



*Asesorías y Tutorías para la Investigación Científica en la Educación Puig-Salabarría S.C.
José María Pino Suárez 400-2 esq a Lerdo de Tejada. Toluca, Estado de México. 7223898475*

RFC: AT1120618V12

Revista Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores.

<http://www.dilemascontemporaneoseducacionpoliticayvalores.com/>

Año: VIII Número: 1 Artículo no.:6 Período: 1 de Septiembre al 31 de diciembre, 2020.

TÍTULO: Diseño y evaluación de un sistema tutor inteligente desarrollado con técnica de clasificación bayesiana para estudiantes del Instituto Politécnico Nacional (IPN).

AUTORES:

1. Máster Nora Diana Gaytán Ramírez.
2. Dr. Andrés Rico Páez.
3. Dr. José Guzmán Mendoza.
4. Dr. Daniel Sánchez Guzmán.

RESUMEN: En este trabajo se presenta el diseño de un sistema tutor inteligente desarrollado con la técnica de Bayes Ingenuo con el propósito de evaluarlo en estudiantes de bachillerato del Instituto Politécnico Nacional (IPN). La muestra de la investigación consistió en 180 estudiantes, de los cuales 90 estudiantes formaron el grupo de clase tradicional y los otros 90 estudiantes formaron el grupo al que se le aplicó el sistema tutor inteligente. Los resultados muestran una mejora en el desempeño académico del grupo al que se le aplicó el sistema con respecto al grupo de clase tradicional. Este tipo de sistemas permite incrementar el rendimiento académico de los estudiantes por medio de la personalización del aprendizaje.

PALABRAS CLAVES: sistema tutor inteligente, técnica de Bayes Ingenuo, desempeño académico.

TITLE: Design and evaluation of an intelligent tutoring system developed with Bayesian classification for National Polytechnic Institute students.

AUTHORS:

1. Máster Nora Diana Gaytán Ramírez.
2. Dr. Andrés Rico Páez.
3. Dr. José Guzmán Mendoza.
4. Dr. Daniel Sánchez Guzmán.

ABSTRACT: This paper presents the design of an intelligent tutoring system developed with the Naïve Bayes technique with the purpose of evaluating it in high school students of the National Polytechnic Institute (IPN). The research sample consisted of 180 students, of which 90 students formed the traditional class group and the other 90 students formed the group to which the intelligent tutor system was applied. The results showed an improvement in the academic performance of the group to which the system was applied with respect to the traditional class group. This type of system allows increasing the academic performance of students through personalization of learning.

KEY WORDS: intelligent tutor system, Naïve Bayes technique, academic performance.

INTRODUCCIÓN.

Desde hace varios años han aparecido programas que han ayudado en el área educativa, pero no estaban orientados a estudiantes en general, por lo que no eran individualizados. Posteriormente, estos programas evolucionaron a lo que se conoce como sistemas tutores inteligentes, los cuales permiten emular a un tutor humano y personalizar las instrucciones en función de los antecedentes y el progreso de cada alumno.

Un sistema tutor inteligente es un sistema que modela la enseñanza, el aprendizaje, el dominio del conocimiento del especialista y el entendimiento del estudiante sobre ese dominio (Wolf, 1984). La característica distintiva de un sistema tutor inteligente es su capacidad de adaptación al alumno. La adaptación que se puede realizar a varios niveles: en el tipo de material en que se presenta, en la dificultad de los problemas propuestos o en la selección de la estrategia instructora más adecuada según sus capacidades, habilidades y estilos de aprendizaje preferidos; por lo tanto, un sistema tutor inteligente intenta simular la manera en que un profesor guiaría al alumno en su proceso de aprendizaje (Millán, 2000).

Los sistemas tutores inteligentes surgieron en la década de los setenta cuando se presentó el sistema *Scholar*, el cual consideraba la forma en la que el tutor estructuraba el contenido del dominio en el aula (Carbonell, 1970). Es considerado el primer sistema tutor inteligente y fue diseñado para enseñar geografía de América del Sur a estudiantes de primaria. En esta década se desarrollaron sistemas tutores inteligentes con representación del conocimiento, modelado de estudiantes y biblioteca de errores.

En la década de los ochenta, el creciente interés en los modelos didácticos computacionales diversificados amplió el campo de conocimiento y entendimiento del tutor humano, cuya complejidad no había sido tratada computacionalmente. Se desarrollaron sistemas tutores inteligentes con énfasis en razonamiento basado en casos y en el desarrollo de herramientas de autor, las cuales permitieron simplificar el software.

En la década de los noventa se crearon sistemas con mucho contenido multimedia, tales como video e imágenes. Estas nuevas herramientas permitieron revalorizar el aprendizaje guiado por computadora. A principios de este milenio, se han creado nuevos modelos de sistemas tutores inteligentes que utilizan páginas web, facilitando el acceso a la población destino (Mitrovic, 2003).

Además, se ha avanzado hacia la adaptación de la educación basada en la informática a través del modelado de estudiantes y tecnologías móviles (Ahuja y Sille, 2013).

