



Modelación de insolvencia en hospitales quirúrgicos y medicina general en el sector salud

Insolvency modelling in surgical hospitals and general medicine in the health sector

Armando Lenin Támara Ayús*, Mayra Alejandra Ospina Roa,
Alejandra Vera Bocanegra

Universidad Escuela de Administración Finanzas e Instituto Tecnológico, Colombia

Recibido el 24 de septiembre de 2025; aceptado el 19 de febrero de 2026

Disponible en Internet el: 25 de junio de 2026

Resumen

Este estudio analiza la insolvencia en Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (IPS) en Colombia, específicamente hospitales quirúrgicos y de medicina general, mediante técnicas de árboles de decisión (CHAID) y modelos de inteligencia artificial (red neuronal y red bayesiana). Se empleó una base de datos de 269 IPS distribuidas en cinco regiones del país, considerando 11 variables financieras y 3 no financieras (localización, antigüedad y transparencia). Los resultados evidencian una correlación significativa entre las variables financieras y la insolvencia empresarial. Los modelos CHAID y red neuronal alcanzaron precisiones superiores al 92%, mientras que la red bayesiana obtuvo un 77,28%, confirmando la efectividad de los enfoques propuestos para predecir riesgos financieros en el sector salud.

Código JEL: C51, C52, M14, M21

Palabras clave: quiebra empresarial; árbol de decisión; red neuronal; red bayesiana

* Autor para correspondencia

Correo electrónico: atamaraa@eafit.edu.co (A. L. Támara Ayús).

La revisión por pares es responsabilidad de la Universidad Nacional Autónoma de México.

<https://doi.org/10.22201/fca.24488410e.2026.5810>

0186- 1042/© 2019 Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Contaduría y Administración. Este es un artículo Open Access bajo la licencia CC BY-NC-SA (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>)

Abstract

This study analyzes insolvency in Healthcare Provider Institutions (HPIs) in Colombia, specifically surgical and general medicine hospitals, using decision tree analysis (CHAID) and artificial intelligence models (neural network and Bayesian network). A database of 269 HPIs distributed across five regions of the country was used, considering 11 financial and 3 non-financial variables (location, age, and transparency). The results show a significant correlation between financial variables and business insolvency. The CHAID and neural network models achieved accuracy exceeding 92%, while the Bayesian network obtained 77.28%, confirming the effectiveness of the proposed approaches for predicting financial risks in the healthcare sector.

JEL Code: C51, C52, M14, M21

Keywords: business bankruptcy; decision tree; neural network; bayesian network

Introducción

El estudio del “fracaso empresarial” tiene sus raíces en los trabajos pioneros de Beaver (1966) y Altman (1968), quien acuñó el término “quiebra empresarial” para referirse a la incapacidad de las organizaciones de cumplir con sus obligaciones financieras. Ambos conceptos han sido utilizados históricamente para describir situaciones en las que las empresas incumplen compromisos de pago frente a proveedores o acreedores. De acuerdo con Jánica et al. (2023), independientemente de la terminología empleada, el fracaso o la quiebra empresarial se manifiesta cuando una entidad carece de liquidez suficiente para atender sus obligaciones en los plazos establecidos, lo que refleja una pérdida de capacidad para sostener sus compromisos económicos futuros.

En Colombia, el concepto de “fracaso” o “quiebra” empresarial se reemplaza por el término “insolvencia”, conforme a la Ley 1116 de 2006. No obstante, esta normativa excluye a las Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (IPS), que solo pueden acogerse a la liquidación voluntaria o a la cancelación de la matrícula mercantil, según lo dispuesto en el Decreto 2462 de 2013 y la Circular 001 de 2018 emitida por la Superintendencia Nacional de Salud (Supersalud). Ante esta limitación normativa, se hace necesario monitorear tanto variables financieras como no financieras que permitan anticipar escenarios de insolvencia en las IPS, con el propósito de apoyar la toma de decisiones gerenciales y evitar que estas entidades se vean obligadas a procesos de liquidación.

Esta investigación se fundamenta en la Teoría de la Firma propuesta por Coase (1937) y se enmarca en la línea de estudios sobre insolvencia empresarial desarrollada por autores como Kim (2010), Prada et al. (2017), Támara et al. (2018), Echeverri y Tamara (2020) y Rodríguez et al. (2022). El objetivo es modelar la insolvencia en Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (IPS) clasificadas como hospitales quirúrgicos y de medicina general en Colombia, mediante la aplicación de técnicas de árboles

de decisión, específicamente el algoritmo CHAID, y métodos de inteligencia artificial como redes neuronales y redes bayesianas. El enfoque metodológico se sustenta en trabajos previos sobre análisis predictivo, entre ellos Soukal et al. (2024) y Jánica et al. (2023) para árboles de decisión, y Park y Hancer (2012) junto con Gavurova et al. (2022) para modelos basados en inteligencia artificial, todos ellos bajo una visión de complementación entre los modelos.

La estructura del presente trabajo se organiza en una secuencia que inicia con la Introducción, donde se expone el contexto y la relevancia del estudio; continúa con el Marco teórico, que presenta los fundamentos conceptuales y antecedentes; sigue la Metodología, en la que se describen los métodos y técnicas empleadas. Posteriormente, se presentan los Resultados acompañados del análisis correspondiente; luego se desarrolla la Discusión, donde se interpretan los hallazgos y se contrastan con estudios previos. A continuación, se incluyen las Conclusiones, que sintetizan los aportes y limitaciones del trabajo; y finalmente se incorporan las Referencias bibliográficas, que recopilan las fuentes utilizadas en la investigación.

