

Ensayo de Investigación

Análisis de rendimiento en el curso introductorio de programación en universidades del sureste de México Performance analysis in the introductory programming course in universities in southeastern Mexico

Hugo Enrique Martínez Cortés

Universidad Tecnológica de la Mixteca
Centro Universitario CIFE

Autor de correspondencia:
hugoe@mixteco.utm.mx

Recibido: 21-02-2023 Aceptado: 28-11-2023 (Artículo Arbitrado)

Resumen

Diversas iniciativas promueven el aprendizaje de la programación, sin embargo, se argumenta que es un área de estudio difícil. Se han realizado algunos estudios para describir la tasa de aprobados en universidades a nivel mundial, pese a ello, en México existen pocos estudios de este tipo. Los propósitos del presente estudio consistieron en: calcular la tasa promedio de aprobados en universidades del sureste de México para el periodo 2016-2020 y su comparación con la tasa mundial; establecer la correlación entre la cantidad de estudiantes y la tasa de aprobados por grupo, así como determinar la presencia de diferencias significativas en las calificaciones que obtienen los estudiantes al categorizarlos por sexo, ciclo académico y programa educativo. El estudio cuantitativo de tipo descriptivo y correlacional, se realizó con los registros de calificaciones de 1553 estudiantes. Los resultados muestran que la tasa de aprobados es baja en comparación a la tasa promedio mundial, sin tendencia de mejora. Existe una correlación negativa débil, entre la cantidad de estudiantes y la tasa de aprobados por grupo. Además, se presentaron diferencias significativas por programa educativo, pero no se presentaron por sexo. Los resultados muestran evidencias de que en México se presenta una situación por atender.

Palabras clave: Programación, calificaciones, tasa de aprobados, educación superior, cursos.

Abstract

There are several initiatives that promotes learning computer programming. However, it is argued that programming is a difficult area of study. Some studies have been conducted to describe the worldwide pass rate in higher education institutions, despite this, there are few studies of this type in Mexico. The purposes of the present study consisted of: calculating the average pass rate at universities in southeastern Mexico for the period 2016-2020 and its comparison with the global rate; establishing the correlation between the number of students and the pass rate, per group, as well as determining the presence of significant differences in the grades obtained by students when categorized by gender, academic cycle and educational program. The quantitative study was descriptive and correlational, and it was carried out from grade records of 1553 students. Results show that the passing rate is indeed low compared to the world average rate, and there is no improvement trend. There is a weak negative correlation between the number of students and the pass rate, per group. In addition, there were significant differences by educational program, but not by gender. The results show evidence that Mexico has a situation that needs to be addressed.

Keywords: Programming, grades, pass rate, higher education, courses.

Introducción

En la sociedad del conocimiento el uso y desarrollo de las Tecnologías de Información y Comunicación (TIC) tiene una importancia estratégica en la gestión exitosa del conocimiento, en este contexto la industria del desarrollo de software, constituye uno de los sectores que ha experimentado un importante crecimiento a nivel mundial, el cual se mantendrá en los próximos años (Joshi y Michael, 2023). Ante este escenario de continuo crecimiento, se ha consolidado la convicción de que la programación de sistemas de

cómputo constituye una habilidad digital clave, que las personas deberán desarrollar en el siglo 21 (Balanskat y Engelhardt, 2015; Salamanca y Badilla, 2023; Teira-Lafuente et al., 2021), por tal razón ha surgido una tendencia para incluir cursos de programación en los programas de estudio formales de diferentes niveles educativos, desde el básico hasta el nivel superior (Balanskat y Engelhardt, 2015; Tejera-Martínez et al., 2020).

Dada la importancia creciente de la programación en la formación de los futuros profesionistas, las instituciones de educación superior han incorporado cursos de programación, en los planes de estudio de los programas educativos en el área de la computación (Force, 2020), así como en los programas educativos de otras áreas de la Ciencia y Tecnología, e incluso en programas de las áreas en Ciencias Sociales y Humanidades. En los lineamientos del currículo para las carreras de Ciencias de la Computación, Ingeniería en Computación, Ingeniería de Software, Sistemas de Información, o Tecnologías de la Información, se sugiere la incorporación del área de conocimiento denominada: “Lenguajes de programación” (Force, 2020). En concordancia con este lineamiento, los programas educativos típicamente incluyen un curso introductorio de programación en los primeros módulos del plan de estudios, ya que constituye la base de conocimiento fundamental para los cursos más avanzados.

El aprendizaje de la programación se considera un área de estudio difícil, y que presenta múltiples desafíos para los estudiantes novatos (Robins, 2019; Zhao et al., 2021), así que para diseñar estrategias con el propósito de mejorar su desempeño, un primer paso consiste en determinar y analizar la tasa de aprobados de los cursos introductorios de programación en instituciones de educación superior. A pesar de esta necesidad, hay pocos estudios realizados con este propósito para un ámbito mundial (Bennedsen y Caspersen, 2007, 2019; Simon et al., 2019; Watson y Li, 2014). De los cuales, en los más recientes se reportó una tasa de aprobados en el rango del 72 % al 75 % (Bennedsen y Caspersen, 2019; Simon et al., 2019). Bajo la premisa de estos datos, la situación global no parece tan grave, sin embargo, hay algunos reportes que indican que la tasa de aprobados es significativamente menor en países en vías de desarrollo (Dasuki y Quayle, 2016), por tal motivo resulta importante realizar más estudios para determinar la tasa de aprobados en este ámbito.

