

Efecto del Sistema de Apoyo a la Excelencia, SEA sobre el desempeño en cálculos y álgebras de estudiantes de ciencias e ingenierías que ingresaron a la UIS, en el período 2017-2019

John Jairo Díaz Olarte

Reinaldo Monroy Allado

Trabajo de Grado para Optar el título de Especialista en Estadística

Director

Gabriel Yáñez Canal

Doctor en Ciencias Matemática Educativa

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ciencias

Escuela de Matemáticas

Especialización en Estadística

Bucaramanga

2020

Dedicatoria

A la memoria del profesor Germán Moreno Arenas 1967-2019

Agradecimientos

A nuestros profesores y compañeros de la Especialización que fueron parte de este gran logro.

Al profesor Gabriel Yáñez por su apoyo integral y acertada dirección en el desarrollo del presente trabajo.

A nuestras esposas e hijos por ser ese motor que nos impulsa hacia adelante.

Contenido

	Pág.
Introducción	24
1. Objetivos	26
1.1 Objetivo General	26
1.2 Objetivos Específicos.....	26
2. Cuerpo del Trabajo	27
3. Marco Referencial.....	30
3.1 Técnicas de evaluación de impacto.....	30
3.1.1 Regresión Discontinua.	32
3.1.2 Diferencia en diferencias.	32
3.1.3 Pareamiento.....	33
4. Métodos.....	34
4.1 Levantamiento de la información, revisión y consolidación de las bases de datos.	34
4.2 Análisis descriptivo.....	35
4.3 Selección de las variables a estudiar.	35
4.4 Evaluación de impacto del programa SEA	36
5. Resultados	37
5.1 Análisis descriptivo por cohorte	38

5.1.1 Facultad.....	39
5.1.2 Sexo.....	41
5.1.3 Tipo de colegio.	42
5.1.4 Estrato.	42
5.1.5 Desempeño Académico Promedio acumulado.	44
5.1.6. Condicionalidad.	49
5.1.7 Pruebas Saber 11.....	55
5.1.8 Caracterización de riesgo.....	57
5.1.8.1 <i>Caracterización de riesgo por facultad:</i>	59
5.1.9 Beneficiarios del programa SEA.	62
5.2 Evaluación de impacto del programa SEA.....	68
5.2.1 Impacto cohorte 2017-1.....	69
5.2.1.1 <i>Impacto del SEA sobre Cálculo I. Cohorte 2017-1</i>	69
5.2.1.2 <i>Impacto del SEA sobre repitentes en cálculo I. Cohorte 2017-1</i>	81
5.2.1.3 <i>Impacto del SEA sobre Álgebra Lineal. Cohorte 2017-1</i>	84
5.2.1.4 <i>Impacto del SEA sobre repitentes en álgebra. Cohorte 2017-1</i>	93
5.2.1.5. <i>Impacto del SEA sobre Cálculo II. Cohorte 2017-1</i>	95
5.2.1.6 <i>Impacto del SEA sobre repitentes en cálculo II. Cohorte 2017-1</i>	105
5.2.1.7 <i>Impacto del SEA sobre Cálculo III. Cohorte 2017-1</i>	107
5.2.1.8 <i>Impacto del SEA sobre repitentes en cálculo III. Cohorte 2017-1</i>	114
5.2.1.9 <i>Impacto del SEA sobre Ecuaciones Diferenciales. Cohorte 2017-</i>	115
5.2.1.10 <i>Impacto del SEA sobre repitentes en ecuaciones diferenciales. Cohorte 2017-1</i>	123
5.2.1.11 <i>Síntesis de resultados para la primera cohorte de 2017</i>	124

5.2.2 Impacto en cohorte 2018-1.	125
5.2.2.1 Impacto del SEA sobre Cálculo I. Cohorte 2018-1	126
5.2.2.2 Impacto del SEA sobre repitentes en cálculo I. Cohorte 2018-1	133
5.2.2.3 Impacto del SEA sobre álgebra lineal. Cohorte 2018-1	135
5.2.2.4 Impacto del SEA sobre repitentes en álgebra. Cohorte 2018-1	143
5.2.3 Impacto en cohorte 2019-1.	145
5.2.3.1 Impacto del SEA sobre Cálculo I. Cohorte 2019-1	145
5.2.3.2 Impacto del SEA sobre álgebra lineal. Cohorte 2019-1	153
5.2.4 Análisis consolidado y comparativo de las cohortes estudiadas.....	161
6. Conclusiones	164
7. Recomendaciones	170
Referencias Bibliográficas	172
Apéndices.....	175

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1. <i>Programas académicos de las facultades de Ciencias, Ingenierías Fisicomecánicas e Ingenierías Fisicoquímicas de la Universidad Industrial de Santander.</i>	38
Tabla 2. <i>Ingreso de estudiantes por semestre según facultad y programa académico.</i>	39
Tabla 3. <i>Estadísticos descriptivos para el promedio ponderado de los estudiantes nuevos que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en las facultades analizadas.</i>	45
Tabla 4. <i>Estadísticos descriptivos para el promedio ponderado de los estudiantes nuevos que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en la Facultad de Ciencias</i>	46
Tabla 5. <i>Estadísticos descriptivos para el promedio ponderado de los estudiantes nuevos que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en Facultad de Fisicomecánicas</i>	47
Tabla 6. <i>Estadísticos descriptivos para el promedio ponderado de los estudiantes nuevos que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en Facultad de Fisicoquímicas</i>	47
Tabla 7. <i>Deserción en primer nivel en la Facultad de Ciencias</i>	51
Tabla 8. <i>Deserción en primer nivel en la Facultad de Fisicomecánicas</i>	53
Tabla 9. <i>Deserción en primer nivel en la Facultad de Fisicoquímicas</i>	54
Tabla 10. <i>Puntajes Promedio SABER 11 por facultad y periodo</i>	56
Tabla 11. <i>Cohortes por nivel de riesgo</i>	57
Tabla 12. <i>Número de horas por asignatura y beneficiarios.</i>	64
Tabla 13. <i>Número de horas por asignatura, beneficiarios y cohorte.</i>	65

Tabla 14. <i>Número de horas por asignatura, beneficiarios y facultad.</i>	66
Tabla 15. <i>Número de horas por subprograma y cohorte.</i>	67
Tabla 16. <i>Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para cálculo I. 1ª cohorte de 2017.</i>	70
Tabla 17. <i>Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2017.</i>	72
Tabla 18. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2017 (Modelo Completo.)</i>	73
Tabla 19. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado)</i>	74
Tabla 20. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017</i>	77
Tabla 21. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017</i>	78
Tabla 22. <i>Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de cálculo I usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2017.</i>	83
Tabla 23. <i>Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para álgebra lineal. 1ª cohorte de 2017</i>	84
Tabla 24. <i>Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2017</i>	86
Tabla 25. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2017 (Modelo Completo.)</i>	87

Tabla 26. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado.)</i>	88
Tabla 27. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en álgebra (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017</i>	90
Tabla 28. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en Álgebra Lineal (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017.</i>	91
Tabla 29. <i>Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de álgebra usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2017.</i>	94
Tabla 30. <i>Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para cálculo II. 1ª cohorte de 2017</i>	95
Tabla 31. <i>Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en cálculo II. 1ª cohorte de 2017</i>	97
Tabla 32. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo II. 1ª cohorte de 2017 (Modelo Completo.)</i>	99
Tabla 33. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo II. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado.)</i>	100
Tabla 34. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo II (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017</i>	102
Tabla 35. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo II (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017.</i>	103
Tabla 36. <i>Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de cálculo II usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2017.</i>	107

Tabla 37. <i>Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para cálculo III. 1ª cohorte de 2017</i>	107
Tabla 38. <i>Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en cálculo III. 1ª cohorte de 2017</i>	109
Tabla 39. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo III. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado.)</i>	110
Tabla 40. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo III (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017</i>	112
Tabla 41. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo III (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017.</i>	112
Tabla 42. <i>Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de cálculo III usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2017.</i>	115
Tabla 43. <i>Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017</i>	115
Tabla 44. <i>Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017</i>	117
Tabla 45. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado.)</i>	118
Tabla 46. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en ecuaciones diferenciales (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017</i>	120
Tabla 47. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en ecuaciones diferenciales (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017.</i>	121

Tabla 48. <i>Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de ecuaciones diferenciales usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2017</i>	124
Estimate Std. Error t value Pr(> t).....	124
Tabla 49. <i>Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para cálculo I. 1ª cohorte de 2018</i>	126
Tabla 50. <i>Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2018</i>	128
Tabla 51. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2018 (Modelo depurado)</i>	129
Tabla 52. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2018</i>	131
Tabla 53. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2018</i>	131
Tabla 54. <i>Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de cálculo I usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2018</i>	135
Tabla 55. <i>Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para álgebra lineal. 1ª cohorte de 2018</i>	136
Tabla 56. <i>Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2018</i>	137
Tabla 57. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2018 (Modelo depurado)</i>	138
Tabla 58. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en álgebra (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2018</i>	140

Tabla 59. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en álgebra (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2018.</i>	141
Tabla 60. <i>Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de álgebra usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2018.</i>	144
Tabla 61. <i>Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para cálculo I. 1ª cohorte de 2019.</i>	145
Tabla 62. <i>Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2019.</i>	147
Tabla 63. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2019 (Modelo depurado.)</i>	148
Tabla 64. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2019</i>	150
Tabla 65. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2019.</i>	151
Tabla 66. <i>Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para álgebra lineal. 1ª cohorte de 2019</i>	153
Tabla 67. <i>Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en Álgebra Lineal.</i>	155
Tabla 68. <i>Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2019 (Modelo depurado.)</i>	156
Tabla 69. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en álgebra (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2019</i>	158

Tabla 70. <i>Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en álgebra (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2019.</i>	159
Tabla 71. <i>Resumen de variables significativas en modelos de propensión, cohorte 2017-1</i>	162
Tabla 72. <i>Resumen de variables significativas en modelos de propensión en álgebra lineal y cálculo I, 2017-2019</i>	163
Tabla 73. <i>Resultados relevantes de evaluación de impacto usando el método de pareamiento 2017-2019</i>	166
Tabla 74. <i>Resumen de resultados claves del uso del método de Diferencia en Diferencias en estudiantes repitentes</i>	169

Lista de Figuras

	Pág.
<i>Figura 1.</i> Ingreso de estudiantes según el sexo, facultad y periodo.	41
<i>Figura 2.</i> Ingreso de estudiantes según el colegio de procedencia, facultad y periodo.....	42
<i>Figura 3.</i> Ingreso de estudiantes según estrato socioeconómico, facultad y periodo.....	43
<i>Figura 4.</i> Condicionalidad de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en las facultades analizadas.....	49
<i>Figura 5.</i> Condicionalidad de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1, Facultad de Ciencias.....	51
<i>Figura 6.</i> Condicionalidad de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1, Facultad de Fisicomecánicas.	52
<i>Figura 7.</i> Condicionalidad de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1, Facultad de Fisicoquímicas	54
<i>Figura 8.</i> Condición de riesgo de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en la facultad de Ciencias	59
<i>Figura 9.</i> Condición de riesgo de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en la facultad de Ingenierías Fisicomecánicas.....	60
<i>Figura 10.</i> Condición de riesgo de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en la facultad de Ingenierías Fisicoquímicas.....	61

<i>Figura 11.</i> Estudiantes beneficiarios SEA por cohorte y Facultad.....	63
<i>Figura 12.</i> Beneficios del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2017.	71
<i>Figura 13.</i> Pareamiento por puntajes de propensión para cálculo I. 1ª cohorte de 2017.....	76
<i>Figura 14.</i> Impacto del programa SEA sobre cálculo I en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2017.....	80
<i>Figura 15.</i> Diferencias en diferencias a repitentes en cálculo I. 1ª cohorte de 2017.....	82
<i>Figura 16.</i> Beneficios del SEA en álgebra lineal. 1ª cohorte de 2017.....	85
<i>Figura 17.</i> Pareamiento por puntajes de propensión para álgebra. 1ª cohorte de 2017.....	89
<i>Figura 18.</i> Impacto del programa SEA sobre álgebra en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2017.....	92
<i>Figura 19.</i> Diferencias en diferencias a repitentes en álgebra. 1ª cohorte de 2017.....	93
<i>Figura 20.</i> Beneficiarios del SEA en cálculo II. 1ª cohorte de 2017.....	96
<i>Figura 21.</i> Pareamiento por puntajes de propensión para cálculo II. 1ª cohorte de 2017.....	101
<i>Figura 22.</i> Impacto del programa SEA sobre cálculo II en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2017.....	104
<i>Figura 23.</i> Diferencias en diferencias a repitentes en cálculo II. 1ª cohorte de 2017.....	106
<i>Figura 24.</i> Beneficios del SEA en cálculo III. 1ª cohorte de 2017.....	108
<i>Figura 25.</i> Pareamiento por puntajes de propensión para cálculo III. 1ª cohorte de 2017.....	111
<i>Figura 26.</i> Impacto del programa SEA sobre cálculo III en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2017.....	113
<i>Figura 27.</i> Diferencias en diferencias a repitentes en cálculo III. 1ª cohorte de 2017.....	114
<i>Figura 28.</i> Beneficios del SEA en cálculo ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017.....	116

<i>Figura 28.</i> Pareamiento por puntajes de propensión para ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017.....	119
<i>Figura 29.</i> Impacto del programa SEA sobre cálculo ecuaciones diferenciales en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2017	122
<i>Figura 30.</i> Diferencias en diferencias a repitentes en ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017	123
<i>Figura 31.</i> Beneficios del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2018.	127
<i>Figura 32.</i> Pareamiento por puntajes de propensión para cálculo I. 1ª cohorte de 2018.....	130
<i>Figura 33.</i> Impacto del programa SEA sobre cálculo I en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2018.....	132
<i>Figura 34.</i> Diferencias en diferencias a repitentes en cálculo I. 1ª cohorte de 2018.....	134
<i>Figura 35.</i> Beneficios del SEA en álgebra. 1ª cohorte de 2018.	136
<i>Figura 36.</i> Pareamiento por puntajes de propensión para álgebra. 1ª cohorte de 2018.....	139
<i>Figura 37.</i> Impacto del programa SEA sobre álgebra en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2018.....	142
<i>Figura 38.</i> Diferencias en diferencias a repitentes en álgebra. 1ª cohorte de 2018.....	143
<i>Figura 39.</i> Beneficios del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2019.	146
<i>Figura 40.</i> Pareamiento por puntajes de propensión para cálculo I. 1ª cohorte de 2019.....	149
<i>Figura 41.</i> Impacto del programa SEA sobre cálculo I en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2019.....	152
<i>Figura 42.</i> Beneficios del SEA en álgebra. 1ª cohorte de 2019.	154
<i>Figura 43.</i> Pareamiento por puntajes de propensión para álgebra. 1ª cohorte de 2019.....	157

Figura 44. Impacto del programa SEA sobre álgebra en función del número de horas de

beneficio. 1^a cohorte de 2019..... 160

Lista de Apéndices

	Pág.
Apéndice A. Funciones en R y paquetes empleados.	175
Apéndice B. Evaluación de impacto por pareamiento en R.	177
Apéndice C. Evaluación de impacto del programa SEA en función del número de horas de beneficio.....	182
Apéndice D. Impacto del SEA sobre repitentes en R. Diferencias en diferencias.	186

Resumen

Título: Efecto del sistema de apoyo a la excelencia, sea sobre el desempeño en cálculos y álgebras de estudiantes de ciencias e ingenierías que ingresaron a la UIS, en el periodo 2017-2019*

Autores: Díaz, John Jairo; Monroy, Reinaldo.**

Palabras claves: Evaluación de impacto, pareamiento, diferencias en diferencias, SEA, ASAE, PAMRA, MIDAS.

Descripción:

El presente trabajo evalúa el impacto del programa SEA sobre asignaturas de matemáticas vistas por estudiantes de ciencias e ingeniería que ingresaron a la UIS en la primera cohorte de cada periodo y año entre el 2017 y 2019.

El estudio se realizó empleando la técnica de pareamiento y diferencias en diferencias teniendo en cuenta las siguientes variables: las características generales del estudiante como la edad, género y programa académico al que ingresó; los resultados de las pruebas SABER 11; la caracterización realizada por el programa SEA de los estudiantes en las dimensiones social, salud, económica, académica y cognitiva; la nota final en las asignaturas de cálculo I, II y III, álgebra lineal y ecuaciones diferenciales; y las horas totales de beneficio del programa SEA recibidas directamente en cada asignatura en las primeras cohortes de los años 2017, 2018 y 2019 dando continuidad al trabajo realizado por Ramos y Osorio en 2019.

La principal conclusión del estudio es que no hay suficiente evidencia estadística para atribuir un impacto significativo del programa SEA en el rendimiento de las asignaturas matemáticas de los estudiantes de ciencias e ingeniería entre 2017 y 2019. Solo en la primera cohorte de 2017 se encontró un impacto significativo en las asignaturas de cálculo y álgebra lineal, siempre que la cantidad de horas de beneficio exceda las 24 horas en el semestre.

El estudio brinda una metodología apropiada y objetiva para evaluar el impacto del programa SEA en el desempeño académico de los estudiantes el cual se espera que sirva como referencia para estudios similares y para un análisis costo-beneficio y costo efectividad del programa SEA que permita orientar mejor los recursos del programa.

* Trabajo de grado

** Facultad de Ciencias. Escuela de Matemáticas. Director: Gabriel Yáñez Canal, Doctor en Ciencias Matemática Educativa

Abstract

Title: Effect of the system of support for excellence, be on the performance in calculations and álgebras of students of sciences and engineering that entered the UIS, in the period 2017-2019*

Authors: Díaz, John Jairo; Monroy, Reinaldo**.

Key words: Impact evaluation, matching, differences in differences, SEA, ASAE, PAMRA, MIDAS.

Description:

This paper evaluates the impact of the SEA program on math subjects seen by science and engineering students who entered the UIS in the first cohort of each period and year between 2017 and 2019.

The study was carried out using the matching technique and differences in differences taking into account the following variables: the general characteristics of the student such as age, gender and academic program to which he entered; the results of the SABER 11 tests; the characterization carried out by the student's SEA program in the social, health, economic, academic and cognitive dimensions; the final grade in the calculation subjects I, II and III, linear algebra and differential equations; and the total hours of benefit of the SEA program received directly in each subject in the first cohorts of 2017, 2018 and 2019 giving continuity to the work carried out by Ramos and Osorio in 2019.

The main conclusion of the study is that there is not enough statistical evidence to attribute a significant impact of the SEA program on the performance of the mathematical subjects of science and engineering students between 2017 and 2019. Only in the first cohort of 2017 was an impact found significant in the subjects of calculation and linear algebra, provided that the amount of hours of benefit exceeds 24 hours in the semester.

The study provides an appropriate and objective methodology to assess the impact of the SEA program on the academic performance of students which is expected to serve as a reference for similar studies and for a cost-benefit analysis and cost-effectiveness of the SEA program.

* Degree work

** Science Faculty. School of Mathematics. Director: Gabriel Yáñez Canal, Doctor of Educational Mathematical Sciences

Introducción

La deserción estudiantil en la Educación Superior es una de las preocupaciones del sistema educativo. En Colombia, la deserción se mide a través del Sistema para la Prevención de la Deserción en las Instituciones de Educación Superior -SPADIES-. El SPADIES es una iniciativa del Ministerio de Educación Nacional (MEN) que incluye una plataforma (base de datos) en la que se consolida y ordena la información reportada por las universidades y que permite hacer seguimiento a las condiciones académicas y socioeconómicas de los estudiantes que han ingresado a la educación superior en Colombia.

Según el SPADIES-, la mayor deserción se da en los primeros semestres en el denominado ciclo básico, el cual es común a las carreras de ciencias básicas e ingenierías. En particular, se ha encontrado que las asignaturas en área de matemáticas son las que más contribuyen con esta deserción.

En el año 2014, y con el objetivo de unificar los esfuerzos que se venían realizando a través de iniciativas aisladas cuyo fin era el de mejorar su desempeño y reducir la deserción, la UIS creó el Sistema de Apoyo a la Excelencia Académica en la UIS – SEA, un programa integrado que brinda apoyo a los estudiantes en sus dimensiones académica, cognitiva, económica y biosicosocial, con el ánimo de mejorar las expectativas de permanencia de los estudiantes en la universidad y culminar su formación en los tiempos establecidos (Universidad Industrial de Santander, 2014).

Pasados 4 años se hizo una primera medición sobre el impacto que el programa había logrado en la formación académica de los estudiantes partícipes. Esta medición, realizada por Ramos y Osorio (2019), mostró algunos impactos significativos de las acciones del SEA en 2017 donde ya

se contaba con una participación significativa por parte de los estudiantes. Precisamente, con este trabajo pretendemos completar el análisis elaborado por Ramos y Osorio (2019) extendiéndolo al período 2017-2019, con algunas modificaciones que explicamos en el apartado de metodología más adelante.

Se espera que este nuevo estudio complete la comprensión del impacto del programa SEA en el desempeño académico de los estudiantes en materias del ciclo básico de ciencias e ingeniería desde su creación en 2014 hasta el primer semestre de 2019.

1. Objetivos

1.1 Objetivo General

Realizar la evaluación del impacto del programa SEA en el desempeño de los estudiantes de Ciencias e Ingeniería para las asignaturas de matemáticas (álgebra, cálculos, y ecuaciones diferenciales) en el período 2017-2019.

1.2 Objetivos Específicos

- Identificar los factores más relevantes que influyen en la participación de los estudiantes en el programa SEA.
- Cuantificar la influencia y evolución del programa SEA en el desempeño de las asignaturas de matemáticas de los estudiantes de ciencias básicas e ingeniería, por medio de las técnicas más apropiadas de evaluación de impacto para este caso.
- Identificar el número de horas mínimo de tutorías que se deben realizar para producir un efecto significativo en el rendimiento de los estudiantes.

2. Cuerpo del Trabajo

La UIS invierte recursos considerables en el apoyo a las iniciativas orientadas a asegurar que los estudiantes que ingresan a los diferentes programas académicos logren finalizar sus estudios.

En esta dirección, en la Universidad Industrial de Santander (UIS) se han desarrollado varios estudios relacionados con el rendimiento académico de los estudiantes Socha, (2009).

Socha (2009), encontró que las motivaciones que generan este fenómeno obedecen a múltiples categorías personales, socio – económicos, culturales, institucionales y académicos, que inciden sobre la toma de decisión de abandono por parte del o de la estudiante.

Análisis de las cifras de deserción en pregrado de la Universidad Industrial de Santander en el periodo 2003-2006 fueron analizadas por Cabezas (2010), donde se determinó que los porcentajes más altos de deserción se da por falta de orientación vocacional, bajo rendimiento académico, dificultad para alternar estudio con el trabajo, anormalidad académica y normatividad institucional. En el estudio realizado por Campos (2015), sobre los factores de deserción estudiantil en los programas de pregrado presencial de la UIS en un periodo entre al año 2002 y 2008, se encontró que el factor académico junto con los procesos pedagógicos y la inestabilidad institucional tienen la mayor incidencia en la explicación de la deserción en la –UIS-, seguido del factor personal y económico.

Por su parte, Martínez (2014) midió los factores asociados a la deserción estudiantil en los programas de pregrado de la facultad de ingenierías fisicomecánicas, donde se encontró que la mayor deserción se presenta en los primeros semestres (entre el primero y el quinto), así mismo se encontró que en esta facultad las mujeres y los estudiantes con mejores capacidades económicas

presentan mayor riesgo de deserción, adicionalmente se identificó una relación inversa entre la edad y el riesgo de desertar. La metodología utilizada se basó en el análisis de supervivencia, utilizando los modelos de tiempo discretos propuestos por Prentice-Gloeckler y Meyer.

Ramos y Osorio (2019) evaluaron el impacto del Sistema de Apoyo a la Excelencia (SEA) en el desempeño en Matemáticas en Estudiantes de Ciencias e Ingenierías entre 2014 y 2017. Este estudio se realizó con información asociada al periodo 2014 a 2017-I en las asignaturas Cálculo I, II, III, Ecuaciones Diferenciales y Álgebra Lineal 1. Dentro de los resultados del estudio se encontró que las variables que más influyen la participación de los estudiantes en el programa SEA, son el programa al que pertenecen, el género y el puntaje en la prueba SABER 11. Por otra parte, se encontró un aumento progresivo del impacto del SEA con el número de horas de beneficio. Una de las limitaciones del trabajo de Ramos y Osorio (2019) fue el poco número de estudiantes participantes en los programas del SEA, situación que empezó a cambiar en 2017 cuando la cobertura fue suficiente y la información sobre el proceso mucho más completa, aspectos que permiten aplicar las técnicas de evaluación de impacto de forma apropiada.

En la literatura se encuentran muchos trabajos para evaluar los factores que más afectan el rendimiento académico a nivel universitario empleando técnicas estadísticas. A continuación, nos referimos a algunos de ellos relacionados directamente con el análisis de impacto de procesos de enseñanza.

González, J., Díez-Echavarría, L., Zapa, E. y Eusse, D. (2018) miden el impacto académico y social de egresados del Instituto Tecnológico Metropolitano – Medellín, a través de un análisis multivariado y la estimación del modelo Average Treatment Effect (ATE), el cual es una medida utilizada para comparar tratamientos (o intervenciones) en experimentos aleatorios, evaluación de intervenciones. Se encontró que la educación ofrecida a esta población ha generado un impacto

académico asociado a los estudios a través la de actualización de conocimientos, e impactos sociales, mejorando su situación laboral y el nivel de ingresos percibidos.

A través de un análisis de regresión múltiple García, et al., (2012), realizaron un estudio sobre el Impacto de la tutoría presencial y virtual en el desempeño académico de los alumnos universitarios. Los resultados de este estudio muestran un impacto positivo, un incremento significativo en los promedios de calificaciones y en los porcentajes de aprobación en el semestre en donde los estudiantes cursaron tutorías en cualquiera de sus modalidades, presencial o virtual. Se encontró también que en el semestre en el que se cursaron tutorías, el promedio de las calificaciones de los alumnos que cursan tutoría virtual, fue mayor que el de los alumnos que cursaron tutoría presencial.

Mera, et al., (2010) estudian el impacto en el rendimiento académico de alumnos de ingeniería producido por el cambio en la metodología de enseñanza. El estudio arrojó que los cursos a los cuales se le aplique la nueva metodología no pueden superar los 40 alumnos, debido a que con más alumnos el trabajo en cátedra se hace inmanejable para el docente, además, el trabajo de preparación y aplicación de cátedra le implica un gran cansancio físico al docente, y se duplica o triplica la cantidad de horas efectivas de preparación de las cátedras, lo cual hace que esta no sea muy factible de aplicar por profesores contratados por hora (part-time).

Ávila, G., y Riascos, S. (2011) hacen una propuesta para la medición del impacto de las TIC en la enseñanza universitaria. Las conclusiones del estudio indican que la incursión de las TIC en los ambientes académicos es un proceso que requiere una constante evaluación del impacto de estas herramientas, para, de esta forma, optimizar el proceso principal de inclusión. El diagnóstico de la infraestructura entrega resultados cuantitativos, que permiten analizar la inclusión de las TIC en las actividades académicas dentro del proceso de enseñanza-aprendizaje de forma objetiva, y

facilita la argumentación de la evaluación cualitativa del impacto de las TIC en la educación superior.

Con respecto al uso del programa PAMRA, que actualmente hace parte del SEA, se encontró el trabajo de (Cardozo, 2010), se resalta la tutoría como una estrategia de acompañamiento en los procesos de enseñanza y aprendizaje dada la necesidad de refuerzo académico a través de la cual es posible la resolución de problemáticas específicas.

3. Marco Referencial

3.1 Técnicas de evaluación de impacto

Las evaluaciones de impacto pretenden responder las preguntas de causa y efecto con precisión. Evaluar el impacto de un programa en un conjunto de resultados equivale a evaluar el efecto causal del programa en esos resultados. (Gertler, Martínez, Premand, L., & C., 2011)

La elección de un método de evaluación de impacto depende de las características operativas del programa que se evalúa, como lo son los recursos disponibles, los criterios de elegibilidad para seleccionar a los beneficiarios y los plazos para la implementación del programa. (Gertler, Martínez, Premand, L., & C., 2011)

Para evaluar el efecto de un programa en los resultados, las evaluaciones de impacto deben estimar cuál habría sido el resultado de los participantes del programa si no hubieran participado en el mismo, el llamado contrafactual.

La clave para estimar el contrafactual para los participantes del programa consiste en pasar del nivel individual al nivel de grupo identificando un “clon” del grupo de estudio a través de propiedades estadísticas, de tal forma que sean indistinguibles uno del otro desde el punto de vista estadístico en dicho nivel.

Dado lo anterior, el éxito de la evaluación de impacto, explicada solamente por la existencia del programa, parte de un grupo de comparación válido con las mismas características del grupo de tratamiento, mínimo en los siguientes tres aspectos:

1. Características promedio idénticas en ausencia del programa.
2. El grupo de comparación no se verá afectado por el programa de forma directa ni indirecta.
3. El grupo de comparación reacciona al programa de la misma manera que el grupo de tratamiento, si fuera objeto del programa.

Cuando el grupo de comparación no estima con precisión el verdadero contrafactual, el impacto estimado del programa no es válido. En términos estadísticos es “sesgado”. (Gertler, Martínez, Premand, L., & C., 2011).

De acuerdo a las descripciones de Gertler et al. (2011), existen varias metodologías de evaluación de impacto, la selección del método está asociada a la compatibilidad con las características operativas de un programa. A continuación, se describen las metodologías:

Asignación Aleatoria: Se utiliza como regla de asignación en dos escenarios específicos. Cuando la población elegible es mayor que el número de plazas disponibles del programa o cuando sea necesario ampliar un programa de manera progresiva hasta que cubra a toda la población elegible.

En el primer caso todas las unidades de la población tienen la misma probabilidad (o una probabilidad conocida superior a 0 e inferior a 1) de ser seleccionadas para el programa. El grupo que gana el sorteo es el grupo de tratamiento y el resto de la población a la que no se ha ofrecido el programa es el grupo de comparación.

En el segundo caso cuando un programa se extiende por etapas, se debe establecer de forma aleatoria el orden en el que los participantes se benefician del mismo ofreciendo a cada unidad elegible la misma posibilidad de recibir tratamiento en la primera fase o en una fase posterior.

3.1.1 Regresión Discontinua. El diseño de regresión discontinua (DRD) es un método de evaluación de impacto adecuado para programas que utilizan un índice continuo para clasificar a los participantes potenciales y que tienen una puntuación límite en el índice que determina si los participantes potenciales tienen derecho o no a beneficiarse del programa. Dado que el método de DRD estima el impacto del programa en torno a la puntuación límite, la estimación no se puede necesariamente generalizar a unidades cuyas puntuaciones se alejan más del umbral, es decir, donde los individuos elegibles y no elegibles quizá no sean tan similares.

3.1.2 Diferencia en diferencias. El método de diferencias en diferencias compara los cambios en los resultados a lo largo del tiempo entre unidades inscritas en un programa (el grupo de tratamiento) y unidades que no están (el grupo de comparación). Esto permite corregir cualquier diferencia entre los grupos de tratamiento y comparación que sea constante a lo largo del tiempo.

La limitación que presenta este método, es el hecho de atribuirle a la intervención cualquier diferencia de las tendencias entre los grupos de tratamiento y de comparación que se producen desde el momento en que la intervención comienza. Si hay otros factores presentes que influyen

en la diferencia en las tendencias entre los dos grupos, y la regresión multivariante no rinde cuenta de ellos, la estimación será inválida o sesgada.

3.1.3 Pareamiento. Esta técnica conocida también como matching, permite construir un grupo de comparación entre una unidad de tratamiento y se intenta encontrar una unidad de no tratamiento que tengan características lo más parecidas.

De esta manera, los métodos de pareamiento permiten identificar el conjunto de individuos no inscritos que más se parecen a los individuos tratados, a partir de las características que ya se tiene en la base datos. Seguidamente estos individuos inscritos pareados se convierten en el grupo de comparación que será empleado para estimar el contrafactual.

Una limitante de la prueba, radica en la complejidad de obtener una buena pareja para cada participante del programa y que en lo posible reúna todas las características que explican la decisión de un individuo de vincularse a un programa, en la práctica resulta muy difícil, cuando las características observables relevantes son muy grandes o si cada característica toma varios valores dificultando la identificación de la pareja.

Por último, la técnica de pareamiento, debe incluir todas las características que pueden llegar a influir en el resultado. En la medida en que características relevantes queden por fuera de la construcción del modelo de propensión, el resultado del impacto evaluado puede resultar sesgado. (Bernal & Peña, 2016)

4. Métodos

El trabajo se desarrolló en 4 fases que se describen a continuación.

4.1 Levantamiento de la información, revisión y consolidación de las bases de datos.

El levantamiento de la información se hizo a través de solicitud enviada a la Vicerrectoría Académica de la UIS, específicamente al programa SEA (Sistema de Apoyo a la Excelencia Académica).

La información recibida contó con las notas de las pruebas SABER 11, promedio semestral y acumulado, condicionalidad y notas en asignaturas de matemáticas (cálculo I, II y III, álgebra y ecuaciones diferenciales), de los estudiantes beneficiarios y no beneficiarios del SEA en los períodos 2017-1 a 2019-1. La inclusión de las nuevas variables como estrato socioeconómico del estudiante, colegio en el que se graduó de bachiller, la formación académica de los padres y los ingresos netos del núcleo familia, no contempladas en el estudio de Ramos y Osorio (2019), se extrajo directamente de las bases de datos del ICFES a través de cruces asociados al código asignado al estudiante al momento de presentar las pruebas Saber 11.

Se estructuró una base de datos única con todas las variables de estudio, consolidando y unificando la información. Finalizada la consolidación de las bases, se dio inicio al proceso de depuración que consistió en la identificación de inconsistencias y los correspondientes ajustes.

Para la consolidación de la base de datos se tuvo en cuenta la permanecía del estudiante en el programa, los cambios de programa, la condicionalidad académica según el reglamento de

pregrado (Acuerdo CS N°72 de 1982, pag.56), beneficiarios y su respectiva caracterización por parte del SEA.

En las bases de datos de la caracterización de los estudiantes se observó que algunos de ellos no tienen las categorizaciones de riesgo en las dimensiones, por tal motivo se hizo necesario realizar una depuración de la información.

4.2 Análisis descriptivo

El análisis descriptivo consiste en la caracterización de la población de estudio, en relación a las variables como facultad, género, edad, desempeño académico, estrato socio-económico del estudiante, colegio en el que se graduó de bachiller, la formación académica de los padres y los ingresos netos del núcleo familia.

4.3 Selección de las variables a estudiar.

Características Generales: incluye variables naturales que, aunque no están necesariamente ligadas al desempeño académico del estudiante, pueden ser empleadas para visualizar aspectos y características generales de forma conjunta. En este grupo de variables se encuentra el género, la facultad, su estrato socio-económico, colegio en el que se graduó de bachiller (público o privado), la formación académica de los padres y los ingresos netos del núcleo familia.

Pruebas SABER 11: son los resultados de las pruebas SABER 11 de los estudiantes admitidos a los diferentes programas académicos. Se evaluó si existe relación entre los resultados de las

pruebas SABER 11 y el desempeño académico de los estudiantes, principalmente en el primer semestre.

Desempeño Académico: corresponde a la nota final en las materias de cálculo (I, II, y III), álgebra y ecuaciones diferenciales. En este trabajo se busca evaluar si estas variables son o no afectadas por el uso de los beneficios que ofrece la universidad en el programa SEA.

Beneficiarios Programa SEA: variables relacionadas con el uso o no del programa SEA incluyendo intensidad horaria del beneficio por materia y semestre para cada estudiante. Se evaluó la relación entre la intensidad del beneficio recibido y el desempeño académico del grupo de estudiantes objeto del estudio.

Caracterización Inicial Programa SEA: estas variables corresponden a la caracterización realizada por el programa SEA para identificar la vulnerabilidad de los estudiantes en las dimensiones social, biosicosocial, económica, académica y cognitiva.

4.4 Evaluación de impacto del programa SEA

El impacto se analizó utilizando la técnica de pareamiento que es la más indicada para este estudio, dado que identifica un individuo no beneficiario con un individuo beneficiado basado en variables observables y disponibles, suponiendo que están todas o por lo menos las más influyentes en el desempeño académico.

Para este análisis se consideraron los estudiantes con información completa en las siguientes co-variables: facultad, el sexo, estrato socio-económico del estudiante, el colegio en el que se graduó de bachiller, la formación académica de los padres, los ingresos netos del núcleo familiar los resultados de las pruebas SABER 11 más influyentes en el desempeño académico (Matemática,

Ciencias Naturales, Lectura Crítica e Inglés) y el riesgo en las 5 dimensiones consideradas por el programa SEA (económica, social, salud, académica y cognitiva). Estas co-variables se emplearon en la construcción del modelo de regresión logística necesario para estimar la propensión a participar del programa SEA en cada asignatura, requerida para el uso de la técnica de pareamiento.

Técnica de diferencias en diferencias: esta técnica fue utilizada solo en los estudiantes repitentes de cada asignatura, dado que la línea base requerida es la nota final obtenida la primera vez que se realizó el curso.

5. Resultados

Se analizaron en total 4526 estudiantes matriculados de primer semestre en la sede Bucaramanga durante los periodos académicos 2017-1, 2017-2, 2018-1, 2018-1 y 2019-1 de las facultades de Ciencias, Fisicoquímicas e Ingenierías Fisicomecánicas que, denominaremos simplemente como Químicas y Físicas.

Para este trabajo se consolidó la información general de los estudiantes que ingresaron a primer a nivel de las cohortes anteriormente mencionadas, promedio ponderados de los estudiantes en los semestres analizados, notas finales de las asignaturas seleccionadas para el estudio (calculo I, II y III, álgebra lineal y ecuaciones diferenciales), participación de estudiantes en el SEA (Sistema de Excelencia Académica) a través del programa ASAE (Atención, Seguimiento y Acompañamiento a estudiantes), caracterización del nivel de riesgo en cada una de las dimensiones biopsicosocial, social, económica, académica y cognitiva, resultados de la pruebas saber 11. Dicha información

fue suministrada por el sistema académico, Vicerrectoría Académica y el Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación (Icfes).

5.1 Análisis descriptivo por cohorte

Para la presentación de los análisis descriptivos se utilizan tablas de frecuencias y diagramas de barras organizados por semestre de ingreso desde el 2017-1 al 2019-1, facultad y variable (sexo, tipo de colegio, estrato). En la Tabla se pueden ver los programas académicos que ofrecen las facultades de Ciencias, Ingenierías Fisicomecánicas e Ingenierías Fisicoquímicas.

Tabla 1.

Programas académicos de las facultades de Ciencias, Ingenierías Fisicomecánicas e Ingenierías Fisicoquímicas de la Universidad Industrial de Santander.

Facultad	Programa académico
Ciencias	Matemáticas
	Física
	Biología
	Química
	Licenciatura En Matemáticas
Ingenierías Fisicomecánicas	Diseño Industrial
	Ingeniería Eléctrica
	Ingeniería Electrónica
	Ingeniería De Sistemas
	Ingeniería Civil
	Ingeniería Industrial

Tabla 1. (Continuación)

Facultad	Programa académico
Ingenierías	Geología
	Ingeniería Metalúrgica
Fisicoquímicas	Ingeniería De Petróleos
	Ingeniería Química

Es pertinente aclarar que el programa de Biología, adscrito a Ciencias no se considera en este estudio ya que este no contiene dentro de su pensum académico las asignaturas de Cálculos, Álgebra Lineal y Ecuaciones Diferenciales.

5.1.1 Facultad. En la Tabla 2 se presenta la distribución de los estudiantes que ingresaron nuevos en los semestres de 2017-1, 2017-2, 2018-1, 2018-2 y 2019-1 a los programas académicos de pregrado, de las facultades objeto de estudio, que ofrece la Universidad Industrial de Santander en la Sede de Bucaramanga.

Tabla 2.

Ingreso de estudiantes por semestre según facultad y programa académico.

Facultad	Programa	2017-1		2017-2		2018-1		2018-2		2019-1	
		N°	%								
Ciencias	Física	47	5,2%	2	0,2%	48	5,1%	0,0%	46	5,0%	
	Lic. Matemáticas	42	4,6%	32	3,7%	47	5,0%	45	5,0%	45	4,9%
	Matemáticas	38	4,2%	25	2,9%	42	4,4%	40	4,5%	40	4,4%
	Química	43	4,8%	46	5,4%	46	4,8%	46	5,1%	46	5,0%
Total Facultad De Ciencias		170	18,8%	105	12,2%	183	19,3%	131	14,7%	177	19,3%

Tabla 2. (Continuación)

Facultad	Programa	2017-1		2017-2		2018-1		2018-2		2019-1	
		N°	%	N°	%	N°	%	N°	%	N°	%
Físico Mecánicas	Diseño industrial	36	4,0%	45	5,2%	40	4,2%	46	5,1%	40	4,4%
	Ing. Civil	81	9,0%	82	9,5%	90	9,5%	85	9,5%	82	8,9%
	Ing. De sistemas	80	8,8%	87	10,1%	82	8,6%	85	9,5%	83	9,0%
	Ing. Eléctrica	61	6,7%	60	7,0%	60	6,3%	60	6,7%	59	6,4%
	Ing. Electrónica	74	8,2%	68	7,9%	72	7,6%	71	7,9%	71	7,7%
	Ing. Industrial	83	9,2%	86	10,0%	90	9,5%	87	9,7%	86	9,4%
	Ing. Mecánica	87	9,6%	86	10,0%	91	9,6%	88	9,8%	85	9,3%
Total Fisicomecánicas	502	55,5%	514	59,8%	525	55,3%	522	58,4%	506	55,1%	
Físico Químicas	Geología	49	5,4%	53	6,2%	51	5,4%	54	6,0%	51	5,6%
	Ing. de Petróleos	56	6,2%	58	6,8%	60	6,3%	58	6,5%	59	6,4%
	Ing. Metalúrgica	60	6,6%	57	6,6%	59	6,2%	57	6,4%	58	6,3%
	Ing. Química	68	7,5%	72	8,4%	71	7,5%	72	8,1%	67	7,3%
Total Fisicoquímicas	233	25,7%	240	27,9%	241	25,4%	241	27,0%	235	25,6%	
Total estudiantes Ingreso		905		859		949		894		918	

La Tabla 2 da cuenta del porcentaje de estudiantes que ingresaron en cada periodo a cada uno de los programas académicos que ofrece la universidad en las facultades analizadas.

Fisicomecánicas ofrece siete programas de pregrado, y muestra el mayor número de estudiantes que ingresaron en cada semestre (en promedio 57%; 517), siendo los programas de Ingeniería Mecánica, Ingeniería Industrial, Ingeniería Civil, e Ingeniería de Sistemas los de mayor demanda respectivamente en la institución durante los periodos analizados, mientras los programas de la facultad de Ciencias son los menos atractivos.

5.1.2 Sexo. Tal y como se observa en la Figura 1 para las facultades de ingenierías el comportamiento con respecto a la distribución por género en los periodos observados es bastante homogéneo, no presenta mayores variaciones.

En el caso de Fisicomecánicas el 76% de los estudiantes que ingresaron a la Universidad a primer nivel son hombres y un 24% mujeres, mientras que en Fisicoquímicas la proporción es del 60% hombres y 40% mujeres. Por su parte, en Ciencias si se observa alguna variabilidad en los porcentajes, inició en 2017-1 con una participación del 74% de hombres y un 26% de mujeres, y fue disminuyendo en el caso de los hombres y aumentando en el caso de las mujeres: en 2019-1 el 59% de los estudiantes eran hombres y 41% eran mujeres. Se observa, además, que en Ciencias el número de estudiantes admitidos depende del semestre: es mucho mayor en los primeros semestres del año que en los segundos. Este fenómeno respalda la idea de que muchos de los estudiantes que ingresan a estudiar ciencias en verdad lo hacen para trasladarse posteriormente a una carrera de ingeniería. Nótese que esta situación no se da en los programas de ingeniería.

