

**DISEÑO DE UN MODELO TEÓRICO DE ANÁLISIS CREDITICIO, USANDO REDES  
NEURONALES ARTIFICIALES APLICADAS A START-UPS**

**Autores**

**Gloria Carolina Guerrero Velandia**

**Néstor Alejandro Gómez Ramírez**

**Yair Alexander Prieto Ardila**

**Especialización Gerencia De Proyectos  
Universidad EAN**

**Revisado y aprobado por  
Leidy Natalia Zapata Restrepo  
Tutor: Seminario De Investigación**

**Bogotá, 2020**

## Resumen

La gestión del riesgo crediticio requiere de alternativas que se adapten al mercado constante, mitigando en lo posible la mayoría de los riesgos internos y externos por otorgar un préstamo a cualquier tipo de cliente. Pero, estos modelos de gestión deben ser mucho más precisos cuando se trata de segmentos especializados, tales como Start-ups; por lo que se presentan oportunidades de refuerzo en los modelos actuales para soluciones más eficaces. Además, las Redes Neuronales Artificiales, son empleadas por su capacidad de aprendizaje frente a los errores constantes, mitigando posiblemente más el riesgo de no pago. En Colombia, la información disponible sobre los Start-ups es limitada en comparación con varios países de la Unión Europea. Por tanto, a partir del caso de estudio de 9 Start-ups europeas de naturaleza CleanTech y mediante una exploración teórica se obtienen posibles variables de entrada que interceden como factores de éxito a nivel de financiamiento de un Start-up, utilizando este insumo para posibles análisis fundamentados en el modelo de riesgo crediticio Cinco C del Crédito y Zeta. Esta investigación buscará formular teóricamente, a través de una caracterización y matriz relacional, un modelo de Redes Neuronales Artificiales adaptado al financiamiento de Start-ups en la banca privada, pretendiendo dar las bases para fortalecer las conclusiones de otorgar o no un producto crediticio.

Palabras clave: CleanTech, Start-up, análisis de riesgo crediticio y Redes Neuronales Artificiales, capas.

### Acrónimos:

- RNA: Red Neuronal Artificial.
- RBF: Redes de Función de Base Radial
- PNN: Redes Neuronales Probabilísticas (Probabilistic Neural Network)
- MLF: Perceptrón Multicapa (Multi-Layer Perceptron)
- MRC: Modelo de Riesgo Crediticio.

**Tabla de contenido**

Anexos..... 3  
Referencias.....13

Anexos

Modelo de matriz relacional

Modelos / Variables	Modelo 1	Modelo 2	Modelo n
Variable 1	3	2	1
Variable 2	2	1	2
Variable n	1	1	2
<b>Total</b>	$\sum_{M_j} v_{1...Vn}$	4	5

Empresas valoradas en el caso de estudio.

A continuación, se relaciona reseña de las 9 empresas que conforman el caso de estudio:

- NorthVolt:
  - Fundada por dos ex ejecutivos de Tesla en 2016, el Start-up sueco Northvolt es un fabricante de baterías de iones de litio que garantiza la sostenibilidad en todo el proceso para permitir la electrificación y el almacenamiento eficiente de energías renovables. Actualmente, están construyendo una instalación de producción de baterías a escala de gigavatios, llamada Northvolt Ett, programada para abrir en 2021. Su lista de clientes ya incluye BMW, Siemens, Scania y ABB y, a finales de 2019, la compañía obtuvo mil millones de euros de como BMW, Goldman Sachs e Ikea.
  
- Sono Motors:
  - La empresa con sede en Múnich Sono Motors quiere poner el primer auto solar en las calles. Hace cuatro años, en 2016, Laurin Hahn y Jona Christians comenzaron a trabajar en "Sion", un automóvil eléctrico, equipado con 248 células solares, un alcance de 255 kilómetros y la posibilidad de recargarse parcialmente hasta 34 kilómetros por día bajo la luz del sol. En enero de 2020, el Start-up lideró una campaña de crowdfunding, terminando con 53,3 millones de euros en financiación y cientos de clientes potenciales. Con un poco de suerte, deberían obtener sus autos para 2022.
  
- Zeleros:
  - Es un Start-up español, fundada en 2016, que lidera el desarrollo del hiperloop o llamado "el quinto medio de transporte". En el corazón de su

proyecto se encuentra un sistema de transporte eléctrico, llamado hyperloop, para un movimiento más eficiente y sostenible de pasajeros y carga en todo el mundo, lo que permite viajar a 1000 km / h utilizando energías limpias e infraestructura de eficiencia energética. Si suena demasiado bueno para ser verdad, diríjase a Sagunto, España, donde actualmente están construyendo una pista de prueba de 1.2 millas.

- Zolar:
  - Con la visión de cambiar el consumo de energía del propietario a energía 100% verde, Zolar permite a los propietarios planificar y configurar un sistema solar con unos pocos clics en línea. Su configurador en línea asume a la perfección todo el concepto del sistema fotovoltaico, desde la planificación hasta el seguro y la financiación, hasta la instalación final. Cuatro años después del lanzamiento y 14 millones de euros en financiación. Zolar está bien preparado para democratizar el sector energético.
- Ecoligo:
  - Fundada en 2016, Ecoligo financia proyectos solares en mercados emergentes a través de una plataforma en línea. La plataforma llamada ecoligo.investments, funciona como una plataforma de inversión colectiva para proyectos de energía renovable y cierra la brecha financiera que impide que los proyectos solares se realicen en los países en desarrollo. El Start-up con sede en Berlín ha introducido hasta ahora su concepto Solar como servicio financiado por el público en África oriental y occidental, América Central y el sudeste asiático.
- Solytic:
  - Con sede en Berlín, se fundó en septiembre de 2017 con la idea de digitalizar el monitoreo de los sistemas fotovoltaicos. El software desarrollado por el Start-up fotovoltaico se basa en la inteligencia artificial para optimizar el funcionamiento de los sistemas solares mediante el análisis de los datos existentes, facilitando la operación y el mantenimiento para el operador. En febrero de 2020, Solytic cerró una ronda de la Serie A, recaudando casi 5 millones de euros del nuevo inversor EWE y del inversor existente Vattenfall, 2 de las 5 principales empresas de servicios públicos en Alemania.
- Energy Vault:

- Energy Vault es un Start-up suizo de almacenamiento de energía, fundada en 2017 que introdujo un enfoque novedoso para almacenar energía: levantar bloques gigantes de cemento con una grúa como forma de almacenamiento mecánico de energía. Combinado con su software de diseño y control de sistema patentado, esta solución de almacenamiento basado en energía cinética será capaz de almacenar 35 megavatios hora y entregar una potencia máxima de 9 megavatios si es necesario. El Start-up recibió recientemente una inversión de 100 millones de euros del SoftBank Vision Fund de Japón.
- Instagrid:
  - Este Start-up con sede en Stuttgart está desarrollando unidades portátiles de almacenamiento de baterías, basadas en su tecnología 'Batería definida por software'. Fundada en 2018 por Andreas Sedlmayr y Sebastian Berning, la solución de Instagrid ofrece acceso flexible a la potencia similar a la red para profesionales en movimiento. Su diseño compacto y liviano, sus bajos costos de operación y su uso libre de emisiones convencieron a los Gründerfonds de alta tecnología para realizar una inversión de siete dígitos en 2019.
- Lancey Energy Storage:
  - La solución de Lancey va un paso más allá para hacer realidad la construcción inteligente. El Start-up francés, fundada en 2016, está ofreciendo un radiador eléctrico inteligente y conectado, que incorpora una batería de iones de litio, que permite a los usuarios mantener su hogar caliente y al mismo tiempo reducir la factura de electricidad y la huella de carbono. Con la promesa de generar ahorros de energía de hasta el 50% de la factura típica de calefacción eléctrica de un usuario, Lancey se apresuró a atraer a clientes e inversores, € 10,2 millones en fondos y EDF y Groupe La Poste como clientes.

Variables	Tipología de RNA (F3VI2)		
	Perceptrón Simple	Perceptrón Multicapa	Redes Probabilísticas
	Explicación (Análisis de documentos)	Explicación (Análisis de documentos)	Explicación (Análisis de documentos)
(F3VI3)	<p>El perceptrón simple pertenece al tipo de red de aprendizaje supervisado y hace uso de su propio algoritmo de aprendizaje "Regla de aprendizaje del perceptrón" para su entrenamiento. ARAYA, V. E. M. (2009).</p> <p>El aprendizaje por corrección de error es un tipo de aprendizaje supervisado el cual consiste en la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos a la salida de la red, uno de los algoritmos que pertenecen a este tipo de aprendizaje es la regla de aprendizaje del perceptrón. Match, D. J. (2001).</p>	<p>El perceptrón multicapa es una de las redes unidireccionales organizadas en capas que se encuentran dentro de las redes aprendizaje supervisado Villamil Bahamón, R. (2013). Una de las características más importante del Perceptrón multicapa es que utiliza como función de aprendizaje el algoritmo Backpropagation (Propagación hacia atrás), algoritmo utilizado en el campo del aprendizaje supervisado. Arango Correa, D. M., Colmenares, L. J., &amp; Rave Contreras, I. C. (2018).</p>	<p>Villamil Bahamón, R. (2013). Las redes neuronales probabilísticas (PNN Probabilistic Neural Network) pertenecen al grupo de Redes de función de base radial (RBF) y su aprendizaje se divide en dos fases; una fase de aprendizaje supervisado y otra fase de aprendizaje no supervisado Las redes RBF dividen su entrenamiento en dos etapas, la primera hace uso de un algoritmo no supervisado (normalmente K-medias o Kohonen) y la segunda con un algoritmo de tipo supervisado, por lo tanto, al conjugar estos dos tipos de aprendizaje convierte a las redes RBF en un tipo de red híbrida. Gómez Morales, R. D. J. (2004).</p>
(F3VI4)	<p>El perceptrón simple tiene varias limitaciones y entre ellas se encuentra que solo puede resolver problemas linealmente separables lo cual sus salidas son netamente binarias por lo tanto la función de activación con la que opera es la Escalonada. Valores de 0 o 1 o de -1 o 1. Britos, M. I. P. (2005). El perceptrón simple es un modelo unidireccional que está compuesto por dos capas de neuronas, una sensorial y otra de salida con función de activación tipo escalón. Villamil Bahamón, R. (2013).</p>	<p>Las redes Perceptrón Multicapa MLP (Multi-Layer Perceptrón) utilizan como función de activación en sus capas ocultas funciones sigmoideas (Sigmoide, Tangente Hiperbólica) y en su capa de salida utiliza tanto funciones sigmoideas como lineales (RELU) dependiendo de la salida requerida Arango Correa, D. M., Colmenares, L. J., &amp; Rave Contreras, I. C. (2018). Las redes con capas intermedias y conexiones hacia adelante (feedforward) como el Perceptrón multicapa utiliza funciones de activación continuas (lineales o sigmoideas) Arango Correa, D. M., Colmenares, L. J., &amp; Rave Contreras, I. C. (2018).</p>	<p>Como su nombre lo indica las RBF utilizan funciones de base radial y la Gaussiana es la función más habitual en el uso de este tipo red Parra, X., Angulo, C., Agell, N., &amp; Rovira, X. (2001). Las redes neuronales probabilísticas hacen uso de la Función Gaussiana para el proceso de activación de cada una de las neuronas de la capa oculta las cuales se comprenden por el número de entradas de la red. Según el número de clasificaciones que se necesiten, será el número de neuronas en la capa de salida. Villamil Bahamón, R. (2013).</p>
(F3VI5)	<p>El perceptrón simple calcula el error generado por la red con la Regla de aprendizaje del perceptrón:  <math>ERROR = (Y_k - Z_k)</math>                      Donde Y es la salida esperada y Z es la salida generada por la red. ARAYA, V. E. M. (2009).                      Se actualizan todos los pesos de la siguiente forma donde <math>i</math> representa cada una de las neuronas, W los pesos y X los valores de entrada.</p> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: 10px auto;"> <math display="block">W_{k,j}(nuevo) = W_{k,j}(anterior) + Error \cdot x_i</math> </div>	<p>El autor indica que el objetivo del entrenamiento de la RNA es llegar a minimizar la función de costo y relaciona que las redes multicapas la función que usa con más frecuencia es el Error cuadrático medio. Torres, J. A. V., &amp; Rivera, J. A. D. (2007). Los perceptrones multicapa también considerados como redes Backpropagation, cuyo algoritmo de aprendizaje busca el estado de mínimo costo (error) a través del camino descendente de la superficie del error para actualizar los pesos con un valor proporcional al gradiente descendente de la función de error, dicha función es la diferencia cuadrática media entre la salida de la</p>	<p>El autor indica que, así como las RBF son modelos de regresión no lineales, sus pesos podrían ser estimados por un método como mínimos cuadrados no lineales por lo tanto para la fase de entrenamiento supervisado de la PNN hace uso de la regla delta de Widrow-Hoff, según Basualdo, M., Match, D., &amp; Ruiz, C. (2001). también se le denomina regla del mínimo error cuadrado (LMS Least Mean Square). Villamil Bahamón, R. (2013).                      En las redes RBF suele emplearse un aprendizaje por etapas, primero se entrena las neuronas ocultas gaussianas (su nombre por la función de activación) mediante algoritmo no supervisado (K-means) y por último se entrenan las</p>