El presente estudio se contextualiza en universidades del sureste de México. Bajo este ámbito se tiene el objetivo general de analizar el desempeño de los estudiantes en los cursos introductorios de programación, para establecer un punto de partida para el diseño e implementación de nuevas estrategias de enseñanza-aprendizaje (Zatarain, 2018), enfocadas a

mejorar el rendimiento académico de los estudiantes. De acuerdo a Cardona et al. (2016) “el rendimiento académico puede ser conceptualizado como la valoración cuantitativa y cualitativa del logro de competencia alcanzado en el proceso de enseñanza-aprendizaje, dentro de un contexto específico”.

En el contexto del curso introductorio de programación impartido en universidades del sureste de México, el presente estudio se orientó en torno a los siguientes propósitos: 1) Determinar la tasa promedio de aprobados del curso durante el periodo 2016-2020, y su comparación con la tasa promedio mundial, así como el cálculo de la tasa promedio de aprobados por ciclo académico individual; 2) Determinar la correlación entre la cantidad de estudiantes por grupo y la tasa de aprobados por grupo; 3) Determinar la existencia de diferencias en las calificaciones de los alumnos por sexo; 4) Determinar la presencia de diferencias significativas en las calificaciones de los alumnos durante cuatro ciclos académicos en el periodo 2016-2020; 5) Determinar si hay uno o más programas educativos en donde los estudiantes obtienen calificaciones más bajas de manera significativa.

Antecedentes

El término Software se define en el estándar IEEE (1990:66) como: “el conjunto de programas de cómputo, procedimientos y posiblemente la documentación asociada, así como los datos que pertenecen a la operación de un sistema de cómputo”; Programación se define en el mismo estándar IEEE (1990:58) como: “Escribir un programa de cómputo”. En los cursos de programación introductorios, los estudiantes adquieren los conocimientos y habilidades básicas para la codificación de un programa de cómputo, y generalmente los tópicos del curso incluyen: la sintaxis y semántica de los componentes de un lenguaje de programación, el enfoque procedural/funcional o el enfoque orientado a objetos, así como la aplicación y estudio de técnicas para la resolución de problemas (Force, 2020). En el presente trabajo, se consideran los cursos de programación introductorios que se imparten en los módulos iniciales de los planes de estudio de programas educativos universitarios. En estos cursos, los estudiantes aprenden por primera vez los conceptos de programación de computadoras, en consecuencia, al inicio no poseen o presentan limitados conocimientos del tema.

Los estudiantes experimentan múltiples dificultades durante el desarrollo de estos cursos de programación introductorios, lo cual contribuye a disminuir la tasa de aprobados. Muchas de estas dificultades surgen cuando los estudiantes desarrollan incomprensiones acerca de los conceptos de programación. El término incomprensión se define en Sorva (2013:5) como “conocimientos que son deficientes o inadecuados para muchos contextos de programación prácticos”; por su parte Qian y Lehman (2017) definen incomprensiones como errores a nivel del entendimiento conceptual de la programación, y consideran además, otras dificultades en el nivel sintáctico y estratégico. En otros estudios (Brown y Altadmri, 2017; McCall y Kolling, 2019) se emplea el término errores de programación, que se producen como resultado de las dificultades que los estudiantes novatos presentan. De esta manera, de acuerdo al contexto se pueden utilizar indistintamente los términos: dificultades, incomprensiones o errores.

En diversos estudios se han identificado y clasificado los tipos de dificultades que presentan los estudiantes en el curso introductorio de programación. En la revisión sistemática de literatura de Qian y Lehman(2017) las dificultades se clasifican en: dificultades de conocimiento sintáctico, conceptual y estratégico. El conocimiento sintáctico corresponde a la sintaxis y estructura del lenguaje de programación; el conocimiento conceptual consiste en el entendimiento de la semántica de los constructos del lenguaje, los principios de programación y el funcionamiento interno de la computadora; y finalmente, el conocimiento estratégico corresponde a la aplicación del conocimiento sintáctico y conceptual en la resolución de problemas de programación. En otra revisión sistemática realizada por Medeiros et al.(2019), se clasifican las dificultades reportadas en los estudios analizados, de acuerdo a las tres fases del pensamiento computacional, que son: formulación del problema, expresión de la solución, así como la ejecución y evaluación de la solución; adicionalmente se incluye una categoría denominada comportamiento, relacionada con los aspectos sociales, emocionales y de auto-gestión; se concluye, que las dificultades más citadas están relacionadas con la motivación y compromiso de los estudiantes, las estrategias de resolución de problemas y la sintaxis de los lenguajes de programación.

La determinación de los factores que causan estas dificultades, constituye un paso indispensable para diseñar y aplicar estrategias y herramientas exitosas en el proceso de enseñanza-aprendizaje de la programación (Zhao et al., 2021). Qian y Lehman (2017) reportan diversos factores que contribuyen a generar estas dificultades, como son: la carga cognitiva y la complejidad de las tareas, el uso del lenguaje natural, los conocimientos previos de matemáticas, modelos mentales inapropiados, estrategias y patrones de programación inadecuados, factores ambientales (como el lenguaje o herramientas de programación), y finalmente el conocimiento y métodos de enseñanza de los profesores.