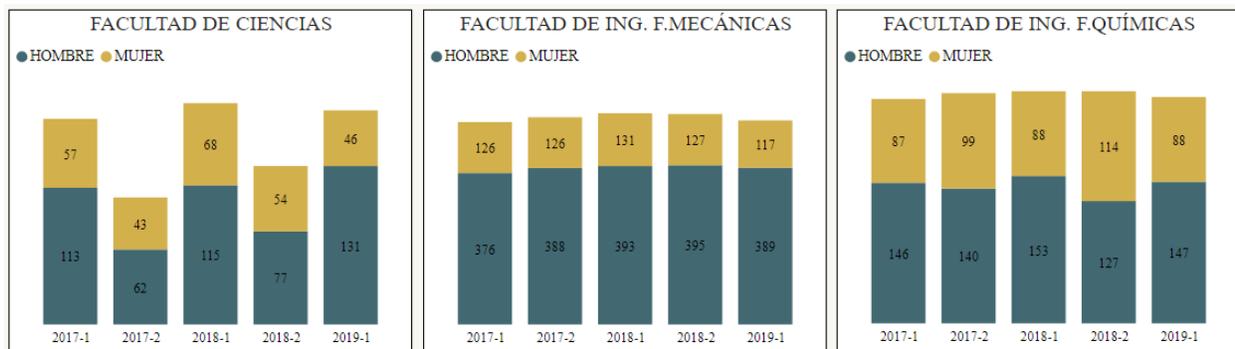


Figura 1. Ingreso de estudiantes según el sexo, facultad y periodo.

5.1.3 Tipo de colegio. En la Figura 2 se observa que el colegio de procedencia de los estudiantes, provienen mayoritariamente de colegios públicos.

Es importante aclarar que, en el caso de Ciencias, Física, es de admisión anual, esto explica el descenso que se refleja en los segundos periodos de 2017 y 2018.

Ciencias muestra, en el periodo analizado, el mayor número de estudiantes derivados de colegios públicos: 77%.

La Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas se distingue por tener el mayor número de estudiantes provenientes de colegios privados (38%).

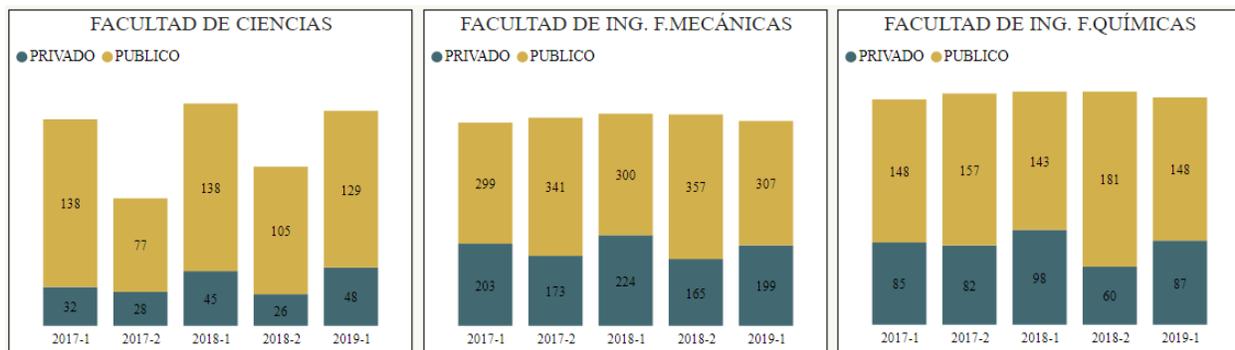


Figura 2. Ingreso de estudiantes según el colegio de procedencia, facultad y periodo.

5.1.4 Estrato. La Figura 3 nos presenta la información de los estudiantes que ingresaron a cada facultad en cada uno de los periodos analizados según se estrato socioeconómico.

En Ciencias, la mayoría de la población se concentra en el estrato 2, 41% es el promedio en los periodos observados siendo el 2017-2 el más alto con 52% y el 2019-1 el más bajo con 34%. En promedio, en el periodo 2017-1 a 2019-1, en Ciencias el 64% de los estudiantes se encuentran en los estratos 1 y 2.

Con respecto a Fisicomecánicas, en 2017 el mayor porcentaje de estudiantes estaba en el estrato 3. En general, para esta facultad, la mayoría de la población se encuentra en los estratos 1,2 y 3: 76% (los estratos 1 y 2 suman el 46%).

Por su parte en Fisicoquímicas la mayoría de la población estudiantil estuvo en los estratos 2 y 3. En promedio al final del periodo el estrato 2 tuvo la mayor participación porcentual: 35% de los estudiantes. En esta facultad, en promedio, el 52% de los estudiantes se concentraron n en los estratos 1 y 2.

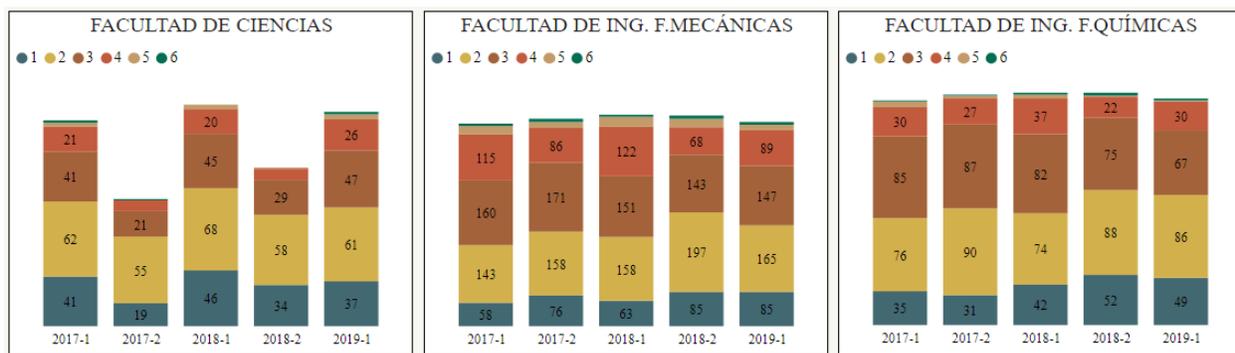


Figura 3. Ingreso de estudiantes según estrato socioeconómico, facultad y periodo.

Con respecto a los estratos 4, 5 y 6, la Facultad de Ciencias es la que tiene la menor participación en estos estratos, 13%, Fisicomecánicas el 24% y Fisicoquímicas el 14%.

En resumen, los estudiantes de estas facultades han estado concentrados mayoritariamente en los estratos bajos (1 y 2: 51%) y en los medios (3 y 4: 46%). En los estratos altos (5 y 6) el porcentaje promedio ha sido 3%.

5.1.5 Desempeño Académico Promedio acumulado. La información que se presenta en este apartado corresponde a la evolución del rendimiento académico de los estudiantes que se presentaron en cada una de las cohortes en términos del promedio acumulado en cada semestre cursado.

En la Tabla 3 se presentan las estadísticas básicas relacionadas con los estudiantes de ingreso a la universidad en los semestres en estudio.

La primera parte de la Tabla 3 da cuenta del tamaño de la población de estudio, discriminada por estudiantes activos y retirados. Se puede observar con respecto a los retirados una tendencia creciente hasta 2018-2 con un leve descenso en 2019-1.

Con respecto al promedio, nótese que son mejores los estudiantes que ingresaron en los primeros semestres de cada año, esto muy seguramente se debe a que para las convocatorias de ingreso en primer semestre se presenta un mayor número de aspirantes lo que hace que los puntajes de cohorte sean a su vez más altos y la selección mejor cualificada. La cohorte que ingresó en 2019-1 finalizó con un mejor promedio 3,55.

De igual forma observando la mediana, la cohorte de 2019-1 es la que presenta una proporción de estudiantes con promedio superior a 3,66, mientras que la cohorte de 2017-2 es la más baja, 3,3 promedio muy cercano al establecido por la Universidad para quedar categorizado como condicional por rendimiento académico.

La desviación estándar es muy similar para todas las cohortes, lo que denota homogeneidad en la población con respecto a su promedio académico. Los que presentan menor valor en este estadístico son los estudiantes del 2018-1, (0,68).

Los promedios más altos se observan en 2018-1 (4,86), seguido por 2017-2 (4,81), mientras que los más bajos se reflejan en 2017-1 y 2019-1 con promedios de 0,00 que corresponden a estudiantes que se retiraron sin hacer cancelación de semestre.

Tabla 3.

Estadísticos descriptivos para el promedio ponderado de los estudiantes nuevos que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en las facultades analizadas.

Estadísticos	2017-1	2017-2	2018-1	2018-2	2019-1	
N	Activos	864	813	841	760	818
	Retirados	41	44	106	134	100
	Media	3,45	3,3	3,54	3,39	3,55
	Mediana	3,57	3,4	3,62	3,53	3,66
	C.V. (Coeficiente de Variación)	0,77	0,71	0,68	0,74	0,72

A continuación, en la Tabla 4 se presentan los estadísticos descriptivos para la variable promedio ponderado en cada una de las facultades analizadas.

Tabla 4.

Estadísticos descriptivos para el promedio ponderado de los estudiantes nuevos que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en la Facultad de Ciencias

Estadísticos		2017-1	2017-2	2018-1	2018-2	2019-1
N	Activos	152	99	134	79	121
	PFU y Retirados	18	6	49	52	56
	Media	3,34	3,13	3,47	3,36	3,58
	Mediana	3,46	3,28	3,57	3,49	3,65
	C.V. (Coeficiente de Variación)	0,81	0,82	0,68	0,76	0,77

Con respecto a la información de la facultad de Ciencias llama atención el alto número de estudiantes que ingresan y se retiran antes de finalizar el semestre, el caso más representativo es el de 2018-2 en donde, según la información que se tiene, se retiraron el 40% de los estudiantes que ingresaron a primer nivel a esa facultad. Este resultado posiblemente sea una de las consecuencias de la anormalidad que se presentó durante ese periodo académico.

En cuanto a los promedios ponderados de los respectivos semestres, los estudiantes que ingresaron en 2017-2 obtuvieron el promedio más bajo de todas las cohortes (3,13), valor que es inferior a 3,2 que es el promedio mínimo para no estar en condicionalidad por bajo rendimiento académico.

La cohorte 2019-1 parece ser la de mejor rendimiento académico, presenta un promedio de 3,65.

Tabla 5.

Estadísticos descriptivos para el promedio ponderado de los estudiantes nuevos que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en Facultad de Fisicomecánicas

Estadísticos		2017-1	2017-2	2018-1	2018-2	2019-1
N	Activos	487	492	483	471	470
	PFU y Retirados	15	22	41	51	36
	Media	3,5	3,35	3,59	3,36	3,56
	Mediana	3,65	3,45	3,68	3,53	3,72
	C.V. (Coeficiente de Variación)	0,79	0,68	0,71	0,8	0,8

En Fisicomecánicas los retirados en primer semestre de su respectiva cohorte representan, en el caso más extremo, un valor cercano al 10%. Este valor se presentó en 2018-2. Tabla 5.

Los promedios de esta facultad son muy estables con respecto al semestre de la cohorte, es decir, no se observan mayores diferencias en los promedios de las cohortes que ingresan en primer semestre o en el segundo semestre.

Tabla 6.

Estadísticos descriptivos para el promedio ponderado de los estudiantes nuevos que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en Facultad de Fisicoquímicas

Estadísticos		2017-1	2017-2	2018-1	2018-2	2019-1
N	Activos	225	223	225	210	227
	PFU y Retirados	8	16	16	31	8
	Media	3,41	3,27	3,48	3,47	3,52
	Mediana	3,52	3,34	3,56	3,57	3,58

Tabla 6. (Continuación)

Estadísticos	2017-1	2017-2	2018-1	2018-2	2019-1
C.V. (Coeficiente de Variación)	0,7	0,71	0,59	0,58	0,48
Mínimo	0,00	0,15	0,7	0,13	1,17
Máximo	4,74	4,64	4,38	4,52	4,6

Por su parte en la facultad de Ingenierías Fisicoquímicas, al igual que en las facultades anteriores, el mayor número de retirados aparece en 2018-2, con el 13% de los estudiantes que ingresaron en ese periodo. Los estudiantes nuevos que ingresaron en 2019-1 fueron los de mejor promedio, 3,52.

Los estudiantes de 2017-2 estuvieron muy cerca del promedio mínimo para quedar condicionales 3,27. Tabla 6.

En resumen, de esta información se puede decir que la cohorte con mejores resultados académicos en términos de promedio acumulado es la de 2019-1, al mismo tiempo la de mayor porcentaje de estudiantes con promedio superior a 3,66. El mayor porcentaje de deserción por retiro voluntario se presentó en 2018-2, posiblemente como consecuencia de la anormalidad académica durante ese periodo. La Facultad de Ciencias es la de menor rendimiento académico, en Fisicomecánicas existe bastante regularidad en el promedio acumulado de cada una de sus cohortes al igual que en Fisicoquímicas.

5.1.6. Condicionalidad. El estado o condición de los estudiantes en la universidad está dado por el promedio ponderado acumulado, que es el mismo para los estudiantes de primer semestre. Esta condición clasifica en 3 grupos a los estudiantes según los siguientes rangos básicos y significativos para la universidad:

- Entre $[0,00 - 2,70)$ P.F.U.: El estudiante queda Por Fuera de la Universidad
- Entre $[2,70 - 3,20)$ CONDICIONAL: El estudiante queda con matrícula condicional que pone en riesgo su permanencia en la Universidad.
- Entre $[3,20 - 5,00)$ REGULAR: El estudiante tiene un promedio regular que le permite continuar en la universidad.

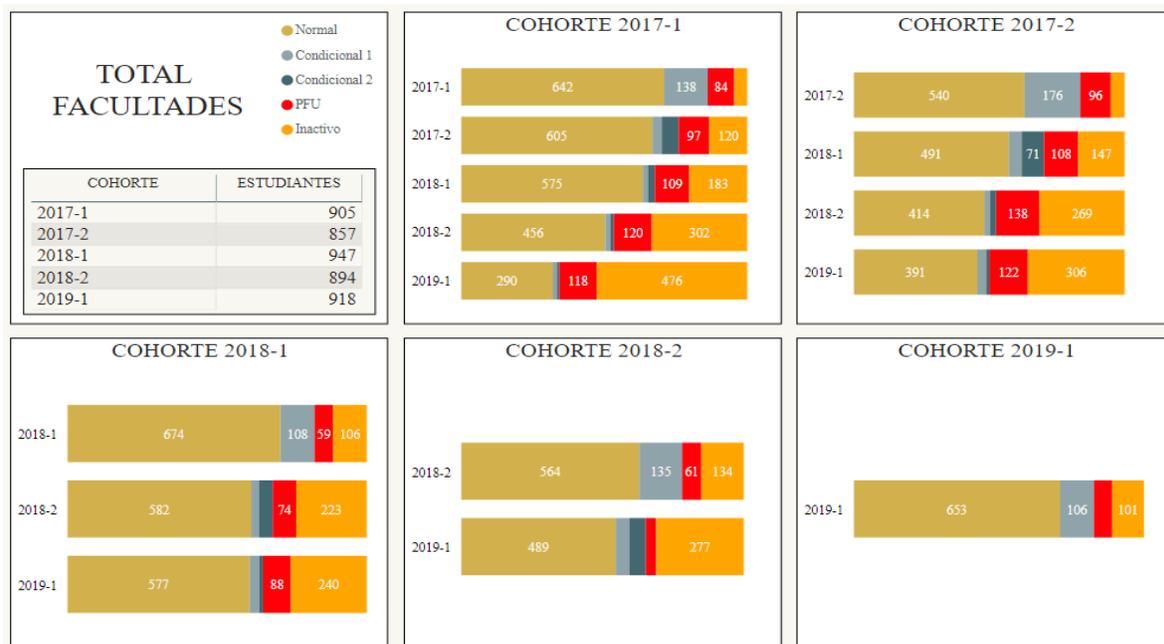


Figura 4. Condicionalidad de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en las facultades analizadas.

La Figura 4 presenta un resumen de cada una de las cohortes y su estado de condicionalidad con respecto al semestre cursado desde su ingreso, la cohorte más antigua 2017-1 tiene 5 semestres cursados, las siguientes cohortes disminuyen en 1 semestre hasta llegar a 1 en la cohorte 2019-1 que es la más nueva.

La cohorte 2017-1 presenta un alto grado de deserción al 5° semestre desde su inicio, 66% (13% por PFU y 53% por retiro voluntario). La cohorte 2017-2 que lleva 4 semestres cursados presenta una deserción acumulada del 50% (principalmente por retiro voluntario 36%). Las demás cohortes, 2018-1, 2018-2 y 2019-1, presentan los siguientes porcentajes de deserción 34,6%; 34,7% y 17,2% respectivamente. Llama la atención el alto grado de deserción por retiro voluntario en tan solo dos semestres de la cohorte de 2018-2 (31%), posiblemente debido a la anomalía académica que se presentó en ese periodo.

El comportamiento respecto a su condicionalidad de las cohortes que ingresaron a Ciencias entre 2017-1 y 2019-1 se visualizan en la Figura 5.

En esta facultad se puede observar el alto grado de deserción, por PFU y retiro voluntario, que se da durante el primer semestre, y que ha venido en aumento cohorte tras cohorte, sin embargo, este aumento se da principalmente por los retiros voluntarios tal y como se resume en la tabla que se presenta a continuación.

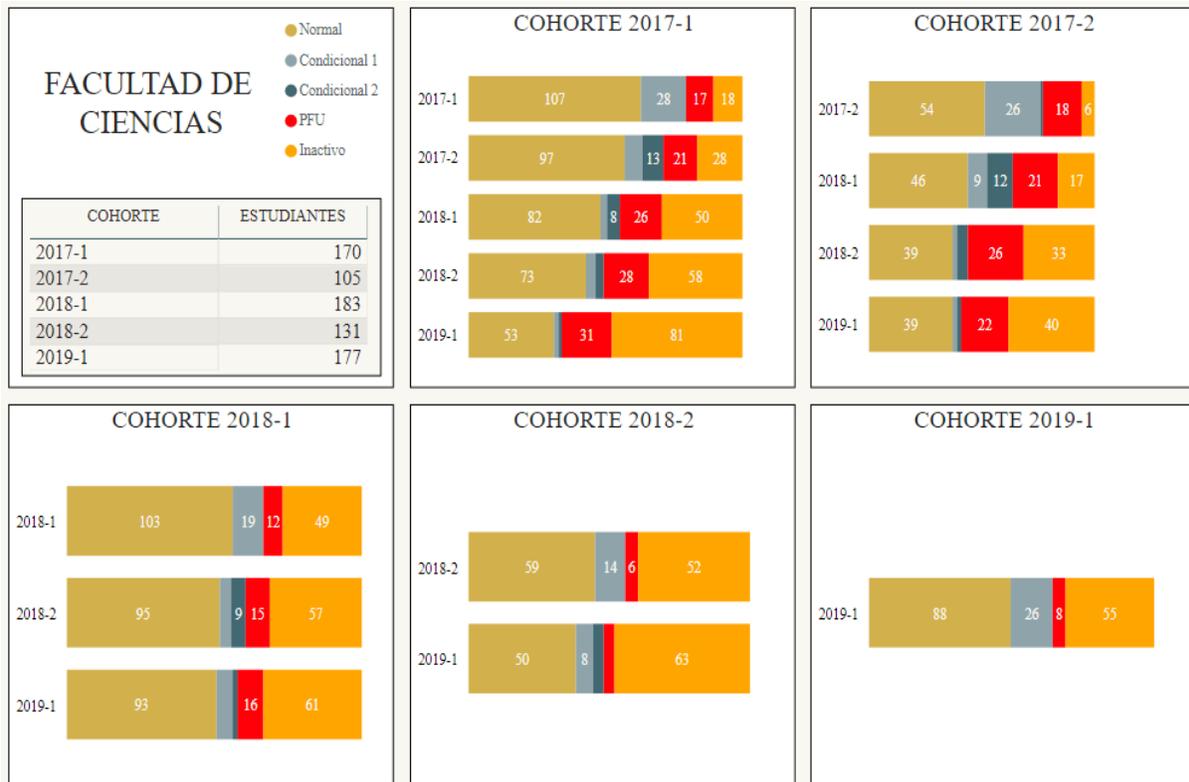


Figura 5. Condicionabilidad de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1, Facultad de Ciencias.

Tabla 7.

Deserción en primer nivel en la Facultad de Ciencias

Periodo	PFU	Retiro Voluntario
2017-1	10,0%	10,6%
2017-2	17,1%	5,7%
2018-1	6,6%	26,8%
2018-2	3,8%	39,7%
2019-1	2,8%	31,1%

En la cohorte 2017-1 el 10% de los estudiantes quedaron por fuera de la universidad por bajo rendimiento académico, este valor ha venido disminuyendo con el pasar de las cohortes, y para 2019-1 se redujo al 2,8% de los estudiantes. De otro lado, los retiros voluntarios aumentaron hasta llegar a 39.7% de los estudiantes que ingresaron en 2018-2. En 2019-1 el retiro voluntario se redujo a 31.1%. Tabla 7.

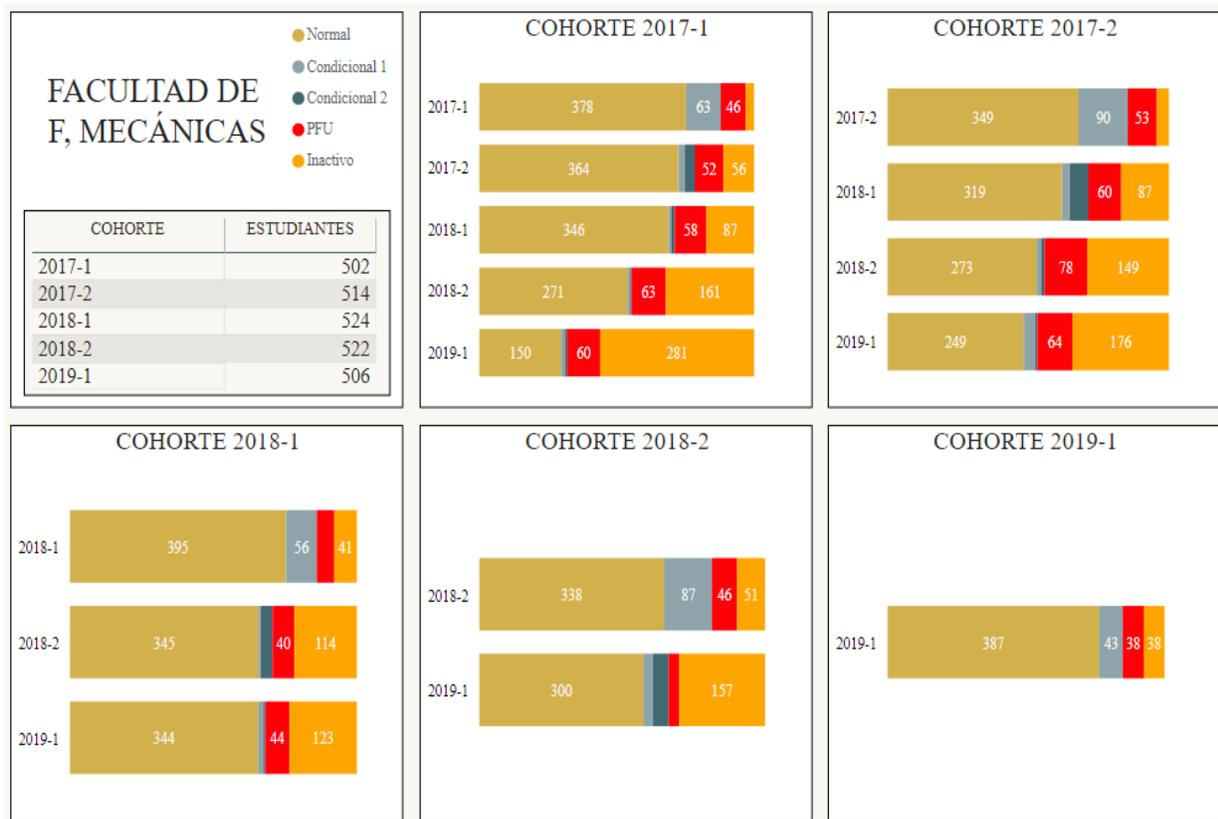


Figura 6. Condicionabilidad de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1, Facultad de Fisicomecánicas.

La deserción en esta facultad, para cada una de las cohortes, es muy similar, siendo el promedio general 15%. En términos de las razones del retiro se presentan comportamientos diferentes: Mientras los porcentajes de PFU, se puede decir, han venido en descenso, los retiros voluntarios muestran un crecimiento sostenido hasta 2018-2; luego en 2019-1 experimentó una reducción.

Tabla 8.

Deserción en primer nivel en la Facultad de Fisicomecánicas

Periodo	PFU	Retiro Voluntario
2017-1	11,2%	3,0%
2017-2	10,3%	4,3%
2018-1	6,1%	7,8%
2018-2	8,8%	9,8%
2019-1	7,5%	7,5%

En las cohortes de 2017 la deserción estuvo más marcada por los retiros asociados al rendimiento académico, a partir de 2018 las cohortes han tenido un comportamiento equilibrando los porcentajes asociados a la deserción. Tabla 8.

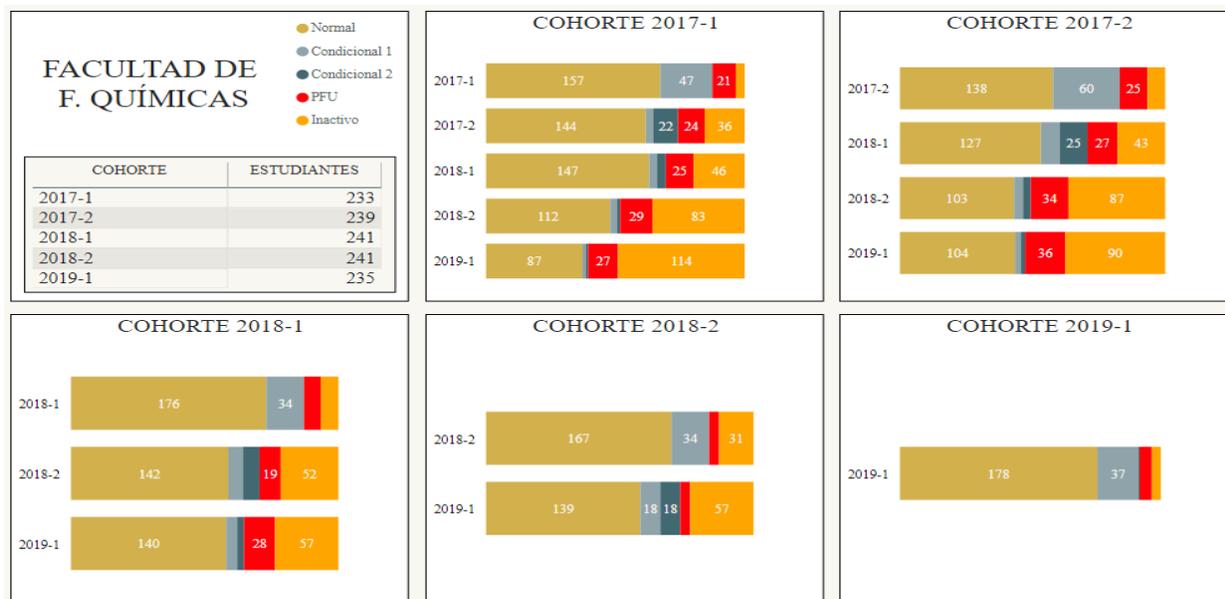


Figura 7. Condicionabilidad de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1, Facultad de Fisicoquímicas

De las tres facultades observadas, la facultad de Fisicoquímicas es la que presenta menor deserción en cada una de las cohortes que la conforma desde 2017-1, tal y como se ve en la Figura 7.

Tabla 9.

Deserción en primer nivel en la Facultad de Fisicoquímicas

Periodo	PFU	Retirado
2017-1	9,0%	3,4%
2017-2	10,4%	6,7%
2018-1	6,2%	6,6%
2018-2	3,7%	12,9%
2019-1	4,7%	3,4%

Las cohortes de esta facultad reflejan un comportamiento oscilante con respecto a la deserción, tanto en los PFU como en los de retiro voluntario. Tabla 9.

El mayor porcentaje por PFU se presentó en la cohorte de 2017-2, mientras que el más alto en retiro voluntario se ve en la cohorte de 2018-2, muy seguramente causado por la interrupción durante 3 meses de la actividad académica. El retiro voluntario en ese semestre llegó a 12,9% algo más del doble del ocurrido en 2018-1. El porcentaje de PFU en esta facultad presenta una tendencia decreciente en el periodo contemplado.

5.1.7 Pruebas Saber 11. En esta sección se presenta el análisis descriptivo de los resultados en las pruebas Saber 11 de los estudiantes de las facultades de Ciencias e Ingenierías que ingresaron en cohortes a la Universidad entre 2017-1 y 2019-1.

Según el programa académico, la UIS estableció unas ponderaciones a cada prueba del Examen de Estado Saber 11°. Para el caso de estudio, los programas de las ingenierías le asignan un valor del 30% a la asignatura de matemáticas, mientras que, en la facultad de Ciencias esta asignatura se pondera con un 25%, con excepción de los programas de matemáticas que le dan un peso del 50%.

Tabla 10.

Puntajes Promedio SABER 11 por facultad y periodo

Facultad	Periodo	Puntaje promedio SABER 11 por área			
		Matemáticas	Lectura Crítica	Ciencias Naturales	Inglés
Ciencias	2017-1	71,68	65,39	68,51	64,85
	2017-2	65,55	62,25	65,68	60,25
	2018-1	72,27	66,31	68,30	64,81
	2018-2	68,52	64,40	65,66	59,68
	2019-1	75,33	70,17	71,37	70,26
Mecánicas	2017-1	77,21	70,29	73,50	73,90
	2017-2	71,88	67,09	69,70	66,46
	2018-1	76,57	70,81	73,38	72,68
	2018-2	73,08	68,40	70,26	67,32
	2019-1	77,44	71,40	72,97	72,49
Químicas	2017-1	74,82	68,71	71,82	70,13
	2017-2	68,71	65,29	68,81	65,16
	2018-1	73,59	68,90	70,85	70,08
	2018-2	70,36	66,79	68,26	65,16
	2019-1	74,09	69,86	71,69	69,76

En la Tabla 10 podemos ver que en general los mejores puntajes de ingreso, en el área de matemáticas de las pruebas Saber 11, con excepción de 2017-2 en donde los puntajes más altos estuvieron en el área de Ciencias Naturales.

Por otra parte, también se observa que en la facultad de Fisicomecánicas se presentan los estudiantes con mejores resultados en las pruebas Saber 11 en cada una de las cohortes, seguida de Fisicoquímicas y finalmente Ciencias.

Del mismo modo se aprecia que los estudiantes que ingresan a primer nivel en las primeras cohortes de cada año tienen mejores puntajes, dato que coincide con el desempeño observado en los estadísticos descriptivos para el promedio ponderado de los estudiantes nuevos que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 (Tabla 3).

5.1.8 Caracterización de riesgo. La Universidad Industrial de Santander ha diseñado un sistema de información que permite caracterizar al estudiante, en niveles de alto, medio y bajo riesgo de deserción, al momento de ingreso a la universidad, generando una valoración integral de este en las dimensiones: Socioeconómica, Salud, Académico y Cognitiva. En esta sección se presenta el análisis descriptivo de acuerdo a dicha categorización de riesgo por cohorte y por facultad.

Tabla 11.

Cohortes por nivel de riesgo

Cohorte	Riesgo	Dimensión				
		Social	Económica	Salud	Académica	Cognitiva
2017-1	Alto	4%	7%	1%	53%	24%
	Medio	17%	0%	89%	23%	56%
	Bajo	69%	92%	0%	7%	13%
	N.C.	10%	1%	10%	17%	7%
2017-2	Alto	4%	18%	1%	6%	41%
	Medio	15%	0%	82%	65%	46%
	Bajo	64%	82%	0%	16%	3%
	N.C.	17%	1%	18%	12%	9%

Tabla 11. (Continuación)

Cohorte	Riesgo	Dimensión				
		Social	Económica	Salud	Académica	Cognitiva
2018-1	Alto	4%	20%	0%	4%	18%
	Medio	13%	0%	75%	48%	47%
	Bajo	58%	79%	0%	32%	10%
	N.C.	24%	1%	24%	17%	25%
2018-2	Alto	6%	26%	1%	8%	43%
	Medio	15%	0%	86%	70%	40%
	Bajo	66%	72%	0%	9%	4%
	N.C.	13%	2%	14%	14%	12%
2019-1	Alto	7%	23%	2%	7%	33%
	Medio	16%	0%	78%	2%	2%
	Bajo	57%	76%	0%	1%	1%
	N.C.	20%	1%	21%	90%	64%

N.C. = No Categorizado

De acuerdo a lo presentado en la Tabla 11, los mayores porcentajes de riesgo alto se dieron en la dimensión académica para la cohorte 2017-1 (53%), económica para la cohorte 2018-1 (20%) y cognitivo para las cohortes 2017-2 (41%), 2018-2 (43%) y 2019-1 (33%).

En promedio, en las cohortes observadas el 80% de los estudiantes están categorizados como de riesgo medio en la dimensión salud, llama la atención este porcentaje tan elevado. El riesgo bajo se presentan con mayor participación porcentual en las dimensiones social y económica.

El alto porcentaje de N.C. en las dimensiones académica y cognitiva se debe a la reasignación de cupos que se hizo en este semestre, y para la cual a los estudiantes reasignados no se les alcanzo hacer la respectiva categorización.

5.1.8.1 Caracterización de riesgo por facultad: La Figura 8 nos presenta a los estudiantes categorizados en condición de riesgo de la facultad de Ciencias.

Las dimensiones con un mayor porcentaje de estudiantes en alto riesgo de deserción son la cognitiva (38%), económica (30%) y académica (12%).

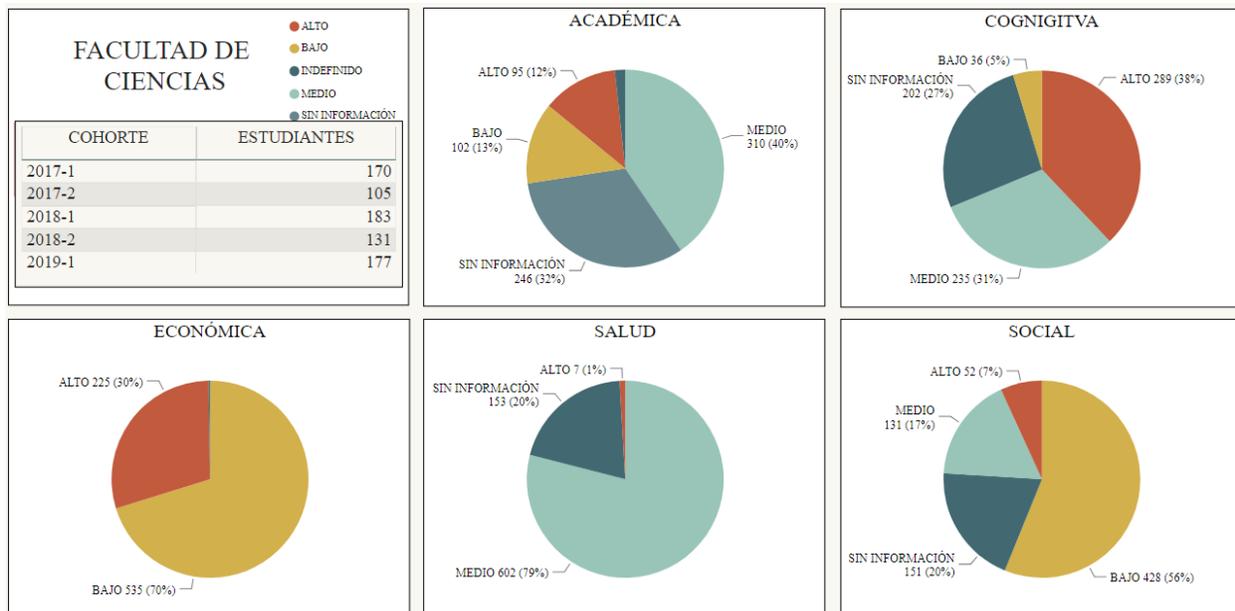


Figura 8. Condición de riesgo de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en la facultad de Ciencias

El riesgo medio es mayor en la dimensión de salud (79%), seguido por la dimensión académica (40%), cognitiva 31%, y por último la dimensión social (17%).

Las dimensiones con mayor porcentaje de estudiantes caracterizados como de riesgo bajo son la económica (70%) y la social (56%).

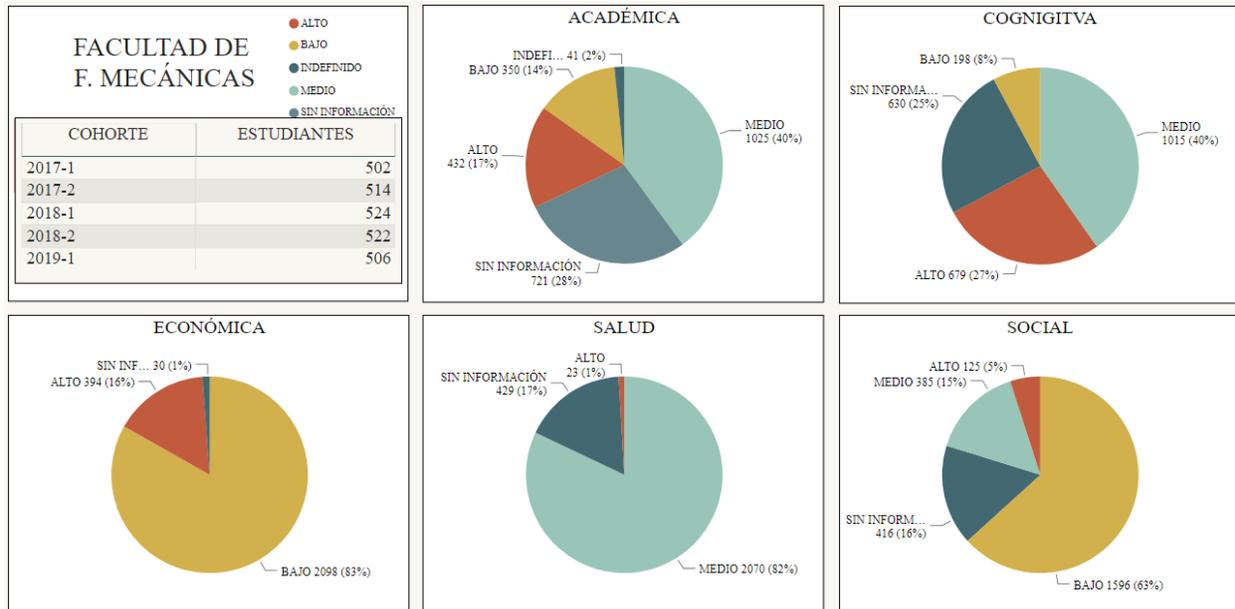


Figura 9. Condición de riesgo de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en la facultad de Ingenierías Fisicomecánicas

Con respecto a la facultad de Ingenierías Fisicomecánicas en la Figura 9 podemos ver que el riesgo alto se presenta principalmente en la dimensión cognitiva (27%), económica (17%) y académica (16%).

En esta facultad existe un mayor número de estudiantes caracterizados en riesgo medio, principalmente en las dimensiones de salud (82%), seguido por la dimensión académica (40%), cognitiva (40%).

En riesgo bajo las dimensiones con mayor porcentaje de estudiantes son la económica (83%) y la social (63%).

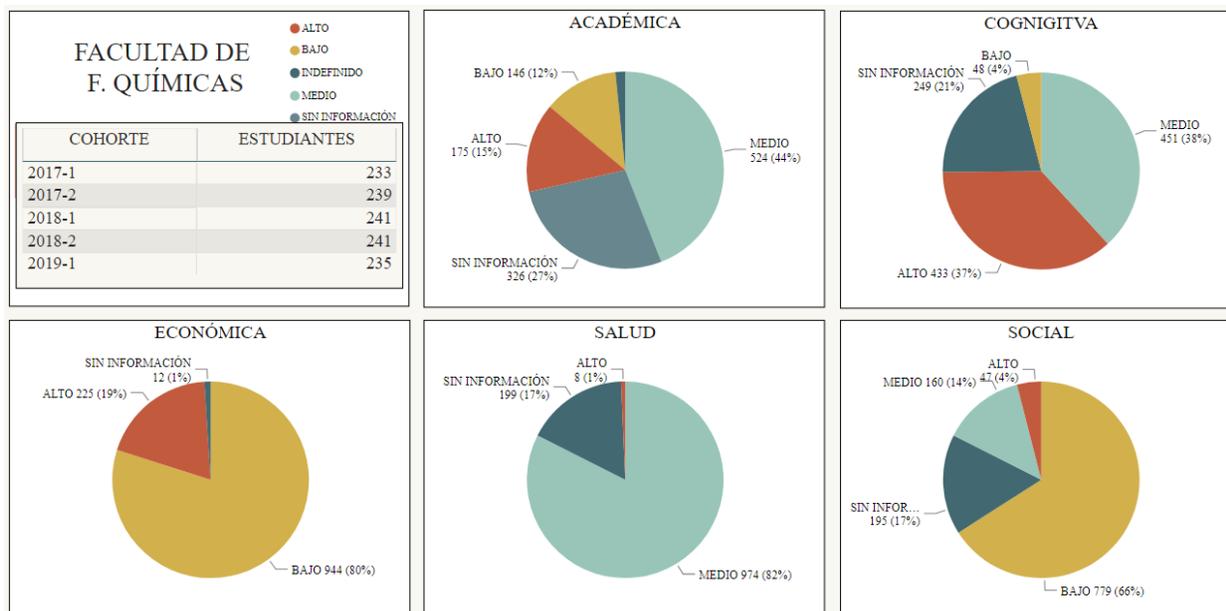


Figura 10. Condición de riesgo de los estudiantes que ingresaron entre 2017-1 y 2019-1 en la facultad de Ingenierías Físicoquímicas

La facultad de Ingenierías Físicoquímicas, tal como se observa en la Figura 10, presenta, al igual que las otras facultades, los mayores porcentajes de estudiantes en riesgo alto en la dimensión cognitiva (37%), económica (19%) y académica (15%). El riesgo medio sigue siendo el de mayor participación en las dimensiones de salud (82%), seguido por la dimensión académica (44%), cognitiva (38%).

En riesgo bajo las dimensiones con mayor porcentaje de estudiantes son la económica (80%) y la social (66%).

En conclusión, de este apartado, las dimensiones de mayor riesgo de deserción (alto) son la académica y la cognitiva, por otra parte, llama la atención el porcentaje tan alto de estudiantes categorizados como de riesgo medio en la dimensión salud. De acuerdo a la categorización realizada, las dimensiones socioeconómicas son la que presentan un menor riesgo de deserción.

5.1.9 Beneficiarios del programa SEA. El objetivo general de este estudio se centra en realizar la evaluación del impacto del programa SEA en el desempeño de los estudiantes de Ciencias e Ingeniería para las asignaturas de matemáticas (álgebra, cálculos, y ecuaciones diferenciales) en el período 2017-2019.

La Universidad Industrial de Santander - UIS, integró los esfuerzos que durante los últimos años han llevado a cabo diferentes personas y Unidades Académicas y Administrativas, enfocados a garantizar la permanencia en la universidad y la culminación de los procesos de formación de los estudiantes en los tiempos establecidos.

Es así como en el año 2013 nace el Sistema de Apoyo a la Excelencia Académica de los Estudiantes de la UIS – SEA, el cual contempla programas y estrategias desarrolladas por diferentes unidades académicas y lideradas por la Vicerrectoría Académica, en donde el estudiante es el protagonista.

El SEA tiene una concepción integral porque aborda diferentes dimensiones y reconoce que el rendimiento académico de los estudiantes está influenciado por una multiplicidad de variables sociales, económicas, académicas, cognitivas y de salud, lo cual implica llevar a cabo estrategias de acompañamiento multidimensionales.

Dentro del SEA existen subprogramas como el ASAE, que es un programa de la Escuela de Matemáticas que brinda Atención, Seguimiento y Acompañamiento a estudiantes que cursan asignaturas del área de matemáticas. MIDAS que es un modelo de intervención académica para estudiantes del ciclo básico de ingeniería y ciencias, el cual mediante tutorías y monitorias favorece un cambio en la cultura de estudio mediante la aplicación de estrategias como el aprendizaje colaborativo y el aprender a aprender. PAMRA es un programa educativo preventivo de la División de Bienestar Universitario desarrollado desde hace 17 años, para apoyar el proceso de

formación integral del estudiante UIS y contribuir a superar las dificultades relacionadas con el rendimiento académico. Los estudiantes que fueron reportados como inscritos en la base de datos de beneficiarios del SEA, en los programas anteriormente mencionados, pero que totalizaron cero horas en el programa se excluyeron ya que no tuvieron ningún contacto con el programa.

A continuación, se presenta la participación porcentual estudiantes de cada cohorte y facultad que han sido beneficiarios del SEA.