Marco teórico

Sistema de salud en Colombia

El Sistema Nacional de Salud colombiano está regulado por la Ley 100 de 1993, que establece el Sistema General de Seguridad Social en Salud (SGSSS) bajo la supervisión del Ministerio de Salud y Protección Social y el Ministerio del Trabajo. Esta normativa introdujo un modelo basado en mecanismos de oferta y demanda para ampliar cobertura y calidad, estructurado en tres entidades: Administradoras de Riesgos Laborales (ARL), Entidades Promotoras de Salud (EPS) y Administradoras de Fondos de Pensiones (AFP). Las EPS actúan como intermediarias entre oferta y demanda, gestionando afiliación y redes de prestación mediante dos regímenes: contributivo (financiado por aportes) y subsidiado (recursos estatales y parafiscales). Las EPS del régimen subsidiado operan como Administradoras del Régimen Subsidiado (ARS). Este esquema, similar al de países como Argentina, Ecuador y Perú, resulta relevante para el análisis de insolvencia empresarial en el sector salud sudamericano. En la prestación de servicios, la Ley 100 faculta a las EPS, bajo supervisión de la Superintendencia Nacional de Salud, para garantizar el Plan Obligatorio de Salud (POS) mediante Instituciones Prestadoras de Salud (IPS), que pueden ser públicas, privadas o mixtas. Las IPS, autónomas en lo administrativo, técnico y financiero, deben cumplir principios de calidad y eficiencia, y se organizan en modalidades como hospitales, clínicas, laboratorios y consultorios.

En el ámbito de la prestación de servicios de salud, la Ley 100 de 1993, a través de la Supersalud, faculta a las EPS para garantizar el POS mediante las IPS, las cuales pueden ser entidades oficiales, mixtas, privadas, comunitarias o solidarias, encargadas de brindar atención a los afiliados del SGSSS, tanto dentro como fuera de las EPS. Esta normativa establece la obligatoriedad de que las EPS suscriban contratos con las IPS para la atención de sus afiliados, lo que constituye un elemento diferenciador frente a otros sectores de la economía colombiana. Asimismo, la Ley 100 impone a las IPS principios fundamentales de calidad y eficiencia, otorgándoles autonomía administrativa, técnica y financiera. En función del tipo de servicio, las IPS en Colombia pueden adoptar diversas modalidades, tales como clínicas, hospitales, laboratorios y consultorios, entre otros.

Insolvencia empresarial en Colombia

La insolvencia empresarial en Colombia se entiende como la incapacidad de una organización para cumplir oportunamente con las obligaciones económicas previamente adquiridas, regulándose mediante un régimen que establece procedimientos orientados a la liquidación judicial, disponiendo ante el juez del concurso todos los bienes de la empresa con el fin de cesar su actividad comercial. En el caso de las IPS, estos procesos se rigen por el Decreto 2462 de 2013 (numerales 12 y 16) y la Circular 001 de 2018, expedidos por la Supersalud. El Decreto 1217 de 2017, que adiciona el Capítulo 3 al Título 5 de la Parte 5 del Libro 2 del Decreto 780 de 2016, contempla la adopción voluntaria del programa de desmonte progresivo por parte del máximo órgano social de la entidad vigilada, previa aprobación de la Supersalud, como medida preventiva cuando se prevea que en el corto o mediano plazo no será posible cumplir con los requerimientos legales para operar en condiciones adecuadas. Finalmente, el artículo 68 de la Ley 715 de 2001, en su inciso quinto, confiere a la Supersalud la facultad de realizar intervención forzosa administrativa para administrar o liquidar las entidades vigiladas, incluidas las IPS.

Revisión de literatura

El enfoque financiero de este estudio se origina en los trabajos pioneros de Fitzpatrick (1932), quien empleó indicadores financieros para analizar la “quiebra” empresarial; posteriormente, Beaver (1966) incorporó técnicas estadísticas para estudiar el “fracaso” empresarial y, más adelante, Altman (1968) desarrolló un modelo basado en análisis discriminante para pronosticar dicho evento. Históricamente, los términos “quiebra” y “fracaso” se han utilizado como sinónimos para describir el mismo fenómeno; sin embargo, investigaciones como las de Tascon y Castaño (2012), Támara et al. (2019) y Jánica et al. (2023)

evidencian que, en la actualidad, la denominación del evento depende de la normativa legal vigente en cada país.

Kliestik et al. (2020) señalan que la salud financiera de una empresa constituye uno de los indicadores más relevantes para evaluar su potencial de crecimiento a largo plazo, así como su éxito operativo en entornos competitivos de mercado. En esta misma línea, Chernichenko y Kotov (2021), Closset et al. (2023) y Habermann y Fischer (2023) afirman que las quiebras empresariales representan una de las principales causas de las crisis económicas internas en los países, dado que generan riesgos significativos para la inversión extranjera debido al ineficiente manejo de los recursos, lo que se traduce en pérdidas económicas y sociales.

Beauvais et al. (2023) revela que los factores estructurales y operativos (costos, reembolsos, gasto de personal) tienen incidencia en la quiebra de hospitales en un el corto plazo, lo que provoca una cadena de insolvencia en el sector salud, evidenciando una insostenibilidad financiera por parte de estas empresas. Shanmugam et al. (2024) proponen un enfoque estocástico para predecir la probabilidad de quiebra hospitalaria, demuestran que los desajustes entre los ingresos y los gastos aumentan la probabilidad de insolvencia, con lo cual el desarrollo de modelo de alerta temprana se hace necesario. Oner et al. (2024) mencionan los niveles altos de endeudamiento, liquidez baja e insuficiencia de los flujos de caja como elementos causantes en el riesgo de la insolvencia financiera.

Malone et al. (2024) desarrollan un modelo predictivo actualizado para hospitales rurales basados en 14.000 observaciones que considera desempeño financiero, reembolso gubernamental, características organizacionales y de mercado. Coates et al. (2025) analizan a través del stress financiero como los cierres y fusiones de hospitales rurales afectan la estabilidad financiera del sistema hospitalario en su conjunto, con lo cual, no solo interesa la insolvencia de los hospitales, sino el cierre de la sostenibilidad del sistema de manera general. En general, todos los estudios antes mencionados subrayan que la insolvencia financiera no es un evento fortuito, más bien el final de un sin número de presiones estructurales, operativas y de flujo de caja, lo que implica generar una prevención a través de modelos predictivos sólidos.

En Colombia, Echeverri y Tamara (2020) realizaron un estudio general sobre la insolvencia en las IPS entre los años 2010 y 2019, evidenciando que los indicadores financieros son variables determinantes en este tipo de análisis, destacando la razón corriente como el principal indicador para clasificar y predecir el evento con uno o dos años de anticipación, hallazgo que coincide con lo reportado por Suárez et al. (2017), Prada et al. (2017) y Támara et al. (2018). Por su parte, Rodríguez et al. (2022) señalan que gran parte del déficit patrimonial de las EPS se origina en las deudas mantenidas con las IPS, derivadas de condiciones contractuales, tarifas y modalidades de pago desfavorables, lo que conduce a retrasos en los pagos debido a la inviabilidad financiera de las EPS.