Un sistema educativo adaptativo tiene que proporcionar personalización a las necesidades específicas de los estudiantes. Esto es un desafío debido a que los estudiantes tienen diferentes características de aprendizaje. Sin embargo, el conocimiento y los antecedentes de cada estudiante individual pueden ayudarle a un sistema tutor inteligente a calibrar el tipo de material de aprendizaje a presentar (Yang, Hwang y Yang, 2013).

Por lo anterior, han surgido trabajos acerca de sistemas tutores inteligentes que enfatizan la personalización del aprendizaje y son desarrollados con el software adecuado para su uso en páginas web. Ejemplo de esto, fue la elaboración de un sistema adaptable a los conocimientos previos y a la capacidad de evolución del estudiante (Jiménez *et al.*, 2015). Para esto, el sistema se programó en lenguaje C de tal manera que se pudiera implementarse bajo la modalidad de proyecto en páginas web.

Los resultados obtenidos en este trabajo muestran un nivel de rendimiento académico más elevado de los estudiantes que utilizaron el sistema tutor inteligente en comparación de los que tomaron una clase tradicional. Otro ejemplo fue la construcción de un sistema tutor inteligente que obtiene el nivel de conocimiento del estudiante mediante un cuestionario previo, el sistema asigna automáticamente el material de estudio de acuerdo a su nivel de desempeño en el cuestionario (Sivarasan y Rameshkumar, 2017). Este sistema categoriza el nivel de conocimiento del estudiante en tres niveles: principiante, promedio y excelente. Este sistema se implementó en un servidor de internet que permite almacenar diversos datos de estudiantes. El modelo desarrollado en este trabajo ayuda al sistema tutor a proveer tópicos al estudiante de acuerdo a su nivel y lograr un rápido aprendizaje.

Actualmente, se han creado sistemas tutores inteligentes utilizando técnicas de aprendizaje automático, un ejemplo de esto, es el modelo desarrollado para integrar un sistema tutor inteligente con herramientas de minería de datos (Jugo *et al.*, 2016). Esta integración se realizó combinando un sistema tutor inteligente basado en páginas web con librerías de código abierto de minería de datos desarrolladas en Java. Este sistema permite a los profesores analizar los datos de aprendizaje de manera visual. De manera similar, se diseñó un sistema tutor inteligente basado en aprendizaje automático enfocado a la enseñanza del idioma inglés (Wen, 2017). Este sistema fue implementado por medio del lenguaje hipertexto HTML (Hyper Text Mark Language) para presentar el material didáctico, así como otros lenguajes adecuados para trabajar con bases de datos. En otro trabajo, se presentó un modelo para implementar el algoritmo Bayes Ingenuo en un sistema tutor inteligente para clasificar el material apropiado para un estudiante de acuerdo a los resultados de sus pruebas (Bhutani, Chaniyara y Meshram, 2017). Este modelo consiste en utilizar este algoritmo con ciertos parámetros de entrada (puntaje de pruebas, edad, genero del estudiante, etc.) para presentarle al estudiante el material más adecuado de acuerdo a sus características.

De lo anterior, se observa que existe una tendencia hacia la elaboración de sistemas tutores inteligentes enfatizando la personalización del aprendizaje, realizado con lenguajes de programación adecuados para su uso en páginas web y empleando técnicas de aprendizaje automático.

En los trabajos revisados, con excepción de (Jiménez *et al.*, 2015), se limitan a describir la construcción y el funcionamiento del sistema tutor inteligente sin aplicarlo directamente a los estudiantes y medir su efectividad en la mejora del rendimiento académico para justificar su construcción y utilidad. Este problema es más evidente en nuestro país debido al poco desarrollo de sistemas tutores inteligentes en ambientes educativos, por lo que existen, varias líneas de investigación abiertas en esta área.

El objetivo de esta investigación es diseñar un sistema tutor inteligente desarrollado con la técnica Bayes Ingenuo con el propósito de evaluarlo en estudiantes de bachillerato con respecto a la mejora del rendimiento académico. En la siguiente sección se describe la técnica de clasificación bayesiana utilizada en el diseño del sistema tutor inteligente desarrollado en esta investigación.

DESARROLLO.

Técnica de clasificación bayesiana: Bayes Ingenuo.

Una de las técnicas del aprendizaje automático es la clasificación, la cual consiste en predecir la clase de nuevos registros (datos de prueba) a partir de registros que tienen una clase conocida (datos de entrenamiento). La clase se representa mediante el valor de una variable o atributo conocido como clasificador. Una de las técnicas de clasificación es la técnica Bayes Ingenuo (Witten, Frank y Hall, 2005).

