

Volumen 6 - Número 4 - Octubre/Diciembre 2019

REVISTA INCLUSIONES

REVISTA DE HUMANIDADES
Y CIENCIAS SOCIALES

ISSN 0719-4706

Homenaje a

Oscar Ortega Arango

MIEMBRO DE HONOR COMITÉ INTERNACIONAL

REVISTA INCLUSIONES

CUADERNOS DE SOFÍA
EDITORIAL

CUERPO DIRECTIVO

Directores

Dr. Juan Guillermo Mansilla Sepúlveda

Universidad Católica de Temuco, Chile

Dr. Francisco Ganga Contreras

Universidad de Los Lagos, Chile

Subdirectores

Mg © Carolina Cabezas Cáceres

Universidad de Las Américas, Chile

Dr. Andrea Mutolo

Universidad Autónoma de la Ciudad de México, México

Editor

Drdo. Juan Guillermo Estay Sepúlveda

Editorial Cuadernos de Sofía, Chile

Editor Científico

Dr. Luiz Alberto David Araujo

Pontificia Universidade Católica de Sao Paulo, Brasil

Editor Brasil

Drdo. Maicon Herverton Lino Ferreira da Silva

Universidade da Pernambuco, Brasil

Editor Ruropa del Este

Dr. Alekzandar Ivanov Katrandhiev

Universidad Suroeste "Neofit Rilski", Bulgaria

Cuerpo Asistente

Traductora: Inglés

Lic. Pauline Corthorn Escudero

Editorial Cuadernos de Sofía, Chile

Traductora: Portugués

Lic. Elaine Cristina Pereira Menegón

Editorial Cuadernos de Sofía, Chile

Portada

Sr. Felipe Maximiliano Estay Guerrero

Editorial Cuadernos de Sofía, Chile

COMITÉ EDITORIAL

Dra. Carolina Aroca Toloza

Universidad de Chile, Chile

Dr. Jaime Bassa Mercado

Universidad de Valparaíso, Chile

Dra. Heloísa Bellotto

Universidad de Sao Paulo, Brasil

Dra. Nidia Burgos

Universidad Nacional del Sur, Argentina

Mg. María Eugenia Campos

Universidad Nacional Autónoma de México, México

Dr. Francisco José Francisco Carrera

Universidad de Valladolid, España

Mg. Keri González

Universidad Autónoma de la Ciudad de México, México

Dr. Pablo Guadarrama González

Universidad Central de Las Villas, Cuba

Mg. Amelia Herrera Lavanchy

Universidad de La Serena, Chile

Mg. Cecilia Jofré Muñoz

Universidad San Sebastián, Chile

Mg. Mario Lagomarsino Montoya

Universidad Adventista de Chile, Chile

Dr. Claudio Llanos Reyes

Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Chile

Dr. Werner Mackenbach

Universidad de Potsdam, Alemania

Universidad de Costa Rica, Costa Rica

Mg. Rocío del Pilar Martínez Marín

Universidad de Santander, Colombia

Ph. D. Natalia Milanesio

Universidad de Houston, Estados Unidos

Dra. Patricia Virginia Moggia Münchmeyer

Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Chile

Ph. D. Maritza Montero

Universidad Central de Venezuela, Venezuela

Dra. Eleonora Pencheva

Universidad Suroeste Neofit Rilski, Bulgaria

Dra. Rosa María Regueiro Ferreira

Universidad de La Coruña, España

Mg. David Ruete Zúñiga

Universidad Nacional Andrés Bello, Chile

Dr. Andrés Saavedra Barahona

Universidad San Clemente de Ojrid de Sofía, Bulgaria

Dr. Efraín Sánchez Cabra
Academia Colombiana de Historia, Colombia

Dra. Mirka Seitz
Universidad del Salvador, Argentina

Ph. D. Stefan Todorov Kapralov
South West University, Bulgaria

COMITÉ CIENTÍFICO INTERNACIONAL

Comité Científico Internacional de Honor

Dr. Adolfo A. Abadía
Universidad ICESI, Colombia

Dr. Carlos Antonio Aguirre Rojas
Universidad Nacional Autónoma de México, México

Dr. Martino Contu
Universidad de Sassari, Italia

Dr. Luiz Alberto David Araujo
Pontificia Universidad Católica de Sao Paulo, Brasil

Dra. Patricia Brogna
Universidad Nacional Autónoma de México, México

Dr. Horacio Capel Sáez
Universidad de Barcelona, España

Dr. Javier Carreón Guillén
Universidad Nacional Autónoma de México, México

Dr. Lancelot Cowie
Universidad West Indies, Trinidad y Tobago

Dra. Isabel Cruz Ovalle de Amenabar
Universidad de Los Andes, Chile

Dr. Rodolfo Cruz Vadillo
Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla, México

Dr. Adolfo Omar Cueto
Universidad Nacional de Cuyo, Argentina

Dr. Miguel Ángel de Marco
Universidad de Buenos Aires, Argentina

Dra. Emma de Ramón Acevedo
Universidad de Chile, Chile

Dr. Gerardo Echeita Sarrionandia
Universidad Autónoma de Madrid, España

Dr. Antonio Hermosa Andújar
Universidad de Sevilla, España

Dra. Patricia Galeana
Universidad Nacional Autónoma de México, México

Dra. Manuela Garau
Centro Studi Sea, Italia

Dr. Carlo Ginzburg Ginzburg
Scuola Normale Superiore de Pisa, Italia
Universidad de California Los Ángeles, Estados Unidos

Dr. Francisco Luis Girardo Gutiérrez
Instituto Tecnológico Metropolitano, Colombia

José Manuel González Freire
Universidad de Colima, México

Dra. Antonia Heredia Herrera
Universidad Internacional de Andalucía, España

Dr. Eduardo Gomes Onofre
Universidade Estadual da Paraíba, Brasil

Dr. Miguel León-Portilla
Universidad Nacional Autónoma de México, México

Dr. Miguel Ángel Mateo Saura
Instituto de Estudios Albacetenses "Don Juan Manuel", España

Dr. Carlos Tulio da Silva Medeiros
Diálogos em MERCOSUR, Brasil

+ Dr. Álvaro Márquez-Fernández
Universidad del Zulia, Venezuela

Dr. Oscar Ortega Arango
Universidad Autónoma de Yucatán, México

Dr. Antonio-Carlos Pereira Menaut
Universidad Santiago de Compostela, España

Dr. José Sergio Puig Espinosa
Dilemas Contemporáneos, México

Dra. Francesca Randazzo
Universidad Nacional Autónoma de Honduras, Honduras

Dra. Yolando Ricardo

Universidad de La Habana, Cuba

Dr. Manuel Alves da Rocha

Universidade Católica de Angola Angola

Mg. Arnaldo Rodríguez Espinoza

Universidad Estatal a Distancia, Costa Rica

Dr. Miguel Rojas Mix

*Coordinador la Cumbre de Rectores Universidades
Estatales América Latina y el Caribe*

