

2.

Modelo predictivo para la calificación de riesgo de la COAC Jardín Azuayo mediante lógica difusa

Juan Méndez 1, Kleber Luna 2, Juan Erazo 3.
1,2,3 Universidad Católica de Cuenca, 1 jmmendoza634@psg.ucacue.edu.ec,
2 klunaa@ucacue.edu.ec, 3 jcerazo@ucacue.edu.ec

Fecha de presentación: 01 de octubre de 2018
Fecha de aceptación: 03 de enero de 2019

RESUMEN

La presente investigación propone un modelo de predicción de datos para la calificación de riesgo en cualquier sector, siendo aplicado a la Cooperativa de Ahorro y Crédito (COAC) Jardín Azuayo de la ciudad de Cuenca-Ecuador, las entidades financieras están sujetas a demostrar su sostenibilidad en el tiempo, por ello el problema del estudio denota que la estructura tradicional de calificación de riesgo no permite a estas entidades tener un enfoque estimado de predicción, por lo que las decisiones no se toman en el momento crítico para adoptar estrategias de cambio oportuno. El objetivo de la investigación es aplicar herramientas de avanzada que ofrece la lógica difusa como la teoría de distancias relativas de Hamming y coeficiente de adecuación con ponderación convexa, otorgando confiabilidad en los datos a partir de información ambigua, partiendo de estructuras estáticas a sistemas dinámicos, acotando la incertidumbre, con el fin de alcanzar el perfil ideal, revelando su sostenibilidad y estructura organizacional solvente a largo plazo. Dentro de la metodología se explica en forma detallada la aplicación de estas herramientas, llegando a tratar de predecir su calificación en el ranking cooperativo de manera oportuna, para que la gerencia enfoque su estimación en los puntos críticos y en las fortalezas de la entidad, ya que en la opción más pesimista se califica como Buena (BBB+) y en la opción más optimista llega a una categorización de Excelente (A+), pero aún necesita concentrar esfuerzos para alcanzar un nivel de calificación ideal y de excelencia financiera.

Palabras claves: Calificación de riesgo, coeficiente de adecuación, incertidumbre, lógica difusa, modelo predictivo.

ABSTRACT

This research proposes a data prediction model for risk rating in any sector, being applied to the Savings and Credit Cooperative (COAC) Jardin Azuayo in the city of Cuenca-Ecuador, financial institutions are subject to demonstrate their sustainability over time, so the problem of the study denotes that the traditional risk rating structure does not allow these institutions to have an estimated prediction approach, so decisions are not made at the critical time to adopt strategies for timely change. The objective of the research is to apply advanced tools that offer fuzzy logic such as the theory of relative distances of Hamming and coefficient of adequacy with convex weighting, giving reliability in the data from ambiguous information, starting from static structures to dynamic systems, limiting uncertainty, in order to reach the ideal profile, revealing its sustainability and solvent organizational structure in the long term. Within the methodology, the application of these tools is explained in detail, and an attempt is made to predict their rating in the cooperative ranking in a timely manner, so that management can focus its estimation on the critical points and strengths of the entity, since in the most pessimistic option it is rated as Good (BBB+) and in the most optimistic option it reaches a categorization of Excellent (A+), but it still needs to concentrate efforts to reach an ideal level of rating and financial excellence.

Keywords: Risk rating, adequacy coefficient, uncertainty, fuzzy logic, predictive model.

1 INTRODUCCIÓN

Las entidades de ahorro y crédito del Ecuador se encuentran bajo la supervisión y control a la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS). Esta entidad gubernamental que rige y vela por los activos y beneficios otorgados al pueblo ecuatoriano estableciendo los requerimientos políticos-administrativos en cuanto a los objetivos que deben trazarse las cooperativas de Ahorro y Crédito. Dicha institución impone una serie de lineamientos para garantizar a los clientes las solvencia, rentabilidad y liquidez financiera de la entidad a través de la transparencia de los resultados de los análisis financieros.

Para el análisis de calificación de riesgo que se implementan en las Cooperativas de Ahorro y Crédito (COAC), bajo los lineamientos de la SEPS, se exigen una serie de características y manejo de procedimientos que deben cumplir con parámetros mínimos a ser aceptados a nivel internacional.

Es así que en la calificación de riesgo de la COAC Jardín Azuayo se observan carencias en cuanto al manejo y cálculo analítico de los procesos de calificación, ya que la entidad se enmarca en la medición del riesgo tradicional enfocado a estructuras sin cambios en el tiempo y que son rígidas para la previsión de riesgo que puede asumir la entidad en un futuro. En este sentido dicha entidad utiliza modelos rígidos estandarizados basados en informaciones financieras de tiempos pasados, que no permiten recoger las variaciones de los patrones de medición en el tiempo.

Por este motivo, se recurre a un modelo predictivo que recoja la dinámica existente en las variables objeto de medición, a través de la lógica difusa, donde las variables son evaluadas mediante rangos que permiten atrapar el mejor y peor de los escenarios dentro del periodo analizado en el tiempo. Con ello se utilizan instrumentos de avanzada para el cálculo de la calificación del riesgo financiero, que permita a la gerencia poder tomar predicciones para direccionar a la empresa para escenarios futuros y de esta manera alcanzar perfiles ideales en lo que debería constituirse una cooperativa de ahorro y crédito de elite.

En este estudio se maneja la lógica difusa mediante la utilización de Distancias Relativas de Hamming con ponderación convexa, coeficiente de adecuación con ponderación convexa y teoría de expertizaje, desarrollados por Gil (2000), con la finalidad de explicar que los números borrosos que determinan datos inciertos son susceptibles a representar fenómenos en estimaciones subjetivas, permitiéndole reducir la incertidumbre de ocurrencia en el mejor y peor de las situaciones, otorgando posibilidades de números inciertos acorde a una estructura ideal.

