



Modelación del riesgo de insolvencia en empresas del sector salud empleando modelos logit

TÁMARA AYÚS, ARMANDO LENIN

Departamento de Finanzas, Escuela de Economía y Finanzas
Universidad EAFIT (Colombia)

Correo electrónico: atamaraa@eafit.edu.co

VILLEGAS, GLADIS CECILIA

Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas
Universidad de Medellín (Colombia)

Correo electrónico: gcvillegas@udem.edu.co

LEONES CASTRO, MARÍA CRISTINA

Departamento de Finanzas, Escuela de Economía y Finanzas
Universidad EAFIT (Colombia)

Correo electrónico: mleones@eafit.edu.co

SALAZAR BOCANEGRA, JUAN ANTONIO

Departamento de Finanzas, Escuela de Economía y Finanzas
Universidad EAFIT (Colombia)

Correo electrónico: jsalaz46@eafit.edu.co

RESUMEN

Este artículo muestra la predicción del nivel de insolvencia en empresas que no cotizan en bolsa y pertenecen al sector salud con uno y dos años de anticipación, utilizando el análisis de regresión logística múltiple basado en indicadores de liquidez, endeudamiento, estructura financiera y rentabilidad. Se toma como referencia el período 2010-2013 para una muestra de 3.930 empresas categorizadas por tamaño (grande, mediana, pequeña y micro) y clasificándolas por su nivel de riesgo de insolvencia (alto, medio y bajo). Los resultados de acierto de los modelos se encuentran entre un 70% y 80% para cada uno de los años, validando los resultados obtenidos a lo largo del estudio.

Palabras claves: insolvencia; modelos logit; indicadores financieros.

Clasificación JEL: G33; C19; M40.

MSC2010: 62P20; 91G70; 91B82.

Modeling of Insolvency Risk in Health Sector Companies Using Logit Models

ABSTRACT

This article shows the prediction of the level of insolvency in companies that are not listed on the stock exchange belonging to the health sector for one and two years in advance, using the multiple logistic regression analysis based on indicators of liquidity, indebtedness, financial structure and profitability. The period 2010–2013 is taken as a reference for a sample of 3,930 companies categorized by size (large, medium, small and micro), and classified by their level of high, medium and low insolvency risk. The success results of the models are between 70% and 80% for each of the years, validating the results obtained throughout the study.

Keywords: Insolvency; logit models; financial indicators.

JEL classification: G33; C19; M40.

MSC2010: 62P20; 91G70; 91B82.



1. Introducción

El estudio y análisis de la insolvencia financiera en las empresas es un tema que constantemente se está estudiando, dada la importancia de verificar la sostenibilidad de las empresas en el mercado. Los estudios de Lincoln (1984), McDonald y Morris (1984) y Mures *et al.* (2012) han demostrado la relevancia de estudiar la insolvencia por sectores; es así, como este trabajo ha tomado las empresas del sector salud como elemento de estudio, en gran medida por los constantes cierres de empresas pertenecientes a este sector y las implicaciones que esto tiene en la sociedad colombiana.

En Colombia el sistema de salud es una parte integral del sistema de seguridad social, el cual se encuentra regulado por el gobierno nacional a través del Ministerio de la Salud y Protección Social y del Ministerio de Trabajo. El sistema de salud se encuentra regulado por la Ley 100 de 1993 (23 de diciembre), estableciendo la obligatoriedad por parte de la población a realizar una afiliación a una Entidad Promotora de Salud (EPS), Administradora de Riesgo Laboral (ARL) y, voluntariamente, a un fondo de pensiones (AFP). En este caso, la Superintendencia de Salud define cuáles EPS son aptas para prestar el servicio del Plan Obligatorio de Salud (POS); dada la aprobación, las EPS contratan estos servicios con las Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (IPS). En Colombia, las IPS están conformadas por clínicas, hospitales, laboratorios y consultorios, entre otras; estas a la vez pueden ser de carácter público o privado, y son clasificadas según su nivel de atención y complejidad con respecto al servicio que presten, teniendo en cuenta para esto la acreditación y habilitación por parte del Ministerio de Salud.

Colombia es un país de constantes cambios en su sistema de salud; dichos cambios se traducen en exigir una mejora en el uso eficiente de los recursos económicos, financieros y de infraestructura, al igual que del personal disponible para la atención de los usuarios. En este contexto, hay que resaltar que, cada vez más, la normatividad colombiana aboga por una atención de calidad y una adecuada prestación del servicio de salud, de tal manera que sean inclusivos, pertinentes y oportunos. Lo anterior hace relevante estudiar la insolvencia en las IPS, dado que es aquí donde finalmente la población es atendida y medicada.