Dr. Luis Alberto Romero

CONICET / Universidad de Buenos Aires, Argentina

Dra. Maura de la Caridad Salabarría Roig

Dilemas Contemporáneos, México

Dr. Adalberto Santana Hernández

Universidad Nacional Autónoma de México, México

Dr. Juan Antonio Seda

Universidad de Buenos Aires, Argentina

Dr. Saulo Cesar Paulino e Silva

Universidad de Sao Paulo, Brasil

Dr. Miguel Ángel Verdugo Alonso

Universidad de Salamanca, España

Dr. Josep Vives Rego

Universidad de Barcelona, España

Dr. Eugenio Raúl Zaffaroni

Universidad de Buenos Aires, Argentina

Dra. Blanca Estela Zardel Jacobo

Universidad Nacional Autónoma de México, México

Comité Científico Internacional

Mg. Paola Aceituno

Universidad Tecnológica Metropolitana, Chile

Ph. D. María José Aguilar Idañez

Universidad Castilla-La Mancha, España

Dra. Elian Araujo

Universidad de Mackenzie, Brasil

Mg. Romyana Atanasova Popova

Universidad Suroeste Neofit Rilski, Bulgaria

Dra. Ana Bénard da Costa

Instituto Universitario de Lisboa, Portugal

Centro de Estudos Africanos, Portugal

Dra. Alina Bestard Revilla

*Universidad de Ciencias de la Cultura Física y el
Deporte, Cuba*

Dra. Noemí Brenta

Universidad de Buenos Aires, Argentina

Dra. Rosario Castro López

Universidad de Córdoba, España

Ph. D. Juan R. Coca

Universidad de Valladolid, España

Dr. Antonio Colomer Vialdel

Universidad Politécnica de Valencia, España

Dr. Christian Daniel Cwik

Universidad de Colonia, Alemania

Dr. Eric de Léséulec

INS HEA, Francia

Dr. Andrés Di Masso Tarditti

Universidad de Barcelona, España

Ph. D. Mauricio Dimant

Universidad Hebrea de Jerusalén, Israel

Dr. Jorge Enrique Elías Caro

Universidad de Magdalena, Colombia

Dra. Claudia Lorena Fonseca

Universidad Federal de Pelotas, Brasil

Dra. Ada Gallegos Ruiz Conejo

Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Perú

Dra. Carmen González y González de Mesa

Universidad de Oviedo, España

Ph. D. Valentin Kitanov

Universidad Suroeste Neofit Rilski, Bulgaria

Mg. Luis Oporto Ordóñez

Universidad Mayor San Andrés, Bolivia

Dr. Patricio Quiroga

Universidad de Valparaíso, Chile

REVISTA INCLUSIONES

REVISTA DE HUMANIDADES
Y CIENCIAS SOCIALES

Dr. Gino Ríos Patio

Universidad de San Martín de Porres, Per

Dr. Carlos Manuel Rodríguez Arrechavaleta

Universidad Iberoamericana Ciudad de México, México

Dra. Vivian Romeu

Universidad Iberoamericana Ciudad de México, México

Dra. María Laura Salinas

Universidad Nacional del Nordeste, Argentina

Dr. Stefano Santasilia

Universidad della Calabria, Italia

Mg. Silvia Laura Vargas López

Universidad Autónoma del Estado de Morelos, México

CUADERNOS DE SOFÍA EDITORIAL

Dra. Jaqueline Vassallo

Universidad Nacional de Córdoba, Argentina

Dr. Evandro Viera Ouriques

Universidad Federal de Río de Janeiro, Brasil

Dra. María Luisa Zagalaz Sánchez

Universidad de Jaén, España

Dra. Maja Zawierzeniec

Universidad Wszechnica Polska, Polonia

Editorial Cuadernos de Sofía

Santiago – Chile

Representante Legal

Juan Guillermo Estay Sepúlveda Editorial

Indización, Repositorios y Bases de Datos Académicas

Revista Inclusiones, se encuentra indizada en:





REX



UNIVERSITY OF SASKATCHEWAN



Universidad de Concepción



BIBLIOTECA UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN

**EFFECTIVIDAD DEL MODELADO DE ESTUDIANTES CON ÁRBOLES DE DECISIÓN
COMO APOYO A LA PLANIFICACIÓN DOCENTE**

**EFFECTIVENESS OF STUDENT MODELING WITH DECISION TREES IN SUPPORT
OF TEACHER PLANNING**

Mg. Ximena Badillo Torrico

Universidad de Tarapacá, Chile
xbadilla@academicos.uta.cl

Mg. Jorge Díaz Ramírez

Universidad de Tarapacá, Chile
jdiazr@academicos.uta.cl

Mg. Diego Álvarez Cortés

Investigador Independiente, Chile
diegoalvarecortes@outlook.com

Fecha de Recepción: 05 de agosto de 2019 – **Fecha Revisión:** 10 de agosto de 2019

Fecha de Aceptación: 03 de septiembre 2019 – **Fecha de Publicación:** 08 de septiembre 2019

Resumen

El objetivo de este trabajo fue diseñar y ejecutar una herramienta tecnológica que apoye a la gestión y planificación de las actividades realizadas en las aulas por el docente, a través de una etapa de investigación, desarrollo de un árbol de decisión y finalmente pruebas y análisis de resultados. Con esto, se realizó una comparación de resultados del uso del software versus los conocimientos empíricos del docente, logrando niveles altos de efectividad del uso de la técnica del árbol de decisión para el conocimiento y el modelado del alumno, con el fin de favorecer el diagnóstico del curso. Finalmente, las técnicas de Inteligencia Artificial puede ser un apoyo importante para la comprensión de los procesos de enseñanza-aprendizaje.

Palabras Claves

Planificación – Docencia – Educación – Software

Abstract

The objective of this work was to design and execute a technological tool that supports the management and planning of the activities carried out in the classrooms by the teacher, through a stage of research, development of a decision tree and finally tests and analysis of results. With this, a comparison of the results of the use of the software versus the empirical knowledge of the teacher was made, achieving high levels of effectiveness of the use of the decision tree technique for the knowledge and modeling of the student, in order to favor the diagnosis of the course. Finally, Artificial Intelligence techniques can be an important support for the understanding of teaching-learning processes.

Keywords

Planning- Teaching – Education – Software

Para Citar este Artículo:

Badilla Torrico, Ximena; Díaz Ramírez, Jorge y Álvarez Cortés, Diego. Efectividad del modelado de estudiantes con árboles de decisión como apoyo a la planificación docente. Revista Inclusiones Vol: 6 num 4 (2019): 301-317.

Introducción

La educación es un tema importante en la sociedad actual y transversal a todas las generaciones de personas, en los distintos niveles educativos presentes en Chile. Por lo anterior, la misión del Ministerio de Educación de Chile es “asegurar un sistema educativo inclusivo y de calidad que contribuya a la formación integral y permanente de las personas y al desarrollo del país, mediante la formulación e implementación de políticas, normas y regulación, desde la educación parvularia hasta la educación superior”¹. Y para asegurar la calidad, la planificación docente se torna fundamental, ya que existen diferentes entidades que apoyan esta tarea, como lo es EDUCREA, la cual entrega una serie de criterios para fortalecer los conocimientos de los profesores acerca de los fundamentos teóricos que sustentan este proceso (planificación), facilitando la determinación de qué enseñar, para qué, por qué y cómo enseñar². Así también EducarChile, el cual es un espacio donde se encuentran diversos instrumentos, recursos y una herramienta para apoyar el proceso de planificación docente³.

