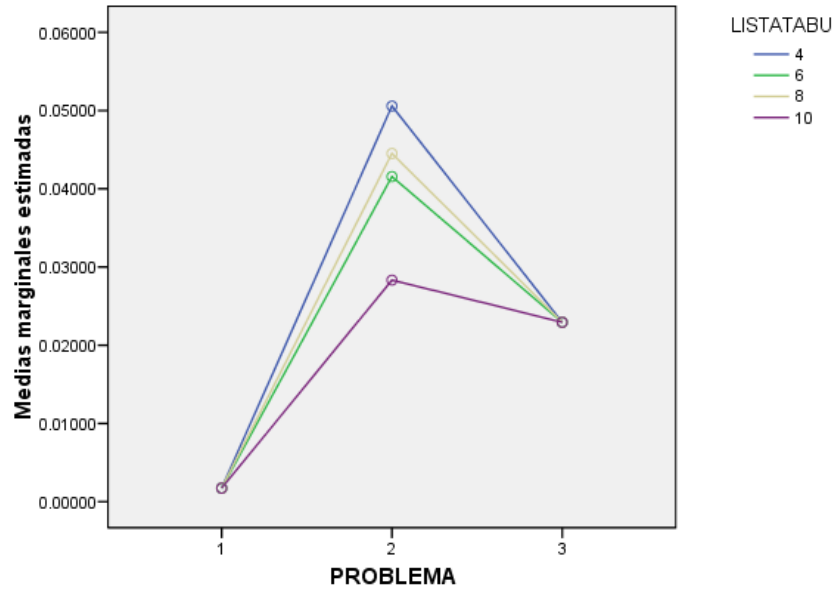
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,017 ^a	11	,002	33,893	,000
Intersección	,029	1	,029	636,430	,000
LISTATABU	,000	3	,000	3,233	,030
PROBLEMA	,016	2	,008	171,866	,000
LISTATABU * PROBLEMA	,001	6	,000	3,233	,009
Error	,002	48	4,55E-005		
Total	,048	60			
Total corregida	,019	59			

a. R cuadrado = ,886 (R cuadrado corregida = ,860)

Medias marginales estimadas de ERROR_BT_20



Medias marginales estimadas de ERROR_BT_20



1.4 ESCENARIO DE 25 DEPARTAMENTOS

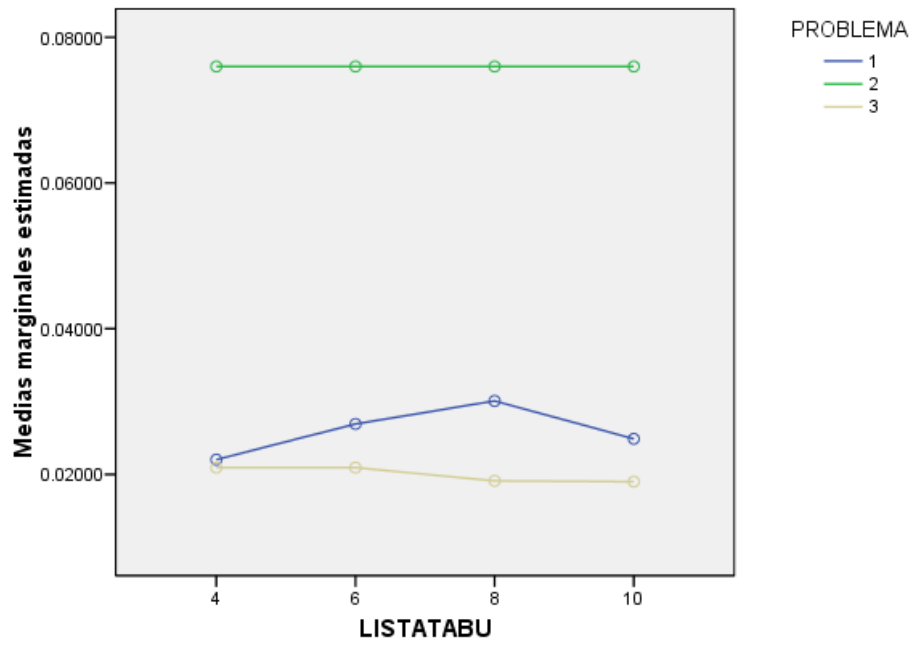
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_BT_25

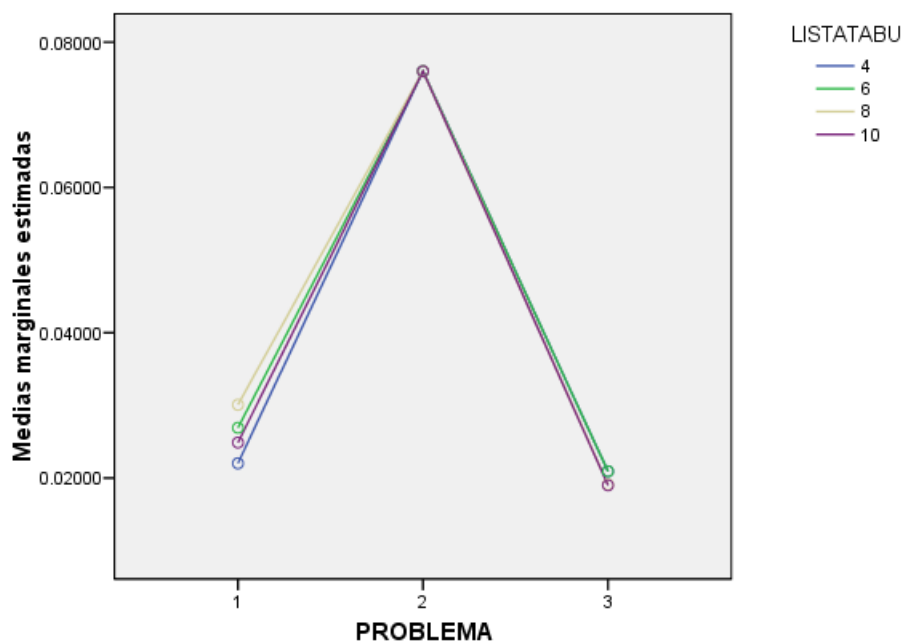
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,038 ^a	11	,003	52,005	,000
Intersección	,099	1	,099	1493,351	,000
LISTATABU	4,56E-005	3	1,52E-005	,229	,876
PROBLEMA	,038	2	,019	284,595	,000
LISTATABU * PROBLEMA	,000	6	2,41E-005	,363	,899
Error	,003	48	6,64E-005		
Total	,140	60			
Total corregida	,041	59			

a. R cuadrado = ,923 (R cuadrado corregida = ,905)

Medias marginales estimadas de ERROR_BT_25



Medias marginales estimadas de ERROR_BT_25



2. RECOCIDO SIMULADO

2.1 ESCENARIO DE 12 DEPARTAMENTOS

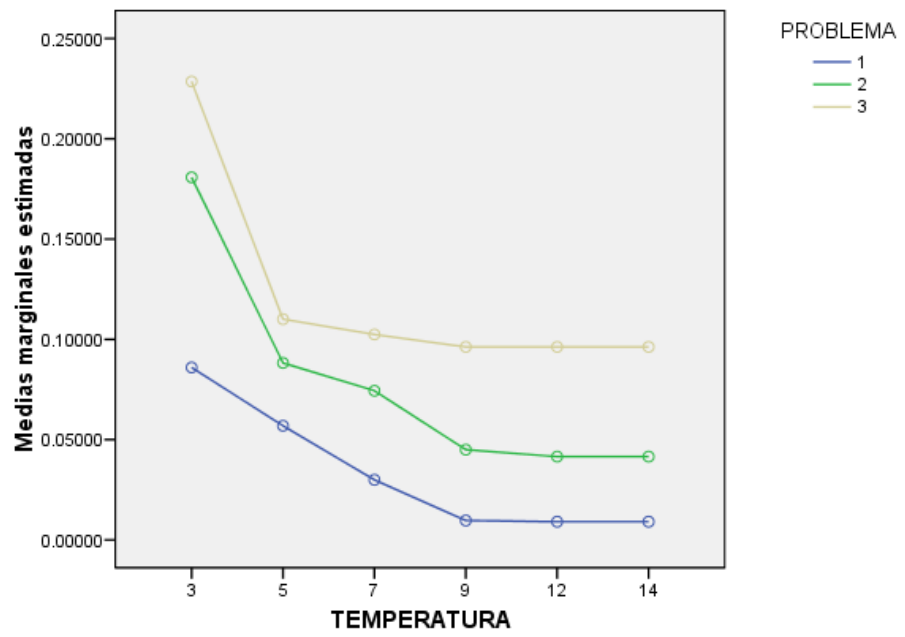
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_RS_12

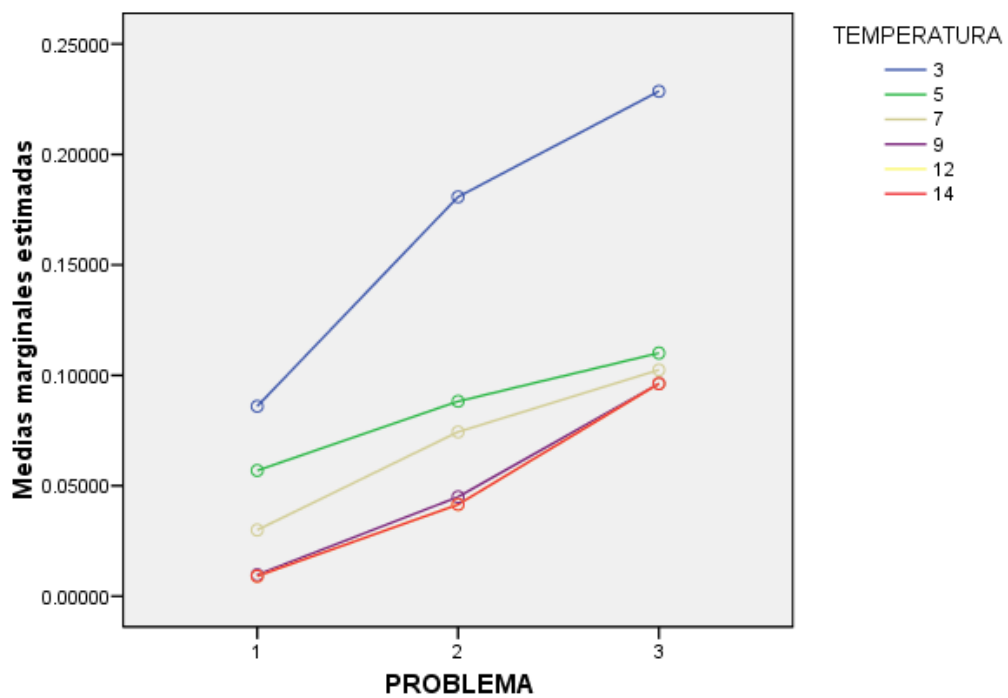
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,227 ^a	17	,013	3,395	,000
Intersección	,437	1	,437	111,111	,000
TEMPERATURA	,122	5	,024	6,214	,000
PROBLEMA	,093	2	,047	11,874	,000
TEMPERATURA * PROBLEMA	,011	10	,001	,290	,981
Error	,212	54	,004		
Total	,876	72			
Total corregida	,439	71			

a. R cuadrado = ,517 (R cuadrado corregida = ,364)

Medias marginales estimadas de ERROR_RS_12



Medias marginales estimadas de ERROR_RS_12



2.2 ESCENARIO DE 16 DEPARTAMENTOS

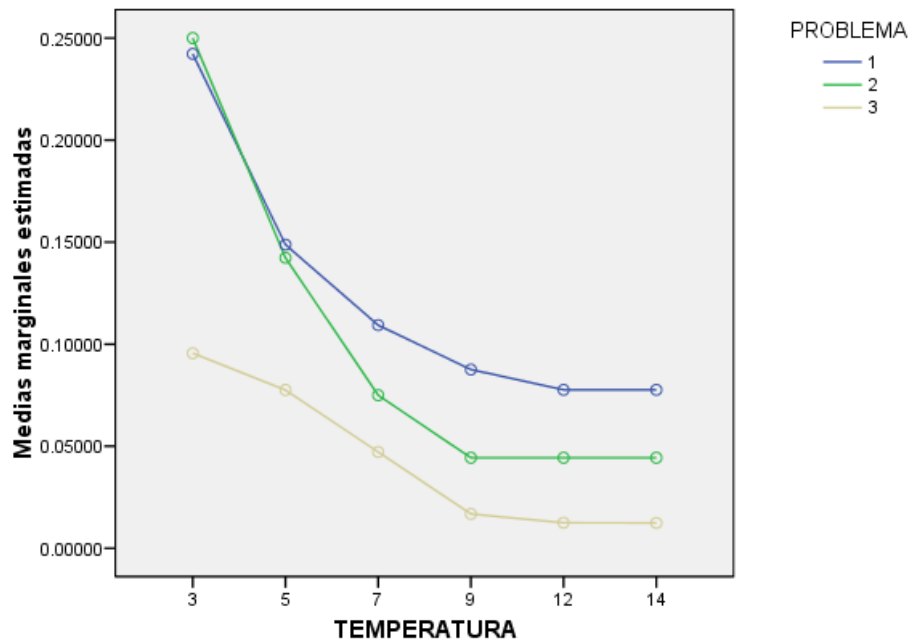
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_RS_16

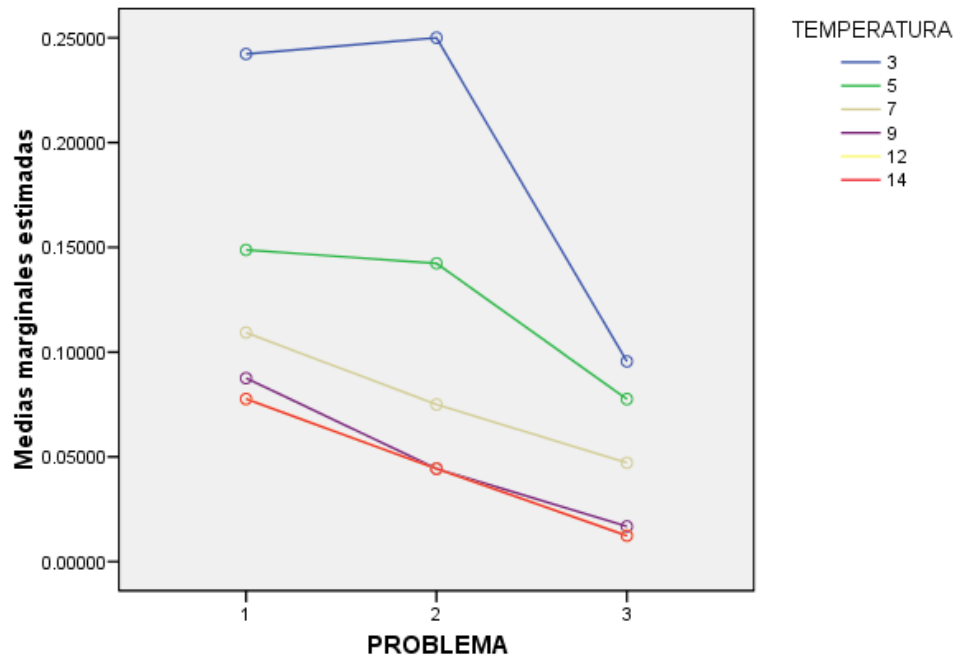
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,326 ^a	17	,019	19,886	,000
Intersección	,573	1	,573	593,833	,000
TEMPERATURA	,218	5	,044	45,237	,000
PROBLEMA	,081	2	,041	42,212	,000
TEMPERATURA * PROBLEMA	,026	10	,003	2,745	,008
Error	,052	54	,001		
Total	,951	72			
Total corregida	,378	71			

a. R cuadrado = ,862 (R cuadrado corregida = ,819)

Medias marginales estimadas de ERROR_RS_16



Medias marginales estimadas de ERROR_RS_16



2.3 ESCENARIO DE 20 DEPARTAMENTOS

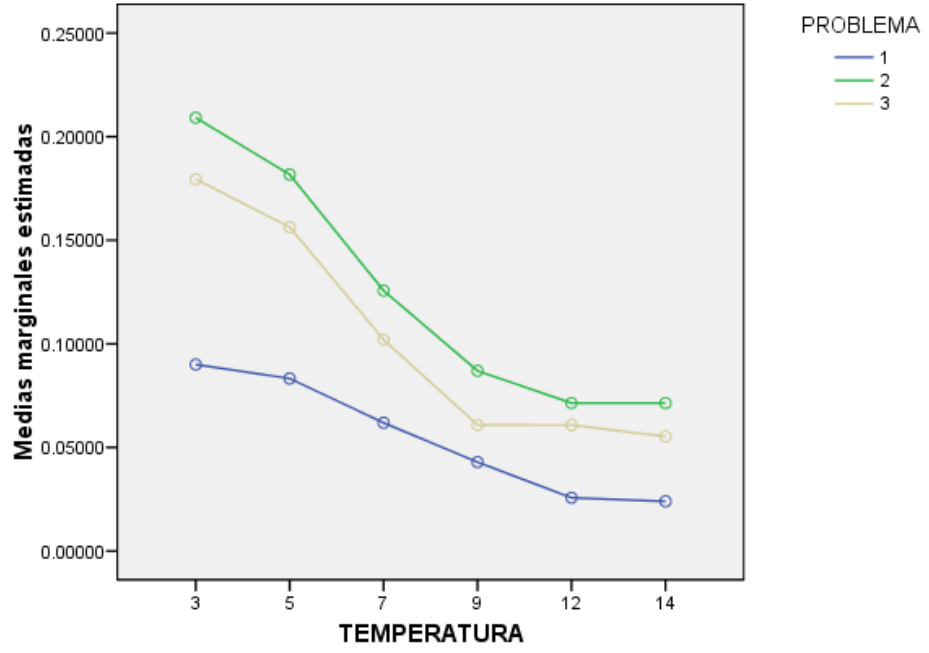
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_RS_20

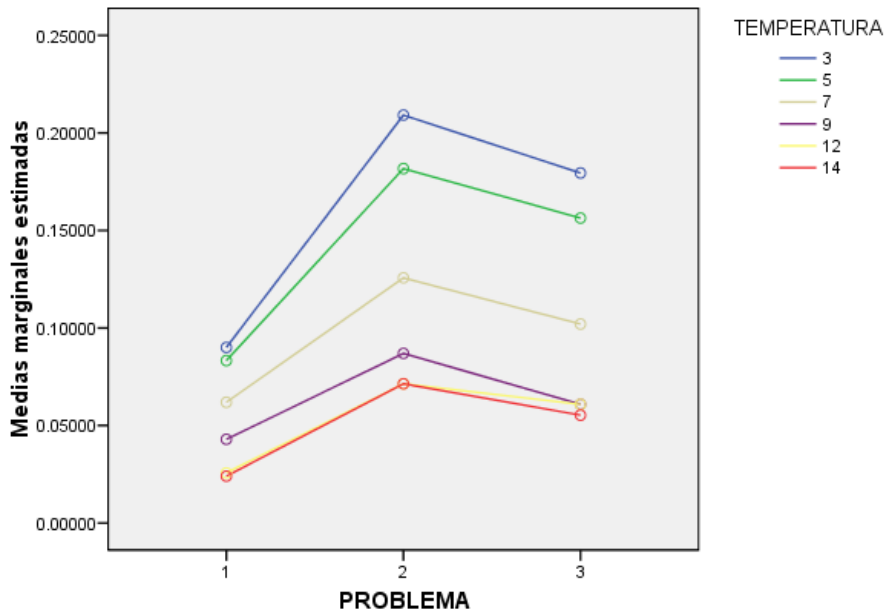
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,205 ^a	17	,012	7,696	,000
Intersección	,634	1	,634	404,055	,000
TEMPERATURA	,132	5	,026	16,844	,000
PROBLEMA	,061	2	,031	19,464	,000
TEMPERATURA * PROBLEMA	,012	10	,001	,769	,658
Error	,085	54	,002		
Total	,924	72			
Total corregida	,290	71			

a. R cuadrado = ,708 (R cuadrado corregida = ,616)

