Revista NEYART
ISSN: 2992-7161

ANÁLISIS DEL ALCANCE DE USO DE LAS REDES BAYESIANAS, ARBOLES DE FALLA Y ECUACIONES ESTRUCTURALES

ANALYSIS OF THE SCOPE OF USE OF BAYESIAN NETWORKS, FAULT TREES AND STRUCTURAL EQUATIONS

Aguilar Chávez Luz Angélica
Tecnológico Nacional de México/I. T. De Ciudad Juárez
https://orcid.org/0009-0000-5700-6399
laach19@gmail.com

Aguilar Rivas Xóchitl Graciela
Tecnológico Nacional de México/I. T. De Ciudad Juárez
https://orcid.org/0009-0002-2281-1114
xochitlrivas14@gmail.com

Rodríguez Medina Manuel Arnoldo
Tecnológico Nacional de México/I. T. De Ciudad Juárez
https://orcid.org/0000-0003-1676-0664
manuel_arnoldo_itcj@yahoo.com

Herrera Ríos Ericka Berenice
Tecnológico Nacional de México/I. T. De Ciudad Juárez
https://orcid.org/0000-0002-6964-5830
ericka.hr@itcj.edu.mx

Pinto Santos Jorge Adolfo
Tecnológico Nacional de México/I. T. De Ciudad Juárez
https://orcid.org/0000-0001-9614-2764
jorge.ps@itcj.edu.mx

DOI: https://doi.org/10.61273/neyart.v2i3.73 | **Recibido:** 05/08/2024 | **Aceptado:** 30/09/2024 | **Publicado:** 26/11/2024

Esta obra está bajo una licencia internacional Creative Commons Atribución 4.0.

Resumen: Las herramientas estadísticas como las redes bayesianas, los árboles de falla y las ecuaciones estructurales han demostrado tener un gran potencial para ser utilizadas en el modelamiento y análisis de situaciones de intereses tanto en áreas sociales como industriales. El objetivo de este trabajo es mostrar la aplicación de estas tres herramientas en conjunto para el análisis de una problemática educativa, el rendimiento escolar, el cual se considera que esta determinado por factores sociodemográficos y estudiantiles propios del contexto de los individuos. Se aplicaron herramientas estadísticas como las ecuaciones estructurales para la validación del instrumento de medida, redes bayesianas como auxiliares del cálculo de probabilidades y arboles de falla como evaluaciones del riesgo de suceso de un evento, obteniendo así el modelo para el análisis y la evaluación de las relaciones y probabilidades existentes para determinar una probabilidad menor al 1% para el bajo rendimiento académico de aquellos estudiantes que se encuentran en escenarios de estudio y de contexto social favorables para la creación de ambientes de estudio.

Palabras Clave: Redes bayesianas, Ecuaciones estructurales, Árboles de falla, Rendimiento escolar, Probabilidad.

Abstract Statistical tools such as Bayesian networks, fault trees and structural equations have shown great potential to be used in the modelling and analysis of interest situations in both social and industrial areas. The objective of this paper is to show the application of these three tools together for the analysis of an educational problem, school performance, which is considered to be determined by sociodemographic and student factors specific to the context of individuals. Statistical tools such as structural equations were applied for the validation of the measuring instrument, Bayesian networks as auxiliaries to the calculation of probabilities, and fault trees as evaluations of the risk of occurrence of an event, thus, obtaining the model for the analysis and evaluation of the existing relationships and probabilities to determine a probability of less than 1% for the low academic performance of those students who are in study scenarios and social context favorable for the creation of study environments.

Keywords: Bayesian Networks, Structural Equations, Fault Trees, School Performance, Probability.

INTRODUCCIÓN

Hoy en día, la constante modernización de la industria, la integración de nuevos procesos, productos, materiales, entre otros; han propiciado también el surgimiento de nuevos retos en el sentido de la generación de nuevos problemas o situaciones de interés que deben de ser modelados y analizados a manera que logren brindar información importante que ayude a visualizar los puntos de riesgo o áreas de oportunidad que deban de ser tomadas en cuenta para reducirlos. La importancia del uso de las herramientas estadísticas, como las redes bayesianas, arboles de falla y ecuaciones estructurales radica

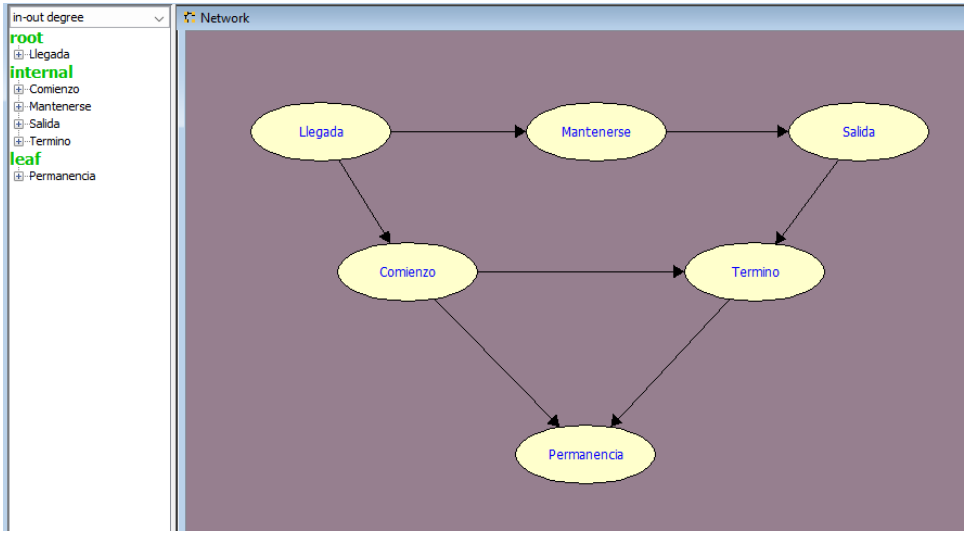
en su utilidad para poder brindar información acerca de cómo los procesos o situaciones de interés de pueden ir estructurando en forma jerárquica, tal cual lo diseña un árbol de fallas, para poder establecer las relaciones existentes entre los componentes de las situaciones en análisis, lo cual se refleja en el trabajo que realizan las redes bayesianas. Además, las ecuaciones estructurales vienen a fungir como un ayudante a la determinación de cuáles son las variables que se incluyen en el modelo que deben de permanecer en él debido a la proporción de información que logran resumir y explicar.

Redes Bayesianas

Una red bayesiana es una herramienta que ha tomado fuerza en los últimos tiempos debido a capacidad de modelar la diversidad de situaciones tanto sociales como industriales que puedan representar interés de indagación. Como lo menciona Bustamante, et al. (2019), una red bayesiana representa una construcción que representa la comprensión de un proceso y sus relaciones causales, es decir, sus dependencias a forma de entender la relación causa-efecto. La buena comprensión de esta interrelación entre los elementos, aunado a un buen uso de la abundante tecnología disponible en la época actual permiten que estas dependencias sean capturadas de forma óptima logrando así, obtener un razonamiento probabilístico y gráfico, teniendo como resultado la innovación de la gestión de los procesos.