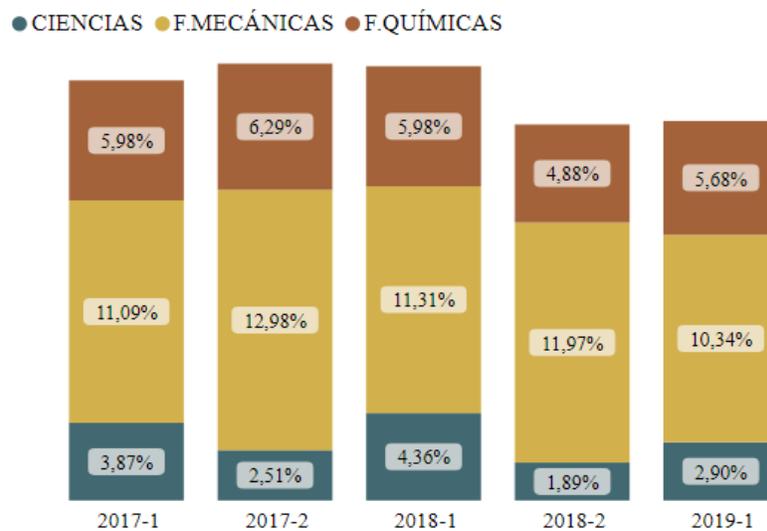


Figura 11. Estudiantes beneficiarios SEA por cohorte y Facultad

La Figura 11 nos muestra que las cohortes con mayor participación en el SEA, a través de los beneficios que ofrece en las asignaturas de matemáticas (Cálculos, álgebra y ecuaciones diferenciales) son 2017-2 y 2018-1 con aproximadamente el 22% de sus estudiantes.

Con respecto a las facultades, se observa que, la de mayor participación porcentual con estudiantes beneficiados es Fisicomecánicas, seguida de Fisicoquímicas y finalmente Ciencias. La

relación de beneficiarios de cada facultad con respecto al ingreso en su facultad es en promedio del 3% en el caso de Ciencias, 11.5% en Fisicomecánicas y el 5.8% en Fisicoquímicas.

A continuación, en la Tabla 12 se presenta el número de horas, por asignatura, tomadas por los estudiantes beneficiarios del SEA de las cohortes 2017-1 al 2019-1.

Tabla 12.

Número de horas por asignatura y beneficiarios.

Asignaturas	Horas	Estudiantes	Promedio
Álgebra Lineal	10.743	1.361	8
Cálculo I	20.311	1.721	12
Cálculo II	6.888	765	9
Cálculo III	2.247	321	7
Ecuaciones diferenciales	900	121	7

Según la Tabla 12 la asignatura de mayor demanda por parte de los estudiantes es la de Cálculo 1, esta asignatura ha sido vista por 1.721 estudiantes beneficiarios del SEA con un total de 20.311 horas, lo que da un promedio de 12 horas por estudiante. Las asignaturas de menor intensidad horaria son las de Cálculo 3 y Ecuaciones Diferenciales con 7 horas en promedio por estudiante.

De acuerdo al pensum académico las asignaturas de Cálculo 3 y Ecuaciones diferenciales se cursan en tercer y cuarto semestre previa aprobación de los cálculos 1 y 2, por lo que, en este caso, estas asignaturas solo pueden haber sido cursadas por las cohortes 2017-1, 2017-2 (Cálculo 3 y Ecuaciones diferenciales) y 2018-1 (Cálculo 3) tal y como se muestra en la siguiente tabla.

Tabla 13.

Número de horas por asignatura, beneficiarios y cohorte.

Cohorte	Asignatura	Horas	Estudiantes	Promedio
2017-1	Álgebra Lineal	2.017	245	8
	Cálculo I	2.979	306	10
	Cálculo II	1.667	188	9
	Cálculo III	865	121	7
	Ecuaciones Diferenciales	467	64	7
2017-2	Álgebra Lineal	2.097	245	9
	Cálculo I	6.135	480	13
	Cálculo II	2.585	250	10
	Cálculo III	890	118	8
	Ecuaciones Diferenciales	266	39	7
2018-1	Álgebra Lineal	2.763	316	9
	Cálculo I	4.441	336	13
	Cálculo II	1.553	183	8
	Cálculo III	409	68	6
	Ecuaciones Diferenciales	72	11	7
2018-2	Álgebra Lineal	2.190	275	8
	Cálculo I	3.614	294	12
	Cálculo II	724	101	7
	Cálculo III	65	10	7
	Ecuaciones Diferenciales	72	5	14
2019-1	Álgebra Lineal	1.675	280	6
	Cálculo I	3.148	305	10
	Cálculo II	356	43	8
	Cálculo III	17	4	4
	Ecuaciones Diferenciales	22	2	11

En la Tabla 13 podemos ver como el número de asistentes por asignaturas, así como las horas promedio, en todas las cohortes. Se observa que Cálculo 1 es la asignatura de mayor demanda en cada una de las cohortes en el SEA y a su vez la de mayor promedio de horas por estudiante, seguida de Cálculo 2, álgebra lineal, Cálculo 3 y finalmente Ecuaciones Diferenciales.

Las asignaturas de cálculo son materias secuenciales en el ciclo básico (requisito cada una de la siguiente), lo que explica la disminución en el número de estudiantes en la medida que se avanza.

Tabla 14.

Número de horas por asignatura, beneficiarios y facultad.

Facultad	Asignatura	Horas	Estudiantes	Promedio
Ciencias	Álgebra Lineal	1.330	209	6
	Cálculo 1	3.021	256	12
	Cálculo 2	846	83	10
	Cálculo 3	422	57	7
	Ecuaciones Diferenciales	120	18	7
F. Mecánicas	Álgebra Lineal	7.062	781	9
	Cálculo 1	10.497	912	12
	Cálculo 2	3.446	411	8
	Cálculo 3	1.033	161	6
	Ecuaciones Diferenciales	566	72	8
F. Químicas	Álgebra Lineal	2.352	371	6
	Cálculo 1	6.793	553	12
	Cálculo 2	2.596	271	10
	Cálculo 3	792	103	8
	Ecuaciones Diferenciales	215	31	7

Como lo muestra la Tabla 14 en general en todas las facultades las asignaturas con mayor número de beneficiarios son las de Cálculo 1 y Cálculo 2 al igual que las de mayor promedio de horas, también es evidente la disminución de cobertura del SEA en las asignaturas de semestres más avanzados como es el caso de Cálculo 3 y Ecuaciones Diferenciales que presentaron en promedio, de las tres facultades, 107 y 40 beneficiarios respectivamente.

En la Tabla 15 se muestra la distribución de horas en cada subprograma del SEA por cohorte. Se puede observar que el programa MIDAS concentra el mayor porcentaje de horas de beneficio respecto al total de horas (51%), seguido del ASAE (36%) y PAMRA (14%).

Tabla 15.

Número de horas por subprograma y cohorte.

Cohorte	Horas Midas	Horas Asae	Horas Pamra	Total Horas
2017-1	4.019	2.991	986	7.996
2017-2	7.506	3.002	1.467	11.975
2018-1	5.420	2.833	986	9.239
2018-2	2.762	3.002	896	6.660
2019-1	1.269	3.084	868	5.221
Total Horas	20.975	14.911	5.203	41.089
%	51%	36%	14%	

Las diferencias presentadas con respecto a la cobertura de los programas pueden estar explicadas por el enfoque específico de cada subprograma.

5.2 Evaluación de impacto del programa SEA

En esta sección se presentan las técnicas de pareamiento y diferencias en diferencias que fueron utilizadas para evaluar el impacto del programa SEA sobre el desempeño académico de los estudiantes de Ciencias e Ingenierías de la Universidad Industrial de Santander en las asignaturas de matemáticas.

En esta parte se realiza el análisis de los estudiantes de cada una de las cohortes en los cálculos (I, II y III), álgebra y ecuaciones diferenciales con respecto a las horas de beneficio en el SEA. La técnica de pareamiento se empleó en los estudiantes que cursaron la materia por primera vez y la técnica de diferencias en diferencias para los estudiantes que la cursaron dos veces, es decir los repitentes.

Para el uso de la técnica de pareamiento, se tomó la metodología propuesta por Ramos y Osorio (2019), en donde se consideraron los estudiantes con información completa (aquellos estudiantes que no tenían la información completa de todas las variables no fueron tenidos en cuenta en el estudio) en las siguientes co-variables: la facultad, el sexo, los resultados de las pruebas SABER 11 más influyentes en el desempeño académico (Matemática, Ciencias Naturales, Lectura Crítica e Inglés) y el riesgo en las 5 dimensiones consideradas por el programa SEA (económica, social, salud, académica y cognitiva). Estas co-variables se emplean en la construcción del modelo de regresión logística necesario para estimar la propensión a participar del programa SEA en cada asignatura, requerida para el uso de la técnica de pareamiento. Cada modelo de propensión fue mejorado, eliminando las variables menos significativas desde el punto de vista estadístico, empleado el algoritmo de regresión por pasos, basado en el criterio de información de Akaike (AIC) como medida de calidad relativa del modelo. La técnica de pareamiento finaliza con la

evaluación del impacto del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibidas por el estudiante para cada asignatura en el semestre. Al final de cada sección se presentan los resultados del uso de la técnica de diferencias en diferencias sobre los repitentes de cada asignatura.

La técnica de diferencias en diferencias fue utilizada solo en los estudiantes repitentes de cada asignatura, dado que la línea base requerida es la nota final obtenida la primera vez que se realizó el curso.

5.2.1 Impacto cohorte 2017-1. En esta sección se presenta el análisis sobre el impacto del programa SEA, sobre el rendimiento de los estudiantes en cálculo I, álgebra lineal, cálculo II, cálculo III, y ecuaciones diferenciales.

5.2.1.1 Impacto del SEA sobre Cálculo I. Cohorte 2017-1: Con la información actualizada a diciembre de 2019 y generada por la Vicerrectoría Académica se encontró que, de los 905 estudiantes de esta cohorte que ingresaron a los programas de Ciencias e Ingenierías, 644 (71%) contaban con la información completa. Anteriormente se mencionó que la técnica de pareamiento exige que todos los estudiantes objeto de estudio tengan toda la información para hacer la comparación entre los grupos, en este caso, de beneficiarios SEA y los no beneficiarios. La técnica de pareamiento busca para cada estudiante beneficiado el estudiante más parecido en el grupo de estudiantes no beneficiados, haciendo el diseño balanceado y asegurando que las diferencias encontradas realmente se puedan atribuir al efecto del programa SEA y no a otros factores.

Es claro que el efecto del programa SEA depende del número de horas de beneficio recibidas en el semestre y por tanto se espera que los estudiantes que recibieron más horas de beneficio obtengan una nota mayor que los que recibieron menos horas. Debido a que el semestre académico

tiene una duración de 16 semanas en promedio, y teniendo en cuenta en algunos casos existe una cantidad reducida de estudiantes que recibieron beneficio, se consideraron categorías con intervalos de 8 horas para evaluar el impacto en la nota en función del número de horas de beneficio recibidos:

La Figura 12 nos presenta el número de estudiantes de la cohorte 2017-1 beneficiarios del programa SEA agrupados por el número de horas de beneficio obtenidas en el programa. El valor que aparece en negro al interior de la barra corresponde al número de beneficiarios en la categoría correspondiente, mientras que el dato que está en la parte externa de color rojo corresponde al valor acumulado. Esta cohorte tuvo un total de 201 beneficiarios en la asignatura de cálculo I, la mayor parte de los estudiantes (111) entre 1 y 7 horas de beneficio en el semestre, 16 estudiantes de esta cohorte recibieron más 31 horas de tutoría en los diferentes programas del SEA.

El número de estudiantes beneficiarios y su nota promedio en cálculo I se presentan agrupados por horas de beneficio en la Tabla 16

Tabla 16.

Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para cálculo I. 1ª cohorte de 2017.

	Beneficiarios	Promedio. notas
(0, 7]	111	2.71
(7, 15]	28	2.90
(15, 23]	19	3.08
(23, 31]	27	3.29
(31, 39]	12	2.41
(39, 47]	2	2.30
(47, 55]	1	2.80
(55, 63]	0	0
(63, 71]	0	0
(71, 79]	0	0
(79, 87]	0	0
(87, 95]	1	2.41

El uso de la técnica de pareamiento se dificulta cuando existe una baja cantidad de estudiantes, es por esto que debido a que tan solo se encontraron 4 estudiantes después de 39 horas de beneficio, estos estudiantes se fusionaron en una última categoría con un rango más amplio de horas de beneficio.¹ Por otra parte, también se observa una disminución en el promedio después de 23 horas de beneficio.

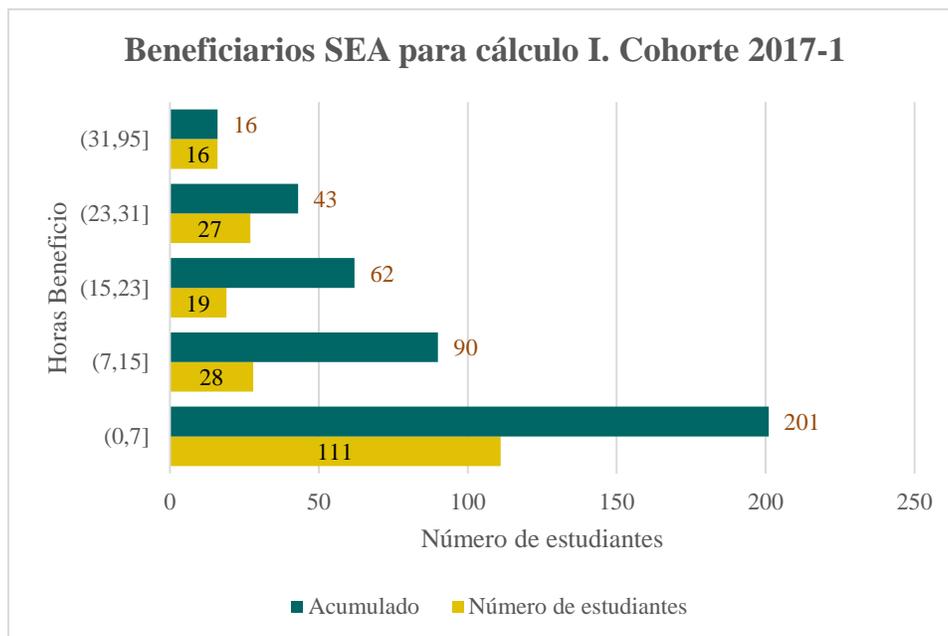


Figura 12. Beneficios del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2017.

La primera parte de este análisis se identifican los estudiantes que recibieron al menos 1 beneficio, 201 estudiantes que se presentaron en la Figura 12. Posteriormente se realiza un análisis de sensibilidad en el cual se determina el impacto en función del número de horas de beneficio recibidas en el semestre.

¹ En adelante se fusionan categorías contiguas de menos de 5 estudiantes debido a las dificultades del uso de la técnica de pareamiento en categorías con poco número de estudiantes

En la Tabla 17 se muestra un comparativo del grupo de estudiantes de la cohorte 2017-1 beneficiarios y no beneficiarios del SEA en la asignatura de cálculo I. De la anterior tabla se destacan los siguientes aspectos comparativos, la relación de estudiantes es 2 a 1 entre los No beneficiarios y Beneficiarios, la nota promedio de los estudiantes beneficiarios es mayor en 0.08 unidades sin ser significativa estadísticamente, la única diferencia significativa es el género.

Tabla 17.

Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2017

	No Beneficiario	Beneficiario	Valor p
n	443	201	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
Nota (mean (SD))	2.83 (0.99)	2.91 (0.81)	0.318
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	11.83 (12.67)	<0.001
Prog (%)			0.020
C	59 (13.3)	16 (8.0)	
FM	278 (62.8)	119 (59.2)	
FQ	106 (23.9)	66 (32.8)	
Edad (mean (SD))	18.18 (2.02)	17.76 (0.89)	0.005
Genero = MUJER (%)	124 (28.0)	86 (42.8)	<0.001
Matemática (mean (SD))	76.50 (6.96)	75.42 (5.92)	0.057
Lenguaje (mean (SD))	69.32 (6.13)	69.53 (6.25)	0.680
Inglés (mean (SD))	72.30 (11.12)	72.33 (10.07)	0.978
Ciencias Naturales (mean (SD))	72.72 (5.69)	72.34 (4.91)	0.417
Riesgo Económico = BAJO (%)	417 (94.1)	182 (90.5)	0.137
Riesgo Social (%)			0.167
ALTO	23 (5.2)	6 (3.0)	
BAJO	333 (75.2)	164 (81.6)	
MEDIO	87 (19.6)	31 (15.4)	
Riesgo Salud = MEDIO (%)	439 (99.1)	200 (99.5)	0.953
Riesgo Académico (%)			0.595
ALTO	287 (64.8)	134 (66.7)	
BAJO	31 (7.0)	17 (8.5)	
MEDIO	125 (28.2)	50 (24.9)	
Riesgo Cognitiva (%)			0.087
ALTO	99 (22.3)	46 (22.9)	
BAJO	73 (16.5)	20 (10.0)	
MEDIO	271 (61.2)	135 (67.2)	
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	443 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	111 (55.2)	
(7, 15]	0 (0.0)	28 (13.9)	
(15, 23]	0 (0.0)	19 (9.5)	
(23, 31]	0 (0.0)	27 (13.4)	
(31, 95]	0 (0.0)	16 (8.0)	

Con todas las co-variables se construyó el modelo de regresión logística necesario para estimar la propensión a participar del programa SEA requerido para el uso de la técnica de pareamiento. La Tabla 18 nos muestra en la parte superior la fórmula con las variables involucradas en la construcción del modelo y en la parte inferior se aprecian los estimados del modelo con la prueba de significancia correspondiente; se destaca que las dos variables más significativas, desde el punto de vista estadístico, fueron el género (valor $p = 0.000645$) seguido de la facultad de Fisicoquímicas (valor $p = 0.001718$), la edad (valor $p = 0.003736$) y finalmente Fisicomecánicas (valor $p = 0.008887$), las demás variables no resultaron significativas en el modelo de propensión al 5% de significancia.

Tabla 18.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2017 (Modelo Completo.)

```
Call:
glm(formula = Beneficio ~ . - Nota - Horas - Ben, family = binomial, data = Datos.Evaluacion2)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.5466 -0.8765 -0.6816  1.2280  2.1739

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    4.458279    2.472110    1.803 0.071321 .
ProgFM          0.947876    0.362286    2.616 0.008887 **
ProgFQ          1.128942    0.360101    3.135 0.001718 **
Edad           -0.244641    0.084370   -2.900 0.003736 **
GeneroMUJER    0.668285    0.195874    3.412 0.000645 ***
Matematica     -0.021667    0.016828   -1.288 0.197898
Lenguaje       -0.005222    0.017250   -0.303 0.762088
Inglés         -0.006297    0.010332   -0.610 0.542184
Ciencias_Naturales -0.002972    0.020866   -0.142 0.886738
Riesgo_EconomicoBAJO -0.684505    0.352839   -1.940 0.052381 .
Riesgo_SocialBAJO  0.518620    0.487685    1.063 0.287586
Riesgo_SocialMEDIO  0.292670    0.524792    0.558 0.577057
Riesgo_SaludMEDIO  0.987018    1.162382    0.849 0.395807
Riesgo_AcademicoBAJO  0.055518    0.375594    0.148 0.882489
Riesgo_AcademicoMEDIO -0.326205    0.214310   -1.522 0.127980
Riesgo_CognitivoBAJO -0.476253    0.349618   -1.362 0.173133
Riesgo_CognitivoMEDIO  0.031004    0.238251    0.130 0.896463
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 799.56 on 643 degrees of freedom
Residual deviance: 750.28 on 627 degrees of freedom
AIC: 784.28
```

Siguiendo con el modelo planteado por Ramos & Osorio (2019) se empleó el algoritmo de regresión por pasos basado en el estadístico de Akaike (AIC) para determinar el mejor modelo de propensión que incluya el grupo de variables que produce al estadístico AIC más bajo²; el resumen del modelo de regresión logística depurado, para estimar los puntajes de propensión o la probabilidad de que un estudiante participe en las tutorías de cálculo I, ofrecidas por el programa SEA.

Tabla 19.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado)

```

Call:
glm(formula = Beneficio ~ Prog + Edad + Genero + Matematica + Riesgo_Economica, family =
binomial, data = Datos.Evaluacion2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.4476 -0.8662 -0.7169  1.2544  2.0602

Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)         5.19008    1.88223   2.757 0.005826 **
ProgFM              0.88998    0.33444   2.661 0.007788 **
ProgFQ             1.08608    0.34147   3.181 0.001469 **
Edad               -0.23321    0.08225  -2.835 0.004580 **
GeneroMUJER        0.64478    0.18370   3.510 0.000448 ***
Matematica         -0.02963    0.01450  -2.043 0.041025 *
Riesgo_EconomicaBAJO -0.68038    0.34204  -1.989 0.046683 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 799.56 on 643 degrees of freedom
Residual deviance: 759.31 on 637 degrees of freedom
AIC: 773.31

Number of Fisher Scoring iterations: 6

```

² Dado un conjunto de modelos candidatos, el modelo preferido es el que tiene el valor mínimo en el AIC. Por lo tanto AIC no sólo recompensa la bondad de ajuste, sino también incluye una penalidad, que es una función creciente del número de parámetros estimados, lo que desalienta el sobreajuste del modelo. (Wikipedia, La enciclopedia libre, 2017)

El modelo de propensión depurado que se presenta en la Tabla 19 nos muestra que las variables más significativas fueron el género, las facultades, el puntaje obtenido en matemáticas en las pruebas Saber 11 y el Riesgo Económico Bajo.

A continuación, se presenta de manera gráfica el pareamiento por puntajes de propensión para cálculo I.

La Figura 13a presenta a través de un gráfico de densidad, los resultados del pareamiento, en el rango común se observa una distribución razonable. Se puede identificar un estudiante con puntaje de propensión muy alto para el cual no existe pareja con puntaje de propensión similar.

El diagrama de puntos de la Figura 13b permite visualizar en la parte superior derecha el estudiante con beneficio del SEA que no pudieron ser pareado debido a que se encuentra por fuera del rango común. En el medio se muestran las figuras con la información de los estudiantes beneficiarios del programa SEA en cálculo I y su contraparte pareja que no recibió el beneficio; 200 estudiantes de los 201 que recibieron beneficio del programa SEA en cálculo I pudieron ser pareados con estudiantes que no recibieron beneficios, dejando 1 estudiantes sin pareamiento. La parte inferior muestra los estudiantes sin beneficio que no fueron empleados en el pareamiento.

Finalmente, la Figura 13c a través de histogramas se pueden observar los puntajes de propensión para el grupo de beneficiados (superior) o no beneficiados (inferior) antes (izquierda) y después del pareamiento (derecha).

Se aprecia que la distribución antes del pareamiento, izquierda, es diferente entre beneficiados y no beneficiados debido a la heterogeneidad de los dos grupos, mientras que los de la derecha, después del pareamiento, son muy similares indicando un pareamiento satisfactorio.

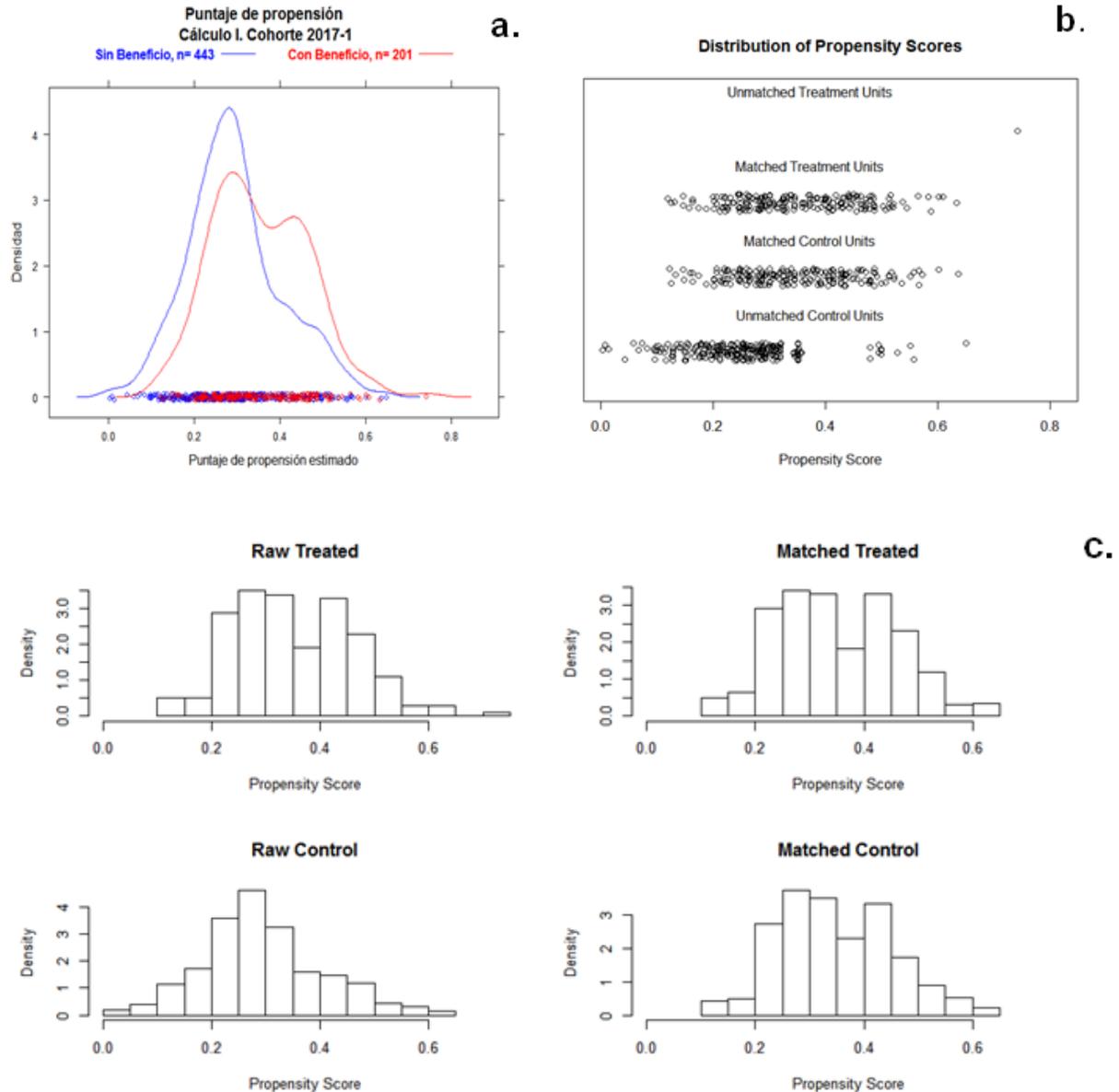


Figura 13. Pareamiento por puntajes de propensión para cálculo I. 1ª cohorte de 2017

La Tabla 20 resume los resultados el pareamiento entre los estudiantes beneficiarios del programa SEA de la cohorte 2017-1 en la asignatura de cálculo I y los no beneficiarios. Se observa que se descartó un estudiante del grupo de beneficiarios y 20 del grupo de no beneficiarios o grupo de control.

Tabla 20.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017

	Control	Treated
All	443	201
Matched	200	200
Unmatched	223	0
Discarded	20	1

La evidencia que arroja la información gráfica y numérica permite concluir que el pareamiento fue satisfactorio con un estudiante beneficiado excluido del pareamiento por estar fuera del rango común y una distribución similar de los puntajes de propensión, lo que garantiza la formación de grupos homogéneos y estimaciones apropiadas del contrafactual de cada estudiante beneficiado.

La Tabla 21 presenta la comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017. Se nota un aumento de casi una décima en la nota promedio en el grupo de beneficiarios, sin que este sea significativo estadísticamente (valor $p = 0.294$). La tabla presenta para cada una de las variables cuantitativas información sobre la media, desviación y el valor p de la prueba de comparación entre el grupo de 200 estudiantes beneficiados y 200 parejas no beneficiados, por su parte, en las variables cualitativas se aprecia la cantidad de estudiantes y su porcentaje con respecto al total.

Tabla 21.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017

	No Beneficiario	Beneficiario	Valor p
n	200	200	
Nota (mean (SD))	2.83 (0.94)	2.92 (0.81)	0.294
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	11.88 (12.68)	<0.001
Prog (%)			0.943
C	17 (8.5)	16 (8.0)	
FM	121 (60.5)	119 (59.5)	
FQ	62 (31.0)	65 (32.5)	
Edad (mean (SD))	17.85 (0.91)	17.77 (0.88)	0.342
Genero = MUJER (%)	90 (45.0)	85 (42.5)	0.687
Matemática (mean (SD))	75.38 (6.24)	75.44 (5.93)	0.915
Lenguaje (mean (SD))	69.66 (6.00)	69.53 (6.27)	0.832
Inglés (mean (SD))	73.05 (10.88)	72.36 (10.08)	0.514
Ciencias Naturales (mean (SD))	72.41 (5.50)	72.34 (4.92)	0.901
Riesgo Económico = BAJO (%)	183 (91.5)	182 (91.0)	1.000
Riesgo Social (%)			0.239
ALTO	8 (4.0)	6 (3.0)	
BAJO	149 (74.5)	163 (81.5)	
MEDIO	43 (21.5)	31 (15.5)	
Riesgo Salud = MEDIO (%)	198 (99.0)	199 (99.5)	1.000
Riesgo Académico (%)			0.263
ALTO	124 (62.0)	134 (67.0)	
BAJO	13 (6.5)	17 (8.5)	
MEDIO	63 (31.5)	49 (24.5)	
Riesgo Cognitiva (%)			0.455
ALTO	42 (21.0)	46 (23.0)	
BAJO	28 (14.0)	20 (10.0)	
MEDIO	130 (65.0)	134 (67.0)	
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	200 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	110 (55.0)	
(7, 15]	0 (0.0)	28 (14.0)	
(15, 23]	0 (0.0)	19 (9.5)	
(23, 31]	0 (0.0)	27 (13.5)	
(31, 95]	0 (0.0)	16 (8.0)	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
distance (mean (SD))	0.35 (0.10)	0.35 (0.11)	0.770
weights (mean (SD))	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	NaN

Called from: top level

En síntesis, se puede observar que el grupo de estudiantes beneficiados y no beneficiados después del pareamiento son bastante homogéneos, esto se refleja en la similitud en todas las variables consideradas aumentando la potencia estadística de la comparación. La última fila muestra el puntaje de propensión promedio de dos grupos, medida de la distancia global entre el grupo de beneficiados y no beneficiados del SEA, en la cual tampoco se encuentran diferencias significativas (valor $p = 0.770$).

La Figura 14 muestra el número de estudiantes agrupados por horas de beneficio, el impacto promedio en la nota y el valor p a través del cual se mide la significancia estadística al 5%. En la gráfica se aprecian tres valores distintos, en rojo los correspondientes al número de estudiantes en cada categoría, el p -valor que determina la significancia estadística y por último el impacto en el promedio de la nota sobre las horas de beneficio.

La información se presenta agrupada por el número de hora de beneficio, iniciando con $h > 0$ en donde se ubican los estudiantes que tuvieron, al menos, una hora de beneficio, la segunda categoría más de 7 horas de beneficio por semestre y las demás categorías se interpretan de la misma manera. La parte superior que se encuentra sobre línea puntuada de color azul representa el momento a partir del cual las horas de beneficio del programa SEA tienen impacto sobre la nota promedio, en el sentido de que el promedio de notas del grupo beneficiado es mayor que el de los no beneficiados.

Se observa que el impacto en el promedio de la nota sobre las horas de beneficio mejora en la medida que estas aumentan. La única diferencia significativa se presentó en los beneficiados que asistieron a más de 23 horas de tutoría (p -valor = 0.05). El mayor impacto es de 0.46 unidades sobre el promedio con más de 23 horas de beneficio, sin embargo, a partir de 31 horas de beneficio el impacto decae. En consecuencia, se deduce que el número de horas de tutoría “ideal” se mueve

entre 23 y 31 horas. La mayor significancia se dio precisamente en el caso de más de 23 horas de beneficio: 5%.

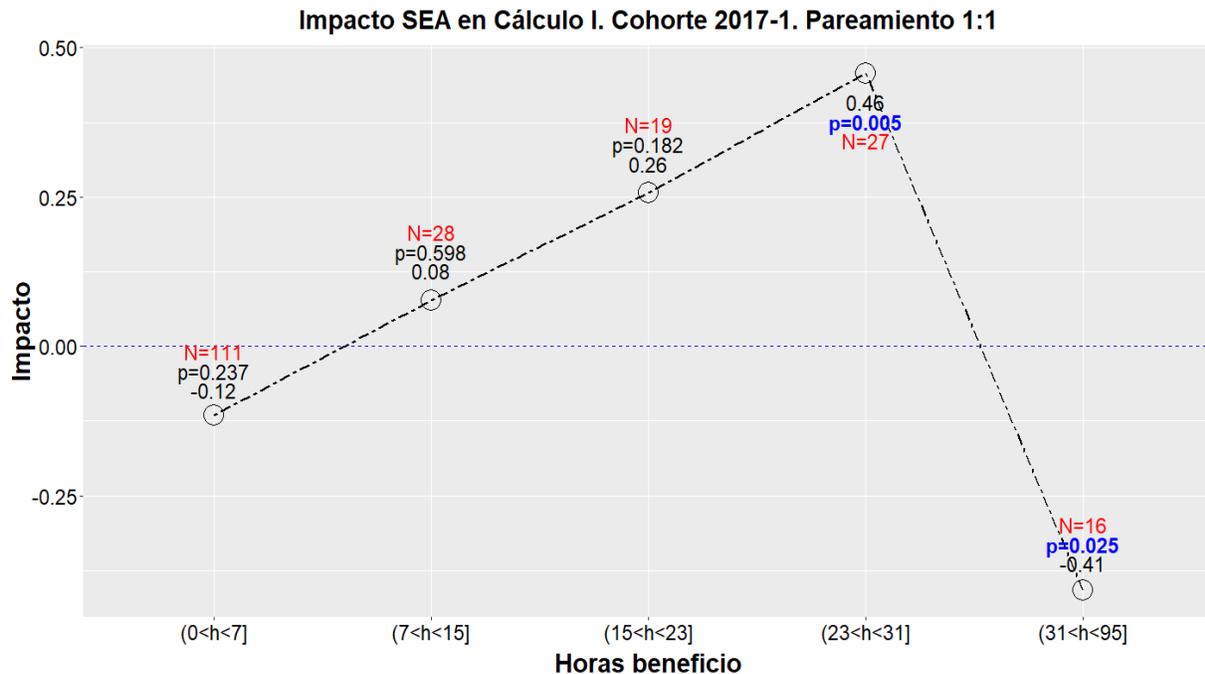


Figura 14. Impacto del programa SEA sobre cálculo I en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2017.

En síntesis, las diferencias en los promedios no explicables por azar solo se presentaron en los estudiantes beneficiados que asistieron entre 23 y 32 horas de tutoría. Sin embargo, es necesario tener en cuenta que la variabilidad aumenta con la cantidad de horas de beneficio recibidas debido a la disminución en el número de estudiantes.

5.2.1.2 Impacto del SEA sobre repitentes en cálculo I. Cohorte 2017-1: En esta sección se evaluará el impacto del programa SEA sobre los repitentes (por primera vez) de cálculo I y en las próximas secciones se realizará sobre las demás asignaturas de matemáticas para los estudiantes que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2017.

Para evaluar el impacto del programa SEA en los estudiantes que repitieron alguna de las asignaturas del ciclo básico de matemáticas (cálculos I, II y III, álgebra y ecuaciones diferenciales) se utilizó, sobre la información actualizada entregada por la Vicerrectoría Académica, la técnica de diferencias en diferencias. Esta técnica contrasta las diferencias en la nota de los estudiantes a lo largo del tiempo entre una población beneficiada del programa SEA y otra que no lo es.

Para aplicar la técnica de diferencias en diferencias sobre los repitentes se condicionó que el grupo de beneficiados haya recibido beneficios en alguno de los dos semestres que cursó la materia y el grupo de no beneficiados no haya recibido beneficio ninguno de los dos semestres.

En la primera cohorte 2017 ingresaron a los programas de ciencia e ingeniería 905 estudiantes de los cuales 271(30%) cursaron cálculo I dos veces: 163 sin beneficio del SEA y 108 con beneficio.

La Figura 15 muestra el uso del método de diferencias en diferencias para los estudiantes repitentes de cálculo I con al menos una hora de beneficio recibido en el semestre. El impacto del programa SEA en estudiantes repitentes de cálculo I se estima como la diferencia entre el cambio promedio en la nota del grupo de beneficiados (línea azul) y el cambio promedio en la nota de no beneficiados (línea roja). En la parte inferior derecha se relaciona el número de beneficiados y el rango de horas tomadas por estos. A su vez cada línea presenta la nota promedio obtenida la primera vez y la nota promedio alcanzada después de repetir la asignatura.

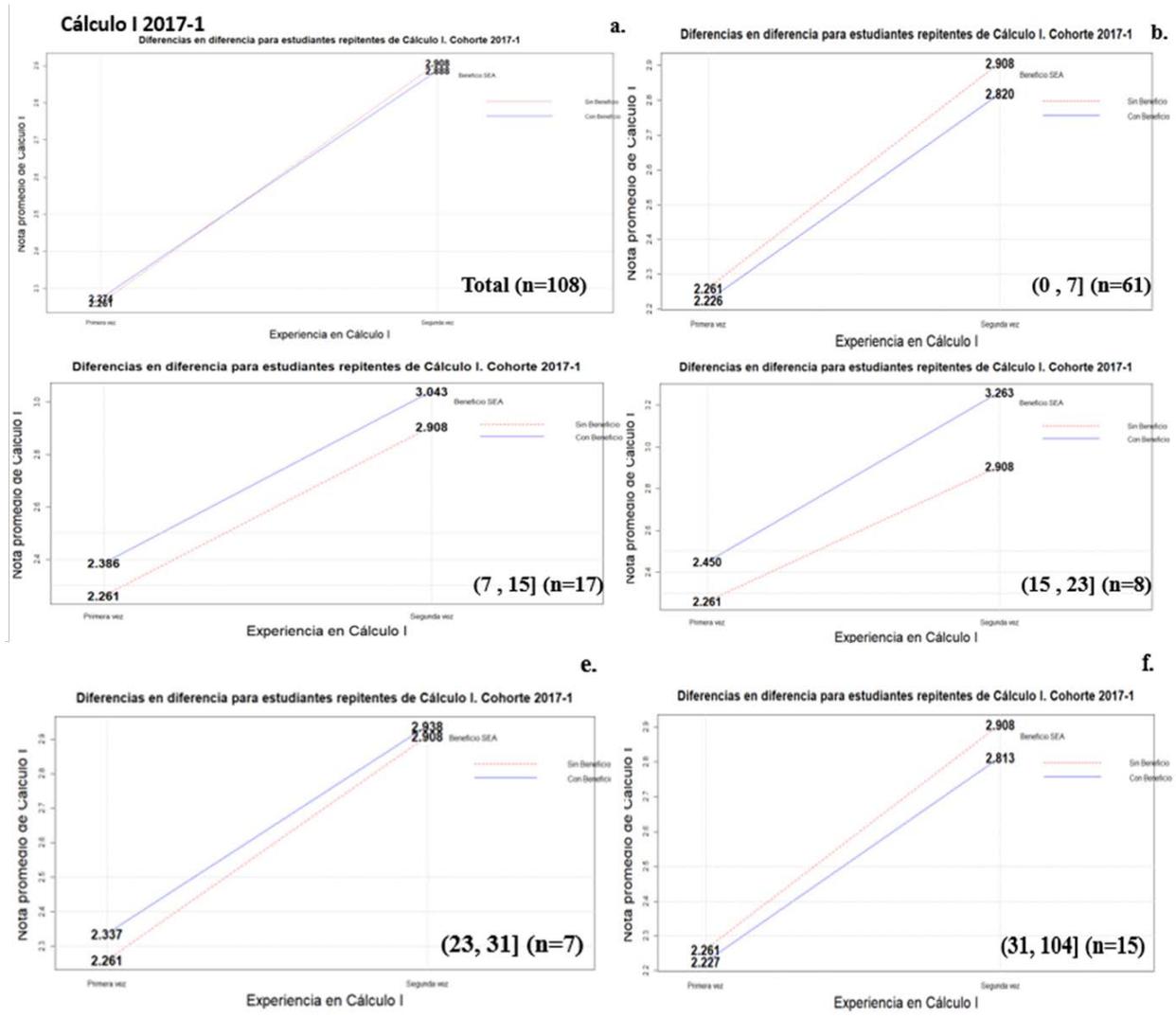


Figura 15. Diferencias en diferencias a repitentes en cálculo I. 1ª cohorte de 2017

En general el grupo tuvo de beneficiados repitentes de cálculo I tuvo una nota promedio inferior a la de los no beneficiados, $(2.888-2.274=0.614)$ vs el cambio promedio en la nota de no beneficiados $(2.908-2.261=0.647)$, es decir -0.033 $(0.614-0.647)$ unidades, Figura 15a. Sin embargo, los resultados de acuerdo al número de horas de beneficio permiten observar que tanto los estudiantes que toman pocas horas de beneficio, $(0, 7]$ Figura 15b, como los que toman muchas horas $(23, 31]$, Figura 15e y $(31, 104]$, Figura 15f, presentan una disminución en su nota promedio

con respecto al grupo de no beneficiados, -0.53, -0.46 y -0.061 unidades respectivamente. Por otra parte, los estudiantes beneficiados que toman entre (7, 15], Figura 15c, horas de beneficio presentan una pequeña mejoría frente a los no beneficiados 0.01 décimas. El mejor resultado se observa en el rango de estudiantes que toman entre (15, 23], Figura 15d, horas de beneficio, con 0.166 unidades. Al igual que lo observado en la técnica de pareamiento, este rango de horas de beneficio es el que presenta mejores resultados.

El estimador del impacto del programa SEA junto con la prueba estadística de nulidad se resume en la Tabla 22, la cual indica que el impacto no es significativo ni en el global, ni para ninguno de los diferentes rangos de horas de beneficio.

Tabla 22.

Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de cálculo I usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2017.

Horas	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
Todos	-0.03273688	0.10713553	-0.30556508	0.76005400
(0, 7]	-0.05318314	0.13379466	-0.39749825	0.69119110
(7, 15]	0.01051709	0.25345465	0.04149496	0.96692497
(15, 23]	0.1658742	0.3253828	0.5097819	0.6105370
(23, 31]	-0.04662577	0.32635754	-0.14286713	0.88648024
> 31	-0.0599591	0.2430342	-0.2467105	0.8052761

En síntesis, se puede decir que en el método de diferencias en diferencias arroja un impacto positivo, 0.166 unidades, en los estudiantes que están en el rango de (15, 23] horas de beneficio, sin llegar a ser significativo (valor $p = 0.61$) sobre la nota de los estudiantes repitentes de cálculo I que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2017.

5.2.1.3 Impacto del SEA sobre Álgebra Lineal. Cohorte 2017-1: De los 905 estudiantes de esta cohorte, 794 (88%) cursaron la asignatura de álgebra lineal, de estos últimos 641(81%) reportaron información completa. El número de estudiantes beneficiarios del SEA en esta asignatura y de esta cohorte fue de 187 como se puede ver en la Tabla 23.

Tabla 23.

Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para álgebra lineal. 1ª cohorte de 2017

	Beneficiarios	Promedio. notas
(0, 7]	117	3.13
(7, 15]	24	3.21
(15, 23]	26	3.75
(23, 31]	19	3.87
(31, 39]	0	0
(39, 47]	1	2.27

En el rango de (31,39] horas de beneficio no existen estudiantes y en rango de (39,47] horas tan solo hay uno, lo que hace que estas categorías se tengan que agrupar creando un nuevo rango de (23,47].

La Figura 16 nos presenta la distribución de los estudiantes beneficiarios por hora y su respectivo acumulado. Teniendo en cuenta la consideración anterior en la cual se menciona que la técnica de pareamiento se dificulta cuando existe una baja cantidad de estudiantes, se agrupó la última categoría.