		red con los pesos actuales y salidas deseadas. Barrios, J.C., & Martínez, D.N, & Alcántara, O.M.(2014)..	neuronas de la capa de salida con un algoritmo supervisado (LMS - Regla de mínimo error cuadrado). Gómez Morales, R. D. J. (2004).
<b>(F3VI6)</b>	El perceptrón solamente consta de dos capas, una capa sensorial (por ella entran las señales o valores de entrada) y otra capa de salida (realiza todo el procesamiento y genera la respuesta de la red), por lo tanto, en su arquitectura no existe una capa oculta. ARAYA, V. E. M. (2009).	Para las redes feedforward, no existe una razón teórica para usar más de dos capas ocultas en la arquitectura de la red, inclusive muchos problemas prácticos se resuelven con una sola capa oculta. Heaton, J. (2008). Según el autor, para la implementación de un Perceptrón multicapa hace uso de solo una capa oculta debido a que el uso de más capas está directamente relacionado al tiempo de entrenamiento y por ende podría llevar a un sobreaprendizaje de la red generando resultados sesgados. Paucar Sulka, D. C. (2018).	[10] La topología de la PNN se conforma de una capa de entrada, dos capas ocultas (una capa de patrón y capa de suma) y una capa de salida. Las redes neuronales probabilísticas se componen de cuatro capas una de entrada, otra de salida y siempre tienen dos capas ocultas, la de patrón (una neurona por caso de entrenamiento) y la de suma (una neurona por categoría). Gómez Morales, R. D. J. (2004).

**Justificación - Matriz Relacional Tipologías de RNA**



				<b>Tipología</b>		
				<b>Perceptrón Simple</b>	<b>Perceptrón Multicapa</b>	<b>Red Probabilística</b>
<b>Variables</b>	<b>Explicación (Análisis de documentos)</b>	<b>Explicación (Análisis de documentos)</b>	<b>Explicación (Análisis de documentos)</b>			
<b>F3VI7</b>	<p>El perceptrón simple es capaz de realizar tareas de clasificación generando salidas binarias; 0-(Si, Bueno, A..) y 1(No, Malo, B..), generando solución a problemas linealmente separables (sólo dos clasificaciones) Tablada, C. J., &amp; Torres, G. A. (2009).</p>	<p>Uno de los procedimientos que puede realizar el perceptrón multicapa es la clasificación lineal y no lineal de una cantidad arbitraria de clase (C1, C2...Cn) Tablada, C. J., &amp; Torres, G. A. (2009).</p> <p>Según el autor, el Perceptrón multicapa tiene la capacidad de representar complejos "mappings" y solucionar problemas de clasificación eficazmente Villamil Bahamón, R. (2013).</p>	<p>Las redes neuronales probabilísticas se utilizan para problemas de clasificación y agrupamiento de información. El número de clasificaciones a trabajar viene dado por el número de salidas de la red Villamil Bahamón, R. (2013).</p>			
<b>F3VI8</b>	<p>En el desarrollo de la investigación se utilizó un perceptrón simple realizando una clasificación de buenos y malos deudores donde el porcentaje de predicción fue 43.22%. Pérez Ramírez, F. O., &amp; Fernández Castaño, H. (2007).</p>	<p>En una segunda prueba utilizando un modelo de Perceptrón multicapa específicamente con dos capas ocultas, el nivel de predicción mejoró con un porcentaje de acierto de 94.19%. Pérez Ramírez, F. O., &amp; Fernández Castaño, H. (2007).</p> <p>Según el autor en el modelo de calificación crediticia que realizó utilizó un Perceptrón multicapa donde el porcentaje de precisión alcanzó un 87%, utilizando diferentes arquitecturas (número de capas ocultas). Zhao, Z., Xu, S., Kang, B. H., Kabir, M. M. J., Liu, Y., &amp; Wasinger, R. (2015).</p>	<p>En el resultado de la investigación el autor indica que el nivel de aciertos se aproxima al 100% cuando utiliza una Red neuronal probabilística siendo las más adecuada para los problemas de clasificación Pérez Ramírez, F. O., &amp; Fernández Castaño, H. (2007).</p> <p>De acuerdo con el autor, el MRC generado con varios modelos de predicción dio como resultado que la Red neuronal probabilística género la mejor predicción con un porcentaje de 98.8% Hájek, P. (2010, October).</p>			
<b>F3VI9</b>		<p>Según el autor, algunos modelos ya existentes que pretenden solucionar el problema de clasificación hacen uso de perceptrones multicapa para el reconocimiento de patrones en las decisiones de concesión de préstamos. Villamil Bahamón, R. (2013).</p> <p>Según el autor, el uso de redes neuronales para la calificación crediticia ha sido muy efectiva en la última década y eso es por la forma en que opera la red y la disponibilidad de datos de capacitación lo cual es más evidente cuando se utilizan redes de perceptrón multicapa basadas en el algoritmo de aprendizaje de propagación de error hacia atrás. Khashman, A. (2011).</p>	<p>Según el autor las Redes probabilísticas es adecuada para el problema de clasificación del riesgo crediticio ya que, entre otras razones, permite discriminar ampliamente las probabilidades de cumplimiento e incumplimiento. Pérez Ramírez, F. O., &amp; Fernández Castaño, H. (2007).</p> <p>Según el autor, las RBF como la red probabilística para la clasificación presentan un entrenamiento mucho más rápido que las redes backpropagation, entre ellas, el perceptrón multicapa. Villamil Bahamón, R. (2013).</p>			