La técnica Bayes Ingenuo considera un grupo de datos de entrenamiento con un conjunto de atributos $\{A_1, \dots, A_n\}$ y una variable de clase C_i perteneciente a un conjunto $\Omega_C = \{C_1, \dots, C_k\}$. La probabilidad *a posteriori* de la variable de clase C_i dado un conjunto de atributos se calcula a partir del teorema de Bayes de la siguiente forma:

$$P(C_i|A_1, \dots, A_n) = [P(A_1, \dots, A_n|C_i)P(C_i)]/P(A_1, \dots, A_n) \quad \text{Fórmula 1.}$$

En esta técnica, es necesario identificar el valor más probable y devolverlo como resultado. En el teorema de Bayes, la hipótesis más probable es aquella con máxima probabilidad *a posteriori* (*Maximum A posteriori Probability*, MAP). De esta forma, el valor de la clase más probable es:

$$\begin{aligned} C_{MAP} &= \arg \max_{C_i \in \Omega_C} P(C_i|A_1, \dots, A_n) \\ &= \arg \max_{C_i \in \Omega_C} [P(A_1, \dots, A_n|C_i)P(C_i)]/P(A_1, \dots, A_n) \quad \text{Fórmula 2.} \\ &= \arg \max_{C_i \in \Omega_C} P(A_1, \dots, A_n|C_i)P(C_i) \end{aligned}$$

El valor de la clase a devolver, en base a la suposición de independencia de este algoritmo, es:

$$C_{\text{MAP}} = \arg \max_{C_i \in \Omega_C} P(C_i) \prod_{j=1}^n P(A_j|C_i) \quad \text{Fórmula 3.}$$

La clasificación consta de dos partes: la primera es la construcción del modelo y la segunda es la evaluación del modelo a partir de la clasificación de nuevos registros.

Para la construcción del modelo se estiman las probabilidades *a priori* y *a posteriori*. Las probabilidades *a priori*, $P(C_i)$, se calculan dividiendo el número registros de la clase C_i de los datos de entrenamiento entre el total de los mismos, es decir, se considera que todos los valores de clase igualmente probables. Para la estimación de las probabilidades *a posteriori*, $P(A_j|C_i)$, se identifican los casos favorables que cumplen con la condición entre el total de casos. En este trabajo, para solucionar el caso en el que $P(A_j|C_i)=0$, se utiliza la estimación basada en la ley de sucesión de Laplace, la cual consiste en obtener el número de casos favorables más uno dividido entre el número de casos totales más el número de valores posibles (Hernández, Ramírez y Ferri, 2004).

Una vez construido el modelo predictivo se evalúa clasificando nuevos registros. Para esto, se determinan las probabilidades de los atributos de cada nuevo registro y se aplica la fórmula 3 para determinar la clase a la que corresponde.

En la siguiente sección se describe la metodología para el diseño del sistema tutor inteligente desarrollado con la técnica de Bayes Ingenuo.

Metodología para el diseño del sistema tutor inteligente.

En esta sección se diseña un sistema tutor inteligente para la enseñanza de temas de una unidad de aprendizaje perteneciente al nivel medio superior del IPN con la técnica Bayes Ingenuo. La arquitectura del sistema se presenta en la Figura 1.