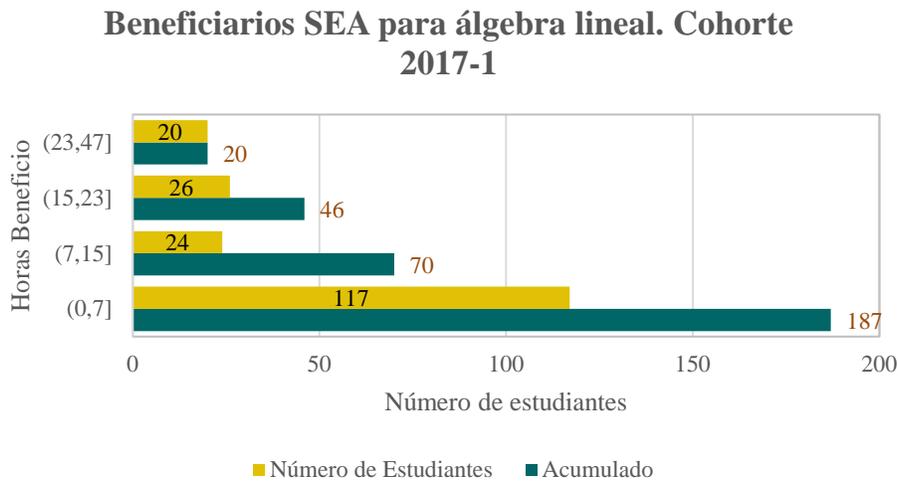


Figura 16. Beneficios del SEA en álgebra lineal. 1ª cohorte de 2017

La Tabla 24 presenta el comparativo entre el grupo de estudiantes beneficiados y no beneficiados del SEA en álgebra para la primera cohorte del 2017.

La nota promedio en álgebra en el grupo de los beneficiarios es prácticamente igual a la de los no beneficiarios, lo que muestra ausencia de impacto del programa SEA en esta asignatura. Se observan diferencias significativas en la edad (0.019), el género (0.017), los puntajes en inglés y ciencias naturales de las pruebas SABER 11 y el riesgo económico. El pareamiento utiliza técnicas estadísticas para construir el grupo de comparación posible sobre la base de características observables.

Tabla 24.

Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2017

	No Beneficiario	Beneficiario	p
n	454	187	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
Nota (mean (SD))	3.31 (0.86)	3.30 (0.80)	0.904
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	9.06 (8.64)	<0.001
Prog (%)			0.048
C	64 (14.1)	35 (18.7)	
FM	276 (60.8)	94 (50.3)	
FQ	114 (25.1)	58 (31.0)	
Edad (mean (SD))	18.15 (2.00)	17.80 (0.88)	0.019
Genero = MUJER (%)	127 (28.0)	71 (38.0)	0.017
Matemática (mean (SD))	76.24 (6.99)	75.25 (6.67)	0.101
Lenguaje (mean (SD))	69.74 (5.91)	68.73 (6.47)	0.056
Inglés (mean (SD))	72.88 (10.79)	70.83 (10.54)	0.028
Ciencias Naturales (mean (SD))	72.95 (5.66)	71.80 (5.07)	0.016
Riesgo Económico = BAJO (%)	433 (95.4)	166 (88.8)	0.004
Riesgo Social (%)			0.464
ALTO	23 (5.1)	7 (3.7)	
BAJO	355 (78.2)	142 (75.9)	
MEDIO	76 (16.7)	38 (20.3)	
Riesgo Salud = MEDIO (%)	449 (98.9)	187 (100.0)	0.344
Riesgo Académico (%)			0.590
ALTO	296 (65.2)	117 (62.6)	
BAJO	31 (6.8)	17 (9.1)	
MEDIO	127 (28.0)	53 (28.3)	
Riesgo Cognitiva (%)			0.324
ALTO	103 (22.7)	50 (26.7)	
BAJO	68 (15.0)	21 (11.2)	
MEDIO	283 (62.3)	116 (62.0)	
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	454 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	117 (62.6)	
(7, 15]	0 (0.0)	24 (12.8)	
(15, 23]	0 (0.0)	26 (13.9)	
(23, 47]	0 (0.0)	20 (10.7)	

Called from: top level

El modelo de propensión con todas las co-variables se puede ver en la Tabla 25 que se presenta a continuación, se puede observar que las variables más significativas fueron la edad (valor $p = 0.00568$), el género (valor $p = 0.01346$) y el riesgo económico (valor $p = 0.02228$)

Tabla 25.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2017 (Modelo Completo.)

```

Call:
glm(formula = Beneficio ~ . - Nota - Horas - Ben, family = binomial, data = Datos.Evaluacion2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.5023  -0.8341  -0.7096   1.2006   2.0926

Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      -8.795940   599.587553  -0.015  0.98830
ProgFM            -0.122649    0.279186  -0.439  0.66044
ProgFQ            0.081949    0.285974   0.287  0.77445
Edad             -0.228597    0.082655  -2.766  0.00568 **
GeneroMUJER      0.492827    0.199406   2.471  0.01346 *
Matemática       0.005716    0.016179   0.353  0.72388
Lenguaje        -0.016588    0.017085  -0.971  0.33159
Inglés          -0.013893    0.010567  -1.315  0.18860
Ciencias_Naturales -0.014000    0.020659  -0.678  0.49799
Riesgo_EconomicaBAJO -0.806288    0.352767  -2.286  0.02228 *
Riesgo_SocialBAJO  0.222041    0.459833   0.483  0.62919
Riesgo_SocialMEDIO  0.467720    0.492116   0.950  0.34190
Riesgo_SaludMEDIO 15.315360   599.583875  0.026  0.97962
Riesgo_AcademicoBAJO  0.098252    0.376563   0.261  0.79416
Riesgo_AcademicoMEDIO -0.134629    0.213486  -0.631  0.52829
Riesgo_CognitivaBAJO -0.367722    0.341791  -1.076  0.28199
Riesgo_CognitivaMEDIO -0.177089    0.236778  -0.748  0.45451
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 773.94 on 640 degrees of freedom
Residual deviance: 733.85 on 624 degrees of freedom
AIC: 767.85

```

El resumen de los resultados del modelo de regresión logística depurado empleado para estimar la probabilidad de que un estudiante participen en las tutorías de álgebra, ofrecidas por el programa SEA se presentan en la Tabla 26.

Depurado el modelo se observa que las variables que permanecen y que mejor explican la propensión de un estudiante a tomar beneficios del SEA en álgebra son la edad, seguida del género, riesgo económico e inglés respectivamente, todas basadas en el valor p con un nivel de al 5%.

Tabla 26.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado.)

```

Call:
glm(formula = Beneficio ~ Edad + Genero + Ingles + Riesgo_Economi ca + Ri esgo_Sal ud, fami ly =
bi nomi al, data = Datos. Evaluaci on2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Medi an       3Q      Max
-1.4454 -0.8380 -0.7293  1.2873  2.0044

Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    -9.998177  602.600643  -0.017  0.98676
Edad           -0.211857   0.078024  -2.715  0.00662 **
GeneroMUJER     0.512971   0.189634   2.705  0.00683 **
Ingles         -0.022150   0.009015  -2.457  0.01401 *
Riesgo_Economi caBAJO -0.910079   0.345863  -2.631  0.00851 **
Riesgo_Sal udMEDIO  15.194401  602.598611   0.025  0.97988
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 773.94 on 640 degrees of freedom
Residual deviance: 740.50 on 635 degrees of freedom
AIC: 752.5

```

La Figura 17 presenta de manera gráfica el pareamiento por puntajes de propensión para álgebra lineal. 1ª cohorte de 2017.

La Figura 17a muestra la distribución de puntajes de propensión estimados con el modelo de regresión logística para los grupos de beneficiados y no beneficiados del SEA en álgebra observándose un rango común adecuado para el uso de la técnica de pareamiento.

El diagrama de puntos que se aprecia en la Figura 17b nos presenta en las dos gráficas centrales los estudiantes que pudieron ser pareados entre los grupos de beneficiarios del SEA y los no beneficiarios, también se alcanza apreciar en la parte superior 3 estudiantes que no pudieron ser pareados. La Figura 17c enseña los histogramas de propensión antes (izquierda) y después (derecha) del pareamiento. Se observa una mayor similitud entre la distribución del grupo de beneficiados y no beneficiados, después del pareamiento lo que indica que este fue exitoso y muestra una mayor homogeneidad de los grupos comparados.

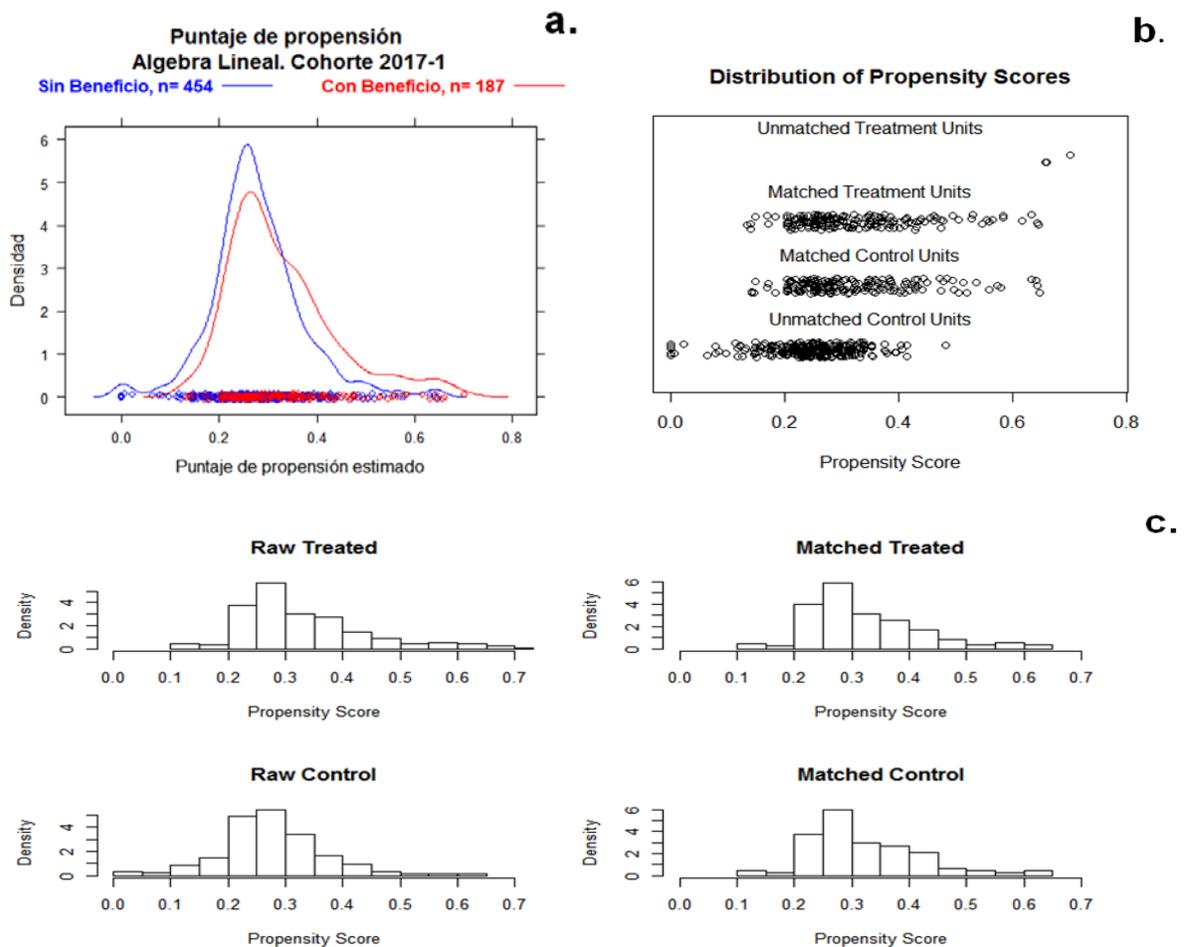


Figura 17. Pareamiento por puntajes de propensión para álgebra. 1ª cohorte de 2017

La Tabla 27 presenta la evidencia numérica del pareamiento, se puede apreciar que 184 estudiantes fueron pareados, 250 descartados por no tener información completa y 23 por estar fuera del rango común.

Tabla 27.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en álgebra (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017

	Control	Treated
All	454	187
Matched	184	184
Unmatched	250	0
Discarded	20	3

En síntesis, el pareamiento fue exitoso como se puede evidenciar a través de la información gráfica y numérica presentada anteriormente de los estudiantes 2017-1 de la asignatura de álgebra de la cohorte 2017-1. La información que se presenta a continuación contiene los resultados asociados a dicho pareamiento.

Tabla 28.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en Álgebra Lineal (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017.

	No Beneficiario	Beneficiario	p
n	184	184	
Nota (mean (SD))	3.31 (0.90)	3.31 (0.81)	0.942
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	9.10 (8.69)	<0.001
Prog (%)			0.701
C	33 (17.9)	33 (17.9)	
FM	101 (54.9)	94 (51.1)	
FQ	50 (27.2)	57 (31.0)	
Edad (mean (SD))	17.81 (0.95)	17.81 (0.88)	1.000
Genero = MUJER (%)	71 (38.6)	68 (37.0)	0.830
Matemática (mean (SD))	75.79 (6.90)	75.29 (6.72)	0.486
Lenguaje (mean (SD))	69.84 (5.86)	68.77 (6.50)	0.096
Inglés (mean (SD))	70.96 (10.31)	70.97 (10.56)	0.988
Ciencias Naturales (mean (SD))	72.30 (5.34)	71.87 (5.06)	0.423
Riesgo Económica = BAJO (%)	169 (91.8)	166 (90.2)	0.715
Riesgo Social (%)			0.788
ALTO	8 (4.3)	7 (3.8)	
BAJO	143 (77.7)	139 (75.5)	
MEDIO	33 (17.9)	38 (20.7)	
Riesgo Salud = MEDIO (%)	184 (100.0)	184 (100.0)	NA
Riesgo Académico (%)			0.087
ALTO	116 (63.0)	115 (62.5)	
BAJO	7 (3.8)	17 (9.2)	
MEDIO	61 (33.2)	52 (28.3)	
Riesgo Cognitiva (%)			0.300
ALTO	40 (21.7)	50 (27.2)	
BAJO	29 (15.8)	21 (11.4)	
MEDIO	115 (62.5)	113 (61.4)	
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	184 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	115 (62.5)	
(7, 15]	0 (0.0)	23 (12.5)	
(15, 23]	0 (0.0)	26 (14.1)	
(23, 47]	0 (0.0)	20 (10.9)	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
distance (mean (SD))	0.32 (0.10)	0.32 (0.10)	0.882
weights (mean (SD))	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	NaN

La información que se muestra en la Tabla 28 en la que se comparan los estudiantes con beneficio y sin beneficio en la asignatura de álgebra de la cohorte 2017-1 permite evidenciar que los grupos son comparables en todas las co-variables. La nota promedio en esta asignatura es igual

en los dos grupos, lo que da muestra de la ausencia de impacto del programa SEA para esta asignatura en esta cohorte.

Finalmente, la Figura 18 muestra el impacto del programa en función del número de horas de beneficio recibidas con las dos categorías en las que fue posible emplear la técnica. Al igual que lo observado por Ramos y Osorio (2019) se observa una tendencia creciente en el impacto del programa SEA en la medida que se aumenta el número de horas de beneficio, siendo significativas (resaltadas en azul) estadísticamente las dos últimas categorías, $h > 15$ ($p = 0.007$) y $h > 23$ ($p = 0.006$).

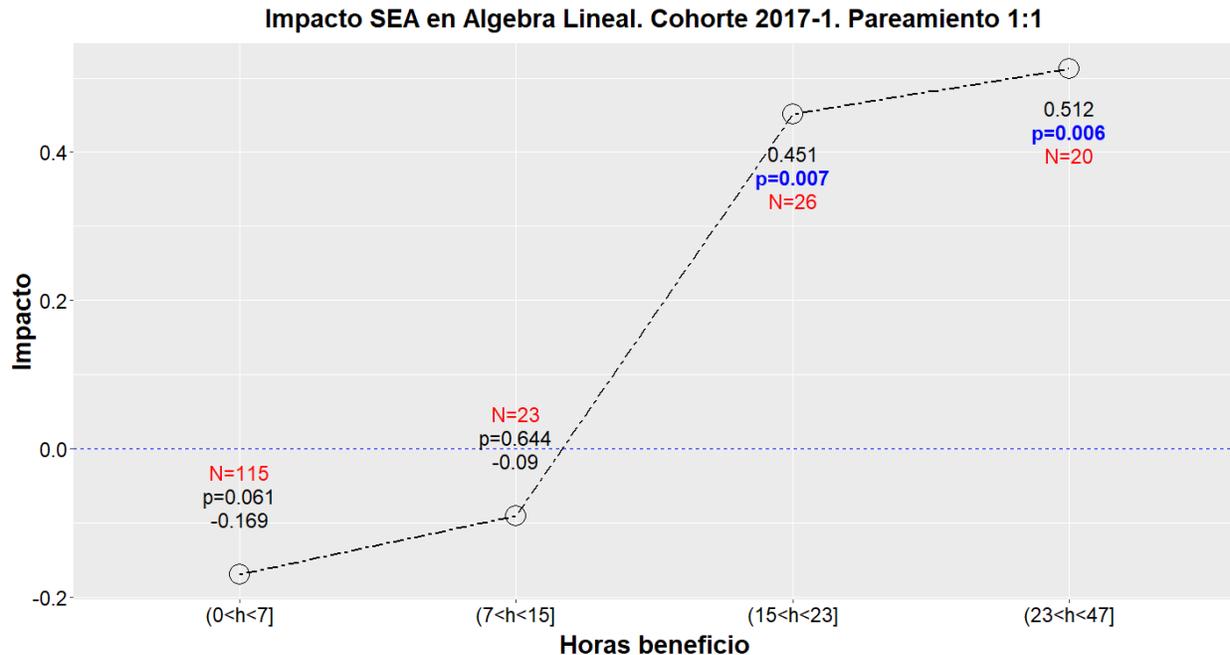


Figura 18. Impacto del programa SEA sobre álgebra en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2017.

En síntesis, en el caso de álgebra, la técnica de pareamiento muestra un impacto significativo en los estudiantes de la primera cohorte de 2017 de ciencias e ingeniería que tomaron al menos 8 horas al semestre en el programa SEA.

El impacto tiende a aumentar de manera significativa a partir de 7 horas de beneficio recibidas pasando de -0.09 unidades de beneficio con más de 7 horas por semestre (media hora semanal de beneficio en promedio), a 0.45 unidades con más de 15 horas (una hora en promedio a la semana) y 0.51 décimas con más de 23 horas de beneficio. Es importante mencionar que en la medida que se aumenta el número de horas de beneficio disminuye considerablemente el número de beneficiarios, la primera categoría $h>0$ se conformó con 115 estudiantes, $h>7$ con 23 y finalmente las categorías con mayor número de horas de beneficio $h>15$ y $h>23$ con 26 y 20 estudiantes respectivamente.

5.2.1.4 Impacto del SEA sobre repitentes en álgebra. Cohorte 2017-1: El 25% de los estudiantes de ciencia e ingeniería en la primera cohorte de 2017 cursaron álgebra I dos veces: 99 sin beneficio, 41 con beneficio.

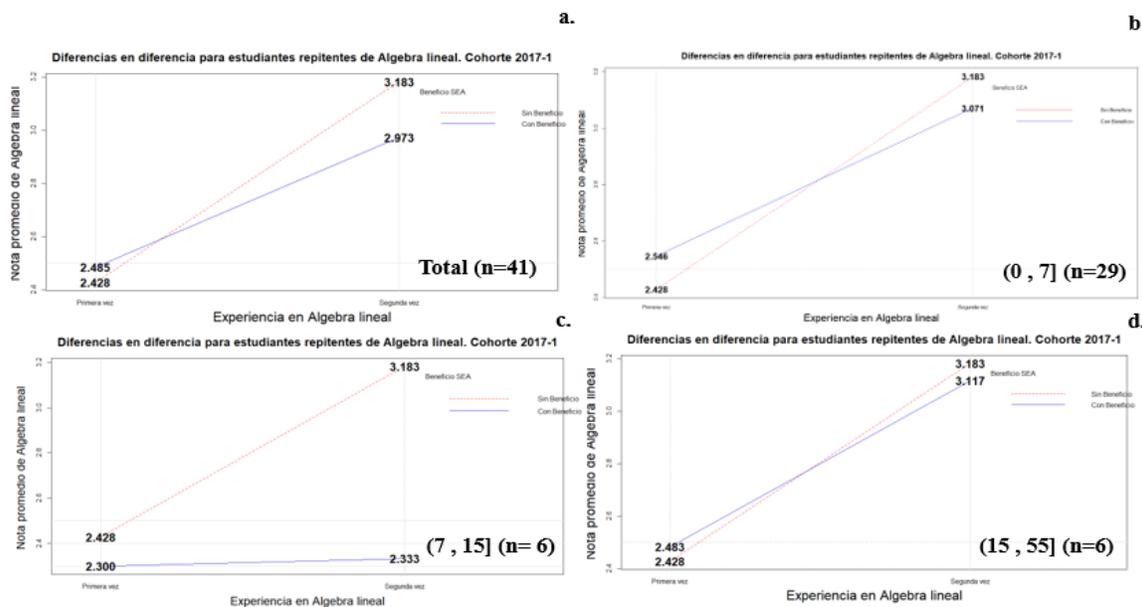


Figura 19. Diferencias en diferencias a repitentes en álgebra. 1ª cohorte de 2017

La Figura 19 muestra el uso del método de diferencias en diferencias en los estudiantes repitentes de álgebra lineal I. En rojo se presentan los no beneficiados y el azul representa a los beneficiados. Para los estudiantes repitentes en álgebra de la cohorte 2017-1 que tomaron horas de beneficio en el SEA se observa como las dos líneas se cruzan, con excepción del rango de horas (7, 15], en total y en los diferentes rangos de horas de beneficio, evidenciando que el impacto del programa SEA, estimado por el método de diferencias en diferencias, es negativo.

A continuación, se presenta el estimador del impacto del programa SEA junto con la prueba estadística de nulidad en la Tabla 29. Se observa claramente que ni en la comparación de todo el grupo ni en el detalle por horas el estimador de impacto no es significativo estadísticamente.

Tabla 29.

Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de álgebra usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2017.

Horas	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
Todos	-0.2667406	0.1699294	-1.5697139	0.1176274
(0, 7]	-0.2028213	0.1874163	-1.0821968	0.2801996
(7, 15]	-0.0531314	0.1337946	-0.3949825	0.69119110
>15	-0.1212121	0.3770950	-0.3214366	0.7482055

En síntesis, se puede decir que el método de diferencias en diferencias, en general, arroja un impacto negativo (-0.21 unidades) no significativo (valor $p = 0.1176$) sobre la nota de los estudiantes repitentes de álgebra lineal que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2017.

5.2.1.5. Impacto del SEA sobre Cálculo II. Cohorte 2017-1: Para el modelo de propensión y la estimación del contrafractal de cálculo II que tiene como requisito previo cálculo I se incluyeron nuevas variables: las notas finales de cálculo I, el promedio acumulado del semestre anterior y las horas de beneficio en cálculo I.

De la cohorte 2017-1 de estudiantes de ciencias e ingenierías aparecen registrados con nota de cálculo II, 344 estudiantes, de los cuales 278 (80%) reportaron información completa. 71 estudiantes fueron beneficiarios del SEA en esta asignatura.

La Tabla 30 que se presenta a continuación refleja la distribución completa del número de estudiantes beneficiarios del SEA agrupados por el número de horas de beneficio y el respectivo promedio de notas obtenidas en el curso regular de cálculo II.

Tabla 30.

Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para cálculo II. 1ª cohorte de 2017

	Beneficiarios	Promedio. notas
(0, 7]	50	3.13
(7, 15]	12	2.94
(15, 23]	3	2.03
(23, 31]	0	0
(31, 39]	1	2.80
(39, 47]	2	3.20
(47, 55]	1	3.00
(55, 63]	1	2.10
(63, 71]	1	2.70

El 70% de los estudiantes beneficiarios del programa SEA en cálculo II se agrupa en el rango (0,7], es decir, si se tiene en cuenta que un semestre regular tiene 16 semanas de clase, se tiene que, en promedio, recibieron media hora de asistencia a la semana durante el semestre académico.

Este bajo promedio de asistencia, podría explicarse asumiendo que las tutorías se asumen para la preparación de evaluaciones. En los rangos con un mayor número de horas de beneficio, con excepción de (15,23] solo tienen participación de uno o dos estudiantes, lo que impide la comparación de la nota promedio con los demás rangos.

Como ya se explicó anteriormente, la técnica de pareamiento no se puede realizar con una cantidad tan baja de estudiantes es por esto que se hace necesario fusionar las algunas categorías. En este caso al fusionar quedaron tres categorías: (0,7]=50 estudiantes, (7,15]=12 y (15,71]=9.

En la Figura 20 se observa que dos terceras partes (50) de los beneficiarios asistieron a lo más a 7 horas de beneficio académico; entre 8 y 15 horas participaron 12 estudiantes, entre 16 y 23 solo 3 y finalmente en el rango de 32 a 71 horas 6 beneficiarios.

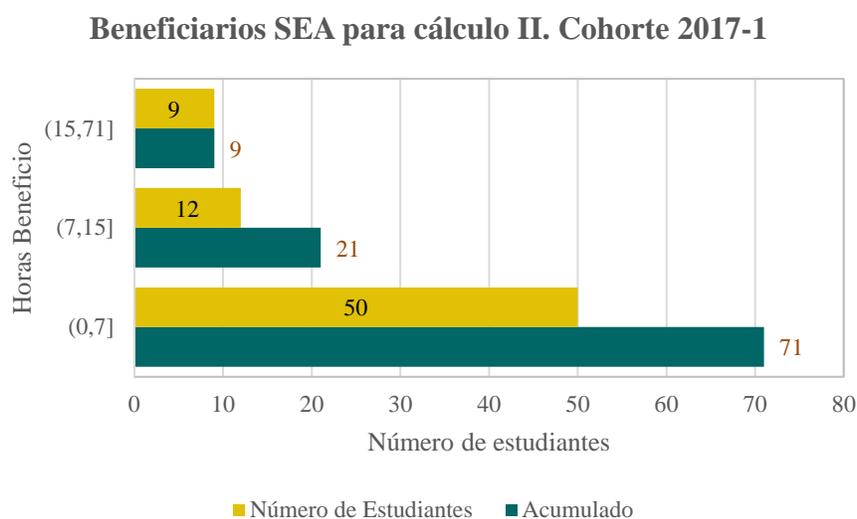


Figura 20. Beneficiarios del SEA en cálculo II. 1ª cohorte de 2017.

La Tabla 31 que se presenta a continuación muestra la comparación estadística entre el grupo de beneficiados y no beneficiados antes de realizar el pareamiento.

Tabla 31.

Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en cálculo II. 1ª cohorte de 2017

	No Beneficiari	Beneficiario	p
n	207	71	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
Nota (mean (SD))	3.08 (0.79)	2.97 (0.83)	0.355
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	10.26 (15.92)	<0.001
Prog (%)			0.011
C	17 (8.2)	2 (2.8)	
FM	146 (70.5)	42 (59.2)	
FQ	44 (21.3)	27 (38.0)	
Edad (mean (SD))	17.83 (1.33)	17.72 (0.85)	0.505
Genero = MUJER (%)	60 (29.0)	32 (45.1)	0.019
Matemática (mean (SD))	78.39 (6.48)	76.63 (5.78)	0.043
Lenguaje (mean (SD))	69.92 (5.40)	69.65 (6.30)	0.723
Inglés (mean (SD))	74.49 (9.67)	74.69 (11.43)	0.888
Ciencias Naturales (mean (SD))	73.86 (5.60)	73.55 (5.17)	0.686
Riesgo Económica = BAJO (%)	196 (94.7)	64 (90.1)	0.288
Riesgo Social (%)			0.224
ALTO	8 (3.9)	0 (0.0)	
BAJO	161 (77.8)	59 (83.1)	
MEDIO	38 (18.4)	12 (16.9)	
Riesgo Salud = MEDIO (%)	206 (99.5)	71 (100.0)	1.000
Riesgo Académico (%)			0.242
ALTO	144 (69.6)	50 (70.4)	
BAJO	8 (3.9)	6 (8.5)	
MEDIO	55 (26.6)	15 (21.1)	
Riesgo Cognitiva (%)			0.824
ALTO	37 (17.9)	12 (16.9)	
BAJO	41 (19.8)	12 (16.9)	
MEDIO	129 (62.3)	47 (66.2)	
Acumulado_2017_1 (mean (SD))	3.96 (0.33)	3.89 (0.32)	0.154
CalculoI (mean (SD))	3.57 (0.50)	3.41 (0.47)	0.013
Horas. CalculoI (mean (SD))	2.79 (6.90)	7.35 (10.50)	<0.001
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	207 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	50 (67.6)	
(7, 71]	0 (0.0)	21 (32.4)	
Called from: top level			

Se observa una reducción de 0.11 unidades en la nota promedio de cálculo II de los beneficiarios con respecto a los no beneficiarios, no significativa desde el punto de vista estadístico (valor $p=0.335$). Las variables significativas para el modelo de propensión fueron: programa, sexo, el resultado en matemáticas del SABER 11, así como la nota de cálculo I. En esta tabla también se puede observar que las horas de beneficio en cálculo I recibidas anteriormente resultan significativas desde el punto de vista estadístico (valor $p<0.001$). Una observación adicional es el hecho que entre los no beneficiarios de cálculo II existen estudiantes que recibieron tutorías en Cálculo I.

La Tabla 32 se aprecia el modelo de regresión logística para estimar la propensión de un estudiante a inscribirse en las tutorías ofrecidos por el programa SEA en cálculo II.

Tabla 32.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo II. 1ª cohorte de 2017 (Modelo Completo.)

```

Beneficio ~ Prog + Edad + Genero + Matematica + Lenguaje + Ingles + Ciencias_Naturales
+Riesgo_Economica + Riesgo_Social + Riesgo_Salud + Riesgo_Academico+ Riesgo_Cognitiva +
Acumulado_2014_1 + Nota_Max.Calculoi + Horas.Total.Calculoi"

Call:
glm(formula = Beneficio ~ . - Nota - Horas - Ben, family = binomial, data = Datos.Evaluacion2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.5845  -0.7621  -0.5454   0.8617   2.4796

Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      -7.871e+00  2.400e+03  -0.003  0.99738
ProgFM            7.194e-01  8.251e-01   0.872  0.38330
ProgFQ           1.261e+00  8.465e-01   1.490  0.13630
Edad             -5.243e-02  1.789e-01  -0.293  0.76945
GeneroMUJER      5.222e-01  3.506e-01   1.489  0.13636
Matematica      -4.590e-02  3.376e-02  -1.360  0.17388
Lenguaje        -2.534e-02  3.183e-02  -0.796  0.42599
Ingles           5.667e-03  1.797e-02   0.315  0.75251
Ciencias_Naturales 1.121e-02  3.478e-02   0.322  0.74716
Riesgo_EconomicaBAJO -2.070e-01  5.801e-01  -0.357  0.72122
Riesgo_SocialBAJO  1.484e+01  8.755e+02   0.017  0.98648
Riesgo_SocialMEDI0  1.481e+01  8.755e+02   0.017  0.98650
Riesgo_SaludMEDI0  -3.659e-01  2.554e+03   0.000  0.99989
Riesgo_AcademicoBAJO 4.689e-01  6.889e-01   0.681  0.49607
Riesgo_AcademicoMEDI0 -4.617e-01  3.875e-01  -1.192  0.23339
Riesgo_CognitivaBAJO 4.695e-01  5.693e-01   0.825  0.40959
Riesgo_CognitivaMEDI0 3.840e-01  4.454e-01   0.862  0.38867
Acumulado_2017_1  -4.340e-01  6.225e-01  -0.697  0.48565
Calculoi        -6.559e-01  4.321e-01  -1.518  0.12904
Horas.Calculoi   5.384e-02  1.681e-02   3.203  0.00136 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 315.91 on 277 degrees of freedom
Residual deviance: 275.10 on 258 degrees of freedom
AIC: 315.1

```

La única variable que contribuye significativamente (valor $p < 0.001$) es la correspondiente a las horas de cálculo I recibidas previamente por los beneficiarios del SEA, las demás variables consideradas no contribuyen significativamente a explicar la propensión a tomar beneficios en cálculo II, lo que puede significar que los estudiantes que asistieron de manera voluntaria al programa SEA en cálculo I tienden a continuar en el programa por razones que suponemos pueden ser, estar a gusto, encontrar un resultado positivo en la nota de la asignatura o por la creación de dependencia respecto al programa.

Tabla 33.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo II. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado.)

Call:

```
glm(formula = Beneficio ~ Prog + Matematica + CalculoI + Horas.CalculoI, family = binomial,
data = Datos.Evaluacion2)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.6635	-0.7610	-0.5804	0.8137	2.4956

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	3.94485	2.39646	1.646	0.099739 .
ProgFM	0.94601	0.78811	1.200	0.230005
ProgFQ	1.58639	0.80507	1.970	0.048782 *
Matematica	-0.04525	0.02793	-1.620	0.105197
CalculoI	-0.82173	0.32891	-2.498	0.012477 *
Horas.CalculoI	0.05645	0.01620	3.485	0.000491 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 315.91 on 277 degrees of freedom
Residual deviance: 284.01 on 272 degrees of freedom
AIC: 296.01

El modelo depurado después de aplicar el algoritmo de regresión por pasos, que se presenta en la Tabla 33, mantuvo algunas de las variables que son significativas estadísticamente: programas de fisicoquímicas, la nota de cálculo I y las horas de beneficio en cálculo I. Lo que significa que hay una relación de causalidad en el resultado de la nota de la asignatura.

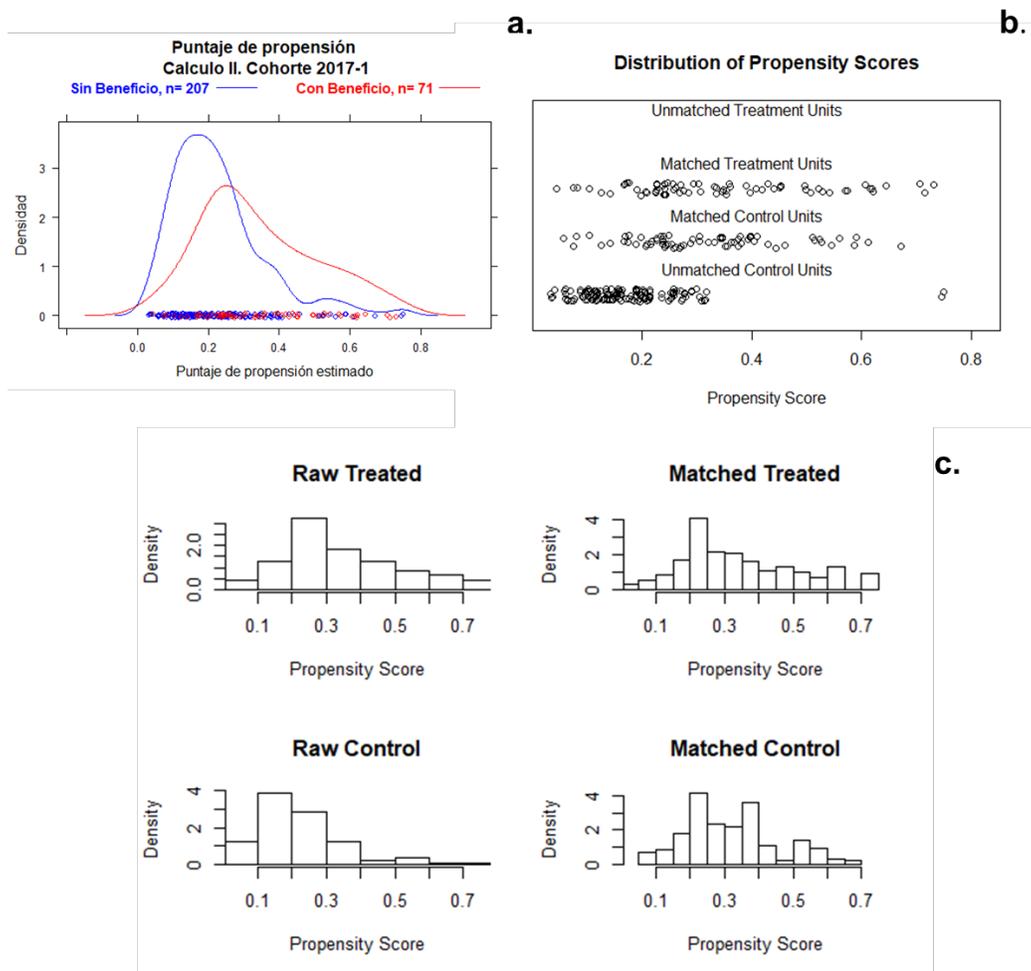


Figura 21. Pareamiento por puntajes de propensión para cálculo II. 1ª cohorte de 2017

La evidencia gráfica de la Figura 21 nos permite observar que en el caso del gráfico de densidad (a) los puntajes de propensión estimados con el modelo de regresión logística para los grupos de beneficiados y no beneficiados del SEA en cálculo II se encuentran en un rango común adecuado para el uso de la técnica de pareamiento. El diagrama de puntos que se aprecia en (b) presenta en las dos gráficas centrales los estudiantes que pudieron ser pareados entre los grupos de beneficiarios del SEA y los no beneficiarios, también se aprecia en la parte superior la evidencia de que todos los estudiantes fueron pareados. La Figura 21c enseña los histogramas de propensión antes (izquierda) y después (derecha) del pareamiento. Se observa una mayor similitud entre la distribución del grupo de beneficiados y no beneficiados, después del pareamiento lo que indica que este fue exitoso y muestra una mayor homogeneidad de los grupos comparados.

El resumen del modelo simplificado, después de realizar la eliminación de co-variables menos significativas, empleando regresión por pasos, se muestra en la Tabla 34.

Tabla 34.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo II (después de pareamiento).

1ª cohorte de 2017

	Control	Treated
All	207	71
Matched	71	71
Unmatched	130	0
Discarded	6	0

Tanto la evidencia gráfica como numérica indican que el pareamiento fue exitoso, sin ningún estudiante beneficiario descartado asegurando la formación de grupos homogéneos y estimaciones apropiadas del contrafactual.

La Tabla 35 da cuenta de la información comparativa de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo II (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017.

Tabla 35.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo II (después de pareamiento).

1ª cohorte de 2017.

	No Beneficiari	Beneficiario	p
n	71	71	
Nota (mean (SD))	3.03 (0.75)	2.97 (0.83)	0.689
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	10.26 (15.92)	<0.001
Prog (%)			0.874
C	2 (2.8)	2 (2.8)	
FM	39 (54.9)	42 (59.2)	
FQ	30 (42.3)	27 (38.0)	
Edad (mean (SD))	17.82 (0.78)	17.72 (0.85)	0.472
Genero = MUJER (%)	25 (35.2)	32 (45.1)	0.304
Matemática (mean (SD))	77.23 (4.99)	76.63 (5.78)	0.505
Lenguaje (mean (SD))	69.86 (5.15)	69.65 (6.30)	0.827
Inglés (mean (SD))	74.45 (9.88)	74.69 (11.43)	0.894
Ciencias Naturales (mean (SD))	73.41 (4.24)	73.55 (5.17)	0.859
Riesgo Económica = BAJO (%)	65 (91.5)	64 (90.1)	1.000
Riesgo Social (%)			0.279
ALTO	2 (2.8)	0 (0.0)	
BAJO	54 (76.1)	59 (83.1)	
MEDIO	15 (21.1)	12 (16.9)	
Riesgo Salud = MEDIO (%)	71 (100.0)	71 (100.0)	NA
Riesgo Académico (%)			0.256
ALTO	49 (69.0)	50 (70.4)	
BAJO	2 (2.8)	6 (8.5)	
MEDIO	20 (28.2)	15 (21.1)	
Riesgo Cognitiva (%)			0.582
ALTO	17 (23.9)	12 (16.9)	
BAJO	11 (15.5)	12 (16.9)	
MEDIO	43 (60.6)	47 (66.2)	
Acumulado_2017_1 (mean (SD))	3.85 (0.32)	3.89 (0.32)	0.463
CalculoI (mean (SD))	3.38 (0.44)	3.41 (0.47)	0.712
Horas. CalculoI (mean (SD))	5.22 (9.15)	7.35 (10.50)	0.199
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	71 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	50 (67.6)	
(7, 71]	0 (0.0)	21 (32.4)	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
distance (mean (SD))	0.32 (0.14)	0.34 (0.17)	0.346
weights (mean (SD))	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	NaN

Called from: top level

La nota promedio de cálculo II, en los estudiantes beneficiarios de esta cohorte, es menor en 0.06 unidades con respecto a los no beneficiarios, sin embargo, no es significativa ni desde el punto de vista estadístico (valor $p=0.689$) ni desde el punto de vista práctico. Las demás variables dan cuenta de la homogeneidad entre los dos grupos de comparación al no presentar diferencias significativas.

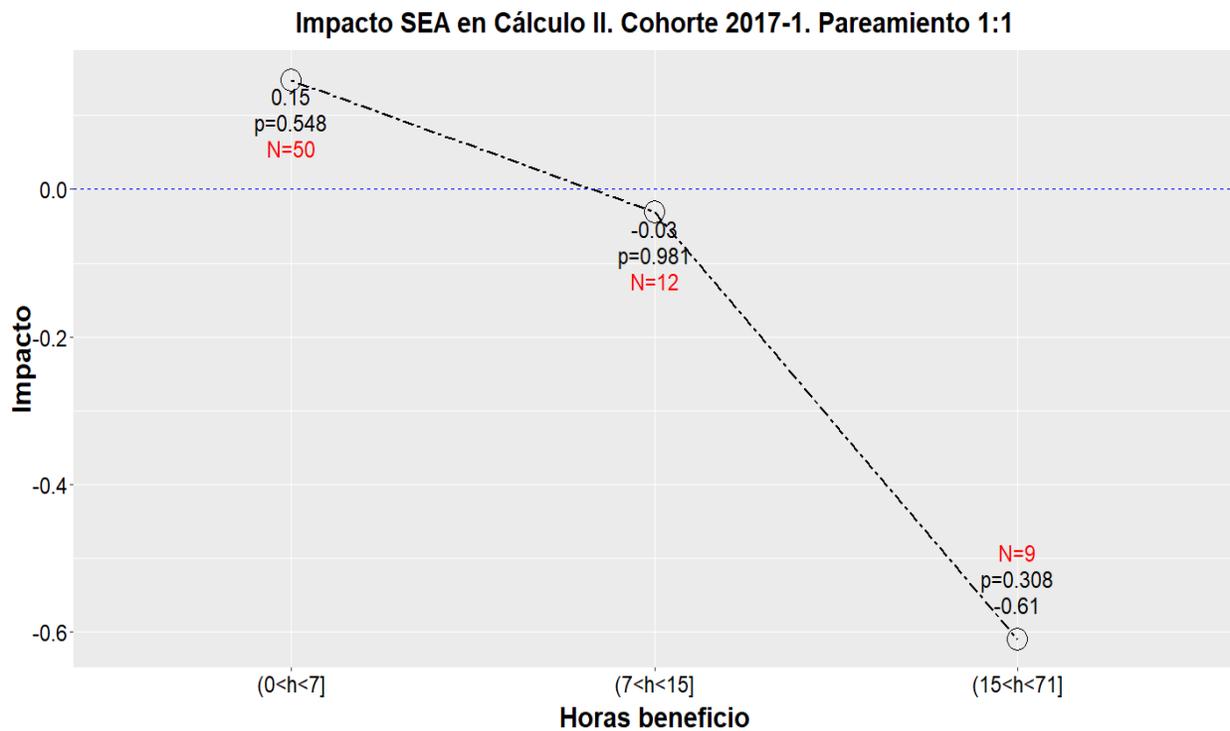


Figura 22. Impacto del programa SEA sobre cálculo II en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2017.

En la gráfica se aprecian tres valores distintos, en rojo los correspondientes al número de estudiantes en cada categoría, el p-valor que determina la significancia estadística y por último el impacto en el promedio de la nota sobre las horas de beneficio.

El análisis realizado en esta asignatura por Ramos y Osorio (2019) sobre la cohorte de 2014 presento un comportamiento similar al de la Figura 22, en donde se observa un impacto negativo con una tendencia decreciente en la medida que se aumenta el número de horas de beneficio, aunque no significativa desde el punto de vista estadístico. Para explicar este aparente extraño resultado se podría pensar en la creación por parte del estudiante de una dependencia de la tutoría, es decir, el estudiante que toma muchas horas de beneficio solo es capaz de superar las dificultades con la presencia del tutor, perdiendo su independencia académica.

En síntesis, se puede decir, en cálculo II el programa SEA no produjo efecto positivo, en los estudiantes de ciencias e ingeniería que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2017.

5.2.1.6 Impacto del SEA sobre repitentes en cálculo II. Cohorte 2017-1: De los 905 estudiantes de ciencia e ingeniería en la primera cohorte del 2017, el 15% (124) de los estudiantes cursaron cálculo II dos veces: 92 sin beneficio, 32 con beneficio. En esta asignatura no se desgago el análisis por número de horas de beneficio, ya que 29 de los 32 estudiantes se encontraban en el rango de (0, 7].

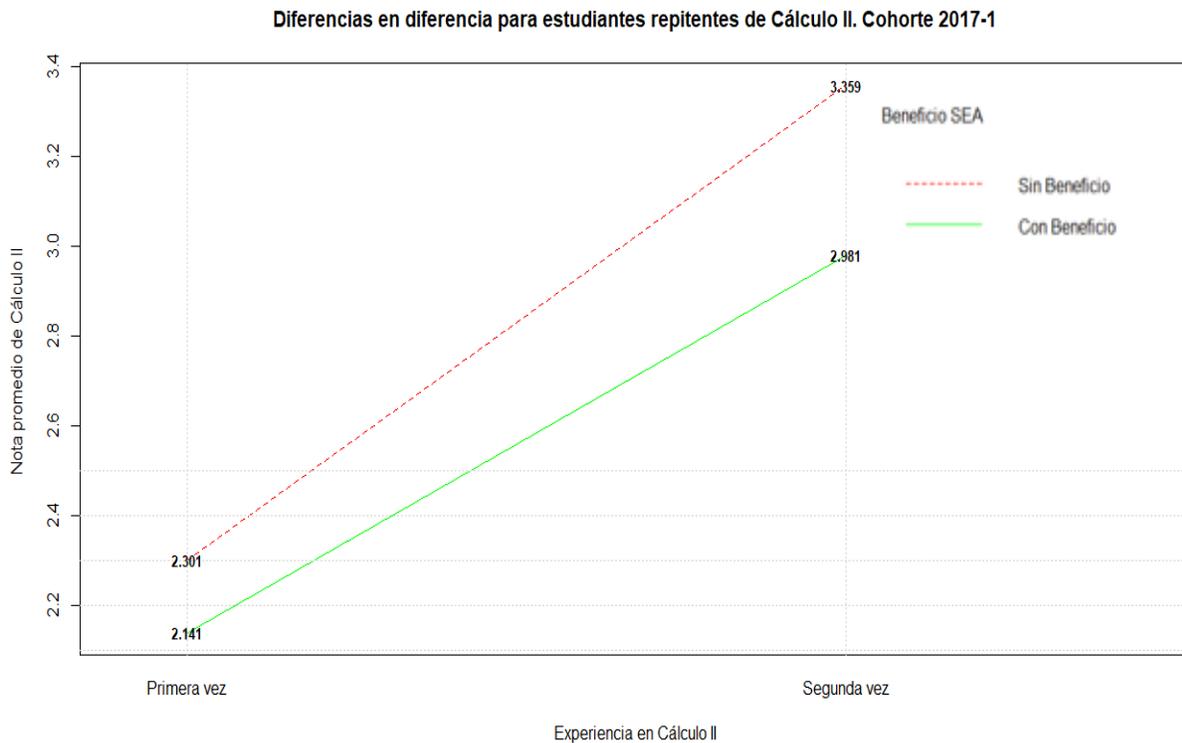


Figura 23. Diferencias en diferencias a repitentes en cálculo II. 1^a cohorte de 2017

La Figura 23 muestra el uso del método de diferencias en diferencias en los estudiantes repitentes de cálculo II. A diferencia de los casos anteriores, se observa como las dos líneas, sin llegar a cortarse, tienen pendientes distintas. La recta de mayor pendiente, es decir, la que refleja mayor crecimiento se asocia con los estudiantes que no recibieron ninguna tutoría lo que permite concluir que el impacto del programa SEA con los estudiantes repitentes de cálculo II fue inexistente.

No obstante, el estimador del impacto del programa SEA junto con la prueba estadística de nulidad se resumen en la Tabla 36, la cual indica que la diferencia en los resultados favorece a los estudiantes que no asistieron al programa.

Tabla 36.

Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de cálculo II usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2017.

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
-0.2169837	0.1916596	-1.1321307	0.2586908

En síntesis, se puede decir que el programa SEA de tutorías a los estudiantes arroja un impacto negativo (-0.281 unidades), no significativo, sobre la nota de los estudiantes repitentes de cálculo II que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2017.

5.2.1.7 Impacto del SEA sobre Cálculo III. Cohorte 2017-1: La cohorte 2017-1 cuenta con 905 estudiantes de los cuales 261 tienen nota de cálculo III, 43 con horas de beneficio, con información completa 205 de los cuales 172 son no beneficiarios y 33 con beneficio.

Según la Tabla 37 la mayor parte de los estudiantes beneficiarios del programa SEA en cálculo III tomó se concentra en el rango de (0,7] horas en el semestre, es decir media hora a la semana, los rangos siguientes (7,15] y (15,23] con tres estudiantes cada uno. La nota promedio de los beneficiarios con 15 horas muestra un mayor valor, sin embargo, como ya se mencionó, este promedio corresponde tan solo a tres estudiantes.

Tabla 37.

Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para cálculo III. 1ª cohorte de 2017

	Beneficiarios	Promedio notas
(0, 7]	23	3.48
(7, 15]	3	3.83
(15, 23]	3	2.38

Teniendo en cuenta la distribución anterior y que la técnica de pareamiento requiere que la cantidad de estudiantes no sea tan baja en las categorías, fue necesario fusionar aquellas que tenían menos de 5 estudiantes, quedando finalmente las observadas en la Figura 24.

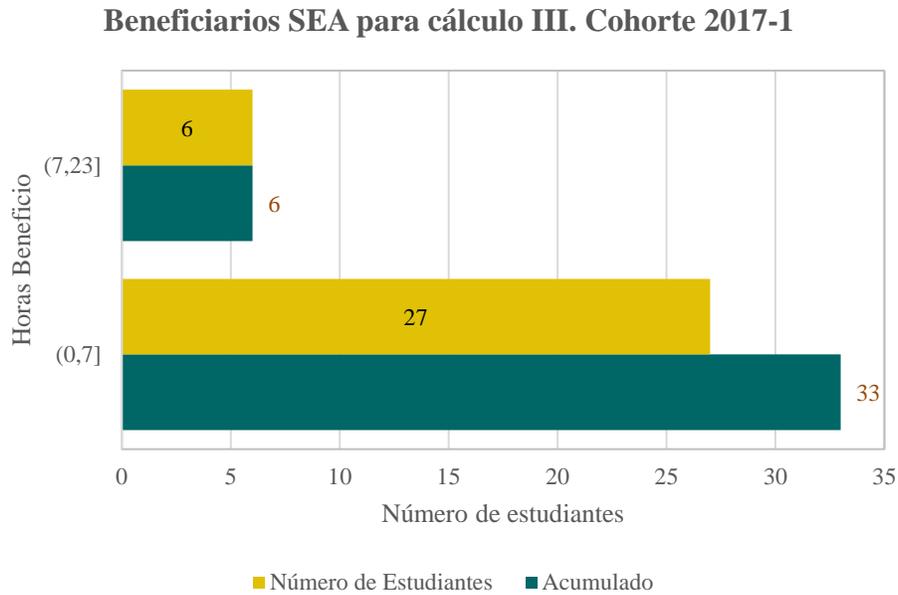


Figura 24. Beneficios del SEA en cálculo III. 1ª cohorte de 2017.

La Tabla 38 muestra la comparación estadística entre el grupo de beneficiados y no beneficiados SEA den cálculo III de la primera cohorte 2017 antes de realizar el pareamiento.

Tabla 38.

Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en cálculo III. 1ª cohorte de 2017

	No Beneficiario	Beneficiario	p
n	172	33	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
Nota (mean (SD))	3.59 (0.63)	3.43 (0.75)	0.179
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	3.70 (3.73)	<0.001
Prog (%)			0.225
C	18 (10.5)	1 (3.0)	
FM	115 (66.9)	21 (63.6)	
FQ	39 (22.7)	11 (33.3)	
Edad (mean (SD))	17.82 (1.48)	17.64 (0.86)	0.492
Genero = MUJER (%)	55 (32.0)	17 (51.5)	0.051
Matematica (mean (SD))	77.99 (6.20)	78.21 (6.20)	0.853
Lenguaje (mean (SD))	70.12 (5.48)	70.30 (4.89)	0.860
Inglés (mean (SD))	74.99 (10.25)	77.30 (10.50)	0.239
Ciencias Naturales (mean (SD))	73.65 (5.31)	74.36 (4.85)	0.475
Acumulado_2017_1 (mean (SD))	3.99 (0.33)	4.02 (0.35)	0.615
CalculoI (mean (SD))	3.57 (0.52)	3.69 (0.52)	0.227
Horas. CalculoI (mean (SD))	3.73 (8.28)	8.80 (11.31)	0.003
Acumulado_2017_2 (mean (SD))	3.96 (0.30)	3.97 (0.27)	0.909
CalculoII_2017_2 (mean (SD))	3.44 (0.57)	3.49 (0.43)	0.606
Horas_SEA_CalculoII (mean (SD))	1.12 (3.60)	5.97 (13.61)	<0.001
Ben = (0, 23] (%)	0 (0.0)	33 (100.0)	<0.001

Called from: top level

A primera vista la Tabla 36 presenta un desbalance entre el número de no beneficiarios (172) con los beneficiarios (33) lo que reduce la potencia estadística de la comparación. Las diferencias significativas más destacadas son el género, las horas de cálculo I, y las horas de beneficio de cálculo II. Es importante aclarar que en el caso de esta asignatura no se tuvo en cuenta ninguna de las co-variables asociadas a las dimensiones de riesgo, esto debido a que muchos estudiantes que tomaron cálculo III no tenían la información completa en estas co-variables, lo que disminuía considerablemente la potencia estadística de la comparación al punto de no realizar ninguna pareja.

Las variables más significativas en el modelo de propensión depurado fueron el puntaje el género, y las horas de beneficio en cálculo I y cálculo II recibidas el semestre anterior. Tabla 39.

Tabla 39.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo III. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado.)