Dicha investigación consta en una primera fase, en el estudio de los distintos enfoques que determinados autores han hecho en la utilización de la lógica difusa al estudio de riesgo, presentando las bases metodológicas de los análisis crediticios de distintas entidades enmarcadas en sus procesos evaluativos. En una segunda fase, se explica los pasos a seguir para la construcción y evaluación de un modelo crediticio, presentando el desarrollo de las herramientas utilizadas y las fórmulas de

cálculo. Por último, se presentan los resultados con la calificación del riesgo que puede asumir la entidad en un futuro inmediato.

Las instituciones del sector micro financiero, cruzan por problemas en la calificación de riesgo, ya que las entidades basan sus estudios en procesos rígidas de calificación, las mismas que dificultad su manejo ya que forman parte de la estructura tradicional que existe en el mercado financiero, por ello algunos autores dan a conocer sus investigaciones relacionadas a esta problemática, entre ellos: Carmona (2013) aplica Redes Neuronales Artificiales en finanzas, enfocadas en el estudio del análisis del riesgo de crédito, utilizadas para establecer un ajuste a la medición y clasificación del riesgo de mercado. Fernández, y Pérez (2005) presentan un planteamiento no lineal de los modelos de elección dicotómica que, sin duda, es una buena elección para evaluar el riesgo de crédito de una cartera comercial. Martín, Domínguez, Perea, Saca y Sánchez (2011) demuestran la relación existente entre la concentración bancaria y el desarrollo de mercado de capitales, es decir si una elevada concentración en la calificación de riesgo de las empresas puede influir en el coste de financiación. Rivas, y Masci (2004) demuestran el impacto que el Nuevo Acuerdo de Capitales de Basilea (NACB) tendrá sobre los procedimientos de calificación de riesgo. También se revisa la transparencia de los regímenes de calificación en el contexto de las legislaciones vigentes, sugiriendo los cambios que podrían implicar una mejora. Schreiner (1999) prueba si un modelo de calificación de créditos puede predecir el riesgo de atrasos costosos de los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia. Pérez, y Fernandez (2007) exponen la aplicación de un modelo

de cuantificación de la calificación del riesgo para una cartera comercial, calculando las probabilidades de impago para establecer el capital mínimo requerido y las provisiones de cartera, a través de las metodologías de redes neuronales.

La Lógica Difusa es una rama de la inteligencia artificial, se introdujo en California en el año de 1965, por el Profesor de la Universidad de Berkeley, Lotfy Zadeh, permitiendo trasladar el lenguaje subjetivo, a un lenguaje matemático formal otorgando técnicas que permitan usar el juicio humano como un sistema de análisis a mediano y largo plazo. (Zadeh, 1976) El filósofo Jan Lukasiewicz en el año de 1920, desarrollo la pertenencia de valores endecadarios entendidos entre 0.0 y 1.0 que ayudan a determinar los grados de pertenencia de escalas determinadas por el juicio de expertos para el proceso de determinación de datos en escalas que permitan realizar la estructuración de una tabla valorativa de datos con las distintas morfologías de puntos de vista de cada variante. (Díaz, Coba, Moreno, y Santamaría, 2017)

Sin embargo, ciertos autores han contribuido respecto al uso de la lógica difusa para dinamizar las variabilidades tradicionales o rígidas acotando la incertidumbre, buscando instrumentos que complementen la base multivariante para conseguir un perfil ideal adaptando la automatización en los procesos administrativos entre los cuales: Zadeh (1976) proporciona un marco para la definición de tales conceptos encontrados en varios dominios del conocimiento humano mediante el uso de algoritmos difusos que tienen la estructura de un cuestionario de derivación. Tinto, Molina, y Cisneros (2018) proponen un modelo

dinámico que permita atrapar la incertidumbre aplicando el vasto instrumental que ofrece la lógica difusa para controlar las fluctuaciones en los precios de las materias primas y productos intermedios que permitan un mejor control de la planificación en el proceso de fabricación. Tinto, Molina, Chávez, y Mosquera (2016) proponen atrapar la incertidumbre reinante y poder tomar decisiones para un mediano y largo plazo en la empresa banenera del Oro – Ecuador, con ello lograr la automatización de un modelo que permite el estudio de la solvencia financiera y del estudio del beneficio empresarial.

Tinto, Molina, y Habbid (2015) determinan introducir la teoría de la incertidumbre dentro de las Ciencias Contables como elemento fundamental para la toma de decisiones, donde surge la necesidad de dar una visión predictiva y dinámica al área contable. Hurtado, Tinto, y Zerpa (2011) proponen un modelo para la medición de la calidad de vida de los hogares del área metropolitana de Mérida (Venezuela) a través de la lógica difusa, considerando un conjunto amplio de indicadores empleados en los estudios teóricos de la calidad de vida.

No obstante, la determinación de un perfil ideal hace que una estructura se dinamice para que una entidad enfoque esfuerzos de cambio en algunas variaciones que permite alcanzar una excelencia financiera, debido a esto algunos autores han contribuido con la investigación de las herramientas que intervienen en el modelo de predicción con el uso de las distancias relativas de Hamming y el coeficiente de adecuación, entre ellos: Díaz, Aguilera, y Guillén (2014) evalúan los ratios del segmento 1 de las Cooperativas de Ahorro y Crédito