Ante los reportes que indican las dificultades que presentan los estudiantes en los cursos introductorios de programación, se han realizado estudios con un alcance mundial para establecer la tasa de aprobación para esta asignatura en instituciones de educación superior, y con ello, determinar la magnitud del problema. En el trabajo de Simon et al. (2019), se calculó una tasa de aprobación a nivel mundial del 75 %, además se realizó la comparación con la tasa de aprobación de otros cursos de las disciplinas académicas de Ciencia, Tecnología, Ingeniería y Matemáticas (CTIM), se determinó que no existen diferencias significativas, sin embargo, se resalta que la tasa de aprobación del curso de programación se encuentra en las de nivel más bajo. Además, se determinó que la tasa de aprobación se mantuvo constante durante el periodo 2014–2018. Este resultado es muy cercano a la tasa de aprobados del 72 %, reportado por Bennedsen y Caspersen (2019) en un estudio realizado a nivel mundial en el año 2018. Previamente en 2006, en otro estudio llevado a cabo por estos mismos autores se calculó una tasa de aprobados del 67 % (Bennedsen y Caspersen, 2007), de tal manera que se observa un incremento del 5 % en un periodo de 12 años. Por su parte, Watson y Li (2014) realizaron una revisión sistemática de literatura y un análisis estadístico sobre los reportes de tasa de aprobados a nivel mundial, y obtuvieron un resultado cercano a los anteriores con una tasa del 67.7 %.

Los trabajos más recientes para el cálculo de la tasa de aprobación en el curso de programación a nivel mundial, determinaron un valor en el rango del 72 % al 75 %, y se argumenta que esto es una evidencia de que no hay una situación grave, sin embargo,

estos estudios se han enfocado fundamentalmente en instituciones educativas de países desarrollados. Por el contrario, en el contexto de países en vías de desarrollo, se han reportado resultados que muestran tasas más altas de estudiantes que no acreditan el curso de programación (Alturki, 2016; Ayalew et al., 2018; Dasuki y Quaye, 2016; Nuankaew, 2019).

En el caso de México, hay pocos estudios sobre esta temática, debido en principio a la dificultad de obtener la información por parte de las universidades, que prefieren mantenerla reservada. Sin embargo, se han realizados algunos trabajos que reportan una alta tasa de estudiantes reprobados en el curso introductorio de programación, y se expresa que dicha tasa es de las más altas, o incluso la más alta de sus programas educativos de nivel superior (Amado Moreno et al., 2014; Juárez et al., 2016; Rodríguez Pérez, 2017). En particular, en el trabajo de (Juárez et al., 2016) se reporta una tasa del 47.3 % de aprobados en el periodo 2012-2015, que es 24.7 puntos porcentuales menor al promedio mundial de 72 %.

Desarrollo

Tipo de estudio

El presente estudio es de tipo descriptivo y correlacional, en consecuencia, tiene como propósito describir y analizar el comportamiento de la tasa promedio de aprobados y de las calificaciones de los estudiantes, para el curso introductorio de programación impartido en universidades ubicadas en el sureste de México. Los datos estadísticos se analizaron para un periodo de cuatro años, a partir del 2016 hasta el 2020, en el contexto de cinco instituciones educativas, en donde se imparten seis programas educativos diferentes en total.

Participantes

Con el propósito de realizar el presente estudio se obtuvieron los registros de calificaciones de 1553 alumnos, del curso de programación estructurada, en el periodo de 2016 a 2020. Los estudiantes se encontraban adscritos a 5 instituciones educativas: 1234 (79.5 %) en la Univesidad1 (U1), 58 (3.7 %) en la Universidad2 (U2), 92 (5.9 %) en la Univesidad3 (U3), 126 (8.1 %) en la Univesidad4 (U4) y 43 (2.8 %) en la Universidad5 (U5). Los estudiantes pertenecían a 6 programas educativos: 308 (19.8 %) en Ingeniería en Computación (IC), 142 (9.1 %) en Ingeniería en Electrónica (IE), 104 (6.7 %) en Licenciatura en Matemá-

ticas Aplicadas (LMA), 469 (30.2 %) en Ingeniería en Mecatrónica (IM), 313 (20.2 %) en Ingeniería en Mecánica Automotriz (IME) y 217 (14 %) en Licenciatura en Informática (LI). Del total de alumnos, 1241 corresponden al sexo masculino (79.9 %), y 312 al sexo femenino (20.1 %). Los estudiantes estaban organizados en 72 grupos. La información se obtuvo directamente de las instituciones objeto del estudio. En la Tabla 1 se muestra la cantidad de grupos, la cantidad de estudiantes, así como el número de estudiantes del sexo masculino y femenino, al categorizarlos por universidad y periodo escolar.

Todos los estudiantes independientemente de la universidad, el periodo escolar y la carrera tomaron el curso de programación estructurada con el mismo temario, que incluyó los siguientes tópicos: el lenguaje de programación C, estructuras de control, programación modular, arreglos, apuntadores, tipos de datos definidos por el programador y archivos. Este curso se imparte en el primero o segundo módulo de cada una de las carreras.

Procedimiento

De acuerdo con los propósitos de la investigación, el estudio se desarrolló mediante las siguientes fases:

Fase 1. Cálculo de la tasa promedio de aprobados del curso introductorio de programación en el periodo 2016-2020 y su comparación con la tasa de promedio mundial. Adicionalmente, el cálculo de la tasa promedio de aprobados del curso introductorio de programación para cuatro ciclos académicos: 2016-2017, 2017-2018, 2018-2019 y 2019-2020.

Fase 2. Establecer la correlación entre la cantidad de estudiantes y la tasa de aprobados, por grupo.