```

Call:
glm(formula = Beneficio ~ Genero + CalculoI + Horas.CalculoI + Horas_SEA_CalculoII, family =
binomial, data = Datos.Evaluacion2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.3564 -0.5753 -0.4252 -0.3423  2.4237

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)   -5.20577     1.54401  -3.372 0.000747 ***
GeneroMUJER    0.93743     0.43199   2.170 0.030004 *
CalculoI       0.74939     0.39045   1.919 0.054949 .
Horas.CalculoI 0.04019     0.01927   2.085 0.037024 *
Horas_SEA_CalculoII 0.07491     0.02920   2.565 0.010303 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 180.93 on 204 degrees of freedom
Residual deviance: 158.43 on 200 degrees of freedom
AIC: 168.43

```

La Figura 25 resume de manera gráfica los resultados del pareamiento visualizados de tres maneras distintas. La Figura 25a permite ver que todos los estudiantes se encuentran en un rango común. En la Figura 25b se visualizan claramente en la parte superior 3 estudiantes que no pudieron ser pareados y otro grupo considerable de no beneficiarios que fueron excluidos por no tener la información completa. En la 25c se muestra el histograma de los puntajes de propensión antes y después del pareamiento. A la izquierda se aprecian las diferencias debido a la

heterogeneidad de los dos grupos antes del pareamiento mientras que, a la derecha, después del pareamiento, la similitud de las distribuciones indica un pareamiento satisfactorio por puntajes de propensión.

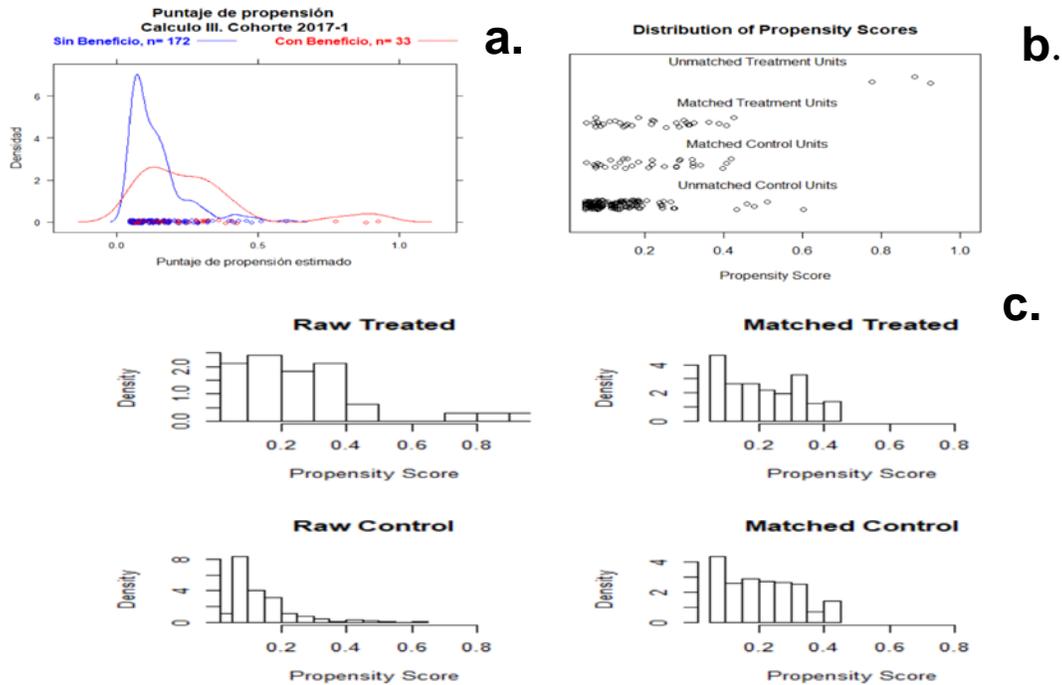


Figura 25. Pareamiento por puntajes de propensión para cálculo III. 1ª cohorte de 2017

La Tabla 40 resume la comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo III (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017, allí se confirma lo visto en la información gráfica, en donde finalmente seorean 30 estudiantes beneficiarios del programa SEA, se descartan 11 estudiantes sin beneficio y se ignoran 131.

Tabla 40.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo III (después de pareamiento).

1ª cohorte de 2017

	Control	Treated
All	172	33
Matched	30	30
Unmatched	131	0
Discarded	11	3

En síntesis, las evidencias muestran un pareamiento exitoso, del grupo de beneficiarios 30 pareados, 3 descartados por estar fuera del rango común. Es importante mencionar que, debido a la cantidad tan pequeña de estudiantes beneficiados, las comparaciones derivadas del uso de la técnica no sean concluyentes.

En la Tabla 41 se muestra la información comparativa de los dos grupos, no beneficiados y beneficiados, después del pareamiento.

Tabla 41.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo III (después de pareamiento).

1ª cohorte de 2017.

	No Beneficiario	Beneficiario	p
n	30	30	
Nota (mean (SD))	3.47 (0.69)	3.77 (0.75)	0.106
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	3.60 (3.86)	<0.001
Prog (%)			0.618
C	2 (6.7)	1 (3.3)	
FM	21 (70.0)	19 (63.3)	
FQ	7 (23.3)	10 (33.3)	
Edad (mean (SD))	18.07 (2.96)	17.57 (0.86)	0.378
Genero = MUJER (%)	14 (46.7)	16 (53.3)	0.796
Matemática (mean (SD))	78.53 (7.34)	77.53 (5.48)	0.552
Lenguaje (mean (SD))	71.07 (3.62)	70.07 (5.04)	0.381
Inglés (mean (SD))	76.33 (6.48)	78.20 (10.42)	0.408
Ciencias Naturales (mean (SD))	74.27 (3.18)	73.90 (4.70)	0.725
Acumulado_2017_1 (mean (SD))	4.10 (0.34)	4.05 (0.33)	0.540
CalculoI (mean (SD))	3.76 (0.60)	3.68 (0.51)	0.550
Horas. CalculoI (mean (SD))	9.47 (12.10)	8.50 (10.54)	0.743
Acumulado_2017_2 (mean (SD))	4.10 (0.29)	3.99 (0.26)	0.099
CalculoII_2017_2 (mean (SD))	3.60 (0.63)	3.53 (0.43)	0.602
Horas_SEA_CalculoII (mean (SD))	1.25 (2.73)	1.90 (3.71)	0.443
Ben = (0, 23] (%)	0 (0.0)	30 (100.0)	<0.001
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
distance (mean (SD))	0.21 (0.11)	0.21 (0.11)	0.953
weights (mean (SD))	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	NaN

Se observa, que los dos grupos resultan comparables en todas las co-variables por lo que se puede asumir, que cualquier diferencia en la nota promedio de cálculo III se puede atribuir a los beneficios recibidos del programa SEA.

El incremento en 0.44 unidades de la nota promedio de cálculo III de los beneficiarios refleja un impacto positivo del SEA en los estudiantes beneficiarios, sin ser significativo desde el punto de vista estadístico (valor $p=0.426$). Figura 26.

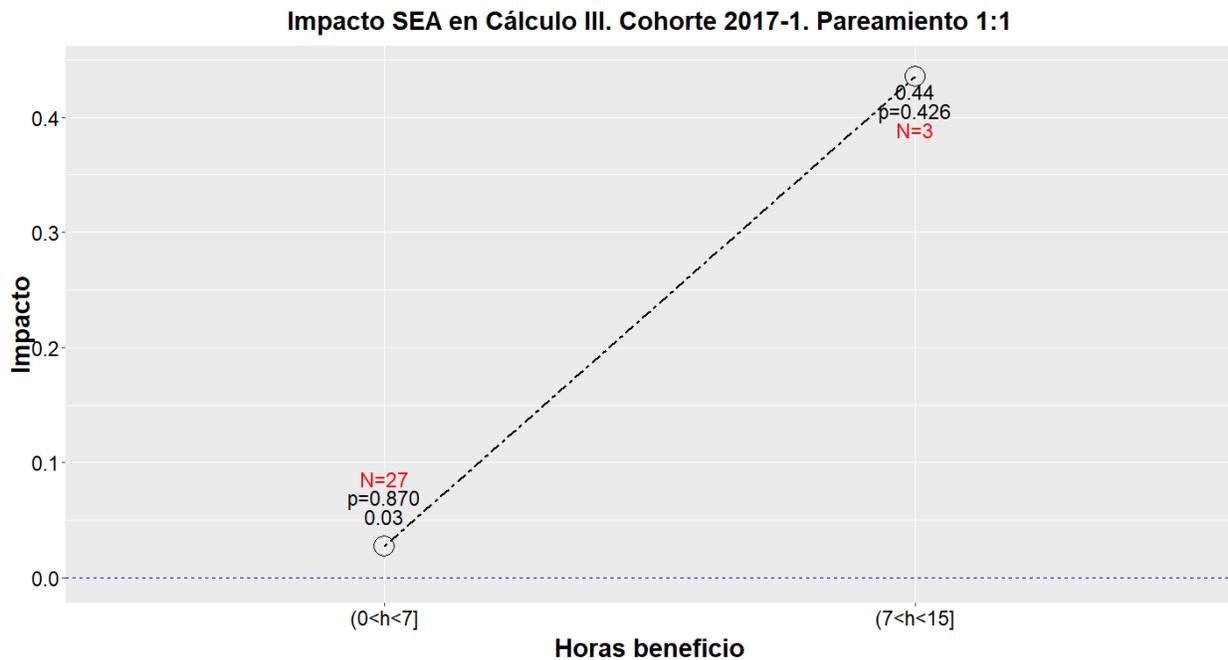


Figura 26. Impacto del programa SEA sobre cálculo III en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2017.

5.2.1.8 Impacto del SEA sobre repitentes en cálculo III. Cohorte 2017-1: Con respecto a los estudiantes de cálculo III, 29 estudiantes repitieron la asignatura, 22 de ellos sin beneficio y los restantes 7 con beneficio. Teniendo en cuenta el bajo número de estudiantes beneficiados no se desagregó por horas de beneficio.

La Figura 27 muestra el uso de la técnica de diferencias en diferencias para evaluar el impacto del programa SEA la segunda vez que los estudiantes de la primera cohorte del 2017 cursaron cálculo III. Gráficamente se observa que, las líneas que inician separadas acortan su distancia al final en el grupo de beneficiados o y no beneficiados, puede concluir que el SEA si bien tiene un impacto (0.11) sobre los repitentes de cálculo III en esta cohorte sigue estando por debajo de los repitentes no beneficiarios.

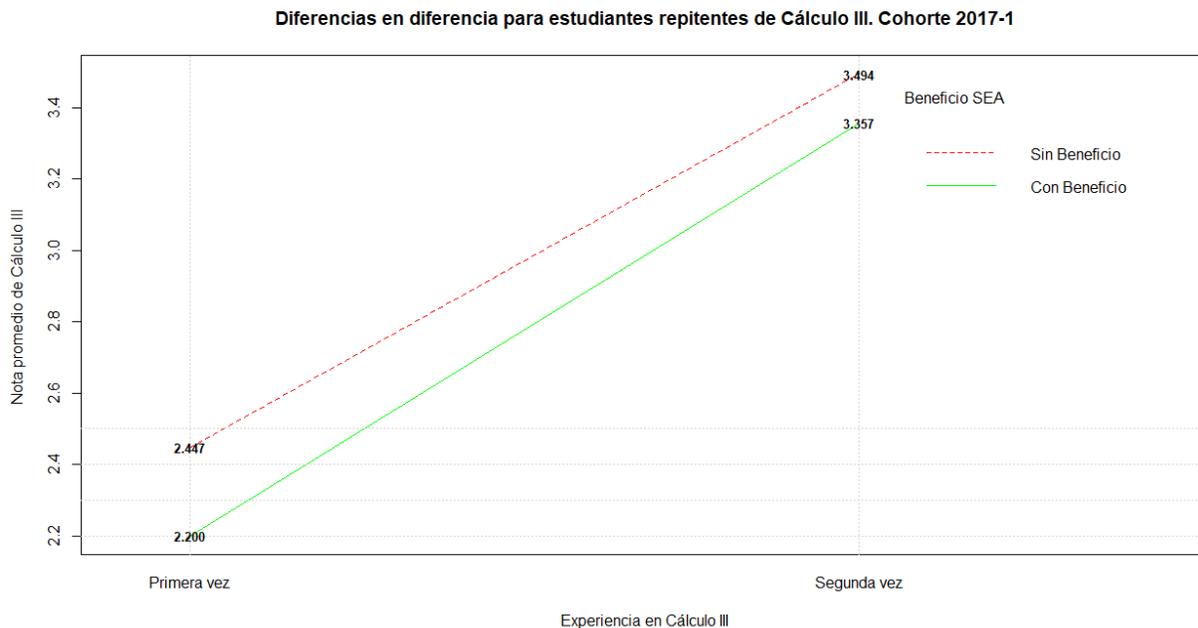


Figura 27. Diferencias en diferencias a repitentes en cálculo III. 1ª cohorte de 2017

El estimador del impacto del programa SEA junto con la prueba estadística de nulidad se muestra en la Tabla 42.

Tabla 42.

Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de cálculo III usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2017.

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
0.1100840	0.3894982	0.2826304	0.7787855

En síntesis, se puede decir que el método de diferencias en diferencias arroja un impacto positivo

(0.11) pero no significativo (valor $p = 0.7787$) sobre la nota de los estudiantes repitentes de cálculo III que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2017.

5.2.1.9 Impacto del SEA sobre Ecuaciones Diferenciales. Cohorte 2017-1: De los 905 estudiantes de la cohorte 2017-1, 192 tienen nota en ecuaciones diferenciales y 33 presentan horas de beneficio en el programa SEA. Finalmente, con información completa quedan 18 estudiantes.

Tabla 43.

Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017

	Beneficiarios	Promedio. notas
(0, 7]	10	3.39
(7, 15]	3	2.97
(15, 23]	1	4.20
(23, 31]	1	3.70
(31, 39]	3	3.33

Según la información que presenta la Tabla 43 la mayoría de estudiantes beneficiarios de ecuaciones diferenciales tienen media hora de tutoría a la semana, comportamiento igual al evidenciado en cálculo II y cálculo III. Esto podría ser explicado, en la medida que se avanza dentro del programa académico, en términos de semestres cursados, el número de estudiantes tiende a disminuir, de igual forma en la medida que el estudiante va alcanzado su “madurez” académica hace menos uso de las horas de beneficio en el SEA, y aún menos en la intensidad de horas tomada, lo anterior se aprecia claramente, en la Tabla 42, en los rangos de horas mayores a 7 en donde la participación de los beneficiarios es de 3 y en algunos casos con tan solo un estudiante.

La Figura 28 presenta agrupados en solo dos categorías a los estudiantes esto debido al bajo número de estudiantes en las categorías con más de 7 horas de beneficio.

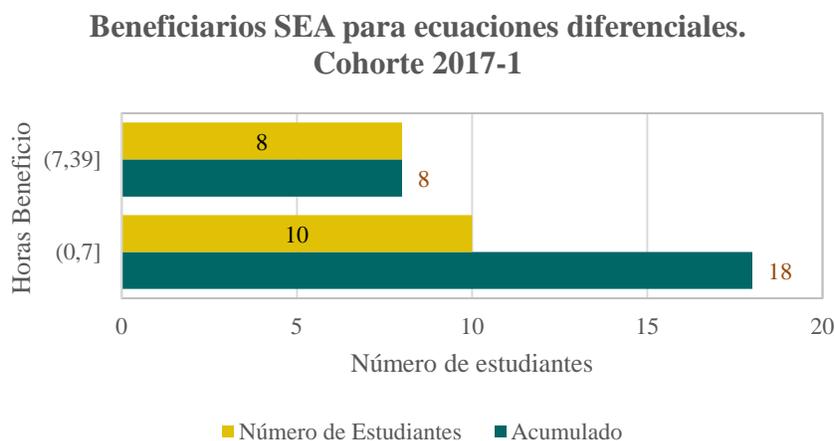


Figura 28. Beneficios del SEA en cálculo ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017.

La Tabla 44 muestra la información comparativa de los grupos de beneficiarios y no beneficiarios de los estudiantes de ecuaciones diferenciales de la cohorte 2017-1. Se observa un menor valor de 0.015 unidades en la nota promedio de los estudiantes beneficiarios sin ser

estadísticamente significativo (valor $p= 0.308$). Las co-variables significativas que se evidencian en la tabla comparativa son las horas de beneficio en ecuaciones diferenciales, el género, los resultados en las pruebas SABER 11 en inglés, ciencias naturales, las horas de beneficio en cálculo II y cálculo III.

Al igual que en cálculo III en esta asignatura no se tuvo en cuenta ninguna de las co-variables asociadas a las dimensiones de riesgo, esto debido a que muchos estudiantes que la tomaron no tenían la información completa en estas co-variables, disminuyendo la potencia estadística de la comparación al punto de no realizar ninguna pareja.

Tabla 44.

Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en ecuaciones diferenciales.

1ª cohorte de 2017

	0	1	p
n	131	18	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
Nota (mean (SD))	3.58 (0.57)	3.43 (0.63)	0.308
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	9.11 (11.30)	<0.001
Prog (%)			0.435
C	11 (8.4)	1 (5.6)	
FM	90 (68.7)	15 (83.3)	
FQ	30 (22.9)	2 (11.1)	
Edad (mean (SD))	17.73 (0.89)	17.67 (0.69)	0.788
Genero = MUJER (%)	42 (32.1)	11 (61.1)	0.031
Matematica (mean (SD))	78.38 (6.26)	78.17 (6.49)	0.892
Lenguaje (mean (SD))	70.34 (5.55)	70.61 (5.27)	0.843
Inglés (mean (SD))	74.22 (10.22)	79.17 (9.57)	0.054
Ciencias Naturales (mean (SD))	73.45 (4.99)	76.67 (6.80)	0.016
Acumulado_2017_1 (mean (SD))	4.04 (0.32)	4.01 (0.37)	0.690
CalculoI (mean (SD))	3.64 (0.52)	3.44 (0.47)	0.132
Horas_CalculoI (mean (SD))	4.37 (8.76)	8.44 (12.96)	0.085
Acumulado_2017_2 (mean (SD))	4.01 (0.28)	3.98 (0.27)	0.674
CalculoII_2017_2 (mean (SD))	3.49 (0.57)	3.36 (0.52)	0.335
Horas_SEA_CalculoII (mean (SD))	1.25 (4.60)	6.76 (14.54)	0.001
Acumulado_2018_1 (mean (SD))	3.96 (0.27)	3.94 (0.24)	0.881
CalculoIII_2018_1 (mean (SD))	3.74 (0.49)	3.72 (0.43)	0.901
Horas_SEA_CalculoIII (mean (SD))	0.27 (0.81)	1.56 (2.79)	<0.001
Ben = (0, 39] (%)	0 (0.0)	18 (100.0)	<0.001

Called from: top level

Los resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado.) nos permite ver diferencias significativas en cuanto al género y los resultados de las pruebas SABER 11 en Ciencias Naturales. Tabla 45.

Tabla 45.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017 (Modelo depurado.)

```
Call:
glm(formula = Beneficio ~ Prog + Genero + Lenguaje + Ingles + Ciencias_Naturales +
Horas_SEA_Calcul oI + Horas_SEA_Calcul oII, family = binomial, data = Datos.Evaluacion2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.6986  -0.4199  -0.2893  -0.1589   2.6392

Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      -7.02373     4.97286  -1.412  0.15783
ProgFM            -0.08054     1.34279  -0.060  0.95217
ProgFQ           -2.19776     1.57473  -1.396  0.16282
GeneroMUJER       1.89795     0.70427   2.695  0.00704 **
Lenguaje         -0.12977     0.06915  -1.877  0.06055 .
Ingles            0.05327     0.03392   1.570  0.11638
Ciencias_Naturales 0.12194     0.04991   2.443  0.01455 *
Horas_SEA_Calcul oI 0.05995     0.04161   1.441  0.14967
Horas_SEA_Calcul oII 0.37800     0.23777   1.590  0.11189
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 109.821 on 148 degrees of freedom
Residual deviance: 78.533 on 140 degrees of freedom
AIC: 96.533
```

La evidencia gráfica que se presenta en la Figura 28 nos permite observar que en el caso del gráfico de densidad (a) los puntajes de propensión estimados con el modelo de regresión logística para los grupos de beneficiados y no beneficiados del SEA en ecuaciones diferenciales se encuentran en un rango común adecuado para el uso de la técnica de pareamiento.

El diagrama de puntos que se aprecia en la Figura 28b nos presenta en las dos gráficas centrales los estudiantes que pudieron ser pareados entre los grupos de beneficiarios del SEA y los no beneficiarios, también se evidencia en la parte superior dos estudiantes que no fueron pareados. La Figura 28c enseña los histogramas de propensión antes (izquierda) y después (derecha) del pareamiento. Se observa una mayor similitud entre la distribución del grupo de beneficiados y no beneficiados, después del pareamiento lo que indica que este fue exitoso y muestra una mayor homogeneidad de los grupos comparados.

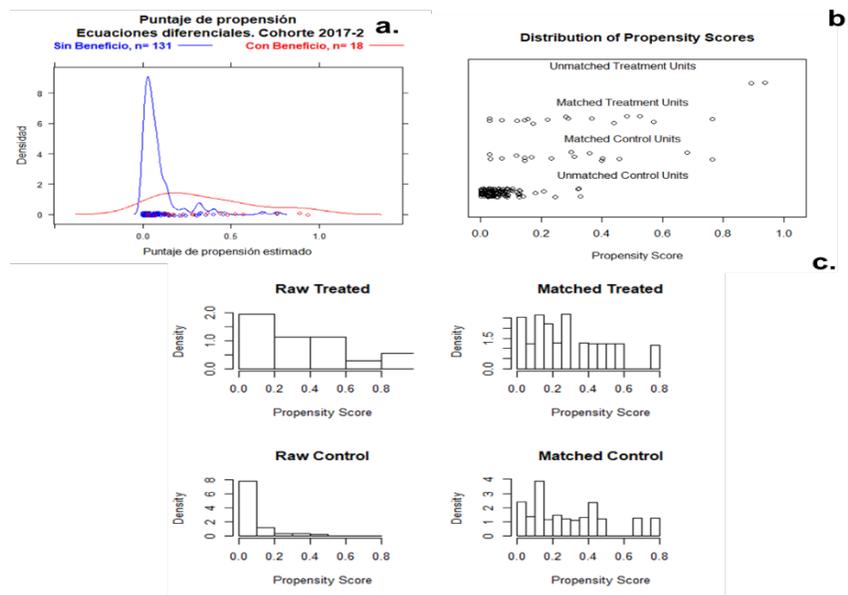


Figura 28. Pareamiento por puntajes de propensión para ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017

Los resultados finales del pareamiento para los 18 estudiantes beneficiados por el programa SEA en ecuaciones diferenciales se resumen en la Tabla 46. Se descartan 45 (2 de ellos beneficiarios) estudiantes en ecuaciones diferenciales por estar fuera del rango común y se ignoraron los 72 restantes.

Tabla 46.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en ecuaciones diferenciales (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017

	Control	Treated
All	131	18
Matched	16	16
Unmatched	72	0
Discarded	43	2

Tanto la información numérica como gráfica indica un pareamiento satisfactorio con 16 estudiantes beneficiados que se pudieron parear, 2 estudiantes beneficiados excluidos del pareamiento por estar fuera del rango común y una distribución similar de puntajes de propensión que asegura la formación de grupos homogéneos y por lo tanto estimaciones apropiadas del contrafactual de cada estudiante beneficiado. No obstante, es importante mencionar que, debido a la cantidad tan pequeña de estudiantes beneficiados, las comparaciones derivadas del uso de la técnica no sean concluyentes.

Los resultados del pareamiento entre los dos grupos de beneficiarios y no beneficiarios del programa SEA en ecuaciones diferenciales de la primera cohorte de 2017 se presentan a continuación en la Tabla 47.

Se observa una leve disminución en la nota promedio de ecuaciones diferenciales en el grupo de estudiantes que reciben tutorías, significativa desde el punto de vista estadístico (valor $p = 0.005$).

En las demás variables no se aprecian diferencias significativas, asegurando homogeneidad de los dos grupos que se comparan y, debido a que los dos grupos tienen el mismo tamaño, se aumenta la potencia estadística de la comparación.

Tabla 47.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en ecuaciones diferenciales (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2017.

	No Beneficiario	Beneficiario	p
n	16	16	
Nota (mean (SD))	3.67 (0.71)	3.44 (0.67)	0.336
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	9.00 (12.02)	0.005
Prog (%)			0.549
C	0 (0.0)	1 (6.2)	
FM	13 (81.2)	13 (81.2)	
FQ	3 (18.8)	2 (12.5)	
Edad (mean (SD))	17.81 (0.83)	17.56 (0.63)	0.346
Genero = MUJER (%)	10 (62.5)	10 (62.5)	1.000
Matemática (mean (SD))	80.19 (6.01)	78.12 (6.71)	0.367
Lenguaje (mean (SD))	70.00 (4.79)	70.25 (5.47)	0.892
Inglés (mean (SD))	78.19 (11.54)	79.62 (10.09)	0.710
Ciencias Naturales (mean (SD))	76.75 (7.59)	76.69 (7.22)	0.981
Acumulado_2017_1 (mean (SD))	4.06 (0.42)	4.09 (0.31)	0.867
CalculoI (mean (SD))	3.69 (0.58)	3.49 (0.48)	0.296
Horas. CalculoI (mean (SD))	4.31 (6.80)	7.03 (11.75)	0.429
Acumulado_2017_2 (mean (SD))	4.07 (0.33)	4.03 (0.23)	0.731
CalculoII_2017_2 (mean (SD))	3.57 (0.68)	3.38 (0.55)	0.384
Horas_SEA_CalculoII (mean (SD))	6.75 (11.40)	3.98 (9.41)	0.460
Acumulado_2018_1 (mean (SD))	3.99 (0.35)	3.99 (0.21)	0.942
CalculoIII_2018_1 (mean (SD))	3.77 (0.60)	3.78 (0.42)	0.973
Horas_SEA_CalculoIII (mean (SD))	0.75 (1.61)	0.75 (1.44)	1.000
Ben = (0, 39] (%)	0 (0.0)	16 (100.0)	<0.001
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
distance (mean (SD))	0.29 (0.22)	0.29 (0.21)	0.967
weights (mean (SD))	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	NaN

Called from: top level

Teniendo en cuenta que en el caso de beneficiados de ecuaciones diferenciales en la primera cohorte del 2017 existe una cantidad limitada de estudiantes solo fue posible evaluar el impacto del programa SEA en función del número de horas recibidas en 16 beneficiarios. No obstante, la Figura 29 muestra los resultados. Se observa que existe un incremento de 0.04 décimas en la nota promedio en los estudiantes con más de 8 horas de beneficio, pero sin llegar a ser significativo desde el punto de vista estadístico.

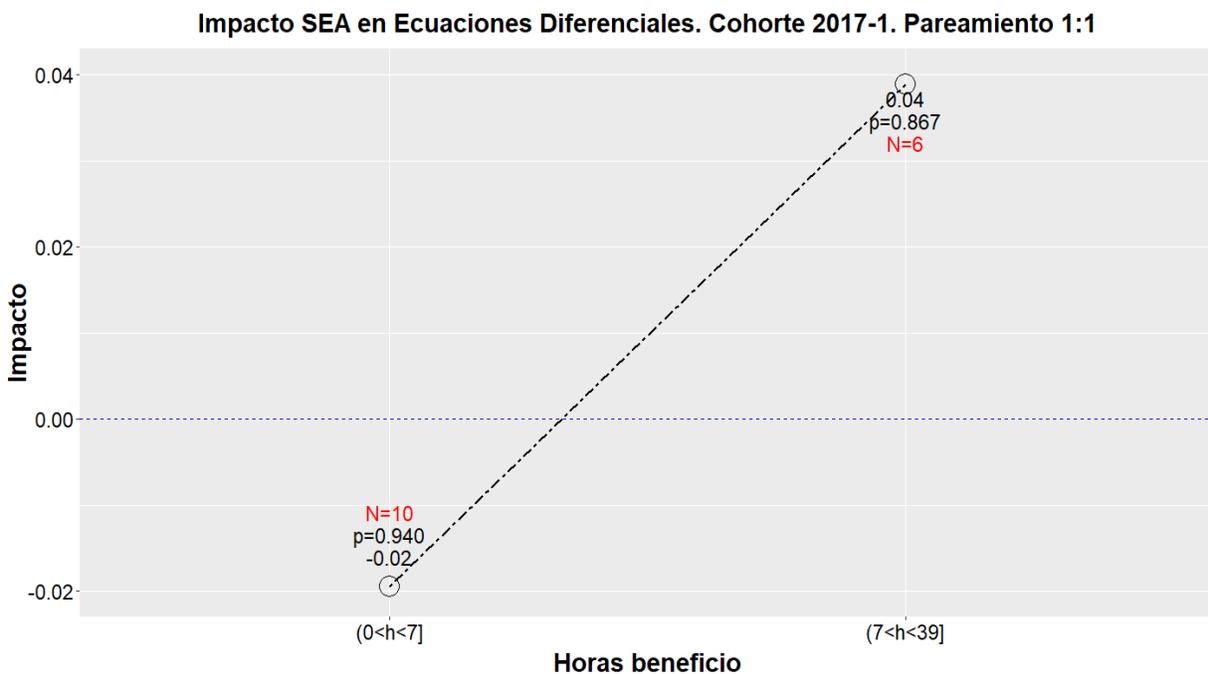


Figura 29. Impacto del programa SEA sobre cálculo ecuaciones diferenciales en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2017

En síntesis, se puede decir que la técnica de pareamiento no mostró un impacto significativo en la nota de ecuaciones diferenciales atribuida al uso del programa SEA a un nivel de significancia del 5% en los estudiantes de ciencias e ingeniería que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2017.

5.2.1.10 Impacto del SEA sobre repitentes en ecuaciones diferenciales. Cohorte 2017-1:

Finalizando el ciclo matemático de esta cohorte se presenta la información de ecuaciones en donde 23 estudiantes repitieron la asignatura y de los cuales 18 fueron no beneficiarios y 5 estuvieron en el programa SEA. Debido al número tan reducido de estudiantes con beneficio la información no se presenta desagregada por horas de beneficio.

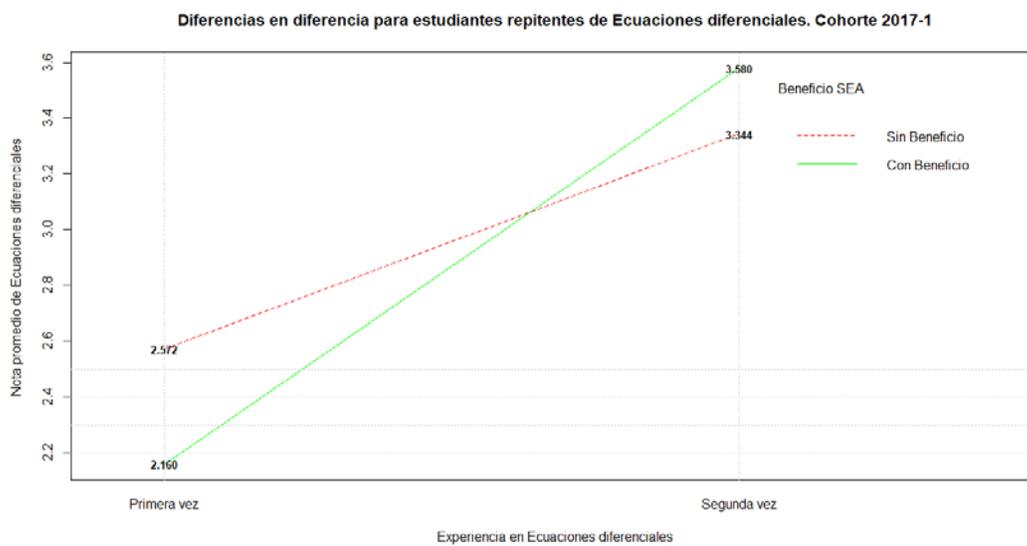


Figura 30. Diferencias en diferencias a repitentes en ecuaciones diferenciales. 1ª cohorte de 2017

La Figura 30 muestra que el cambio promedio en nota del grupo de beneficiarios (1.42 unidades) es superior al cambio en el grupo de no beneficiarios (0.772 unidades) lo que sugiere un impacto positivo del programa SEA de 0.648 décimas la segunda vez que ve la materia, es decir cuando repite la materia. Sin embargo, este no resulta significativo desde el punto de vista estadístico cómo se logra apreciar en la Tabla 48.

Tabla 48.

Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de ecuaciones diferenciales usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2017.

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
0.6477778	0.4701079	1.3779342	0.1755213

5.2.1.11 Síntesis de resultados para la primera cohorte de 2017: Después de aplicar las técnicas de evaluación de impacto en las asignaturas de matemáticas cursadas por los estudiantes de la cohorte 2017-1 se destacan las siguientes conclusiones:

Al igual a lo encontrado por Ramos y Osorio (2019) en la primera cohorte de 2014, la técnica de pareamiento no mostró un impacto significativo sobre el desempeño académico de los estudiantes en asignaturas de matemáticas (cálculos II y III, y ecuaciones diferenciales) de ciencia e ingeniería que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2017.

La evaluación de impacto del programa SEA en función del número de horas se pudo aplicar en todas las asignaturas de matemáticas tomadas por la primera cohorte de 2017.

En general en cada asignatura, la mayoría de los estudiantes se agrupan en el rango de horas de beneficio $h < 7$, esto puede atribuirse a que los estudiantes asisten al programa solamente para la preparación de evaluaciones.

En las asignaturas de cálculo I y álgebra lineal se observó un aumento del impacto por encima de 24 horas, corroborando lo observado por Ramos y Osorio (2019) en la primera cohorte de 2014, con la diferencia que para la primera cohorte de 2017 estas diferencias si resultaron significativas. En las demás asignaturas se puede decir que la técnica de pareamiento no mostró un impacto significativo en la nota promedio atribuida al uso del programa SEA a un nivel de significancia en los estudiantes de ciencias e ingeniería que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2017.

Las variables con mayor cantidad de información incompleta fueron las 5 dimensiones de riesgo del SEA. Esto dificultó el uso de la técnica de pareamiento debido a que llevó a la eliminación de un porcentaje importante de datos en cada evaluación, por no presentar la información completa, con la consecuente reducción de potencia estadística en las técnicas de pareamiento, esta misma dificultad se presentó en el estudio de Ramos y Osorio (2019).

El número de estudiantes que toman horas de beneficio tiende a disminuir en las asignaturas más avanzadas. Tan solo 7 estudiantes que tomaron horas de beneficio en las asignaturas de primer nivel, álgebra y cálculo I, tuvieron participación permanente en el programa hasta llegar a ecuaciones diferenciales.

La técnica de diferencias en diferencias no mostró impacto significativo la nota de los estudiantes repitentes de ninguna de las asignaturas de matemáticas. A diferencia de Ramos y Osorio (2019) se contó con un mayor número de estudiantes beneficiados en cada caso, lo que permitió aplicar la técnica a las demás asignaturas matemáticas (cálculo III y ecuaciones diferenciales) que no fueron tenidas en cuenta en la medición anterior.

Si bien el programa SEA muestra un aumento en la nota promedio de los estudiantes que repiten la asignatura, este grupo de beneficiarios sigue estando por debajo de la nota promedio de los no beneficiarios.

5.2.2 Impacto en cohorte 2018-1. Este apartado presenta la evaluación de impacto del programa SEA sobre cálculo I y álgebra de los estudiantes que ingresaron a la UIS en la primera cohorte de 2018.

5.2.2.1 Impacto del SEA sobre Cálculo I. Cohorte 2018-1: De los 947 estudiantes de ciencia e ingeniería que ingresaron a la universidad en esta cohorte, 467 muestran información completa (49%), 170 con beneficio del SEA y 297 sin él. La distribución de estudiantes beneficiarios, en rangos de 8 horas de beneficio se aprecia en la Tabla 49 que se presenta a continuación.

Tabla 49.

Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para cálculo I. 1ª cohorte de 2018

	Beneficiarios	Promedio. notas
(0, 7]	73	3.18
(7, 15]	27	3.15
(15, 23]	32	3.10
(23, 31]	18	3.17
(31, 39]	5	3.17
(39, 47]	5	3.08
(47, 55]	5	3.05
(55, 63]	5	3.16

Las asignaturas de primer nivel muestran que los grupos, en términos de horas de beneficio, tienen un mayor tamaño, sin embargo, se sigue observando que el número de estudiantes es menor a medida que se aumenta el número de horas. De acuerdo a lo mencionado anteriormente, las categorías con 5 o menos estudiantes se agrupan con el fin de no afectar la potencia estadística del pareamiento. Teniendo en cuenta que la nota promedio de los no beneficiarios es de 3.21 se puede decir que ninguna nota promedio de los beneficiarios, en los diferentes rangos, supera la nota de los estudiantes que no tomaron horas de beneficio.

La distribución de beneficios por horas con las nuevas categorías se muestra en la Figura 31.

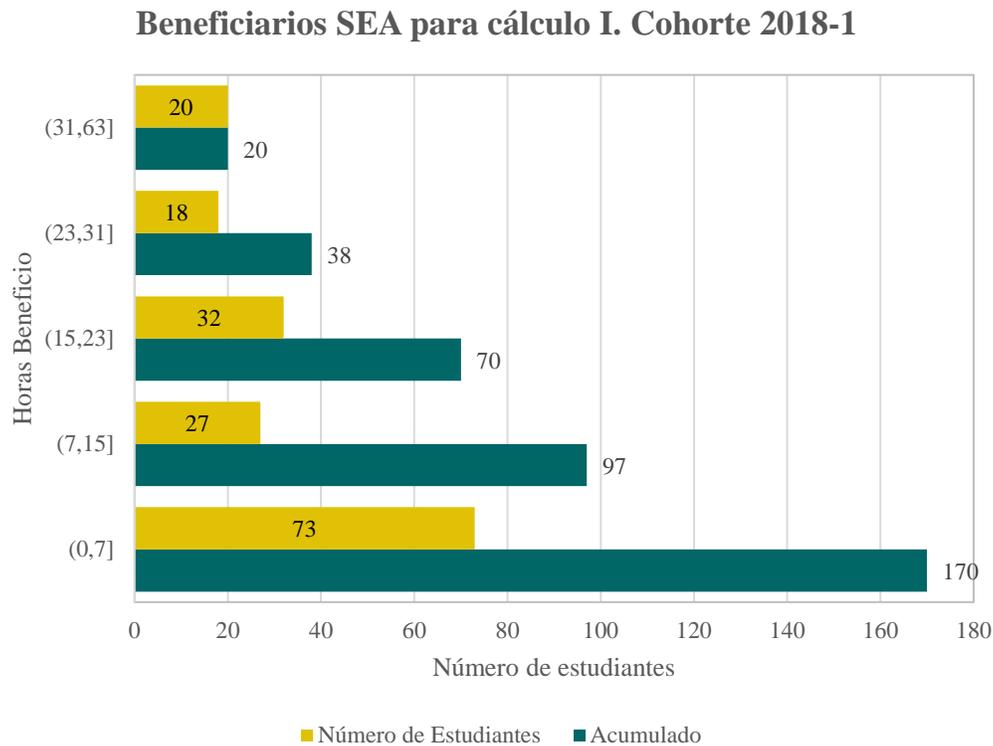


Figura 31. Beneficios del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2018.

La comparación estadística entre el grupo de estudiantes beneficiados y no beneficiados del SEA se presenta en la Tabla 50.

La diferencia en la nota promedio es de 0.05 unidades y no es significativa estadísticamente, por otra parte, las co-variables o factores en las que se encuentran diferencias significativas son el sexo (valor $p = 0.019$), los resultados en las pruebas SABER 11 en matemáticas (valor $p = 0.021$), lenguaje (valor $p = 0.003$), inglés (valor $p = 0.020$) y ciencias naturales (valor $p = <0.001$), el riesgo económico (valor $p = 0.025$) y el riesgo académico (valor $p = 0.018$).

Tabla 50.

Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2018

	No Beneficiario	Beneficiario	p
n	297	170	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
Nota (mean (SD))	3.21 (0.85)	3.16 (0.72)	0.524
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	15.32 (15.74)	<0.001
Prog (%)			<0.001
C	28 (9.4)	25 (14.7)	
FM	205 (69.0)	82 (48.2)	
FQ	64 (21.5)	63 (37.1)	
Edad (mean (SD))	17.19 (2.02)	16.86 (1.11)	0.054
Genero = MUJER (%)	81 (27.3)	65 (38.2)	0.019
Matemática (mean (SD))	76.88 (6.60)	75.49 (5.52)	0.021
Lenguaje (mean (SD))	70.90 (5.41)	69.33 (5.77)	0.003
Inglés (mean (SD))	73.21 (8.82)	71.18 (9.26)	0.020
Ciencias Naturales (mean (SD))	73.65 (6.94)	71.48 (5.20)	<0.001
Riesgo Económica = BAJO (%)	256 (86.2)	132 (77.6)	0.025
Riesgo Social (%)			0.195
ALTO	15 (5.1)	8 (4.7)	
BAJO	243 (81.8)	129 (75.9)	
MEDIO	39 (13.1)	33 (19.4)	
Riesgo Salud = MEDIO (%)	295 (99.3)	170 (100.0)	0.737
Riesgo Académico (%)			0.018
ALTO	13 (4.4)	6 (3.5)	
BAJO	141 (47.5)	59 (34.7)	
MEDIO	143 (48.1)	105 (61.8)	
Riesgo Cognitiva (%)			0.241
ALTO	60 (20.2)	44 (25.9)	
BAJO	49 (16.5)	21 (12.4)	
MEDIO	188 (63.3)	105 (61.8)	
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	297 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	73 (42.9)	
(7, 15]	0 (0.0)	27 (15.9)	
(15, 23]	0 (0.0)	32 (18.8)	
(23, 31]	0 (0.0)	18 (10.6)	
(31, 103]	0 (0.0)	20 (11.8)	

Called from: top level

Una vez depurado el modelo de propensión que se ve en la Tabla 51, las variables que más afectan la participación en el programa SEA son la edad, los resultados en lenguaje y ciencias naturales de las pruebas SABER 11.

Tabla 51.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2018 (Modelo depurado.)