Las redes bayesianas son diseños estructurados compuestos por un conjunto de nodos que vendrán a representar los elementos que constituyen un problema o situación de interés, los cuales estarán interrelacionados entre si mediante conexiones que serán visualizados como flechas en el diagrama y servirán para tener entendimiento de la forma en que las variables tienen influencia unas sobre otras. Lo descrito anteriormente, representa la parte cualitativa del proceso, el cual se distingue por establecer la parte estructural del modelo, representado en la Figura 1. Por otro lado, un elemento indispensable al momento de realizar la modelación de problemáticas mediante redes Bayesianas es la parte cuantitativa, la cual se obtendrá de la parametrización de la red. En otras palabras, cada una de las conexiones establecidas entre las variables vendrá a ser representada por una tabla de probabilidad, que establecerá la probabilidad de ocurrencia de cada una de las conexiones estipuladas en el modelo. Como lo menciona Chonawee, et al. (2006) la clave para un diseño exitoso es la adecuada descomposición del dominio del problema, representado como un conjunto de proposiciones causales o condicionales, las cuales serán tomadas en cuenta si son significativas en el dominio del experto.

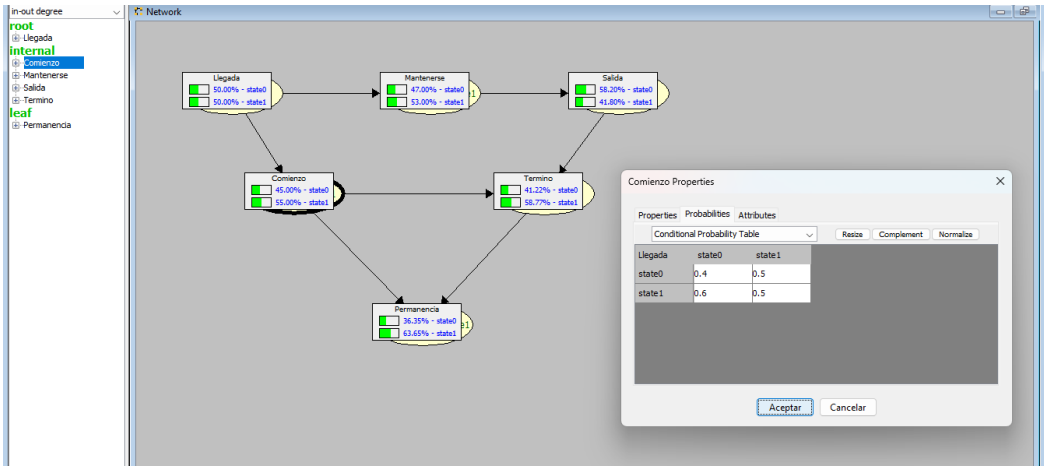
Figura 1. Red Bayesiana: diseño cualitativo.



Fuente. Elaboración propia.

Por otro lado, un elemento indispensable al momento de realizar la modelación de problemáticas mediante redes bayesianas es la parte cuantitativa, la cual se obtendrá de la parametrización de la red, como se muestra en la Figura 2. En otras palabras, cada una de las conexiones establecidas entre las variables vendrá a ser representada por una tabla de probabilidad, que establecerá la probabilidad de ocurrencia de cada una de las conexiones estipuladas en el modelo. Como lo menciona Chonawee, et al. (2006) la clave para un diseño exitoso es la adecuada descomposición del dominio del problema, representado como un conjunto de proposiciones causales o condicionales, las cuales serán tomadas en cuenta si son significativas en el dominio del experto.

Figura 2. Red Bayesiana: diseño cuantitativo.



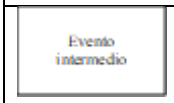
Fuente. Elaboración propia.

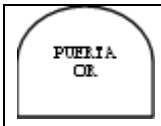
Una de las ventajas potenciales de las redes bayesianas es el hecho de que se puede hacer una actualización de la información de forma rápida. Lo anterior, lo hace ser una herramienta atractiva y de gran uso puesto que la facilidad y rapidez con la que se puede manipular es de gran utilidad en la industria.

Árboles de falla

La técnica de árboles de falla centra su utilidad en ser una herramienta deductiva en donde se establece una estructura jerárquica, la cual tiene en la parte más alta el evento de interés, o suceso falla y debajo del mismo los subcomponentes de él que pueden ser causas de la falla completa del sistema o situación. El objetivo de esta técnica es el determinar las causas que han de desatar el evento principal, analizando de forma sistemática y lógica, las combinaciones de situaciones que pueden dar oportunidad a la ocurrencia del evento a evitar, analizando los sucesos subcomponentes del mismo que están conectados entre sí por medio de operadores o puertas lógicas, es decir utilizando algebra booleana. La parte más baja de la estructura del árbol de falla está compuesta por eventos básicos, los cuales reciben su nombre del hecho de que no precisan la ocurrencia de ningún evento anterior para tener explicación. Los conectores lógicos que se utilizan en la construcción de un árbol de falla definirán la forma en la que la ocurrencia de los eventos se desencadene. Es decir, si la puerta lógica es un conector "y" determinará que los eventos inferiores al que se analiza deberán de ocurrir de forma simultánea. Por el contrario, si la puerta lógica en uso es un conector "o" se establecerá que la ocurrencia de los eventos necesariamente será conjunta, en otras palabras, pueden ocurrir fallas en algunos eventos inferiores, mas no en todos. En la Tabla 1 se describen los símbolos principales de un árbol de falla.

Tabla 1. Simbología de árboles de falla.

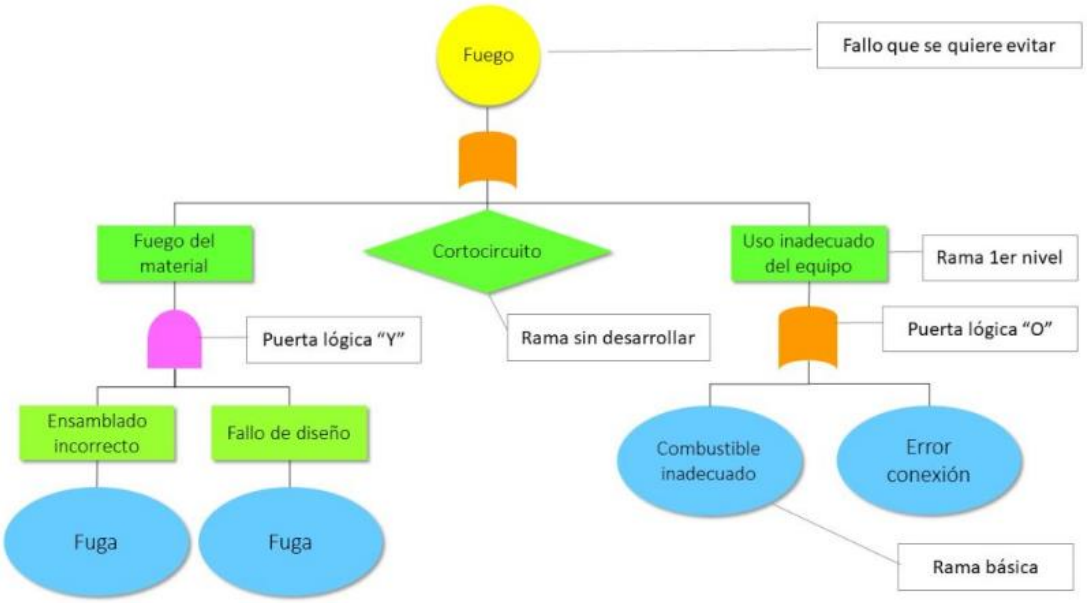
Símbolo	Significado
	Evento que se encuentra en la base del árbol de falla, no requiere información para ser explicado.
	Puede ser un evento intermedio o bien el evento de interés. Se refiere a un evento que no es básico, pero tampoco es el evento de interés. Requiere información de niveles inferiores para ser explicado.