<p><b>F3VI10</b></p>	<p>De acuerdo con el trabajo investigativo realizado no se encontró investigaciones donde se relacione específicamente el Perceptrón simple con el problema de clasificación del análisis de riesgo crediticio en la industria financiera actual.</p>	<p>Según el autor, una aplicación del Chase Manhattan Bank para la concesión de préstamos hace uso del Perceptrón Multicapas y herramientas estadísticas. En Colombia se conoce el desarrollo de un trabajo para una importante corporación de ahorro, en el cual empleando la metodología de redes neuronales se construyó un Scoring de crédito. Pérez Ramírez, F. O., &amp; Fernández Castaño, H. (2007).</p> <p>El autor indica que, dentro del campo económico en el proceso de predicción y clasificación, los tipos de redes más utilizadas son los perceptrones multicapa y los mapas auto-organizativos. Villamil Bahamón, R. (2013).</p>	<p>De acuerdo con el trabajo investigativo realizado no se encontró investigaciones donde se relacione específicamente el Perceptrón simple con el problema de clasificación del análisis de riesgo crediticio en la industria financiera actual.</p>
----------------------	---	--	---

## Caracterización – Fase 2

Variable	Cinco C del Crédito	ZETA
<p><b>F2VI2</b></p>		
<p><b>(Indicador 1)</b></p>	<p>De acuerdo con Strischek, D. (2009), el prestamista no solo evalúa la capacidad de un deudor para pagar si no también que tan dispuesto está a hacer (cosa que los modelos estadísticos tienen camino todavía por igualar al humano. El prestamista está en capacidad de evaluar cualquier tipo de dato de entrada por variante que sea.</p> <p>En el estudio realizado por Luna Altamirano, K., Henry Sarmiento, W., &amp; Tinto Arandes, J. (2018), los expertos requerían datos de entrada que pueden cambiar con base a factores exógenos y endógenos, manteniendo el modelo la misma estructura.</p> <p>De acuerdo con García Sánchez, M., &amp; Sánchez Barradas, C. (2005), los factores a evaluar son determinantes a la hora de otorgar o no un crédito</p>	<p>De acuerdo con Popov, D. (2018), el modelo se establece con una fórmula que evalúa distintos factores financieros y económicos de la empresa (ya establecida) pg. 13. Sin embargo, para el caso de las Start-up los datos deben ser evaluados por un experto para que coincida con el coeficiente de evaluación. Por otro lado, el modelo ofrece adaptabilidad para empresas no manufactureras y mercados emergentes (p15).</p> <p>En el modelo Altman, E. (2000), amplía su alcance a nuevos tipos de datos de entrada como tipos de tendencias de bancarrota en bancos comerciales. Sin embargo, aún se queda corto para el sector de estudio"</p>
<p><b>(Indicador 2)</b></p>	<p>El modelo es considerado analítico y tiene la capacidad de entrenar al prestamista con el conocimiento más preciso del cliente. También compromete aún más al solicitante del crédito Strischek, D. (2009).</p> <p>Independientemente a los datos de entrada, Luna Altamirano, K., Henry Sarmiento, W., &amp; Tinto Arandes, J. (2018), dado que el modelo tenía una estructura dada, el resultado puede cambiar con base a los datos de entrada.</p> <p>De acuerdo con García Sánchez, M., &amp; Sánchez Barradas, C. (2005), los factores a evaluar son determinantes a la hora de otorgar o no un crédito.</p>	<p>El modelo ofrece una repuesta reducida a tres salidas ("zona segura", "Zona gris" y "zona de peligro") por lo que se puede adaptar a cualquier sector o empresa. Se habla de modelos de mercados emergentes (EMS por siglas en inglés) pg15; modelo ZETA amplía su estudio a tendencias de bancarrota y a viabilidad de compañías a cinco años Popov, D. (2018).</p>
<p><b>F2VI3</b></p>	<p>Se puede extrapolar dado que el modelo tiene criterios similares las formas de financiamiento de emprendimiento hoy en día "Capital Ventures", "Ángeles de Inversión", "Ruedas de Inversión", entre otros</p>	<p>Popov, D. (2018), menciona los nuevos enfoques a modelos de mercados emergentes, pero no puntualmente de este sector en particular.</p>