Medias marginales estimadas de ERROR_RS_20



Medias marginales estimadas de ERROR_RS_20



2.4 ESCENARIO DE 25 DEPARTAMENTOS

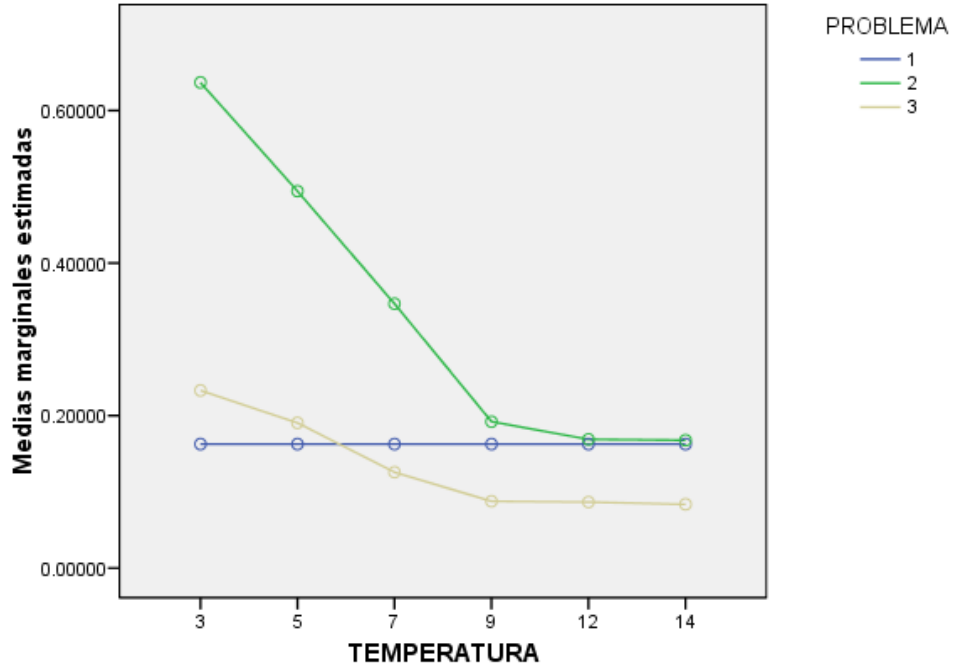
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_RS_25

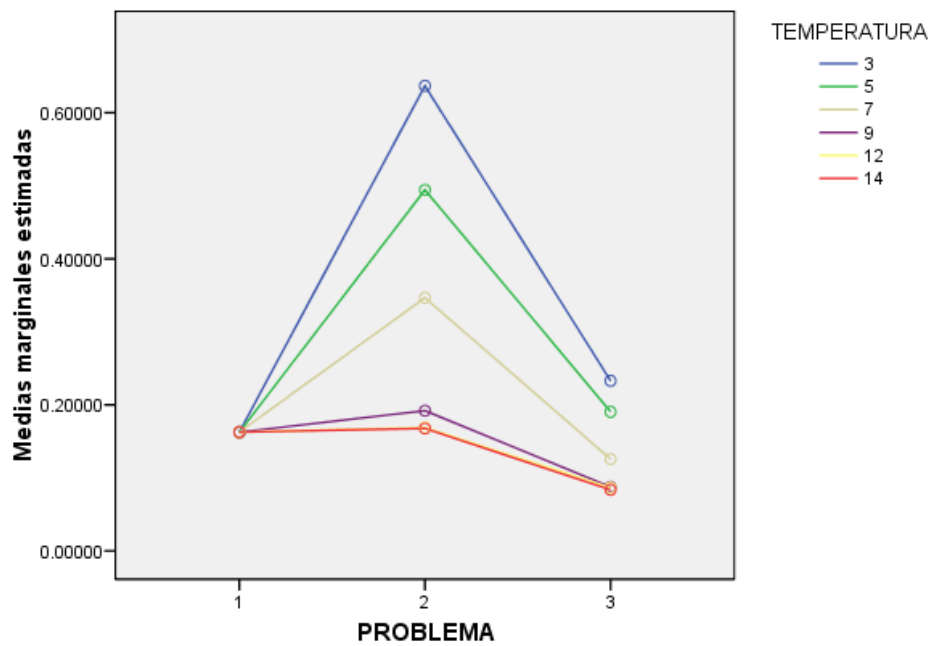
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	1,413 ^a	17	,083	7,473	,000
Intersección	3,190	1	3,190	286,841	,000
TEMPERATURA	,448	5	,090	8,059	,000
PROBLEMA	,562	2	,281	25,276	,000
TEMPERATURA * PROBLEMA	,403	10	,040	3,620	,001
Error	,600	54	,011		
Total	5,203	72			
Total corregida	2,013	71			

a. R cuadrado = ,702 (R cuadrado corregida = ,608)

Medias marginales estimadas de ERROR_RS_25



Medias marginales estimadas de ERROR_RS_25



3. ALGORITMO GENÉTICO

3.1 ESCENARIO DE 12 DEPARTAMENTOS

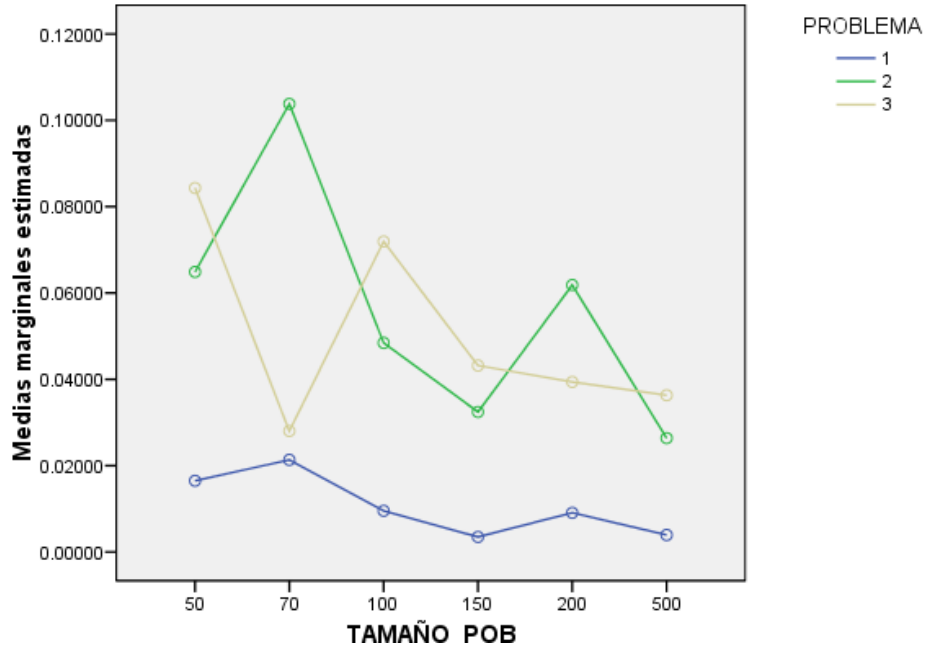
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_AG_12

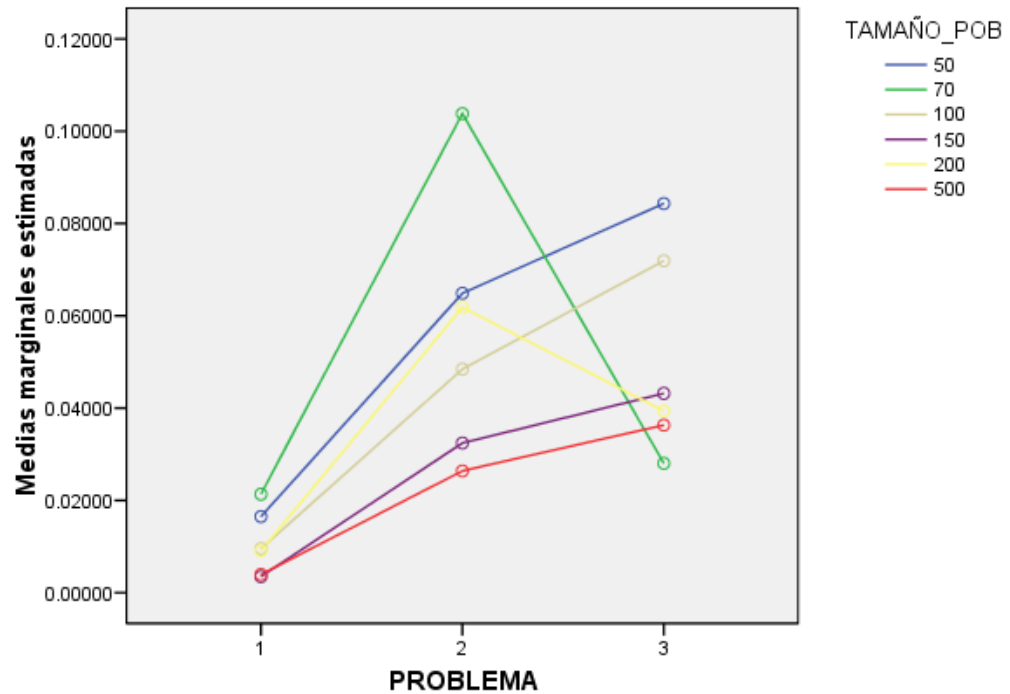
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,112 ^a	17	,007	18,657	,000
Intersección	,221	1	,221	623,439	,000
TAMAÑO_POB	,021	5	,004	11,843	,000
PROBLEMA	,059	2	,030	83,775	,000
TAMAÑO_POB * PROBLEMA	,032	10	,003	9,041	,000
Error	,045	126	,000		
Total	,378	144			
Total corregida	,157	143			

a. R cuadrado = ,716 (R cuadrado corregida = ,677)

Medias marginales estimadas de ERROR_AG_12



Medias marginales estimadas de ERROR_AG_12



3.2 ESCENARIO DE 16 DEPARTAMENTOS

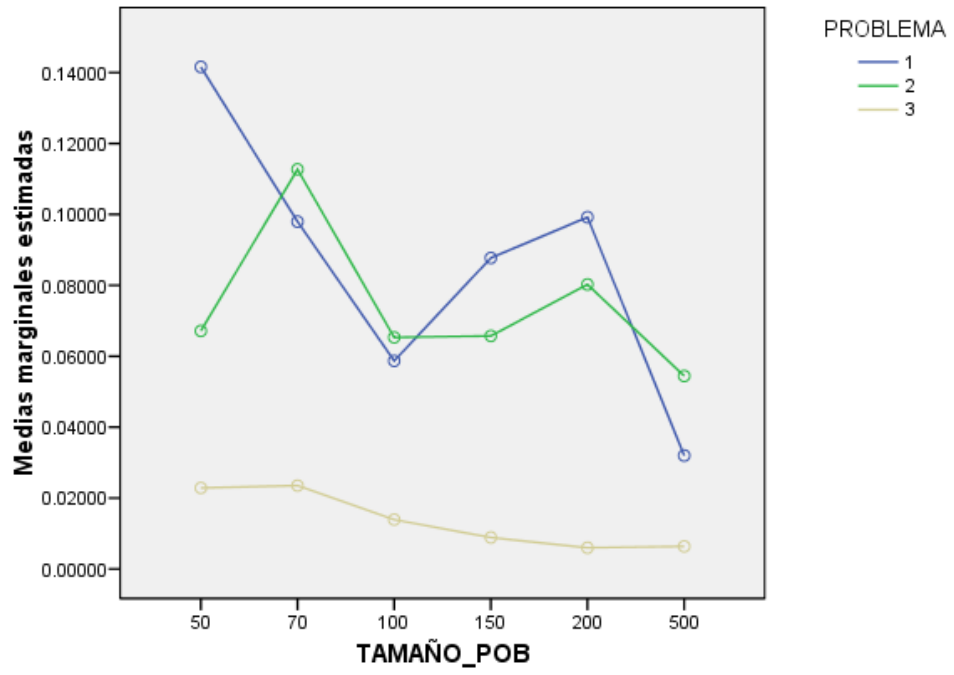
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_AG_16

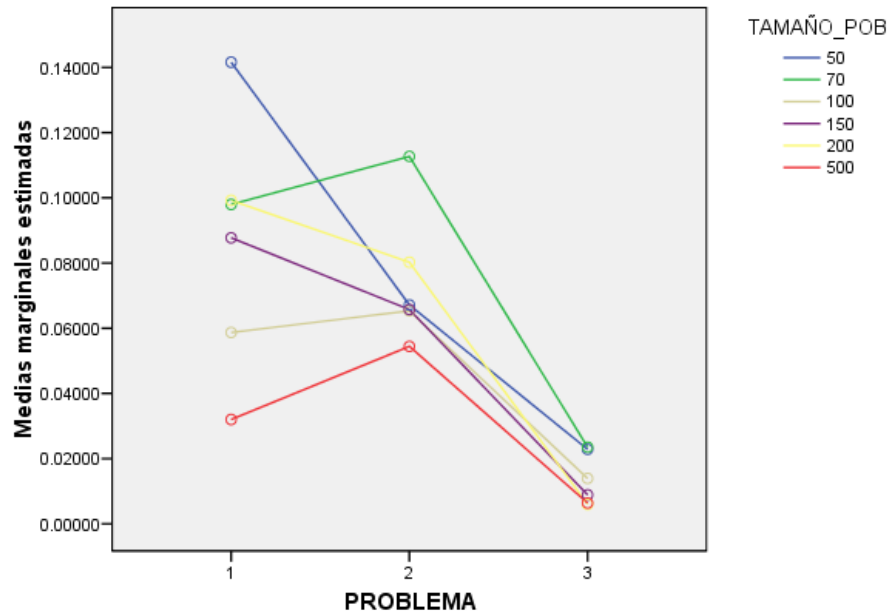
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,222 ^a	17	,013	16,711	,000
Intersección	,485	1	,485	621,436	,000
TAMAÑO_POB	,040	5	,008	10,326	,000
PROBLEMA	,146	2	,073	93,307	,000
TAMAÑO_POB * PROBLEMA	,036	10	,004	4,583	,000
Error	,098	126	,001		
Total	,805	144			
Total corregida	,320	143			

a. R cuadrado = ,693 (R cuadrado corregida = ,651)

Medias marginales estimadas de ERROR_AG_16



Medias marginales estimadas de ERROR_AG_16



3.3 ESCENARIO DE 20 DEPARTAMENTOS

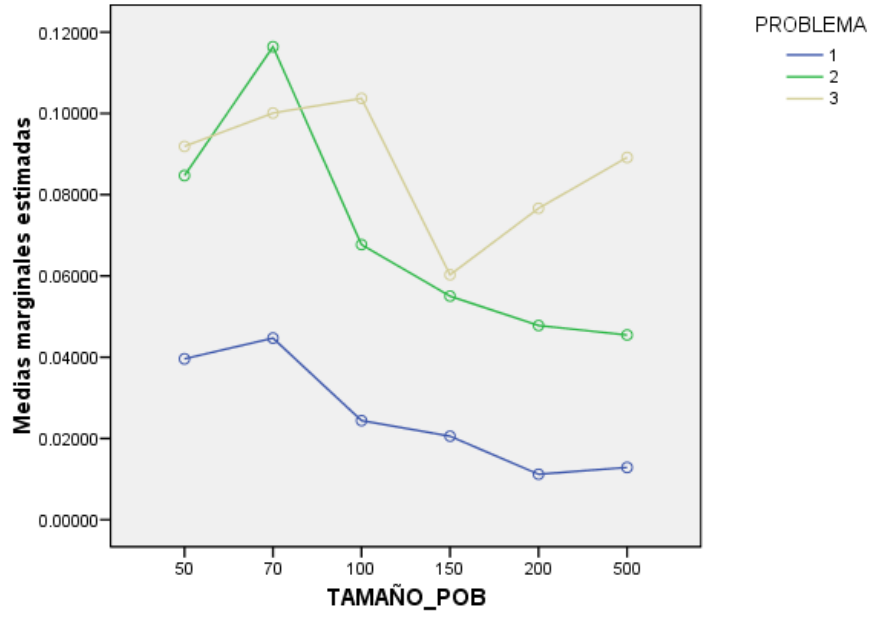
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_AG_20

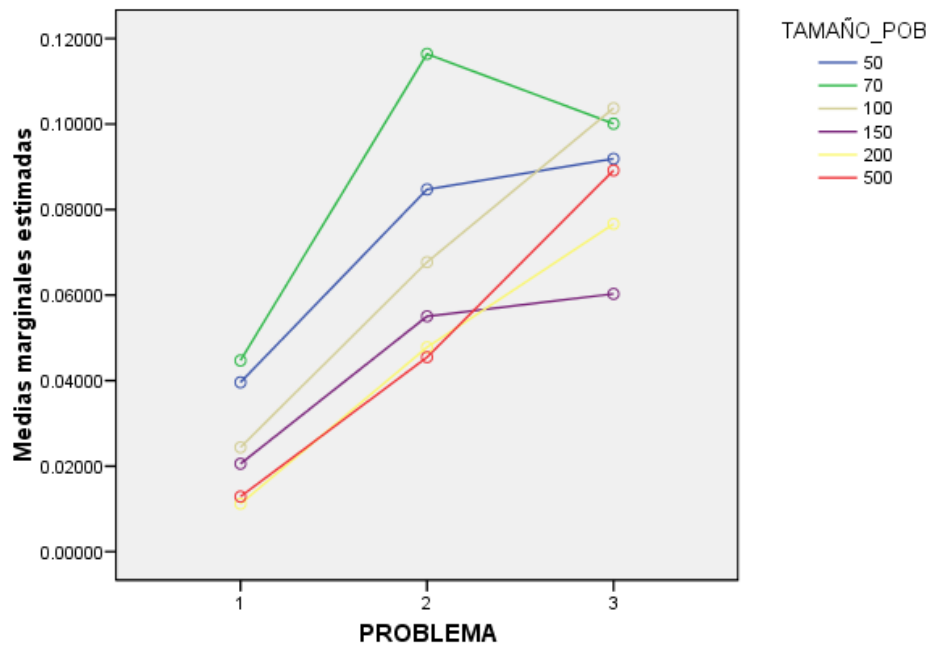
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,126 ^a	17	,007	37,112	,000
Intersección	,464	1	,464	2327,239	,000
TAMAÑO_POB	,031	5	,006	30,659	,000
PROBLEMA	,084	2	,042	211,009	,000
TAMAÑO_POB * PROBLEMA	,011	10	,001	5,558	,000
Error	,022	108	,000		
Total	,611	126			
Total corregida	,147	125			

a. R cuadrado = ,854 (R cuadrado corregida = ,831)