Fase 3. Establecer la posible diferencia estadística en las calificaciones de los estudiantes por sexo.

Fase 4. Establecer la posible diferencia estadística en las calificaciones de los estudiantes en cuatro ciclos académicos: 2016-2017, 2017-2018, 2018-2019 y 2019-2020.

Fase 5. Establecer la posible diferencia estadística en las calificaciones de los estudiantes por programa educativo.

Las calificaciones finales que obtuvieron los estudiantes, constituyeron la fuente de datos para el cálculo de la tasa promedio de aprobados, y fue proporcionada directamente por las instituciones educativas. Es importante resaltar que la calificación se asigna en un rango de 0 a 10, y la calificación mínima

aprobatoria es de 6.0. En el proceso de evaluación de los estudiantes se aplicaron las mismas políticas y procedimientos, en cada universidad.

En el presente estudio para calcular la tasa promedio de aprobados en el curso de programación estructurada, se consideraron únicamente a los estudiantes que presentaron el examen final y contaban con el derecho para hacerlo. De esta manera un estudiante aprueba el curso: “Si obtiene una calificación final mayor o igual a 6.0”. La tasa de aprobados por grupo se define como: “la cantidad de alumnos aprobados entre el total de alumnos del grupo”.

Análisis estadístico

En el estudio se efectuaron los siguientes análisis estadísticos: en la fase 2 se aplicó la prueba no paramétrica de correlación de Spearman, ya que una variable no presenta una distribución normal. En la fase 3, se realizó un análisis no paramétrico utilizando la prueba de Mann-Whitney debido a que las muestras no cumplen los supuestos de normalidad e igual de varianzas y se compararon 2 grupos independientes. En la fase 4, y 5, se realizó un análisis estadístico utilizando la prueba de Kruskal-Wallis ya que las

muestras no cumplen con la prueba de normalidad, y se tuvieron que comparar 3 o más grupos independientes. A continuación, se llevó a cabo la prueba Post Hoc de Dunn, para determinar la existencia de diferencias significativas entre parejas de grupos. En todos los análisis se aplicó un nivel de significancia de 0.05. En la ejecución del análisis estadístico se utilizó la herramienta JASP en su versión 0.14.1.

Consideraciones éticas

En el presente estudio se informó a cada institución educativas sobre el compromiso de preservar la confidencialidad de los datos personales de los estudiantes y de las instituciones en los reportes generados, siguiendo los lineamientos de la Ley de Protección de Datos Personales en Posesión de los Particulares (Cámara de Diputados del H. Congreso de la Unión, 2011).

Resultados

De acuerdo al primer propósito del presente estudio se calculó una tasa promedio de aprobados del 40 % para el curso introductorio de programación, en el contexto de universidades ubicadas en el sureste de México, durante el periodo 2016-2020. Esta tasa es

Tabla 1. Cantidad de grupos, estudiantes y alumnos por sexo, categorizados por universidad y periodo.

Universidad	Periodo	No. de Grupos	Total de Estudiantes	Femenino	Masculino
U1	2019-2020	11	230	32	198
	2018-2019	12	351	53	298
	2017-2018	11	350	70	280
	2016-2017	10	303	59	244
U2	2019-2020	1	18	5	13
	2018-2019	1	15	3	12
	2017-2018	1	12	5	7
	2016-2017	1	13	3	10
U3	2019-2020	2	27	5	22
	2018-2019	2	26	14	12
	2017-2018	1	26	8	18
	2016-2017	1	13	4	9
U4	2019-2020	3	34	10	24
	2018-2019	3	29	6	23
	2017-2018	3	30	8	22
	2016-2017	3	33	13	20
U5	2019-2020	2	16	7	9
	2018-2019	2	12	3	9
	2017-2018	1	8	2	6
	2016-2017	1	7	2	5
TOTALES		72	1553	312	1241

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 2. Tasa promedio de aprobados por ciclo académico durante el periodo 2016-2020.

	2016-2017	2017-2018	2018-2019	2019-2020
Tasa de aprobados	53%	24%	42%	37%

Fuente: Elaboración propia.

significativamente menor al rango del 72 % al 75 % en la tasa de aprobados calculada a nivel mundial. Adicionalmente, se realizó el cálculo de la tasa de aprobados en el curso introductorio de programación durante cuatro ciclos académicos: 2016-2017, 2017-2018, 2018-2019 y 2019-2020 (véase la Tabla 2). Se destaca que en los últimos 2 ciclos la situación no ha mejorado y se mantiene una tasa cercana al 40 %.

En relación al segundo propósito se aplicó la prueba de Spearman para establecer la correlación entre la cantidad de estudiantes y la tasa de aprobados, por grupo. La prueba calculó un coeficiente rho = -0.265, y una p = 0.024, en consecuencia, se concluye que se presenta una correlación negativa débil entre las dos variables, y el coeficiente es significativo en el nivel de 0.05. En la Figura 1 se muestra la gráfica de dispersión, en donde se observa el tipo de correlación. En la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov se calculó una p = 0.0024 para la variable con la cantidad de estudiantes por grupo.