```

Call:
glm(formula = Beneficio ~ Prog + Edad + Genero + Lenguaje + Ciencias_Naturales +
Riesgo_Economica + Riesgo_Social + Riesgo_Salud, family = binomial, data = Datos.Evaluacion2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.6631 -0.9313 -0.7097  1.1628  2.1008

Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      -6.68835   604.25375  -0.011  0.9912
ProgFM            -0.44353    0.33121  -1.339  0.1805
ProgFQ             0.30290    0.34763   0.871  0.3836
Edad              -0.14541    0.07732  -1.881  0.0300 *
GeneroMUJER       0.33053    0.21861   1.512  0.1305
Lenguaje          -0.03774    0.02000  -1.887  0.0492 *
Ciencias_Naturales -0.03433    0.01937  -1.773  0.0463 *
Riesgo_EconomicaBAJO -0.41173    0.26542  -1.551  0.1208
Riesgo_SocialBAJO -0.15889    0.48427  -0.328  0.7428
Riesgo_SocialMEDIO  0.43119    0.53263   0.810  0.4182
Riesgo_SaludMEDIO  14.20238   604.24987  0.024  0.9812
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 612.42 on 466 degrees of freedom
Residual deviance: 566.67 on 456 degrees of freedom
AIC: 588.67

Number of Fisher Scoring iterations: 13

```

La Figura 32a y 32b muestran que todos los estudiantes beneficiados obtuvieron su pareja y por tanto no se excluyó a ninguno en el proceso de pareamiento debido a que se encontraban dentro del rango común.

La Figura 32c muestra la distribución de puntajes de propensión entre el grupo de beneficiarios (arriba) y no beneficiados (abajo) del SEA en cálculo I antes (izquierda) y después (derecha) del

proceso de pareamiento. Se observa una distribución muy diferente antes del pareamiento (izquierda) la cual sugiere la heterogeneidad de los dos grupos mientras que después del pareamiento (derecha) se observa que las distribuciones son más parecidas, indicando mayor homogeneidad de los dos grupos.

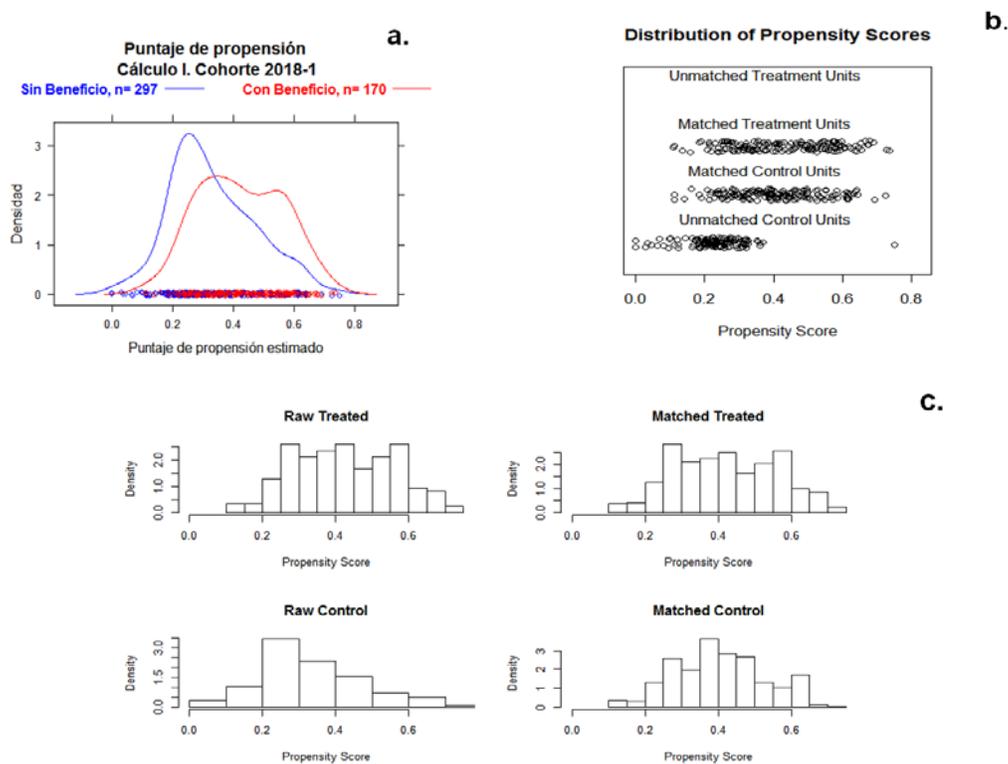


Figura 32. Pareamiento por puntajes de propensión para cálculo I. 1^a cohorte de 2018

Los resultados finales del pareamiento se observan en la Tabla 52 que se presenta a continuación.

Tabla 52.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2018

	Control	Treated
All	297	170
Matched	170	170
Unmatched	115	0
Discarded	12	0

La información gráfica y numérica confirman la homogeneidad de los grupos de beneficiario y no beneficiario después de aplicada la técnica de pareamiento.

Tabla 53.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2018.

	No Beneficiario	Beneficiario	p
n	170	170	
Nota (mean (SD))	3.06 (0.88)	3.16 (0.72)	0.294
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	15.32 (15.74)	<0.001
Prog (%)			0.738
C	24 (14.1)	25 (14.7)	
FM	89 (52.4)	82 (48.2)	
FQ	57 (33.5)	63 (37.1)	
Edad (mean (SD))	16.84 (1.19)	16.86 (1.11)	0.814
Genero = MUJER (%)	59 (34.7)	65 (38.2)	0.573
Matemática (mean (SD))	75.52 (6.32)	75.49 (5.52)	0.967
Lenguaje (mean (SD))	69.68 (5.14)	69.33 (5.77)	0.552
Inglés (mean (SD))	71.60 (8.93)	71.18 (9.26)	0.672
Ciencias Naturales (mean (SD))	72.04 (6.15)	71.48 (5.20)	0.371
Riesgo Económica = BAJO (%)	137 (80.6)	132 (77.6)	0.594
Riesgo Social (%)			0.963
ALTO	8 (4.7)	8 (4.7)	
BAJO	127 (74.7)	129 (75.9)	
MEDIO	35 (20.6)	33 (19.4)	
Riesgo Salud = MEDIO (%)	170 (100.0)	170 (100.0)	NA
Riesgo Académico (%)			0.418
ALTO	7 (4.1)	6 (3.5)	
BAJO	70 (41.2)	59 (34.7)	
MEDIO	93 (54.7)	105 (61.8)	
Riesgo Cognitiva (%)			0.934
ALTO	42 (24.7)	44 (25.9)	
BAJO	23 (13.5)	21 (12.4)	
MEDIO	105 (61.8)	105 (61.8)	
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	170 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	73 (42.9)	
(7, 15]	0 (0.0)	27 (15.9)	
(15, 23]	0 (0.0)	32 (18.8)	
(23, 31]	0 (0.0)	18 (10.6)	
(31, 103]	0 (0.0)	20 (11.8)	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
distance (mean (SD))	0.41 (0.13)	0.42 (0.14)	0.212
weights (mean (SD))	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	NaN

Called from: top level

La Tabla 53 muestra la comparación de los dos grupos después del pareamiento. Se observa una diferencia en la nota promedio de cálculo I de una décima, sin ser significativa estadísticamente, la cual se puede atribuir al beneficio del SEA, en las demás co-variables los dos grupos resultan similares.

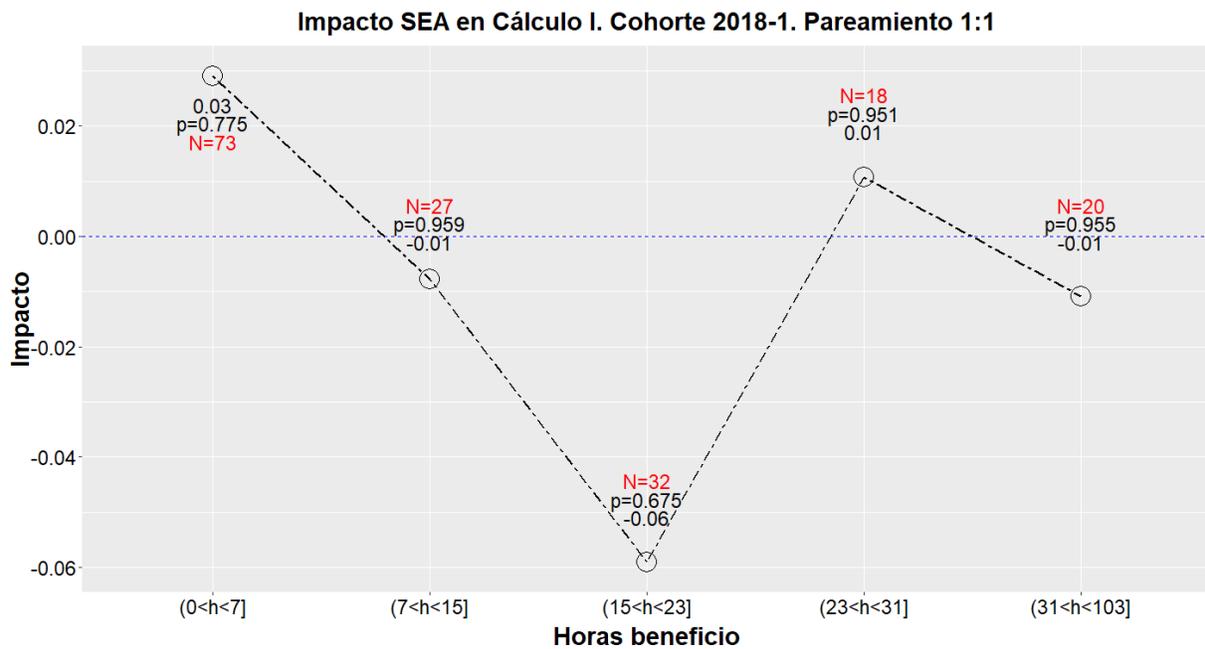


Figura 33. Impacto del programa SEA sobre cálculo I en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2018.

La Figura 33 presenta tres valores, el número de beneficiarios se resalta con color rojo, el valor p se identifica en la gráfica con la letra p, y el tercer valor corresponde al Impacto del programa SEA sobre la nota promedio en función del número de horas de beneficio, el signo negativo da cuenta de los resultados en los cuales la nota promedio de los beneficiarios estuvo por debajo de la nota promedio de los no beneficiarios. La Figura muestra un comportamiento decreciente en la medida que aumenta el valor de las horas de beneficio entre (0<h<23] horas de beneficio, a partir

de ahí muestra un mejor resultado en la nota promedio hasta (23<h<31] horas, decreciendo nuevamente después de 31 horas. Los estudiantes que presentan un impacto positivo en la nota promedio de cálculo I se ubican entre los beneficiarios con más de 1 hora de beneficio y los beneficiarios que obtuvieron 23 horas de acompañamiento. Si bien se pudo observar en la Tabla 52 una diferencia de 1 décima en el promedio a favor de los beneficiados en todo el grupo de beneficiarios, al observarlo en el detalle de horas de beneficio la gran mayoría sea tiene un efecto negativo siendo la mejor diferencia 0.03.

En síntesis, se encontró que la técnica de pareamiento no muestra un impacto significativo del programa SEA al 5% en los estudiantes de ciencias e ingeniería que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2018. Se observa una tendencia decreciente del impacto al aumentar el número de horas con un pico máximo de 0.03 unidades con más de 1 hora de beneficio sin ser significativa.

5.2.2.2 Impacto del SEA sobre repitentes en cálculo I. Cohorte 2018-1: Se encontraron 63 estudiantes beneficiados del SEA con los que se puede emplear la técnica de diferencias en diferencias. La Figura 34a muestra que el cambio promedio en nota del total del grupo de beneficiarios (0.272 décimas) es menor al cambio en el grupo de no beneficiarios (0.413 décimas) lo que sugiere un impacto negativo del programa SEA de -0.14 décimas la segunda vez que ve la materia, es decir cuando repite la materia.

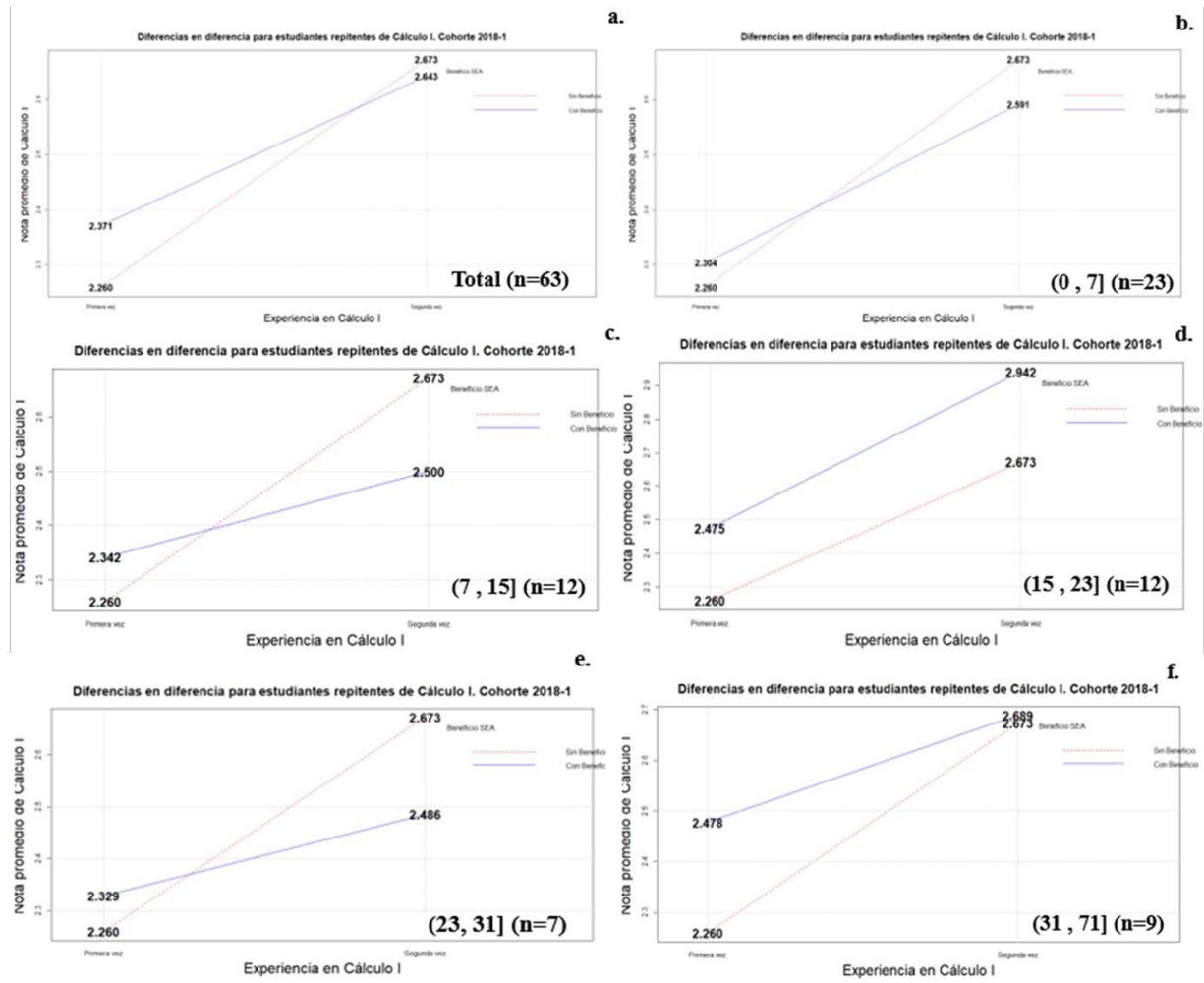


Figura 34. Diferencias en diferencias a repitentes en cálculo I. 1ª cohorte de 2018

De acuerdo al número de horas de beneficio, las Figuras 34b, 34c, 34e y 34f evidencian un impacto negativo de (-0.143), (-0.274), (-0.273) y (-0.219) unidades, respectivamente, sobre los beneficiarios SEA que repitieron la asignatura de cálculo I de la cohorte 2018-1. La Figura 34d presenta los estudiantes entre 15 y 23 horas de beneficio, que a pesar de presentar un impacto positivo (0.037), en términos de aumentar la nota promedio, no logran aprobar la asignatura.

Desde el punto de vista estadístico no resulta ser significativo para el grupo en general ni para ninguno de los beneficiarios por rango de horas cómo se logra apreciar en la Tabla 54, un resultado semejante se presentó en los estudiantes de la primera cohorte del 2017.

Tabla 54.

Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de cálculo I usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2018

Horas	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
Todos	-0.1415126	0.1548041	-0.9141402	0.3613974
(0, 7]	-0.1259847	0.2167902	-0.5811362	0.5617660
(7, 15]	-0.2546078	0.2709181	-0.9397965	0.3485152
(15, 23]	0.05372549	0.28107807	0.19114081	0.84861937
(23, 31]	-0.2557983	0.3566894	-0.7171457	0.4742137
> 31	-0.2018301	0.3090591	-0.6530468	0.5145412

5.2.2.3 Impacto del SEA sobre álgebra lineal. Cohorte 2018-1: En el caso de álgebra lineal, solo 456 (48%) estudiantes presentaron información completa, 159 con beneficio del SEA. La Tabla 55 muestra la información de los beneficiarios de acuerdo a los rangos de horas de beneficio en álgebra lineal. Según esta tabla, con más de 23 horas presentan promedios superiores al de los no beneficiados (3.46), no obstante, al pasar de 39 horas su nota cae considerablemente.

Tabla 55.

Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para álgebra lineal. 1ª cohorte de 2018

	Beneficiarios	Promedio. notas
(0, 7]	92	3.43
(7, 15]	37	3.27
(15, 23]	8	3.50
(23, 31]	15	3.49
(31, 39]	5	4.10
(39, 47]	2	2.80

Por su parte la Figura 35 se observa la fusión de las dos últimas categorías, (31,39] y (39,47], debido al bajo número de estudiantes con horas de beneficio.

Beneficiarios SEA para álgebra lineal. Cohorte 2018-1

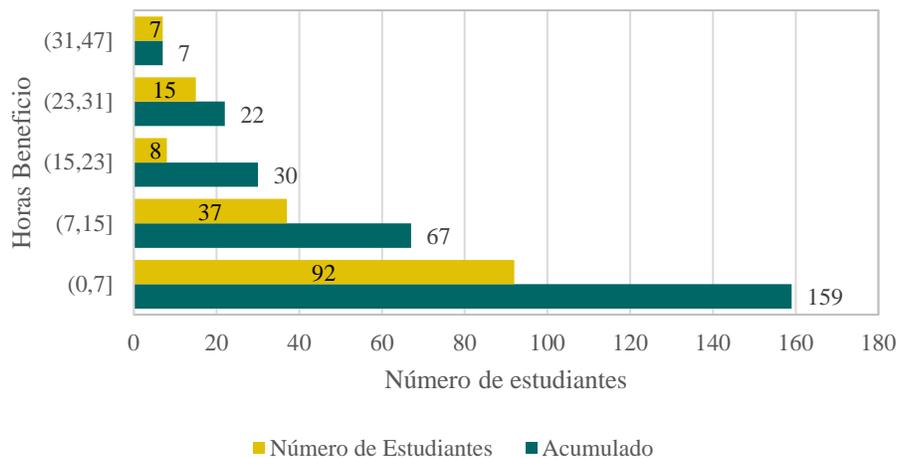


Figura 35. Beneficios del SEA en álgebra. 1ª cohorte de 2018.

La Tabla 56 muestra la comparación entre el grupo de beneficiados y no beneficiados del SEA en álgebra Lineal. Se aprecia una disminución de 0.05 unidades en la nota, aunque este cambio no fue significativo estadísticamente. La única diferencia significativa se observa diferencias en la edad (valor $p = 0.024$).

Tabla 56.

Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2018

	No Beneficiario	Beneficiario	p
n	297	159	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
Nota (mean (SD))	3.46 (0.83)	3.41 (0.84)	0.549
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	9.56 (9.79)	<0.001
Prog (%)			0.853
C	47 (15.8)	22 (13.8)	
FM	168 (56.6)	92 (57.9)	
FQ	82 (27.6)	45 (28.3)	
Edad (mean (SD))	17.24 (1.91)	16.84 (1.45)	0.024
Genero = MUJER (%)	88 (29.6)	49 (30.8)	0.876
Matemática (mean (SD))	76.72 (6.66)	75.84 (5.90)	0.162
Lenguaje (mean (SD))	70.61 (5.32)	70.00 (6.23)	0.271
Inglés (mean (SD))	72.54 (9.40)	72.32 (9.18)	0.815
Ciencias Naturales (mean (SD))	73.14 (6.50)	72.46 (7.03)	0.300
Riesgo Económico = BAJO (%)	256 (86.2)	127 (79.9)	0.105
Riesgo Social (%)			0.349
ALTO	14 (4.7)	8 (5.0)	
BAJO	242 (81.5)	121 (76.1)	
MEDIO	41 (13.8)	30 (18.9)	
Riesgo Salud = MEDIO (%)	294 (99.0)	159 (100.0)	0.507
Riesgo Académico (%)			0.632
ALTO	15 (5.1)	5 (3.1)	
BAJO	132 (44.4)	71 (44.7)	
MEDIO	150 (50.5)	83 (52.2)	
Riesgo Cognitiva (%)			0.398
ALTO	69 (23.2)	30 (18.9)	
BAJO	47 (15.8)	22 (13.8)	
MEDIO	181 (60.9)	107 (67.3)	
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	297 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	92 (57.9)	
(7, 15]	0 (0.0)	37 (23.3)	
(15, 23]	0 (0.0)	8 (5.0)	
(23, 31]	0 (0.0)	15 (9.4)	
(31, 47]	0 (0.0)	7 (4.4)	

Called from: top level

El modelo de propensión depurado se presenta a continuación en la Tabla 57, se observa que las co-variables que más influyen son la edad, los resultados en matemáticas en las pruebas SABER 11, el riesgo económico y el riesgo social.

Tabla 57.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2018 (Modelo depurado.)

```

Call:
glm(formula = Beneficio ~ Edad + Matematica + Riesgo_Economica + Riesgo_Salud, family =
binomial, data = Datos.Evaluacion2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.2856  -0.9483  -0.8605   1.3609   2.5081

Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    -9.26779   508.10209  -0.018   0.9854
Edad            -0.17433    0.07760  -2.247   0.0247 *
Matematica     -0.02368    0.01626  -1.456   0.1455
Riesgo_EconomicaBAJO -0.45294    0.26313  -1.721   0.0852 .
Riesgo_SaludMEDIO 13.79947   508.09843   0.027   0.9783
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 589.73 on 455 degrees of freedom
Residual deviance: 575.95 on 451 degrees of freedom
AIC: 585.95

Number of Fisher Scoring iterations: 13

```

La Figura 36 presenta en tres imágenes la información gráfica de pareamiento por puntajes de propensión para álgebra línea de la primera cohorte de 2018. En la sección A un rango común adecuado para la técnica de pareamiento. Por otra parte, la información que se aprecia en el diagrama de puntos (b) visualiza claramente que los 159 estudiantes que obtuvieron beneficio pudieron ser pareados. Los estudiantes sin beneficio que no fueron tenidos en cuenta se presentan en la parte inferior.

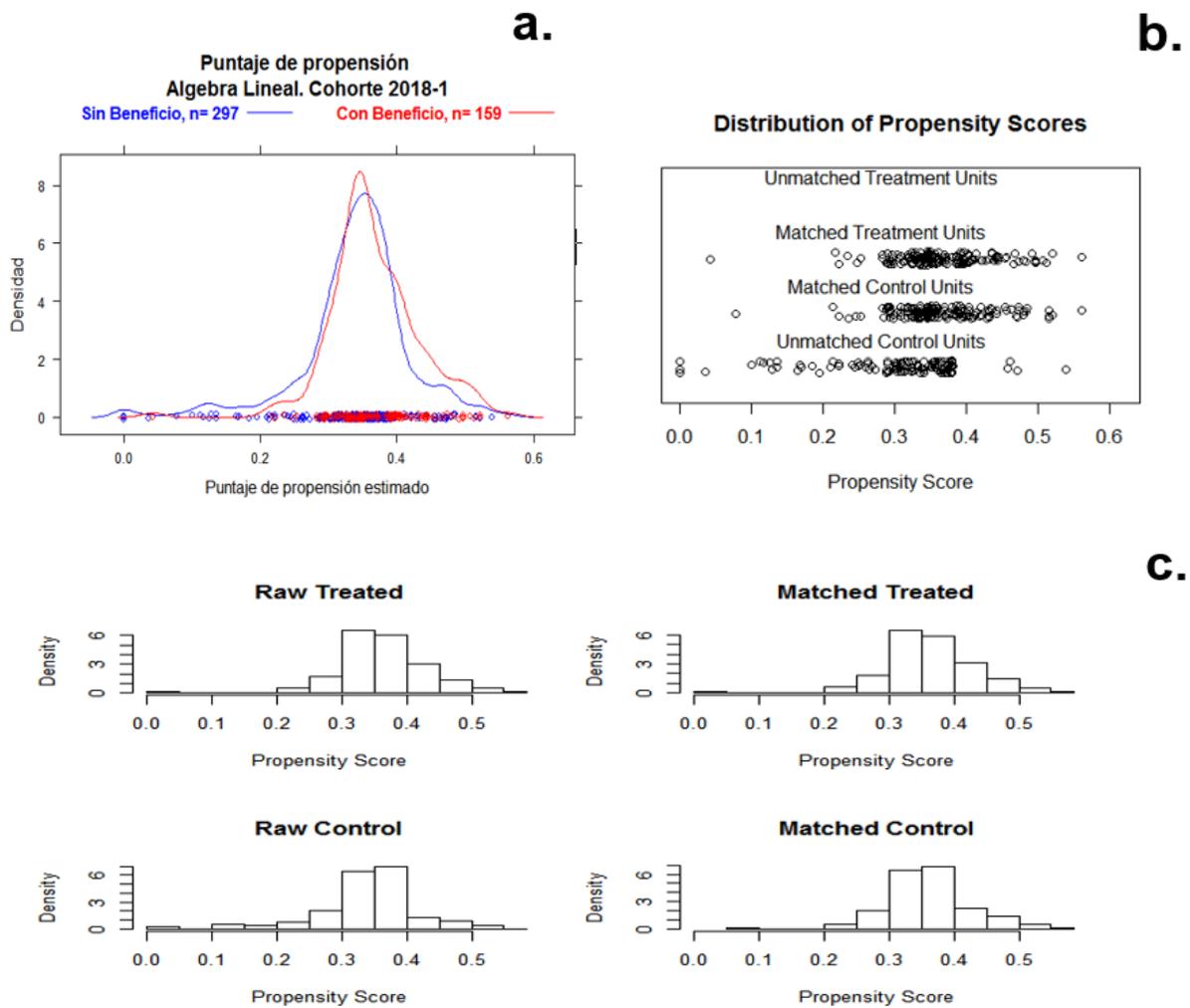


Figura 36. Pareamiento por puntajes de propensión para álgebra. 1ª cohorte de 2018

El histograma (c) de los puntajes de propensión antes y después del pareamiento, a la izquierda se aprecian diferencias en la distribución debido a la heterogeneidad de los dos grupos antes del pareamiento mientras que los de la derecha, después del pareamiento, se observa una similitud mayor entre la distribución del grupo de beneficiados y no beneficiados, lo que sugiere un pareamiento satisfactorio por puntajes de propensión y una mayor homogeneidad de los grupos comparados.

La Tabla 58 resume los resultados finales del pareamiento para beneficiados en álgebra. 1ª cohorte de 2018 de Ciencias e Ingeniería, en esta se aprecia que los 159 estudiantes con beneficio fueron pareados, 134 de los no beneficiarios se ignoraron por no tener la información completa de las co-variables y 4 fueron descartados por estar fuera del rango común.

Tabla 58.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en álgebra (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2018

	Control	Treated
All	297	159
Matched	159	159
Unmatched	134	0
Discarded	4	0

Según las evidencias, tanto gráficas como numéricas, se puede calificar como satisfactorio el pareamiento de los 159 estudiantes beneficiarios del SEA en álgebra de la cohorte 2018 con el grupo de los no beneficiarios. Los resultados más relevantes de este proceso se presentan a continuación.

La Tabla 59 presenta información comparativa del grupo de beneficiarios y no beneficiarios del programa SEA en álgebra después de aplicada la técnica de pareamiento. Se observa que la nota promedio de los beneficiarios es levemente menor que el promedio de los no beneficiarios, pero no es significativa estadísticamente (valor $p=0.704$). Los dos grupos resultan comparables en todas las co-variables. No se observan cambios significativos al 5%.

Tabla 59.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en álgebra (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2018.

	No Beneficiario	Beneficiario	p
n	159	159	
Nota (mean (SD))	3.45 (0.85)	3.41 (0.84)	0.704
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	9.56 (9.79)	<0.001
Prog (%)			0.604
C	28 (17.6)	22 (13.8)	
FM	85 (53.5)	92 (57.9)	
FQ	46 (28.9)	45 (28.3)	
Edad (mean (SD))	16.83 (1.05)	16.84 (1.45)	0.930
Genero = MUJER (%)	45 (28.3)	49 (30.8)	0.712
Matemática (mean (SD))	76.17 (6.63)	75.84 (5.90)	0.636
Lenguaje (mean (SD))	70.06 (5.45)	70.00 (6.23)	0.924
Inglés (mean (SD))	71.45 (8.95)	72.32 (9.18)	0.394
Ciencias Naturales (mean (SD))	72.38 (6.47)	72.46 (7.03)	0.914
Riesgo Económica = BAJO (%)	126 (79.2)	127 (79.9)	1.000
Riesgo Social (%)			0.168
ALTO	8 (5.0)	8 (5.0)	
BAJO	133 (83.6)	121 (76.1)	
MEDIO	18 (11.3)	30 (18.9)	
Riesgo Salud = MEDIO (%)	159 (100.0)	159 (100.0)	NA
Riesgo Académico (%)			0.489
ALTO	9 (5.7)	5 (3.1)	
BAJO	65 (40.9)	71 (44.7)	
MEDIO	85 (53.5)	83 (52.2)	
Riesgo Cognitiva (%)			0.330
ALTO	41 (25.8)	30 (18.9)	
BAJO	21 (13.2)	22 (13.8)	
MEDIO	97 (61.0)	107 (67.3)	
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	159 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	92 (57.9)	
(7, 15]	0 (0.0)	37 (23.3)	
(15, 23]	0 (0.0)	8 (5.0)	
(23, 31]	0 (0.0)	15 (9.4)	
(31, 47]	0 (0.0)	7 (4.4)	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
distance (mean (SD))	0.37 (0.06)	0.37 (0.07)	0.844
weights (mean (SD))	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	NaN

Called from: top level

Los resultados del impacto de horas de beneficio a partir del cual se considera como realmente beneficiado del SEA se muestra en la Figura 37. Se aprecia un impacto a partir de 15 horas de beneficio, el punto más alto lo alcanza el grupo de 22 estudiantes que tomaron entre 23 y 47 horas de beneficio, significativo al 43%, en un grupo de 22 estudiantes.

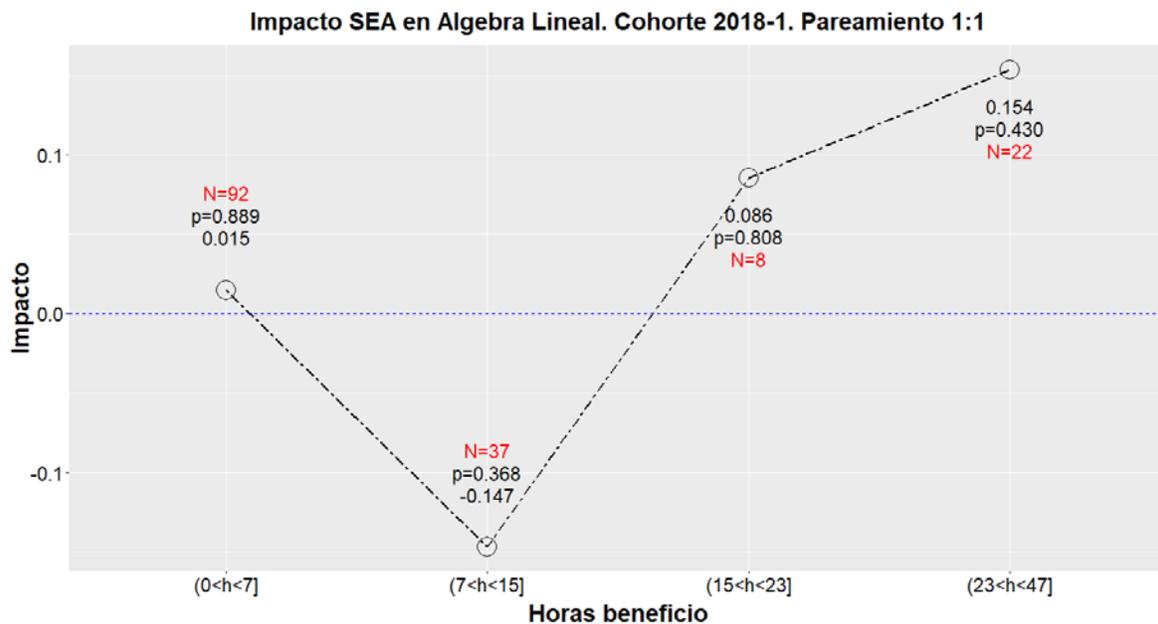


Figura 37. Impacto del programa SEA sobre álgebra en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2018.

En síntesis, la técnica de pareamiento no muestra un impacto significativo sobre la nota de álgebra I atribuida al uso del programa SEA en los estudiantes de ciencias e ingeniería que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2018. El mayor efecto se percibe después de 23 horas de beneficio, con un incremento de 0.154 décimas en la nota promedio sin ser significativo estadísticamente (valor $p = 0.430$). También se encontró por esta técnica que entre 7 y 15 horas en el semestre, el programa SEA tiene efecto negativo en la nota de álgebra (valor $p = 0.368$).

5.2.2.4 Impacto del SEA sobre repitentes en álgebra. Cohorte 2018-1: En esta cohorte se encontraron 188 estudiantes que cursaron álgebra dos veces. La técnica de diferencias en diferencias supone, para este caso, que las tendencias de la nota son similares en los grupos de beneficiados y no beneficiados antes de la intervención y que los únicos factores que explican las diferencias en la nota entre ambos grupos, aparte del efecto del programa SEA, son constantes en el tiempo. Para asegurar la no violación del supuesto anterior, la técnica de diferencias en diferencias se debe condicionar a que el grupo de beneficiados haya recibido beneficios en alguno de los dos semestres que cursó la materia y el grupo de no beneficiados no haya recibido beneficio ninguno de los dos semestres. Esto reduce el grupo a 93 de los cuales 46 recibió beneficios del SEA, lo que permite el uso de la técnica de diferencias en diferencias en este caso.

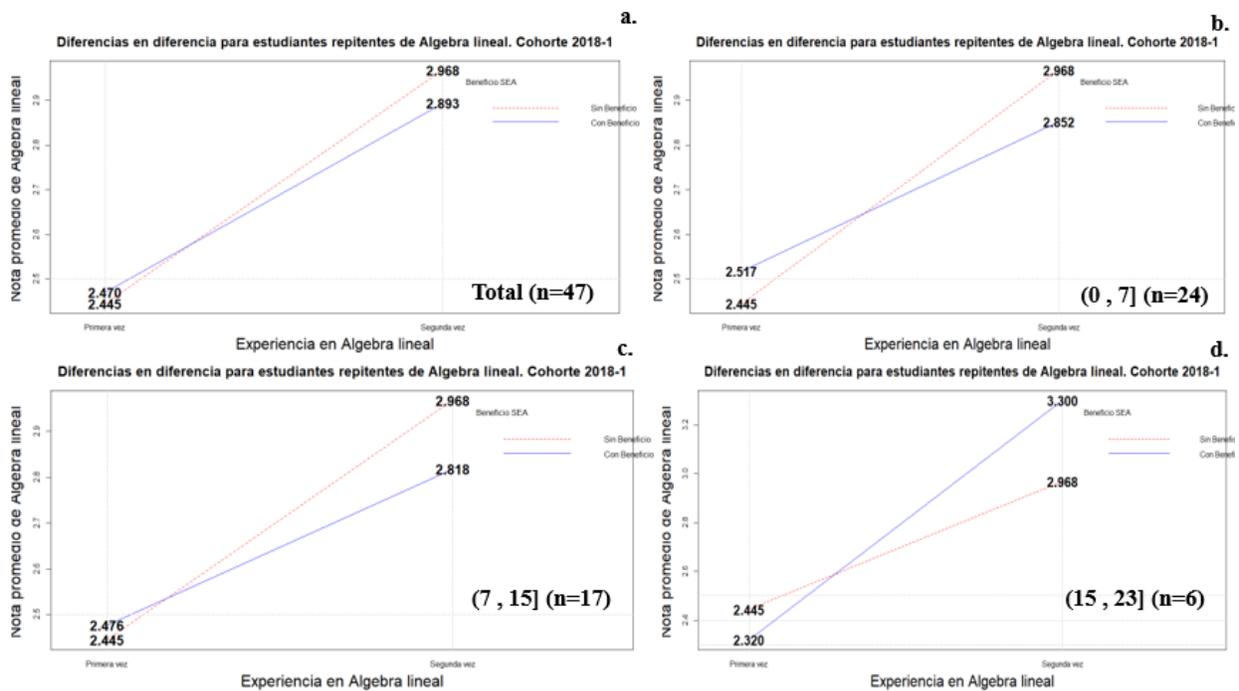


Figura 38. Diferencias en diferencias a repitentes en álgebra. 1ª cohorte de 2018

En la Figura 38 se observa el impacto del SEA en el total del grupo de beneficiarios y desagregado por horas de beneficio dentro del programa. En general el grupo presenta un negativo de -0.1 décimas con respecto a los estudiantes que repitieron la asignatura pero que no se acogieron al programa SEA. En términos de horas de beneficio, en las Figuras 38b y 38c se observa como las líneas se cruzan evidenciando un impacto negativo del programa. Por su parte los beneficiarios que tomaron entre (15, 23] horas muestran un incremento en la nota promedio para álgebra de 0.457 unidades. Al igual que en la técnica de pareamiento, este rango de horas es el que mejores resultados ha presentado en términos de impacto positivo sobre la nota promedio.

Tabla 60.

Estimador del impacto del programa SEA sobre repitentes de álgebra usando diferencias en diferencias. 1ª cohorte de 2018.

Horas	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
Todos	-0.0994912	0.2157840	-0.4610684	0.6452999
(0, 7]	-0.1886216	0.2527966	-0.7461400	0.4568707
(7, 15]	-0.1822278	0.3141588	-0.5800499	0.5629335
(15, 23]	0.4565957	0.4708062	0.9698167	0.3344777

El estimador de impacto no presenta valores significativos, desde el punto de vista estadístico, para el total del grupo, como para ninguno de los rangos de horas de beneficio.

En síntesis, según la técnica de diferencias en diferencias, el programa SEA para los repitentes en álgebra de la cohorte de 2018-1 arroja un impacto negativo

5.2.3 Impacto en cohorte 2019-1. Este apartado presenta la evaluación de impacto del programa SEA sobre cálculo I y álgebra de los estudiantes que ingresaron a la UIS en la primera cohorte de 2019.

5.2.3.1 Impacto del SEA sobre Cálculo I. Cohorte 2019-1: La cohorte de 2019-1 inició con 918 estudiantes, de los cuales 765 (83%) presentaron información completa en las co-variables, 273 con beneficio y 492 sin beneficio del SEA en cálculo I. La Tabla 61 presenta los beneficiarios según el número de horas. Es importante aclarar que debido a que la información de caracterización en las 5 dimensiones de riesgo no estaba completa en todos los estudiantes se excluyó del análisis, esto con el fin de evitar que se eliminaran estudiantes lo que podría afectar la potencia estadística del análisis al dejar un grupo muy pequeño de estudiantes. Otro aspecto considerado para no afectar la potencia estadística es el del número de estudiantes por horas beneficio, en este caso las categorías con más de 39 horas presentan 5 o menos estudiantes con horas de beneficio lo que hace necesario agruparlas en una nueva categoría.

Tabla 61.

Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para cálculo I. 1ª cohorte de 2019

	Beneficiarios	Promedio. notas
(0, 7]	142	3.21
(7, 15]	73	3.13
(15, 23]	14	3.33
(23, 31]	15	3.21
(31, 39]	19	3.35
(39, 47]	5	3.34
(47, 55]	2	3.90
(55, 63]	2	3.25
(63, 71]	1	3.30

En la Figura 39 se puede observar que el mayor número de estudiantes se encuentra entre los que tomaron hasta 7 horas de beneficio a la semana (142), seguido de los estudiantes de hasta 15 horas semanales (73), los demás grupos tienen tamaños relativamente iguales.

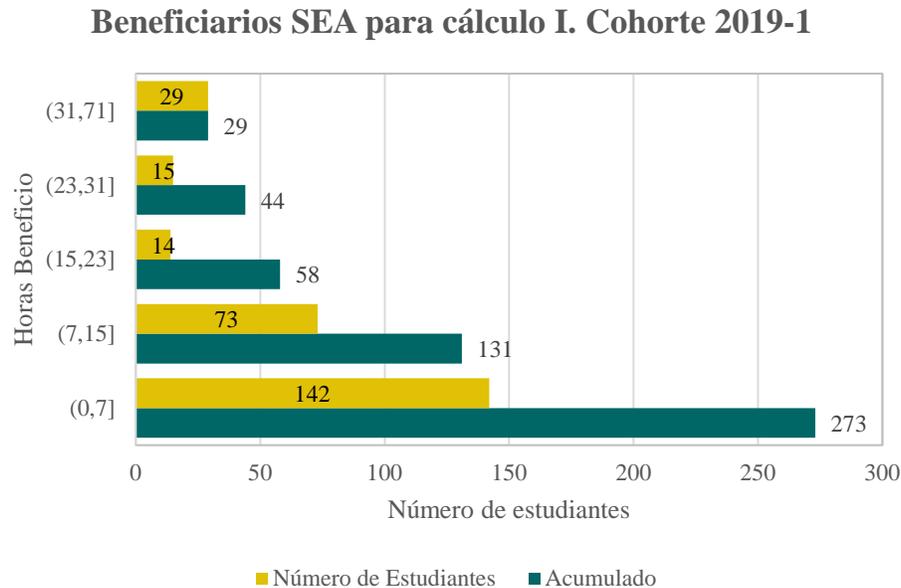


Figura 39. Beneficios del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2019.

La comparación estadística entre el grupo de estudiantes beneficiados y no beneficiados del SEA se presenta en la Tabla 62.

En los estudiantes beneficiarios del SEA se aprecia un incremento en la nota promedio de 0.17 unidades significativa estadísticamente (valor $p=0.014$), por otra parte, las co-variables o factores en las que se encuentran diferencias significativas son el programa asociado a la facultad (valor $p=0.001$), la edad (valor $p=0.001$), el género (valor $p=0.001$), los resultados en las pruebas SABER 11 en matemáticas (valor $p=0.009$) y lenguaje (valor $p=0.029$).

Tabla 62.

Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2019

	No Beneficiari	Beneficiario	p
n	492	273	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
Nota (mean (SD))	3.05 (0.96)	3.22 (0.70)	0.014
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	11.11 (11.83)	<0.001
Prog (%)			0.001
C	66 (13.4)	21 (7.7)	
FM	305 (62.0)	154 (56.4)	
FQ	121 (24.6)	98 (35.9)	
Edad (mean (SD))	16.41 (1.91)	15.95 (1.19)	<0.001
Genero = MUJER (%)	114 (23.2)	99 (36.3)	<0.001
Matematica (mean (SD))	77.00 (7.71)	75.56 (6.64)	0.009
Lenguaje (mean (SD))	71.08 (5.59)	70.17 (5.30)	0.029
Inglés (mean (SD))	72.00 (9.36)	71.14 (8.39)	0.207
Ciencias Naturales (mean (SD))	72.83 (6.78)	72.34 (5.34)	0.297
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	492 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	142 (52.0)	
(7, 15]	0 (0.0)	73 (26.7)	
(15, 23]	0 (0.0)	14 (5.1)	
(23, 31]	0 (0.0)	15 (5.5)	
(31, 39]	0 (0.0)	19 (7.0)	
(39, 71]	0 (0.0)	10 (3.7)	

Called from: top level

El resumen de los estadísticos más importantes se presenta en la Tabla 63, en general todas las co-variables del modelo depurado de propensión contribuyen significativamente a explicar la participación de un estudiante en la toma de horas de beneficio del programa SEA para cálculo I, siendo las más significativas la edad (valor $p=0.000259$), los programas de fisicoquímicas (valor $p=0.002145$) y el género (valor $p=0.001743$).

Tabla 63.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en cálculo I. 1ª cohorte de 2019 (Modelo depurado.)