	Conector lógico “o”, el cual se utiliza para representar que los eventos no tienen que suceder todos al mismo tiempo para que la falla principal suceda.
	Conector lógico “y”, se utiliza para expresar que los eventos debajo de él tienen que suceder todos al mismo tiempo.

Fuente. Elaboración propia.

La técnica de árboles de falla es muy útil para procesos industriales que impliquen confiabilidad, debido a que tienen como objetivo representar la combinación de causas elementales de procesos que conducirán a la ocurrencia de eventos no deseados. La Figura 3 muestra un ejemplo de un árbol de falla.

Figura 3. Ejemplo de árbol de falla.



Fuente. González (2021)

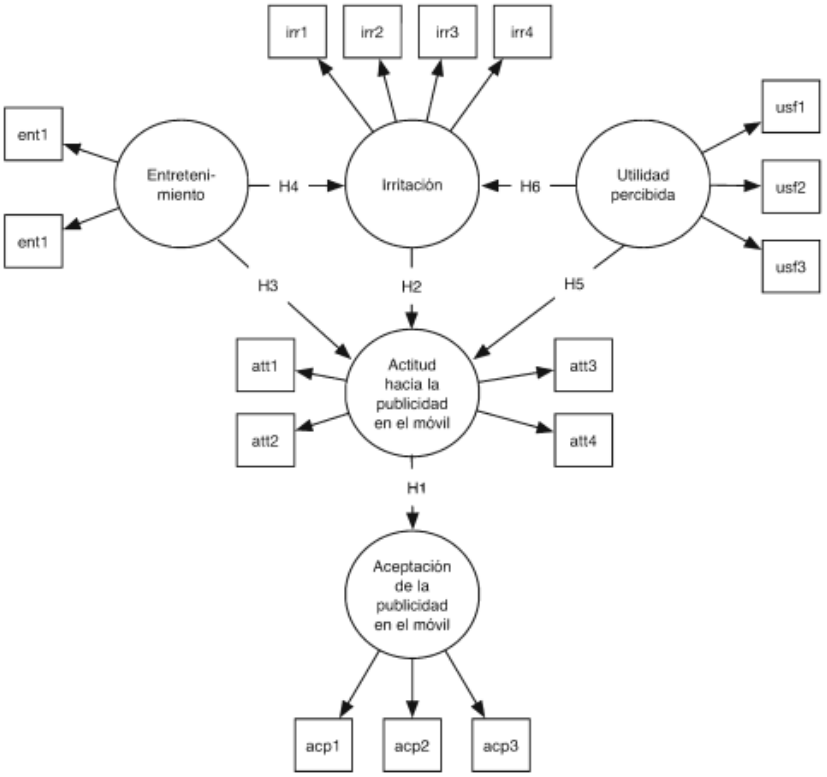
Como lo menciona López et al., (2018) la buena utilización y eficiencia de un árbol de falla radica en que la elaboración del mismo debe de ser realizada por individuos que cuenten con un conocimiento profundo acerca del proceso a analizar, que conozca la metodología y cuente con experiencia en la aplicación. El objetivo principal del diseño y análisis de un árbol de falla es el ayudar a identificar

aquellos eventos que toman participación como causas principales o potenciales de la falla de un sistema y lograr realizar actividades correctivas que prevengan el acontecimiento no deseado. Además, de que este análisis se realiza mediante el uso de métodos estadísticos que permiten evaluar las probabilidades de ocurrencia de los eventos básicos e intermedios que vendrán a repercutir de forma directa en la probabilidad central del modelo, la probabilidad del suceso principal de falla. De esta manera, el contar con estos cálculos, permiten obtener información valiosa de mantenimiento como las probabilidades de falla, tiempos entre falla y costos, siendo estos, datos valiosos que permitirán evaluar y mejorar la confiabilidad del sistema (Contini y Matuzas, 2012).

Ecuaciones estructurales

Los modelos de ecuaciones estructurales tienen como fin el establecer las relaciones de dependencia existentes entre un conjunto de variables, integrando la parte del modelado matemático mediante la formulación de ecuaciones lineales y el establecimiento de las dependencias e independencias entre ellas, lo anterior debido a que dentro del modelo se pueden determinar la existencia de relaciones de dependencia de una variable con otra, pero la misma puede contar con relaciones de independencia con otra variable (Escobedo et al, 2016). De esta manera, se establece que los modelos de ecuaciones estructurales (SEM) crean modelos de error de medida, es decir, establecer el grado en que las variables pueden ser medidas. Dentro de la elaboración de un modelo de ecuaciones estructurales se consideran las variables latentes y las variables observables. Las primeras se refieren a aquellas que no pueden ser observadas de forma directa si no que deben de ser inferidas a partir de otras que si sean observables. Un ejemplo de variable latente puede ser la felicidad, la autoestima, la calidad de vida, la moral, etcétera. Las variables observables, como su nombre lo indica, es aquella que puede ser definida o medida e indica la presencia de una variable latente. Un ejemplo de variable latente es el género, el promedio de calificaciones de un estudiante, la estatura, entre otros. La Figura 4 muestra un modelo de ecuaciones estructúrales.

Figura 4. Ejemplo de modelo de ecuaciones estructurales.



Fuente. Aldás et al. (2013)

Como lo menciona Casas (s.f), las ecuaciones estructurales utilizan variables observables o medibles, es decir, que se le puede asignar un valor de entrada; y variables latentes o no observables, es decir, que no tienen un valor como tal y que se puede utilizar como un constructo, buscando reforzar las correlaciones utilizadas, generando estimaciones más precisas de los coeficientes estructurales.

Autores como Kaplan (2000), Kline (2005), Arbuckle (2003), Bentler (1995) establecen para que el modelado de ecuaciones estructurales se realice de forma exitosa se deben de realizar una serie de pasos, los cuales son: especificación, identificación, estimación de parámetros, evaluación de ajuste, reespecificacion del modelo e interpretación de resultados. El primero se refiere a la determinación de las relaciones existentes entre las variables latentes y las observables. Luego, la identificación se refiere a la estimación de los parámetros incluidos en el modelo, determinando la expresión algebraica que lo caracterice mediante las varianzas y covarianzas muestrales. La evaluación del ajuste tomara en cuenta la exactitud de los datos incluidos en el modelo son correctos y son funcionales para el propósito del investigador. Seguido, con la reespecificacion del modelo se busca determinar si el modelo establecido

inicialmente es el mejor y la interpretación de datos ayudara al investigador a determinar lo anterior y además establecer la aceptación o rechazo de las hipótesis, logrando así obtener conclusiones para su investigación.

Como lo mencionan Afifi y Clark (1990), dentro del modelado de ecuaciones estructurales se realiza un análisis factorial, el cual es una técnica de reducción de datos que permiten probar un conjunto de hipótesis establecidas inicialmente. La realización de toda la metodología de las ecuaciones estructurales se puede conceptualizar en dos partes: la primera elaborando un análisis factorial exploratorio en donde se busca reducir además de resumir todos los datos que se están analizando, de manera que solo permanezcan los factores que permitan explicar la mayor proporción de la varianza de las variables incluidas en el modelo, eliminando así las dependencias e independencias entre los datos. Por otro lado, el análisis factorial confirmatorio es aquel en donde los factores definitivos y de interés se conocen desde un inicio y lo que se busca es utilizarlo para corroborar las hipótesis propuestas inicialmente.