del Ecuador en un rango de bajo, estable y óptimo, mediante grados de pertenencia y variables lingüísticas que sustentan la conversión de los índices financieros a términos difusos con el uso de las Distancias relativas de Hamming. Canós, Caño, y González (2006) proponen métodos de ordenación útiles para la toma de decisiones en el proceso de selección de personal, presentando resultados computacionales para diferentes casos representativos del comportamiento de dichos algoritmos bajo el manifiesto del coeficiente de adecuación de la lógica borrosa y la distancia de Hamming. Samaniego, Reyes, y Bachs (2008) proponen ajustar las razones financieras mediante el coeficiente de pesimismo relativo (CPR) y las distancias de Hamming, tomando en cuenta la relación riesgo-rendimiento, asimismo proponen una metodología para el cálculo de un indicador relativo de este coeficiente en los inversionistas que participan en un sector de mercado de valores. Goyoso, Hernández, Hernández, Montoya, y Orúe (2014) presentan la viabilidad de utilizar como método de verificación de una identidad basada en iris la transformada de Walsh-Hadamard, complementada con la covarianza cruzada y las distancias de Hamming y euclídea. Alfaro, y Alfaro (2015) demuestran la unión de los beneficios del Algoritmo de Pichat y la distancia de Hamming con el fin de disminuir la incertidumbre en el proceso de toma de decisiones. Santos, y Gil (2016) proponen un modelo causal de comportamiento de la lealtad actitudinal, estructurado a partir de dos referenciales, que segmentan al consumidos de una comunidad virtual de marca a través del coeficiente de adecuación. Guerrero, y Terceño (2011) proponen una metodología de

subconjuntos borrosos, en la cual se construye un coeficiente de adecuación con el fin de enfrentar la incertidumbre en la selección de empresas que surgen de los contratos de **outsourcing**.

Con la base teórica descrita por los autores, se sustenta el estudio de la lógica difusa y las distancias relativas de Hamming y el coeficiente de adecuación relacionado a la calificación de riesgo, permitiendo la toma acertada de decisiones por parte de la gerencia para la sostenibilidad a largo plazo.

2 MÉTODO

Método

La metodología analítica para la medición del riesgo crediticio de una entidad viene desde la antigüedad, en la cual comprende procesos de medición del endeudamiento o niveles de inversión que asumen las instituciones, desde la década de los 70 la actividad crediticia surge de manera activa, pero desde la actualidad las empresas o entidades financieras que califican el riesgo aparecen desde los principios del siglo XX en los Estados Unidos (Morales, y Tuesta, 1998).

Proceso de Expertizaje

Proceso mediante el cual se recolecta la opinión de un experto o conjunto de expertos calificados en el área a investigar sobre un tema determinado, estos datos deben ser medidos en cuanto a su calidad de consideración de expertos, principalmente a través de encuestas realizadas al personal selecto y calificado. Se indaga datos coadyuvantes entre los más pesimistas y los más optimistas que predicen los expertos seleccionados para la encuesta,

explicando los rangos de calificación respecto a la tabla de valoración endecadaria o semántica desde un enfoque prospectivo, numéricamente se determina así nuestra escala:

Cuadro 1. Escala Semántica

GRADO DE PRESUNCIÓN α	INCIDENCIA
0.0	Cumplimiento del 0% o existencia nula
0.1	Cumplimiento del 10%
0.2	Cumplimiento del 20%
0.3	Cumplimiento del 30%
0.4	Cumplimiento del 40%
0.5	Cumplimiento del 50%
0.6	Cumplimiento del 60%
0.7	Cumplimiento del 70%
0.8	Cumplimiento del 80%
0.9	Cumplimiento del 90%
1.0	Cumplimiento del 100%

Fuente: Elaboración Propia

El Número de expertos emiten n opiniones o proposiciones sobre un enfoque determinado, éstas se agrupan en un expertón de la forma $[\alpha_1; \alpha_2]$; es decir, mediante intervalos de confianza que puede ser de tipo agrupado, triangular o trapezoidal como se puede observar en la tabla 1 sobre cada variable. De esta forma al expresar la opinión del experto n , se puedan agrupar las opiniones indagadas mediante la aplicación de la esperanza matemática, donde se procesan los datos para el mínimo y máximo cumplimiento (peor y mejor de los casos) de cada enfoque de estudio de la siguiente manera:

Tabla 1. Valoraciones de los Expertos

Variable	1	
Opinión Expertos	α_1	α_2
1	0,4	0,7
2	0,1	0,8

3	0,2	0,7
4	0,4	0,8

Fuente: Elaboración Propia

A partir de estas opciones y al analizar las preguntas de la encuesta, se procede a contar las valoraciones de los expertos y se las coloca cada variable respectivamente en su base estructurada, luego se procede a dividir cada valor de la frecuencia entre en número n de expertos que dieron su estimación, seguidamente se procesa los datos de abajo hacia arriba, donde, se suma la valoración inferior de la frecuencia con la siguiente de la normalizada, de la siguiente manera: $0+0 = 0$, , $0+0.5 = 0.5$, $0.75+0.25 = 1$.

Finalmente aplicando la esperanza matemática, se obtiene que, al eliminar el nivel cero (0.0) y dividiendo la segregación de datos restantes entre 10 (# de variables en escala endecadaria), el factor de correlación para la cifra establecida inicial oscila entre (α_1, α_2) , para el lado izquierdo y derecho respectivamente obteniendo las frecuencias acumuladas como se puede ver en la tabla 2.

$$\sum (\check{\nu} \text{ Variación de las existencias}) = 1/10 * \mathbf{(1)}$$

$$([\alpha_1 ; \alpha_2] + [\alpha_1 ; \alpha_2]) = 1/10 * [\alpha_1 ; \alpha_2]$$

$$= [\alpha_1 ; \alpha_2]$$

Tabla 2. Cálculo del Expertizaje con datos de Incertidumbre

GRADO DE PRESUNCIÓN α	FREC		NORMALIZACIÓN		ACUMULACIÓN	
	FREC 1	FREC 2	FREC 1	FREC 2	FREC 1	FREC 2
0,0	0/4	0/4	0	0	1	1
0,1	1/4	0/4	0,25	0	1	1
0,2	1/4	0/4	0,25	0	0,75	1
0,3	0/4	0/4	0	0	0,5	1
0,4	1/4	0/4	0,5	0	0,5	1
0,5	0/4	0/4	0	0	0	1
0,6	0/4	0/4	0	0	0	1
0,7	0/4	2/4	0	0,5	0	1
0,8	0/4	2/4	0	0,5	0	0,5
0,9	0/4	0/4	0	0	0	0
1,0	0/4	0/4	0	0	0	0
	4	4			Σ 0,28	0,75

Fuente: Elaboración Propia

Al cumplir con el proceso de expertizaje, se procede a construir los datos en intervalos de confianza condensados, respecto a las valoraciones otorgadas por los expertos, para poder procesarlos a través de datos matemáticos para obtener las valoraciones ponderadas de cada nivel de calificación de riesgo actual de la cooperativa de ahorro y crédito, con este proceso se obtiene datos reales y con un mayor grado de certeza de cada variable.