```

Call:
glm(formula = Beneficio ~ Prog + Edad + Genero + Matematica + Lenguaje, family = binomial, data = Datos. Evaluacion2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.6196  -0.9432  -0.7499   1.2614   2.1373

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  6.08609    1.69176   3.597 0.000321 ***
ProgFM       0.56789    0.27768   2.045 0.040841 *
ProgFQ       0.90007    0.29325   3.069 0.002145 **
Edad        -0.22029    0.06029  -3.654 0.000259 ***
GeneroMUJER  0.53798    0.17183   3.131 0.001743 **
Matematica  -0.01966    0.01158  -1.697 0.089721 .
Lenguaje    -0.03381    0.01475  -2.292 0.021922 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 996.94 on 764 degrees of freedom
Residual deviance: 947.13 on 758 degrees of freedom
AIC: 961.13

```

La Figura 40a muestra la distribución de puntajes de propensión estimados con el modelo de regresión logística para los grupos de beneficiados y no beneficiados del SEA en cálculo I observándose un rango común adecuado para el uso de la técnica de pareamiento.

Por su parte lo observado en el diagrama de puntos, Figura 40b, en las dos figuras del medio muestran la similitud entre los estudiantes que recibieron beneficio con su correspondiente pareja que no recibió; todos los estudiantes que recibieron beneficio del programa SEA en cálculo I pudieron ser pareados con estudiantes que no recibieron beneficio. La parte inferior muestra los estudiantes sin beneficio que no fueron empleados en el pareamiento.

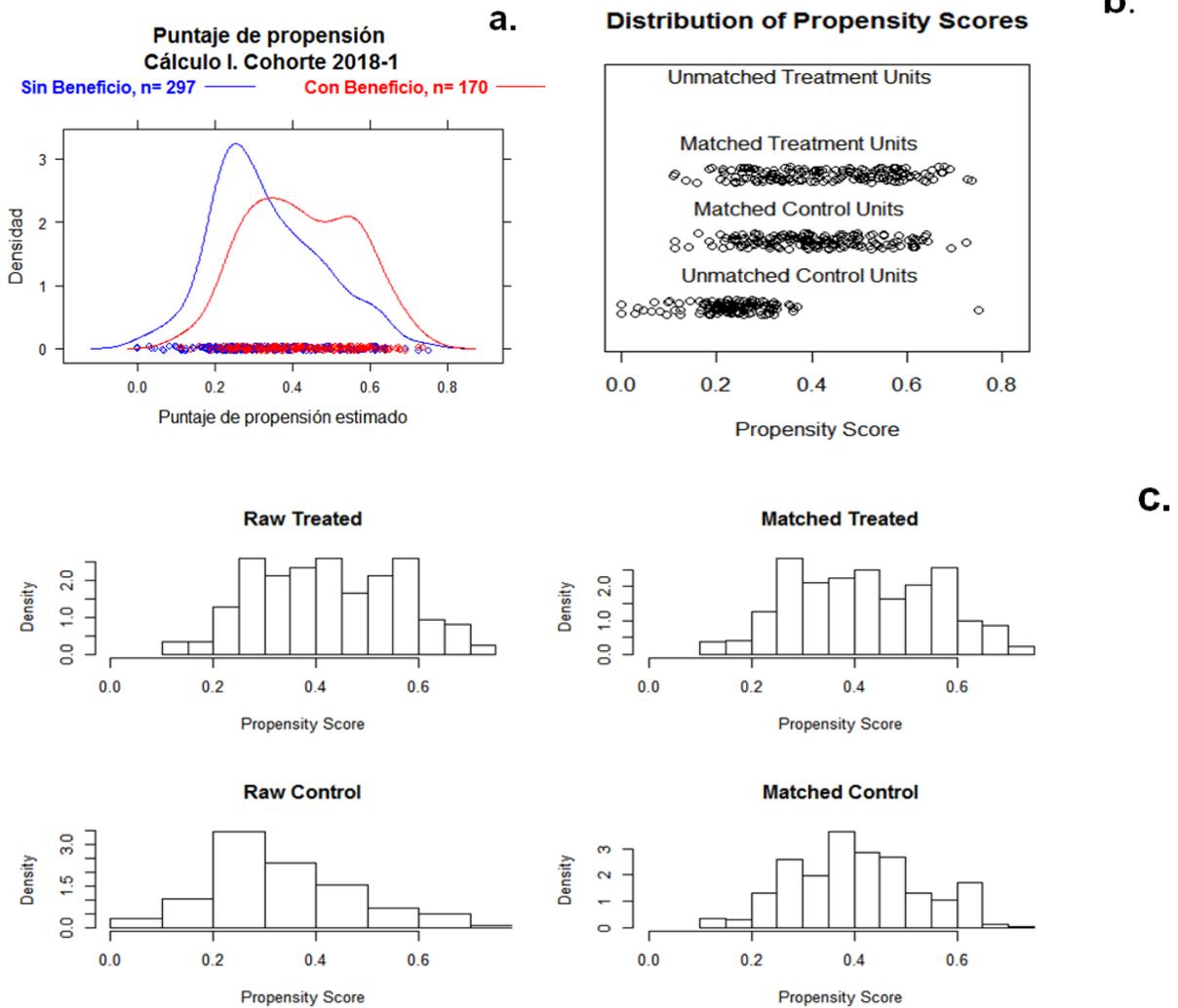


Figura 40. Pareamiento por puntajes de propensión para cálculo I. 1ª cohorte de 2019

La Figura 40c muestra el histograma de los puntajes de propensión antes y después del pareamiento, a la izquierda se aprecian diferencias considerables en la distribución debido a la heterogeneidad de los dos grupos antes del pareamiento mientras que los de la derecha, después del pareamiento, se observa una similitud mayor entre la distribución del grupo de beneficiados y no beneficiados, lo que sugiere un pareamiento satisfactorio por puntajes de propensión y una mayor homogeneidad de los grupos comparados.

Los resultados finales del pareamiento se resumen en la Tabla 64 se destaca que no se descartó ningún estudiante con beneficio, pero si 12 que no tuvieron beneficio del SEA por estar fuera del rango común y se ignoraron los 115 restantes.

Tabla 64.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2019

	Control	Treated
All	492	273
Matched	273	273
Unmatched	209	0
Discarded	10	0

La información gráfica y numérica confirman la homogeneidad de los grupos de beneficiario y no beneficiario después de aplicada la técnica de pareamiento.

La Tabla 65 muestra de forma comparativa los estudiantes con beneficio y sin beneficio del programa SEA en cálculo I después de aplicar la técnica de pareamiento. Se observa, que los dos grupos resultan comparables en todas las co-variables por lo que se puede asumir, que la diferencia en la nota promedio de cálculo I se debe a los beneficios recibidos del programa SEA.

Tabla 65.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en cálculo I (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2019.

	No Beneficiari	Beneficiario	p
n	273	273	
Nota (mean (SD))	2.94 (0.94)	3.22 (0.70)	<0.001
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	11.11 (11.83)	<0.001
Prog (%)			0.864
C	22 (8.1)	21 (7.7)	
FM	159 (58.2)	154 (56.4)	
FQ	92 (33.7)	98 (35.9)	
Edad (mean (SD))	15.93 (1.16)	15.95 (1.19)	0.856
Genero = MUJER (%)	84 (30.8)	99 (36.3)	0.204
Matematica (mean (SD))	75.34 (6.27)	75.56 (6.64)	0.686
Lenguaje (mean (SD))	69.93 (5.61)	70.17 (5.30)	0.616
Inglés (mean (SD))	71.75 (8.53)	71.14 (8.39)	0.404
Ciencias Naturales (mean (SD))	71.85 (5.90)	72.34 (5.34)	0.312
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	273 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	142 (52.0)	
(7, 15]	0 (0.0)	73 (26.7)	
(15, 23]	0 (0.0)	14 (5.1)	
(23, 31]	0 (0.0)	15 (5.5)	
(31, 39]	0 (0.0)	19 (7.0)	
(39, 71]	0 (0.0)	10 (3.7)	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
distance (mean (SD))	0.39 (0.11)	0.40 (0.11)	0.558
weights (mean (SD))	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	NaN

Called from: top level

La Figura 41 muestra el uso de la técnica de pareamiento al modificar el umbral a partir del cual, un estudiante se considera beneficiado del programa SEA. El primer grupo etiquetado como “ $h>0$ ”, corresponde al caso considerado hasta el momento, es decir los 142 estudiantes beneficiados con al menos una hora de beneficio; el segundo grupo ($h>7$) considera beneficiados aquellos que recibieron al menos 8 horas de beneficio en el semestre y así sucesivamente para los demás casos. Se observa que el beneficio no es significativo al 5% en ningún caso, aunque se destaca que empieza aumentar hasta casi 0.2 décimas con más de 16 horas de beneficio, para después decaer nuevamente. Esto sugiere un aparente óptimo a partir de 23 horas.

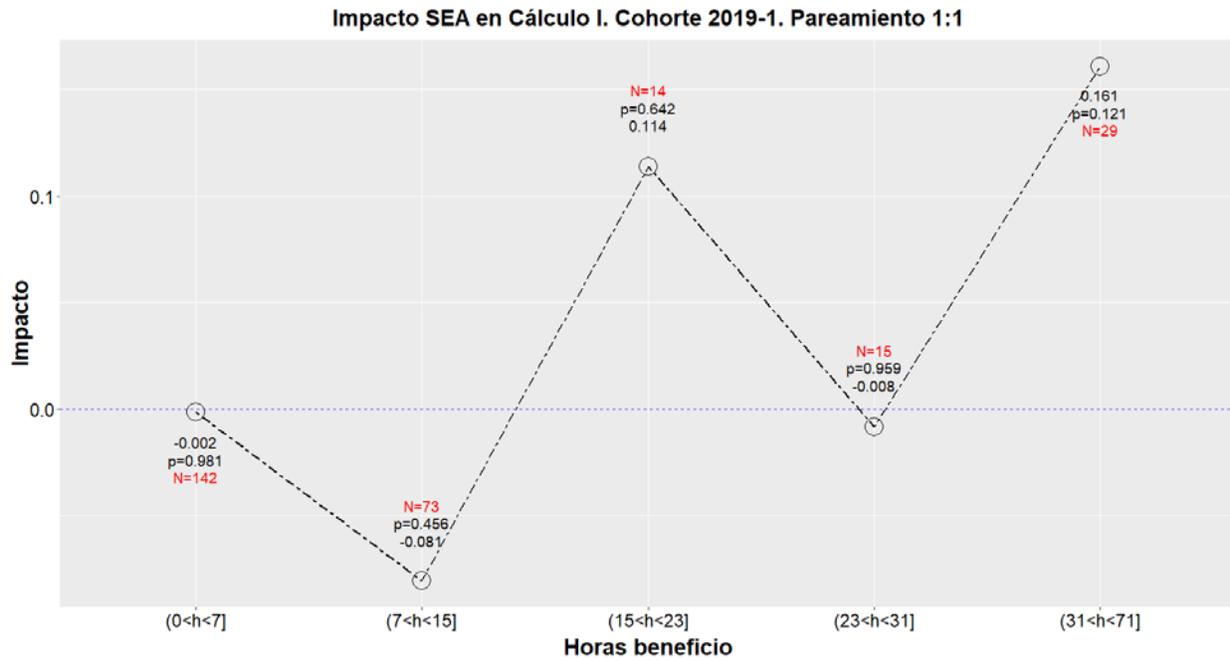


Figura 41. Impacto del programa SEA sobre cálculo I en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2019.

En síntesis, la técnica de pareamiento muestra un impacto positivo, sin ser significativo estadísticamente, sobre la nota de cálculo I atribuida al uso del programa SEA en los estudiantes de ciencias e ingeniería que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2019 si el número de horas de beneficio es superior a 15 horas y 31 horas en el semestre con tan solo 0.1 y 0.2 décimas respectivamente. Para los demás casos las diferencias son negativas y sin significancia estadística.

5.2.3.2 Impacto del SEA sobre álgebra lineal. Cohorte 2019-1: Para los estudiantes de esta cohorte se encontraron 738/ (80%) estudiantes con información completa, 255 con beneficio y 483 sin beneficio del SEA en álgebra. La distribución por horas de beneficio se aprecia en la Tabla 66. Teniendo en cuenta que después de 23 horas de beneficio el número de estudiantes disminuye considerablemente en las categorías siguientes, se hace necesario agrupar estos últimos en una nueva categoría, con el fin de no disminuir la potencia estadística. Llama la atención que todas las categorías presentan puntajes promedio superiores al del grupo de no beneficiados.

Tabla 66.

Cantidad de beneficiarios del programa SEA en función del número de horas de tutoría recibida para álgebra lineal. 1ª cohorte de 2019

	Beneficiarios	Promedio. notas
(0, 7]	194	3.37
(7, 15]	34	3.54
(15, 23]	16	3.59
(23, 31]	9	3.69
(31, 39]	1	4.40
(39, 47]	0	0.00
(47, 55]	0	0.00
(55, 63]	1	4.20

La distribución por horas de beneficio ajustada se aprecia en la Figura 42. Se observa que la mayor cantidad de estudiantes (255) se encuentra entre 0 y 7.

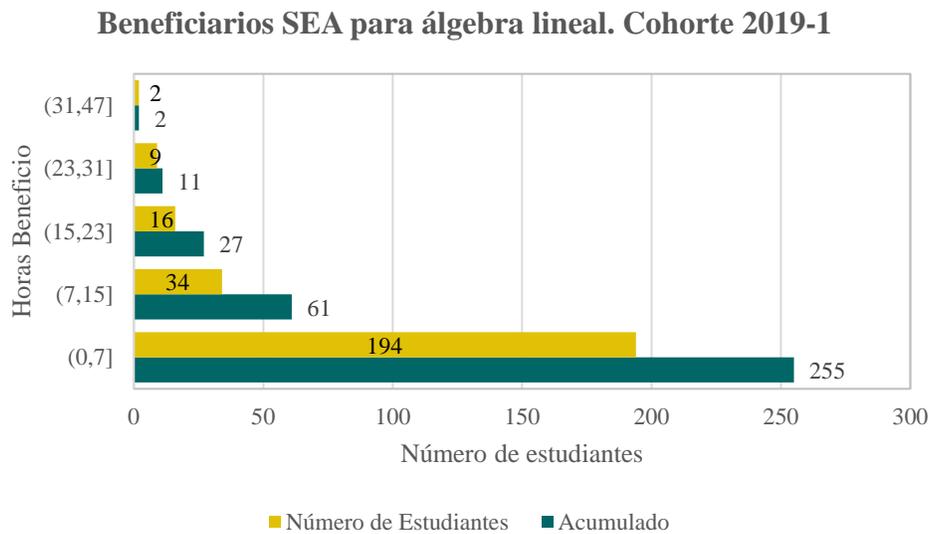


Figura 42. Beneficios del SEA en álgebra. 1ª cohorte de 2019.

La Tabla 67 muestra la comparación entre el grupo de beneficiados y no beneficiados del SEA en álgebra Lineal. Se aprecia un aumento de 0.27 unidades en la nota, siendo este significativo estadísticamente. Otras co-variables significativas son la edad (valor $p = 0.001$) y el género (valor $p = 0.004$).

Tabla 67.

Comparación del grupo de Beneficiados y no Beneficiados del SEA en Álgebra Lineal.

1ª cohorte de 2019			
	No Beneficiari	Beneficiario	p
n	483	255	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
Nota (mean (SD))	3.16 (0.88)	3.43 (0.80)	<0.001
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	6.30 (7.25)	<0.001
Prog (%)			0.097
C	67 (13.9)	51 (20.0)	
FM	271 (56.1)	133 (52.2)	
FQ	145 (30.0)	71 (27.8)	
Edad (mean (SD))	16.38 (1.87)	15.97 (1.22)	0.001
Genero = MUJER (%)	112 (23.2)	85 (33.3)	0.004
Matemática (mean (SD))	77.06 (7.58)	76.52 (7.67)	0.359
Lenguaje (mean (SD))	71.08 (5.25)	70.69 (6.39)	0.376
Inglés (mean (SD))	72.28 (9.13)	71.43 (8.69)	0.221
Ciencias Naturales (mean (SD))	73.12 (6.30)	73.03 (7.37)	0.861
Ben (%)			<0.001
(-1, 0]	483 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	194 (76.1)	
(7, 15]	0 (0.0)	34 (13.3)	
(15, 23]	0 (0.0)	16 (6.3)	
(23, 63]	0 (0.0)	11 (4.3)	

Called from: top level

El modelo de propensión depurado se presenta a continuación en la Tabla 68, se observa que todas las co-variables contribuyen significativamente a explicar la propensión de un estudiante de esta cohorte a tomar beneficios del SEA en cálculo. Las más influyentes fueron el género (valor $p = 0.00316$), la edad (valor $p = 0.00253$).

Tabla 68.

Resultados del modelo de propensión para beneficiados del programa SEA en Álgebra Lineal. 1ª cohorte de 2019 (Modelo depurado.)

```

Call:
glm(formula = Beneficio ~ Prog + Edad + Genero + Ingles, family = binomial, data =
Datos. Evaluacion2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.5220  -0.9244  -0.8011   1.3188   1.9308

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  4.016521    1.253379   3.205  0.00135 **
ProgFM      -0.483402    0.218482  -2.213  0.02693 *
ProgFQ      -0.590740    0.245720  -2.404  0.01621 *
Edad        -0.180270    0.059700  -3.020  0.00253 **
GeneroMUJER  0.526094    0.178209   2.952  0.00316 **
Ingles      -0.020287    0.009152  -2.217  0.02664 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 951.48 on 737 degrees of freedom
Residual deviance: 923.05 on 732 degrees of freedom

```

La Figura 43 en la sección A muestra la distribución de puntajes de propensión estimados con el modelo de regresión logística para los grupos de beneficiados y no beneficiados del SEA en álgebra observándose un rango común adecuado para el uso de la técnica de pareamiento.

Por otra parte, la información que se aprecia en el diagrama de puntos (b) permite observar en la parte superior un estudiante no pareado, en la zona media, los estudiantes con beneficio y sin beneficio que pudieron ser cruzados y en la parte inferior los estudiantes sin beneficio que no fueron tenidos en cuenta.

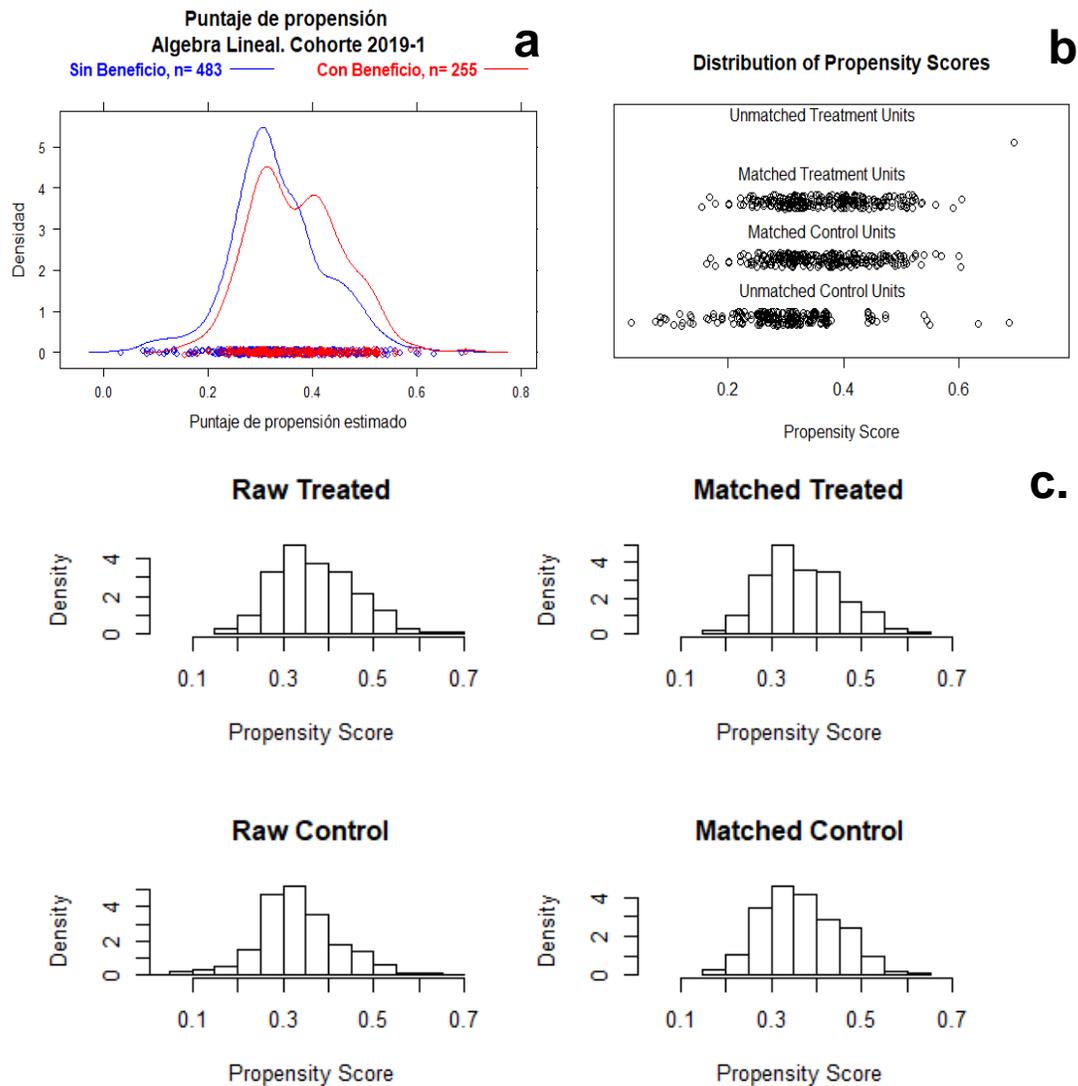


Figura 43. Pareamiento por puntajes de propensión para álgebra. 1ª cohorte de 2019

El histograma (c) de los puntajes de propensión antes y después del pareamiento, a la izquierda se aprecian diferencias en la distribución debido a la heterogeneidad de los dos grupos antes del pareamiento mientras que los de la derecha, después del pareamiento, se observa una similitud mayor entre la distribución del grupo de beneficiados y no beneficiados, lo que sugiere un pareamiento satisfactorio por puntajes de propensión y una mayor homogeneidad de los grupos comparados.

La Tabla 69 resume los resultados finales del pareamiento para beneficiados en álgebra. 1ª cohorte de 2019 de Ciencias e Ingeniería, en esta se aprecia que de los 255 estudiantes con beneficio 254 fueron pareados, 215 de los no beneficiarios se ignoraron por no tener la información completa de las co-variables y 14 fueron descartados por estar fuera del rango común.

Tabla 69.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en álgebra (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2019

	Control	Treated
All	483	255
Matched	254	254
Unmatched	215	0
Discarded	14	1

Según las evidencias, tanto gráficas como numéricas, se puede calificar como satisfactorio el pareamiento de los 254 estudiantes beneficiarios del SEA en álgebra de la cohorte 2019 con el grupo de los no beneficiarios. Los resultados más relevantes de este proceso se presentan a continuación.

A continuación, se presenta en la Tabla 70 la información comparativa del grupo de beneficiarios y no beneficiarios del programa SEA en álgebra después de aplicada la técnica de pareamiento. La nota promedio de los beneficiarios es mayor que el promedio de los no beneficiarios, siendo, además, significativa estadísticamente (valor $p=0.001$).

Los dos grupos resultan comparables en todas las co-variables. No se observan cambios significativos al 5%.

Tabla 70.

Comparación de estudiantes con beneficio o no del SEA en álgebra (después de pareamiento). 1ª cohorte de 2019.

	No Beneficiari	Beneficiario	p
n	254	254	
Nota (mean (SD))	3.10 (0.92)	3.43 (0.80)	<0.001
Horas (mean (SD))	0.00 (0.00)	6.32 (7.26)	<0.001
Prog (%)			0.738
C	49 (19.3)	50 (19.7)	
FM	141 (55.5)	133 (52.4)	
FQ	64 (25.2)	71 (28.0)	
Edad (mean (SD))	15.91 (1.05)	15.98 (1.21)	0.506
Genero = MUJER (%)	82 (32.3)	84 (33.1)	0.925
Matemática (mean (SD))	77.26 (7.49)	76.58 (7.62)	0.316
Lenguaje (mean (SD))	71.59 (4.68)	70.74 (6.36)	0.087
Inglés (mean (SD))	72.37 (9.10)	71.48 (8.67)	0.262
Ciencias Naturales (mean (SD))	72.69 (5.52)	73.07 (7.36)	0.517
Ben (%)			<0.001
[-1, 0]	254 (100.0)	0 (0.0)	
(0, 7]	0 (0.0)	193 (76.0)	
(7, 15]	0 (0.0)	34 (13.4)	
(15, 23]	0 (0.0)	16 (6.3)	
(23, 63]	0 (0.0)	11 (4.3)	
Beneficio (mean (SD))	0.00 (0.00)	1.00 (0.00)	<0.001
distance (mean (SD))	0.37 (0.08)	0.37 (0.09)	0.769
weights (mean (SD))	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	NaN
Called from: top level			

La Figura 44 muestra impacto del programa SEA sobre álgebra a partir de 8 horas. Se observa un aumento del impacto al aumentar el número de horas de beneficio; sin embargo, ninguno de los rangos resulta ser significativo.

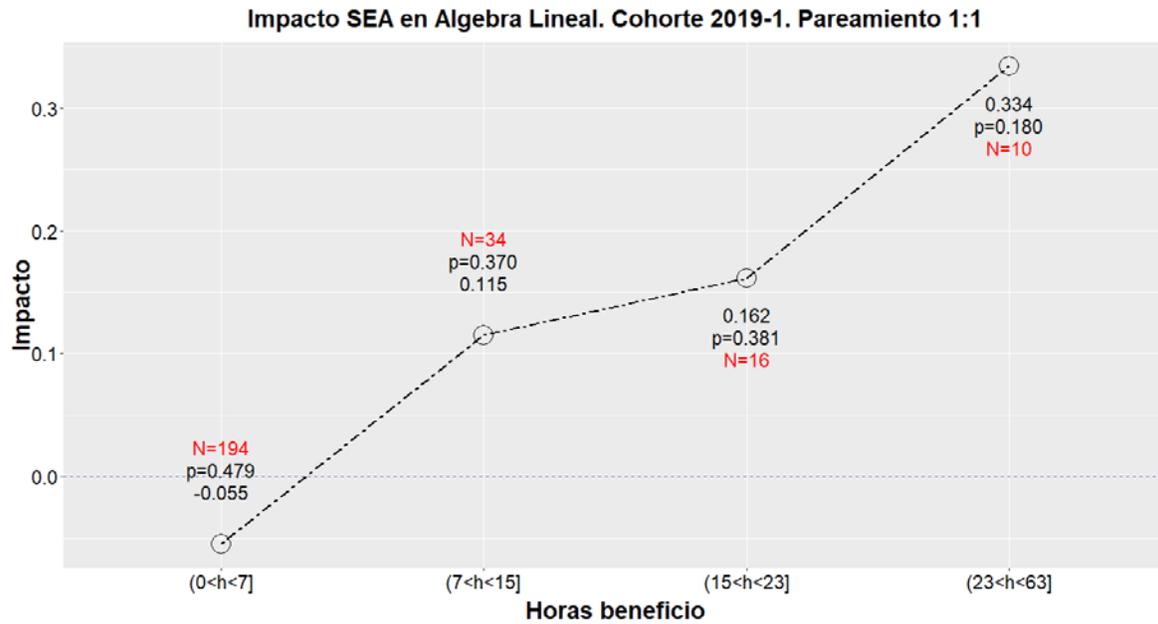


Figura 44. Impacto del programa SEA sobre álgebra en función del número de horas de beneficio. 1ª cohorte de 2019.

En síntesis, la técnica de pareamiento muestra un impacto sobre la nota de álgebra atribuida al uso del programa SEA, pero sin llegar a ser significativo estadísticamente en los estudiantes de ciencias e ingeniería que ingresaron a la UIS en la primera cohorte del 2018 siempre y cuando, el número de horas de beneficio sea al menos de 8 horas en el semestre o lo que es lo mismo, media hora a la semana en promedio.

A pesar de que el impacto tiende a aumentar de manera a partir de 8 horas de beneficio recibidas, su aumento no es tan significativo, pasa de 0.1 décimas de beneficio con más de 8 horas por semestre (media hora semanal de beneficio en promedio), a 0.15 décimas con más de 16 horas (una hora en promedio a la semana) y 0.2 décimas con más de 24 horas de beneficio. De igual forma se observa que en la medida que aumenta el número de horas de beneficio, se reduce el

número de estudiantes beneficiario del SEA, pasando de 194 (con $h > 0$ como umbral) hasta 10 (con $h > 23$, es decir más de 23 horas de beneficio como umbral par considerarlo beneficiario del SEA).

5.2.4 Análisis consolidado y comparativo de las cohortes estudiadas. El análisis comparativo entre las cohortes y los semestres estudiados que se presenta a continuación pretende determinar los factores que más influyen en la inscripción de los estudiantes en el programa SEA según la asignatura, además de identificar patrones generales en los modelos de propensión.

Las variables que resultaron significativas en los modelos de propensión en las asignaturas de matemáticas (álgebra lineal, cálculo I, II, III y ecuaciones diferenciales) en los estudiantes de la primera cohorte de 2017 se presentan a continuación en la Tabla 71.

Durante el primer semestre la propensión (probabilidad de participare en el programa SEA) se ve afectada principalmente por las variables de género (siendo menor la participación de los hombres), la edad, el programa académico, el riesgo económico y en menor medida los resultados en las pruebas Saber 11 en matemáticas e inglés. En las materias del segundo semestre (cálculo II) la variable que influye con mayor significancia es la de horas de beneficio en cálculo I, también se aprecia también el programa, y el desempeño académico en semestres anteriores. Un resultado similar se observó en el análisis hecho por Ramos y Osorio (2019). En tercer semestre influyen, nuevamente el género, así como las horas de beneficio recibidas en asignaturas vistas con anterioridad. En ecuaciones diferenciales, asignatura de cuarto semestre, se observan que las variables que más afectan la propensión son el género y los resultados en las pruebas Saber 11 en Ciencias Naturales.

Tabla 71.

Resumen de variables significativas en modelos de propensión, cohorte 2017-1

Cohorte 2017-1 / Semestre		1	1	2	3	4
Información	Asignatura	Álgebra	Cálculo I	Cálculo II	Cálculo III	Ecuaciones diferenciales
	Totales	905	905	905	905	905
Estudiantes	Beneficiarios	187	201	71	33	18
	No Beneficiarios	454	443	207	172	131
General	Programa		**	*		
	Edad	**	**			
	Género	**	***		*	**
Saber 11	Matemáticas		*			
	Lenguaje					
	Inglés	*				
	Ciencias Naturales					*
Caracterización SEA	R. Económico	**	*			
	R. Social					
	R. Salud					
	R. Académico					
	R. Cognitivo					
Rendimiento Académico	Nota Cálculo			*		
Beneficio SEA	H. Álgebra					
	H. Cálculo I			***	*	
	H. Cálculo II				*	
	H. Cálculo III					
	H. Ecuaciones D.					
Mayor Significancia				*	**	***

La Tabla 72 muestra la evolución de los modelos propensión para cálculo y álgebra en los primeros semestres de los años 2017 a 2019. Se observa que las variables más recurrentes en significancia en el modelo de propensión en estas cohortes son la edad, el género y el programa. Las variables asociadas a los resultados en las pruebas Saber 11 se destacan inglés, matemáticas y lenguaje. Con respecto a los riesgos de la caracterización SEA, con excepción del riesgo económico, ninguno resulta significativo en los modelos de propensión para estas dos asignaturas en ninguno de los semestres considerado en el presente estudio, ratificando lo observado en el estudio de Ramos y Osorio (2019), en donde se concluyó que estos riesgos no determinan la participación o no de estudiantes en el programa SEA.

Tabla 72.

Resumen de variables significativas en modelos de propensión en álgebra lineal y cálculo I, 2017-2019

Asignatura		Álgebra			Cálculo I		
Información	Asignatura	2017	2018	2019	2017	2018	2019
	Totales	905	947	918	905	947	918
Estudiantes	Beneficiarios	187	159	255	201	170	273
	No Beneficiarios	454	297	483	443	297	492
General	Programa			**	**		**
	Edad	**	*	**	**		***
	Género	**		**	***	*	**
Saber 11	Matemáticas				*		
	Lenguaje						*
	Inglés	*		*			
	Ciencias Naturales					*	

Tabla 72. (Continuación)

Asignatura		Álgebra			Cálculo I		
Información	Asignatura	2017	2018	2019	2017	2018	2019
Caracterización SEA	R. Económico	**			*	*	
	R. Social						
	R. Salud						
	R. Académico						
	R. Cognitivo						
Mayor Significancia					*	**	***

6. Conclusiones

- En este apartado final presentamos las conclusiones más relevantes del impacto que tiene el programa SEA en el rendimiento académico de las asignaturas de matemáticas de los estudiantes de ingeniería y ciencias que ingresaron a la UIS en el periodo 2017-2019.
- El capítulo está estructurado en dos bloques básicos. En el primero presentamos algunos estadísticos básicos que permiten conocer parte del perfil académico de los estudiantes y su participación en los programas de apoyo ofrecidos por el SEA. En el segundo se presentan los resultados concretos de los efectos de los beneficios ofrecidos por el programa SEA en cada una de las materias de matemáticas en cada una de las cohortes estudiadas.

Características estudiantiles generales

En este apartado destacamos el número de beneficiarios de los diferentes programas SEA, las horas de beneficio y los promedios de horas por estudiante por cohorte y para cada una de las asignaturas de matemáticas de los primeros semestres.

La asignatura con mayor número de horas de beneficio en todas las cohortes es Cálculo I, seguida por Álgebra Lineal con algo más de la mitad y, con menos horas y de forma descendente, Cálculo II y Cálculo III. Respecto al número de estudiantes el orden asociado es el mismo. Finalmente, el promedio de horas recibidas por estudiante beneficiado es 9 horas, los estudiantes de asignaturas más avanzadas tienden a tomar menor número de horas de beneficio (Tabla 12). Cálculo I es la asignatura que durante todos los semestres estudiados tuvo el mayor número de estudiantes beneficiados, mayor número de horas de beneficio y el más alto promedio de horas por estudiante. (Tabla 13).

Evaluación de Impacto del SEA

Con excepción del riesgo económico identificado en la caracterización realizada por el programa SEA, ninguno de los otros riesgos, social, salud, académico y cognitivo muestran concordancia con la propensión de participar en el programa (Tabla 73), Estos resultados son similares a los encontrados en el estudio hecho por Ramos y Osorio (2019) y destacan el hecho del distanciamiento que existe entre la caracterización de riesgo hecha por el SEA y la práctica que ellos mismos implementan

El impacto del programa SEA no es igual en todas las cohortes, y tampoco presenta un comportamiento similar entre las asignaturas evaluadas.

A continuación, se presentan los resultados del impacto del programa SEA en el promedio de las notas de las asignaturas de matemáticas para cada uno de los años considerados:

La Tabla 73 muestra los aspectos más relevantes del uso de la técnica de pareamiento en los semestres analizados. Se observa que el programa SEA impacta positivamente y de forma significativa en 2017-1 en cálculo y álgebra (destacados en verde), los semestres posteriores no se observó un impacto significativo e incluso en muchos casos, el impacto resulta negativo (destacados en rojo) aunque ninguno significativo al 5%, principalmente en los casos en los que se tomaron pocas horas de beneficio.

Tabla 73.

Resultados relevantes de evaluación de impacto usando el método de pareamiento 2017-2019

Cohorte	Semestre	Asignatura	H Beneficio	# Beneficiarios	Impacto	Valor P
2017	1	Álgebra	(0, 8)	115	-0,17	0,061
			[8, 15)	23	-0,09	0,644
			[16, 23)	26	0,45	0,007
			>23	20	0,51	0,006
	1	Cálculo I	(0, 8)	111	-0,12	0,237
			[8, 15)	28	0,08	0,598
			[16, 23)	19	0,26	0,182
			[24, 31)	27	0,46	0,005
	2	Cálculo II	>31	16	-0,14	0,025
			(0, 8)	50	0,15	0,548
			[8, 15)	12	-0,30	0,981
			>15	9	-0,61	0,308
	3	Cálculo III	(0, 8)	27	-0,30	0,87
			>8	3	0,44	0,426
	4	Ecuaciones Diferenciales	(0, 8)	10	-0,02	0,94
			>8	6	0,04	0,867

Tabla 73. (Continuación)

Cohorte	Semestre	Asignatura	H Beneficio	# Beneficiarios	Impacto	Valor P
2018	1	Álgebra	(0, 8)	92	0,02	0,889
			[8, 15)	37	-0,15	0,368
			[16, 23)	8	0,09	0,808
			>23	22	0,15	0,43
		Cálculo I	(0, 8)	73	0,03	0,775
			[8, 16)	27	-0,01	0,959
			[16, 23)	32	-0,06	0,675
			[24, 31)	18	0,01	0,951
			>31	20	-0,01	0,955
		2019	1	Álgebra	(0, 8)	194
[8, 15)	34				0,12	0,37
[16, 23)	16				0,16	0,381
>23	10				0,33	0,18
Cálculo I	(0, 8)			142	0,00	0,981
	[8, 15)			73	-0,08	0,456
	[16, 23)			14	0,11	0,642
	[24, 31)			15	-0,01	0,959
	>31			29	0,161	0,121

La primera cohorte de 2017 fue la única en donde se encontró un impacto positivo y significativamente distinto de cero, en las asignaturas de álgebra y cálculo I, que está asociado al número de horas de beneficio: entre más horas mayor impacto. En álgebra sin acotamiento y hasta 31 horas en Cálculo I; después de este valor el impacto se pierde y se vuelve negativo con una

significación de 6.5%. El mismo efecto se refleja en las asignaturas de semestres más avanzados cursadas por los estudiantes de esta cohorte, pero sin llegar a ser significativo estadísticamente.

En las asignaturas de primer semestre, álgebra lineal y cálculo I, se aprecia un efecto directamente proporcional a la cantidad de horas de beneficio recibido, pero sin llegar a ser estadísticamente significativa en las cohortes 2018 y 2019.

En general, se esperaría que a mayor número de horas de beneficio el impacto sobre la nota promedio aumente, situación que se muestra claramente en el caso de Álgebra en todas las cohortes, en donde el mejor resultado en la nota promedio después de 23 horas de beneficio, En las asignaturas de cálculo I, cálculo III y Ecuaciones Diferenciales el promedio también responde positivamente al aumento en las horas de beneficio, pero no llega a ser significativo. Cálculo II presenta un comportamiento contrario a lo esperado, a mayor número de horas de beneficio el impacto sobre la nota promedio disminuye.

La Tabla 74 resume los resultados del uso de la técnica de diferencias en diferencias sobre los repitentes en las asignaturas de cálculo y álgebra para las primeras cohortes de 2017 y 2018, y cálculo II, III y ecuaciones diferenciales para la primera cohorte de 2017. El impacto es negativo en las asignaturas de los primeros semestres, álgebra y cálculo I. En el caso de las asignaturas de cálculo III y ecuaciones diferenciales cuyo impacto es positivo, sin llegar a ser significativo estadísticamente, se debe mencionar que la técnica de diferencias en diferencias se aplicó sobre un número reducido de estudiantes lo que hace que no sea un resultado contundente. (Tabla 73).

Si bien el programa SEA muestra un aumento en la nota promedio de los estudiantes que repiten la asignatura, el grupo de beneficiarios sigue estando por debajo de la nota promedio de los no beneficiarios.

Tabla 74.

Resumen de resultados claves del uso del método de Diferencia en Diferencias en estudiantes repitentes

Cohorte	Semestre	Asignatura	H Beneficio	# Beneficiarios	Impacto	Valor P		
2017	1	Álgebra	>0	29	-0.23	0.2801		
			>8	6	-0.72	0.6911		
			>16	6	-0.12	0.7482		
	1	Cálculo I	>0	61	-0.05	0.6911		
			>8	17	0.01	0.9669		
			>16	8	0.17	0.6103		
			>23	7	-0.05	0.8864		
			>31	15	-0.06	0.8052		
			2	Cálculo II	(0, 31]	32	-0.28	0.2586
			3	Cálculo III	(0, 31]	7	0.11	0.7787
	4	Ecuaciones Diferenciales	(0, 31]	5	0.65	0.1755		
2018	1	Álgebra	>0	24	-0.19	0.4568		
			>8	17	-0.18	0.5629		
			>16	6	0.46	0.3344		
		Cálculo I	>0	23	-0.14	0.5617		
			>8	12	-0.27	0.3485		
			>16	12	0.04	0.8486		
			>23	7	-0.27	0.4742		
>31	9	-0.22	0.5145					

En todas las asignaturas se observa que el mayor número de estudiantes se concentra en el grupo que toma menos de 7 horas en el semestre, lo que podría suponer que son estudiantes que hacen uso de esas horas de beneficio solamente para preparación de evaluaciones.

En general se observó que los estudiantes que toman un alto número de horas de beneficio, mayores a 30 horas en el semestre, tienden a tener resultados más deficientes en la nota promedio de la asignatura, lo que se podría interpretar como una dependencia académica del programa, es decir, el estudiante no es capaz de desarrollar sus habilidades sin la compañía del tutor.

Este trabajo reafirma los resultados del estudio hecho por Ramos y Osorio (2019) en cuanto que:

- Los estudios de riesgo practicados por la universidad no guardan relación alguna con los estudiantes que reciben los beneficios del programa SEA, salvo en la dimensión económica.
- Se observa un leve aumento del impacto por encima de 23 horas de beneficio.
- No se evidencia impacto significativo del programa SEA sobre los repitentes.

7. Recomendaciones

En este apartado final, nos atrevamos a dar algunas recomendaciones tanto para la metodología empleada para medir el impacto como para la metodología utilizada por el programa SEA.

- De acuerdo a lo observado, no se producen beneficios con menos de 23 horas de asistencia a las actividades del SEA razón por la cual se recomienda ser más estrictos con la asistencia de los estudiantes.

- Igualmente, la súper asistencia tampoco es benéfica por la creación de “cordones umbilicales” académicos que impiden al estudiante asumir un proceso de aprendizaje autónomo, objetivo básico de la formación universitaria. Sugerimos acotar la asistencia de los estudiantes a lo más a 50 horas de tutoría.

- Sin mayor conocimiento de causa, los resultados invitan a reflexionar sobre la forma como se están llevando a cabo las tutorías a los estudiantes.

- A la luz de los resultados obtenidos se torna de imperiosa necesidad un análisis costo beneficio y un análisis costo efectividad como lo sugieren (Gertler, Martínez, Premand, L., & C., 2011). Este estudio permitiría a los responsables del programa tomar decisiones bien fundamentadas sobre las inversiones y modificaciones a realizar en el programa para alcanzar en forma eficiente los objetivos propuestos y no incurrir en la mala práctica de invertir grandes cantidades de dinero en programas cuyos beneficios están en duda.

Referencias Bibliográficas

- Ávila, G. y Riascos, S. (2011) Propuesta para la medición del impacto de las TIC en la enseñanza universitaria. *Revista Educación y Educadores*, ISSN: 0123-1294
- Bernal, R., y Peña, X. (2016). *Guía práctica para la evaluación de impacto*. Bogotá: Universidad de los Andes.
- Cardozo Ortiz, C. E. (2010). *PAMRA: Reconstrucción de realidades, sueños y vidas desde una mirada colectiva*. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander.
- Cabezas, C. (2010). *Análisis de las cifras de deserción en pregrado de la universidad industrial de Santander en el periodo 2003-2006 (tesis de pregrado)*. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia.
- Campos, A. (2015). *Factores de deserción estudiantil en los programas de pregrado presencial de la Universidad Industrial de Santander en el período comprendido entre el año 2002 al 2008 (tesis de maestría)*. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia.
- García, J., Cuevas, O., García, R. y Cruz, I. (2012) Impacto de la tutoría presencial y virtual en el desempeño académico de los alumnos universitarios. *Revista Iberoamericana de Educación*, ISSN: 1681-5653.
- Gertler, P., Martínez, S., Premand, P., Rawlings L., y Vermeersch C. (2011). *La evaluación de impacto en la práctica*. Washington: Banco Mundial.
- González, G., Díez-Echavarría, I., Zapa, E., y Eusse, D. (2018). *Evaluación de impacto académico y social en egresados universitarios*. *Revista Complutense de Educación / ISSN* 1988-2793.

- Guerrero, S. y Soto, D. (2019). La política educativa en torno a la masificación de la educación superior y su relación con el abandono universitario en Colombia. *Revista Historia de la Educación Latinoamericana*, 21(32), 109-136. <https://dx.doi.org/10.19053/01227238.9201>.
- Martínez, Y. (2014). Medición de los factores asociados a la deserción estudiantil en los programas de pregrado de la facultad de ingenierías Fisicomecánicas de la UIS (tesis de especialización). Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia.
- Mera, E., Quiroz, E., Da Silva, L., Vargas, J. y Ríos, C. (2010) Estudio del impacto en el rendimiento académico de los alumnos de la asignatura de física del primer semestre de 2010 de la carrera de Ingeniería en Prevención de Riesgos y Medio Ambiente de la Universidad Tecnológica Metropolitana de Chile debido al cambio de la Metodología de Enseñanza. Universidad Tecnológica Metropolitana, Santiago de Chile, Chile.
- Ministerio de Educación Nacional. (2016). Factores determinantes de la deserción. Bogotá: Ministerio de Educación Nacional.
- Ministerio de Educación Nacional. (28 de 03 de 2016). Sistema de Información SPADIES. (MEN, Ed.) Recuperado el 28 de 03 de 2016, de <http://www.mineduacion.gov.co/sistemasdeinformacion/1735/w3-propertyname-2895.html>
- R Development Core Team. 2019. R 3.6.1: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.
- Ramos, R. y Osorio, J. (2019). Evaluación de Impacto del Sistema de Apoyo a la Excelencia (SEA) en el desempeño en matemáticas de estudiantes de Ciencias e Ingenierías entre 2014 y 2017 (tesis de especialización). Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia.

Socha, C. (2009). Estudio sobre las motivaciones de deserción estudiantil en la universidad industrial de Santander (tesis de pregrado). Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia.

Universidad Industrial de Santander. (01 de 01 de 2014). Sistema de Apoyo a la Excelencia Académica. (U. I. Santander, Editor) Recuperado el 28 de 03 de 2016, de SEA-UIS: <https://www.uis.edu.co/webUIS/es/estudiantes/excelenciaAcademica/>

Apéndices

En esta sección de anexos se incluyen los scripts en R más relevantes empleados en el presente trabajo. Los cuales pueden servir como guía para estudios similares.

Apéndice A. Funciones en R y paquetes empleados.