La definición de insolvencia está muy relacionada al concepto de fracaso y quiebra empresarial. Tascón y Castaño (2012) plantean en su estudio una serie de conflictos que surgen como resultado de los diferentes criterios a la hora de tener una definición generalizada y concluyen que la definición del término insolvencia, fracaso o quiebra están relacionados a la normatividad, al país y al tiempo en que se desarrollen los estudios. Por otra parte, Rodríguez *et al.* (2017) plantean, a través del análisis de diferentes estudios empíricos, la no existencia de una definición en torno al término de empresa fracasada o, como es el caso de una empresa, en insolvencia; es así como en esta investigación se considera que una empresa se encuentra en insolvencia cuando se ve en la imposibilidad de pagar sus deudas e incumple sus obligaciones dado el vencimiento de los plazos. Se toma esta definición y no la establecida por la Ley 1116 de 2006 correspondiente al régimen de insolvencia empresarial estipulado por la Superintendencia de Sociedades en Colombia, la cual está vigente desde del 28 de junio del 2007, dado que en el artículo 3 se excluyen del régimen de insolvencia a las Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (IPS).

En este estudio, se emplea el análisis de regresión logística múltiple basado en indicadores financieros de liquidez, endeudamiento, estructura financiera y rentabilidad, como factores determinantes de la probabilidad de insolvencia en las empresas del sector salud. El criterio de selección del modelo y de los respectivos indicadores está basado en estudios empíricos previos y su popularidad en la literatura, tal y como son planteados en los trabajos de Tascón y Castaño (2012), Sun *et al.* (2014), Appiah *et al.* (2015) o Alaka *et al.* (2018), por lo

que se busca suministrar evidencia empírica en la posibilidad de validar dichos indicadores dentro de un modelo logístico de pronóstico de insolvencia por primera vez en el sector salud.

El trabajo se presenta de la siguiente manera: se establecen los antecedentes; luego, se presenta la metodología utilizada en el estudio; se sigue con la presentación de las variables a emplear en el análisis de regresión logística múltiple y continuamos con la descripción de la muestra; se presentan los resultados y el análisis; y, para finalizar, se exponen las conclusiones.

2. Antecedentes

La literatura indica que los primeros estudios referente al fracaso, quiebra o insolvencia empresarial comenzaron con Fitzpatrick (1932). El trabajo se basó en la realización de un análisis descriptivo de indicadores financieros que, de alguna forma, indicaran el fracaso de las empresas. Sin embargo, el estudio de Beaver (1966) fue el que relacionó la incapacidad de la empresa para pagar sus obligaciones financieras con el término fracaso. Más tarde, aparece Altman (1968) utilizando el término quiebra empresarial para definir aquellas empresas catalogadas, desde el punto de vista legal, en quiebra. Sin embargo, el mismo Altman (1981) cataloga a las empresas en insolvencia técnica dada su falta de liquidez. La terminología utilizada en los estudios, por lo general, están direccionada en términos de fracaso, quiebra o insolvencia y la definición está sujeta al sistema legal de cada país.

La metodología de predicción para este tipo de estudios comenzó con Beaver (1966) a través de un modelo univariante, donde utilizó los estados financieros como punto de partida para desarrollar el modelo, logrando pronosticar las empresas fracasadas y no fracasadas correctamente. Siguen los modelos discriminantes con el estudio de Altman (1968), prediciendo la quiebra de las empresas objeto de estudio a través de cinco indicadores financieros, donde su mayor aporte radicó en que la función discriminante fue precisa en muestras diferentes a las tomadas en el estudio.

Ohlson (1980) desarrolló un modelo logit condicional estimado por máxima verosimilitud en función de nueve indicadores financieros, logrando conseguir un poder predictivo consistente con la muestra y la población objeto de estudio. Una de las ventajas de esta metodología es la flexibilidad, dado que no necesita trabajar con muestras proporcionales (50-50), caso contrario a lo que ocurre con los modelos univariante y discriminante; además, no requiere la normalidad en las variables. Entre los trabajos que utilizan la regresión logística para desarrollar modelos de predicción, tenemos a Collins y Green (1982), Zmijewski (1984), Laffarga *et al.* (1985), Lennox (1999), Platt y Platt (2002), Premachandra *et al.* (2009) y De Llano *et al.* (2016).