Tabla 3. Perfil Ideal y Perfil dado por Expertos

PERFIL IDEAL			PERFIL EXPERTOS		
VARIABLES	FREC ACUM $\alpha 1$	FREC ACUM $\alpha 2$	VARIABLES	FREC ACUM $\alpha 1$	FREC ACUM $\alpha 2$
Variable 1	0,9	1,0	Variable 1	0,28	0,75
Variable 2	0,9	1,0	Variable 2	0,73	0,90
Variable 3	0,9	1,0	Variable 3	0,63	0,78
Variable 4	0,9	1,0	Variable 4	0,75	0,93
Variable 5	0,9	1,0	Variable 5	0,73	0,88
Variable 6	0,9	1,0	Variable 6	0,83	0,98
Variable 7	0,9	1,0	Variable 7	0,60	0,88
Variable 8	0,9	1,0	Variable 8	0,65	0,83
Variable 9	0,9	1,0	Variable 9	0,28	0,50
Variable 10	0,9	1,0	Variable 10	0,20	0,40
Variable 11	0,9	1,0	Variable 11	0,35	0,60
Variable 12	0,9	1,0	Variable 12	0,38	0,63
Variable 13	0,9	1,0	Variable 13	0,73	0,90
Variable 14	0,9	1,0	Variable 14	0,13	0,23
Variable 15	0,9	1,0	Variable 15	0,78	0,95
Variable 16	0,9	1,0	Variable 16	0,60	0,80
Variable 17	0,9	1,0	Variable 17	0,68	0,83
Variable 18	0,9	1,0	Variable 18	0,75	0,88
Variable 19	0,9	1,0	Variable 19	0,80	0,93
Variable 20	0,9	1,0	Variable 20	0,78	0,93
Variable 21	0,9	1,0	Variable 21	0,48	0,68
Variable 22	0,9	1,0	Variable 22	0,55	0,75
Variable 23	0,9	1,0	Variable 23	0,65	0,78
Variable 24	0,9	1,0	Variable 24	0,68	0,83
Variable 25	0,9	1,0	Variable 25	0,63	0,80
Variable 26	0,9	1,0	Variable 26	0,70	0,90
Variable 27	0,9	1,0	Variable 27	0,63	0,85
Variable 28	0,9	1,0	Variable 28	0,33	0,63
Variable 29	0,9	1,0	Variable 29	0,38	0,53
Variable 30	0,9	1,0	Variable 30	0,45	0,60
Variable 31	0,9	1,0	Variable 31	0,30	0,70

Fuente: Elaboración Propia

Asimismo, se lo debe realizar para cada una de las 31 variables estudiadas respecto a las opiniones de los expertos hasta construir el perfil de la entidad, como se puede observar en la tabla 3.

La siguiente tabla tiene una valoración del 100% respecto a los estándares de calificación de riesgo internacional, con el cual las entidades micro financieras se rigen para localizar su posición respecto a su control interno y con esto dar una imagen de solvencia, sostenibilidad y rentabilidad ante la sociedad.

Cuadro 2. Estatutos de Valoración para la Calificación de Riesgo

Posicionamiento	15%
Evolución del Sistema	20%
Capacidad de la Entidad	50%
Posicionamiento de la Entidad	30%
Total Posicionamiento	100%
Capitalización	20%
Relación Capital - Activos	70%
Capacidad de incrementar el Capital	15%
Experiencia sobre deuda Subordinada	10%
Garantías Explicitas	5%
Total Capitalización	100%
Activos	15%
Composición de Activos	10%
Concentración por Clientes y Grupos	5%
Concentración Sectorial	5%
Préstamos a Empresas y Grupos Vinculados	10%
Relaciones de la Cartera Irregular sobre Cartera Total y Garantías	25%
Nivel de Provisiones	25%
Descalce de monedas	20%
Total Activos	100%
Administración	10%
Gerencia General, Control accionario	15%
Análisis de Políticas y Planos de Negocios	10%
Proceso de Toma de decisiones	15%
Política de Personal	5%
Auditoría Interna	15%
Auditoría Externa	15%
Participación en otras Sociedades	10%
Cumplimiento, seguimiento y observancia de normativas	15%
Total Administración	100%
Utilidades	10%
Nivel de las Utilidades	40%
Composición de las Utilidades	30%
Costos de la Entidad	30%
Total Utilidad	100%
Liquidez	10%

Disponibilidades en relación a Pasivos Totales	20%
Títulos Valores, Privados y Públicos	20%
Descalce de plazos entre Activos y Pasivos	30%
Concentración de Pasivos	30%
Total Liquidez	100%
Sensibilidad	20%
Actual, con la mayor Probabilidad de Ocurrencia	50%
Escenario con menor Probabilidad de Ocurrencia	50%
Total Sensibilidad	100%

Fuente: Datos obtenidos de MicroFinanzas Rating (2016)

Distancia Relativa de Hamming con Ponderación Convexa

Cada intervalo de confianza debe ser procesado bajo la tendencia de comparación y formulación matemática de la técnica aplicada, comparándola así con la probabilidad de ocurrencia y la que más se asemeje al intervalo o perfil ideal al cual se compara. La formulación matemática para el cálculo de Distancias Relativas de Hamming es:

$$Pr = n \text{ valores } \sum (|Pi - Pe|) \quad (2)$$

Pr = Perfil Real

Pi = Perfil Ideal

Pe = Perfil proporcionado por los expertos sobre la situación real de la entidad

Por ende, la valoración luego de predecir la fórmula comparativa entre probabilidades de ocurrencia y el ideal la valoración de menor distancia será la valoración que más se asemeje al ideal y por ende se podrá procesar y evaluar como la más apta o semejante en comparación al perfil ideal.