DESARROLLO

Las tres técnicas descritas con anterioridad: redes bayesianas, arboles de falla y modelado de ecuaciones estructurales se han descrito con una serie de propiedades que las convierten en herramientas de uso óptimo para en modelado, análisis y entendimiento de problemáticas de interés tanto en áreas sociales como industriales. Sin embargo, como todo proceso, cuenta aún con áreas de oportunidad en desarrollo. Es por eso que la propuesta de tomarlos como un conjunto de herramientas que se complementan unas a otras es de gran relevancia. Para una red bayesiana, el proceso de aprendizaje y actualización del conocimiento se realiza mediante inferencia bayesiana, la cual consiste en obtener conclusiones basadas en observaciones realizadas a muestras recolectadas, analizando la construcción de las redes causales y su parametrización probabilística para analizar los comportamientos de las variables y su influencia en un evento de interés que se encuentra al final de la red. Sin embargo, esta técnica se basa en un conocimiento empírico sobre las situaciones o bien, en el conocimiento de los expertos sobre el tema. Los árboles de falla, vendrían a complementar las redes mediante la forma en la que analizan y descomponen los eventos de interés en eventos intermedios y básicos, asignando otras características como los tiempos entre falla, los costos, las formas en las que los eventos inferiores se relacionan mediante conectores lógicos, que más allá de establecer las

relaciones causales entre variables, establecen la forma en la que suceden los eventos, es decir, simultanea o independientemente, asignando también probabilidades que vendrán a conformar rutas críticas que proveerán de información de interés para en análisis de la prevención de los sucesos de falla de interés. Una ventaja que se podría visualizar de las redes sobre los árboles de falla, es la presentación explicita y explicativa de las dependencias de las variables, la actualización del saber y el comportamiento frente a la incertidumbre. Sin embargo, se puede decir que las redes bayesianas y los árboles de falla son herramientas complementarias e inversa una de la otra, pues de un árbol se puede obtener una red y viceversa.

El modelado de ecuaciones estructurales (SEM) es un enfoque de modelado causal que combina información de causa y efecto con datos estadísticos para proveer una evaluación cuantitativa de relaciones entre las variables bajo estudio. Si las relaciones existen de manera significante, la construcción teórica es considerada valida y puede ser usada para proveer guías para la aplicación del modelo en práctica. Aunque SEM es buena para relaciones causales basadas teóricamente y para alguna extensión para predicción también, no es conveniente para diagnóstico de la situación y por tanto tiene limitaciones para el soporte de decisiones administrativas. Además, SEM modela principalmente relaciones lineales, si las relaciones no son lineales el efecto potencial de las variables independientes para explicar la varianza en las variables dependientes podría ser no aproximadamente conocidas, resultando en diagnóstico y predicción pobres.

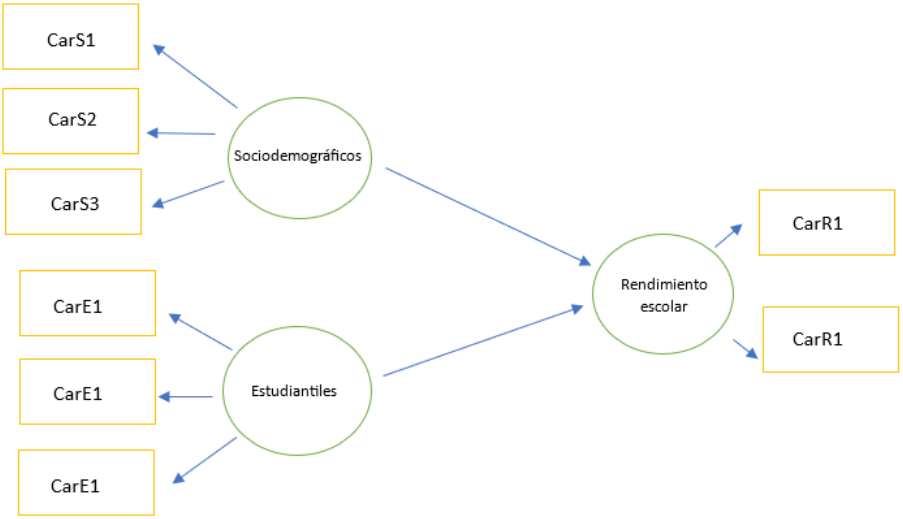
Estas limitaciones de SEM pueden ser cubiertas mediante el uso de Redes Bayesianas (BN). Las Redes Bayesianas son especialmente convenientes para predicción y diagnóstico y pueden ser entrenadas sobre la misma estructura con nuevos datos.

Además, las BNs son convenientes para modelar relaciones no lineales. De aquí que sean útiles para evaluar el impacto de cambios en la situación de modelado, sin embargo, las BNs tienen limitaciones en el modelado causal desde el punto de vista de la investigación de las ciencias sociales. Para establecer causalidad tres criterios deberán cumplirse: orden temporal, asociación y eliminación de alternativas poco convincentes. En modelado Bayesiano, las relaciones están basadas sobre asociaciones (independencia condicional), y para en cierta medida el orden temporal, pero el tercer criterio de eliminación de alternativas poco convincentes no es cumplido. El resultado es que las BNs no diferencian entre una relación causal y una relación espuria debido a que las relaciones causales no pueden ser averiguadas de datos estadísticos (Pearl, 1998). Aunque el modelo estructural teóricamente

válido puede ser forzado como una red Bayesiana, esta no es tan capaz como un SEM para explicaciones teóricas (Anderson et al. 2004). Otra limitación de las Redes Bayesianas desde la perspectiva de las ciencias sociales es que ellas no diferencian entre un constructo latente y sus medibles (variables observadas).

El modelo propuesto de ecuaciones estructurales a partir del que se trabajó en este documento es el mostrado en la Figura 5, donde se busca entender la relación existente entre el desempeño escolar de un alumno tomando en cuenta aspectos socioeconómicos y estudiantiles. De forma general se consideran tres características propias del estudiante, a las cuales se denominaron CarE1, CarE2 y CarE3; tres características del entorno sociodemográfico del estudiante, denominadas CarS1, CarS2 y CarS3; y dos variables relacionadas al rendimiento escolar, denominadas CarR1 y CarR2.

Figura 5. Modelo de ecuaciones estructurales para el análisis de rendimiento escolar.