Producto del desarrollo de *software* estadístico, Tam y Kiang (1990) implementaron el uso de inteligencia artificial en la pronóstico de la quiebra. Esto lo hicieron a través de la teoría de redes neuronales, donde el modelo se edifica con base en estudios previos de indicadores, que utilizan más adelante como conocimiento para inferir nuevos datos. Ravi y Ravi (2007) realizaron un estado del arte de esta técnica y mostraron con detalle las variaciones en el proceso, dando origen a la teoría de los conjuntos borrosos, el aprendizaje de máquinas y la inteligencia computacional. Sin embargo, el lado negativo de esta metodología es la no existencia formal del método, a la vez de cómo se deriva la configuración de la red.

Con relación a la metodología estadística para desarrollar modelos de predicción, todavía no está dicha la última palabra. A la fecha se han utilizado técnicas relacionadas con el análisis de supervivencia, inducción de reglas, algoritmos genéticos, máquinas de soporte vectorial y análisis envolvente de datos, entre muchas más. Realmente lo que se busca es

encontrar un modelo con el mayor porcentaje de acierto, sin importar qué tan sencilla o complicada sea la técnica.

3. Metodología

Para este trabajo se ha escogido la técnica estadística del análisis de regresión logística múltiple, respaldada en tres razones fundamentales: la primera, la capacidad predictiva de los modelos y la facilidad a la hora de compararlos; la segunda, los resultados del modelo permiten una mejor comprensión, razones que están respaldadas por los trabajos de Laffarga *et al.* (1985) y Pereira *et al.* (2007); y la tercera, se refiere a la no exigencia de un gran número de observaciones, por lo cual es más útil en estos casos que las técnicas de inteligencia artificial, esto último amparado en los trabajos de Ravi y Ravi (2007) y Aziz y Dar (2006).

Pérez y Santín (2007) plantean que los modelos de elección discreta son conjuntos que poseen dos alternativas, las cuales son excluyentes; así, el modelo de regresión lineal tiene la siguiente forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$$

donde la hipótesis es:

$$E(\varepsilon | X_1, X_2, \dots, X_k) = 0.$$

Por lo tanto, el modelo sería:

$$E(Y | X_1, X_2, \dots, X_k) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$$

En este caso, como el conjunto de elección tiene solo dos alternativas posibles mutuamente excluyentes, se considera Y como una variable aleatoria de Bernoulli de parámetro p , con lo que se tiene la siguiente expresión:

$$E(Y | X_1, X_2, \dots, X_k) = P(Y = 1 | X_1, X_2, \dots, X_k) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$$

Hallado el modelo lineal de probabilidad, β_1 se interpreta como la variación en la probabilidad de “acierto” ($Y = 1$) ante la variación de una unidad en X_1 (manteniendo lo demás constante).

Al considerar Y como una variable aleatoria Bernoulli, tenemos:

$$E(Y | X_1, X_2, \dots, X_k) = P(Y = 1 | X_1, X_2, \dots, X_k) (1 - P(Y = 1 | X_1, X_2, \dots, X_k))$$

Por lo tanto:

$$\begin{aligned} Y &= \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + u \\ u &= Y - \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k \\ V(u) &= V(Y - \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k) \\ V(u) &= V(Y | X_1 + \dots + X_k) \end{aligned}$$

para lo cual, en cada observación, se tiene que $V(u) = P_i(1 - P_i)$, dado que Y es una variable aleatoria Bernoulli.

El modelo implementado es del siguiente tipo:

$$P_i = P(y_i = 1 | X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{ik}) = G(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_k X_{ik}) =$$

$$G \left([1, X_{i1}, \dots, X_{ik}] \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_{ik} \end{bmatrix} \right) = G(X\beta)$$

donde $P_i = G(X\beta) = \Phi(XB)$, $G = \Phi$, con lo cual se obtiene una distribución acumulada logística. Dado que:

$G = \Phi$: Distribución acumulada normal en el modelo logit,

Pérez y Santín (2007) establecen, para el modelo logit binario, la siguiente especificación:

$$P_i = P(y_i = 1 | X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{i4}) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_k X_{ik}}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_k X_{ik}}}$$

$$P_i = P(y_i = 1 | X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{i4}) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_{i1})}}$$