La sostenibilidad financiera del sector salud colombiano enfrenta riesgos asociados a vacíos en políticas públicas, limitaciones gerenciales y gestión del talento humano. Barrera y Barrera (2025) advierten que la falta de mecanismos eficientes para asignación de recursos incrementa la vulnerabilidad institucional. Grijalva y Contreras (2025) señalan que las competencias gerenciales son críticas para evitar quiebra, mientras que Ramos et al. (2025) destacan la influencia de la gestión del recurso humano en la eficiencia operativa. Estos factores, en conjunto, determinan la capacidad de las IPS para prevenir insolvencia.

Metodología

Los alcances del trabajo es presentar los resultados de la insolvencia empresarial en las IPS a través de tres metodologías diferente, árboles de decisión, red neuronal y red bayesiana. La originalidad del trabajo se basa en la implementación de tres variables no financieras, en este caso, localización, edad y transparencia.

Árboles de decisión

El objetivo es particionar un conjunto de datos D en subconjuntos más homogéneos con respecto a la variable objetivo. Para ello, se dispone de un conjunto de entrenamiento con la $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, donde x_i representa un vector de características y y_i corresponde a la clase o valor objetivo.

Un árbol de decisión determina la partición en cada nodo utilizando una medida de impureza definida como $H(D) = -\sum_{k=1}^K P_k \cdot \log_2(P_k)$, donde $p_k = \frac{n_k}{n}$ representa la proporción de elementos pertenecientes a la clase k . Cuando $H(D) = 0$, todas las observaciones corresponden a una misma clase. Para variables numéricas X , se consideran posibles umbrales t , generando dos subconjuntos: $D_1 = \{x \in D: X \leq t\}$ y $D_2 = \{x \in D: X > t\}$ evaluados mediante la ganancia de información $IG(t) = I(D) - \left[\frac{|D_1|}{|D|} I(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|} I(D_2) \right]$. El umbral óptimo se define como $t^* = \arg \max_t IG(t)$. Cabe señalar que los árboles completamente puros tienden al sobreajuste, por lo que se introduce un costo regularizado $C_\alpha(T) = C(T) + \alpha |T|$, donde $C(T)$ es el error total del árbol, $|T|$ el número de hojas y α un parámetro que controla el equilibrio entre complejidad y ajuste.

Red neuronal

Una red neuronal es una función paramétrica compuesta por capas cuyo propósito es aprender una representación que permita realizar pronósticos, en este caso, sobre la probabilidad de insolvencia financiera de las empresas. Estas capas transforman las variables de entrada mediante funciones no lineales, generando una estructura que incluye una capa de entrada con variables x_1, x_2, \dots, x_n , una capa oculta con función de activación ReLU (o sigmoide) y una capa de salida con activación sigmoide para clasificación binaria. Matemáticamente, cada neurona h_j en la capa oculta se calcula como $z_j = \sum_{i=1}^n w_{ij}^{(1)} x_i + b_j^{(1)}$, seguida de $h_j = \phi(z_j)$ donde $w_{ij}^{(1)}$ son los pesos asociados a las entradas, $b_j^{(1)}$ el sesgo de la neurona y ϕ la función de activación, que puede ser ReLU, tanh o sigmoide, entre otras.

La estructura matemática de la capa de salida se define como $z = \sum_j w_j^{(2)} h_j + b^{(2)}$, donde la predicción \hat{y} se obtiene mediante la función sigmoide $\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$, representando la probabilidad de pertenencia a la clase 1. La función de pérdida utilizada corresponde a la entropía cruzada, expresada como $L = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [y_i \cdot \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - \hat{y}_i)]$. El entrenamiento del modelo se realiza mediante el algoritmo de retropropagación (backpropagation) combinado con descenso de gradiente, lo que permite actualizar los pesos y minimizar la pérdida, incrementando así la capacidad predictiva del modelo.

Red bayesiana

Una red bayesiana se define como el par $B=(G,\Theta)$, donde $G=(V,E)$ corresponde a un grafo dirigido acíclico (DAG) y Θ representa el conjunto de distribuciones de probabilidad condicional (CPDs). En esta estructura, cada nodo $X_i \in V$ representa una variable aleatoria y cada arco $X_j \rightarrow X_i$ indica que X_j es padre de X_i . Si $P_a(X_i)$ denota el conjunto de padres de X_i la red codifica la distribución conjunta como $P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | P_a(X_i))$, de manera que la descomposición de la distribución conjunta se realiza conforme a la estructura del grafo.

En el cálculo de la probabilidad en una red bayesiana, dado un conjunto de evidencia E , se determina $P(Q | E)$, lo que constituye el problema de inferencia. Matemáticamente, se expresa como $P(Q|E) = \frac{P(Q,E)}{P(E)} = \frac{\sum_H \prod_i P(X_i | P_a(X_i))}{\sum_{Q,H} \prod_i P(X_i | P_a(X_i))}$, donde H representa las variables ocultas que no forman parte de la evidencia ni de la consulta, y el denominador corresponde al término de normalización. En síntesis, la red completa se define mediante la factorización $P(X) = \prod_i P(X_i | P_a(X_i))$ y la inferencia se calcula como $P(XQ|E) \propto \sum_H \prod_i P(X_i | P_a(X_i))$.

Base de datos

La base de datos proviene de EMIS University e incluye 269 IPS clasificadas como “Hospitales quirúrgicos y de medicina general” y “Hospitales”, según el criterio NAICS, para el período 2019-2023, estableciendo una línea base de cinco años. La muestra representa el 83% de la población total; el 17% restante se excluyó por falta de información completa. Geográficamente, las IPS se concentran en la región Andina (56%) y Caribe (30%), seguidas por la Pacífica (11%) y, en menor proporción, Amazonía y Orinoquía (1,5% cada una), distribución asociada a factores como densidad poblacional, desarrollo económico, infraestructura sanitaria y políticas favorables.