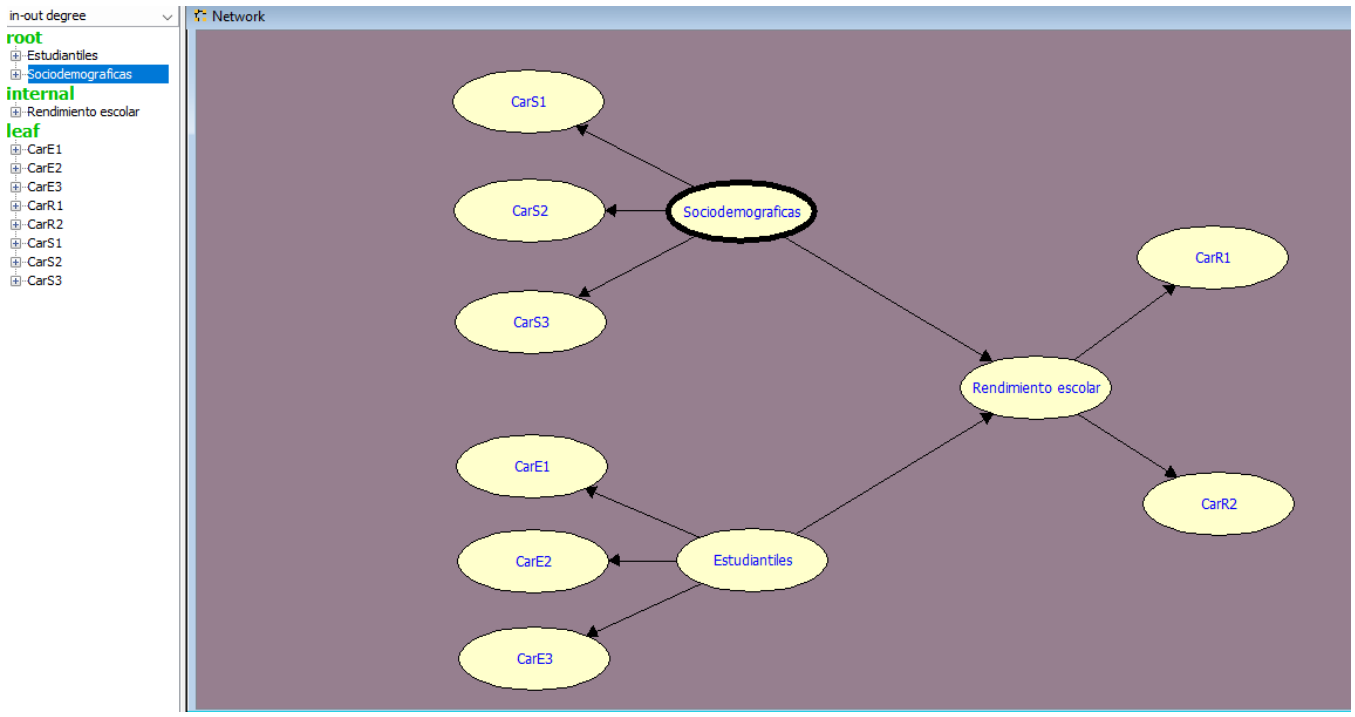


Fuente. Elaboración propia.

A partir del modelo propuesto se trabajó en el análisis del mismo mediante redes bayesianas y árboles de falla para obtener los mejores resultados del análisis de la situación propuesta.

Las redes bayesianas se construyen mediante la construcción de relaciones causales entre las variables que se toman en cuenta para el análisis de la situación de interés. Tomando en cuenta el modelo de ecuaciones estructurales, la red bayesiana resultante se presenta en la Figura 6.

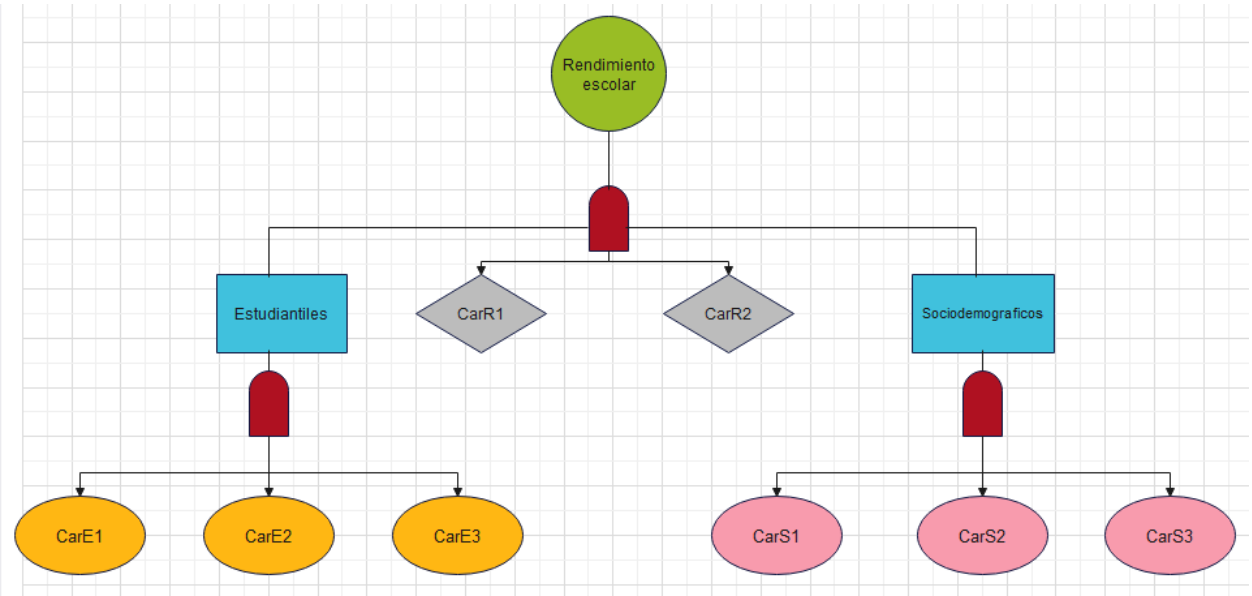
Figura 6. Red Bayesiana construida a partir del modelo de ecuaciones estructurales.



Fuente. Elaboración propia.

De igual forma, como se describió anteriormente, los árboles de falla son herramientas complementarias de las redes bayesianas, construyendo de forma inversa a la que se obtuvo la red. La Figura 7 muestra el árbol de falla obtenido.

Figura 7. Árbol de falla construida a partir del modelo de la red bayesiana.



Fuente. Elaboración propia.

A partir de una base de datos constituida por renglones de información referentes a las características tanto sociodemográficas, estudiantiles y de rendimiento escolar de estudiantes del TECNM/Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez se pudieron realizar cálculos probabilísticos que pueden ser ingresados a los modelos diseñados, cada uno a manera de responder y proveer de información que complemente la faltante del análisis de alguno de los tres modelos establecidos: redes bayesianas, ecuaciones estructurales y árboles de falla.

Para la obtención de los parámetros estadísticos se trabajó con una base de datos de 100 renglones, en donde cada uno de ellos representa las respuestas emitidas por los participantes. Uno de los pasos importantes dentro del modelado de ecuaciones estructurales, es la validación del instrumento de media, en este caso el cuestionario aplicable para obtener datos, el cual está diseñado por 8 preguntas, las cuales representan las 8 variables o nodos de nuestros modelos; las respuestas a estas preguntas están diseñadas en forma de escala, con valores entre el 1 y el 5, donde las respuestas van desde totalmente de acuerdo, mayormente de acuerdo, de acuerdo, en desacuerdo y totalmente en desacuerdo.

En la Figura 8 se muestran los resultados obtenidos por medio de una validación con el Alpha de Cronbach, para el cual los resultados deben de ser por encima de 0.9 para considerar que el instrumento es adecuado.