La estructura matemática enfocada a la Cooperativa de Ahorro y Crédito Jardín Azuayo, se ha realizado en base a enfoques técnicos y metodológicos reales del Ranking de Cooperativas del Ecuador, por lo cual el perfil ideal que toda entidad financiera desea alcanzar está entre el 90% en el peor de los casos y el 100% en el mejor de los casos, esta estructura de intervalo se la ha determinado gracias a que las entidades financieras no pueden determinar niveles más bajos de compromiso social por su gran demanda de estructura financiera social, entonces; el perfil ideal está estructurado para el cálculo difuso como: en el peor de los casos o banda izquierda 0.9 y en el mejor de los casos o banda derecha 1.0, como se puede observar en la tabla 3, para que la entidad se pueda mantener a flote con la estructura y requerimientos necesarios emprendidos por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS). Dicha estructura se la debe comparar con cada ponderación estructurada de la variable respectiva de calificación de riesgo, tanto del perfil ideal como del perfil dado por los expertos.

Coefficiente de adecuación con Ponderación Convexa

El coeficiente de adecuación (K), es la relación existente de los criterios propuestos sobre el perfil Ideal y el perfil dado por los expertos, este se calcula a través de la formulación matemática en la que estructura una ponderación de un valor de 1, la estimación estructural está dada por la misma predicción en la cual el valor ideal es pasado por el proceso de diferenciación con el valor de adecuación (1), para realizar la adición del valor calificativo de los expertos ya comprimido ante los métodos

difusos, obteniendo así un valor calificativo estructural para su rango de calificación de riesgo permitiendo medir de manera integral la competitividad a futuro. (Soler, y Castillo, 2009)

$$K(P - I) = 1 \wedge (1 - \mu_j + \mu_i) \quad (3)$$

La determinación de cálculo de la teoría de distancia relativa de Hamming y el uso del coeficiente de adecuación (**K**), estructura un modelo en el cual el perfil ideal es procesado ante determinantes matemáticas, obteniendo variable que ayudan a estructurar el perfil real en base a las 7 áreas que estabilizan el riesgo a futuro de una entidad.

Cuadro 3. Valores del Perfil Ideal vs el Perfil de Expertos

Variable	1	
Perfil Ideal	0,90	1,00
Perfil Expertos	0,28	0,75

Fuente: Elaboración Propia

Para calcular las distancias relativas de Hamming con coeficiente de adecuación, se comienza con realizar el proceso de diferenciación, en la cual al valor del perfil ideal se lo resta de 1, y se suma el valor obtenido por los expertos, tanto de la banda inferior o peor de lo caso y la banda superior o mejor de los casos, este proceso se realiza para poder comparar si el cálculo del coeficiente de adecuación es mayor a 1 no se puede colocar ya que sobrepasa el perfil ideal de valoración del 100% y se lo coloca como dato límite el valor de 1, pero si el dato no es mayor a 1, se registra el valor del cálculo obtenido, y así seguidamente se procesa los demás datos de las 31 variables como se observa en la Tabla 4.

$$b(I,E) = [1 \wedge (1 - 0,9 + 0,28)]$$

$$b(I,E) = [1 \wedge (1 - 1 + 0,75)]$$

$$b(I,E) = (0,38 ; 0,75)$$

Tabla 4. Distancia Relativa de Hamming con Coeficiente de Adecuación

VARIABLES	FREC $\alpha 1$	FREC $\alpha 2$
Variable 1	0,38 ;	0,75
Variable 2	0,83 ;	0,90
Variable 3	0,73 ;	0,78
Variable 4	0,85 ;	0,93
Variable 5	0,83 ;	0,88
Variable 6	0,93 ;	0,98
Variable 7	0,70 ;	0,88
Variable 8	0,75 ;	0,83
Variable 9	0,38 ;	0,50
Variable 10	0,30 ;	0,40
Variable 11	0,45 ;	0,60
Variable 12	0,48 ;	0,63
Variable 13	0,83 ;	0,90
Variable 14	0,23 ;	0,23
Variable 15	0,88 ;	0,95
Variable 16	0,70 ;	0,80
Variable 17	0,78 ;	0,83
Variable 18	0,85 ;	0,88
Variable 19	0,90 ;	0,93
Variable 20	0,88 ;	0,93
Variable 21	0,58 ;	0,68
Variable 22	0,65 ;	0,75
Variable 23	0,75 ;	0,78
Variable 24	0,78 ;	0,83
Variable 25	0,73 ;	0,80
Variable 26	0,80 ;	0,90
Variable 27	0,73 ;	0,85
Variable 28	0,43 ;	0,63
Variable 29	0,48 ;	0,53
Variable 30	0,55 ;	0,60
Variable 31	0,40 ;	0,70

Fuente: Elaboración Propia

Luego de realizar la ponderación de la estructura del perfil real de la cooperativa a

través del coeficiente de adecuación (K), se toma el porcentaje valorativo de cada una de las variables en base al cuadro 2, siendo ésta la calificación de riesgo según la estructura internacional y el perfil ideal ponderado, en consiguiente se procede a multiplicar el porcentaje valorativo respectivo, por cada una de las bandas de incertidumbre en el peor y mejor de los casos ($\alpha_1; \alpha_2$). Como el valor porcentual es un valor único, se realiza el producto de este por cada una de las bandas según su posición y valor ponderado en la tabla antes mencionada, y así sucesivamente para cada variable hasta construir la tabla 5.

$$\beta(I, E) = \sum [(P_{i_{X1}} \cdot \delta_{K_{iX1}}) ; (P_{i_{X2}} \cdot \delta_{K_{iX2}})] \quad (4)$$