<b>F2VI4</b>	<p>Teniendo en cuenta Strisczek, D. (2009), este modelo se centra en el solicitante del crédito por lo que cambios en la industria afectan de una forma no crítica el resultado de este.</p> <p>De acuerdo García Sánchez, M., &amp; Sánchez Barradas, C. (2005), el ciclo económico "es un factor importante en la determinación de la exposición crediticia, sobre todo en aquellos sectores económicos que dependen del mismo". Esto se asocia con la dependencia y novedad del sector CleanTech a no tener tanto reconocimiento en el país.</p>	<p>Popov, D. (2018), este modelo inicialmente fue aplicable a empresas públicas (Z-score), pero con el paso del tiempo fue refinándose EMS y nuevos sectores (ZETA).</p>
<b>F2VI5</b>		
<b>(Indicador 1)</b>	<p>Luna Altamirano, K., Henry Sarmiento, W., &amp; Tinto Arandes, J. (2018), utilizan expertos que le comentarios sobre la información actual del solicitante del crédito; información que se puede mantener en condiciones de mercado estables, como lo es la colombiana.</p>	<p>Según Altman, E. (2000) y García Sánchez, M., &amp; Sánchez Barradas, C. (2005), el modelo tiene un nivel de confianza superior al 90% para el primer año, lo cual refuerza su precisión en el corto plazo de acuerdo a la situación actual de la empresa.</p>
<b>(Indicador 2)</b>	<p>De acuerdo con Luna Altamirano, K., Henry Sarmiento, W., &amp; Tinto Arandes, J. (2018), Existe una variación enorme en el nivel de confianza del modelo dado que, por un lado, los datos del solicitante tienen a cambiar con más frecuencia después de un año (es por ello por lo que existen leyes de actualización de información de clientes anualmente), en segundo lugar, porque las condiciones de mercado pueden hacer que el cliente crezca, se mantenga o tienda a desaparecer de acuerdo con estudios de emprendimientos.</p>	<p>De igual forma, Altman, E. (2000), y García Sánchez, M., &amp; Sánchez Barradas, C. (2005), manejan un grado de confianza alrededor del 70%, lo que permite predecir sucesos generales de comportamiento, pero requiere de complementarse para ser más preciso en el largo plazo (normalmente cinco años).</p>
<b>F2VI6</b>		
<b>(Indicador 1)</b>	<p>Según Strisczek, D. (2009), el artículo poner diferentes ejemplos donde utilizaban más que todo el conocimiento del prestamista con el cliente.</p> <p>Luna Altamirano, K., Henry Sarmiento, W., &amp; Tinto Arandes, J. (2018), utiliza a cinco expertos que no conocen al cliente y tienen que revisar información histórica.</p>	<p>Según Popov, D. (2018), el modelo usa datos financieros básicos de una empresa en operación (capital de trabajo, activos, ganancias, ventas y patrimonio).</p> <p>El modelo ZETA utiliza Altman, E. (2000), tiene en cuenta más datos tales como tamaño de la empresa (activos totales), capitalización, liquidez, ganancias acumuladas, entre otros.</p>
<b>(Indicador 2)</b>		
<b>(Indicador 3)</b>		
<b>(Indicador 4)</b>		
<b>F2VI7</b>	<p>En el artículo Strisczek, D. (2009), se estudia más que tan dispuesto está a pagar un préstamo desde el punto de vista del "honor".</p> <p>Luna Altamirano, K., Henry Sarmiento, W., &amp; Tinto Arandes, J. (2018), da una calificación que solo utiliza datos del solicitante; no utiliza nada del crédito</p>	<p>No se evalúa el crédito para este modelo</p>
<b>F2VI8</b>	<p>Teniendo en cuenta Strisczek, D. (2009), el modelo de las cinco C ayuda a definir de una forma que los modelos actuales precisan de mejorar frente al "carácter" del solicitante a pagar la deuda solicitada. Sin embargo, la revisión técnica y generación de datos se debe aplicar en complemento con estudios adicionales.</p> <p>De acuerdo con Luna Altamirano, K., Henry Sarmiento, W., &amp; Tinto Arandes, J. (2018), este utiliza un método difuso (matemática) para determinar un grado de confianza de un solicitante frente a cinco expertos.</p> <p>García Sánchez, M., &amp; Sánchez Barradas, C. (2005), opina que "el analista puede utilizar una metodología seguramente más amplia que las cinco C".</p>	<p>Según Popov, D. (2018), el modelo da un resultado que aumenta la confianza de la empresa en cuanto a lo que se refiere bancarrota. Sin embargo, deja a un lado comportamiento crediticio y tipo de producto que se va a solicitar en el crédito.</p> <p>Altman, E. (2000), usa un complemento para el modelo ZETA frente al estudio de bancos comerciales con bonos y su recuperación en caso de prestarse.</p>
<b>F2VI9</b>	<p>García Sánchez, M., &amp; Sánchez Barradas, C. (2005), es explícito con que un factor determinante es la garantía de "no pago".</p>	<p>No se considera garantía.</p>

<p><b>F2VI10</b></p>	<p>Luna Altamirano, K., Henry Sarmiento, W., &amp; Tinto Arandes, J. (2018), utilizan metodologías matemáticas para agrupar conclusiones de los expertos.</p> <p>García Sánchez, M., &amp; Sánchez Barradas, C. (2005), reflejan que las conclusiones dependen del analista de crédito, estas pueden variar entre analistas y los mismos clientes, lo que no permite una clasificación o agrupación subjetiva</p>	<p>Según Altman, E. (2000), el modelo ZETA agrupa tendencias de bancarrota y arroja resultados en categorías que pueden ser agrúpales por tipos de clientes.</p>
<p><b>F2VI11</b></p>	<p>Luna Altamirano, K., Henry Sarmiento, W., &amp; Tinto Arandes, J. (2018), utiliza expertos de varias empresas por lo que, a nivel de consultoría, estos resultados pueden ser costosos dependiendo la consultora y el nivel de experticia del experto.</p> <p>Según García Sánchez, M., &amp; Sánchez Barradas, C. (2005), se requiere de profesionales avanzados en la materia y en el conocimiento del cliente, lo que es un costo fijo significativo en su nómina.</p>	<p>De acuerdo con Altman, E. (2000), Para comprobar los datos reales ajustados al sector o empresas, el autor usa una lista de varias docenas de empresas que luego de aplicar el modelo, monitoreó con el fin de verificar el nivel de precisión del modelo.</p>