Medias marginales estimadas de ERROR_AG_20



Medias marginales estimadas de ERROR_AG_20



3.4 ESCENARIO DE 25 DEPARTAMENTOS

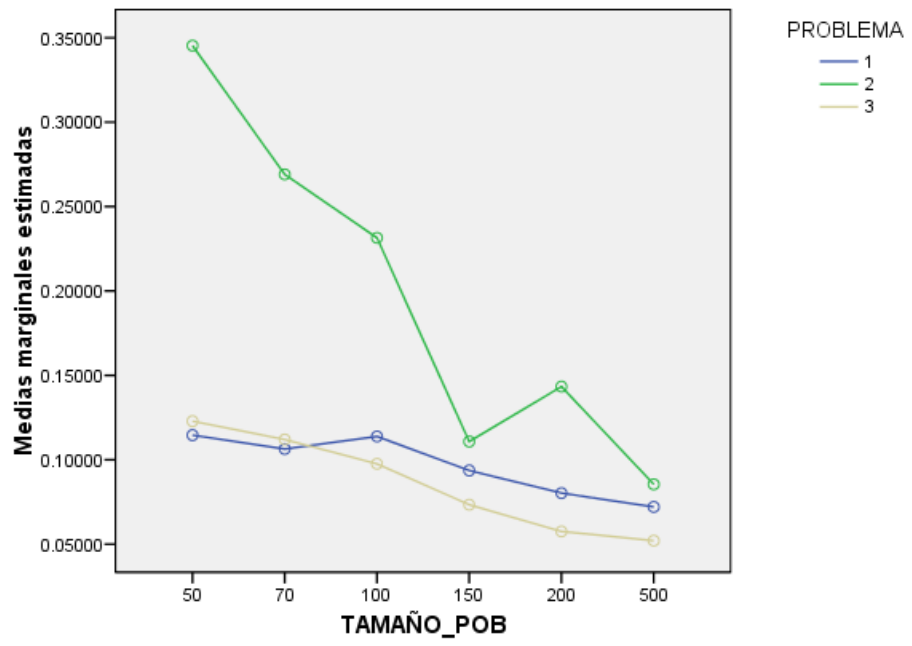
Pruebas de los efectos inter-sujetos

Variable dependiente: ERROR_AG_25

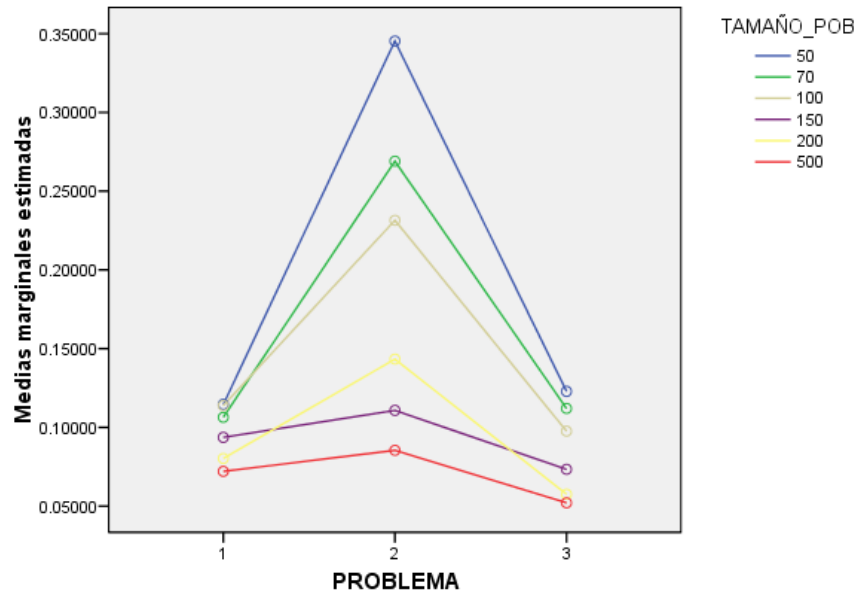
Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación
Modelo corregido	,615 ^a	17	,036	100,796	,000
Intersección	1,735	1	1,735	4833,979	,000
TAMAÑO_POB	,212	5	,042	117,976	,000
PROBLEMA	,273	2	,136	380,250	,000
TAMAÑO_POB * PROBLEMA	,130	10	,013	36,316	,000
Error	,032	90	,000		
Total	2,383	108			
Total corregida	,647	107			

a. R cuadrado = ,950 (R cuadrado corregida = ,941)