Figura 8. Validación del instrumento por medio de Alpha de Cronbach.

```
Reliability analysis
Call: alpha(x = datos2)

  raw_alpha std.alpha G6(smc) average_r S/N  ase mean  sd median_r
      0.95      0.95    0.92      0.71  19 0.03  2.9 1.3     0.85

    95% confidence boundaries
         lower alpha upper
Feldt     0.86  0.95  0.99
Duhachek  0.89  0.95  1.01

 Reliability if an item is dropped:
      raw_alpha std.alpha G6(smc) average_r S/N var.r med.r
CarE1      0.94      0.94    0.96      0.68  15 0.077  0.83
CarE2      0.94      0.94    0.94      0.69  15 0.081  0.83
CarE3      0.94      0.94    0.94      0.69  15 0.081  0.83
CarS1      0.95      0.95    0.94      0.73  19 0.099  0.91
CarS2      0.94      0.94    0.94      0.68  15 0.087  0.83
CarS3      0.93      0.93    0.96      0.66  14 0.085  0.83
CarR1      0.94      0.94    0.94      0.69  16 0.083  0.83
CarR2      0.97      0.97    0.94      0.83  34 0.028  0.91
```

Fuente. Elaboración propia.

A partir de lo anterior, se pueden tomar en cuenta los datos recopilados mediante la herramienta, para la cual se pueden calcular las probabilidades. En primera instancia, se procedió a calcular las

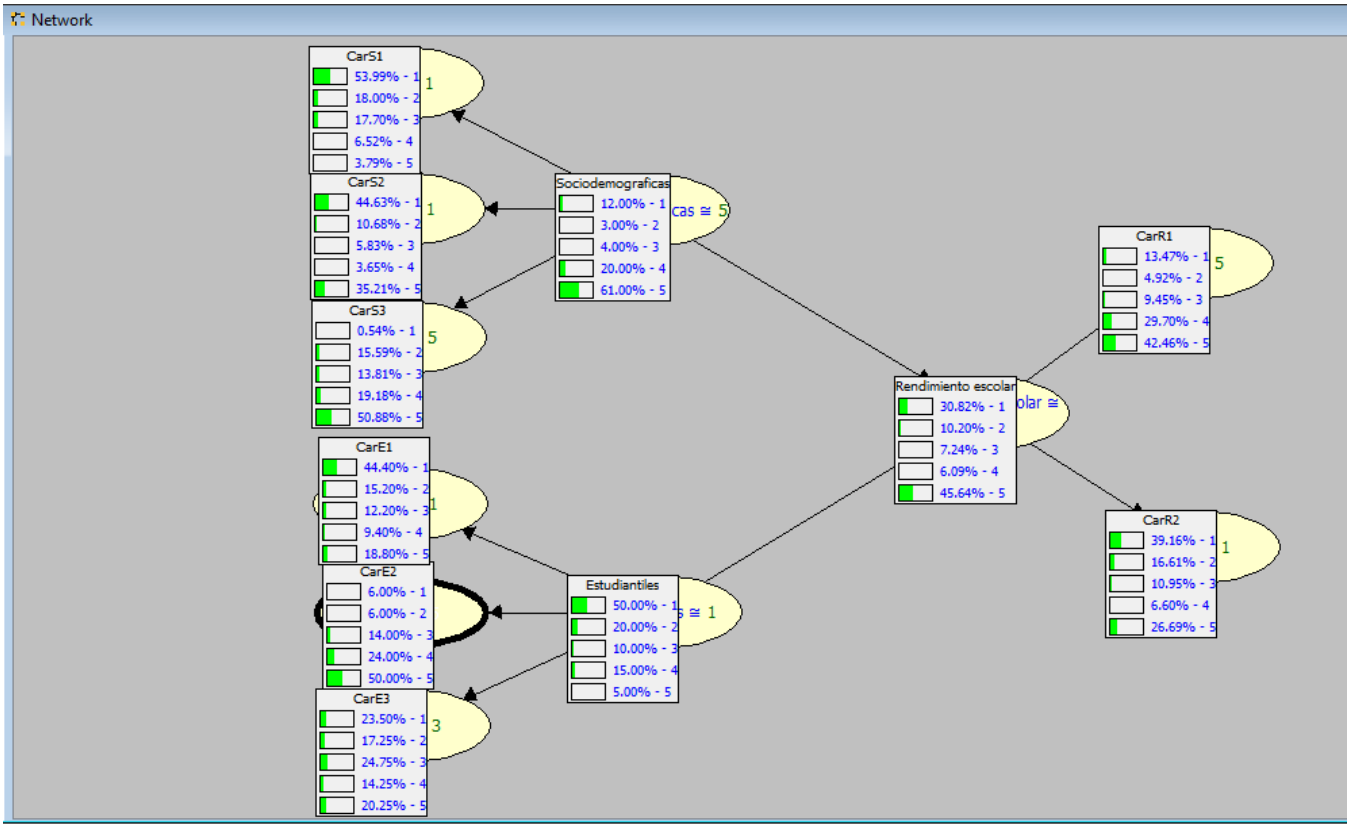
probabilidades condicionales y simples de la red bayesiana que vendrán a ser de utilidad para el cálculo de los CUT SETs del árbol de fallas y obtener la probabilidad de suceso del evento de interés.

DISCUSIÓN Y ANALISIS DE RESULTADOS

El modelo propuesto de ecuaciones estructurales a partir del que se trabajó en este documento es el mostrado en la Figura 5, donde se busca entender la relación existente entre el desempeño escolar de un alumno tomando en cuenta aspectos socioeconómicos y estudiantiles.

Tomando en cuenta una base de datos de 100 participantes fue posible calcular las probabilidades condicionales y simples de los nodos que forman parte de la red bayesiana. Lo anterior, da lugar al cálculo de las probabilidades a priori de cada uno de los nodos que conforman el árbol de falla, se muestran en la Figura 9 los resultados obtenidos.

Figura 9. Cálculo de las probabilidades a priori del modelo.



Fuente. Elaboración propia.

Estas probabilidades obtenidas en la red, permite que los CUT SETs del árbol, que se traduce como las fórmulas que ayudan a calcular las probabilidades del suceso de interés, sean obtenidas para la

posterior obtención de las conclusiones del evento en análisis. Estas probabilidades obtenidas, se traducen a probabilidades a priori del sistema.

Tabla 2. Probabilidades a priori del sistema.

Evento	Probabilidad a priori
Rendimiento escolar	0.4564
CarR1	0.2970
CarR2	0.3916
Sociodemográficas	0.61
CarS1	0.5399
CarS2	0.4463
CarS3	0.5088
Estudiantiles	0.50
CarE1	0.4440
CarE2	0.50
CarE3	0.2475

Fuente. Elaboración propia.