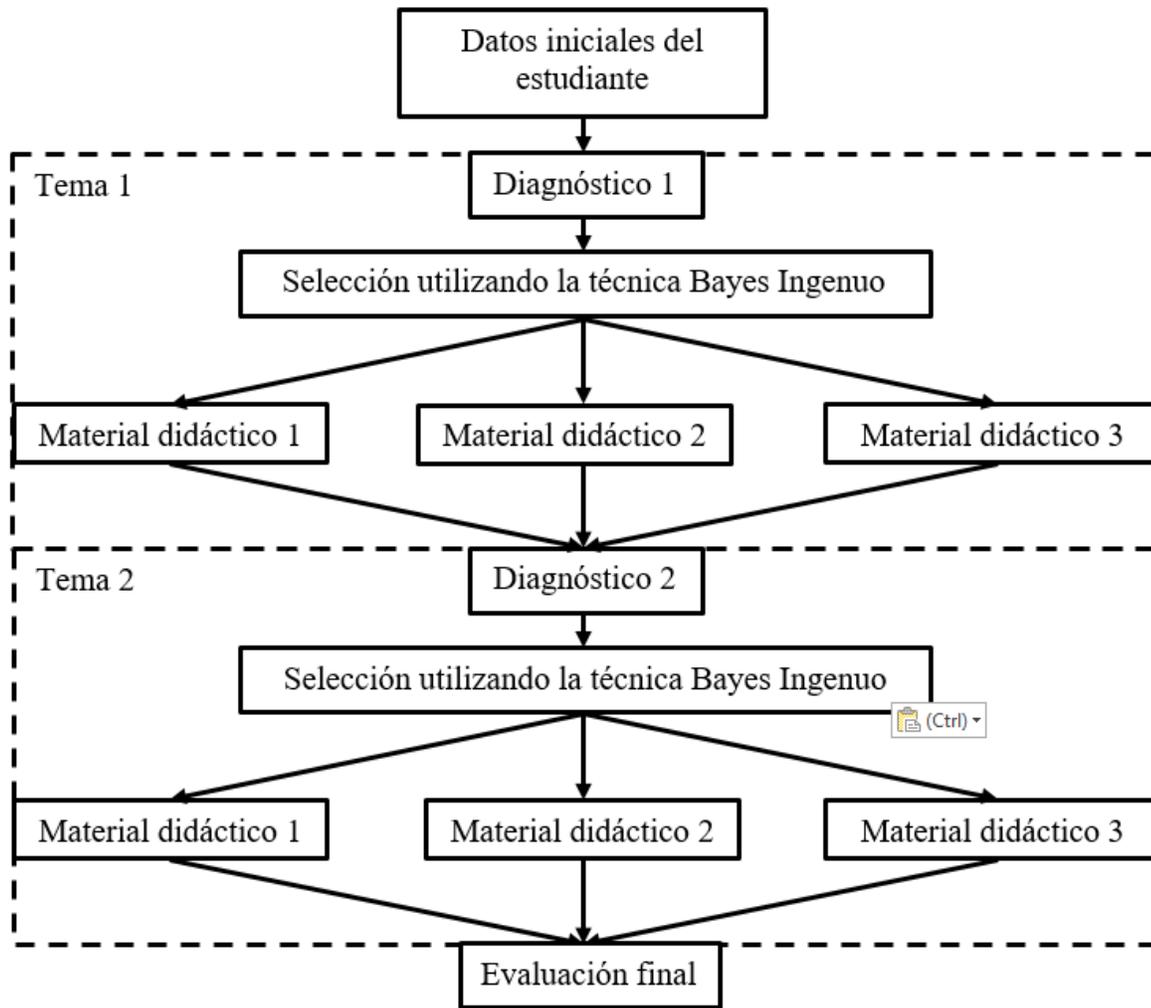


Figura 1. Arquitectura del sistema tutor inteligente.

Inicialmente, el estudiante introduce al sistema datos o atributos iniciales académicos y personales, posteriormente, se le van presentando los temas, y al final, realiza una evaluación general. Para la enseñanza de un tema, el estudiante realiza una evaluación diagnóstica, a continuación, el sistema realiza una selección del material didáctico más adecuado para aprobar la evaluación final mediante la técnica Bayes Ingenuo, existen 3 diferentes materiales didácticos. Posteriormente, el estudiante continúa con el tema siguiente y se repite el mismo proceso, para finalmente, realizar la evaluación final.

En la Tabla 1 se muestran los atributos iniciales de los estudiantes requeridos por el sistema.

Se ha observado en la literatura que este tipo de atributos están relacionados con el rendimiento académico (Shahiri, Husain, y Rashid, 2015; Rico y Sánchez, 2018).

Tabla 1. Atributos iniciales de los estudiantes considerados para el sistema tutor inteligente y sus posibles valores.

Atributos	Valores posibles
Escolaridad del padre	secundaria o menor, bachillerato, universidad
Escolaridad de la madre	secundaria o menor, bachillerato, universidad
Ingreso familiar	menos de \$5000, de \$5000 a \$10000, más de \$10000
Promedio en escuela anterior	entre 0 y 7.4, entre 7.5 y 8.4, entre 8.5 y 10
Cantidad de materias reprobadas	0, 1, 2 o más
Promedio actual	entre 0 y 7.4, entre 7.5 y 8.4, entre 8.5 y 10
Frecuencia de estudio	continuamente, una semana antes del examen, un día antes del examen

Para la enseñanza de cada uno de los temas se utilizan tres opciones de material didáctico. Estos materiales difieren en la forma de presentar la información, pero abordando el mismo tema en cada caso. La opción 1 presenta la información por medio de imágenes y texto, la opción 2 muestra la información a través de videos y la opción 3 utiliza imágenes apoyadas por audios.

La selección del material adecuado al estudiante se realiza por medio de la técnica Bayes Ingenuo. Cada tema del sistema tutor inteligente contiene una evaluación diagnóstica con en una serie de 10 reactivos de opción múltiple que se le presentan a cada estudiante. Este tipo de diagnóstico se basa en el modelo cognitivo conocido como seguimiento de conocimiento (KnowledgeTracing, KT) (Anderson, Corbett, Koedinger y Pelletier, 1995), el cual considera que no se tiene acceso directo al conocimiento del estudiante, sino que se deduce a partir de ciertas evidencias. Es útil para la evaluación del alumno y la toma de decisiones pedagógicas, tal como, el tipo de material que debe ser presentado. Debido a esto, trabajos recientes han ocupado variaciones de este modelo en su

estructura básica (Folsom, Sukthankar y Schatz, 2013; Victorio, Mejía, Martínez, Pichardo y Sidorov, 2016). De manera similar, la evaluación final consiste en un conjunto de 10 reactivos de opción múltiple acerca de los temas vistos.