Medias marginales estimadas de ERROR_AG_25

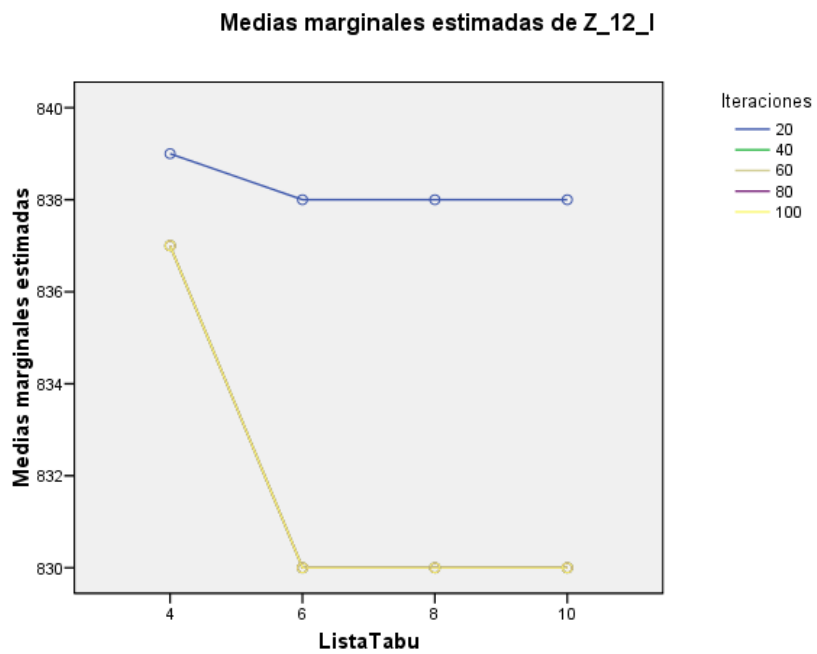


Medias marginales estimadas de ERROR_AG_25

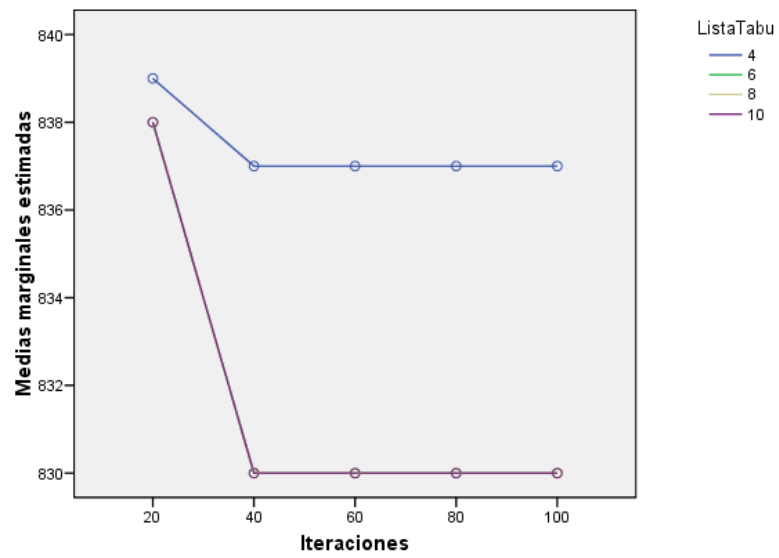


ANEXO D
GRÁFICOS DE PERFIL – PROBLEMA POR PROBLEMA

1. BÚSQUEDA TABÚ
1.1 ESCENARIO DE 12 DEPARTAMENTOS
1.1.1 PROBLEMA 1

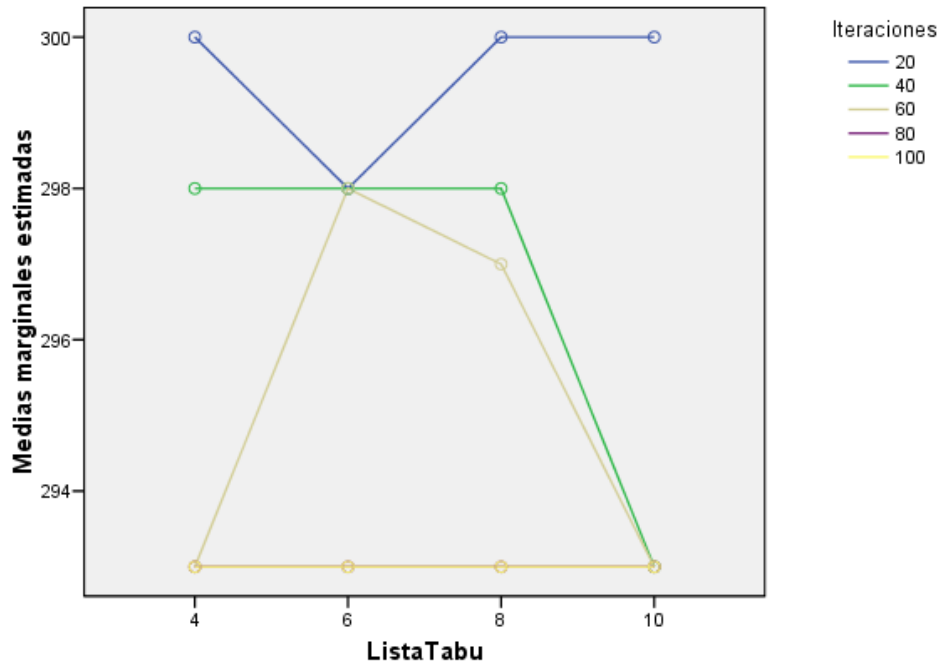


Medias marginales estimadas de Z_12_I

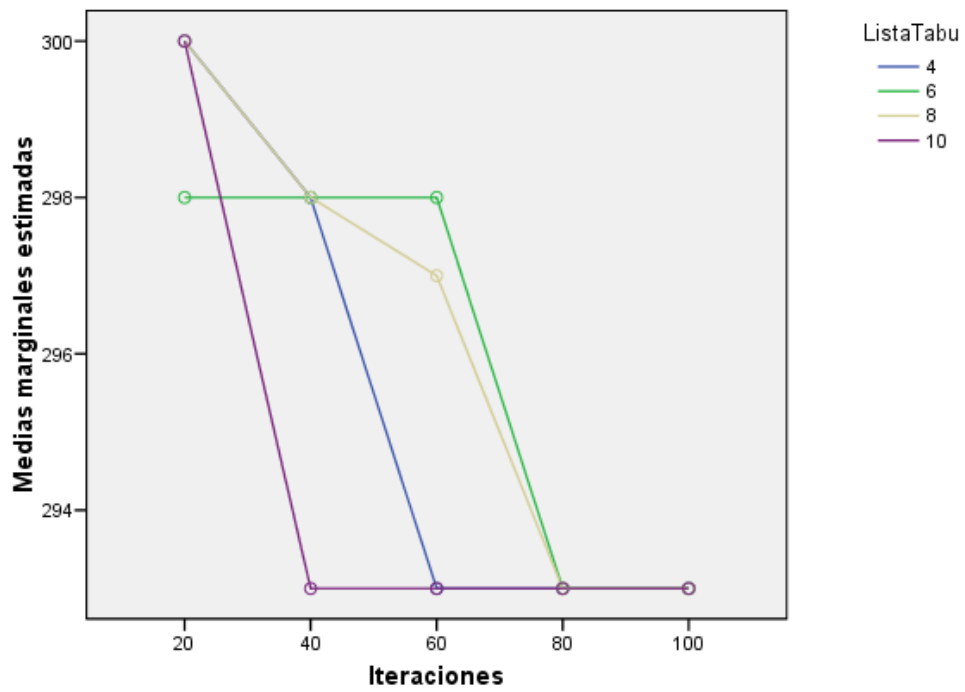


1.1.2 PROBLEMA 2

Medias marginales estimadas de z_12_II

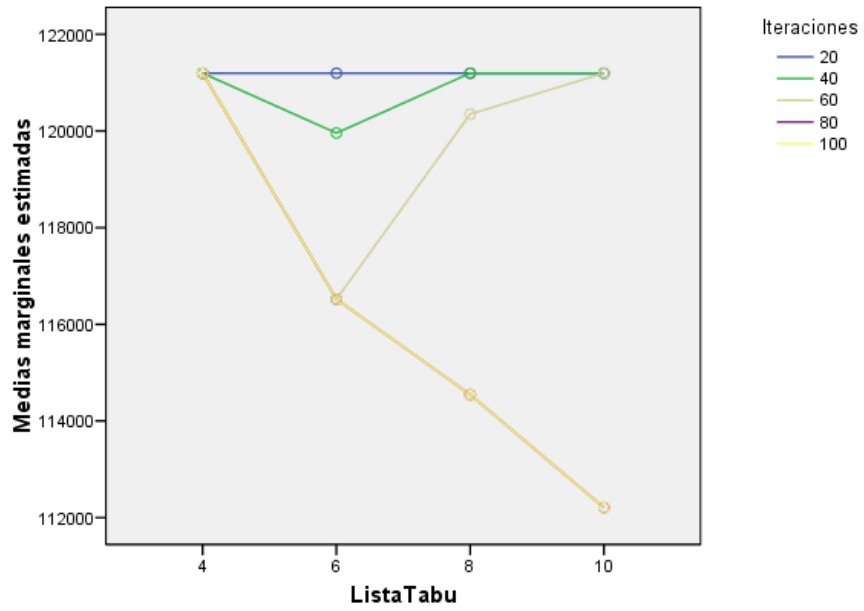


Medias marginales estimadas de z_12_II

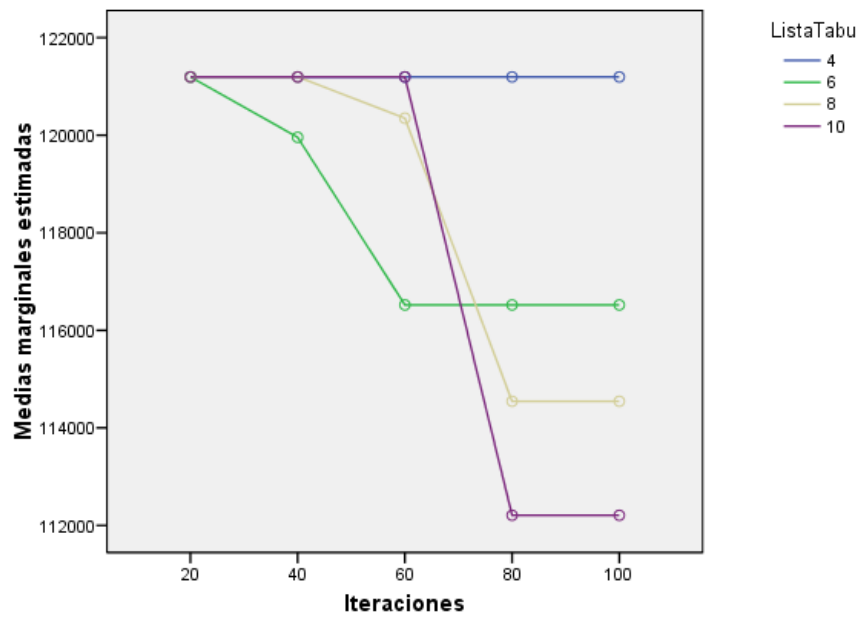


1.1.3 PROBLEMA 3

Medias marginales estimadas de Z_{12_III}

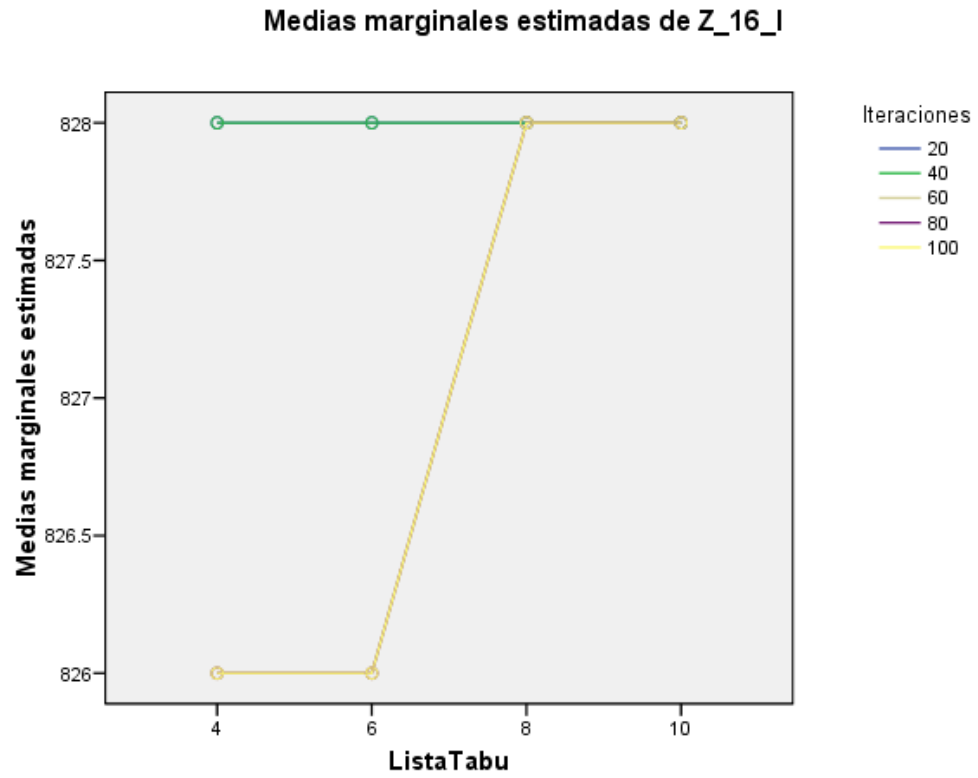


Medias marginales estimadas de Z_{12_III}

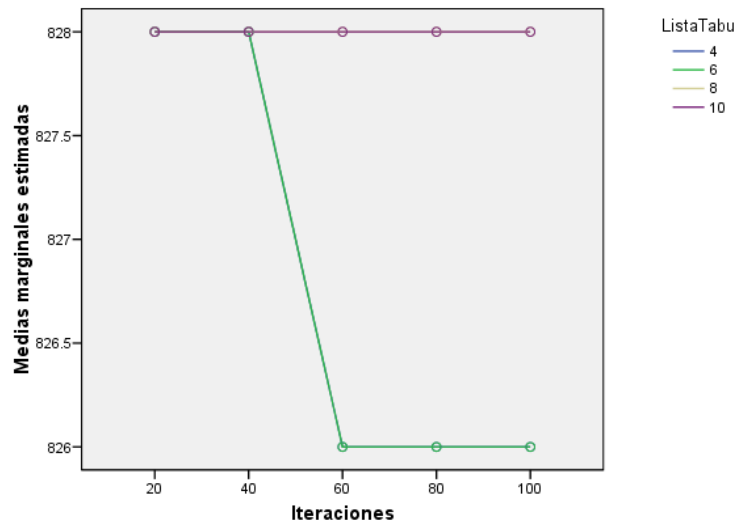


1.2 ESCENARIO DE 16 DEPARTAMENTOS

1.2.1 PROBLEMA 1



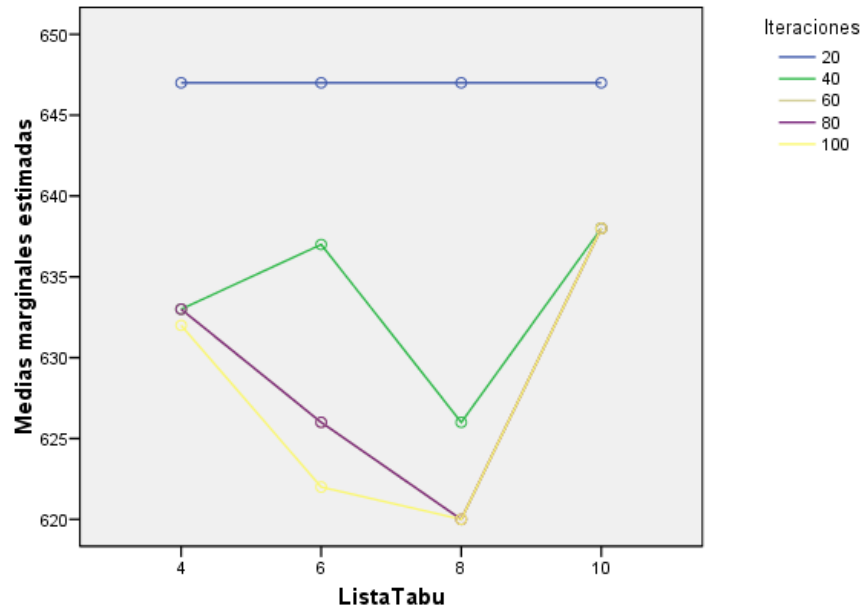
Medias marginales estimadas de Z_16_I



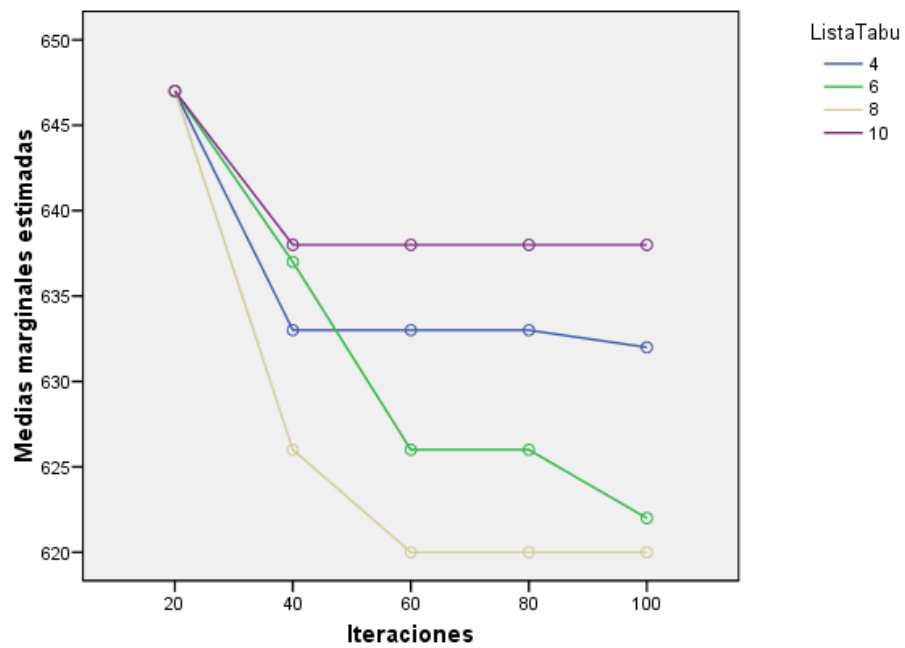
1.2.2 PROBLEMA 2

Gráficos de perfil

Medias marginales estimadas de Z_16_II

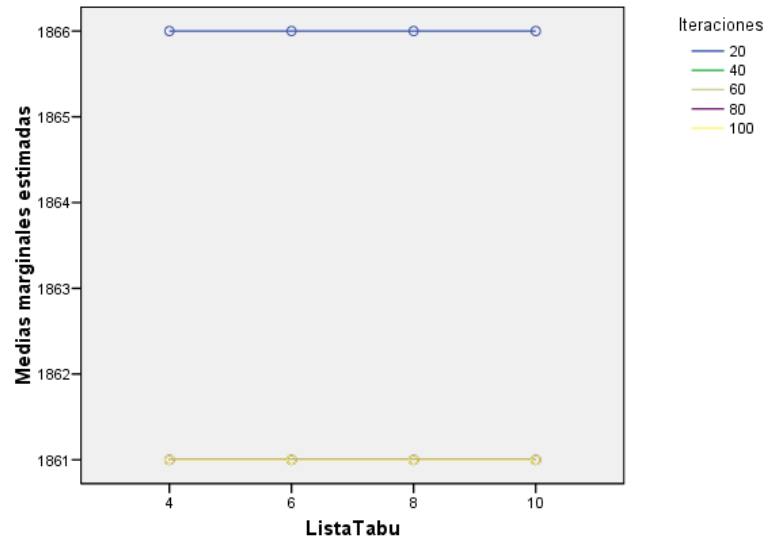


Medias marginales estimadas de Z_16_II

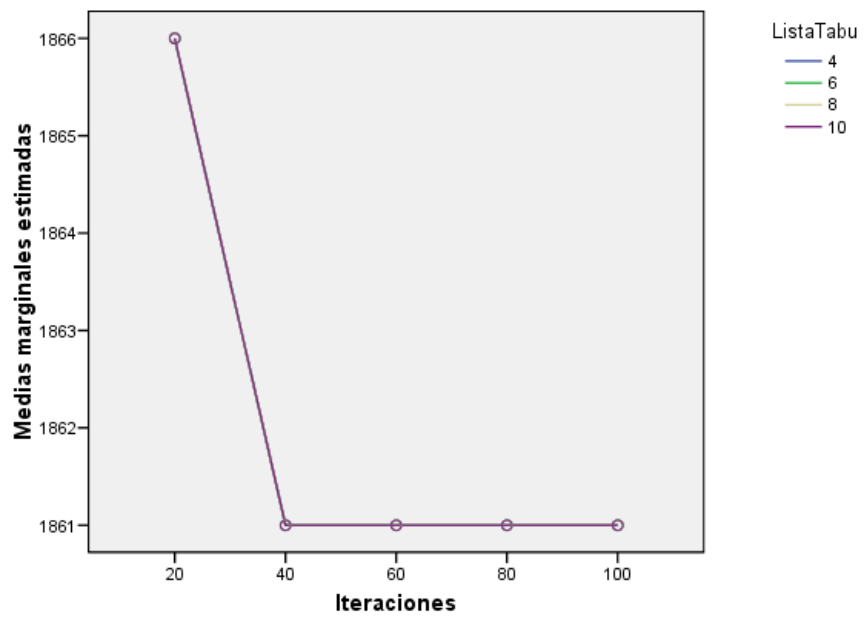


1.2.3 PROBLEMA 3

Medias marginales estimadas de Z_16_III

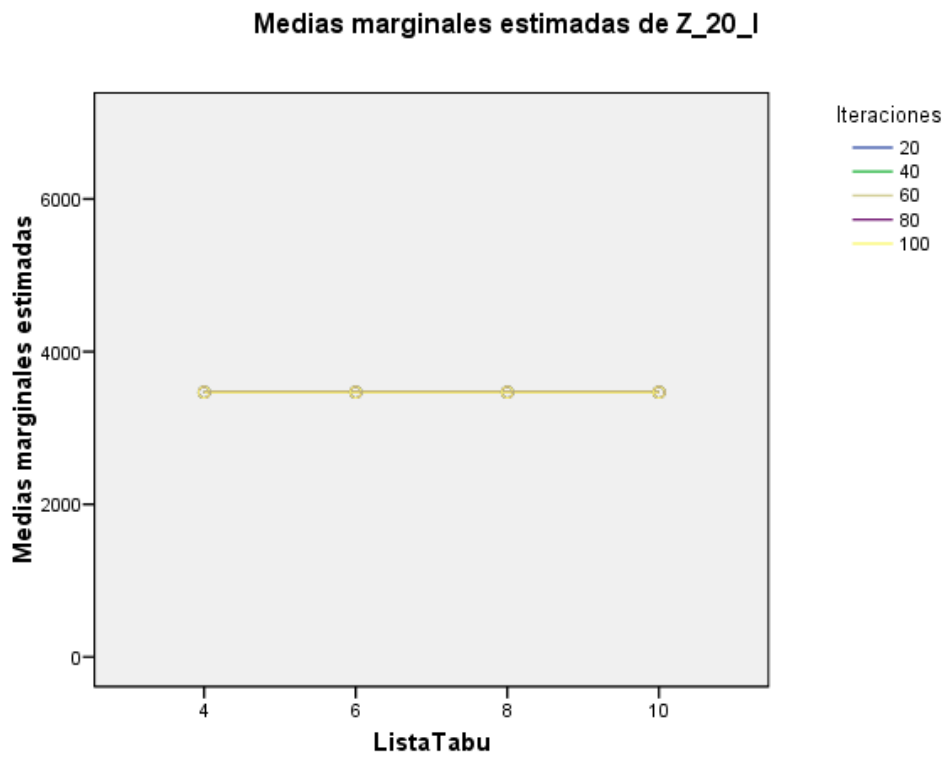


Medias marginales estimadas de Z_16_III

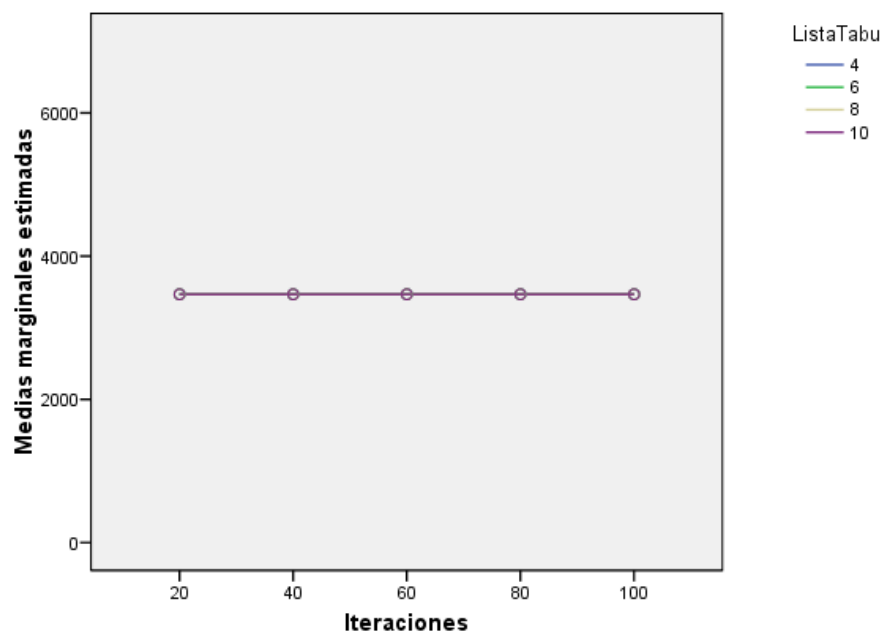