Junto a lo anterior, hoy en día, otro de los temas importantes en la educación, radica en la brecha existente entre los niveles socioeconómicos presentes en Chile; ya que los resultados del SIMCE (Sistema de Medición de la Calidad de la Educación), prueba que mide el logro de los contenidos y habilidades del currículo nacional, y en su versión 2018, muestran una notoria diferencia entre ellos.⁴

Así, esta investigación, se enfoca en el nivel básico dos (NB2) específicamente en cuarto básico, ya que es el nivel en que por primera vez los alumnos rinden las pruebas, correspondientes a comprensión de lectura y matemáticas, y en donde ya se pueden notar las diferencias entre las asignaturas nombradas y su grupo socioeconómico.⁵

Grupo Socioeconómico	Comprensión de Lectura	Brecha CL	Matemáticas	Brecha M
Alto	303	52	297	60
Medio Alto	286		274	
Medio	272		261	
Medio Bajo	259		248	
Bajo	251		237	

Tabla 1

Resultados SIMCE 2018 cuarto básico en Chile, según grupo socioeconómico

Fuente: Agencia de la Calidad de la Educación, Resultados Educativos, http://archivos.agenciaeducacion.cl/Conferencia_EERR_2018.pdf

Como se aprecia en la Tabla 1, es en la asignatura de matemáticas donde se presenta una mayor brecha entre los resultados, con una diferencia de 60 puntos entre el

¹ Ministerio de Educación, Misión del Mineduc, <https://www.mineduc.cl/ministerio/mision/> (06 Junio 2019).

² EDUCREA, Planificación Escolar, <https://educrea.cl/serie-recursos-aula-planificacion-escolar/> (11 Junio 2019).

³ EducarChile, Planificación Docente, <http://ww2.educarchile.cl/Portal.Base/Web/verContenido.aspx?ID=151508> (13 Junio 2019).

⁴ Agencia Calidad de la Educación, Que es el Simce, <https://www.agenciaeducacion.cl/evaluaciones/que-es-el-simce/> (12 Junio 2019).

⁵ Agencia de la Calidad de la Educación, Resultados Educativos, http://archivos.agenciaeducacion.cl/Conferencia_EERR_2018.pdf (11 Junio 2019).

promedio de los grupos socioeconómicos altos en contraste con los de grupo bajo. Es por esto, que la motivación y percepción de capacidades del alumno juegan un rol fundamental, según Cerón⁶, la percepción del estudiante de tener capacidades de aprender, en particular matemática, y el estar motivado a ello, implica un mayor rendimiento en educación matemática.

Luego, Gomez Chacón⁷, plantea que el proceso de aprendizaje es profundamente subjetivo, ya que es necesario que la persona desee aprender, que se sienta motivada a ello. La motivación es lo que determina a hacer algo: móvil, impulso, deseo, necesidad, curiosidad o todo lo que despierte el interés de la persona. Así, el principal medio para motivar a los alumnos es que aprendan. Pero no todos se acercan a la escuela con los mismos condicionamientos, por ejemplo, los grupos socioeconómicos. En la motivación hacia el aprendizaje tenemos que considerar aspectos muy diferenciados:

- El ambiente sociocultural del alumno.
- La imagen que tienen de sí mismos.
- Los intereses personales.
- Los estilos de aprendizaje.

También, según el artículo publicado por el Ministerio de Educación de Chile⁸, a través de su red ENLACES, cuenta con un proyecto que busca apoyar y potenciar las prácticas pedagógicas con uso de tecnología en los establecimientos del país, proyecto que tiene como misión el brindar apoyo y acompañamiento a las escuelas en la planificación, uso de herramientas digitales y retroalimentación de las acciones educativas con tecnología, específicamente en:

- Apoyar los procesos de planificación curricular con TIC (Tecnologías de la Información y Comunicación).
- Instalar en docentes capacidades para realizar actividades con uso de TIC en el proceso de enseñanza y aprendizaje.
- Establecer un proceso de gestión informática en el establecimiento.

Tomando algunos de los puntos descritos anteriormente, sobre ciertas causas por las que se pueden generar bajos rendimientos en el SIMCE, tales como, grupo socioeconómico, el factor motivacional que implica en una de sus partes los estilos de aprendizaje o el uso de TIC en los procesos de planificación curricular, es que se puede diseñar y ejecutar una herramienta tecnológica que apoye a la gestión y planificación de las actividades realizadas en las aulas por el docente, abarcando los temas descritos con anterioridad.

Fundamentos teóricos

Los factores que influyen en los logros educativos son importantes a la hora de entender los resultados de alguna evaluación de carácter nacional, como lo es el SIMCE⁹.

⁶ Francisco Cerón y Myriam Lara, Factores asociados con el rendimiento escolar, http://archivos.agenciaeducacion.cl/Factores_Asociados_SIMCE_2010.pdf (11 Junio 2019).

⁷ Inés Gómez Chacon, Motivar a los alumnos de secundaria para hacer matemáticas (Madrid: Universidad Complutense de Madrid, 2005).

⁸ Ministerio de Educación, Proyectos de Enlaces, <http://www.enlaces.cl/proyectos/> (13 Junio 2019).

⁹ Agencia Calidad de la Educación, Que es el Simce...

Tal es el caso del factor socioeconómico, puesto que para Mizala y Romaguera¹⁰ es necesario lograr una mayor equidad, implicando que los aprendizajes deben mejorar en los establecimientos que atienden a una población estudiantil de menor nivel socioeconómico. Así también, la relación directa que existe entre los tipos de establecimientos educativos, tales como Municipales, Particular subvencionado y Particular pagado, con los grupos socioeconómicos, ya que existe una asociación positiva entre el grupo socioeconómico y el nivel de logro¹¹.

Y no solamente los logros educativos son importantes a la hora de entender los resultados del SIMCE, sino también las habilidades cognitivas de los estudiantes de los diferentes grupos socioeconómicos, es así como Baltra¹² expone esto, y concluye que el porcentaje que alcanza niveles superiores de desempeño disminuye en forma aproximadamente lineal en el grupo socioeconómico bajo, en comparación con el grupo socioeconómico medio, donde se observa que el perfil de desempeño aumenta en forma exponencial.

Con esto se evidencian las brechas existentes en términos educativos según los grupos socioeconómicos, lo que al ser comparado con los resultados del SIMCE al año 2018, esto se mantiene en un alto grado. Si bien el SIMCE mide los resultados de aprendizaje, en los años de aplicación no se ha notado un aumento significativo en los aprendizajes y muestra que la eficiencia de nuestro sistema educacional es baja¹³, así también el impacto de los sistemas de evaluación es limitado si no se articulan con políticas educacionales, y el SIMCE ha evolucionado para adaptarse a esto, pero no ha logrado un equilibrio entre elementos de continuidad y cambio¹⁴. Para lograr el objetivo planteando, de apoyar la gestión y planificación de las actividades docentes, el Aprendizaje Automático (AA) se presenta como una muy buena oportunidad, ya que Murphy¹⁵ define AA como un conjunto de métodos que pueden detectar automáticamente patrones en los datos, y luego utilizar los patrones descubiertos para predecir datos futuros, o para realizar otros tipos de toma de decisiones bajo incertidumbre. Además, este AA es una subárea de Inteligencia Artificial (IA), la cual es el estudio y construcción de programas de agentes que funcionan bien en un entorno determinado, para una arquitectura de agente determinada¹⁶, como el caso del entorno educativo. Así, Vegega¹⁷ proporciona un diagnóstico del proceso de aprendizaje de alumnos mediante modelos

¹⁰ Alejandra Mizala y Pilar Romaguera, “Factores socioeconómicos explicativos de los resultados escolares en la educación secundaria en Chile”, *El trimestre Económico* Vol: 68 num 272 (2001): 515-549.