De esta manera, en el sistema tutor inteligente se consideran 7 atributos como datos iniciales del estudiante, además 2 temas dentro del contenido educativo, y para cada tema, se utiliza una evaluación diagnóstica y 3 tipos de material didáctico. El desarrollo de los estudiantes en el sistema se representa mediante las calificaciones de las evaluaciones diagnósticas, el tipo de material didáctico seleccionado y la calificación de la evaluación final. Para las evaluaciones diagnósticas se consideran como valores posibles los niveles: básico, intermedio y avanzado. Este tipo de clasificación de evaluaciones diagnósticas se ha aplicado en la construcción de sistemas tutores inteligentes en trabajos recientes (Bhutani *et al*, 2017; Sivarasan y Rameshkumar, 2017). Los atributos del desarrollo de los estudiantes dentro del sistema tutor inteligente se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2. Atributos del desarrollo de los estudiantes dentro del sistema tutor inteligente y sus posibles valores.

Atributos	Valores posibles
Evaluación diagnóstica del tema 1	entre 0 y 3 aciertos (básico), entre 4 y 7 aciertos (intermedio), entre 8 y 10 aciertos (avanzado)
Material didáctico del tema 1	opción 1, opción 2, opción 3
Evaluación diagnóstica del tema 2	entre 0 y 3 aciertos (básico), entre 4 y 7 aciertos (intermedio), entre 8 y 10 aciertos (avanzado)
Material didáctico del tema 2	opción 1, opción 2, opción 3
Aprobación en la evaluación final	SI, NO

La técnica Bayes Ingenuo ha mostrado resultados con buena exactitud en la predicción del rendimiento académico para cantidades de datos de entrenamiento similares a las utilizadas en esta

investigación (Kotsiantis, Pierrakeas y Pintelas, 2003; Osmanbegović y Suljić, 2012; Mueen, Zafar y Manzoor, 2016). Debido a esto, es la técnica que se implementa en el sistema tutor inteligente.

Se diseñaron los criterios de selección de la opción de material didáctico a partir de las probabilidades de aprobación del estudiante actual calculadas utilizando la técnica Bayes Ingenuo. Esta técnica utiliza el atributo “Aprobación en la evaluación final” para predecir si el estudiante aprobará o reprobará la evaluación final de acuerdo al cálculo de probabilidades de aprobación y de reprobación considerando una de las opciones de material didáctico. La idea básica del método de selección del material didáctico es elegir el material que consiga que el estudiante apruebe con mayor probabilidad la evaluación final. De esta manera, sea S_j el material a seleccionar en el tema “j”, M_{ij} la opción “i” del material didáctico del tema “j” que pertenece a un conjunto Ω_M y P_{ij} la probabilidad de aprobación final de la opción “i” en el tema “j”. Entonces el material didáctico a seleccionar en el tema “j” se obtiene de la siguiente forma:

$$S_j = \arg \max_{M_{ij} \in \Omega_M} P_{ij} \quad \text{Fórmula 4.}$$

Donde cada probabilidad P_{ij} se calcula con la técnica Bayes Ingenuo a partir de los atributos del estudiante hasta el tema “j”.

El sistema tutor inteligente se programó utilizando la técnica Bayes Ingenuo en HTML5 (*HyperText Markup Language*, versión 5) y PHP (*Hypertext Pre-Processor*) con el objetivo de ser publicado en un sitio web, como ejemplo de esto, en la Figura 2 se muestra el formulario del sistema para recabar los datos iniciales del estudiante y en la Figura 3 se presenta un ejemplo del resultado de la evaluación final.

LE PEDIMOS LLENE EL SIGUIENTE FORMULARIO

Escolaridad de su padre : secundaria o menor ▾

Escolaridad de su madre : secundaria o menor ▾

Ingreso familiar : menos de \$5000 ▾

Promedio en escuela anterior : entre 0 y 7.4 ▾

Cantidad de materias reprobadas : 0 ▾

Promedio actual : entre 0 y 7.4 ▾

Frecuencia con la que estudia : continuamente ▾

Figura 2. Formulario del sistema.

Tuviste **10** respuestas correctas de 10 posibles en tu evaluación final.

¡Felicidades!

¡FIN DEL CURSO!

Figura 3. Visualización de resultado de la evaluación final del sistema.

La base de datos del sistema tutor inteligente está constituida por una tabla en la cual las columnas se forman a partir los atributos de los estudiantes considerados en la Tabla 1 (7 atributos) y en la Tabla 2 (5 atributos) y los renglones son los registros de los estudiantes.

De esta manera, se obtiene una tabla con 12 atributos (columnas) y el número de estudiantes es el número de renglones. Esquemáticamente la tabla de la base de datos del sistema se muestra en la Figura 4.

	Escolaridad del padre	Escolaridad de la madre	Ingreso familiar	Promedio en escuela anterior	Cantidad de materias reprobadas	Promedio actual	Frecuencia de estudio	Evaluación diagnóstica del tema 1	Material didáctico del tema 1	Evaluación diagnóstica del tema 2	Material didáctico del tema 2	Aprobación en la evaluación final
estudiante 1												
estudiante 2												

Figura 4. Esquema de la tabla de la base de datos del sistema tutor inteligente.

Cada que un estudiante termine de navegar por los temas del sistema tutor inteligente se almacena su registro con un identificador en la tabla de la base de datos. De esta manera, el registro de este estudiante formará parte de los datos de entrenamiento para ser utilizados por la técnica Bayes Ingenuo para seleccionar opciones de material didáctico en futuros estudiantes.