1.3 ESCENARIO DE 20 DEPARTAMENTOS

1.3.1 PROBLEMA 1

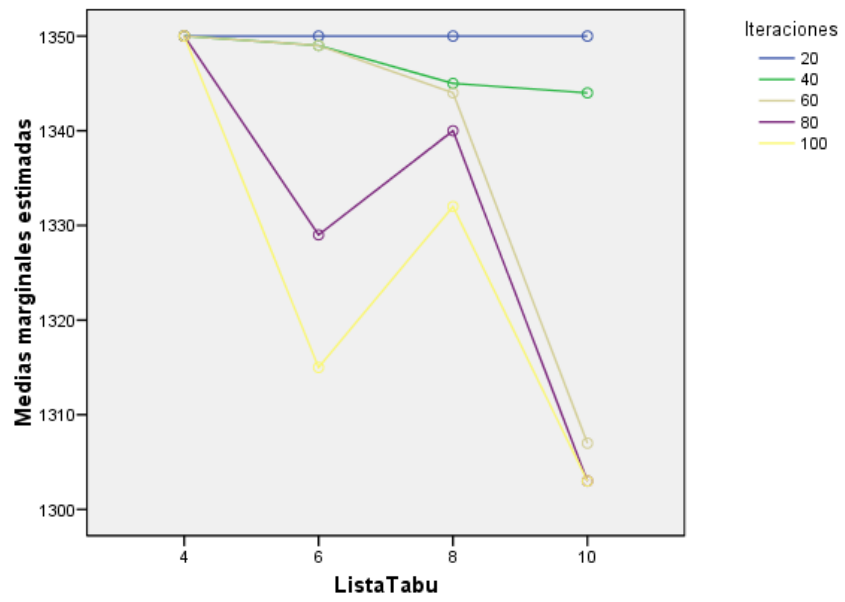


Medias marginales estimadas de Z_20_I

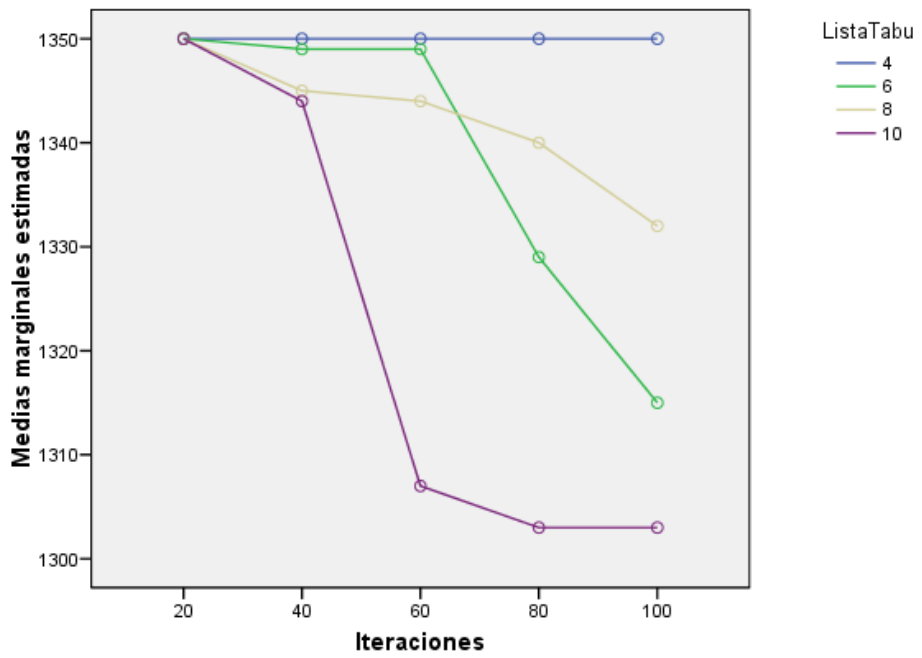


1.3.2 PROBLEMA 2

Medias marginales estimadas de Z_20_II

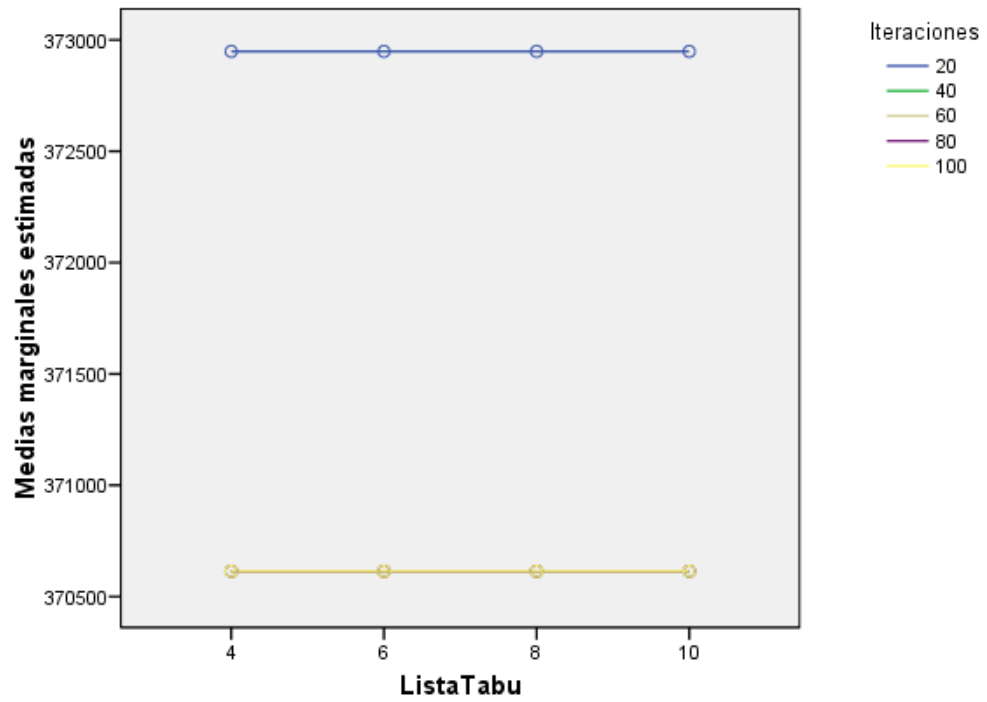


Medias marginales estimadas de Z_20_II

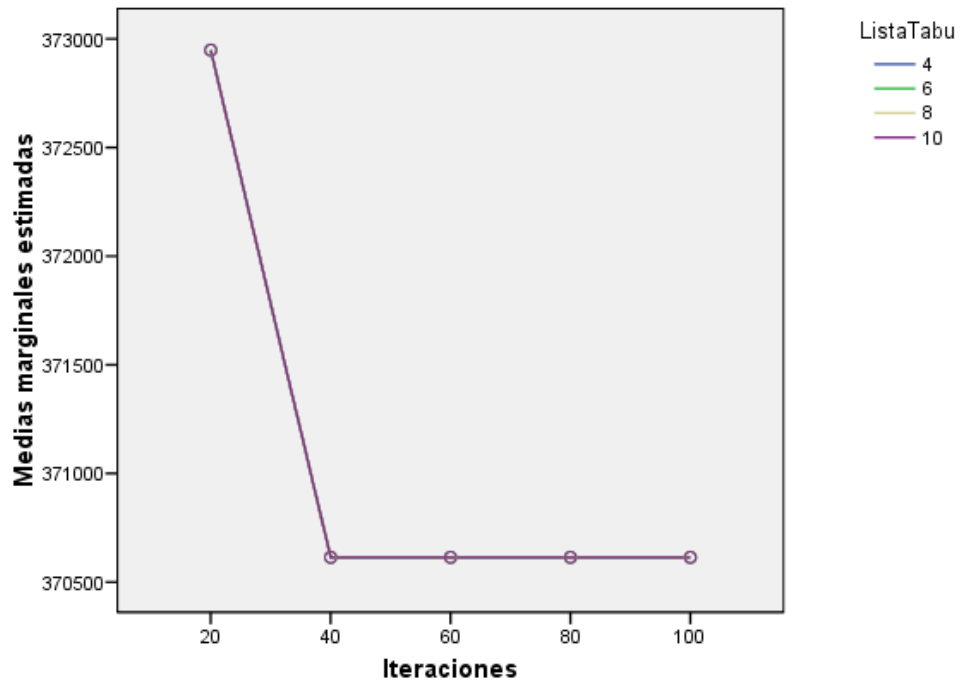


1.3.3 PROBLEMA 3

Medias marginales estimadas de Z_20_III



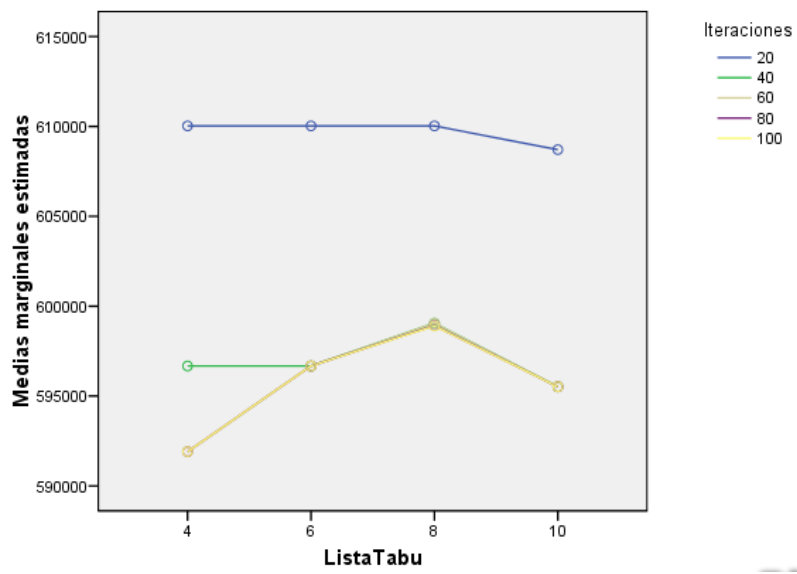
Medias marginales estimadas de Z_20_III



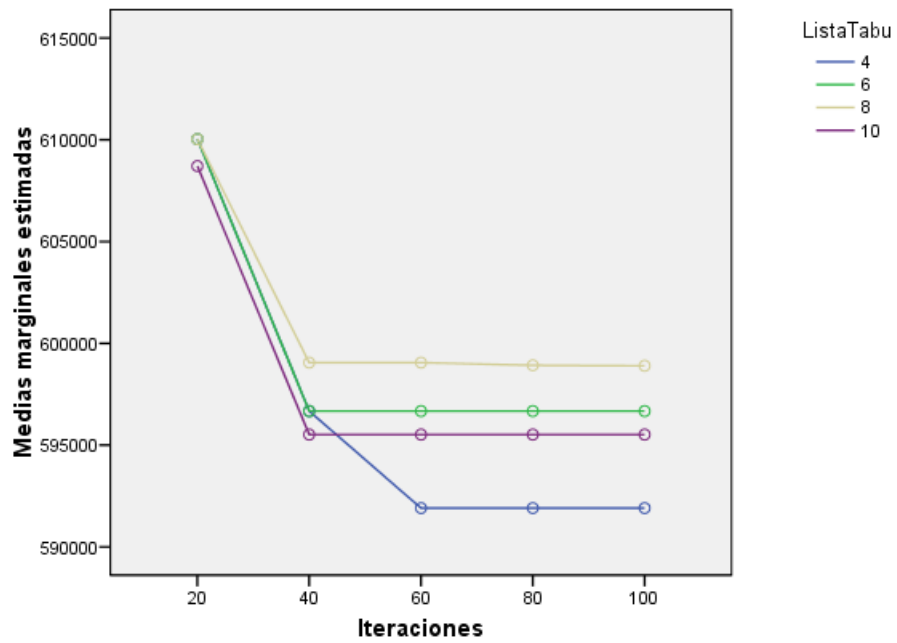
1.4 ESCENARIO DE 25 DEPARTAMENTOS

1.4.1 PROBLEMA 1

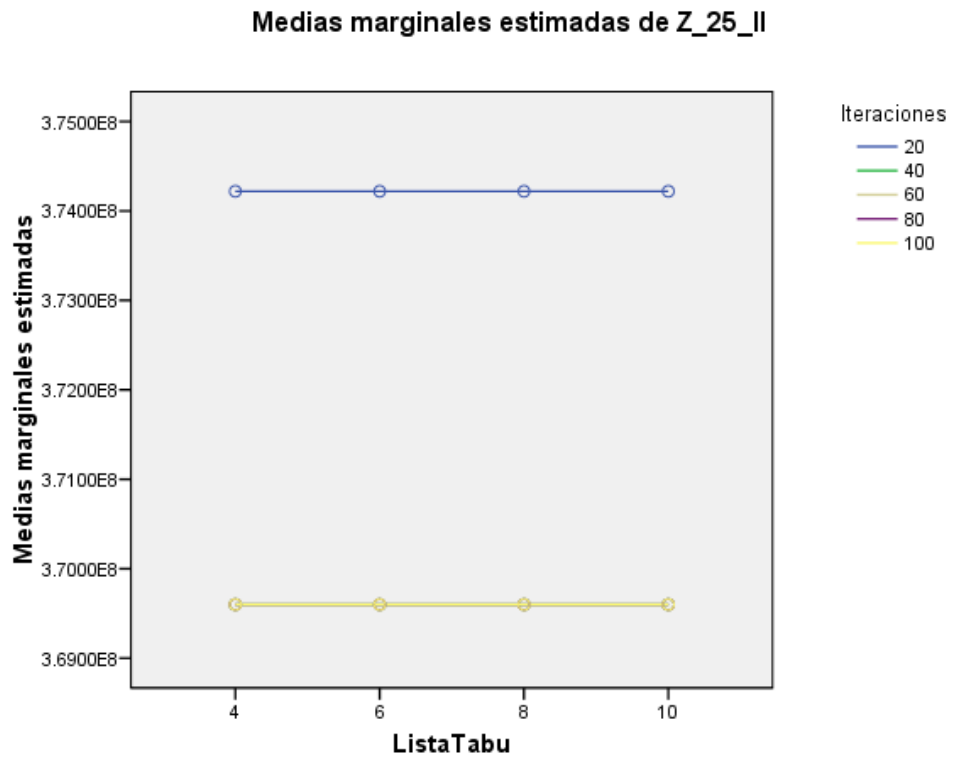
Medias marginales estimadas de Z_25_I



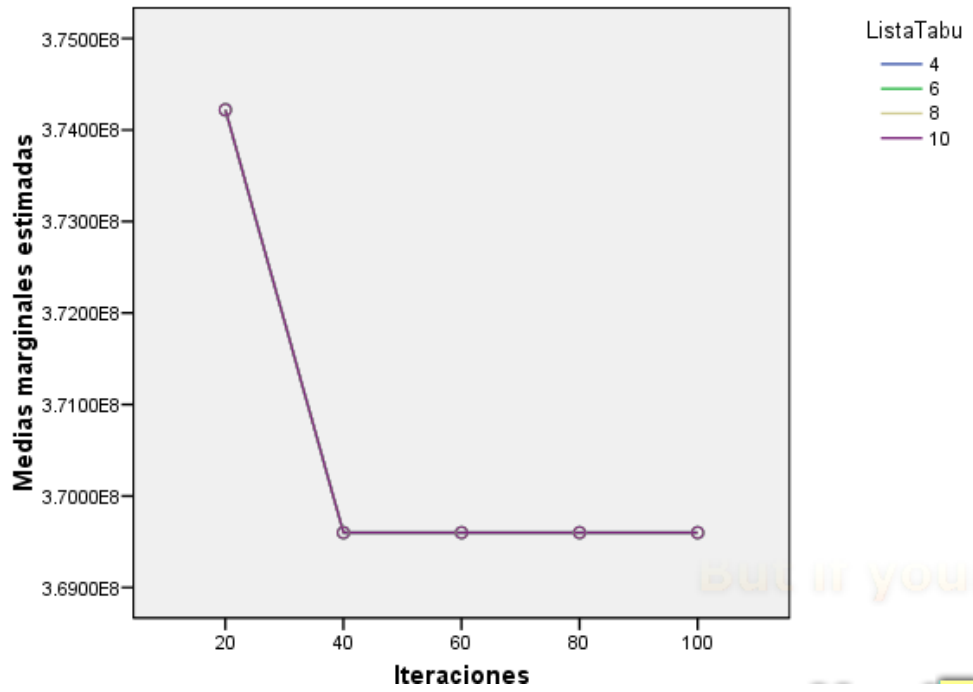
Medias marginales estimadas de Z_25_I



1.4.2 PROBLEMA 2

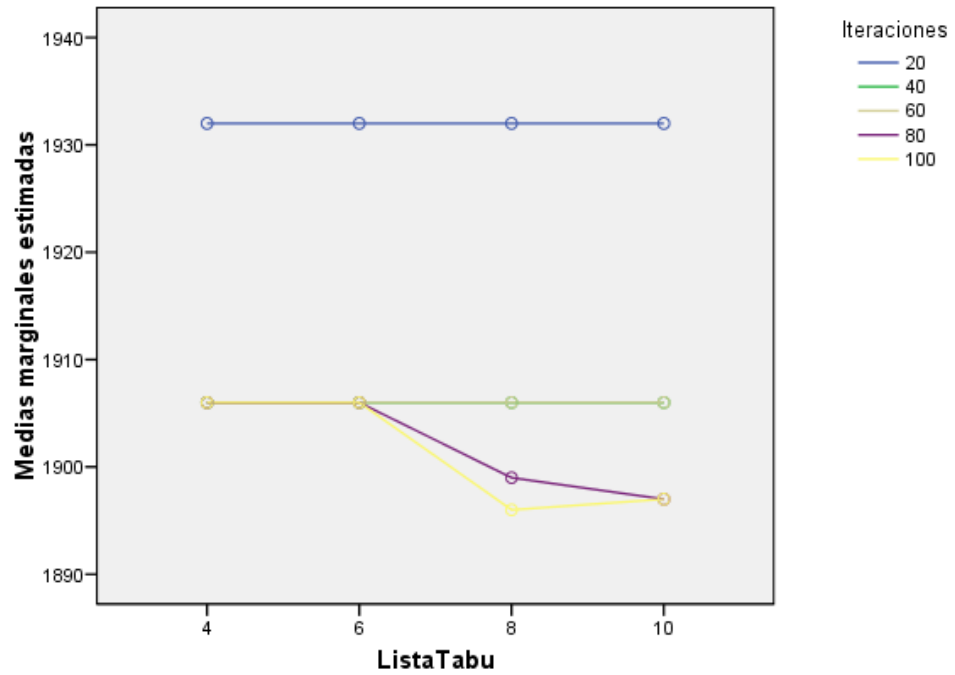


Medias marginales estimadas de Z_25_II

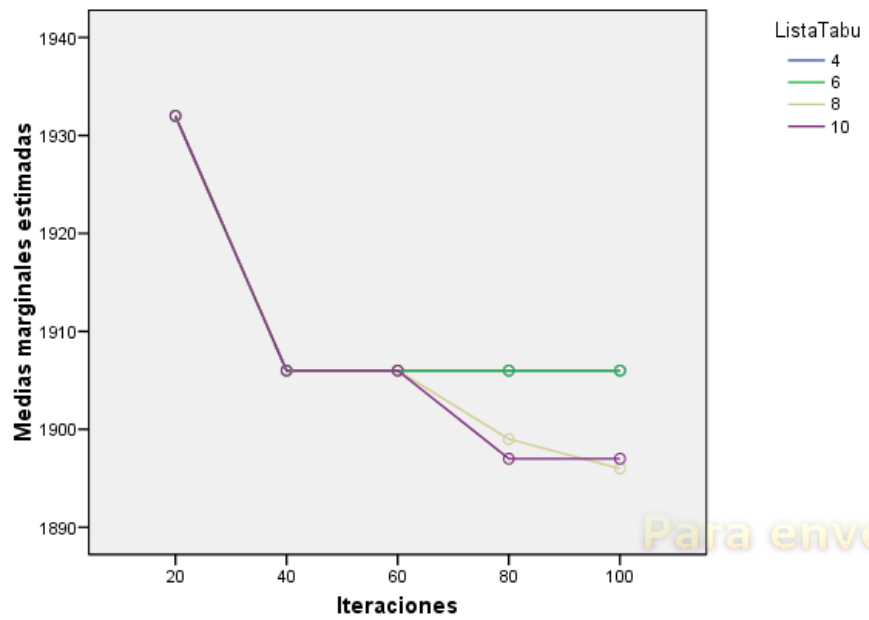


1.4.3 PROBLEMA 3

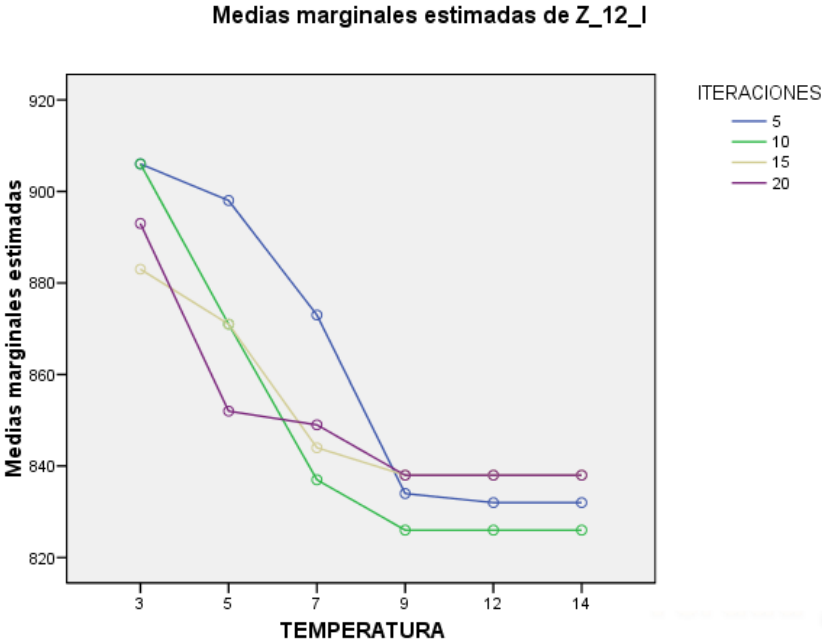
Medias marginales estimadas de Z_25_III



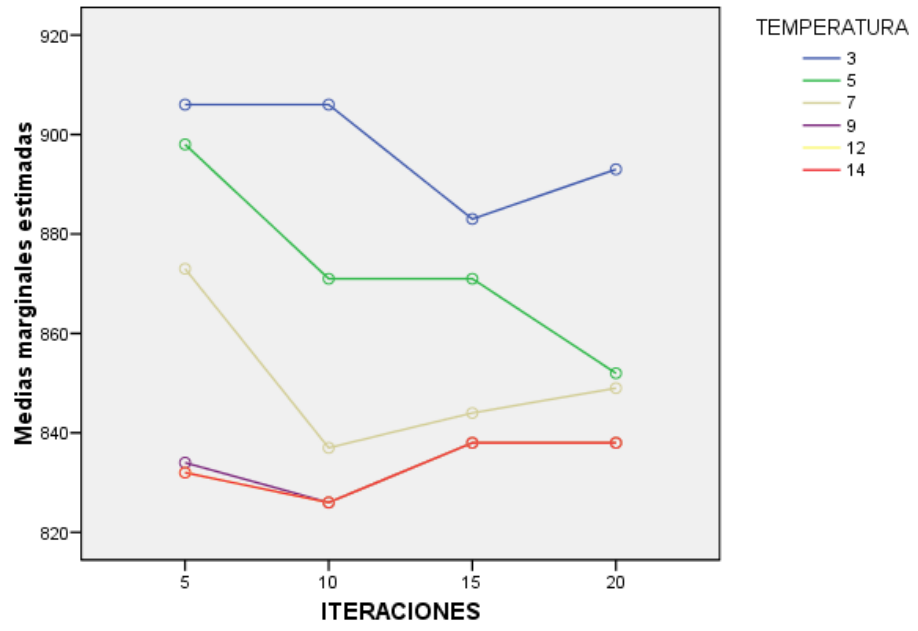
Medias marginales estimadas de Z_25_III



2. RECOCIDO SIMULADO
2.1 ESCENARIO DE 12 DEPARTAMENTOS
2.1.1 PROBLEMA 1

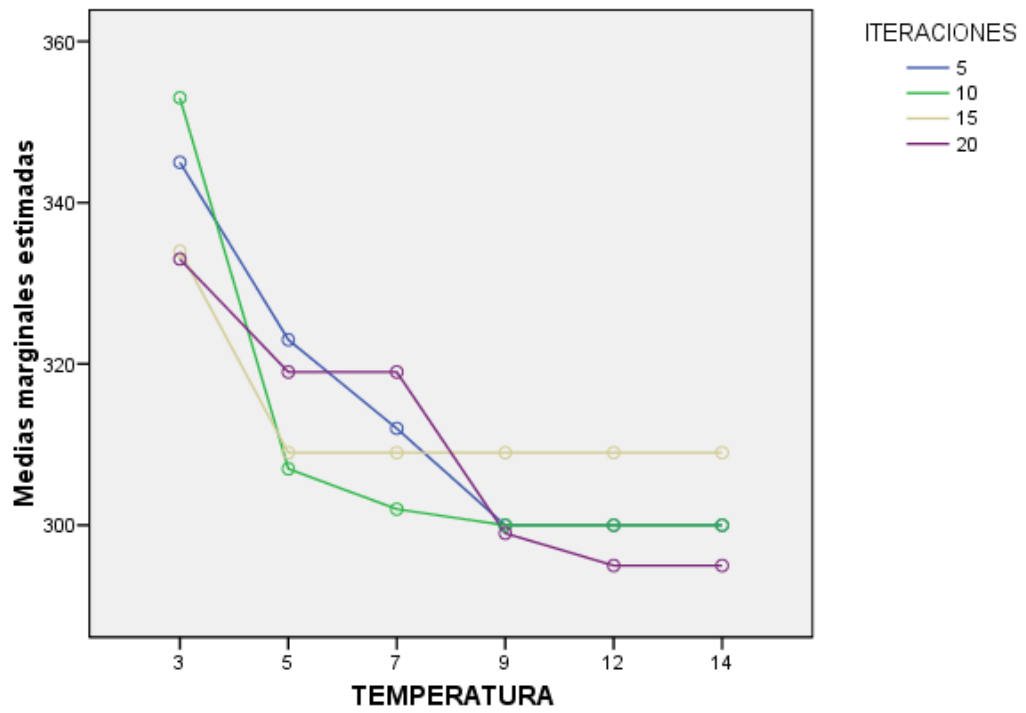


Medias marginales estimadas de Z_12_I

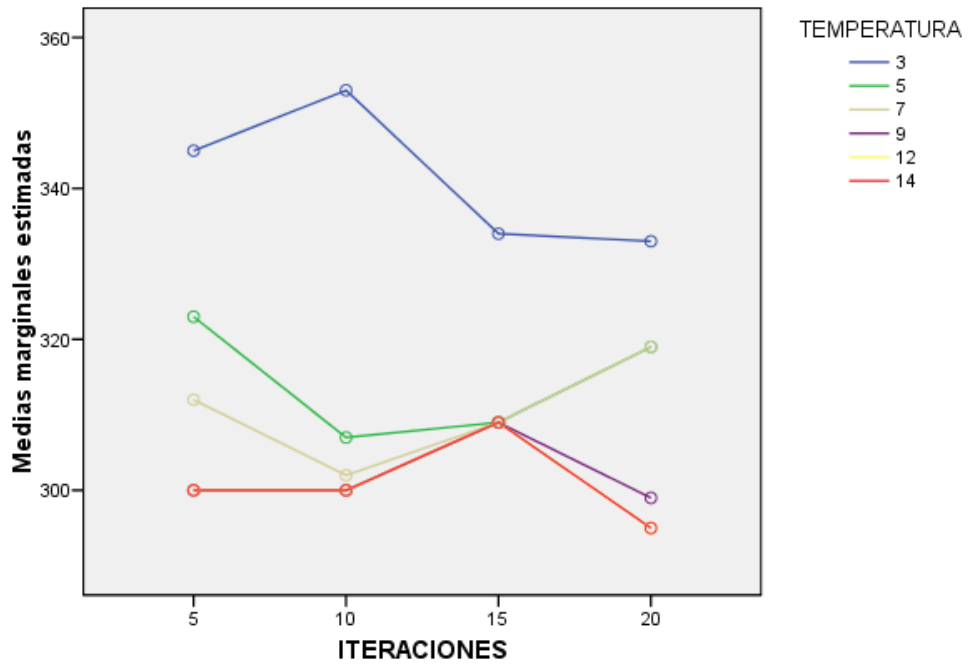


2.1.2 PROBLEMA 2