Por lo tanto, la función logística sería:

$$F(Z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Dado que, en este trabajo, el conjunto de elección posee tres valores discretos (riesgo alto, medio y bajo), se utiliza el modelo de regresión logística múltiple y, por lo tanto, la expresión sería:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_i X_i)}}$$

3.1. Variables utilizadas en la elaboración del modelo

La variable dependiente es la insolvencia y se denota como Y_i . En esta investigación, se considera que una empresa se encuentra en insolvencia cuando se ve en la imposibilidad de pagar sus deudas e incumple con sus obligaciones dado el vencimiento de los plazos. El riesgo de insolvencia lo determina la Superintendencia de Salud de Colombia con base en el modelo Altman para empresas que no cotizan en bolsa. El modelo utilizado es el siguiente:

$$Z = 0.717 X_1 + 0.847 X_2 + 3.107 X_3 + 0.42 X_4 + 0.998 X_5$$

Las variables X_i representan a los indicadores financieros, así:

X_1 : capital de trabajo/activo total;

X_2 : utilidades retenidas/activo total;

X_3 : utilidades antes de intereses e impuesto/activo total;

X_4 : valor de mercado /pasivo total;

X_5 : ventas/activo total.

Por lo tanto, la clasificación del riesgo de insolvencia se establece con base en el valor de Z , donde las empresas en riesgo alto tienen un Z menor a 1,23, las de riesgo medio entre 1,23 y 2,9, mientras que las de riesgo bajo poseen un Z mayor a 2,9. De tal forma, Y_i será una variable aleatoria discreta que toma valores 0, 1 ó 2 según el riesgo de insolvencia bajo, medio o alto.

En cuanto a las variables independientes, se toman los indicadores financieros de liquidez, endeudamiento, rentabilidad y estructura financiera. La escogencia se realizó con base en los estudios de Tascón y Castaño (2012), Sun *et al.* (2014), Appiah *et al.* (2015) y Alaka *et al.* (2018). Estos trabajos se fundamentan en la revisión de una serie de estudios empíricos donde encontraron que no importa el período de estudio ni la metodología utilizada; estos indicadores son comunes en la mayoría de los estudios analizados y, lo más importante, resultaron significativos en cada uno de los modelos. La Tabla 1 especifica cada una de las variables independientes que se utilizan en el modelo de regresión logística múltiple.

Tabla 1. Variables utilizadas en los modelos logit

Categoría	Indicador	Relación
Liquidez	Razón corriente (RC)	Activo corriente/Pasivo corriente
Endeudamiento	Nivel de endeudamiento (NE) Concentración de endeudamiento a corto plazo	Total pasivo/Total activo Pasivo corriente/Total activo
Estructura financiera	Apalancamiento (L)	Total pasivo/Patrimonio
Rentabilidad	Margen neto (MN) Margen operativo (MO) Rentabilidad del patrimonio (ROE) Rentabilidad del activo (ROA)	Utilidad neta/Ingresos Netos Utilidad operacional/Ingresos netos Utilidad neta/Patrimonio Utilidad neta/Total activo

Fuente: elaboración de los autores.

El signo esperado en cada variable está muy relacionado con el nivel de insolvencia; por lo tanto, se analiza en conjunto con los resultados obtenidos en los modelos.

3.2. Determinación de la muestra

La base de datos de esta investigación está conformada por 3.930 empresas que no cotizan en bolsa, que pertenecen al sector salud y que corresponden a Instituciones Prestadoras de Salud (IPS); el período analizado está comprendido entre los años 2010 y 2013, dicho periodo se toma con base en lo planteado por Korol (2013), el cual plantea que los problemas empresariales no son repentinos, sino que se vislumbran entre cuatro y seis años antes de su entrada en concurso; lo anterior, nos permite analizar el poder predictivo del modelo sobre las empresas del sector salud en Colombia. Para estas empresas se contó con los estados financieros (balance general, estados de resultado y flujo de efectivo) reportados a la Superintendencia de Sociedades y se clasificaron por el respectivo nivel de riesgo de insolvencia de acuerdo a la información reportada por la Superintendencia de Salud y el Ministerio de la Protección Social. El emparejamiento de las empresas se hizo a través del número de identificación tributaria (NIT) de cada empresa, con lo cual se clasificaron 1.045 empresas en un nivel de riesgo alto, 2.066 en riesgo medio y 819 en riesgo bajo.