Variables dependientes

La insolvencia empresarial se aborda bajo un enfoque binario, asignando el valor 1 a las IPS en condición de insolvencia y 0 a aquellas que se encuentran solventes. La categorización de las IPS se realiza con base en el puntaje obtenido en el Z-Score propuesto por Altman (1968), según la información proporcionada por la base de datos EMIS University.

Variables independientes

Las primeras once variables presentadas en la Tabla 1 corresponden a indicadores financieros, seleccionados con base en los estudios de Kim y Upneja (2021), Matenda et al. (2022) y Lombardo et al. (2022), mientras que las últimas tres variables son de carácter no financiero se sustentan en los trabajos de Serrano et al. (2007), Hafeez y Kar (2023) y Soukal et al. (2024).

Tabla 1
 Variables financieras de los modelos

Ratios	Código	Ítem	Fórmula
Rentabilidad	ROA	Rentabilidad operativa de los Activos	Utilidad Neta / Activos
	ROE	Rentabilidad operativa del Patrimonio	Utilidad Neta / Patrimonio
	MO	Margen Operacional	Utilidad Operacional / Ventas Netas
	ME	Margen Ebitda	EBITDA / Ventas Netas
	ROAO	ROA Operativo	Utilidad Operacional / Activos
	RAC	Rotación Del Activo Corriente	Ventas Netas / Activos Corrientes
	RAT	Rotación De Activos Totales	Ventas Netas / Total de Activos

Eficiencia	RCT	Rotación Capital de Trabajo	Ventas Netas / (activos corrientes - pasivos corrientes)
Liquidez	RC	Razón Corriente	Activos Corrientes / Pasivos Corrientes
	PA	Prueba Ácida	(Activos Corrientes – Inventarios Neto) / Pasivos Corrientes
Cobertura	RCI	Razón de cubrimiento de intereses	Utilidad Operativa / Gasto Intereses
Localización	L	Ubicación geográfica dentro del territorio colombiano.	1. Caribe
			2. Pacífica
			3. Andina
			4. Amazonía
			5. Llanos Orientales
Edad	E	Años desde su constitución legal y comercial.	1. <5 años
			2. ≥5 y ≤10 años
			3. >10 años
Página Web	W	Información disponible en Internet por parte de la empresa.	0. No posee
			1. Posee

Fuente: elaborado por los autores con base en los datos de EMIS University.

Hipótesis planteadas

En relación con las variables financieras, se plantean las siguientes hipótesis que se validaran a lo largo de la investigación.

Hipótesis 1 (H1): Los indicadores de rentabilidad (ROA, ROE, MO, ME, ROAO) presentan una relación inversa significativa con el nivel de insolvencia de las IPS.

Se plantea que las IPS con niveles elevados y positivos de rentabilidad y márgenes de utilidad presentan una mayor capacidad de permanencia en el sistema de salud colombiano, dado que estas condiciones reducen significativamente su probabilidad de insolvencia.

Hipótesis 2 (H2): Los indicadores de eficiencia (RAC, RAT, RCT) presentan una relación inversa significativa con el nivel de insolvencia de las IPS.

La rotación eficiente de activos y capital de trabajo contribuye a incrementar la productividad empresarial; por ello, se plantea que las IPS con altos niveles de rotación en estos indicadores presentan una menor probabilidad de insolvencia.

Hipótesis 3 (H3): Los indicadores de liquidez (RC, PA) presentan una relación inversa significativa con el nivel de insolvencia de las IPS.

La liquidez constituye un factor crítico para atender las necesidades y obligaciones de corto plazo en las IPS; en consecuencia, se plantea que aquellas con niveles elevados de liquidez presentan una menor probabilidad de insolvencia.

Hipótesis 4 (H4): El indicador de cobertura (RCI) presenta una relación inversa significativa con el nivel de insolvencia de las IPS.

El cumplimiento en la cobertura de intereses constituye un factor clave para garantizar respaldo financiero en las IPS. Por ello, se plantea que aquellas instituciones con un alto ratio de cobertura de intereses presentan una menor probabilidad de insolvencia.

Un aporte relevante de esta investigación consiste en incorporar variables no financieras en la modelación, específicamente localización, antigüedad y transparencia (medida por la presencia de página web). Estas variables se encuentran respaldadas por los estudios de Serrano et al. (2005), Serrano et al. (2007), Rodríguez et al. (2017), Hafeez y Kar (2023) y Soukal et al. (2024), respectivamente.

Hipótesis 5 (H5): La localización geográfica ejerce un efecto significativo, tanto positivo como negativo, sobre el nivel de insolvencia de las IPS.

Se plantea que las IPS localizadas en las regiones Andina y Caribe presentan una menor probabilidad de insolvencia, dado que concentran la mayor proporción de población afiliada a los regímenes de salud en Colombia. Esta alta densidad de afiliados incrementa el flujo de ingresos, lo que favorece la estabilidad financiera de las instituciones.

Hipótesis 6 (H6): La antigüedad de la institución influye de manera significativa y negativa en el nivel de insolvencia de las IPS.

Las IPS con mayor antigüedad evidencian madurez organizacional y consolidación en el sector salud; por ello, se plantea que una mayor edad institucional se relaciona con una menor probabilidad de insolvencia.

Hipótesis 7 (H7): La transparencia institucional ejerce un efecto significativo e inverso sobre el nivel de insolvencia de las IPS.

La presencia de una página web se considera un indicador de transparencia institucional, al permitir que la IPS ponga a disposición del público información sobre sus servicios y, potencialmente, sobre su situación financiera. En este sentido, se plantea que un mayor nivel de transparencia se asocia con una menor probabilidad de insolvencia.

Resultados

Árbol CHAID

La figura 1 muestra las relaciones entre las variables divididas y el factor relacionado asociado dentro del árbol, con lo cual se establece con una profundidad de 4. Del total de la muestra de IPS del sector salud analizadas en el estudio, el 64,9% tiene una situación de solvencia y el 34,1% presenta una situación

1 y 1,37, ya que un ROA inferior a 5,27 predice insolvencia en un 69,23%, mientras que aquellas con ROA superior a dicho umbral no presentan insolvencia. La tercera línea del árbol está definida por la Rotación de Capital de Trabajo (RCT), donde para IPS con RCI mayor a 1,44, un RCT inferior a 0,75 predice insolvencia con un 84,61%. Finalmente, la Figura 1 muestra que el ROA vuelve a ser relevante en la cuarta línea, pues para IPS con RCT menor a 0,75, un ROA superior a 3,25 predice insolvencia con un 100%. En cuanto a la precisión del modelo, el árbol CHAID alcanza un 92,16% en la base de entrenamiento y un 85,34% en la base de validación.