En la consecución del tercer propósito, se aplicó la prueba U de Mann-Whitney para confirmar la presencia de diferencias significativas en las calificaciones (variable dependiente) de los alumnos, al realizar una categorización por sexo (variable de

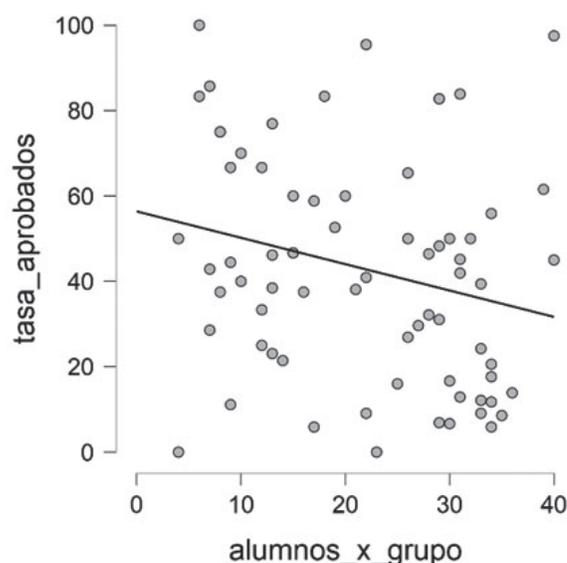


Figura 1. Respuesta de la longitud de plúmula con la Interacción de los niveles de amonio y ácidos húmicos aplicados en la nutrición de tomate bola. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3. Tasa promedio de aprobados por ciclo académico durante el periodo 2016-2020.

	Masculino	Femenino
Frecuencia	1241	312
Media	4.350	4.616
Mediana	4.400	5.300
Moda	6.000	6.000
Desviación estándar	2.888	2.746
Mínimo	0.000	0.000
Máximo	10.000	10.000

Fuente: Elaboración propia.

agrupación), en el curso introductorio de programación, durante el periodo 2016-2020. La prueba calculó un resultado de p = 0.183, con lo cual se acepta la hipótesis nula y se concluye que no se presentan diferencias significativas en las calificaciones de los estudiantes de acuerdo a su sexo (masculino o femenino). En la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov se calculó una p < 0.001 para ambos grupos y en la prueba de igualdad de varianzas de Levene se generó una p = 0.043. En la Tabla 3, se presentan las estadísticas descriptivas correspondientes, y se puede observar que la mediana de las calificaciones de las estudiantes del sexo femenino es mayor por casi 1 punto, a la mediana de las calificaciones para los estudiantes del sexo masculino, sin embargo, esto no es significativo.

Para lograr el cuarto propósito, se aplicó el método no paramétrico de Kruskal-Wallis y así confirmar la presencia de diferencias significativas en las calificaciones (variable dependiente) de los alumnos, al realizar una categorización por ciclo académico (variable de agrupación), en el curso introductorio de programación, durante el periodo 2016-2020. La prueba generó un resultado de p < 0.001, con lo cual se concluye que al menos dos grupos son significativamente diferentes. En la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov se calculó una p < 0.001 para los grupos y en la prueba de igualdad de varianzas de Levene se calculó una p = 0.176. En la Tabla 4 se muestra el resultado de la comparación por parejas de grupos y se concluye que las calificaciones del ciclo 2017-2018 presentan diferencias significativas con las de los ciclos restantes, de hecho, en este ciclo

Tabla 4. Resultados de la prueba post Hoc de Dunn para las calificaciones agrupadas por 4 ciclo-académicos: 2016-2017, 2017-2018, 2018-2019 y 2019-2020.

Comparación	z	Wi	Wj	pholm
2016-2017 / 2017-2018	9.001	886.669	599.661	< .001
2016-2017 / 2018-2019	2.348	886.669	812.087	0.028
2016-2017 / 2019-2020	1.421	886.669	838.188	0.155
2017-2018 / 2018-2019	-6.942	599.661	812.087	< .001
2017-2018 / 2019-2020	-7.223	599.661	838.188	< .001
2018-2019 / 2019-2020	-0.793	812.087	838.188	0.214

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 5. Estadísticas descriptivas de las calificaciones, por ciclo durante el periodo 2016-2020.

	2016-2017	2017-2018	2018-2019	2019-2020
Frecuencia	369	426	433	325
Media	5.119	3.3	4.616	4.754
Mediana	6	2.55	4.8	5.1
Moda	6	6	6	6
Desviación estándar	2.902	2.688	2.832	2.667
Mínimo	0.000	0.000	0.000	0.000
Máximo	10.000	10.000	10.000	10.000

Fuente: Elaboración propia.

es donde existe la menor proporción de estudiantes aprobados. Para complementar el análisis se presentan las estadísticas descriptivas en la Tabla 5 y la gráfica de cajas de la Figura 2, con el comportamiento de las calificaciones durante los cuatro ciclos académicos. Se observa que la tasa promedio de aprobados presentó fluctuaciones en cada ciclo, con el valor más alto (53 %) en el primero, 2016-2017, el cual, tiene una mediana 6.0, lo que significa que al menos la mitad de los alumnos obtuvieron una calificación aprobatoria, sin embargo, en los ciclos siguientes la situación empeoró, teniendo su pico más alto en el ciclo 2017-2018, con una tasa de aprobados de 24%, así como una mediana de 2.55, y una desviación es-

tándar de 2.688, esto significa que un mayor porcentaje de los estudiantes no obtuvieron calificaciones aprobatorias, como se confirma en la gráfica de cajas de la Figura 2.

Por último, en la consecución del quinto propósito, se aplicó el método no paramétrico de Kruskal-Wallis para confirmar la presencia de diferencias significativas en las calificaciones (variable dependiente) de los alumnos, al realizar una categorización por programa educativo o carrera (variable de agrupación), en el curso introductorio de programación, durante el periodo 2016-2020. La prueba generó un resultado de $p < 0.001$, con lo cual se concluye que al menos dos grupos son significativamente diferentes.