¹¹ Sebastián Donoso Díaz y Gustavo Hawes Barrios, “Eficiencia escolar y diferencias socioeconómicas: a propósito de los resultados de las pruebas de medición de la calidad de la educación en Chile”, *Educação e Pesquisa* Vol: 28 num 2 (2002): 25-39.

¹² Mario Baltra San Martín, “Perfiles de desempeño en Matemática, según habilidad cognitiva por nivel socioeconómico en estudiantes chilenos de enseñanza municipal”, *Revista electrónica de investigación educativa* Vol: 12 num 1 (2010): 1-17.

¹³ Bárbara Eyzaguirre y Loreto Fontaine, “¿Qué mide realmente el SIMCE?”, *Estudios Públicos* Vol: 75 num 1 (1999): 107-161.

¹⁴ Juan Bravo, “SIMCE: pasado, presente y futuro del Sistema Nacional de Educación”, *Estudios Públicos* Vol: 123 num 1 (2011): 189-211.

¹⁵ Kevin Murphy, *Machine Learning A Probabilistic Perspective* (London: The MIT Press, 2012).

¹⁶ Stuart Russell y Peter Norvig. *Artificial Intelligence A Modern Approach* (New Jersey: Pearson Education, Inc., 2010).

¹⁷ Cinthia Vegega; Ariel Deroche; Pablo Pytel y Hugo Ramón, “Diagnóstico del Proceso de Aprendizaje de Alumnos de Inteligencia Artificial mediante un Modelo Dinámico Bayesiano”, *Revista Tecnología Y Ciencia* Vol: 1 num 33 (2018): 98-118.

dinámicos bayesianos. También el caso de Jiménez¹⁸, donde mediante técnicas de Razonamiento Basado en Casos (CBR) y Planificación Instruccional (IP) crea un ambiente de enseñanza-aprendizaje adaptativo, autónomo y flexible.

Dentro de las técnicas de AA, se encuentran los Árboles de Decisión, los cuales, según Hernández¹⁹ son un conjunto de condiciones organizadas en una estructura jerárquica, de tal manera que la decisión final a tomar se puede determinar siguiendo las condiciones que se cumplen desde la raíz del árbol hasta alguna de sus hojas (pág. 281). Así también, como explica López Takeyas²⁰, los árboles de decisión están formados por:

- Nodos: Nombres o identificadores de los atributos.
- Ramas: Posibles valores del atributo asociado al nodo.
- Hojas: Conjuntos ya clasificados de ejemplos y etiquetados con el nombre de una clase.
- Atributos: Son los factores que influyen la clasificación de la decisión.
- La selección de los atributos debe basarse en el conocimiento acumulado por la experiencia.
- Clase: Posibles valores de la solución.
- Ejemplos: Es el conjunto de combinaciones de atributos dados.

Existen diferentes algoritmos que nos permiten implementar los árboles de decisión tales como *ID3*, *C4.5* o *ID5*. Para este proyecto se utilizó el algoritmo *ID3* (*Induction Decision Trees*) ya que según López Takeyas²¹, se adaptaba a las características del proyecto, debido a que es el más simple de implementar y posee una curva de aprendizaje más rápida que los demás.

El algoritmo *ID3*, pertenece a la familia *TDIDT* (*Top-Dow Induction of Decisión Trees*), el cual fue desarrollado por J. Ross Quinlan²², en 1986, donde el *ID3* fue diseñado para cuando existan muchos atributos y el conjunto de entrenamiento contiene muchos objetos, pero donde se requiere un árbol de decisión razonablemente bueno sin mucho cálculo. Además, Takeyas²³ menciona que este algoritmo trabaja con las funciones de entropía, siendo esta la medida de la incertidumbre que hay en un sistema. Es decir, ante una determinada situación, la probabilidad de que ocurra cada uno de los posibles resultados.

La fórmula matemática para el cálculo de la entropía que ocupa el algoritmo *ID3* se muestra a continuación²⁴:

¹⁸ Jovani Jiménez Builes y Demetrio Ovalle Carranza, "Uso de técnicas de inteligencia artificial en ambientes distribuidos de enseñanza/aprendizaje", *Revista Educación En Ingeniería* Vol: 3 num 5 (2008): 98-106.

¹⁹ José Hernández Orallo; María Ramírez Quintana y César Ferri Ramírez, *Introducción a la Minería de Datos* (Madrid: Pearson Educación, 2004).

²⁰ Bruno López Takeyas, Algoritmo ID3, <http://www.itnuevolaredo.edu.mx/takeyas/Apuntes/Inteligencia%20Artificial/Apuntes/IA/ID3.pdf> (05 Octubre 2018).

²¹ Bruno López Takeyas, Algoritmo ID3...

²² Ross Quinlan, "Induction of Decision Trees", *Machine Learning* Vol:1 num 1 (1986): 81-106.

²³ Bruno López Takeyas, Algoritmo ID3...

²⁴ Ross Quinlan, *Induction of Decision...*

$$I(p, n) = - \frac{p}{p+n} \log_2 \frac{p}{p+n} - \frac{n}{p+n} \log_2 \frac{n}{p+n}$$

En donde p es el total de casos positivos que se obtienen de la tabla de decisión y n es el total de casos negativos. Luego está la Ganancia, la cual es la diferencia entre la entropía de un nodo A y la de uno de sus descendientes. En el fondo no es más que una heurística, que servirá para la elección del mejor atributo en cada nodo. La fórmula para el cálculo de la ganancia se muestra a continuación:

$$gain(A) = I(p, n) - E(A)$$

En donde, el promedio ponderado de la información esperada requerida para el árbol con raíz A viene dado por:

$$E(A) = \sum_{i=1}^V \frac{p_i + n_i}{p+n} I(p_i, n_i)$$

Entonces, un buen criterio parece ser escoger el atributo que gana la mayor información. *ID3* examina todos los atributos y escoge el de máxima ganancia, forma la ramificación y usa el mismo proceso recursivamente para formar subárboles a partir de los nodos generados²⁵.

Metodología computacional

El proyecto se dividió en las siguientes etapas:

- Etapa de Investigación: En esta etapa se estudió toda la información necesaria para el desarrollo del sistema, considerando los diferentes temas que conforman el proyecto como la documentación del currículo de educación básica, las metodologías de reconocimiento de los estilos de aprendizaje, herramientas de implementación de inteligencia artificial, herramientas de desarrollo de software, metodologías de desarrollo, etc. Junto con esto se realizaron entrevistas con profesionales docentes de la educación básica para validar que la información seleccionada en ese ámbito era efectiva.
- Etapa de desarrollo: En esta etapa se realizaron entrevistas con profesionales docentes de la educación básica para elaborar un informe completo de requerimientos del sistema. Con esto se dio inicio al desarrollo del software basándose en la arquitectura, herramientas de desarrollo y metodologías definidas en el informe de requerimientos.
- Etapa de Pruebas y análisis de resultados: Finalmente se realizaron las pruebas de funcionamiento del sistema en una escuela seleccionada, específicamente en un cuarto básico. Luego de realizar las pruebas se efectuaron los análisis de resultados y a la percepción del uso por parte del cliente mediante preguntas y test de satisfacción sobre el funcionamiento del sistema.