## Referencias

- Anderson, D., Sweeney, D. y Williams, T., (2008), *Statistics for Business and Economics*, Mason, Ohio, Estados Unidos: Thomson
- Alexi Ludovic, L. F., Marco Antonio, A. C., & Juan, G. M. (2018). Análisis de riesgo crediticio, propuesta del modelo credit scoring. *Revista Facultad De Ciencias Económicas: Investigación y Reflexión*, 26(1), 181-207. doi: <http://bdbiblioteca.universidadean.edu.co:2138/10.18359/rfce.2666>
- Altman, E. (1968), *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*, *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. (2000). PREDICTING FINANCIAL DISTRESS OF COMPANIES: REVISITING THE Z-SCORE AND ZETA® MODELS. *Journal Of Banking & Finance*, 1(1). Retrieved from <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf>
- ARAYA, V. E. M. (2009). Estudio de aplicación de redes neuronales en la evaluación de riesgo crediticio (Doctoral dissertation, PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE VALPARAÍSO).
- Arango Correa, D. M., Colmenares, L. J., & Rave Contreras, I. C. (2018). Comparación entre el método tradicional y algunos basados en inteligencia artificial para el estudio del riesgo crediticio en instituciones financieras colombianas (Master's thesis, Universidad EAFIT).
- Bazarbash, M. (2019). *Fintech in financial inclusion: machine learning applications in assessing credit risk*. International Monetary Fund.
- Barrios, J.C., & Martínez, D.N, & Alcántara, O.M.(2014). Redes Neuronales, "Reporte Final de la Backpropagation"
- Bechara, J. E. A., Cruz, J. C. T., & Ceballos, H. V. (2009). Predicciones de modelos econométricos y redes neuronales: el caso de la acción de SURAMINV. *Semestre Económico*, 12(25), 95-109.
- Britos, M. I. P. (2005). Entrenamiento de redes neuronales basado en algoritmos evolutivos.

- Cerón, L. Á. M., & Otero, R. A. M. (2011). Valoración y riesgo crediticio en Colombia. *Revista Finanzas y Política Económica*, 3(2), 65-82.
- Chatterjee, S., 2016. MODELOS DEL RIESGO DE CRÉDITO. *Centre for Central Banking Studies, Banco de Inglaterra*, 34, pp.273-300.
- Cook, T. D., & Reichardt, C. S. (1986). Métodos cualitativos y cuantitativos en investigación evaluativa. Madrid: Morata.
- Cuya, M. L. (2016). La disrupción de los Start-ups FinTech en el mundo financiero.
- De Gialdino, V. (2006). Estrategias de investigación cualitativa. Barcelona: Gedisa, 42-50.
- Dávila Newman, G., (2006). El razonamiento inductivo y deductivo dentro del proceso investigativo en ciencias experimentales y sociales. *Laurus, Revista de educación. Universidad Pedagógica Experimental Libertador. Caracas, Venezuela.* Recuperado el 24/04/2020 de: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=76109911>
- Dot CSV. (2018). ¿Qué es una Red Neuronal? Parte 3 : Backpropagation | DotCSV . Recuperado de: [https://www.youtube.com/watch?v=eNlqz\\_noix8](https://www.youtube.com/watch?v=eNlqz_noix8)
- Dot CSV. (2020). ¿Qué es una Red Neuronal? Parte 2 : La Red | DotCSV. Recuperado de <https://www.youtube.com/watch?v=uwbHOpp9xkc&t=428s>
- Fernández Bedoya, A. (2019). Inteligencia artificial en los servicios financieros. *Boletín económico/Banco de España [Artículos]*, n. 2, 2019, 10 p.
- García de Ceretto, J., Giacobbe S. (2009). Nuevos desafíos en investigación: teorías, métodos, técnicas e instrumentos. Homo Sapiens Ediciones. Rosario, Argentina. Recuperado de la base de datos de la Universidad EAN – E-BOOKS
- García Sánchez, M., & Sánchez Barradas, C. (2005). Riesgo de crédito en México: aplicación del modelo CreditMetrics (Licenciatura). Universidad de las Américas Puebla.
- Gómez, J., Sánchez, J., Ocampo, A., & Restrepo, J. W. (2012). APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN CLASSIFICATION OF CLAYS. *Revista EIA*, (17), 183-191.

- Gómez, M. M. (2006). Introducción a la metodología de la investigación científica. Editorial Brujas.
- Gómez Morales, R. D. J. (2004). Nuevo principio de protección diferencial de transformadores aplicando redes neuronales de base radial (RBF) (Doctoral dissertation, Universidad Autónoma de Nuevo León).
- González Cano, L. C. (2019). *Análisis del impacto de la cuarta revolución industrial en el sector bancario colombiano* (Master's thesis, Universidad EAFIT).
- Heaton, J. (2008). Introduction to neural networks with Java. Heaton Research, Inc.
- Hurtado, S., (1999), Criterio de Expertos. ¿Su Procesamiento a través del Método Delphy, [http://www.ub.edu/histodidactica/index.php?option=com\\_content&view=article&id=21](http://www.ub.edu/histodidactica/index.php?option=com_content&view=article&id=21)
- Hurwitz, J. & Kirsh, D. (2018). Machine learning for dummies. New Jersey, Estados Unidos, John Wiley & Sons. Recuperado de: <https://www.ibm.com/downloads/cas/GB8ZMQZ3>
- Investigaciones cualitativas en ciencia y tecnología. Cictec (2017); Editorial Area de Innovación y Desarrollo, S.L. Alicante. Recuperado el 15/03/2020 de: <https://books.google.com.co/books?id=okdVDwAAQBAJ&pg=PA149&dq=investigaciones+cualitativas+sobre+análisis+de+riesgo&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwjuyymV4rHoAhXwQ98KHRuFB7IQ6AEIKDAA#v=onepage&q=investigaciones%20cualitativas%20sobre%20análisis%20de%20riesgo&f=false>
- Iglesias-Puzas, Á., & Boixeda, P. (2020). Deep Learning and Mathematical Models in Dermatology. Actas dermo-sifiliograficas.
- Khashman, A. (2011). Credit risk evaluation using neural networks: Emotional versus conventional models. Applied Soft Computing, 11(8), 5477-5484. Recuperado de: <https://www-science-direct-com.bdbiblioteca.universidadean.edu.co/science/article/pii/S1568494611001700>
- Hájek, P. (2010, October). Probabilistic Neural Networks for Credit Rating Modelling. In IJCCI (ICFC-ICNC) (pp. 289-294). Mattamala, M.(2013). Red Neuronal Feed-Forward con Backpropagation. Recuperado de [https://www.u-cursos.cl/usuario/63d40150c4f598d5a65524a836c3b72a/mi\\_blog/r/Tarea\\_2\\_-\\_Matias\\_Mattamala\\_A..pdf](https://www.u-cursos.cl/usuario/63d40150c4f598d5a65524a836c3b72a/mi_blog/r/Tarea_2_-_Matias_Mattamala_A..pdf)