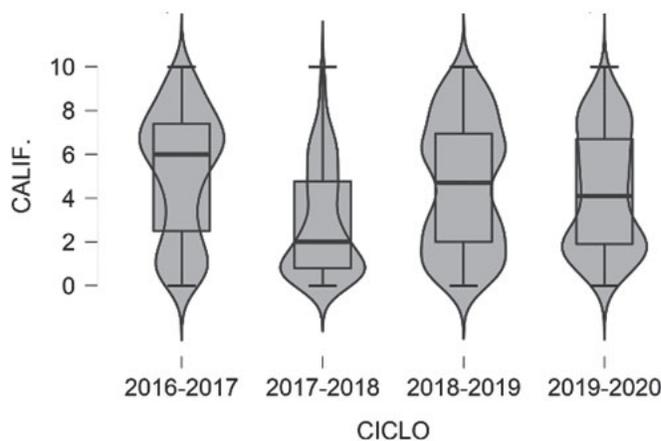


Figura 2. Gráfica de cajas para el comportamiento de las calificaciones por ciclo académico.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6. Resultados de la prueba post Hoc de Dunn para las calificaciones agrupadas por 6 carreras: IC, IE, LMA, IM, IME y LI.

Comparación	z	Wi	Wj	pholm
IC – IE	-1.558	865.849	936.718	0.358
IC – LMA	0.084	865.849	861.558	0.698
IC – IM	4.412	865.849	720.754	< .001
IC – IME	8.066	865.849	575.562	< .001
IC – LI	-1.311	865.849	917.968	0.474
IE - LMA	1.299	936.718	861.558	0.474
IE – IM	5.028	936.718	720.754	< .001
IE - IME	7.961	936.718	575.562	< .001
IE – LI	0.387	936.718	917.968	0.698
LMA - IM	2.897	861.558	720.754	0.013
LMA - IME	5.635	861.558	575.562	< .001
LMA - LI	-1.055	861.558	917.968	0.474
IM - IME	4.436	720.754	575.562	< .001
IM - LI	-5.357	720.754	917.968	< .001
IME - LI	-8.645	575.562	917.968	< .001

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 7. Estadísticas descriptivas de las calificaciones, por carrera.

	IC	IE	LMA	IM	IME	LI
Frecuencia	308	142	104	469	313	217
Media	4.967	5.4	4.99	4.055	3.098	5.307
Mediana	5.1	6.65	5.85	3.7	2.3	6.1
Moda	6	0.5	6	6	0.8	0
Desviación estándar	2.761	3.098	2.8	2.826	2.443	2.688
Mínimo	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Máximo	10.000	10.000	10.000	10.000	10.000	10.000

Fuente: Elaboración propia.

En la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov se calculó una $p < 0.001$ para todos los grupos y en la prueba de igualdad de varianzas de Levene se calculó una $p < 0.001$. En la Tabla 6 se muestra el resultado de la comparación por parejas de grupos y se concluye que las carreras en IM e IME presentan diferencias significativas con las otras carreras, ya que en estas se encuentra la mayor proporción de estudiantes no aprobados. Para complementar el análisis se presentan las estadísticas descriptivas en la Tabla 7, con el comportamiento de las calificaciones por cada programa educativo durante el periodo 2016-2020. Se puede observar que los estudiantes del programa IME obtuvieron las calificaciones más bajas con una mediana de 2.3, y una desviación estándar de 2.443. En concordancia, se observa en la Figura 3 una alta proporción de calificaciones bajas para los estudiantes del programa IME. Por otra parte, se observa en la misma gráfica, que también se presenta una alta proporción de calificaciones bajas para los estudiantes del programa IM. En el caso de los pro-

gramas IE y LI, con una mediana de 6.650 y 6.1 respectivamente, al menos la mitad de los estudiantes obtuvieron calificaciones aprobatorias. Finalmente, en el caso de los programas IC y LMA, se observa una cantidad equilibrada entre estudiantes aprobados y reprobados (véase Figura 3).

Conclusiones

La tasa de aprobados calculada en 40 %, para el curso introductorio de programación en universidades del sureste de México, durante el periodo 2016-2020, tiene un valor menor en un rango de 32 a 35 puntos porcentuales, comparada con la tasa de aprobados mundial, reportada en los trabajos más recientes (Bennedsen y Caspersen, 2019; Simon et al., 2019), lo cual establece que la situación es mucho más delicada en este contexto. Este resultado, es consistente con el argumento que indica que la tasa de aprobados es significativamente menor en países en vías de desarrollo (Ayalew et al., 2018; Dasuki y Quaye, 2016; Nuankaew, 2019). A pesar de que el estudio se contextualizó en el sureste

de México, en otras regiones del país se han reportado resultados similares (Amado Moreno et al., 2014; Juárez et al., 2016; Rodríguez Pérez, 2017), como la tasa del 47.3 % de aprobados en el periodo 2012-2015 reportada en el trabajo de Juárez et al. (2016). Estos resultados muestran evidencias de que, en diferentes regiones de México, se presenta una situación delicada por atender, que requiere el diseño e implementación de acciones y estrategias para incrementar el desempeño académico de los estudiantes en esta área del conocimiento.