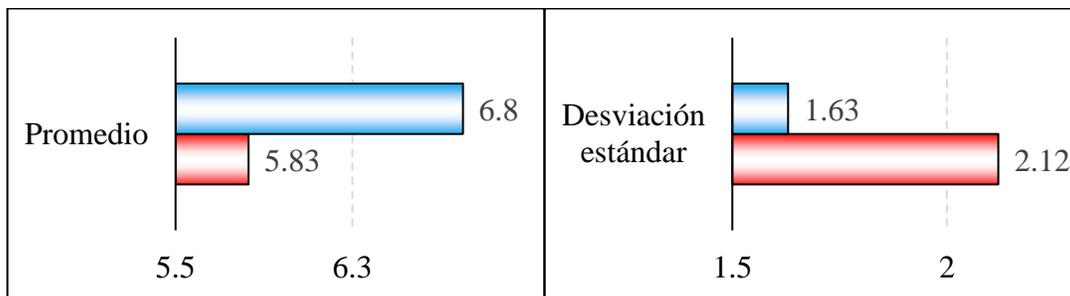
En la siguiente sección, se presenta los resultados de la evaluación del sistema tutor inteligente con respecto a la mejora del desempeño académico.

Resultados y discusión.

La muestra de esta investigación consistió en 180 estudiantes de nivel medio superior del IPN que estudian los temas contenidos dentro del sistema tutor inteligente. Una prueba experimental consistió en que un profesor imparte a 90 estudiantes (grupo de control) una clase presencial acerca del contenido educativo que aborda el sistema tutor inteligente por aproximadamente una hora. Después, se les aplica una evaluación con las mismas preguntas incluidas en la evaluación final del sistema. La otra prueba experimental consiste en aplicarle el sistema tutor inteligente a los otros 90

estudiantes (grupo de prueba). Cada estudiante tardó aproximadamente una hora en navegar y contestar las evaluaciones del sistema tutor inteligente.

Los resultados obtenidos de las pruebas anteriores son las calificaciones de la evaluación final de los grupos de control y de prueba. En Figura 5 se muestran los resultados de las métricas del desempeño académico utilizadas en esta investigación. En esta figura se observa que el grupo de control tiene un promedio de las calificaciones inferior al grupo de prueba. De esta manera, se tiene una mejora en el desempeño académico de los estudiantes que utilizaron el sistema tutor inteligente con respecto al desempeño académico de los estudiantes que recibieron la clase presencial. La desviación estándar de las calificaciones en el grupo de control es mayor que en el grupo de prueba. Esto significa que existe menos variación entre las calificaciones del grupo de prueba que en el de control con respecto a la media. Esto indica una mayor uniformidad en el aprendizaje cuando los estudiantes utilizaron el sistema tutor inteligente con respecto a los estudiantes que recibieron la clase presencial. El porcentaje de aprobación del grupo de prueba es más grande que el del grupo de control. Además, el porcentaje de reprobación del grupo de prueba es menor a la mitad del porcentaje de reprobación del grupo de control. Por lo tanto, se tiene una mejora en el porcentaje de aprobación y una disminución significativa en el porcentaje de reprobación de los estudiantes que emplearon el sistema tutor inteligente con respecto a los que recibieron la clase presencial.



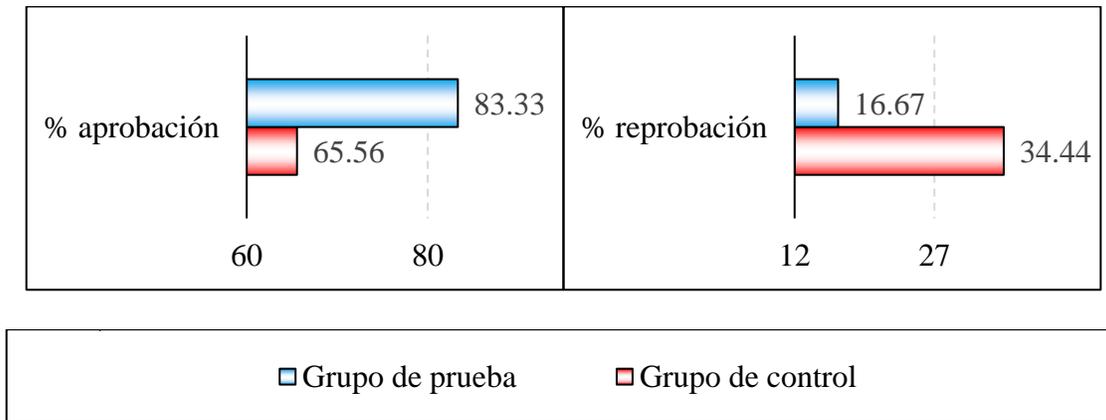


Figura 5. Métricas representativas del desempeño académico de los grupos de prueba y control.