Medias marginales estimadas de Z_12_II

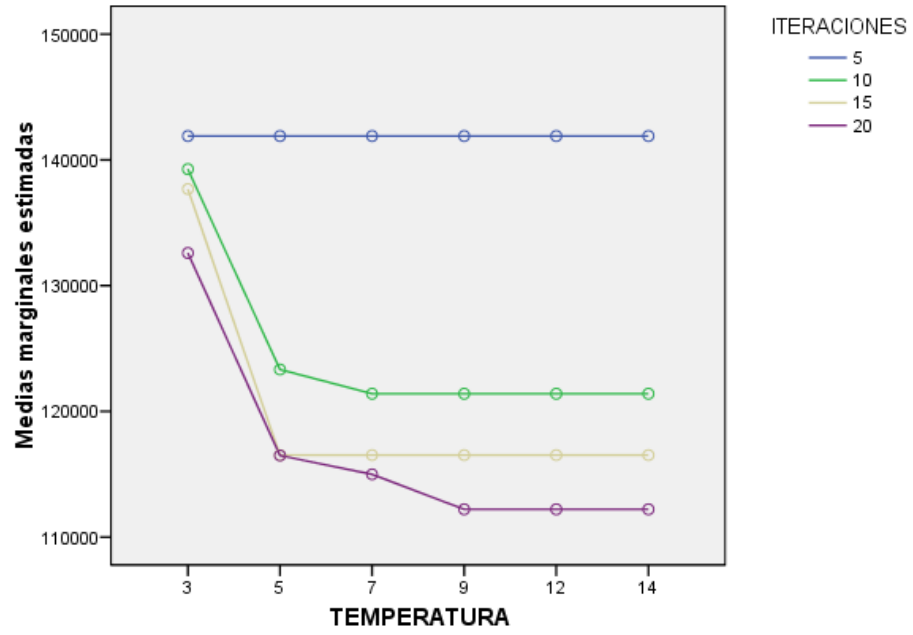


Medias marginales estimadas de Z_12_II

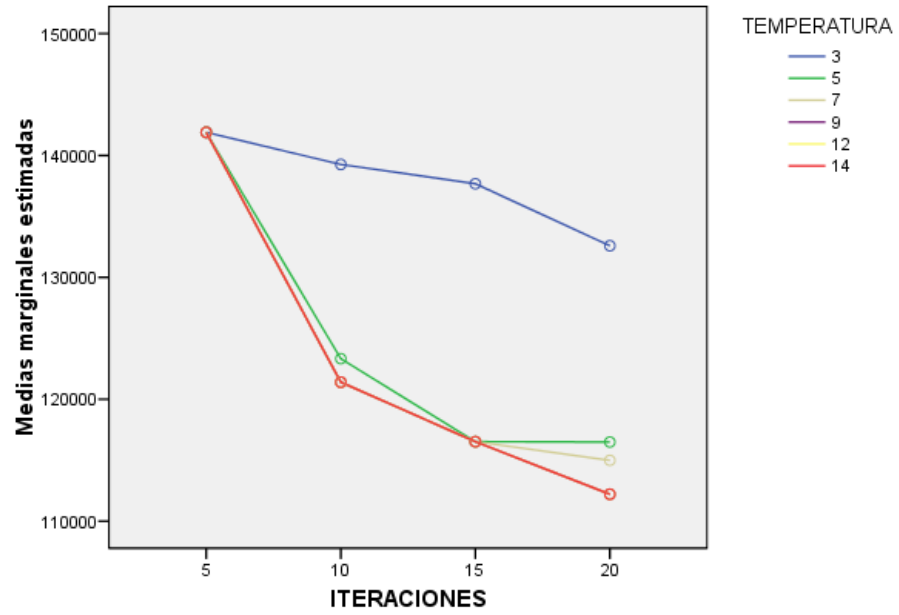


2.1.3 PROBLEMA 3

Medias marginales estimadas de Z_12_III

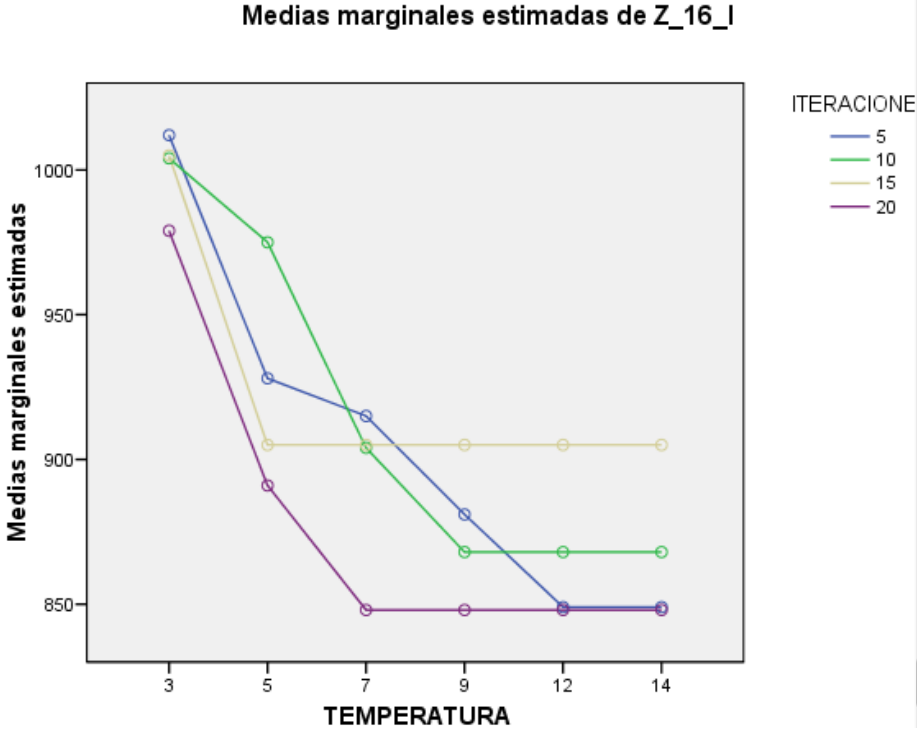


Medias marginales estimadas de Z_12_III

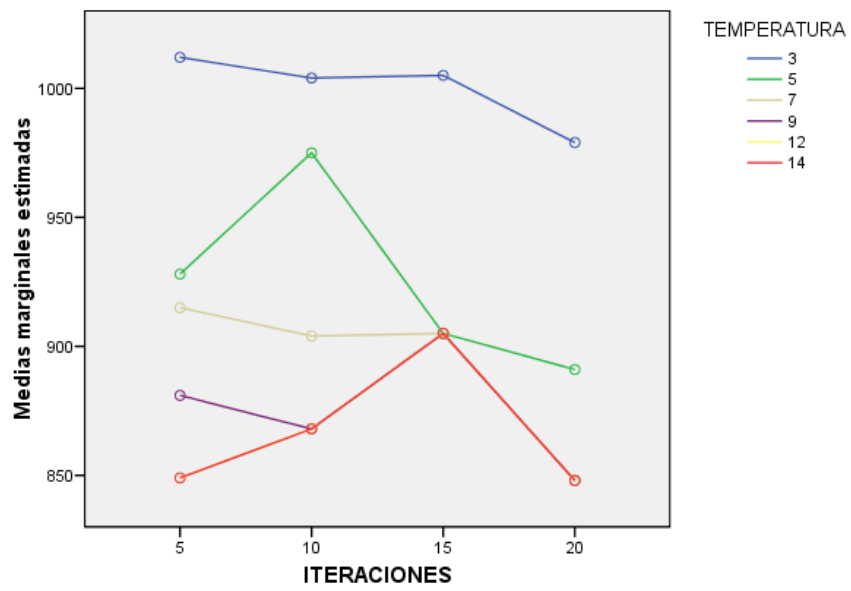


2.2 ESCENARIO DE 116 DEPARTAMENTOS

2.2.1 PROBLEMA 1

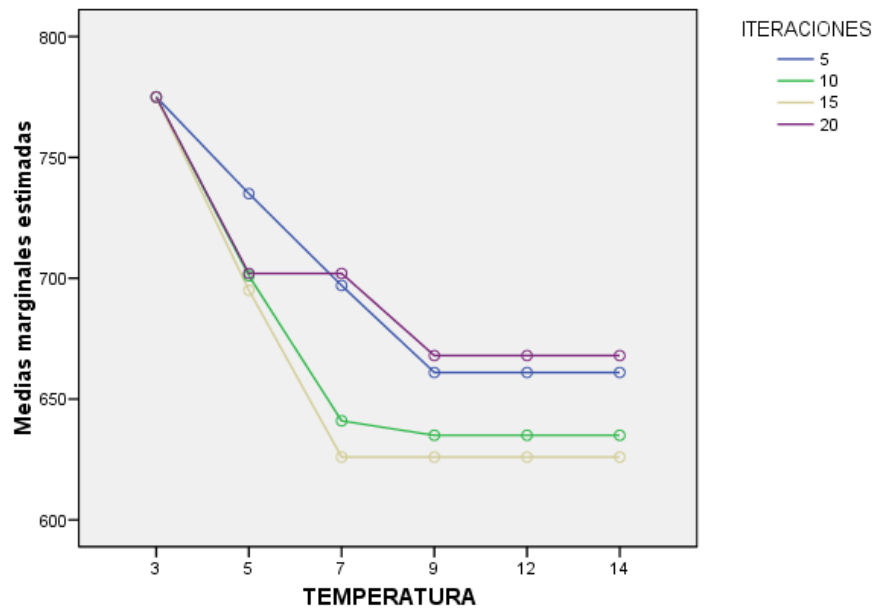


Medias marginales estimadas de Z_16_I

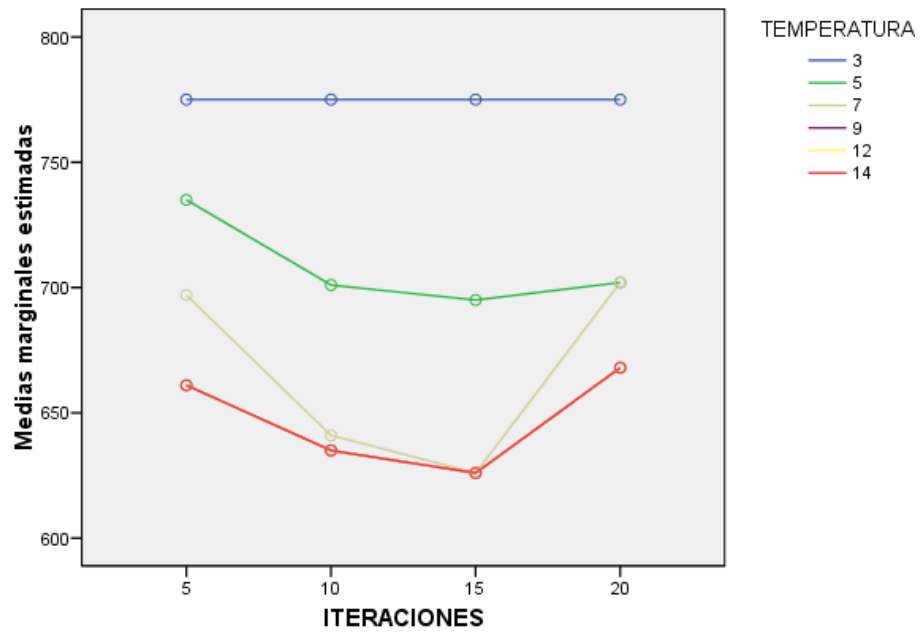


2.2.2 PROBLEMA 2

Medias marginales estimadas de Z_16_II

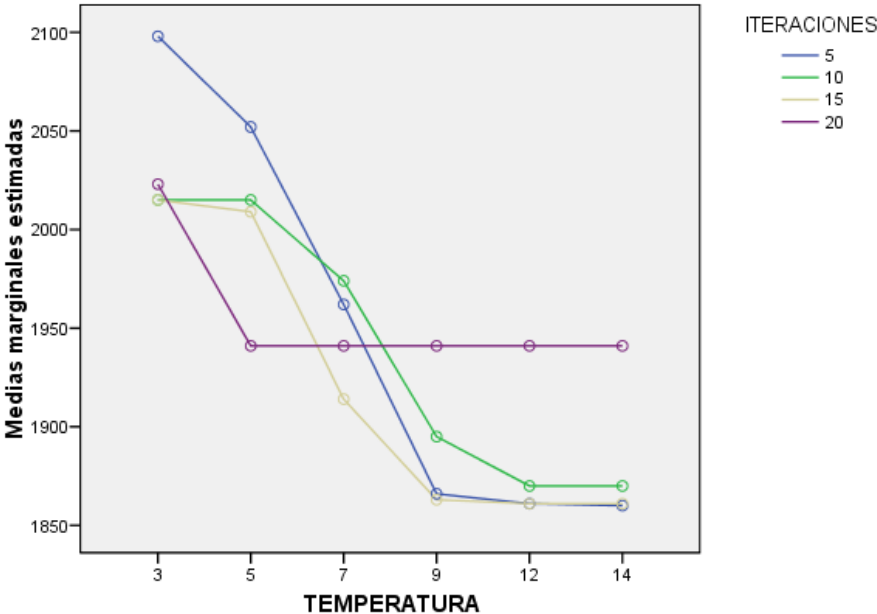


Medias marginales estimadas de Z_16_II

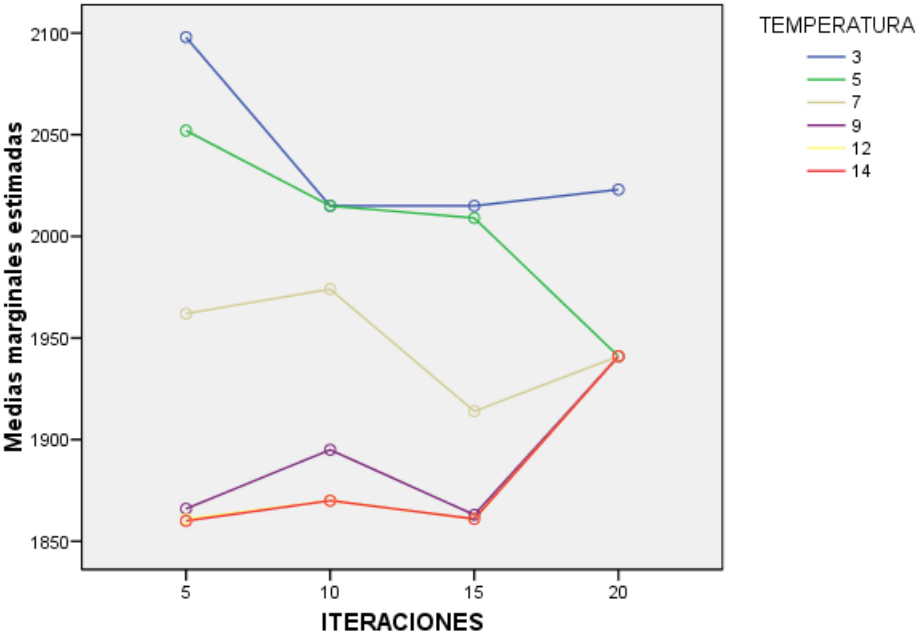


2.2.3 PROBLEMA 3

Medias marginales estimadas de Z_16_III



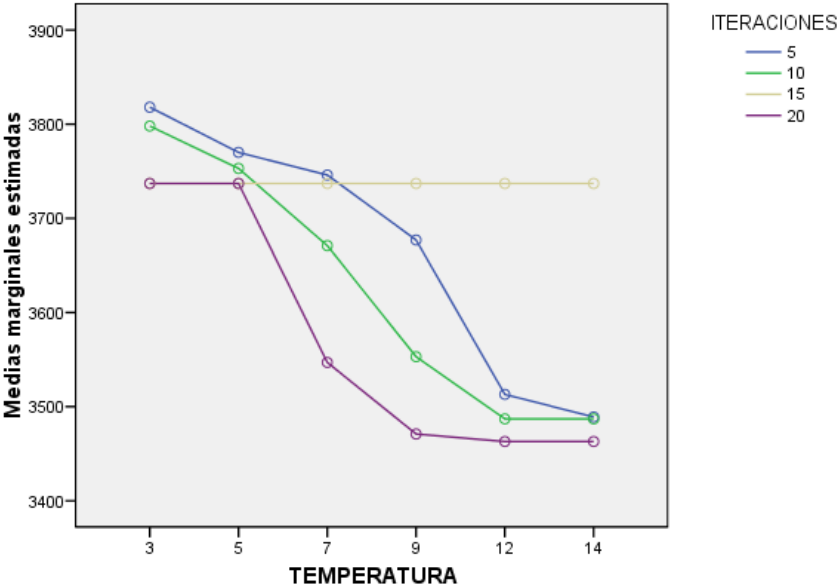
Medias marginales estimadas de Z_16_III



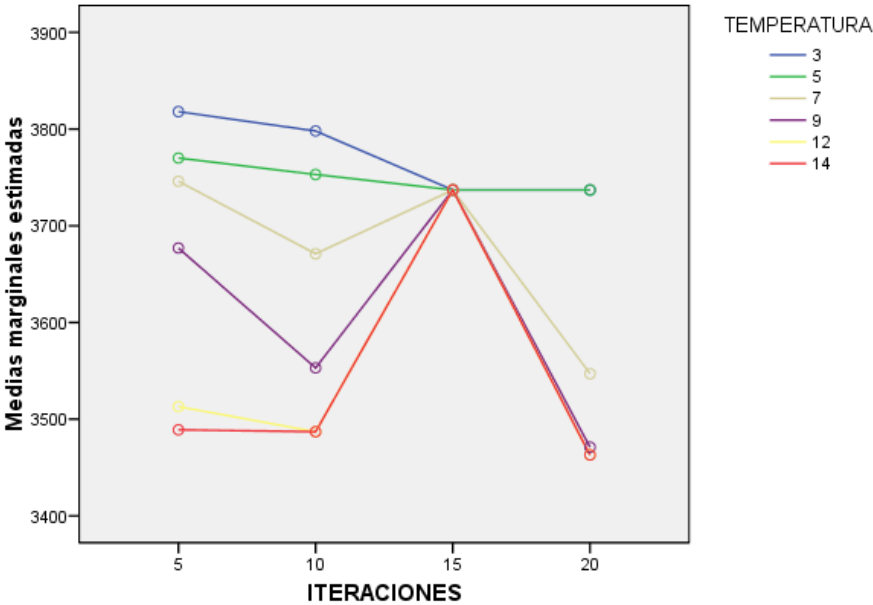
2.3 ESCENARIO DE 20 DEPARTAMENTOS

2.3.1 PROBLEMA 1

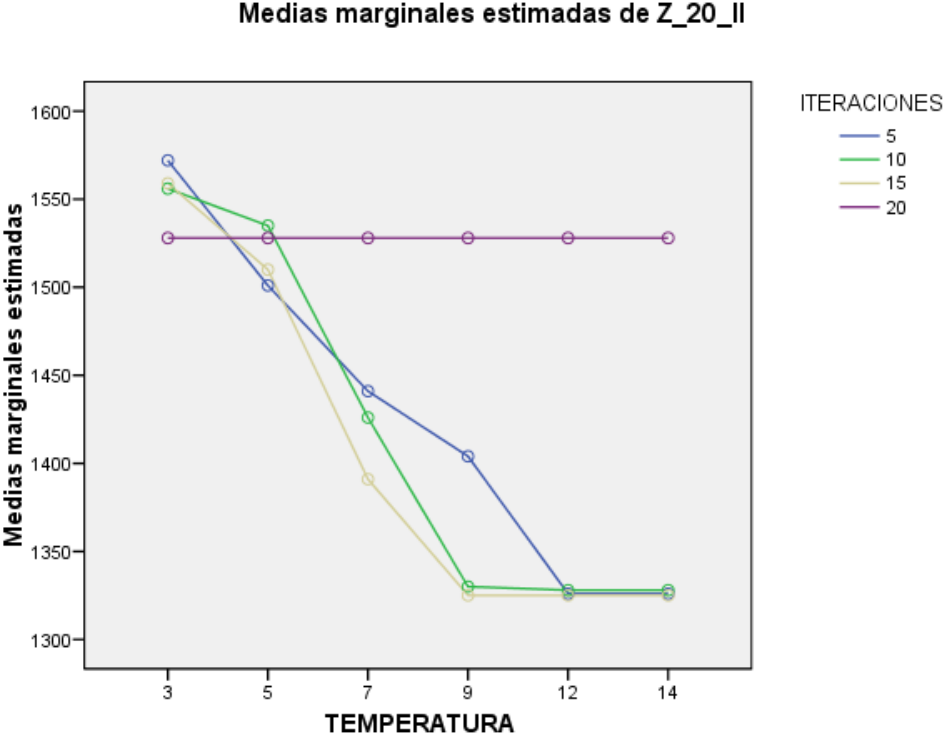
Medias marginales estimadas de Z_{20_I}



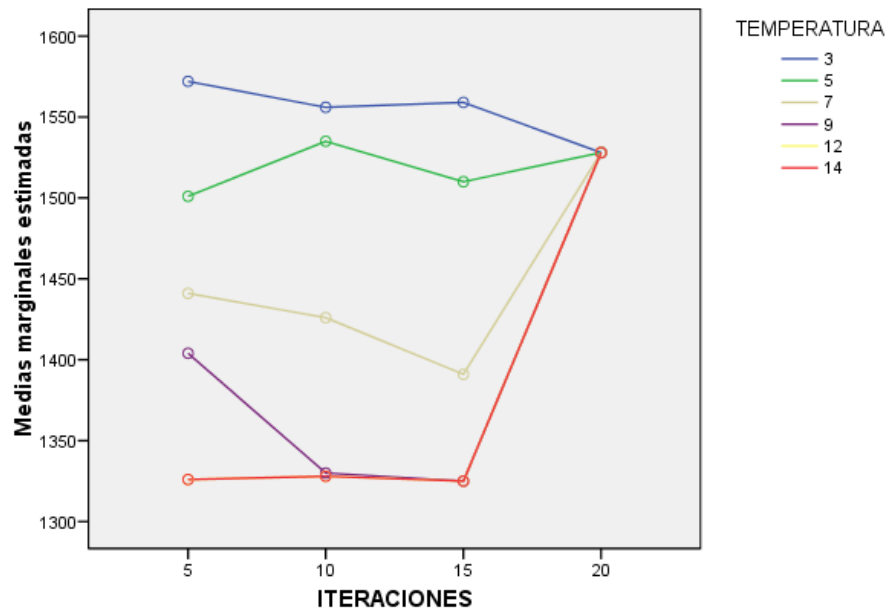
Medias marginales estimadas de Z_{20_I}



2.3.2 PROBLEMA 2

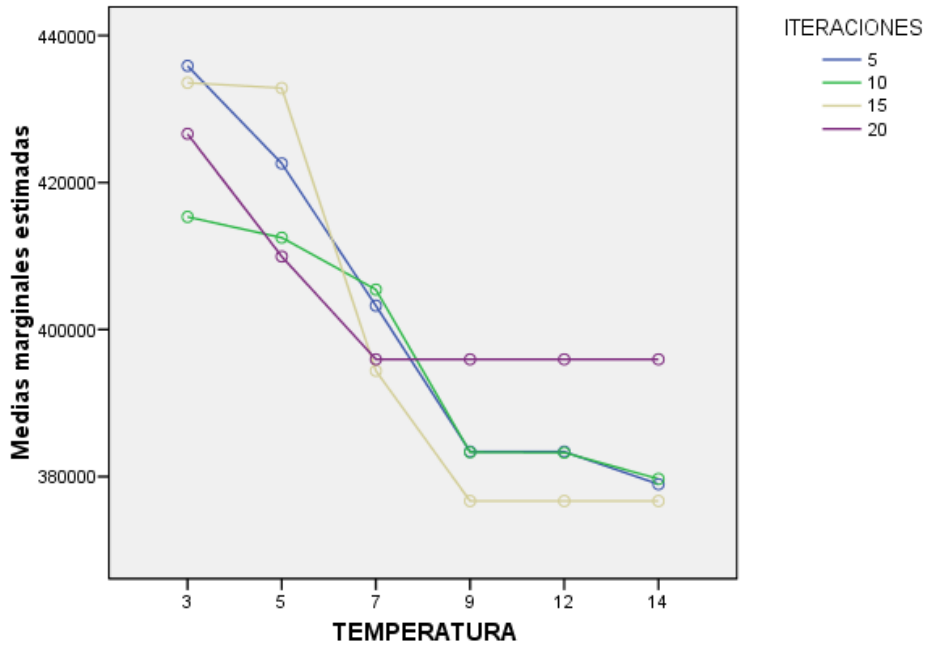


Medias marginales estimadas de Z_20_II

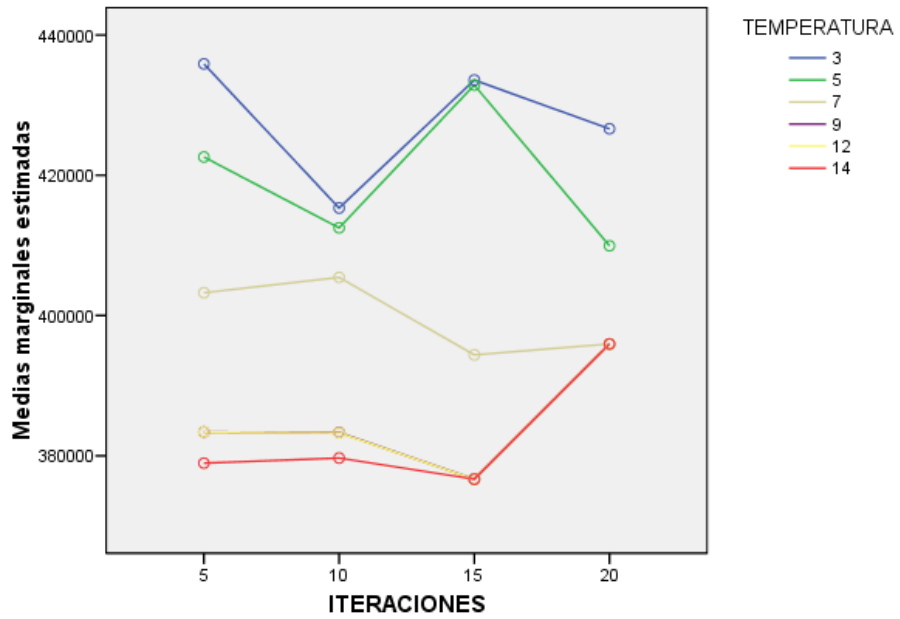


2.3.3 PROBLEMA 3

Medias marginales estimadas de Z_20_III



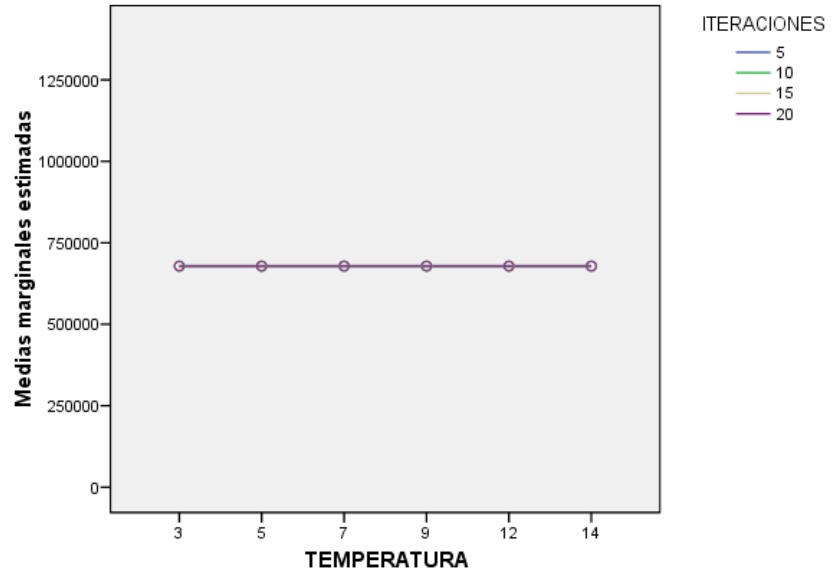