Al analizar la tasa de aprobados por ciclo académico, se observa que no existe una tendencia de mejora. La tasa más alta fue en el ciclo 2016-2017 con un 53 %, y en los tres ciclos siguientes la tasa disminuyó incluso hasta el 24 %. En el ciclo más reciente 2019-2020 la tasa es similar a la tasa promedio durante todo el periodo 2016-2020. Aunado a lo anterior, en la gráfica de cajas de la Figura 2, se observa que la mediana en los tres ciclos más recientes estuvo por debajo de la calificación mínima aprobatoria de 6.0, lo cual implica que la mayoría de estudiantes obtuvieron calificaciones reprobatorias. Resulta prioritario entonces para las instituciones, hacer frente a esta tendencia, debido a que esto contribuye a la deserción de los estudiantes en estos programas educativos durante los primeros semestres.

En el presente trabajo se determinó, además, la existencia de una relación significativa entre la cantidad de alumnos y la tasa de aprobados, por grupo, pero el coeficiente de Spearman ($\rho = -0.265$) indica que es una correlación débil y negativa. De hecho, en el trabajo de Simon et al. (2019) se aplicó la misma prueba y no se encontró una correlación significati-

va entre estas variables. En cambio, en otros trabajos (Bennedsen y Caspersen, 2007; Watson y Li, 2014) se ha reportado que los grupos pequeños (menos de 30 estudiantes) obtienen un mayor porcentaje de aprobados, comparado con los grupos grandes. Es importante mencionar que, en el presente estudio, el grupo de mayor tamaño fue de 40 estudiantes, y también se observa esta correlación negativa pero débil.

Otro resultado del presente trabajo establece que no se presentan diferencias significativas entre los estudiantes de acuerdo a su sexo, de tal manera que tanto los estudiantes del sexo masculino, como las del sexo femenino presentaron un comportamiento equivalente en sus calificaciones para el curso introductorio de programación durante el periodo 2016-2020.

A diferencia del trabajo de Simon et al. (2019), en donde se realizó la comparación de la tasa de aprobación del curso de programación, con la de otros cursos de las disciplinas académicas de Ciencia, Tecnología, Ingeniería y Matemáticas (CTIM), y se determinó que no existen diferencias significativas; en el contexto del presente estudio se estableció la existencia de diferencias significativas en las calificaciones de los estudiantes por programa educativo. De acuerdo a los resultados mostrados en la Tabla 7, se concluye que, los programas educativos en Ingeniería Mecánica e Ingeniería Mecatrónica, presentaron la mayor cantidad de estudiantes con calificaciones reprobatorias durante el periodo 2016-2020, y hay diferencias significativas con todos los demás programas. Ante estos resultados, resulta fundamental determinar las causas de esta situación, y aplicar estrategias que fortalezcan el proceso de enseñanza-aprendizaje

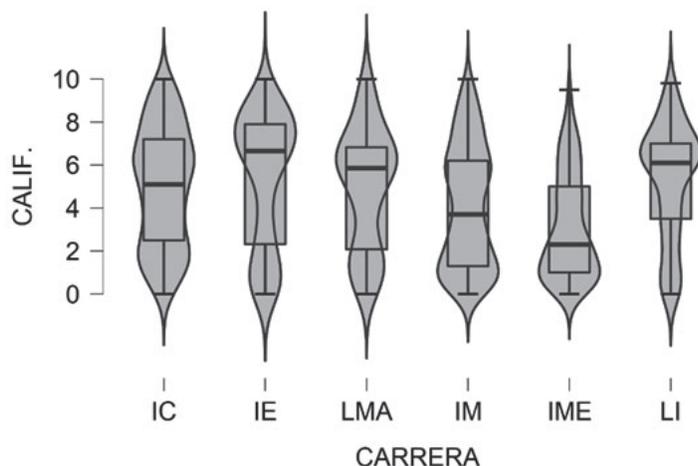


Figura 3. Gráfica de cajas para el comportamiento de las calificaciones por carrera.

Fuente: Elaboración propia.

para aportar en el logro de los objetivos académicos, en estos programas educativos que presentan una situación más delicada.