Variable 1:

Posicionamiento

$$\beta(I_1, E_1) = [(20\% \cdot 0.38) ; (20\% \cdot 0.75)] = (7.60 ; 15.00)$$

$$\beta(I_2, E_2) = [(50\% \cdot 0.83) ; (50\% \cdot 0.90)] = (41.50 ; 45.00)$$

$$\beta(I_3, E_3) = [(30\% \cdot 0.73) ; (30\% \cdot 0.78)] = (21.90 ; 23.40)$$

Finalmente, se prosigue a realizar la sumatoria total de los valores calculados antes mencionados, respecto a cada una de sus bandas, tanto banda izquierda como banda derecha $\Sigma (h_{i1} ; h_{i2})$, para obtener cada una de las 7 variables que determinan la calificación de riesgo y así se continua el proceso para cada variable con la finalidad de construir el total de la tabla 5, para poder definir la calificación de riesgo real de la entidad.

$$\beta_1(I, E) = \Sigma [(7.60 + 41.50 + 21.90) ; (15.00 + 45.00 + 23.40)]$$

$$\beta_1(I, E) = (71.00 ; 83.40)$$

Tabla 5. Enfoque clasificatorio de las determinantes de análisis de riesgo

Variables	PERFIL IDEAL		DISTANCIA RELATIVA DE HAMMING (K)		CALIFICACIÓN DE RIESGO	
	%	%	α_1	α_2	h ₁	h ₂
Variable 1	20	20	0,38	0,75	7,60	15,00
Variable 2	50	50	0,83	0,90	41,50	45,00
Variable 3	30	30	0,73	0,78	21,90	23,40
Posicionamiento	100	100			Σ 71,00	83,40
Variable 4	70	70	0,85	0,93	59,50	65,10
Variable 5	15	15	0,83	0,88	12,45	13,20
Variable 6	10	10	0,93	0,98	9,30	9,80
Capitalización	100	100			Σ 84,75	92,50
Variable 8	10	10	0,75	0,83	7,50	8,30
Variable 9	5	5	0,38	0,50	1,90	2,50
Variable 10	5	5	0,30	0,40	1,50	2,00
Variable 11	10	10	0,45	0,60	4,50	6,00
Variable 12	25	25	0,48	0,63	12,00	15,75
Variable 13	25	25	0,83	0,90	20,75	22,50
Variable 14	20	20	0,23	0,23	4,60	4,60
Activos	100	100			Σ 52,75	61,65
Variable 15	15	15	0,88	0,95	13,20	14,25
Variable 16	10	10	0,70	0,80	7,00	8,00
Variable 17	15	15	0,78	0,83	11,70	12,45
Variable 18	5	5	0,85	0,88	4,25	4,40
Variable 19	15	15	0,90	0,93	13,50	13,95
Variable 20	15	15	0,88	0,93	13,20	13,95
Variable 21	10	10	0,58	0,68	5,80	6,80
Variable 22	15	15	0,65	0,75	9,75	11,25
Administración	100	100			Σ 78,40	85,05
Variable 23	40	40	0,75	0,78	30,00	31,20
Variable 24	30	30	0,78	0,83	23,40	24,90
Variable 25	30	30	0,73	0,80	21,90	24,00
Hilidades	100	100			Σ 75,30	80,10
Variable 26	20	20	0,80	0,90	16,00	18,00
Variable 27	20	20	0,73	0,85	14,60	17,00
Variable 28	30	30	0,43	0,63	12,90	18,90
Variable 29	30	30	0,48	0,53	14,40	15,90
Liquidez	100	100			Σ 57,90	69,80
Variable 30	50	50	0,55	0,60	27,50	30,00
Variable 31	50	50	0,40	0,70	20,00	35,00
Sensibilidad	100	100			Σ 47,50	65,00

Fuente: Elaboración Propia

En consiguiente al modelo estructural propuesto, se procede a calcular a través del producto, los valores que determinan la sumatoria de cada uno de las variables condensadas de la tabla 5, por el grado porcentual de cada una de las 7 variables que determinan el grado de cumplimiento del modelo ideal de calificación de riesgo del cuadro 4 respectivamente a su posición, y así sucesivamente para cada variable que le corresponde. Como es un valor porcentual único, se lo multiplica al mismo por cada uno de los valores de la banda izquierda y

derecha, para construir la tabla 6.

Cuadro 4. Grado de Cumplimiento Ideal

VARIABLES PERFIL IDEAL	GRADO DE CUMPLIMIENTO IDEAL
Posicionamiento Ideal (Pol)	15%
Capitalización Ideal (Cal)	20%
Activos Ideal (Acl)	15%
Administración Ideal (Adl)	10%
Utilidades Ideal (Utl)	10%
Liquidez Ideal (Lil)	10%
Sensibilidad Ideal (Sel)	20%

Fuente: Datos obtenidos de MicroFinanzas Rating (2016)

$$PE = [(71.00 \cdot \mathbf{15\%}) ; (83.40 \cdot \mathbf{15\%})]$$

$$PE = (10.65 ; 12.51)$$

Tabla 6. Ponderación de la Calificación de Riesgo

Calificación de Riesgo de la Entidad		
Posicionamiento Ideal (Pol (15%))	10,65	; 12,51
Capitalización Ideal (Cal (20%))	16,95	; 18,50
Activos Ideal (Acl (15%))	7,91	; 9,25
Administración Ideal (Adl (10%))	7,84	; 8,51
Utilidades Ideal (Utl (10%))	7,53	; 8,01
Liquidez Ideal (Lil (10%))	5,79	; 6,98
Sensibilidad Ideal (Sel (20%))	9,50	; 13,00
TOTAL	66,17	76,75

Fuente: Elaboración Propia

Finalmente, se precede a realizar el sumatorio total de toda la ponderación de riesgo en la Tabla 6, determinando el posicionamiento de la entidad financiera en competitividad a la calificación que obtiene las distintas estructuras organizacionales en el país, esto permite mostrar a la sociedad su estructura funcional y su eficiencia ante el manejo de recursos

económicos y financieros en peor y mejor de los escenarios. En la siguiente tabla se evalúa su posicionamiento ante las diferentes escalas que estructuran a la COAC Jardín Azuayo en el ranking clasificatorio del país.