Desarrollo del sistema

Dentro de la etapa de desarrollo se dio énfasis en la explicación del funcionamiento de los árboles de decisión como técnica para el reconocimiento del nivel

²⁵ Bruno López Takeyas, Algoritmo ID3...

de aprendizaje de los alumnos de los cursos con los que se probó el software, en particular el *ID3*. Los árboles de decisión son uno de los métodos más sencillos y con más éxito para construir algoritmos de aprendizaje. Estos sirven como una buena introducción al área de aprendizaje inductivo, y son muy plural de implementar²⁶.

Para comenzar a crear el árbol de decisión, se generó una tabla del universo de casos que puedan corresponder a la decisión final. En este caso de la investigación, el árbol de decisión se utilizó para decidir en qué nivel de aprendizaje se encuentra el alumno según los estándares de aprendizaje del SIMCE, y éstos pueden ser: insuficiente, elemental o adecuado.

Para lo anterior, se elaboró un test que consta de ocho preguntas de las cuales las primeras cuatro corresponden al nivel elemental y las cuatro siguientes corresponden al nivel adecuado. Teniendo en cuenta que todo alumno parte en nivel insuficiente al principio del test, a medida que resuelva las preguntas, el sistema decidirá si avanza al nivel elemental primero, y luego al cumplir el requisito de haber avanzado, se procederá a decidir si es que avanza al nivel final, el cual sería adecuado. Los nodos que nos permitirán tomar la decisión se muestran en la Tabla 2:

NODO	VALORES (RAMAS)
Respuestas Buenas	Valores: Ninguna, Algunas o Todas
Cantidad de respuestas buenas	Valores: 0, 1, 2, 3 o 4
Ayuda	Valores: Si o No
Cantidad de ayuda solicitada	Valores: 0, 1, 2, 3 o 4

Tabla 2
Nodos iniciales para el árbol de decisión.
Fuente propia

Para tomar la decisión, primero se consideran las cuatro preguntas correspondientes al nivel elemental y luego se considerarán las cuatro siguientes, sólo si ha aprobado de buena forma las preguntas correspondientes al nivel anterior. Así, con esta información y en conjunto con el conocimiento acumulado con la experiencia de los docentes y el desarrollador, se genera el árbol de casos que pueden existir dentro de la toma de decisión. Luego de tener listo el árbol de decisión inicial, se procede a ejecutar el algoritmo *ID3* para rectificar o cambiar la importancia de cada nodo en la decisión dependiendo de la entropía y ganancia que se obtenga de cada uno.

Para estos cálculos, el árbol fue interpretado y llevado a una tabla en la base de datos, como se muestra en la Tabla 3:

caso	buenas	cantidad_buenas	ayuda	cantidad_ayuda	decision
1	alguna	1	si	1	N
2	alguna	1	si	2	N
3	alguna	1	si	3	N
4	alguna	1	si	4	N
5	alguna	1	no	0	N

²⁶ Stuart Russell y Peter Norvig. Inteligencia Artificial Un enfoque moderno (Madrid: Pearson Educación S.A., 2004).

6	alguna	2	si	1	N
7	alguna	2	si	2	N
8	alguna	2	si	3	N
9	alguna	2	si	4	N
10	alguna	2	no	0	P
11	alguna	3	si	1	P
12	alguna	3	si	2	N
13	alguna	3	si	3	N
14	alguna	3	si	4	N
15	alguna	3	no	0	P
16	todas	4	si	1	P
17	todas	4	si	2	P
18	todas	4	si	3	N
19	todas	4	si	4	N
20	todas	4	no	0	P
21	ninguna	0	si	1	N
22	ninguna	0	si	2	N
23	ninguna	0	si	3	N
24	ninguna	0	si	4	N
25	ninguna	0	no	0	N

Tabla 3
 Universo de casos del árbol de decisión
 Fuente propia

Como se aprecia en la Tabla 3, existen 25 casos o caminos en los que puede encajar un alumno para poder tomar la decisión, P (Positiva) o N (Negativa), de si es que avanza de nivel o se queda en el que está. Según lo descrito en el algoritmo *ID3*, el primer paso es calcular la entropía general del sistema, para realizar este cálculo el sistema utilizará la función descrita en la Figura 1:

```
function calcular_entropia($aprueba, $desaprueba, $total){
    $log1 = log($aprueba/$total,2);
    $log2 = log($desaprueba/$total,2);
    $operacion = (-($aprueba/$total) * $log1) - (($desaprueba/$total) * $log2);

    if(is_nan($operacion) == true){
        return 0;
    }else{
        return $operacion;
    }
}
```

Figura 1
 Función para cálculo de entropía
 Fuente propia

La función recibe el total de hojas positivas (P), el total de hojas negativas (N) y el total de hojas posibles dentro del árbol de decisión, dentro de la función realiza el cálculo correspondiente y se agrega una sentencia de control por si el valor de retorno es un error matemático “nan”, ya que en algunos valores se genera una división por cero, para estos

casos se considerará como valor “0”. Luego de obtener la entropía general del árbol de decisión, se procede a calcular la entropía generada por cada nodo, en el cual se consideran ahora los casos positivos y negativos en los que se presente dicho nodo, para esto se ocupará la misma función de la Figura 1. Después de realizar los cálculos de cada entropía por nodo, se ejecuta la función para calcular la ganancia de información que nos genera cada nodo, tal como se muestra en la Figura 2:

```
function calcular_ganancia($array_total, $array_entropia, $numero_columnas, $entropia,
$total_reg){
    for($recorre1=0; $recorre1 < $numero_columnas-2; $recorre1++){
        $indice = 0;
        $tam_vector = count($array_total[$recorre1]);
        $entropia_columna = 0;
        while($indice < $tam_vector){
            $entropia_columna = $entropia_columna +
            ($array_total[$recorre1][$indice] *
            $array_entropia[$recorre1][$indice]);
            $indice++;
        }
        $calculo = $entropia - ($entropia_columna/$total_reg);
        $array_ganancia[$recorre1] = $calculo;
    }
    return $array_ganancia;
}
```

Figura 2
Función para cálculo de ganancia entre nodos
Fuente propia

Al ser una función escalable a medida que se va avanzando dentro del árbol, las variables se irán guardando en arreglos, en donde se almacenarán los resultados por cada vez que se ejecute la función, dependiendo del nodo que se está analizando. Finalmente, la ganancia se calcula restando la entropía general del sistema con la entropía generada por el nodo, con este cálculo obtenemos la ganancia de información que nos genera el nodo analizado. Luego de realizar todos los cálculos de ganancia para cada nodo, los valores de ganancia de la información de cada nodo se observan en Figura 3:

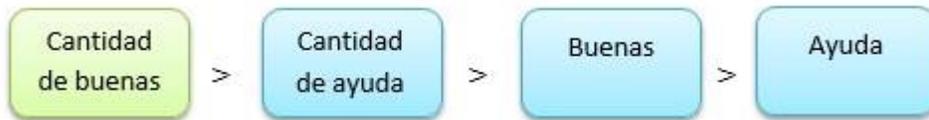


Figura 3
Valores de ganancia de información
Fuente propia

Quedando como nodo raíz ahora el nodo “Cantidad de buenas”, ya que fue el que obtuvo el resultado de mayor ganancia de los cuatro nodos, resultado que nos genera un cambio ahora en el árbol de decisión realizado primeramente con el conocimiento empírico del problema mostrado en la Tabla 3.