Referencias

- Alturki, R. A. (2016). Measuring and Improving Student Performance in an Introductory Programming Course. *Informatics In Education, 15*(2), 183–204. doi.org/10.15388/infedu.2016.10
- Amado Moreno, M. G., García Velázquez, Á., Brito Páez, R. A., Sánchez Luján, B. I., & Sagaste Bernal, C. A. (2014). Causa de reprobación en ingeniería desde la perspectiva del académico y administradores. *Ciencia y Tecnología, 1*(14). doi.org/10.18682/cyt.v1i14.192
- Ayalew, Y., Tshukudu, E., & Lefoane, M. (2018). Factors Affecting Programming Performance of First Year Students at a University in Botswana. *African Journal Of Research In Mathematics Science And Technology Education, 22*(3), 363–373. doi.org/10.1080/18117295.2018.1540169
- Balanskat, A., & Engelhardt, K. (2015). *Computing Our Future. Computer Programming and Coding Priorities, School Curricula and Initiatives Across Europe*. <http://www.eun.org/resources/detail?publicationID=661>
- Bennedsen, J., & Caspersen, M. E. (2007). Failure Rates in Introductory Programming. *SIGCSE Bull., 39*(2), 32–36. doi.org/10.1145/1272848.1272879
- Bennedsen, J., & Caspersen, M. E. (2019). Failure Rates in Introductory Programming: 12 Years Later. *ACM Inroads, 10*(2), 30–36. doi.org/10.1145/3324888
- Brown, N. C. C., & Altadmri, A. (2017). Novice Java Programming Mistakes: Large-Scale Data vs. Educator Beliefs. *ACM Transactions On Computing Education, 17*(2). doi.org/10.1145/2994154
- Cámara de Diputados del H. Congreso de la Unión. (2011). *Reglamento de la Ley Federal de Protección de Datos Personales en posesión de los particulares*. Diario oficial de la federación. http://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/regley/Reg_LFPDPPP.pdf
- Cardona, S., Vélez, J., & Tobón, S. (2016). Contribución de la evaluación socioformativa al rendimiento académico en pregrado. *Educar, 52*(2), 423–447. doi.org/10.5565/rev/educar.763
- Dasuki, S., & Quaye, A. (2016). Undergraduate students' failure in programming courses in institutions of higher education in developing countries: A Nigerian perspective. *Electronic Journal of Information Systems in Developing Countries, 76*(1). doi.org/10.1002/j.1681-4835.2016.tb00559.x
- Force, C. T. (2020). *Computing Curricula 2020: Paradigms for Global Computing Education*. Association for Computing Machinery. <https://www.acm.org/binaries/content/assets/education/curricula-recommendations/cc2020.pdf>
- Joshi, H., & Michael, O. (2023). Global Tech Market Forecast, 2022 To 2027: Global Tech Spend Will Reach \$4.4 Trillion Despite A Choppy Macroeconomic Environment. In *Forrester*. <https://www.forrester.com/report/global-tech-market-forecast-2022-to-2027/RES178732>
- Juárez, J., López, M., & Villareal, Y. (2016). Estrategias para Reducir el Índice de Reprobación en Fundamentos de Programación de Sistemas Computacionales del I. T. Mexicali. *Revista de Gestión Empresarial y Sustentabilidad, 2*(1), 25–41. <http://rges.umich.mx/index.php/rges/article/view/10/9>
- McCall, D., & Kolling, M. (2019). A New Look at Novice Programmer Errors. *ACM Transactions On Computing Education, 19*(4). doi.org/10.1145/3335814
- Medeiros, R. P., Ramalho, G. L., & Falcao, T. P. (2019). A Systematic Literature Review on Teaching and Learning Introductory Programming in Higher Education. *IEEE Transactions On Education, 62*(2), 77–90. doi.org/10.1109/TE.2018.2864133
- Nuankaew, P. (2019). Dropout Situation of Business Computer Students, University of Phayao. *International Journal Of Emerging Technologies In Learning, 14*(19), 117–131. doi.org/10.3991/ijet.v14i19.11177
- Qian, Y., & Lehman, J. (2017). Students' Misconceptions and Other Difficulties in Introductory Programming: A Literature Review. *ACM Transactions On Computing Education, 18*(1). doi.org/10.1145/3077618
- Robins, A. V. (2019). Novice Programmers and Introductory Programming. In S. A. Fincher & A. V. E. Robins (Eds.), *The Cambridge Handbook of Computing Education Research* (pp. 327–376). Cambridge University Press. doi.org/10.1017/9781108654555.013
- Rodríguez Pérez, I. (2017). La calidad de la educación superior y la reestructuración del programa de tutoría / The quality of higher education and the restructuring of the tutoring program. *RIDE Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo, 8*(15), 135–154. doi.org/10.23913/ride.v8i15.294
- Salamanca, I. J., & Badilla, M. G. (2023). Percepción de la comunidad educativa sobre la estimulación de las habilidades para el siglo XXI. *Revista Electrónica de Investigación Educativa, 25*(e03), 1–11. doi.org/10.24320/redie.2023.25.e03.4326
- Simon, Luxton-Reilly, A., Ajanovski, V. V., Fouh, E., Gonsalvez, C., Leinonen, J., Parkinson, J., Poole, M., & Thota, N. (2019). Pass rates in introductory programming and in other STEM disciplines. *Annual Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education, ITICSE, 53–71*. doi.org/10.1145/3344429.3372502
- Sorva, J. (2013). Notional Machines and Introductory Programming Education. *ACM Trans. Comput. Educ., 13*(2). doi.org/10.1145/2483710.2483713
- Teira-Lafuente, J., Gil-González, A. B., & de Luis Reboredo, A. (2021). From trivium to smart education. In *Advances in Intelligent Systems and Computing: Vol. 1266 AISC*. doi.org/10.1007/978-3-030-57799-5_2
- Tejera-Martínez, F., Aguilera, D., & Vilchez-González, J. M. (2020). Lenguajes de programación y desarrollo de competencias clave. Revisión sistemática. *Revista Electrónica de Investigación Educativa, 22*(e27), 1–16. doi.org/10.24320/redie.2020.22.e27.2869
- Watson, C., & Li, F. W. B. (2014). Failure rates in introductory programming revisited. *ITICSE 2014 - Proceedings of the 2014 Innovation and Technology in Computer Science Education Conference, 39–44*. doi.org/10.1145/2591708.2591749
- Zatarain, R. (2018). Reconocimiento afectivo y gamificación aplicados al aprendizaje de Lógica algorítmica y programación. *Revista Electrónica de Investigación Educativa, 20*(3), 115–125. doi.org/10.24320/redie.2018.20.3.1636
- Zhao, H., Li, M., Lin, T., Wang, R., & Wu, Z. (2021). ProLog2vec: Detecting novices' difficulty in programming using deep learning. *IEEE Access, 1*. doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3067505