En resumen, la tabla 2 muestra la validez de las hipótesis 1, 2, 3 y 4 basados en un P-valor menor a 0,05, todas ellas con variables muy específicas, es decir, en este la técnica de árboles de decisión no requiere de todas las variables financieras para la modelación y cabe resaltar, que no hace uso de ninguna variable no financiera.

Tabla 2
Valores para validar hipótesis del Árbol de decisión.

Relaciones	Estadístico t	P Valor	Hipótesis
H1: relación Insolvencia versus ROA	7,879	0,025	Se acepta
H2: relación Insolvencia versus RCT	6,346	0,035	Se acepta
H3: relación Insolvencia versus RC	87,399	0,000	Se acepta
H4: relación Insolvencia versus RCI	7,131	0,045	Se acepta

Fuente: Construido por los autores con el IBM SPSS Modeler 18.0.

Red neuronal

La red neuronal de la figura 2 presenta 4 neuronas, la cual utiliza las 14 variables independientes planteadas en el estudio, mostrando la red de conexiones con los predictores seleccionados. La conexión y la fortaleza presentada entre las neuronas y las variables independientes se muestra a través de la saturación y el grosor de cada línea.

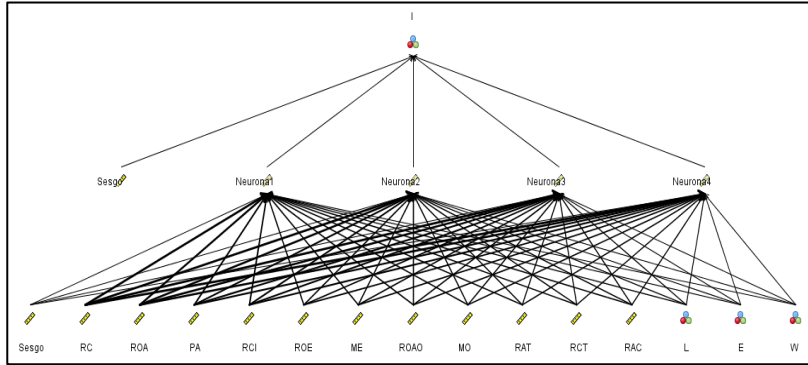


Figura 2. Salida de la Red Neuronal del modelo de insolvencia.
 Fuente: elaboración propia en IBM SPSS Modeler 18.0.

En la red neuronal encontrada se evidencia que las variables más significativas, en términos de importancia en la predicción, fueron razón corriente (RC) con un 17%, ROA con 15% y prueba ácida (PA) con 11%; seguidas de la razón de cobertura de intereses (RCI) con 10%, ROE con 7%, Margen Ebitda con 6,8%, ROAO con 6,7% y margen operacional (MO) con 6,2%, rotación de activos totales (RAT) con 5,4% y rotación de capital de trabajo (RCT) con 5%, rotación del activo corriente (RAC) con 5%, localización (L) con 3,4%, edad (E) con 1% y página web (W) con 0,5%. Según lo observado en la red neuronal, en su etapa de entrenamiento las IPS presentan una predicción correcta en un 93,46%, y en la etapa de comprobación un 85,34%.

La tabla 3 muestra la validez de las hipótesis 1, 2, 3, 4, 5, 6 y 7 en su totalidad basados en un P-valor menor a 0,05. Esta técnica de la red neuronal utiliza todas las variables financieras y no financieras planteadas en la investigación, lo cual ya es una diferencia con los resultados del árbol de decisión.

Tabla 3
 Valores para validar hipótesis de la Red Neuronal.

Relaciones	Estadístico t	P Valor	Hipótesis
H1: relación Insolvencia versus ratios de rentabilidad	2,804	0,000	Se acepta
H2: relación Insolvencia versus ratios de eficiencia	13,041	0,000	Se acepta
H3: relación Insolvencia versus Ratios de liquidez	26,436	0,000	Se acepta
H4: relación Insolvencia versus Ratio de cobertura	7,002	0,000	Se acepta
H5: relación Insolvencia versus localización	5,972	0,000	Se acepta
H6: relación Insolvencia versus edad	8,001	0,000	Se acepta
H7: relación Insolvencia versus transparencia	4,089	0,000	Se acepta

Fuente: Construido por los autores con el IBM SPSS Modeler 18.0.

Red Bayesiana

En la red bayesiana de la figura 3 los nodos más significativos, en términos de importancia en la predicción fueron rotación de activos totales (RAT) con un 35%, razón de cobertura de intereses (RCI) con 19%, ROA Operativo (ROAO) con 9,1%, rotación de capital de trabajo (RCT) con 8,2%, edad € con 5,1%, prueba ácida (PA) con 5,1%, razón corriente (RC) con 5,1%, rotación del activo corriente (RAC) con 5,1%, localización (L) con 4,2%, margen ebitda (ME) con 3,1%, margen operacional (MO) con 1,0%, página web (W), ROE y ROA con un 0,01% cada uno. Los resultados analizados en la red bayesiana, en su etapa de entrenamiento, muestran que las IPS presentan una predicción correcta en un 77,78%, y en la etapa de comprobación, un 79,31%.

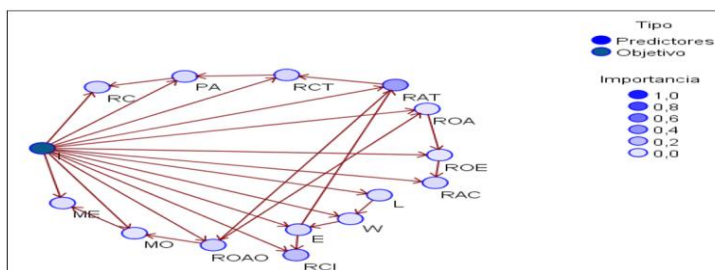


Figura 3. Red bayesiana del modelo de insolvencia.

Fuente: elaboración propia en IBM SPSS Modeler 18.0.