- Llano, L., Hoyos, A., Arias, F., & Velásquez, J. (2007). Comparación del Desempeño de Funciones de Activación en Redes Feedforward para aproximar Funciones de Datos con y sin Ruido. *Avances en Sistemas e Informática*, 4(2).
- López Menacho, Javier. *La farsa de las Start-ups. La cara oculta del mito emprendedor*. Catarata. 2019. Madrid, España. Recuperado el 23/03/2020 de [https://books.google.com.co/books?id=QWWHDwAAQBAJ&printsec=frontcover&q=tipos+de+Start-up&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwiNnl\\_RyrHoAhVwn-AKHSj8CaY4ChDoAQhuMAg#v=onepage&q=tipos%20de%20Start-up&f=false](https://books.google.com.co/books?id=QWWHDwAAQBAJ&printsec=frontcover&q=tipos+de+Start-up&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwiNnl_RyrHoAhVwn-AKHSj8CaY4ChDoAQhuMAg#v=onepage&q=tipos%20de%20Start-up&f=false)
- Luna Altamirano, K., Henry Sarmiento, W., & Tinto Arandes, J. (2018). Estudio del riesgo financiero (5c) bajo el enfoque difuso (pp. 47-58). *Revista Economía y Política*. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6745359>
- Martín Del Paso, M. (2005). Aplicaciones de las redes neuronales artificiales a problemas de predicción y clasificación financiera. Recuperado de: <https://bdbiblioteca.universidadean.edu.co:2102/lib/bibliotecaeansp/reader.action?docID=3159910&query=redes+neuronales>
- Matich, D. J. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones*. Universidad Tecnológica Nacional, México.
- Moguel Rodriguez Ernesto A. *Metodología de la Investigación*; 2003; Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, Recuperado el 15/03/2020 de: <https://books.google.com.co/books?id=r4yrEW9Jhe0C&pg=PA29&dq=metodo+inductivo+y+deductivo&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwiSwvy477HoAhWNTd8KH Yi6BSUQ6AEIPzAD#v=onepage&q=metodo%20inductivo%20y%20deductivo&f=false>
- Munt, A. M. (2018). Introducción a los modelos de redes neuronales artificiales el perceptrón simple y multicapa. Universidad de Zaragoza, España.
- Parra, X., Angulo, C., Agell, N., & Rovira, X. (2001). Aproximación a un problema financiero mediante redes neuronales con funciones base radiales y máquinas de soporte vectorial. *Inteligencia Artificial*. *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 5(14), 54-67.
- Quesada, F. J. G., Graciani, M. A. F., Bonal, M. T. L., & Díaz-Mata, M. A. (1994). Aprendizaje con redes neuronales artificiales. *Ensayos: Revista de la Facultad de Educación de Albacete*, (9), 169-180.



- Muns Orenga, A. (2019). *Inteligencia Artificial en los mercados financieros. Consecuencias y aplicaciones* (Bachelor's thesis, Universitat Politècnica de Catalunya).
- Nava R., y Marbelis, A. (2009), Análisis financiero: una herramienta clave para una gestión financiera eficiente, *Revista Venezolana de Gerencia (RVG)*, Año 14. N° 48, 2009, 606 – 628
- Norbert E., (2015). *Sobre el tiempo*. Editorial Fondo de Cultura Económica, México. Consultado el 21/05/2020 de: <https://elibro-net.bdbiblioteca.universidadean.edu.co/es/ereader/bibliotecaean/109882>
- Paucar Sulka, D. C. (2018). Evaluación de riesgos crediticios en la empresa Mibanco SA–agencia Chupaca, mediante redes neuronales.
- Pérez Ramírez, F. O., & Fernández Castaño, H. (2007). Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 6(10), 77-91.
- Popov, D. (2018). Application of Altman Z-score for Viability of Small and Medium Enterprises. *Journal Business Directions / Journal Biznes Posoki*, 2, 5–17.
- Quichíz, P., & Esteban, L. (2012). Modelo de RNA para predecir la morosidad de microcredito en la Banca Estatal Peruana.
- Ramos Chagoya Ena. (2008, julio 1). *Métodos y técnicas de investigación*. Recuperado el 15/03/2020 de: <https://www.gestiopolis.com/metodos-y-tecnicas-de-investigacion/>
- Ries Eric, 2011. *Cómo crear empresas de éxito utilizando la Innovación Continua*. El método Lean Start-up, Ediciones Deusto, España. Recuperado el 23/03/2020 de [https://books.google.com.co/books?id=v3\\_C4yd-wR4C&printsec=frontcover&dq=tipos+de+Start-up&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwikjMGxxrHoAhWvYt8KHWdWAXUQ6AEITTAE#v=onepage&q=tipos%20de%20Start-up&f=false](https://books.google.com.co/books?id=v3_C4yd-wR4C&printsec=frontcover&dq=tipos+de+Start-up&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwikjMGxxrHoAhWvYt8KHWdWAXUQ6AEITTAE#v=onepage&q=tipos%20de%20Start-up&f=false)
- Romani, G., Aroca, P., Aguirre, N., Leiton, P. y Muñoz, J., (2002), Modelos de clasificación y predicción de quiebra de empresas: Una aplicación a empresas chilenas, *Forum Empresarial*, mayo, año/vol. 7, n° 001