Ahora, ya con el nodo padre definido, se procede a utilizar de nuevo las funciones por cada rama que se genera con el primer nodo, es decir en los casos en que la cantidad de buenas sea 0, 1, 2, 3 o 4. Este proceso se describe a continuación:

- a) Para la primera rama (0), en que la cantidad de buenas sea 0, si analizamos la tabla del universo de casos (Tabla 2), no existen hojas finales de decisión que sean positivas (P), es por esto por lo que, al realizar el cálculo de la entropía, ésta es 0 ya que sólo pueden dar hojas Negativas, es por esto que la rama con valor 0 nos genera automáticamente una decisión u hoja negativa (N).
- b) Para la segunda rama (1), sucede lo mismo que para el primero, al no existir hojas positivas al presentarse esta rama en el camino de la decisión, ésta finalizará automáticamente en una hoja de valor negativa (N), ya que la entropía generada es 0.
- c) En la tercera rama (2), al existir hojas finales con valor positivo y negativo, nos genera entropía general nuevamente, por lo cual, debemos pasar a otro nodo que nos permita tomar la decisión, es decir, debemos calcular cuál de los nodos que no hemos seleccionado como padre, nos genera la mayor ganancia para tomar la decisión final para esta rama.

Los nodos que quedan para el análisis son: buenas, ayuda y cantidad de ayuda, y al someter estos nodos nuevamente a la función de cálculo de entropía y ganancia, el resultado final se observa en Figura 4, y donde el nodo que obtiene la mayor ganancia entre los tres es el “ayuda”, el cual posee dos ramas “sí” y “no”.

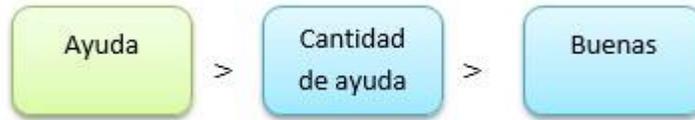


Figura 4
Resultado de cálculo de entropía y ganancia tercera rama
Fuente propia

- d) Luego analizamos la cuarta rama (3), en donde al igual que la rama anterior, existen hojas positivas y negativas, por lo tanto, existe entropía y debemos tomar otro nodo que nos permita llegar a una decisión, el resultado que genera el cálculo de las entropías y ganancias para esta rama se observa en Figura 5. Y el nodo que obtiene la mayor ganancia de información es el “Cantidad de ayuda”, el cual posee cinco ramas con valores 0, 1, 2, 3 y 4.



Figura 5
Resultado de cálculo de entropía y ganancia cuarta rama
Fuente propia

- e) Finalmente, al analizar la quinta rama (4), el resultado es el mismo que en el de la rama anterior, y el nodo ganador para el siguiente nivel de decisión igualmente es el “Cantidad de ayuda”, el cual posee cinco ramas con valores 0, 1, 2, 3 y 4.

Al terminar la iteración con cada rama del primer nivel del árbol que se obtuvo, el segundo nivel del árbol queda tal como se muestra en la Figura 6:

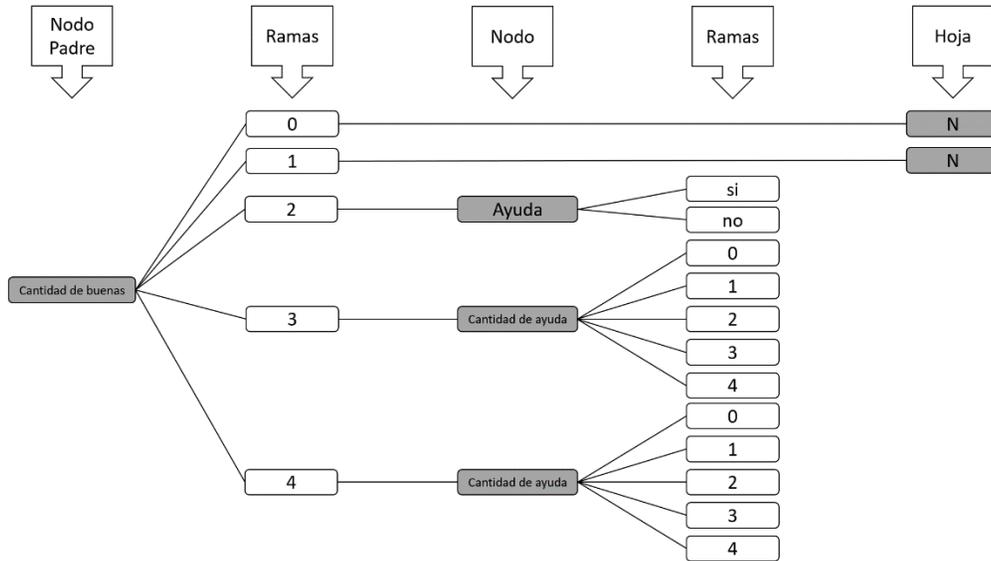


Figura 6
Árbol de decisión resultante de la primera iteración
Fuente propia

Ya que en las dos primeras ramas se llegó a una hoja final, se debe continuar la iteración de la función de cálculos de entropía y ganancia con los siguientes nodos, según como se detalla a continuación:

- Para el nodo “ayuda” existen dos ramas las cuales tienen un valor “sí” o “no”, al utilizar la función con la rama con valor “sí” nos genera automáticamente una hoja con valor negativo ya que la entropía es 0, esto se puede comprobar al ver la tabla de casos totales, en donde existan los mismos datos que el camino que estamos analizando no existen hojas positivas. Por el contrario, al tomar la función en la rama con valor “no” automáticamente nos genera una hoja de valor positivo ya que la entropía es 0 pero esta vez no existen hojas negativas.
- Para el primer nodo de cantidad de ayuda, se deben generar las iteraciones por cada rama nuevamente, para no extender la explicación se describen a continuación los resultados de las funciones:
 - Rama (0) el resultado es una hoja positiva (P).
 - Rama (1) el resultado es una hoja positiva (P).
 - Rama (2) el resultado es una hoja negativa (N).
 - Rama (3) el resultado es una hoja negativa (N).
 - Rama (4) el resultado es una hoja negativa (N).
- Para el segundo nodo de cantidad de ayuda al igual que el nodo anterior, solo se describirán los resultados de las funciones:
 - Rama (0) el resultado es una hoja positiva (P).
 - Rama (1) el resultado es una hoja positiva (P).
 - Rama (2) el resultado es una hoja negativa (P).
 - Rama (3) el resultado es una hoja negativa (N).
 - Rama (4) el resultado es una hoja negativa (N).