La mejora del desempeño académico por medio de la personalización del aprendizaje ha sido mencionada en (Bloom, 1984). En este trabajo se hizo un experimento de un profesor enseñando a un grupo de estudiantes (clase convencional) y otro experimento de enseñanza de otro grupo de estudiantes donde se asignó un tutor a cada estudiante (o dos o tres estudiantes al mismo tiempo). A ambos grupos se les hicieron evaluaciones periódicas y los resultados mostraron mejores calificaciones cuando se les asigna un tutor a cada estudiante con respecto a la clase convencional. Este trabajo utiliza recursos humanos para la personalización del aprendizaje a diferencia de este trabajo en el que se desarrollan programas para automatizar la personalización del aprendizaje.

En los trabajos revisados en la literatura se limitan a describir el funcionamiento del sistema tutor inteligente sin aplicarlo directamente a estudiantes en ambientes educativos. Sin embargo, en un artículo reciente, se aplicó un sistema tutor inteligente a un grupo de 20 estudiantes y a otro grupo con el mismo número de estudiantes que recibió una clase presencial (Jiménez *et al.*, 2015). Los resultados obtenidos de ese artículo muestran un nivel de rendimiento académico más elevado de los estudiantes que utilizaron el sistema tutor inteligente (grupo de prueba) en comparación de los que tomaron la clase presencial (grupo de control).

Calculando la desviación estándar de las calificaciones mostradas en ese artículo del grupo de control y de prueba se obtuvieron valores de 2.1 y 2, respectivamente, consiguiendo una reducción de 0.1. En esta investigación se obtuvieron valores de estas mismas métricas de 2.12 y 1.63, respectivamente, obteniendo una reducción de 0.49. La reducción en la desviación estándar de las calificaciones significa una reducción en la variación de las calificaciones e indica una mayor uniformidad en el aprendizaje cuando los estudiantes utilizan el sistema tutor inteligente. De esta manera, se consigue una mayor uniformidad en el aprendizaje con el sistema tutor inteligente realizado en esta investigación en comparación al sistema desarrollado en (Jiménez *et al.*, 2015). Además, a diferencia de ese artículo, en esta investigación se emplea una técnica de clasificación bayesiana (Bayes Ingenuo) y se utilizan otras métricas representativas del desempeño académico como la desviación estándar de las calificaciones, el porcentaje de aprobación y de reprobación.

CONCLUSIONES.

En este trabajo se ha diseñado una arquitectura de un sistema tutor inteligente a partir del contenido de temas pertenecientes a un curso de nivel medio superior del IPN y se ha implementado con la técnica Bayes Ingenuo.

El sistema se ha realizado mediante lenguajes de programación adecuados para su uso en páginas web. Este sistema se aplicó a un grupo de estudiantes y sus calificaciones se compararon con las de otro grupo de estudiantes que recibieron una clase presencial.

Los resultados de este estudio mostraron una mejora en el desempeño académico de los estudiantes que utilizaron el sistema tutor inteligente en comparación con los que recibieron una clase presencial.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

1. Ahuja, N. J. y Sille, R. (2013). A Critical Review of Development of Intelligent Tutoring Systems: Retrospect, Present and Prospect. *International Journal of Computer Science Issues*, 10(4), 39-48. Recuperado de: <http://www.ijcsi.org/papers/IJCSI-10-4-2-39-48.pdf>
2. Anderson J. R., Corbett A. T., Koedinger K. R. y Pelletier R. (1995). The cognitive tutors: lessons learned. *Journal of the Learning Sciences*, 4(2), 167-207. doi: 10.1207/s15327809jls0402_2
3. Bhutani, I., Chaniyara, K. y Meshram, P. (2017). Naive Bayes Classification for Intelligent Tutoring System for the Subject of Mathematics. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 4(4), 2098-2101. Recuperado de: https://www.academia.edu/33501656/Naive_Bayes_Classification_for_Intelligent_Tutoring_System_for_the_Subject_of_Mathematics
4. Bloom, B. S. (1984). The 2 Sigma Problem: The Search for Methods of Group Instruction as Effective as One-to-One Tutoring. *Educational Researcher*, 13(6), 4–16. doi:10.2307/1175554
5. Carbonell, J. R. (1970). AI in CAI: An artificial intelligence approach to computer assisted instruction. *IEEE transaction on Man Machine System*, 11(4), 190-202. doi:10.1109/TMMS.1970.299942
6. Folsom, J. T., Sukthankar, G. y Schatz, S. (2013). Tractable POMDP representations for intelligent tutoring systems. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 4(2), 29-50. Recuperado de: <http://www.ial.eecs.ucf.edu/pdf/Sukthankar-ACMTISTTutor2012.pdf>
7. Hernández, J., Ramírez M. y Ferri, C. (2004). *Introducción a la minería de datos*. Madrid, España: Pearson.