Tomando como referencia el trabajo de Turetsky y McEwen (2001), donde se plantea la importancia del tamaño de la empresa como determinante en la insolvencia, este estudio segmenta la población estudiada por tamaño con base en las Leyes 590 de 2000 y 905 de 2004, estableciendo como microempresas aquellas con menos de 500 SMMLV (salario mínimo mensual legal vigente); pequeñas, aquellas entre 500 y 5.000 SMMLV; medianas, las que se sitúan entre 5.000 y 30.000 SMMLV; y grandes, las mayores a 30.000 SMMLV. La segmentación se hizo de manera equitativa, dando a cada grupo un 25% de participación.

Establecidas las variables del modelo, se procede a mostrar la repartición de las empresas según el nivel de insolvencia y tamaño. La Tabla 2 muestra la segmentación de las 3.930 IPS utilizadas en el estudio.

Tabla 2. Descripción de la muestra de las empresas del sector salud analizadas

Variable		Total	Riesgo de insolvencia alto	Riesgo de insolvencia medio	Riesgo de insolvencia bajo
Tamaño ¹	Micro	25,01%	94,07%	0,00%	0,00%
	Pequeña	24,99%	4,98%	45,01%	0,00%
	Mediana	24,99%	0,38%	47,34%	0,00%
	Grande	25,01%	0,57%	7,65%	100,00%
Calidad ²	Registrada ante REPS como IPS	84,20%	82,30%	86,45%	80,95%
	En proceso de autoevaluación ³	79,01%	74,07%	83,25%	74,60%
	IPS habilitada	78,07%	72,25%	82,91%	73,26%
	En proceso de certificación	2,65%	1,34%	1,79%	6,47%
¹ Para 2017, el SMMLV es de \$737.717. ² Algunas IPS se encuentran listadas en varias categorías. ³ De acuerdo con el artículo 2 de la Resolución 2320 de 2011, cuya normativa se encontraba vigente en los años de muestreo, precisaba a las instituciones en estado de autoevaluación para su posterior habilitación.					

Fuente: elaboración de los autores.

En cuanto al nivel de insolvencia, se establece que el 27% de las empresas se catalogan en riesgo alto, el 52% en riesgo medio y el 21% en riesgo bajo de insolvencia, lo anterior basado en el trabajo de Lincoln (1984). Sin embargo, al combinar estos dos elementos, tendríamos que el 94% de las empresas con riesgo alto de insolvencia las representan las microempresas; las empresas con riesgo medio de insolvencia en un 45% son pequeñas empresas, y en un 47%, medianas empresas; y, por último, las empresas con bajo riesgo de insolvencia son en un 100% las grandes empresas.

4. Resultados y análisis

El primer paso para el desarrollo de los modelos de regresión logística fue realizar el test de Hosmer y Lemeshow con el fin de conocer si se está usando un modelo cuyas variables son significativas o no. La prueba de hipótesis que plantea este test es la siguiente:

H_0 : El modelo ajusta bien los datos solo con el término independiente .

Las Tablas 1a a 1d del Anexo indican que, para todas las regresiones que se llevaron a cabo, se tiene un rechazo de la hipótesis nula; por lo tanto, es permisible pensar que las variables son conjuntamente significativas y que el modelo resultante es mejor que uno ajustado sólo por la constante.

El segundo paso fue realizar los respectivos modelos de regresión logística múltiple para los respectivos años de estudios. Así, la Tabla 3 muestra los resultados de la regresión del 2010 y del 2011. Las significancias de las variables se dan cuando su p -valor es menor que 0,005. Por tanto, para el año 2010, las variables nivel de endeudamiento, ROE y la constante resultaron significativas para los tres tipos de riesgo de insolvencia (bajo, medio y alto); además, la variable apalancamiento, que no es tenida en cuenta en el riesgo de insolvencia medio, es significativa para los dos tipos restantes de riesgo. Para el año 2011, las variables significativas son el nivel de endeudamiento y el ROE, mientras que la constante deja de ser significativa para el riesgo medio de insolvencia.