Cuadro 5. Ranking clasificatorio de calificación de Riesgo

RANKING CALIFICATIVO	PONDERACIÓN DE RIESGO %	PONDERACIÓN DE RIESGO
		B. Inf B.Sup
AAA	100;90	(1,0 ; 0,9)
AA (AA+,AA-)	89-86;85-80	(0.89-0.86; 0.85-0.8)
A (A+, A-)	79-76;75-70	(0.79-0.76; 0.75-0.7)
BBB (BBB+, BBB-)	69-66;65-60	(0.69-0.66; 0.65-0.6)
BB (BB+, BB-)	59-56;55-50	(0.59-0.56; 0.55-0.5)
B (B+, B-)	49-46;45-40	(0.49-0.46; 0.45-0.4)
CCC (CCC+, CCC-)	39-36;35-30	(0.39-0.36; 0.35-0.3)
CC	29-26 25-20	(0.29-0.26; 0.25-0.2)
C	19-16;15-10	(0.19-0.16; 0.15-0.1)
D	9-6;5-0	(0.09-0.06; 0.05-0.0)

Fuente: Elaboración Propia

3

RESULTADOS

Finalizado el proceso de análisis de riesgo realizado frente a la estructura organizacional de un perfil ideal y el perfil calculado en la COAC Jardín Azuayo, se ha obtenido datos que determinan que la cooperativa en el peor de los casos su estructura llega a una calificación

de riesgo de 66,17%, según la ranking de calificación representa una calificación de Buena “BBB+” y en el mejor de los casos la cooperativa puede alcanzar una valoración de 76,75%; que para el ranking representa una calificación de Excelente “A+” en el proceso de calificación de riesgo.

4

DISCUSIÓN

Aplicando la distancia relativa de Hamming con ponderación convexa y el coeficiente de adecuación con ponderación convexa, refleja que la cooperativa al no cumplir ciertos parámetros de calificación que son parte del perfil ideal obtiene una calificación según el cuadro 5, de “BBB” con preponderancia positiva (+), la misma determina que la entidad se encuentra considerada con una estabilidad crediticia confiable evidenciando obstáculos leves los mismos que pueden ser manejados en el corto plazo; la calificación obtenida demuestra un riesgo moderado y un gran manejo de su desempeño a mediano y largo plazo con un posicionamiento relativo creciente y una calificación de Bueno en el ranking clasificatorio.

La cooperativa Jardín Azuayo con su visión en el mejor de los casos obtiene según el cuadro 5 una calificación de “A” con preponderancia positiva (+), en la cual muestra que la institución es fuerte y sólida en su record financiero, contando con una estructura organizacional con un alto alcance en los mercados naturales de dinero; con posibles existencias de aspecto débiles sin limitar ni detener su desempeño histórico y superación a mediano y largo plazo.

La probabilidad de que la institución presente problemas de significancia es muy baja, aunque ligeramente más alta que las entidades con más alta calificación determinando su calificación de Excelencia ante el riesgo y demostrando un desempeño solvente.

Este análisis realizado con los cálculos de las variables de incertidumbre demuestran un enfoque más amplio para la toma de decisiones gerenciales, ya que la estructura de calificación de riesgo es actualmente un modelo estático, y con este estudio se pretende otorgar un modelo de predicción dinámico, con ello esta investigación queda abierta a múltiples posibles investigaciones a futuro que desarrollen nuevas herramientas para la calificación de riesgo con el uso de la lógica difusa y la determinación de distancias relativas de Hamming con coeficiente de adecuación en beneficio al cálculo de estructuras calificativas de riesgo que actualmente no se han implementado.

5

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alfaro, G., & Alfaro, V. (2015). La afinidad de socios en la integración de cluster: caso mipymes morelianas. *Revista Internacional Administración & Finanzas*, Vol. 8, No. 7, 29-41. Retrieved from <http://www.theibfr2.com/RePEc/ibf/riafin/riafv8n7-2015/RIAF-V8N7-2015-3.pdf>
- Canós, L., Caño, C., & González, B. (2006). Algunos algoritmos de ordenación para el proceso de selección de personal. *X Congreso de Ingeniería de Organización* (págs. 1-10). Valencia, España: Dpto. de Organización de Empresas, Economía