De manera más detallada, la rotación de activos totales (RAT), que es la variable más significativa en el modelo, tiene relación probabilística con la rotación de capital de trabajo (RCT), lo que, finalmente, tiene influencia sobre los indicadores financieros de liquidez, como la prueba ácida (PA) y la razón corriente (RC), lo que, a su vez, impacta la solvencia de las Instituciones. Por otra parte, la razón de cobertura de intereses (RCI) se encuentra influenciada por las variables no financieras como la edad (E) y la localización (L). Finalmente, el ROA operativo (ROAO) es la tercera variable predictora de insolvencia con mayor peso y tiene relación probabilística con el ROA y, a su vez, el ROA operativo está influenciado por la rotación de activos totales (RAT).

La tabla 4 muestra la validez de las hipótesis 1, 2, 3, 4, 5, 6 y 7 en su totalidad basados en un P-valor menor a 0,05. La red bayesiana al igual que la red neuronal utiliza todas las variables propuestas en la investigación.

Tabla 4
 Valores para validar hipótesis de la Red Bayesiana

Relaciones	Estadístico t	P Valor	Hipótesis
H1: relación Insolvencia versus ratios de rentabilidad	3,927	0,000	Se acepta
H2: relación Insolvencia versus ratios de eficiencia	14,052	0,000	Se acepta
H3: relación Insolvencia versus Ratios de liquidez	28,764	0,000	Se acepta
H4: relación Insolvencia versus Ratio de cobertura	6,703	0,000	Se acepta
H5: relación Insolvencia versus localización	5,920	0,000	Se acepta
H6: relación Insolvencia versus edad	7,826	0,000	Se acepta
H7: relación Insolvencia versus transparencia	5,73	0,000	Se acepta

Fuente: Construido por los autores con el IBM SPSS Modeler 18.0.

Comparación de modelos

El análisis financiero predictivo se desarrolló para estimar la evolución económica de las empresas y anticipar riesgos de quiebra. A lo largo del tiempo, los modelos de pronóstico han evolucionado incorporando mejoras en su capacidad predictiva. La literatura señala que la salud empresarial, medida mediante indicadores financieros, permite predecir la insolvencia, incluyendo el caso de las IPS en Colombia. En esta investigación se integran variables financieras y no financieras para evaluar su relevancia en los modelos predictivos. El primer grupo incluye indicadores como rotación de activos totales (RAT), razón de cobertura de intereses (RCI), ROA operativo (ROAO), rotación de capital de trabajo (RCT), prueba ácida (PA), razón corriente (RC), rotación del activo corriente (RAC), margen EBITDA (ME), margen operacional (MO), ROE y ROA. El segundo grupo incorpora determinantes no financieros: localización (L), antigüedad (E) y presencia de página web (W).

Tabla 5
 Comparación de modelos de insolvencia

Tópico	Árboles CHAID		Redes Neuronales		Redes Bayesianas	
Precisión (%) entrenamiento	92,16 %		93,46 %		77,28 %	
Precisión (%) comprobación	85,34 %		85,34 %		79,31 %	
	RC	47 %	RC	17 %	RC	5,1 %
	ROA	8 %	ROA	15 %	-	-
	-	-	PA	11 %	PA	5,1 %
	RCI	31 %	RCI	10 %	RCI	19 %
	-	-	ROE	7 %	-	-
	-	-	ME	6,8 %	-	-
Variables	-	-	ROAO	6,7 %	ROA O	9,1 %

-	-	MO	6,2 %	-	-
-	-	RAT	5,4 %	RAT	35 %
RCT	14 %	RCT	5 %	RCT	8,2 %
-	-	RAC	5 %	RAC	5,1 %
-	-	L	3,4 %	L	4,2 %
-	-	E	1 %	E	5,1 %
-	-	W	0,5 %	-	-
-	-	-	-	ME	3,1 %
-	-	-	-	MO	1 %
-	-	-	-	W	0 %
-	-	-	-	ROE	0 %
-	-	-	-	ROA	0 %
Totales			100 %		100 %

Fuente: Información elaborada por los autores basada en la salida de IBM SPSS Modeler 18.0.

Según los resultados consolidados en la Tabla 5, los modelos de árbol CHAID y red neuronal presentan una precisión superior al 92% en la base de entrenamiento y del 85,34% en la fase de comprobación, mientras que la red bayesiana alcanza 77,28% y 79,31%, respectivamente. El modelo con mayor precisión corresponde a la red neuronal, que incorpora variables financieras y no financieras en su pronóstico. En este modelo se seleccionaron las diez variables financieras con mayor peso, excluyendo la rotación del activo corriente. Por su parte, el árbol CHAID utiliza cuatro variables financieras para predecir la insolvencia: razón corriente (RC), rentabilidad operativa de los activos (ROA), razón de cobertura de intereses (RCI) y rotación de capital de trabajo (RCT), descartando las demás.

Discusión

Los resultados obtenidos en esta investigación confirman, en primer lugar, lo señalado por Prada et al. (2017), Echeverri y Tamara (2020) y Rodríguez et al. (2022) respecto a la relevancia de los indicadores financieros como variables determinantes en la predicción de insolvencia en las IPS, lo que refuerza la evidencia empírica sobre su papel crítico en la gestión del riesgo financiero en el sector salud. Sin embargo, la aplicación de la técnica de redes bayesianas aporta nuevos hallazgos al incorporar variables no financieras como la edad, la localización y la transparencia, factores que hasta ahora no habían sido considerados en estudios previos sobre insolvencia en IPS. Este enfoque amplía la comprensión del fenómeno bajo una perspectiva más integral, diferenciándose de otros sectores económicos donde estas relaciones ya habían sido exploradas, tal como lo documentan Jones (2017), Kovacova et al. (2018) y Ayadi et al. (2019).

Estos resultados evidencian la necesidad de incorporar variables contextuales en futuros modelos predictivos para fortalecer la capacidad explicativa y optimizar la toma de decisiones estratégicas en el ámbito hospitalario. No obstante, se reconoce que el alcance del presente estudio está limitado por

la dependencia de la base de datos EMIS University, cuya disponibilidad de información resulta restringida. Por ello, se recomienda ampliar el análisis mediante la integración de bases de datos adicionales, preferiblemente aquellas provenientes de fuentes primarias publicadas directamente por las entidades, con el fin de incrementar la cantidad y diversidad de información financiera y no financiera disponible, lo que permitiría una visión más completa y robusta en la construcción de la base de datos y en el desarrollo de modelos predictivos más precisos.