- Roy, J., Lum, K. J., Zeldow, B., Dworkin, J. D., Re, V. L., & Daniels, M. J. (2018). Bayesian nonparametric generative models for causal inference with missing at random covariates. *Biometrics*, 74(4), 1193–1202. <https://bdbiblioteca.universidadean.edu.co:2111/10.1111/biom.12875>
- Rodríguez, A., Horst, E., & Malone, S. (2015). *Bayesian Inference for a Structural Credit Risk Model with Stochastic Volatility and Stochastic Interest Rates*. *Journal of Financial Econometrics*, Volume 13, Issue 4, Fall 2015, Pages 839–867.
- Rodríguez, L., (2012), *Análisis de los estados financieros*, 1ª edición. México: McGraw Hill
- Salinas Gonzalez Javiera; Gómez Navas Juan Sebastian, (2018). Egresius Ediciones. *La investigación cualitativa en la comunicación y en la sociedad digital: nuevos retos y oportunidades*. Recuperado el 15/03/2020 de [https://books.google.com.co/books?id=u31xDwAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=investigaciones+cualitativas+sobre+Start-up&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwjUroCh2rHoAhWRMd8KHVFkD\\_oQ6AEIXTAG#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.co/books?id=u31xDwAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=investigaciones+cualitativas+sobre+Start-up&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwjUroCh2rHoAhWRMd8KHVFkD_oQ6AEIXTAG#v=onepage&q&f=false)
- Sampieri, R. H., Collado, C. F., Lucio, P. B., Valencia, S. M., & Torres, C. P. M. (1998). *Metodología de la investigación* (Vol. 6). México, DF: Mcgraw-hill.
- Sampieri, R. H. (2010). *Metodología de la investigación*. McGraw-Hill Interamericana. Retrieved from <http://bdbiblioteca.universidadean.edu.co:2071/?il=285>
- Sepulveda Rivillas, C., Reina Gutierrez, W., & Gutierrez Betancur, J. (2012). Estimación del riesgo de crédito en empresas del sector real en Colombia. *Estudios Gerenciales*, 28(124), 169-190.
- Smith, R., & Winakor, A., (1935), *Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations*, Bulletin No. 51, University of Illinois, Bureau of Business Research, Urbana
- Soriano Llobera, J.M., Garcia Pellicer, M.C, Torrents Arevalo, J.A. (2012). *Economía de la Empresa*. Universitat Politècnica de Catalunya, Barcelona. Consultado el 21/05/2020 de <https://elibro-net.bdbiblioteca.universidadean.edu.co/es/ereader/bibliotecaean/52179>

- Strischek, D. (2009). The five cs of credit. The RMA Journal, 91(8), 34-37,11. Retrieved from <https://search-proquest-com.bdbiblioteca.universidadean.edu.co/docview/209782549?accountid=34925>
- Start-ups en Colombia: Cuales están cambiando la forma de emprender en el país. (2019). Blog Rockcontent. Recuperado el 15/03/2020 de: <https://rockcontent.com/es/blog/Start-ups-en-colombia/>
- Tablada, C. J., & Torres, G. A. (2009). Redes neuronales artificiales. Revista de educación matemática, 24(3).
- Támara-Ayús, A., Aristizábal, R., & Velásquez, E. (2012). Matrices De Transición en El Análisis Del Riesgo Crediticio Como Elemento Fundamental en El Cálculo De La Pérdida Esperada en Una Institución Financiera Colombiana. Revista Ingenierías Universidad de Medellín, 11(20), 105–114.
- Támara Ayús, A. L., Aristizábal Velásquez, R. E., & Velásquez Ceballos, H. (2010). *ESTIMACIÓN DE LAS PROVISIONES ESPERADAS EN UNA INSTITUCIÓN FINANCIERA UTILIZANDO MODELOS LOGIT Y PROBIT*. Colombia: Universidad Pontificia Bolivariana.
- Tamari, M., (1966), Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy, Management International Review, 4, 15-21
- Tojár Hurtado Juan Carlos, Investigación cualitativa: comprender y actuar, 2006. Editorial La Muralla, S.A. Recuperado el 15/03/2020 de: <https://books.google.com.co/books?id=IXcdV7aLbWcC&pg=PA209&dq=investigaciones+cualitativas+sobre+ analisis+de+riesgo&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwjuypmV4rHoAhXwQ98KHRuFB7IQ6AEIQDAD#v=onepage&q=investigaciones%20cualitativas%20sobre%20 analisis%20de%20riesgo&f=false>
- Torres, J. A. V., & Rivera, J. A. D. (2007). Entrenamiento de una red neuronal multicapa para la tasa de cambio euro-dólar (EUR/USD). Ingeniería e investigación, 27(3), 106-117.
- Torres Marín, A., Arregui, V., Hernandez Oaknín, Y., Moratiel Yugueros, A., Sevilla Bernardo, J., (2019). Caso BlogsterApp: creación de un Start-up y su financiación a través de crowdfunding. ESIC Business & Marketing School. Madrid. Recuperado de la base de datos de la Universidad EAN – E-BOOKS

Villamil Bahamón, R. (2013). Modelo predictivo neuronal para la evaluación del riesgo crediticio (Doctoral dissertation, Universidad Nacional de Colombia).

Zhao, Z., Xu, S., Kang, B. H., Kabir, M. M. J., Liu, Y., & Wasinger, R. (2015). Investigation and improvement of multi-layer perceptron neural networks for credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 42(7), 3508-3516. Recuperado de: [https://www.sciencedirect-com.bdbiblioteca.universidadean.edu.co/science/article/pii/S0957417414007726](https://www.sciencedirect.com/bdbiblioteca.universidadean.edu.co/science/article/pii/S0957417414007726)

Zuleta, J., & Alberto, L. (2011). Política pública e instrumentos de financiamiento a las pymes en Colombia.