Finalmente, al obtener los resultados, el árbol de decisión generado por las funciones de entropía y ganancia de información es el que se muestra en la Figura 7:

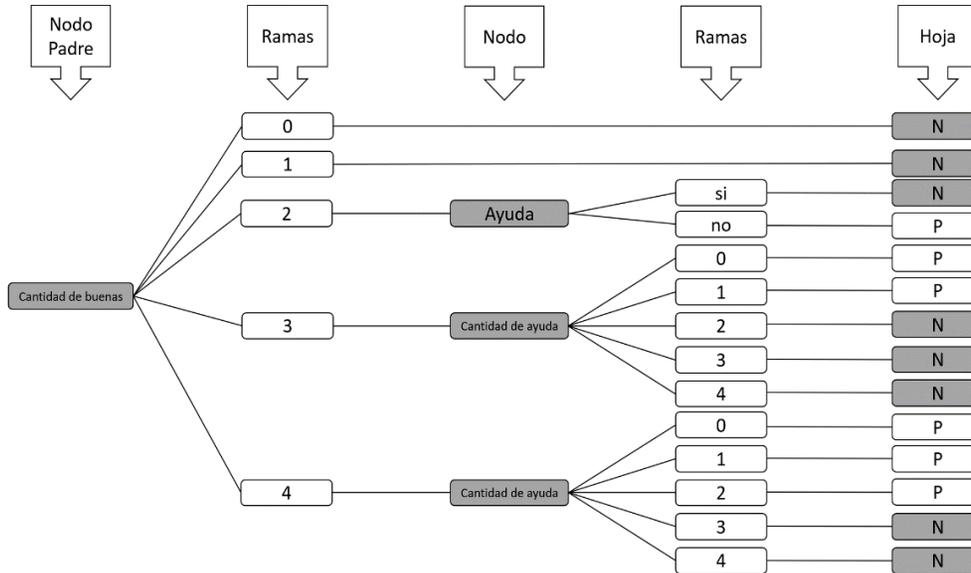


Figura 7
Árbol de decisión resultado del ID3
Fuente propia

Al comparar el árbol de decisión generado en un principio con el conocimiento empírico y el segundo generado con el algoritmo ID3, se puede observar que los nodos “buenas” y “ayuda”, fueron eliminados del árbol ya que no aportaban la ganancia de información suficiente para influir en la decisión, disminuyendo los casos totales, de 25 a 14.

Para una mayor optimización del árbol de decisión se crea una tabla contemplando solamente los casos positivos del árbol de decisión generado, como se observa en la Tabla 4:

caso	cantidad_buenas	ayuda	cantidad_ayuda	decision
10	2	no	0	p
11	3	si	1	p
15	3	no	0	p
16	4	si	1	p
17	4	si	2	p
20	4	no	0	p

Tabla 4
Tabla final de decisión
Fuente propia

Entonces el árbol final de decisión se reduce a lo que se muestra en la Figura 8:

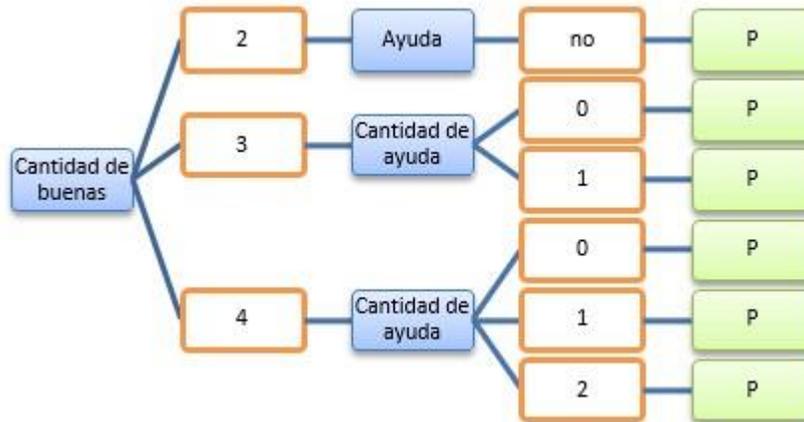


Figura 8
Árbol final de decisión
Fuente Propia

Con esto, entonces los alumnos al responder el test generarán un resultado el cual se comparará con los casos del árbol de decisión final, si este resultado generado existe dentro del árbol de decisión, el alumno avanza al siguiente nivel, por el contrario, si el resultado generado no existe dentro del árbol, el alumno mantendrá el nivel de aprendizaje con el que empezó.

Discusión de resultados

Cuando se obtuvieron los resultados del funcionamiento del árbol de decisión con respecto al nivel en el que se encontraba cada alumno, esto en relación con los resultados del SIMCE, se procedió a realizar la comparación del conocimiento que el profesor de matemática poseía empíricamente de sus alumnos versus los resultados que generó el software luego de las pruebas de funcionamiento con los alumnos. Para lograr esto, se realizó el siguiente procedimiento:

- a) Los alumnos probaron la funcionalidad del software ingresando con su sesión personal y respondiendo el test de nivel de aprendizaje.
- b) Cuando ya se encontraban los resultados listos de la totalidad de los alumnos, se sugirió al profesor de cada curso que seleccionara al azar a seis de sus alumnos, que según su conocimiento del curso y del rendimiento de éstos en los ensayos SIMCE, demostraran estar en cada nivel de los estándares de aprendizaje del SIMCE (insuficiente, elemental, adecuado). Cada profesor seleccionó a sus seis alumnos agrupándolos en dos por cada nivel de aprendizaje y estos fueron comparados con los resultados que generó el uso del software.
- c) Finalmente se compararon los resultados obtenidos con el uso del software en los alumnos que fueron seleccionados por los docentes y los resultados fueron los que se muestran en la tabla 5:

Alumno	Curso	Nivel de aprendizaje según el profesor	Nivel de aprendizaje obtenido por el software.	Resultado de la comparación
Alumno 1	4° básico A	Adecuado	Adecuado	Correcto
Alumno 2	4° básico A	Adecuado	Adecuado	Correcto

Alumno 3	4° básico A	Elemental	Elemental	Correcto
Alumno 4	4° básico A	Elemental	Elemental	Correcto
Alumno 5	4° básico A	Insuficiente	Insuficiente	Correcto
Alumno 6	4° básico A	Insuficiente	Insuficiente	Correcto
Alumno 7	4° básico B	Adecuado	Adecuado	Correcto
Alumno 8	4° básico B	Adecuado	Adecuado	Correcto
Alumno 9	4° básico B	Elemental	Elemental	Correcto
Alumno 10	4° básico B	Elemental	Elemental	Correcto
Alumno 11	4° básico B	Insuficiente	Insuficiente	Correcto
Alumno 12	4° básico B	Insuficiente	Insuficiente	Correcto

Tabla 5
Comparación de resultados del uso del software
Fuente propia

Los resultados y hallazgos obtenidos, al implementar la herramienta de modelado en la escuela fueron favorables para el proyecto, ya que los docentes pudieron validar el modelado del alumno realizado por el software, y compararlo con su conocimiento y diagnóstico que ya poseían con la experiencia de ser el profesor(a) de los alumnos y así, comprobar la efectividad del uso de la técnica de árboles de decisión para el conocimiento y el modelado del alumno con el fin de favorecer el diagnóstico del curso.