Medias marginales estimadas de Z_20_III



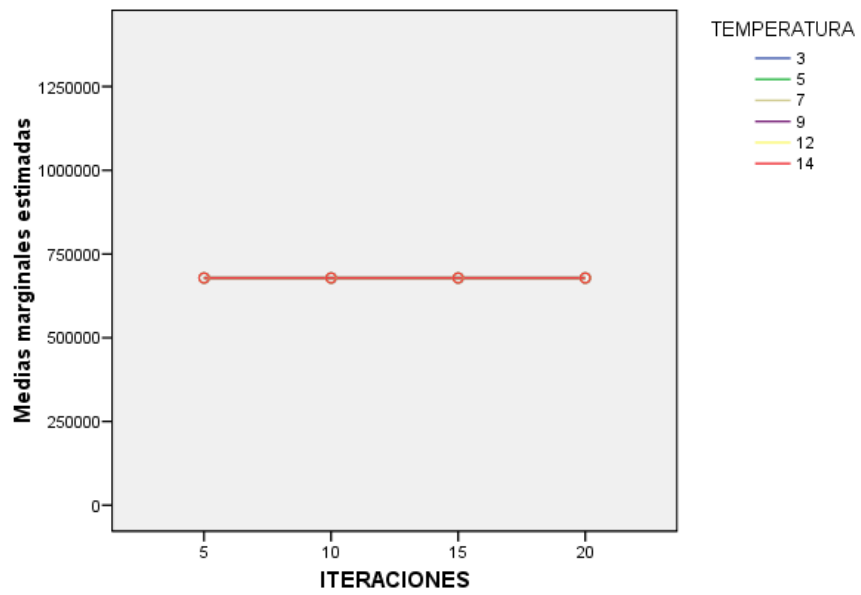
2.4 ESCENARIO DE 25 DEPARTAMENTOS

2.4.1 PROBLEMA 1

Medias marginales estimadas de Z_25_I

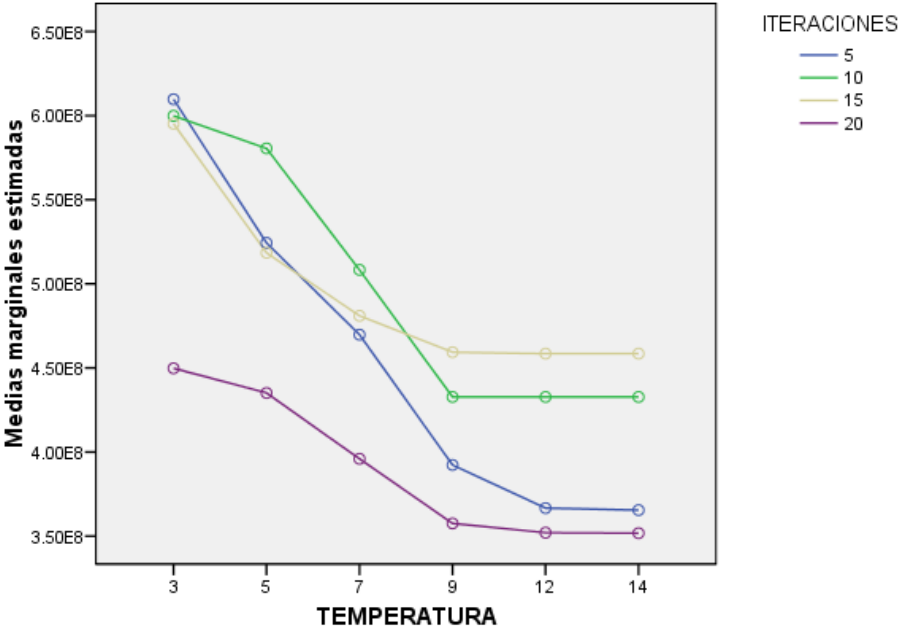


Medias marginales estimadas de Z_25_I

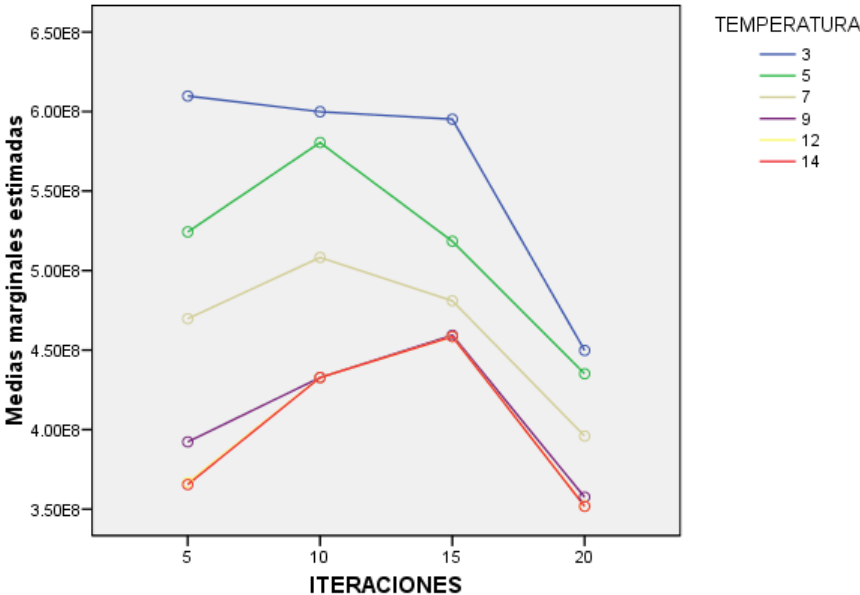


2.4.2 PROBLEMA 2

Medias marginales estimadas de Z_25_II

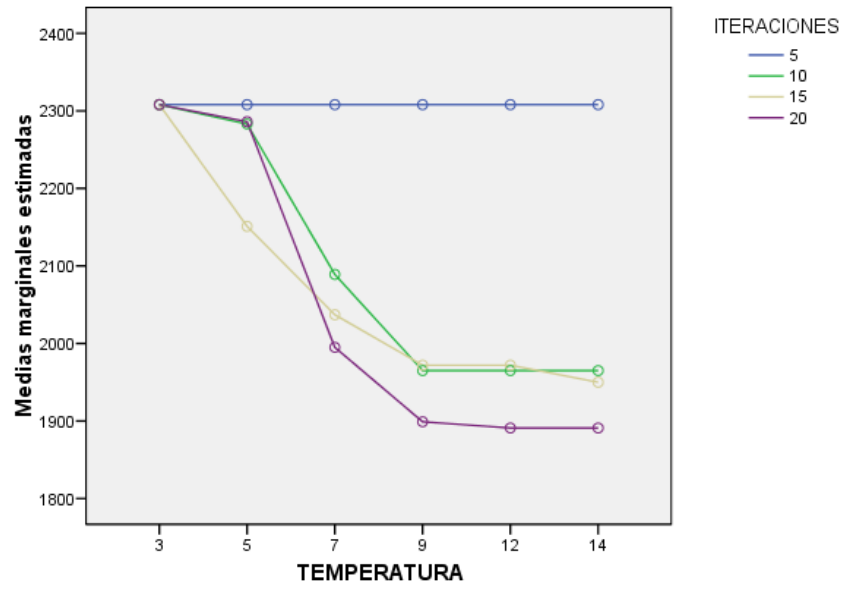


Medias marginales estimadas de Z_25_II

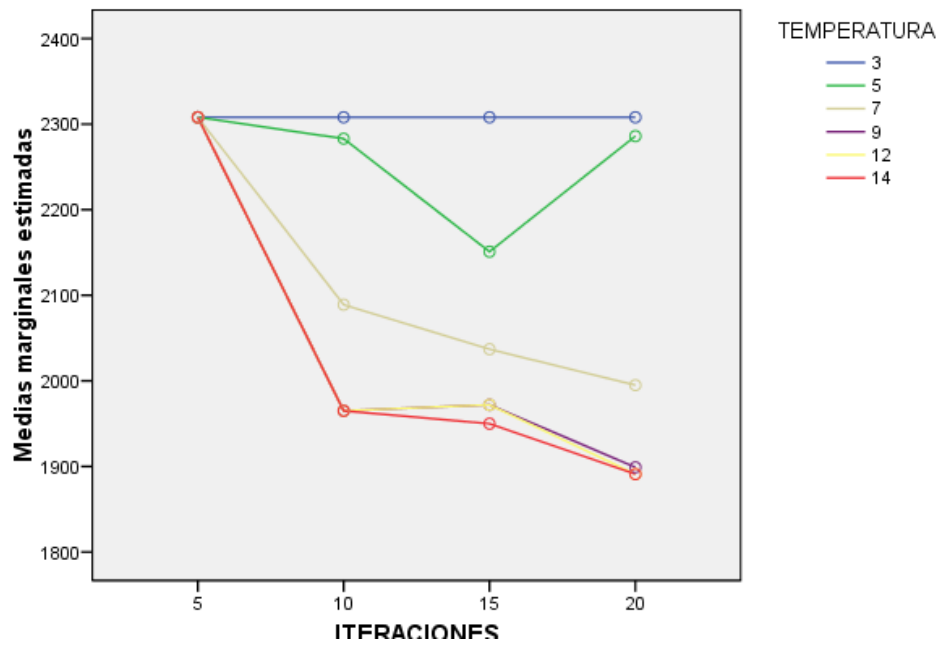


2.4.3 PROBLEMA 3

Medias marginales estimadas de Z_25_III



Medias marginales estimadas de Z_25_III

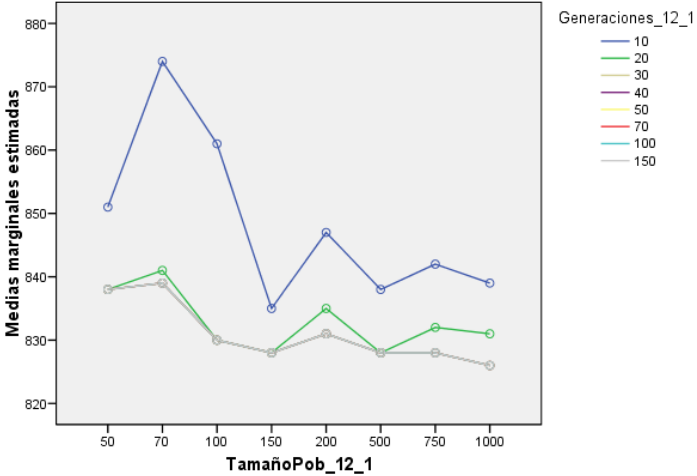


3. ALGORITMO GENÉTICO

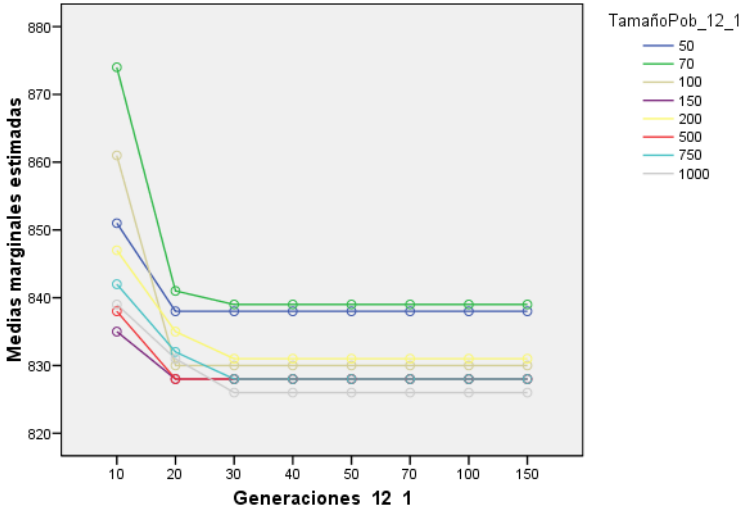
3.1 ESCENARIO DE 12 DEPARTAMENTOS

3.1.1 PROBLEMA 1

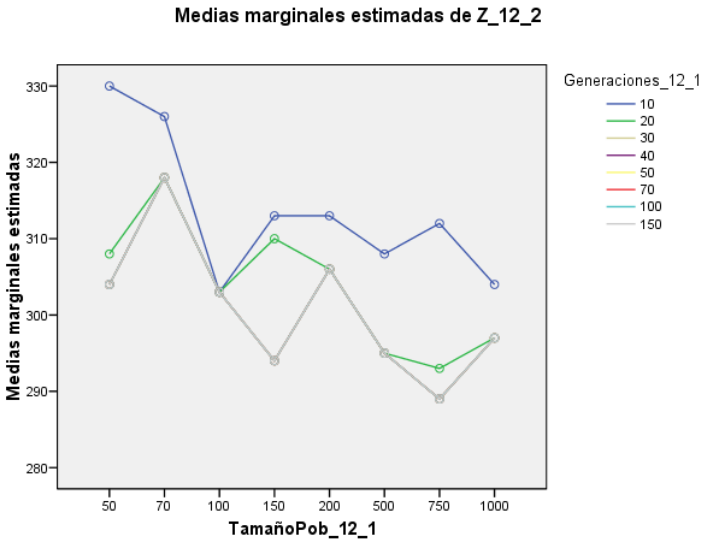
Medias marginales estimadas de Z_{12_1}



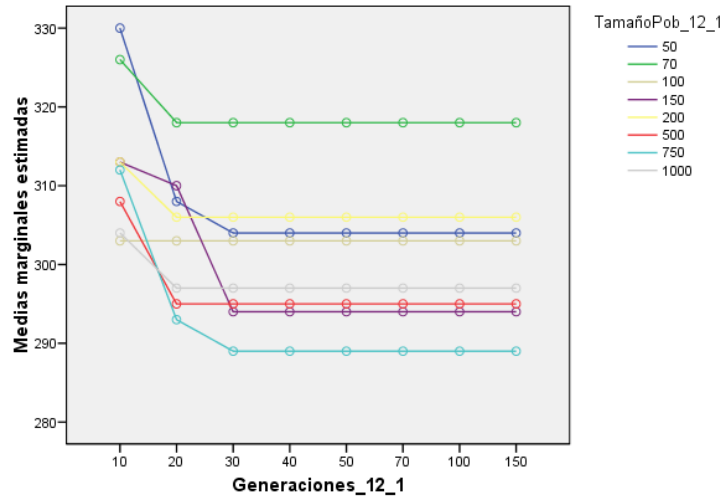
Medias marginales estimadas de Z_{12_1}



3.1.2 PROBLEMA 2

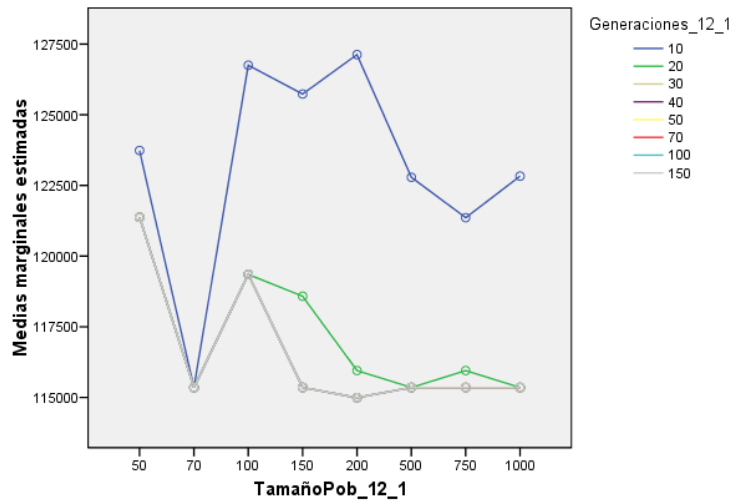


Medias marginales estimadas de Z_{12_2}

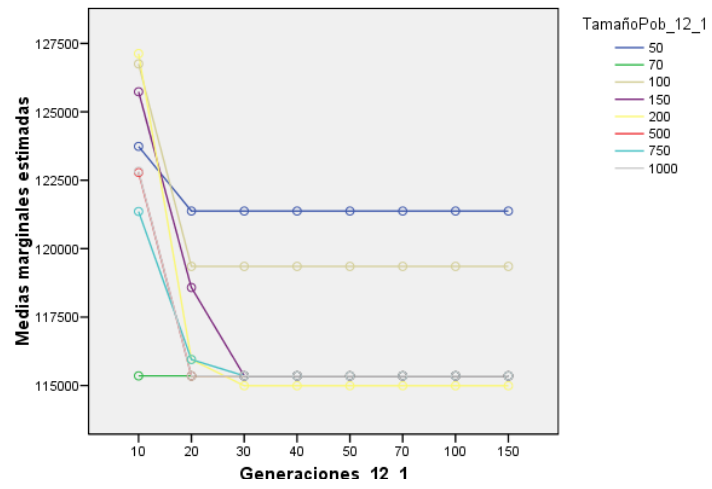


3.1.3 PROBLEMA 3

Medias marginales estimadas de Z_{12_3}



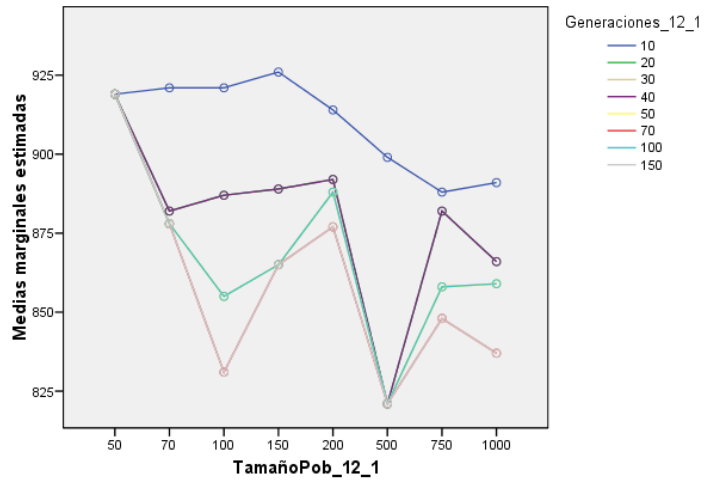
Medias marginales estimadas de Z_{12_3}



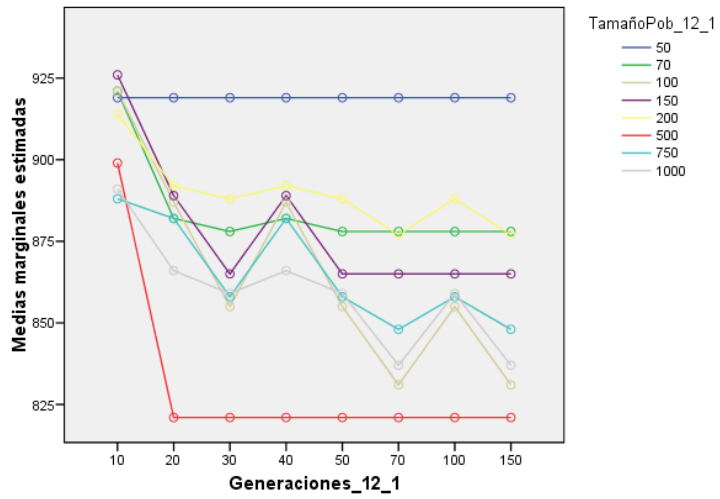
3.2 ESCENARIO DE 16 DEPARTAMENTOS

3.2.1 PROBLEMA 1

Medias marginales estimadas de Z_{16_1}