```
# Borra las variables anteriores
rm(list = ls())

# Cambia el Directorio de Trabajo
setwd("C:/DatosR/MonografiaR&J")

# Ejecutar Script de R con acentos y caracteres especiales sin problemas
Run.File=function (RFile) source(RFile, encoding = 'UTF-8')

#####
#####Carga librerias y funciones propias requeridas#####
#####

#Paquetes usados
#install.packages("readxl")           # Importar datos de MS Excel a R (solo la primera vez)
library(readxl)
#install.packages('plyr')             # Agregación de datos y aplicación de funciones por grupos.
library('plyr')
#install.packages('dplyr')            # It's the next iteration of plyr
library(dplyr)
#install.packages('reshape2')         # Realizar transformaciones a los datos.(comando melt y dcast). Apila los
resultados
library('reshape2')
#install.packages('lattice')          # Paquete para gráficas sofisticadas en R
library(lattice)
#install.packages('latticeExtra')     # Paquete para gráficas sofisticadas en R que extiende lattice
library(latticeExtra)
#install.packages('XLConnect')        # Envía o exporta tabla a MS Excel
library(XLConnect)
#install.packages('abind')            # Combine multi-dimensional arrays
library(abind)
#install.packages('nortest')          # 5 pruebas para normalidad de datos
library(nortest)
#install.packages('optmatch')         # Functions for Optimal Matching
library(optmatch)
#install.packages('MatchIt')          # Para realizar pareamiento
library(MatchIt)
#install.packages('tableone')         # Tablas vistosas
library(tableone)
#install.packages("knitr")            # Tablas vistosas
library(knitr)
#install.packages("RColorBrewer")     # Colores empleado en histogramas bivariados
library(RColorBrewer)
#install.packages("MASS")             # comando kde2d empleado en histogramas bivariados
library(MASS)

#Cortes multiples de 8 requeridos para las horas de beneficio SEA recibidos
cortes.de.8=function(Horas, est.min=5, fusionar=TRUE,cortes=c(-1,0,8*(1:20)-1) ){

  # Cortes menores al máximo número de horas recibidas
  n=sum(cortes<max(Horas))+1
  cortes=cortes[1:n]
  if (fusionar){
    tbl=table(cut(Horas,breaks = cortes))
  }
}
```

```
#fusiona clases con menos de una cantidad minima de estudiantes, est.min
pos=c(TRUE,tbl>est.min)
cambiar=!pos[n]
pos[n]=TRUE
cortes=cortes[pos]
if (cambiar){
  n=length(cortes)-1
  cortes=cortes[-n]
}
}
# Cortes de interés
cortes
}
```

Apéndice B. Evaluación de impacto por pareamiento en R.

```

# Ejecutar Script de R con acentos y caracteres especiales sin problemas
Run.File=function (RFile) source(RFile, encoding = 'UTF-8')

#Importa datos desde MS Excel y genera variables adicionales

# Evaluación de impacto en cohorte 2017-1. Cálculo I
Est.2017.1.CeI=read_excel("Est.2017.1.CeI.xlsx", sheet = "Est.2017.1.CeI (D&M)")
Est.2017.1.CeI=Est.2017.1.CeI

# Datos a considerar
materia='Cálculo I'
periodo='2017-1'
Est.2017.1.CeI$Horas=Est.2017.1.CeI$Horas.CalculoI
Est.2017.1.CeI$Nota=Est.2017.1.CeI$CalculoI

# Cambia los NA a cero
Est.2017.1.CeI$Horas[is.na(Est.2017.1.CeI$Horas)]=0

#Halla los cortes
cortes=cortes.de.8(Est.2017.1.CeI$Horas)
tbl=table(cut(Est.2017.1.CeI$Horas,breaks = cortes))
tbl

# Estudiantes que tomaron más horas que el límite
n=length(tbl)
tbl.ben=cumsum(tbl[n:1])[n:1]
tbl.ben

# Filtra datos necesarios para evaluación de impacto
Datos.Evaluacion=
  subset(Est.2017.1.CeI,
    select = c(Nota,Horas,
              Prog,Edad,Genero,
              Matematica,Lenguaje,Ingles,Ciencias_Naturales,
              Riesgo_Economica,Riesgo_Social,Riesgo_Salud,
              Riesgo.Academico,Riesgo_Cognitiva))

# Elimina registros incompletos
pos=complete.cases(Datos.Evaluacion)      # Posición de registros completos

# Cantidad de registros completos
sum(pos)
100*sum(pos)/length(pos)

# cantidad de Incompletos
sum(!pos)
100*sum(!pos)/length(pos)
# Toma solo los estudiantes con información completa
Datos.Evaluacion=Datos.Evaluacion[pos,]
dim(Datos.Evaluacion)

# Borra los niveles no usados del programa
Datos.Evaluacion$Prog= droplevels(Datos.Evaluacion$Prog)

# Tabla de beneficiados y no beneficiados completos
cortes=cortes.de.8(Datos.Evaluacion$Horas)
tbl=table(cut(Datos.Evaluacion$Horas,breaks = cortes))
tbl

# Tabla de beneficios acumulada
n=length(tbl)
tbl.ben=cumsum(tbl[n:1])[n:1]
tbl.ben

# Muestra las dos tablas combinadas
tbl2=rbind(tbl, tbl.ben)
row.names(tbl2)=c('# Beneficiados', 'Total')
kable(tbl2,digits = 0, align = 'c')

#####
##### Escenarios pareamiento #####

```

```
#####
#### Realiza un Numero de Corridas (NC) de sensibilidad y guarda en data.frame 'd'####

# Convierte en categoriaca beneficios
Datos.Evaluacion$Ben=cut(Datos.Evaluacion$Horas,breaks = cortes)
table(Datos.Evaluacion$Ben)

# Niveles
niveles=levels(Datos.Evaluacion$Ben)
No.niveles=length(niveles)

# Corre varios casos para evaluar variabilidad
d=data.frame() # data frame vacio

#Para mostrar intermedios
parar=TRUE

#Número de corridas
NC=20

# parametro empleado en la depuración del modelo con el comando step()
# k=2 (AIC), k=log(n) (BIC), k=1.5 intermedio,
# k=1 menos restrictivo e incluye más terminos
valor_k=2

# Ejecuta varias corridas
for (i in 2:No.niveles){

  #if (parar) browser()
  # datos a incluir para evaluación de impacto según horas de beneficio
  #Si se desea solo la categoria de igualdad. Beneficiado si Horas.Ben está en nivel dado )
  #incluir=(Datos.Evaluacion$Ben %in% niveles[c(1,i)])

  # Si se desea creciente (original, Beneficiado si Horas.Ben > nivel dado)
  incluir=(Datos.Evaluacion$Ben %in% niveles[c(1,i:No.niveles)])
  Datos.Evaluacion2=Datos.Evaluacion[incluir,]

  #número de horas de beneficio para considerarlo beneficiario
  nhb=cortes[i]
  Datos.Evaluacion2$Beneficio=0
  Datos.Evaluacion2$Beneficio[Datos.Evaluacion2$Horas>nhb]=1

  #table(Datos.Evaluacion2$Beneficio.CalculoI)

  #Modelo de regresión logit excluye las variables relacionadas con Beneficio y la respuesta####
  modelo=glm(Beneficio ~ . -Nota-Horas-Ben,data=Datos.Evaluacion2,family=binomial)

  if (parar) {
    print(sprintf('Beneficiado si Horas > %s',nhb))

    print('Resumen del modelo inicial')
    print(paste('Beneficio ~ ',paste(row.names(anova(modelo))[-1], collapse = ' + ')))
    print(summary(modelo) )

    # tabla de beneficiados y no beneficiados
    tbl=table(Datos.Evaluacion2$Beneficio)
    print(tbl)

    # Grafica de propensión en R con el comando densityplot del paquete Lattice
    densityplot(x=modelo$fitted.values , groups = Datos.Evaluacion2$Beneficio,
      main=sprintf('Puntaje de propensiÃ³n \n%s. Cohorte %s',materia, periodo),
      xlab="Puntaje de propensiÃ³n estimado",
      yla='Densidad',
      par.settings=simpleTheme(col=c('blue','red'), border='black'), # Color y borde de barras
      auto.key = list(columns=2,font=2, rectangles = FALSE, points=FALSE, cex=1,
        text=c(paste("Sin Beneficio, n=", tbl[[1]]),paste("Con Beneficio, n=",
tbl[[2]])),
        col=c('blue','red'))))

    print('Muestra tabla inicial de los dos grupos')

    print(kable(print(CreateTableOne(names(modelo$model),
      data =modelo$model,
      strata = 'Beneficio' ),
      printToggle = FALSE, noSpaces = TRUE)[,1:3],align = 'c'))

  #Suspende el programa en este punto. Para continuar pulsar enter y para salir pulsar >Q

```

```

    browser()
  }

# Modelo depurado k=2 (AIC), k=log(n) (BIC), k=1.5 intermedio,
# k=1 menos restrictivo e incluye más términos
modelo=step(modelo, trace=0, k=valor_k )

# Actualiza el modelo forzando la inclusión de variables deseada
# Se debe revisar cada caso
if(materia=='Cálculo II' & periodo=='2014-1'){
  # Forza la entrada de Horas.Total.CalculoI debido a una contradicción en los resultados
  # No entra en la regresión por pasos pero si si presenta diferencias significativas después del pareamiento
  modelo=update(modelo,~ . + Horas.Total.CalculoI)
}

# Cantidad de beneficiados y no beneficiados por número de
tbl=table(Datos.Evaluacion2$Beneficio)

if (parar) {

  #Muestra tabla de beneficiarios y no beneficiarios
  print(tbl)

  print('Resumen del modelo depurado')
  print(summary(modelo))

  # tabla de beneficiados y no beneficiados
  print(tbl)

  # Grafica de propensión en R con el comando densityplot del paquete Lattice
  densityplot(x=modelo$fitted.values , groups = Datos.Evaluacion2$Beneficio,
    main=sprintf('Puntaje de propensión \n%s. Cohorte %s',materia, periodo),
    xlab="Puntaje de propensión estimado",
    yla='Densidad',
    par.settings=simpleTheme(col=c('blue','red'), border='black'), # Color y borde de barras
    auto.key = list(columns=2,font=2, rectangles = FALSE, points=FALSE, cex=1,
      text=c(paste("Sin Beneficio, n=", tbl[[1]]),paste("Con Beneficio, n=",
tbl[[2]])),
      col=c('blue','red')))

  print('Muestra tabla inicial de los dos grupos')

  print(kable(print(CreateTableOne(names(modelo$model),
    data =modelo$model,
    strata = 'Beneficio' ),
    printToggle = FALSE, noSpaces = TRUE)[,1:3],align = 'c'))

  #Suspende el programa en este punto. Para contuniar pulsar enter y para salir pulsar >Q
  browser()
}

# Número de pareamiento posibles
n=floor(tbl[[1]]/tbl[[2]])

# Solo toma pareamiento de tres máximo
n=1 #ifelse(n>2,3,n)

# Sensibilidad según el tamaño del pareamiento 1:r
#r=1
for (r in 1:n){
  # realiza 100 corridas
  #k=1
  for (k in 1:NC){
    match.it=matchit(modelo$formula,data=Datos.Evaluacion2,method="nearest", ratio=r,discard = 'both')
    Notas.Match = match.data(match.it)
    parejas=match.it$match.matrix
    pos=parejas[,1]!='-1'

    parejas=parejas[pos,]
    if (r==1){
      pos.con.ben=names(parejas)
    }else{
      pos.con.ben=row.names(parejas)
    }

    nota.con.ben=Notas.Match[pos.con.ben,"Nota"]
    pos.sin.ben=unname(parejas)
    nota.sin.ben=Notas.Match[pos.sin.ben,"Nota"]
  }
}

```

```

datos.parejas=data.frame(con.ben=pos.con.ben,sin.ben=pos.sin.ben,par=1,
                          nota.con=nota.con.ben, nota.sin=nota.sin.ben)

q=dim(d)[1]+1

# Repito las parejas de beneficiados
prueba.indep=with(datos.parejas, t.test(nota.con,nota.sin, paired =FALSE))
prueba.paired=with(datos.parejas, t.test(nota.con,nota.sin, paired =TRUE))

d[q,'materia']=materia
d[q,'periodo']=periodo
d[q,'modelo']= as.character(modelo$formula)[3]
d[q,'#Ben.']=tbl[[2]]
d[q,'#No Ben.']=tbl[[1]]
d[q,'horas']= nhb
d[q,'r']= r
d[q,'k']= k
d[q,'sin.ben']= prueba.indep$estimate[2]
d[q,'con.ben']= prueba.indep$estimate[1]
d[q,'diferencia']=prueba.paired$estimate
d[q,'inferior']= prueba.paired$conf.int[1]
d[q,'superior']=prueba.paired$conf.int[2]
d[q,'t.value']=prueba.paired$statistic
d[q,'p.paired']=prueba.paired$p.value
d[q,'p.indep']=prueba.indep$p.value

#Promedio la nota de los no beneficiados
datos.parejas2= aggregate(nota.sin ~ con.ben+nota.con, data = datos.parejas, mean)

prueba.indep=with(datos.parejas2, t.test(nota.con,nota.sin, paired =FALSE))
prueba.paired=with(datos.parejas2, t.test(nota.con,nota.sin, paired =TRUE))

d[q,'sin.ben2']= prueba.indep$estimate[2]
d[q,'con.ben2']= prueba.indep$estimate[1]
d[q,'diferencia2']=prueba.paired$estimate
d[q,'inferior2']= prueba.paired$conf.int[1]
d[q,'superior2']=prueba.paired$conf.int[2]
d[q,'t.value2']=prueba.paired$statistic
d[q,'p.paired2']=prueba.paired$p.value
d[q,'p.indep2']=prueba.indep$p.value

if (parar){

# Análisis pareamiento
a <- summary(match.it)

print('Resultado general pareamiento')
print(kable(a$nn, digits = 2, align = 'c', caption = 'Table 2: Sample sizes'))

print('Resultado detallado pareamiento')
print(kable(a$sum.matched[c(1,2,4)], digits = 2, align = 'c',
            caption = 'Table 3: Summary of balance for matched data'))

# Distribución de puntajes de propensión del pareamiento
plot(match.it, type = 'jitter', interactive = FALSE)
plot(match.it, type = "hist")
par(mfcol=c(1,1))

print('Muestra tabla final después del pareamiento')
print(kable(print(CreateTableOne(names(match.data(match.it)),
                                data =match.data(match.it),
                                strata = 'Beneficio' ),
            printToggle = FALSE, noSpaces = TRUE)[,1:3],align = 'c'))

#Suspende el programa en este punto. Para contuniar pulsar enter y para salir pulsar >Q
browser()
}
}
}

dim(d)
d

# Parejas en el pareamiento de 1 a 3
pareja=1

```

```
# Diagrama de cajas en función de las horas cambiando el pareamiento
boxplot(diferencia-factor(horas), data=d[d$r==pareja,],
        main=sprintf('Impacto SEA en %s. Cohorte %s.\nPareamiento 1:%0.f. Valor k =
%0.1f',materia,periodo,pareja, valor_k) ,
        xlab='Horas de beneficio >',
        ylab=sprintf('Beneficio en %s',materia))
```

Apéndice C. Evaluación de impacto del programa SEA en función del número de horas de beneficio.

```
#####
#####Cargamos las librerías#####
#####
library(ggplot2)
library(readxl)
library(plyr)
library(dplyr)
library(reshape2)
library(lattice)
library(abind)
library(nortest)
library(optmatch)
library(MatchIt)
library(tableone)
library(knitr)
library(RColorBrewer)
library(MASS)
library(readxl)

#####
#####Cargamos nuestra base de datos#####
#####
Est.total.1.CeI=read_excel("Est.total.1.CeI.xlsx", sheet = "Base_Total")
Est.total.1.CeI=data.frame(Est.total.1.CeI)

##### Datos a considerar#####
materia='Cálculo I'
periodo='2017-1'

##### Creamos el factor para los periodos académicos #####
Est.total.1.CeI$periodo=factor(Est.total.1.CeI$periodo)

#####Separamos la información por periodos académicos #####
Est.2017.1.CeI=Est.total.1.CeI[Est.total.1.CeI$periodo == "2017-1",]

##### Se cargan las horas de beneficio en SEA y la nota obtenida #####
#Calculo 1#
Est.2017.1.CeI$Horas=Est.2017.1.CeI$Horas.CalculoI
Est.2017.1.CeI$Nota=Est.2017.1.CeI$CalculoI

##### Cambia los NA a cero#####
Est.2017.1.CeI$Horas[is.na(Est.2017.1.CeI$Horas)]=0

#####Cortes múltiples de 8 requeridos para las horas de beneficio SEA recibidos#####
cortes.de.8=function(Horas, est.min=5, fusionar=FALSE,cortes=c(-1,0,8*(1:20)-1) ){

  # Cortes menores al máximo número de horas recibidas
  n=sum(cortes<max(Horas))+1
  cortes=cortes[1:n]
  if (fusionar){
    tbl=table(cut(Horas,breaks = cortes))
    #fusiona clases con menos de una cantidad minima de estudiantes, est.min
    pos=c(TRUE,tbl>est.min)
    cambiar=!pos[n]
    pos[n]=TRUE
    cortes=cortes[pos]
    if (cambiar){
      n=length(cortes)-1
      cortes=cortes[-n]
    }
  }
  # Cortes de interés
  cortes
}

#Halla los cortes
cortes.2017.1=cortes.de.8(Est.2017.1.CeI$Horas)
tbl.2017.1=table(cut(Est.2017.1.CeI$Horas,breaks = cortes.2017.1))
```

tbl.2017.1

```
##### Filtra datos necesarios para evaluación de impacto#####
Datos.Evaluacion=
  subset(Est.2017.1.CeI,
    select = c(Nota,Horas,
              Prog,Edad,Genero,
              Matematica,Lenguaje,Ingles,Ciencias_Naturales,
              Riesgo_Economica,Riesgo_Social,Riesgo_Salud,
              Riesgo.Academico,Riesgo_Cognitiva))

# Datos a considerar
materia='Calculo I'
periodo='2017-1'

# Elimina registros incompletos          # Posición de registros completos
pos=complete.cases(Datos.Evaluacion)

# Cantidad de registros completos
sum(pos)
100*sum(pos)/length(pos)

# cantidad de Incompletos
sum(!pos)
100*sum(!pos)/length(pos)

# Toma solo los estudiantes con información completa
Datos.Evaluacion=Datos.Evaluacion[pos,]
dim(Datos.Evaluacion)

cortes=cortes.de.8(Datos.Evaluacion$Horas)
tbl=table(cut(Datos.Evaluacion$Horas,breaks = cortes))
tbl

# Convierte en categórica beneficios
Datos.Evaluacion$Ben=cut(Datos.Evaluacion$Horas,breaks = cortes)

table(Datos.Evaluacion$Ben)

# Niveles
niveles=levels(Datos.Evaluacion$Ben)
No.niveles=length(niveles)

Datos.Evaluacion

Datos.Evaluacion$Ben=factor(Datos.Evaluacion$Ben)
levels(Datos.Evaluacion$Ben)

#####Hallamos la diferencia entre el promedio total de los beneficiarios #####
#####Los cortes de horas #####

Datos.Evaluacion$Ben=factor(Datos.Evaluacion$Ben)
levels(Datos.Evaluacion$Ben)

bentotal=(filter(Datos.Evaluacion, Horas > 0))
dim(bentotal)
noben=(filter(Datos.Evaluacion, Horas == 0))
nobenprom=mean(noben$Nota);nobenprom
b=(filter(Datos.Evaluacion, Horas > 0 & Horas <= 7))
bdif=(mean(b$Nota)-(mean(bentotal$Nota)));bdif
c=(filter(Datos.Evaluacion, Horas > 7 & Horas <= 15))
cdif=(mean(c$Nota)-(mean(bentotal$Nota)));cdif
d=(filter(Datos.Evaluacion, Horas > 15 & Horas <= 23))
ddif=(mean(d$Nota)-(mean(bentotal$Nota)));ddif
e=(filter(Datos.Evaluacion, Horas > 23 & Horas <= 31))
edif=(mean(e$Nota)-(mean(bentotal$Nota)));edif
f=(filter(Datos.Evaluacion, Horas > 31 & Horas <= 95))
fdif=(mean(f$Nota)-(mean(bentotal$Nota)));fdif

#####calculamos el n#####
nb<-nrow(b)
nc<-nrow(c)
nd<-nrow(d)
ne<-nrow(e)
nf<-nrow(f)
```

```

#Pruebas de T
testb <- t.test(bentotal$Nota,b$Nota);
print(testb)
testc <- t.test(bentotal$Nota,c$Nota);
print(testc)
testd <- t.test(bentotal$Nota,d$Nota);
print(testd)
teste <- t.test(bentotal$Nota,e$Nota);
print(teste)
testf <- t.test(bentotal$Nota,f$Nota);
print(testf)

p.valortestb<-testb$p.value
p.valortestc<-testc$p.value
p.valortestd<-testd$p.value
p.valorteste<-teste$p.value
p.valortestf<-testf$p.value

p.valortestb<-round(p.valortestb,3)
p.valortestc<-round(p.valortestc,3)
p.valortestd<-round(p.valortestd,3)
p.valorteste<-round(p.valorteste,3)
p.valortestf<-round(p.valortestf,3)

p.valort<-c(p.valortestb, p.valortestc, p.valortestd, p.valorteste, p.valortestf);p.valort
Grupos<-c("h>0", "h>7", "h>15", "h>23","h>31")
datos.NPt<-data.frame(Grupos, p.valort);datos.NPt

#####
#####Graficamos #####
#####

difer<-c( bdif, cdif, ddif, edif, fdif)
ident<-c(1,2,3,4,5)
nombres<-c("h>0", "h>7", "h>15", "h>23","h>31")
datos.dif<-data.frame(ident, nombres, difer)
datos.dif

bdif<-round(bdif,2)
cdif<-round(cdif,2)
ddif<-round(ddif,2)
edif<-round(edif,2)
fdif<-round(fdif,2)

Ntotal<-c( nb, nc, nd, ne, nf);Ntotal

p<-ggplot(datos.dif, aes(x = ident, y = difer)) +
  geom_line(linetype = "twodash", size = 0.8, colour = "black") +
  geom_point(size = 8, shape = 21) +
  xlab("Horas beneficio") + ylab ("Impacto") +
  scale_x_discrete(limit = c("1", "2", "3", "4", "5" ),
  labels = c("(0<h<7]", "(7<h<15]", "(15<h<23]", "(23<h<31]", "(31<h<95]"))+
  ggtitle("Impacto SEA en Cálculo I. Cohorte 2017-1. Pareamiento 1:1") +
  geom_hline(yintercept = 0, linetype = "dashed", size = 0.5, colour = "blue")+
  theme(axis.title.x = element_text(face="bold", vjust=0, colour="black", size=rel(2))) +
  theme(axis.title.y = element_text(face="bold", vjust=0, colour="black", size=rel(2))) +
  theme(plot.title = element_text(face="bold", vjust=2, hjust = 0.5, colour="black",
size=rel(2)))+
  theme(axis.text.x = element_text( colour="black", size=rel(2)),
axis.text.y = element_text( colour="black", size=rel(2)))

p +
  annotate("text", x = 1, y = (bdif), label = (bdif), vjust = (bdif*10), size = 6 ) +
  annotate("text", x = 2, y = (cdif), label = (cdif), vjust = (bdif*10), size = 6 ) +
  annotate("text", x = 3, y = (ddif), label = (ddif), vjust = (bdif*10), size = 6 ) +
  annotate("text", x = 4, y = (edif), label = (edif), vjust = -(bdif*20), size = 6 ) +
  annotate("text", x = 5, y = (fdif), label = (fdif), vjust = (bdif*10), size = 6 ) +
  annotate("text", x = 1, y = (bdif), label = "p=0.237", vjust = (bdif*20), size = 6 ) +
  annotate("text", x = 2, y = (cdif), label = "p=0.598", vjust = (bdif*20), size = 6 ) +
  annotate("text", x = 3, y = (ddif), label = "p=0.182", vjust = (bdif*20), size = 6 ) +

```

```
    annotate("text", x = 4, y = (edif), label = "p=0.005", vjust = -(bdif*30), fontface = "bold", colour = "blue",
size = 6 ) +
  annotate("text", x = 5, y = (fdif), label = "p=0.025", vjust = (bdif*20), fontface = "bold", colour = "blue",
size = 6) +
  annotate("text", x = 1, y = (bdif), label = "N=111", vjust = (bdif*30), colour = "red", size = 6)+
  annotate("text", x = 2, y = (cdif), label = "N=28", vjust = (bdif*30), colour = "red", size = 6) +
  annotate("text", x = 3, y = (ddif), label = "N=19", vjust = (bdif*30), colour = "red", size = 6) +
  annotate("text", x = 4, y = (edif), label = "N=27", vjust = -(bdif*40), colour = "red", size = 6) +
  annotate("text", x = 5, y = (fdif), label = "N=16", vjust = (bdif*30), colour = "red", size = 6)
```

Apéndice D. Impacto del SEA sobre repitentes en R. Diferencias en diferencias.

```
#####
#####Cargamos las librerias#####
#####
library(ggplot2)
library(readxl)
library(plyr)
library(dplyr)
library(reshape2)
library(lattice)
library(abind)
library(nortest)
library(optmatch)
library(MatchIt)
library(tableone)
library(knitr)
library(RColorBrewer)
library(MASS)
library(readxl)

#####
#####Cortes multiples de 8 requeridos para las horas de beneficio SEA recibidos#####
#####

cortes.de.8=function(Horas, est.min=5, fusionar=TRUE,cortes=c(-1,0,8*(1:20)-1) ){

  # Cortes menores al máximo número de horas recibidas
  n=sum(cortes<max(Horas))+1
  cortes=cortes[1:n]
  if (fusionar){
    tbl=table(cut(Horas,breaks = cortes))
    #fusiona clases con menos de una cantidad mínima de estudiantes, est.min
    pos=c(TRUE,tbl>est.min)
    cambiar=!pos[n]
    pos[n]=TRUE
    cortes=cortes[pos]
    if (cambiar){
      n=length(cortes)-1
      cortes=cortes[-n]
    }
  }
  # Cortes de interés
  cortes
}

#####
#####Cargamos nuestra base de datos#####
#####
Est.total.1.CeI=read_excel("Est.total.1.CeI.xlsx", sheet = "Base_Total")
Est.total.1.CeI=data.frame(Est.total.1.CeI)

#####
##### Datos a considerar#####
#####
materia='Algebra lineal'
periodo='2018-1'

#####
##### Creamos el factor para los periodos académicos #####
#####
Est.total.1.CeI$periodo=factor(Est.total.1.CeI$periodo)

#####
#####Separamos la información por periodos académicos #####
#####
Est.2018.1.CeI=Est.total.1.CeI[Est.total.1.CeI$periodo == "2018-1",]

#Primera vez que ve la materia
Est.2018.1.CeI$Horas.1=Est.2018.1.CeI$Horas.Algebra
Est.2018.1.CeI$Nota.1=Est.2018.1.CeI$Algebra_2018_1

#Segunda vez que ve la materia
```

```

Est.2018.1.CeI$Horas.2=Est.2018.1.CeI$Horas.Algebra
Est.2018.1.CeI$Nota.2=Est.2018.1.CeI$Algebra_2018_2

# Cambia los NA a cero
Est.2018.1.CeI$Horas.1[is.na(Est.2018.1.CeI$Horas.1)]=0
Est.2018.1.CeI$Horas.2[is.na(Est.2018.1.CeI$Horas.2)]=0

summary(Est.2018.1.CeI)

# Filtra datos necesarios para evaluación de impacto
Datos.Evaluacion=
  subset(Est.2018.1.CeI,
    select = c(Codigo,Nota.1,Nota.2,Horas.1,Horas.2,
      Programa,Edad,Genero,
      Matematica,Lenguaje,Ingles,Ciencias_Naturales,
      Riesgo_Economica,Riesgo_Social,Riesgo_Salud,
      Riesgo_Academico,Riesgo_Cognitiva),
    subset = (Nota.1<3 & !is.na(Nota.2)) ) # Solo repitentes

Datos.Evaluacion$Horas.1[is.na(Datos.Evaluacion$Horas.1)]=0
Datos.Evaluacion$Horas.2[is.na(Datos.Evaluacion$Horas.2)]=0

# Horas de beneficio en los dos semestres
Datos.Evaluacion$Horas.12=with(Datos.Evaluacion,Horas.1)

# Cambio de la nota
Datos.Evaluacion$Cambio=with(Datos.Evaluacion,Nota.2 - Nota.1)

# Convierte en categórico Beneficiados y no Beneficiados
#Beneficiario el que recibió al menos una hora de beneficio los dos semestres que vió la materia

#Horas todas
Datos.Evaluacion$Ben=ifelse(Datos.Evaluacion$Horas.1>0 & Datos.Evaluacion$Horas.2>0,1,0)
##Horas menor a 7##
#Datos.Evaluacion$Ben=ifelse(Datos.Evaluacion$Horas.1>0      &      Datos.Evaluacion$Horas.1<7      &
Datos.Evaluacion$Horas.2>0,1,0)
#Horas 7 a 15 #
#Datos.Evaluacion$Ben=ifelse(Datos.Evaluacion$Horas.1>7      &      Datos.Evaluacion$Horas.1<15      &
Datos.Evaluacion$Horas.2>0,1,0)
#Horas 15 a 31 #
#Datos.Evaluacion$Ben=ifelse(Datos.Evaluacion$Horas.1>15     &      Datos.Evaluacion$Horas.1<32     &
Datos.Evaluacion$Horas.2>0,1,0)

# No beneficiario el que no recibio beneficio ningun semestre en el que vió la materia
Datos.Evaluacion$NoBen=ifelse(Datos.Evaluacion$Horas.1==0 & Datos.Evaluacion$Horas.2==0,1,0)

#Porcentaje de datos válidos para diferencias en diferencias
pos=with (Datos.Evaluacion, Ben==1 | NoBen==1)
sum(pos)/length(pos)

# Filtra los datos de interés
Datos.Evaluacion2=Datos.Evaluacion[pos,]

# Compara perdida de datos
dim(Datos.Evaluacion)
dim(Datos.Evaluacion2)

# Tabla de beneficiados y no beneficiados completos
cortes=cortes.de.8(Datos.Evaluacion2$Horas.2, fusionar = FALSE)
tbl=table(cut(Datos.Evaluacion2$Horas.2,breaks = cortes))
tbl

# Tabla de beneficios acumulada
n=length(tbl)
tbl.ben=cumsum(tbl[n:1])[n:1]
tbl.ben

# Muestra las dos tablas combinadas
tbl2=rbind(tbl, tbl.ben)
row.names(tbl2)=c('# Beneficiados', 'Total')
kable(tbl2,digits = 0, align = 'c')

# Distribución de beneficiarios finales de repitentes
barchart(tbl[-1],
  main=sprintf('Beneficios del SEA para repitentes en %s. Cohorte %s',materia, periodo),
  xlab='Número de estudiantes',
  ylab='Horas Beneficio',
  panel=function(x, y) {

```

```

panel.barchart(x=x, y=y)
n=length(x)
total=cumsum(x[n:1])[n:1]
ltext(x=x/2, y=y, labels=x, font=2)
ltext(x=x+0.1, y=y,adj=0, labels=total, col='red')
ltext(x=max(x),y=3,adj=1, labels='Acumulado', col='red')
})

# Modelo de Cambio de Nota Vs Beneficio primera y segunda vez
summary(lm(Cambio~Ben,data=Datos.Evaluacion2))
boxplot(Cambio~Ben,data=Datos.Evaluacion2, xaxt = "n",
        main=sprintf('Diagrama de cajas para cambio de nota de %s. Cohorte %s',materia, periodo),
        xlab='',ylab='Cambio de nota promedio')
tbl=with(Datos.Evaluacion2,table(Ben))

axis(1, at=1:2, labels=c(sprintf('Sin Beneficio, n=%i',tbl[[1]]),sprintf('Con Beneficio, n=%i',tbl[[2]])))#
Personaliza marcas de eje x

# Prueba t pareada
with(Datos.Evaluacion2,t.test(Nota.2,Nota.1,paired = TRUE)) # Prueba t pareada global
with(Datos.Evaluacion2,t.test(Cambio)) # Prueba t pareada (equivalente)

# Prueba de la comparación de las dos. El impacto es la diferencia de los dos cambios
t.test(Cambio~Ben,data=Datos.Evaluacion2)

# Apila los datos para construir modelo de diferencias
datos2=reshape(Datos.Evaluacion2,direction = 'long',
              idvar = c('Codigo','Ben'),
              #drop = c('Cambio'),
              varying = c(2,3),v.names='Nota',
              times=c(1,2),timevar='Periodo',
              new.row.names=seq( 2*dim(Datos.Evaluacion2)[1]))

#View(datos2)

# Modelo para estimar el impacto usando diferencias en diferencias
modelo=lm(Nota~Ben*Periodo, data = datos2)
s=summary( modelo)

#Estimación de impacto Inteacción entre Ben:Periodo en posición 4
s$coefficients[4,]

# Plots the mean (or other summary) of the response for two-way combinations of factors,
# thereby illustrating possible interactions.
# Two-way Interaction Plot

# Cambia etiquetas para construcción de gráficas
datos2$Periodo=factor(datos2$Periodo,labels = c('Primera vez','Segunda vez'))
datos2$Ben=factor(datos2$Ben,labels = c('Sin Beneficio', 'Con Beneficio'))

tbl=aggregate(Nota~Periodo+Ben, data= datos2, FUN = mean)

with(datos2,
      interaction.plot(Periodo,Ben,Nota,
                      main= sprintf('Diferencias en diferencia para estudiantes repitentes de %s. Cohorte
%s',materia, periodo),
                      cex.main=1.7,
                      xlab = sprintf('Experiencia en %s',materia),
                      ylab = sprintf('Nota promedio de %s ',materia),
                      cex.sub=2,
                      cex.lab=2,
                      type="l",
                      col=c("red","blue"),      ### Colors for levels of trace var.
                      pch=c(19, 17),          ### Symbols for levels of trace var.
                      fixed=TRUE,             ### Order by factor order in data
                      trace.label='Beneficio SEA')
)

abline(h = seq(2.1,2.5,0.1), v = c(1,2), col = "lightgray", lty = 5)
text(x=tbl$Periodo,y=tbl$Nota,labels=sprintf('%0.3f',tbl$Nota),
     #col=c("red","red","green","green"),
     cex=1.7,font = 2)

# Estimador del Impacto de dos formas equivalentes
s$coefficients[4,]
(tbl$Nota[[4]]-tbl$Nota[[3]])-(tbl$Nota[[2]]-tbl$Nota[[1]])

```

(tbl\$Nota[[4]]-tbl\$Nota[[3]])
(tbl\$Nota[[2]]-tbl\$Nota[[1]])