Conclusiones

Con respecto a considerar en el proceso de planificación de clases los sistemas de apoyo a la toma de decisiones pedagógicas, se puede concluir que, no solamente los sistemas de apoyo a la toma de decisiones pueden ser útiles en el ámbito empresarial o en dónde existan problemas de tipo económico, sino que la utilidad es transversal a distintas áreas en donde se tomen decisiones para lograr un objetivo. Dicha afirmación se puede comprobar al retroalimentarse con las opiniones por parte de los docentes que fueron clientes de la herramienta desarrollada y que pudieron probar y analizar su funcionamiento.

Luego, para el profesor es muy importante conocer la diversidad de estilos de aprendizaje, como también el estado de conocimientos que sus alumnos poseen en el tiempo real en el que se enseña algún contenido de una asignatura. Para esto, la elaboración del modelado del alumno juega un rol fundamental para obtener dicha información, ya que permite al profesor adaptar sus modalidades de clases dependiendo de la información obtenida de sus alumnos.

Además, el profesor puede dar múltiples usos a la información del modelado del estudiante de su curso, ya que podría determinar si un estudiante está preparado para continuar con el siguiente contenido o debe reforzarlo nuevamente, como también a nivel general del curso, puede obtener la información para tomar la decisión de comenzar un nuevo contenido dependiendo del estado de conocimientos de sus alumnos o reforzarlo nuevamente para alcanzar un nivel óptimo y así obtener buenos resultados en las pruebas SIMCE. También le puede servir para seleccionar o elaborar la estrategia de enseñanza más adecuada para el nivel o el estilo de aprendizaje predominante en su curso y así generar ejercicios o actividades correspondientes al estilo o nivel de aprendizaje, con el fin de reforzar contenidos que no se hayan logrado en niveles óptimos o potenciar contenidos que ya se han logrado o adquirido correctamente.

Junto con lo anterior, el uso de la técnica de árboles de decisión fue una experiencia satisfactoria al concluir el proyecto, ya que respondió de buena forma al

adaptarse completamente al funcionamiento esperado del software, por lo que se concluye que se puede usar de igual forma para los distintos contenidos y asignaturas de los escolares y obtener diagnósticos previos que le puedan servir de gran ayuda al profesor y al proceso de enseñanza-aprendizaje.

Trabajos futuros

Con respecto a la herramienta de software desarrollada en este proyecto y recogiendo las opiniones recibidas por parte de los docentes de la escuela, se podría generalizar el funcionamiento del sistema abarcando todos los ejes de la asignatura de matemáticas, como también orientarlo a otras asignaturas que de la misma forma se evalúan con la prueba SIMCE. También para una completa elaboración del modelado del alumno se pueden ocupar tecnologías que están disponibles como lo son los métodos de detección de emociones de los usuarios, o de análisis postural ya que, al momento de evaluar a un alumno, estos factores influyen en la evaluación que se pueda generar y considerarlos agregaría valor al diagnóstico del modelado del alumno.

Finalmente, sería interesante analizar resultados con datos de tiempo, por ejemplo, comparar por años, por cursos, entre otros.

Bibliografía

Agencia Calidad de la Educación. Que es el Simce, 2018. <https://www.agenciaeducacion.cl/evaluaciones/que-es-el-simce/> (12 Junio 2019).

Agencia de la Calidad de la Educación. Resultados Educativos, 2018. http://archivos.agenciaeducacion.cl/Conferencia_EERR_2018.pdf (11 Junio 2019).

Balra San Martín, Mario. "Perfiles de desempeño en Matemática, según habilidad cognitiva por nivel socioeconómico en estudiantes chilenos de enseñanza municipal". Revista electrónica de investigación educativa Vol: 12 num 1 (2010): 1-17.

Bravo, Juan. "SIMCE: pasado, presente y futuro del Sistema Nacional de Educación". Estudios Públicos Vol: 123 num 1 (2011): 189-211.

Cerón, Francisco, y Miriam Lara. Factores asociados con el rendimiento escolar, 2010. http://archivos.agenciaeducacion.cl/Factores_Asociados_SIMCE_2010.pdf (11 Junio 2019).

Donoso Díaz, Sebastian y Gustavo Hawes Barrios. "Eficiencia escolar y diferencias socioeconómicas: a propósito de los resultados de las pruebas de medición de la calidad de la educación en Chile". Educação e Pesquisa Vol: 28 num 2 (2002): 25-39.

EducarChile. Planificación Docente, 2019. <http://ww2.educarchile.cl/Portal.Base/Web/verContenido.aspx?ID=151508> (13 Junio 2019).

EDUCREA. Planificación Escolar, 2019. <https://educrea.cl/serie-recursos-aula-planificacion-escolar/> (11 Junio 2019).

Eyzaguirre, Bárbara y Loreto Fontaine. "¿Qué mide realmente el SIMCE?" Estudios Públicos Vol: 75 num 1 (1999): 107-161.

Gómez Chacon, Inés. Motivar a los alumnos de secundaria para hacer matemáticas. Madrid: Universidad Complutense de Madrid. 2005.

Hernández Orallo, José, María Ramírez Quintana y César Ferri Ramírez. Introducción a la Minería de Datos. Madrid: Pearson Educación. 2004.

Jiménez Builes, Jovani y Demetrio Ovalle Carranza. "Uso de técnicas de inteligencia artificial en ambientes distribuidos de enseñanza/aprendizaje". Revista Educación en Ingeniería Vol: 3 num 5 (2008): 98-106.

López Takeyas, Bruno. Algoritmo ID3, 2010. <http://www.itnuevolaredo.edu.mx/takeyas/Apuntes/Inteligencia%20Artificial/Apuntes/IA/ID3.pdf> (05 Octubre 2018).

Ministerio de Educación. Proyectos de Enlaces, 2015. <http://www.enlaces.cl/proyectos/> (13 Junio 2019).

Ministerio de Educación. Misión del Mineduc, 2019. <https://www.mineduc.cl/ministerio/mision/> (06 Junio 2019).

Mizala, Alejandra, y Pilar Romaguera. "Factores socioeconómicos explicativos de los resultados escolares en la educación secundaria en Chile". El trimestre Económico Vol: 68 num 272 (2001): 515-549.

Murphy, Kevin P. Machine Learning A Probabilistic Perspective. London, England: The MIT Press. 2012.

Quinlan, Ross. "Induction of Decision Trees". Machine Learning Vol: 1 num 1 (1986): 81-106.

Russell, Stuart y Peter Norvig. Inteligencia Artificial Un enfoque moderno. Madrid: Pearson Educación S.A. 2004.

Russell, Stuart y Peter Norvig. Artificial Intelligence A Modern Approach. New Jersey: Pearson Education, Inc. 2010.

Vegega, Cinthia; Ariel Deroche; Pablo Pytel y Hugo Ramón. "Diagnóstico del Proceso de Aprendizaje de Alumnos de Inteligencia Artificial mediante un Modelo Dinámico Bayesiano". Revista Tecnología y Ciencia Vol: 1 num 33 (2018): 98-118.

CUADERNOS DE SOFÍA EDITORIAL

Las opiniones, análisis y conclusiones del autor son de su responsabilidad y no necesariamente reflejan el pensamiento de la **Revista Inclusiones**.

La reproducción parcial y/o total de este artículo debe hacerse con permiso de **Revista Inclusiones**.