- Financiera y Contabilidad. Universidad Politécnica de Valencia. Retrieved from <http://adingor.es/congresos/web/articulo/detalle/a/854>
- Carmona, E. (2013). Ajustes a la calificación del riesgo de mercados de las acciones más volátiles que conforman el índice de precios y cotizaciones de la bolsa mexicana de valores, con la implementación de una red neuronal artificial clasificadora. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, Vol. 8, No. 1, 25-51. Retrieved from <http://www.remef.org.mx/index.php/remef/article/view/40>
- Díaz, C., Aguilera, A., & Guillén, N. (2014). Lógica difusa vs. modelo de regresión múltiple para la selección de personal. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 547-559. Retrieved from https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?pid=S0718-33052014000400010&script=sci_arttext
- Díaz, J., Coba, E., Moreno, K., & Santamaría, E. (2017). La Lógica Difusa Aplicada a los Ratios Financieros en el Sector Cooperativo del Ecuador. *Revista mensual de la UIDE extensión Guayaquil*, 64-82. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6076495>
- Fernández, H., & Pérez, F. (2005). El modelo logístico: una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revistas Ingenierías Universidad de Medellín*, Vol. 4, No. 6, 55-75. Retrieved from <https://www.redalyc.org/html/750/75040605/>
- Gil, J. (2000). Génesis de una teoría de la incertidumbre. *Encuentro multidisciplinarios*, 1-8. Retrieved from https://repositorio.uam.es/bitstream/handle/10486/684798/EM_6_4.pdf?sequence=1
- Goyoso, V., Hernández, F., Hernández, L., Montoya, F., & Orúe, A. (2014). La transformada de Walsh-Hadamard y otros parámetros en la autenticación biométrica. *Departamento de Tratamiento de la Información y Criptografía* (págs. 2-5). Madrid, España: RECSI 2014, Alicante. Retrieved from <http://rua.ua.es/dspace/handle/10045/40426>
- Guerrero, C., & Terceño, A. (2011). Cómo seleccionar y contratar empresas en el outsourcing utilizando la metodología de números borrosos. *Contaduría y Administración*, Vol. 57, No. 2, 113-134. Retrieved from http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0186-10422012000200006&script=sci_arttext
- Hurtado, A., Tinto, J., & Zerpa, S. (2011). Medición de la calidad de vida en Mérida a través de la lógica difusa. *Economía XXXVI*, 67-94. Retrieved from <https://www.redalyc.org/html/1956/195623319004/>
- Martín, M., Domínguez, J., Perea, J., Saca, F., & Sánchez, S. (2011). La Concentración Bancaria y su Impacto en los Mercados de Capitales de los Países Emergentes. *Anales de Estudios Económicos y Empresariales*, Vol. XXI, 159-177. Retrieved from <http://uvadoc.uva.es/handle/10324/19834>
- MicroFinanzas Rating, L. (2016). *Rating Institucional de Microfinanzas*. Quito, Ecuador; Mexico, Mexico; La Paz, Bolivia; Lima, Perú: MicroFinanza Rating Srl.
- Morales, J., & Tuesta, P. (1998). *Calificaciones*

- de crédito y riesgo país. Banco Central de la Reserva del Perú. Revista de Estudios Económicos, (3) Retrieved from <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Documentos-de-Trabajo/1998/Documento-Trabajo-07-1998.pdf>
- Pérez, F., & Fernandez, H. (2007). Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito. Revista Ingenierías Universidad de Medellín, Vol. 6, No. 10, 77-91. Retrieved from http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1692-33242007000100007
- Rivas, C., & Masci, P. (2004). Impacto del Nuevo Acuerdo de Capitales de Basilea sobre el sistema de calificación de riesgo. Inter-American Development Bank. Retrieved from <https://publications.iadb.org/en/publication/14740/impacto-del-nuevo-acuerdo-de-capitales-de-basilea-sobre-el-sistema-de>
- Samaniego, Á., Reyes, G., & Bachs, J. (2008). Coeficiente de pesimismo relativo. Contaduría y Administración, No. 226, 59-72. Retrieved from http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0186-10422008000300004&script=sci_arttext&tlng=en
- Santos, A., & Gil, J. (2016). La segmentación del consumidor en las comunidades virtuales de marca a través del coeficiente de adecuación; el caso empírico eDreams . Revista Electrónica de Comunicaciones y Trabajos de ASEPUMA, Vol. 17, 105-116. Retrieved from https://www.researchgate.net/profile/Adriana_Santos-Caballero/publication/317029027_La_segmentacion_del_consumidor_en_las_comunidades_virtuales_de_marca_a_traves_del_coeficiente_de_adecuacion_El_caso_empirico_eDreams/links/59696c40458515e9afa7ab3b/La-segmentacion-del-consumidor-en-las-comunidades-virtuales-de-marca-a-traves-del-coeficiente-de-adecuacion-El-caso-empirico-eDreams.pdf
- Schreiner, M. (1999). Un modelo de calificación del riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia. St. Louis, USA: Center for Social Development Washington University. Retrieved from <http://www.microfinancegateway.org/sites/default/files/mfg-es-documento-un-modelo-de-calificacion-del-riesgo-de-morosidad-para-los-creditos-de-una-organizacion-de-microfinanzas-en-bolivia-10-1999.pdf>
- Soler, R., & Castillo, A. (2009). Competencia en la incertidumbre. Revista Científica TEKNOS, 54-59. Retrieved from <https://revistas-tecnologicocomfenalco.info/index.php/teknos/article/view/649>
- Tinto, J., Molina, M., & Cisneros, D. (2018). Inferencias en la Incertidumbre para la Optimización de la gestión de Stocks. En B. Flores Romero, & F. Gonzáles Santoyo, La Gestión como Herramienta para el Desarrollo Empresarial (págs. 2262-2281). Morelia, Michuacán, México: Ilustre Academia Iberoamericana de Doctores A.C. Retrieved from http://iaidres.org.mx/assets/gestion_de_desarrollo_empresarial_capitulo_5.pdf
- Tinto, J., Molina, M., & Habbid, C. (2015). Instrumentos Fuzzy para la toma de decisiones en las Ciencias Contables.

ECA Sinergia, 42-56. Retrieved from
[https://186.46.160.238/index.php/
ECASinergia/article/view/220](https://186.46.160.238/index.php/ECASinergia/article/view/220)

Tinto, J., Molina, M., Chávez, H., & Mosquera,
S. (2016). Automatización Fuzzy
Aplicado en la Contabilidad Decisional.
ECA Sinergia, 1-18. Retrieved from
[https://186.46.160.238/index.php/
ECASinergia/article/view/210](https://186.46.160.238/index.php/ECASinergia/article/view/210)

Zadeh, L. (1976). A Fuzzy-Algorithmic Approach
to the Definition of Complex or Imprecise
Concepts. *Systems Theory in the Social
Sciences*. En L. A. Zadeh, *Interdisciplinary
Systems Research / Interdisziplinäre
Systemforschung (Analysis – Modelling
– Simulation / Analyse – Formalisierung
– Simulation)* (págs. 202-282). Basel,
Suiza: Birkhäuser, Basel. Retrieved
from [https://link.springer.com/
chapter/10.1007/978-3-0348-5495-5_1](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-0348-5495-5_1)