Esta forma de calcular puede ser expresado por medio de la unión de un número contable y finito de CUT SETs, esto es:

$$P(T) = \sum_{i=1}^{n} P(C_i) - \sum_{i<j=2}^{n} P(C_i \cdot C_j) + \sum_{i<j<k=3}^{n} P(C_i \cdot C_j \cdot C_k) + (-1)^{n-1} P(C_1 \cdot C_2 \dots C_n)$$

Así, los CUT SETs mínimos en donde se aplicaran las probabilidades obtenidas de la red bayesiana serán determinados por las puertas lógicas con las que el árbol de falla fue diseñado, siendo los siguientes:

Puerta Lógica AND

$$Estudiantiles = CarE1 \cdot CarE2 \cdot CarE3$$

$$Sociodemográficos = CarS1 \cdot CarS2 \cdot CarS3$$

$$P(Rendimiento\ escolar) = P(Estudiantiles) \cdot P(Sociodemograficas) \cdot P(CarR1) \cdot P(CarR2)$$

Así con ayuda de los datos obtenidos anteriormente podemos obtener que la probabilidad de que el rendimiento escolar de los alumnos sea exitoso tomando en cuenta las variables y tipo de relaciones existentes entre ellas es el siguiente:

$$Estudiantiles = (0.4440)(0.50)(0.2475) = 0.05$$

$$Sociodemográficos = (0.5399)(0.4463)(0.5088) = 0.122599$$

$$P(Rendimiento\ escolar) = (0.05)(0.122599)(0.2970)(0.3916) = 0.00071294$$

Los datos anteriores nos proporcionan información importante, debido a que recordando que se está analizando el rendimiento escolar, en base la falla del mismo, es decir que se obtenga un resultado negativo se puede determinar que la probabilidad de que el rendimiento de un individuo sea decadente es muy bajo, del 0.00712%, tomando en cuenta que las características tanto estudiantiles como sociodemográficas y los indicadores de rendimiento escolar establecidos son imprescindibles y se encuentran fuertemente relacionados, debido a que se están modelando por medio de un conector lógico "y" donde se determina que las variables tomadas en cuenta suceden de forma simultánea.

El análisis realizado en esta investigación se relaciona con otras desarrolladas en el ámbito estudiantil como las realizadas por Ponce y Gamarra (2015), al igual que Serra, et al. (2017), también Olmedo (2020) en donde se analizan las relaciones entre los estilos de aprendizaje y el rendimiento académico de estudiantes mediante métodos de correlación y análisis entre variables características de los estudiantes en el desarrollo de materias específicas. Al igual que los procedimientos realizados en la presente investigación se analizó la relación entre las variables, las implicaciones entre las mismas, diferencias y similitudes y permiten establecer un parteaguas para la actualización o mejoramiento de los planes de programa, estrategias educativas y líneas de aprendizaje.

CONCLUSIÓN

De este modo se hace evidente la importancia de analizar el alcance de las tres herramientas presentadas como un conjunto de procesos que permiten que el análisis y la evaluación de información referente a situaciones de interés sea más completa en base a la modelación que se elabora desde un inicio por medio de la estipulación de las relaciones existentes entre las variables.

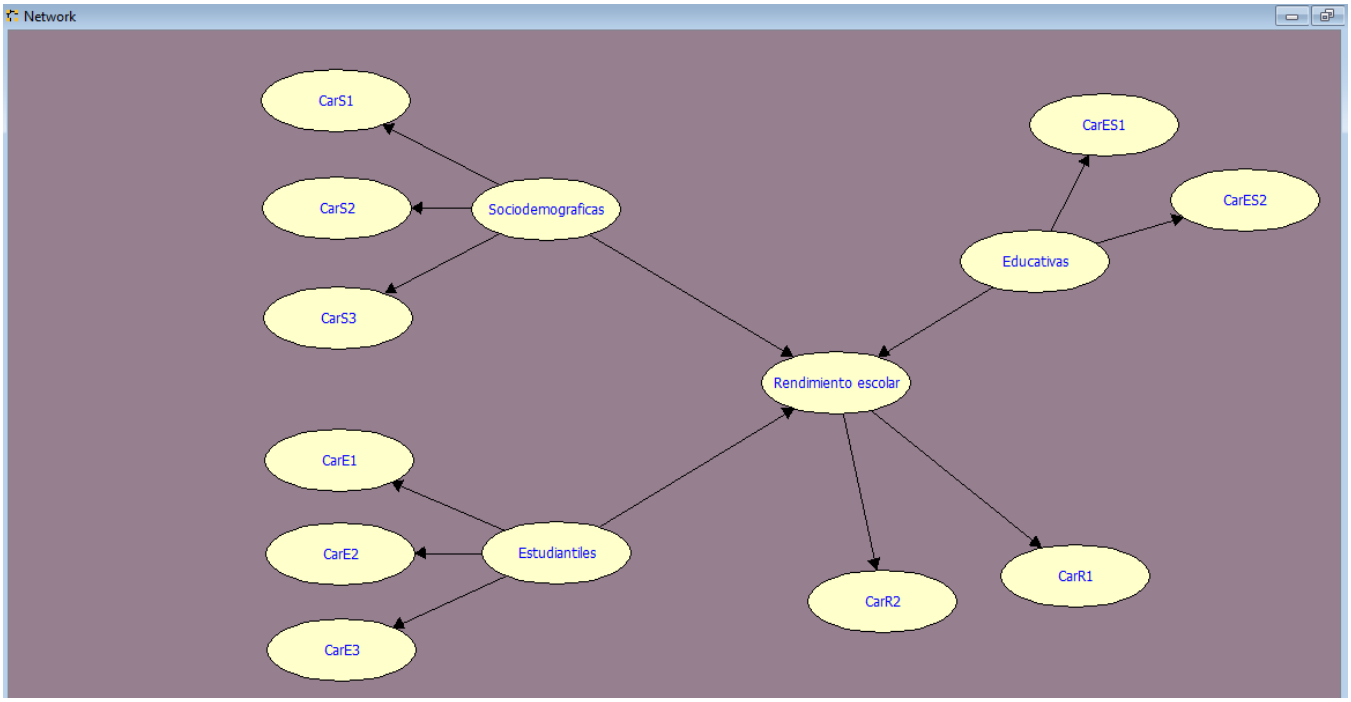
Es importante recalcar que todas las herramientas utilizadas cuentan con áreas de oportunidad que se mantienen en constante desarrollo, sin embargo el objetivo del presente trabajo es mostrar cómo se pueden entrelazar para poder crear modelos de análisis de situaciones en áreas sociales que utilizan

herramientas estadísticas para su comprensión, pero manteniendo un enfoque científico mediante la toma en cuenta de la importancia de la validación de los instrumentos que se utilizan para recolectar información y los métodos que se utilizan para analizar la información.

Se recomienda el continuar con la aplicación de metodologías en conjunto como medios de complementación entre ellos, que logren cubrir las fallas unos de otros. Además, se recomienda el seguir mostrando los alcances que tienen las herramientas estadísticas no solo en áreas de ingeniería, si no también mostrar su utilidad en las áreas sociales.

Una posible investigación sería dirigida a analizar la influencia de una nueva variable dentro del sistema como puede ser el analizar el impacto de las características de los docentes en el rendimiento escolar, tomando en cuenta experiencia, método de enseñanza, etcétera. La Figura 10 muestra el modelo propuesto de análisis.