8. Jiménez, R., Salazar, E., Béliz, N., Samaniego, M., Samaniego, E. y Samaniego, N. (2015). Integración de los estilos de aprendizaje a los sistemas tutoriales inteligentes. *Revista de Iniciación científica*, 1(2), 19-35. Recuperado de:
<https://revistas.utp.ac.pa/index.php/ric/article/view/446/pdf>
9. Jugo, I., Kovačić, B. y Slavuj, V. (2016). Increasing the Adaptivity of an Intelligent Tutoring System with Educational Data Mining: A System Overview. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 11(3), 67-70. Recuperado de: <https://online-journals.org/index.php/ijet/article/view/5103/3845>
10. Kotsiantis, S. B., Pierrakeas, C. J. y Pintelas, P. E. (2003). Preventing student dropout in distance learning using machine learning techniques. En V. Palade, R. J. Howlett y L. Jain (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science: Vol. 2774. Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems* (pp. 267–274). Heidelberg, Alemania: Springer-Verlag. Recuperado de: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-45226-3_37
11. Millán, E. (2000). *Sistema Bayesiano para Modelado del Alumno* (Tesis doctoral). Universidad de Málaga, España. Recuperado de: <http://www.lcc.uma.es/~eva/investigacion/SBMA.pdf>
12. Mitrovic, A. (2003). An Intelligent SQL Tutor on the Web. *Journal. International Journal of Artificial Intelligence in Education*.
13. Mueen, A., Zafar, B. y Manzoor U. (2016). Modeling and Predicting Students' Academic Performance Using Data Mining Techniques. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 11, 36-42. Recuperado de:
https://www.researchgate.net/profile/Umar_Manzoor/publication/311068715_Modeling_and_Predicting_Students'_Academic_Performance_Using_Data_Mining_Techniques/links/583d22bf08ae502a85e53560/Modeling-and-Predicting-Students-Academic-Performance-Using-Data-Mining-Techniques.pdf

14. Osmanbegović, E. y Suljić, M. (2012). Data mining approach for predicting student performance. *Journal of Economics and Business*, 10(1), 3-12. Recuperado de: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/193806/1/econ-review-v10-i1-p003-012.pdf>
15. Rico, A. y Sánchez, D. (2018). Análisis de datos de estudiantes de ingeniería para la predicción del rendimiento académico mediante técnica de clasificación bayesiana. *Revista Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores*, 5(3). Recuperado de: <http://files.dilemascontemporaneoseduccionpoliticayvalores.com/200003801-b870cb96e6/18.5.13%20An%C3%A1lisis%20de%20datos%20de%20estudiantes%20de%20ingenier%C3%ADa%20para%20la%20predicci%C3%B3n.....pdf>
16. Shahiri, A. M., Husain, W. y Rashid, N. (2015). A Review on Predicting Student's Performance using Data Mining Techniques. *Procedia Computer Science*, 72, 414-422. Recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/289991570_A_Review_on_Predicting_Student's_Performance_Using_Data_Mining_Techniques
17. Sivarasan, R. y Rameshkumar, G. P. (2017). Intelligent Tutoring System for Teaching Java. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*.
18. Victorio H., Mejía M., Martínez A., Pichardo O. y Sidorov G. (2016). Aplicación de procesos Markovianos para recomendar acciones pedagógicas óptimas en tutores inteligentes. *Research in Computing Science*, 111, 33-45. doi: 10.13053/rsc-111-1-3
19. Wen, H. (2017). The Design of Intelligent English Teaching System Based on Machine Learning. *Boletín Técnico*, 55(10), 621-627. Recuperado de: https://www.researchgate.net/publication/321158247_The_design_of_intelligent_english_teaching_system_based_on_machine_learning

20. Witten, I., Frank, E. y Hall, M. (2005). Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. Massachusetts, EUA: Morgan Kaufmann Publishers.
21. Wolf, B. (1984). Context Dependent Planning in a Machine Tutor (Tesis doctoral). University of Massachusetts, EUA. doi: <https://dl.acm.org/doi/book/10.5555/911357>
22. Yang, T. C., Hwang, G. J., & Yang, S. J.-H. (2013). Development of an adaptive learning system with multiple perspectives based on students' learning styles and cognitive styles. Educational Technology & Society.

DATOS DE LOS AUTORES.

1. **Nora Diana Gaytán Ramírez.** Maestra en Tecnología Avanzada. Estudiante de Doctorado en Tecnología Avanzada en el Centro de Investigación de Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada, Unidad Legaria del Instituto Politécnico Nacional. Correo electrónico: nora_diana@hotmail.com
2. **Andrés Rico Páez.** Doctor en Tecnología Avanzada y Profesor Titular en la Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica unidad Zacatenco del Instituto Politécnico Nacional. Correo electrónico: aricop.ipn@gmail.com
3. **José Guzmán Mendoza.** Doctor en Tecnología Avanzada y Profesor Titular en el Centro de Investigación de Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada, Unidad Legaría del Instituto Politécnico Nacional. Correo electrónico: joguzman@ipn.mx
4. **Daniel Sánchez Guzmán.** Doctor en Tecnología Avanzada y Profesor Titular en la Unidad Profesional Interdisciplinaria de Ingeniería Campus Guanajuato del Instituto Politécnico Nacional. Correo electrónico: dsanchez@ipn.mx

RECIBIDO: 12 de mayo del 2020.

APROBADO: 26 de junio del 2020.