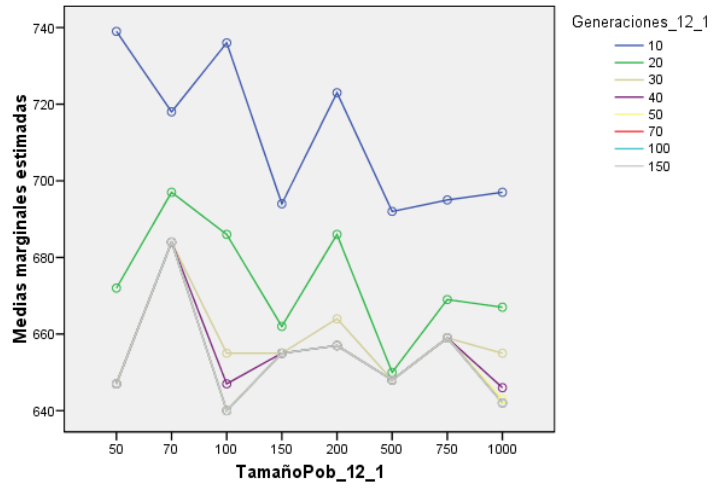


Medias marginales estimadas de Z_{16_1}

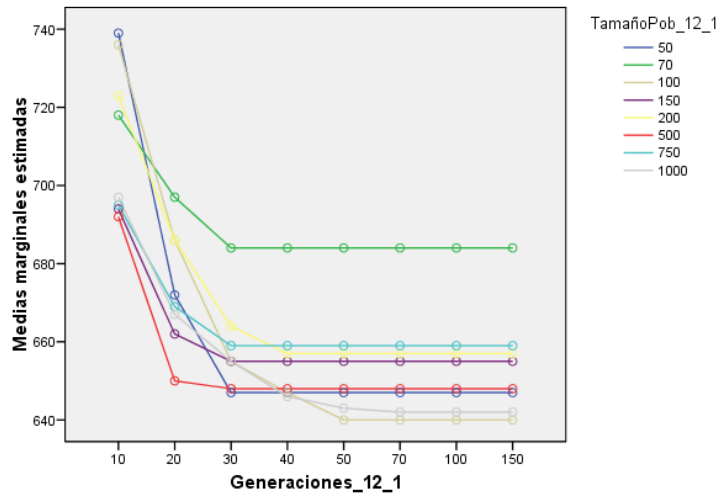


3.2.2 PROBLEMA 2

Medias marginales estimadas de Z_{16_2}

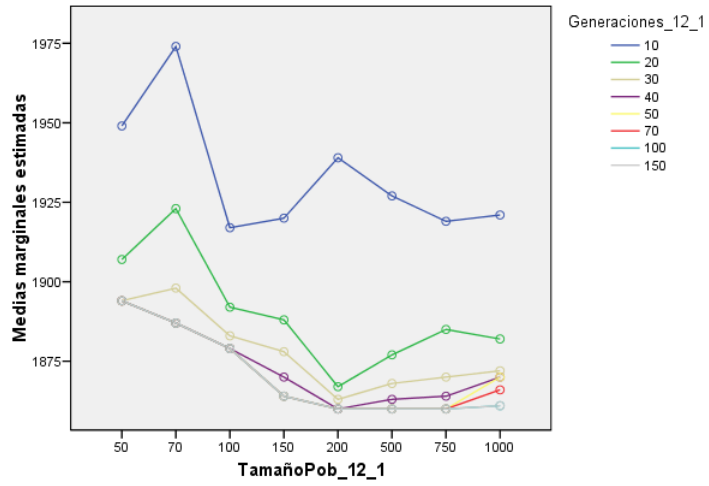


Medias marginales estimadas de Z_{16_2}

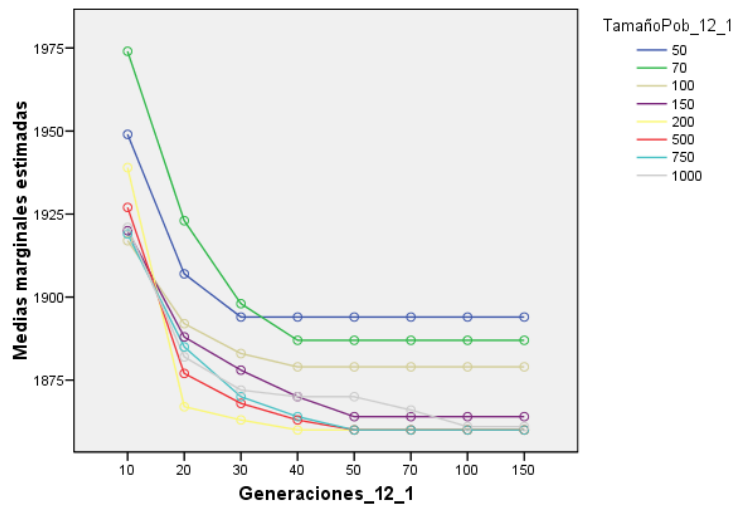


3.2.3 PROBLEMA 3

Medias marginales estimadas de Z_{16_3}



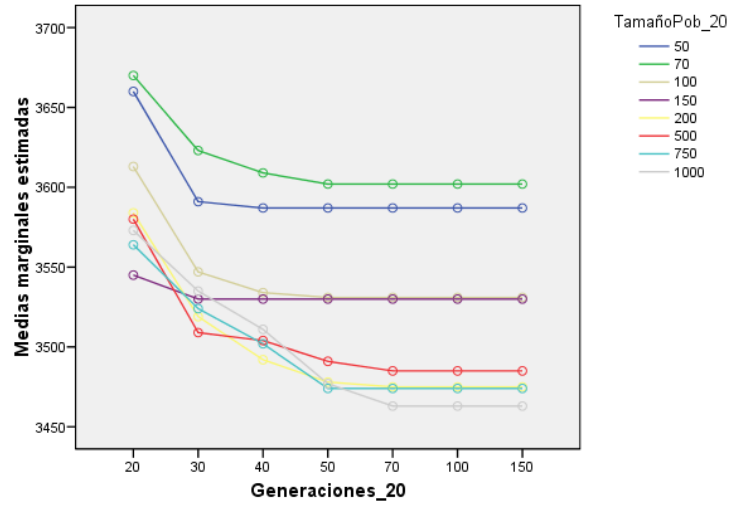
Medias marginales estimadas de Z_{16_3}



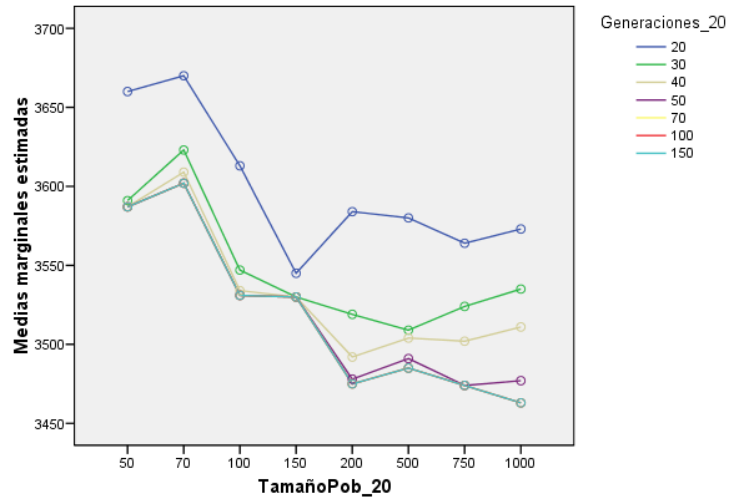
3.3 ESCENARIO DE 20 DEPARTAMENTOS

3.3.1 PROBLEMA 1

Medias marginales estimadas de Z_20_1

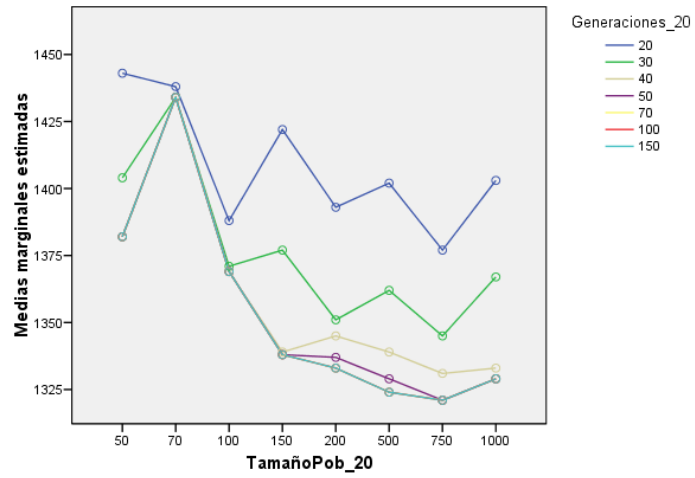


Medias marginales estimadas de Z_20_1

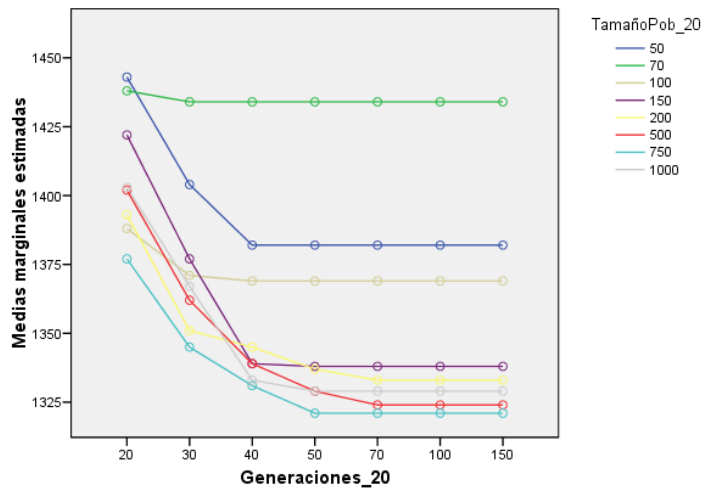


3.3.2 PROBLEMA 2

Medias marginales estimadas de Z_{20,2}

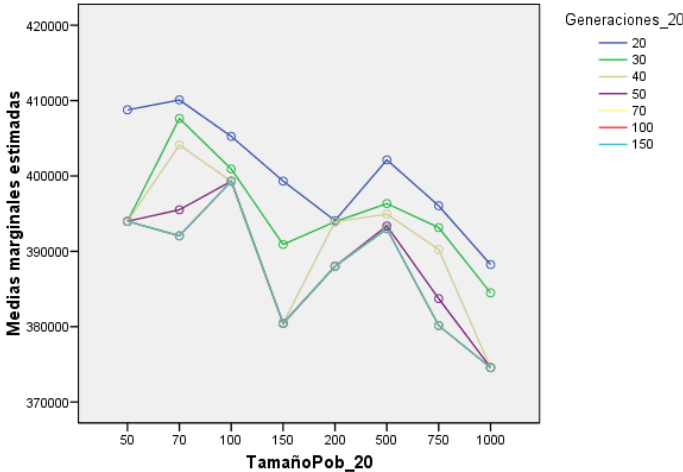


Medias marginales estimadas de Z_{20,2}

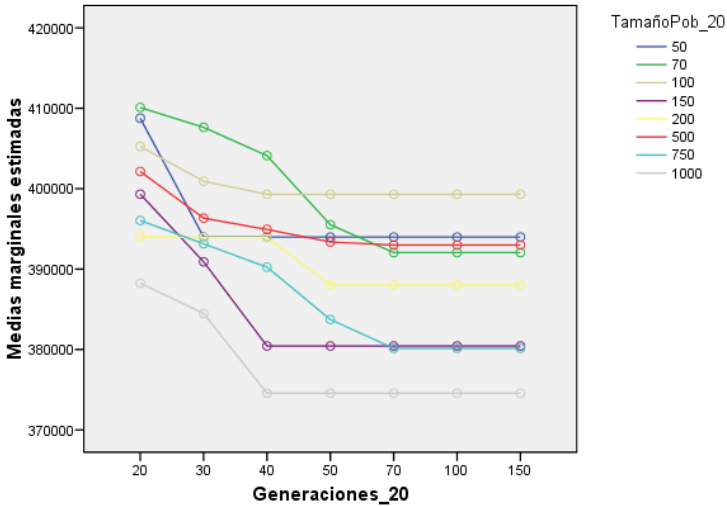


3.3.3 PROBLEMA 3

Medias marginales estimadas de Z_{20,3}

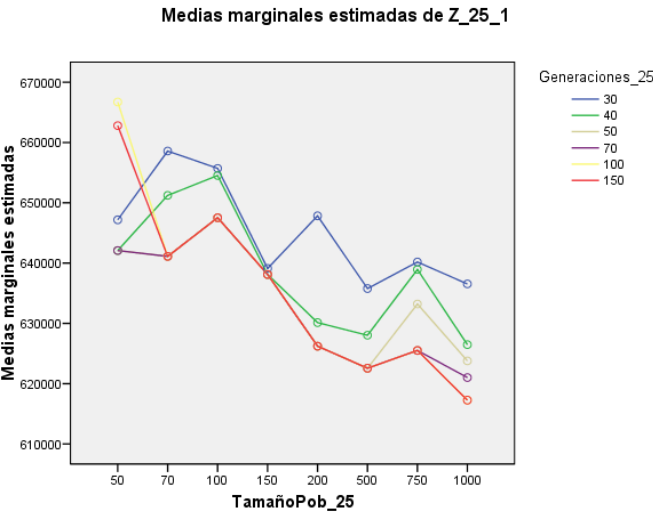


Medias marginales estimadas de Z_{20,3}

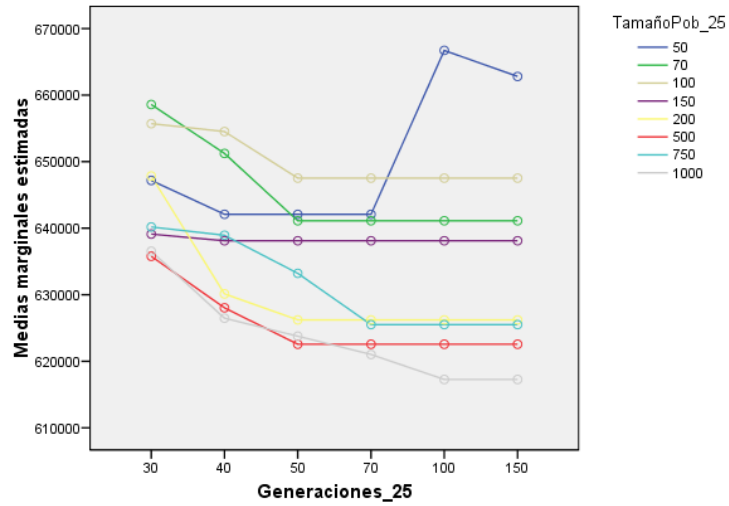


3.4 ESCENARIO DE 25 DEPARTAMENTOS

3.4.1 PROBLEMA 1

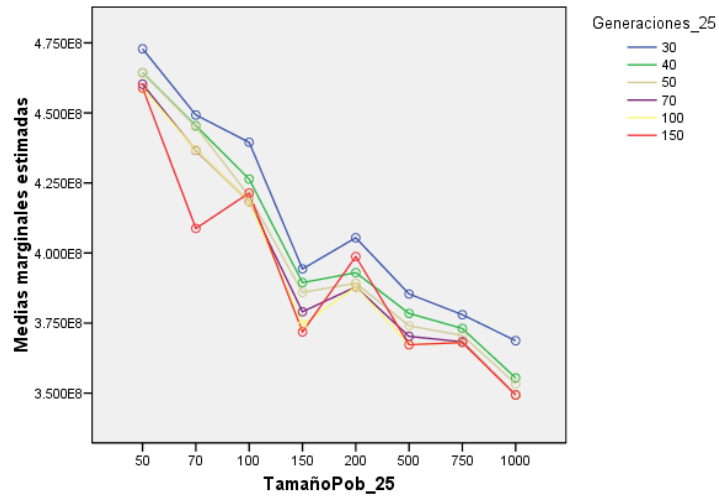


Medias marginales estimadas de Z_25_1



3.4.2 PROBLEMA 2

Medias marginales estimadas de Z_25_2



Medias marginales estimadas de Z_25_2