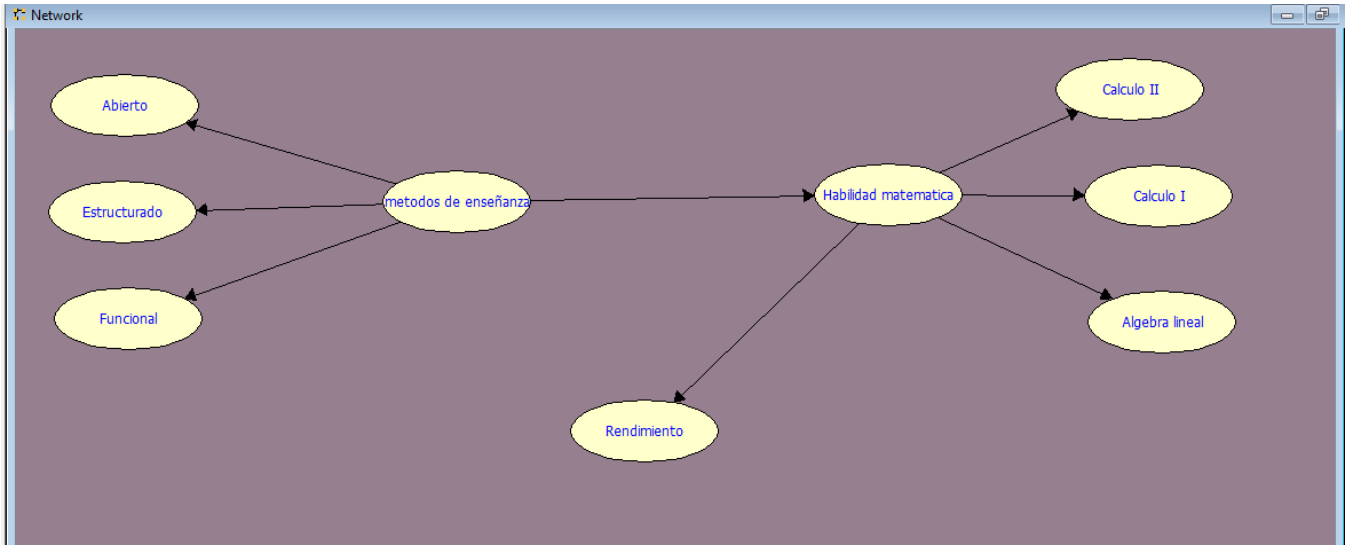
Figura 10. Modelo propuesto para análisis de la influencia de los docentes.



Fuente. Elaboración propia.

Por otro lado, sería interesante también analizar cómo el método de enseñanza de un docente influye en la capacidad de aprendizaje de un alumno en una materia especifica, como las ciencias exactas y estas a su vez en el rendimiento escolar. La Figura 11 muestra el modelo propuesto de estudio.

Figura 11. Modelo propuesto para análisis de la influencia los métodos de enseñanza en el rendimiento escolar.



Fuente. Elaboración propia.

AGRADECIMIENTOS

Se agradece a la comunidad que participó y permitió la recolección de datos ya que gracias a eso esta investigación se pudo llevar a cabo. Gracias a cada una de nuestras familias que nos apoyan en continuar en nuestro camino dentro de la investigación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Afifi, A. A., Clark, V. A., & Virginia, C. (1990). *Computer-aided Multivariate Analysis* (2a ed.). Kluwer Academic.

Aldás, J., Martí, J., Sanz, S., & Ruiz, C. (2013). Key factors ofteenagers' mobile advertising acceptance. *Industrial Management* (3 Data Systems), (113), 732–749.

Anderson, R. T., Skovlund, S. E., Marrero, D., Levine, D. W., Meadows, K., Brod, M., & Balkrishnan, R. (2004). Development and validation of the insulin treatment satisfaction questionnaire. *Clinical therapeutics*, *26*(4), 565–578.

Arbuckle J. (2003). *Amos user's guide.* SmallWaters Corporation.

Bentler, P. (1995). *Los modelos de ecuaciones estructurales y su aplicación en el índice europeo de satisfacción al cliente*. Universidad de Zaragoza.

Bustamante, T., Dávila Aragón, A., & Ibarra, G. (2019). Gestión de la tecnología e innovación: un Modelo de Redes Bayesianas. *Economía: teoría y práctica*, (50), 63-100.

Chonawee, S., Kenyon, C. Y., & Heusler, L. (2006). Cause to Effect Operational Risk Quantification and Management. *Palgrave Macmillan Journals*, *8*(1), 16–42.

Contini, S., & Matuzas, V. (2012). Coupling decomposition and truncation for the analysis of complex fault trees. *Journal of Risk and Reliability*, *226*(3), 249–261.

Escobedo Portillo, M. T., Hernández Gómez, J. A., Ortega, V., & Moreno, G. (2016). Modelos de ecuaciones estructurales: Características, fases, construcción, aplicación y resultados. *Ciencia & trabajo*, *18*(55), 16–22.

González, C. (2021, julio 9). *Análisis árbol de fallas (FTA), qué es y cómo se utiliza – Software GMAO*. https://software.aeromarine.es/analisis-arbol-de-fallas-fta-que-es-y-como-se-utiliza/. Aeromarine.

Kaplan, D. (2000). *Structural equation modeling: Foundations and extensions*. SAGE publications

Kline, R. B. (2023). *Principles and practice of structural equation modeling* (5a ed.). Guilford Press.

Lopez, G. A., Alonso, I., Mazaira, Z., & Ricardo, H. (2018). Árbol de fallo como herramienta para la mejora de procesos. Estudio de caso cementera XPZ. *Revista Espacios*, *39*(06), 19.

Olmedo-Plata, J. M. (2020). Estilos de aprendizaje y rendimiento académico escolar desde las dimensiones cognitiva, procedimental y actitudinal. *Revista de estilos de aprendizaje*, (13), 143–159.

Pearl, J. (2014). *Probabilistic reasoning in intelligent systems: Networks of plausible inference*. Morgan Kaufmann. https://doi.org/10.1016/c2009-0-27609-4

Ponce Cumbreras, J., & Gamarra Bustillos, C. (2015). Estilos de Aprendizaje y Rendimiento Académico en Estudiantes de la Universidad María Auxiliadora. *Ágora Revista Científica*, *2*(1), 105–111. https://doi.org/10.21679/arc.v2i1.24

Serra-Olivares, J., Muñoz Valverde, C. L., Cejudo Armero, C., & Gil Madrona, P. (2016). Estilos de aprendizaje y rendimiento académico de universitarios de Educación Física chilenos (Learning styles and academic performance of Chilean Physical Education university students). *Retos digitales*, (32), 62–67. https://doi.org/10.47197/retos.v0i32.51919

Terán Bustamante, A., Dávila Aragón, G., & Castañón Ibarra, R. (2019). Gestión de la tecnología e innovación: un Modelo de Redes Bayesianas. *Economía: teoría y práctica*, (50), 63-100.

TABLA TRABAJO COLABORATIVO

Rol	Autor (es)
Conceptualización	Luz Angélica Aguilar Chávez
Metodología	Luz Angélica Aguilar Chávez, Manuel Arnoldo Rodríguez Medina (Igual), Ericka Berenice Herrera Ríos, Jorge Adolfo Pinto Santos
Software	Xóchitl Graciela Aguilar Rivas (igual)
Validación	Luz Angélica Aguilar Chávez, Xóchitl Graciela Aguilar Rivas (igual)
Análisis Formal	Luz Angélica Aguilar Chávez, Manuel Arnoldo Rodríguez Medina, Xóchitl Graciela Aguilar Rivas, Ericka Berenice Herrera Ríos, Jorge Adolfo Pinto Santos (igual)
Investigación	Luz Angélica Aguilar Chávez, Xóchitl Graciela Aguilar Rivas (igual)
Recursos	Manuel Arnoldo Rodríguez Medina, Ericka Berenice Herrera Ríos, Jorge Adolfo Pinto Santos
Curación de datos	Luz Angélica Aguilar Chávez, Xóchitl Graciela Aguilar Rivas (igual)
Escritura - Preparación del borrador original	Luz Angélica Aguilar Chávez
Escritura - Revisión y edición	Luz Angélica Aguilar Chávez, Manuel Arnoldo Rodríguez Medina, Ericka Berenice Herrera Ríos, Jorge Adolfo Pinto Santos (igual)