Conclusiones

Los hallazgos de este estudio evidencian que las variables financieras presentan una correlación significativa con la predicción de insolvencia, dado que en los tres modelos aplicados —árbol CHAID, red bayesiana y red neuronal— son las que muestran mayor peso explicativo. En contraste, las variables no financieras actúan como predictoras con una participación marginal, especialmente en los modelos de red neuronal y red bayesiana. En el caso de la red neuronal, la variable de localización emerge como la más relevante entre las no financieras, mientras que en la red bayesiana prevalece la edad. Sin embargo, el árbol CHAID descarta estas variables como predictoras de insolvencia en las IPS, lo que refuerza la conclusión de que los indicadores financieros continúan siendo los principales determinantes en la modelación del riesgo de insolvencia en el sector salud colombiano.

Los resultados confirman que la razón corriente es el principal indicador financiero para la predicción de insolvencia en las IPS en Colombia, según los modelos de árbol CHAID y red neuronal, basados en una serie histórica de cinco años, hallazgo que coincide con lo reportado por Suárez et al. (2017), Prada et al. (2017), Támara et al. (2018) y Echeverri y Tamara (2020). El análisis CHAID evidencia que una razón corriente entre 1,08 y 1,37 implica una probabilidad de insolvencia del 36%, mientras que valores inferiores a 1,08 elevan el riesgo al 89,74%, lo que demuestra que una relación 1:1 no garantiza la solvencia, dado que esta depende de la capacidad para cumplir compromisos tanto a corto como a largo plazo. Asimismo, cobran relevancia las variables de la segunda línea del árbol, particularmente el ROA y RCI. El estudio muestra que la RCI es crítica como predictor de insolvencia para IPS con razón corriente menor a 1,08, alcanzando un 100% de insolvencia cuando la RCI es inferior a 1,44, mientras que valores superiores reducen el riesgo al 73,33%. Esto indica que, además de cubrir pasivos corrientes con activos corrientes, las IPS deben generar ingresos operativos suficientes para cubrir los intereses de sus obligaciones. Por su parte, el ROA es determinante para IPS con razón corriente entre 1 y 1,37, donde un valor inferior a 5,27 predice insolvencia en un 69,23%, mientras que valores superiores eliminan el riesgo, lo que refuerza la importancia de maximizar la utilidad empresarial mediante liquidez, rentabilidad y crecimiento.

En términos legislativos, y considerando la relevancia del indicador de razón corriente (RC), este estudio plantea la posibilidad de que las transferencias estatales al SGSSS se realicen directamente a las IPS en lugar de canalizarse a través de las EPS. Esta propuesta busca evitar que la liquidez de las IPS se vea comprometida por los trámites burocráticos inherentes al sistema; sin embargo, se reconoce la necesidad de desarrollar investigaciones adicionales que analicen los beneficios y riesgos asociados a esta medida, con el fin de evaluar su viabilidad y su impacto en la sostenibilidad financiera del sector salud.

Referencias

- Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Ayadi, M., Lazrak, S., & Xing, D. (2019). Bankruptcy protection duration and outcome of Canadian public firms. *International Journal of Managerial Finance*, 15(5), 858-888. <https://doi.org/10.1108/IJMF-05-2018-0133>
- Barrera, D., & Barrera, L. (2025). Políticas públicas de salud en Colombia. *Noesis*, 7(13), 4-22. <https://doi.org/https://doi.org/10.35381/noesisin.v7i13.215>
- Beauvais, B., Ramamonjiravelo, Z., Betancourt, J., Cruz, J., & Fulton, L. (2023). The Predictive Factors of Hospital Bankruptcy—An Exploratory Study. *Healthcare (Switzerland)*, 11(2), 165, Article 165. <https://doi.org/10.3390/healthcare11020165>
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4(1), 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Chernichenko, S., & Kotov, R. (2021). Methodological Tools for diagnosing insolvency (Bankruptcy) of organizations in the anti-crisis management system. *Food Processing: Techniques and Technology*, 50(4), 588-601. <https://doi.org/10.21603/2074-9414-2020-4-588-601>
- Closset, F., Großmann, C., Kaserer, C., & Urban, D. (2023). Corporate restructuring and creditor power: Evidence from European insolvency law reforms. *Journal of Banking and Finance*, 149. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106756>
- Coase, R. (1937). The Nature of the Firm. *Economica*, new series, 4(16), 386-405. <https://doi.org/10.2307/2626876>
- Coates, A., Probst, J., Sarwal, K., Riaz, S., & Grudniewicz, A. (2025). The Impact of Rural Hospital Closures and Mergers on Health System Ecologies: A Scoping Review. *Medical care research and review*, 82(5), 359-375. <https://doi.org/https://doi.org/10.1177/10775587251355671>
- Echeverri, N., & Tamara, A. (2020). Insolvencia empresarial en el sector salud colombiano. *Cuadernos del Cendes*, 37(105), 65-82.

- Fitzpatrick, F. (1932). A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firm. *Certified Public Accountant*, 6, 727-731.
- Gavurova, B., Jencova, S., Bacik, R., Miskufova, M., & Letkovsky, S. (2022). Artificial intelligence in predicting the bankruptcy of non-financial corporations. *Oeconomia Copernicana*, 13(4), 1215-1251. <https://doi.org/10.24136/oc.2022.035>
- Grijalva, T., & Contreras, R. (2025). Factores que influyen en las competencias gerenciales de los profesionales de la salud: un análisis sistemático. *Revista InveCom*, 5(3). <https://doi.org/https://doi.org/10.5281/zenodo.14559822>
- Habermann, F., & Fischer, F. B. (2023). Corporate Social Performance and the Likelihood of Bankruptcy: Evidence from a Period of Economic Upswing. *Journal of Business Ethics*, 182(1), 243-259. <https://doi.org/10.1007/s10551-021-04956-4>
- Hafeez, A., & Kar, S. (2023). Board structure composition and financial distress likelihood of Indian firms. *International Journal of Management Practice*, 16(1), 104-139. <https://doi.org/10.1504/IJMP.2023.10052017>
- Jones, S. (2017). Corporate bankruptcy prediction: a high dimensional analysis [Article]. *Review of Accounting Studies*, 22(3), 1366-1422. <https://doi.org/10.1007/s11142-017-9407-1>
- Jánica, F., Hernández, L., Escobar, A., & Velandia, G. (2023). Factores que explican, median y moderan el fracaso empresarial: Revisión de publicaciones indexadas en Scopus (2015-2022). *Revista de Ciencias Sociales*, 29(2), 73-95. <https://doi.org/10.31876/rcs.v29i2.39963>
- Kim, S., & Upneja, A. (2021). Majority voting ensemble with a decision trees for business failure prediction during economic downturns. *Journal of Innovation and Knowledge*. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2021.01.001>
- Kim, T. (2010). Factors associated with financial distress of nonprofit hospitals. *Health Care Manager*, 29(1), 52-62. <https://doi.org/10.1097/HCM.0b013e3181cca2e5>
- Kliestik, T., Valaskova, K., Lazaroiu, G., Kovacova, M., & Vrbka, J. (2020). Remaining financially healthy and competitive: The role of financial predictors *Journal of Competitiveness*, 12(1), 74-92. <https://doi.org/https://doi.org/10.7441/joc.2020.01.05>
- Kovacova, M., Kliestik, T., Kubala, P., Valaskova, K., Radišić, M., & Borocki, J. (2018). Bankruptcy models: Verifying their validity as a predictor of corporate failure. *Polish Journal of Management Studies*, 18(1), 167-179. <https://doi.org/10.17512/pjms.2018.18.1.13>
- Lombardo, G., Pellegrino, M., Adosoglou, G., Cagnoni, S., Pardalos, P. M., & Poggi, A. (2022). Machine Learning for Bankruptcy Prediction in the American Stock Market: Dataset and Benchmarks. *Future Internet*, 14(8). <https://doi.org/10.3390/fi14080244>
- Malone, T., Pink, G., & Holmes, G. (2024). An updated model of rural hospital financial distress. *The Journal of Rural Health*, 41. <https://doi.org/10.1111/jrh.12882>

- Matenda, F. R., Sibanda, M., Chikodza, E., & Gumbo, V. (2022). Bankruptcy prediction for private firms in developing economies: a scoping review and guidance for future research. *Management Review Quarterly*, 72(4), 927-966. <https://doi.org/10.1007/s11301-021-00216-x>
- Oner, N., Zengul, F., & Ağırbaş, I. (2024). Evaluation of the Financial Distress of Hospitals Through Machine Learning: An Application of AI in Healthcare Industry. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 31(4), Article e70000. <https://doi.org/10.1002/isaf.70000>
- Park, S., & Hancer, M. (2012). A comparative study of logit and artificial neural networks in predicting bankruptcy in the hospitality industry. *Tourism Economics*, 18(2), 311-338. <https://doi.org/10.5367/te.2012.0113>
- Prada, S., Pérez, A., & Rivera, A. (2017). Clasificación de instituciones prestadores de servicios de salud según el sistema de cuentas de la salud de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico: el caso de Colombia. *Revista Gerencia y Políticas de Salud*, 16(32), 51-65. <https://doi.org/10.11144/javeriana.rgps16-32.cips>
- Ramos, E., Fuentes, L., & Medina, C. (2025). Políticas públicas y gestión del talento humano en establecimientos de salud: un análisis bibliográfico. *Universidad, Ciencia y Tecnología*, 29(128), 18-23. <https://doi.org/10.47460/uct.v29i128.978>
- Rodríguez, C., Maté, M., & López, F. (2017). The Contagion on Business Failure by the Geographical Proximity: An Analysis with the Join-Count Tests in the Service Sector. *Revista De Métodos Cuantitativos Para La Economía Y La Empresa*, 23, 75-95.
- Rodríguez, F., Marulanda, J., Pineda, J., Pineda, H., & González, J. (2022). La inviabilidad financiera de las Entidades Promotoras de Salud (EPS) en Colombia, 2008 y 2019. *Gerencia y Políticas de Salud*, 21. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.rgps21.ifep>
- Serrano, C., Fuertes, Y., & Gutiérrez, B. (2007). Online reporting by banks: A structural modelling approach. *Online Information Review*, 31(3), 310-332. <https://doi.org/10.1108/14684520710764096>
- Serrano, C., Mar, C., & Gallizo, J. (2005). Country and size effects in financial ratios: A European perspective. *Global Finance Journal*, 16(1), 26-47. <https://doi.org/10.1016/j.gfj.2005.05.003>
- Shanmugam, R., Beauvais, B., Dolezel, D., Pradhan, R., & Ramamonjjarivelo, Z. (2024). The Probability of Hospital Bankruptcy: A Stochastic Approach. *International Journal of Financial Studies*, 12(3), 85, Article 85. <https://doi.org/10.3390/ijfs12030085>
- Soukal, I., Mačí, J., Trnková, G., Svobodova, L., Hedvičáková, M., Hamplova, E.,...Lefley, F. (2024). A state-of-the-art appraisal of bankruptcy prediction models focussing on the field's core authors: 2010–2022. *Central European Management Journal*, 32(1), 3-30. <https://doi.org/10.1108/CEMJ-08-2022-0095>

- Suárez, I., Puerto, S., Rodríguez, L., & Ramírez, J. (2017). La crisis del sistema de salud colombiano: una aproximación desde la legitimidad y la regulación. *Revista gerencia y política de salud*, 16(32), 34-50. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.rgps16-32.cssc>
- Tascon, M., & Castaño, F. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente. *Revista de Contabilidad*, 15(1), 7-58. [https://doi.org/10.1016/S1138-4891\(12\)70037-7](https://doi.org/10.1016/S1138-4891(12)70037-7)
- Támara, A., Villegas, G., & De Andrés, J. (2019). Una revisión sistemática de la literatura en torno a la quiebra empresarial para el período 2012-2017. *Espacios*, 40(4), 25.
- Támara, A., Villegas, G., Leones, M., & Salazar, J. (2018). Modelación del riesgo de insolvencia en empresas del sector salud empleando modelos logit. *Revista de métodos cuantitativos para la economía y la empresa*, 26, 128-145. <https://doi.org/https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.2757>