Tabla 3. Regresión según riesgo de insolvencia para los años 2010 y 2011

Variable	Riesgo de insolvencia 2010			Riesgo de insolvencia 2011		
	Alto	Medio	Bajo	Alto	Medio	Bajo
Razón corriente	-0,003		0,002	-0,003		0,001
	0,007		0,002	0,013		0,028
Nivel de endeudamiento	-0,005	0,003	-0,001	-0,005	0,003	-0,001
	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000	0,004
Concentración de endeudamiento	-0,018	0,000	0,002	-0,005	0,000	0,002
	0,396	0,923	0,000	0,002	0,282	0,000
Apalancamiento	-0,006		0,002	-0,006		0,000
	0,004		0,003	0,002		0,598
Margen neto	0,006	0,010	-0,027	-0,004	0,003	0,000
	0,283	0,122	0,033	0,020	0,019	0,791
Margen operativo	-0,024	0,015	0,014	-0,003	0,002	-0,001
	0,136	0,327	0,502	0,004	0,001	0,159
ROE	-0,003	-0,005	0,010	-0,005	-0,005	0,008
	0,002	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000
ROA	-0,005	-0,001	0,005	-0,004	-0,002	0,003
	0,000	0,413	0,000	0,065	0,067	0,016
Constante	-0,724	0,126	-1,798	-0,663	0,015	-1,583
	0,000	0,001	0,000	0,000	0,686	0,000
Estadísticos						
AIC	4038	5016	3284	4021	5086	3598
BIC	4094	5060	3340	4078	5130	3654
N	3789	3792	3789	3843	3847	3843
ll	-2010	-2501	-1633	-2001	-2536	-1790

Fuente: resultados obtenidos a través del *software* estadístico Stata.

La Tabla 4 muestra los resultados para los años 2012 y 2013, donde ninguna variable es significativa para los tres tipos de riesgo y solamente la constante es significativa para los tres niveles de riesgo. Se concluye de las anteriores regresiones que, para los años 2010 y 2011, estos son los períodos donde se tiene la mayor cantidad de signos esperados. Para ser más específicos, en el caso del riesgo alto de insolvencia, se tiene que para el año 2010 las variables razón corriente, rendimiento del patrimonio y rendimiento del activo son significativas y con el signo igual al esperado. Para el año 2011, los signos significativos e iguales a los esperados están en las variables razón corriente, margen neto de utilidad, margen operacional de utilidad y rendimiento del patrimonio. En los años 2012 y 2013, se tiene concentración del endeudamiento para ambos con signo esperado, al igual que el nivel de endeudamiento que, para el último período, mostro el signo esperado.

Los resultados permiten concluir que para los períodos 2010 y 2011, las variables razón corriente, nivel de endeudamiento, rendimiento del patrimonio y rendimiento del activo obtuvieron signos esperados y significativos; mientras que para el año 2013 todas las variables obtuvieron los resultados esperados. Tal y como se mencionó anteriormente, para el año 2012 el modelo no arroja ninguna variable significativa.

A continuación, se calculan los grados de error para cada uno de los modelos. Para esto, se debe recordar que el error tipo I se presenta cuando se rechaza la hipótesis nula en favor de la hipótesis alternativa, siendo esta verdadera; mientras que el error tipo II se da cuando no se rechaza la hipótesis nula, siendo esta falsa.

Tabla 4. Regresión según riesgo de insolvencia para los años 2012 y 2013

Variable	Riesgo de insolvencia 2012			Riesgo de insolvencia 2013		
	Alto	Medio	Bajo	Alto	Medio	Bajo
Razón corriente	-0,003		0,001	0,001		-0,017
	0,013		0,028	0,008		0,005
Nivel de endeudamiento	-0,005	0,003	-0,001	3,590	-2,033	-1,160
	0,000	0,000	0,004	0,000	0,000	0,000
Concentración de endeudamiento	-0,005	0,000	0,002	0,645	0,103	-0,975
	0,002	0,282	0,000	0,002	0,005	0,000
Apalancamiento	-0,006		0,000	-0,001		0,001
	0,002		0,598	0,003		0,006
Margen neto	-0,004	0,003	0,000	0,030	-0,020	-0,021
	0,020	0,019	0,791	0,007	0,020	0,017
Margen operativo	-0,003	0,002	-0,001	-0,022	0,016	0,010
	0,004	0,001	0,159	0,001	0,007	0,035
ROE	-0,005	-0,005	0,008	0,017	-0,011	0,001
	0,001	0,000	0,000	0,029	0,014	0,020
ROA	-0,004	-0,002	0,003	-0,026	0,021	-0,191
	0,065	0,067	0,016	0,050	0,040	0,001
Constante	-0,663	0,015	-1,583	-3,476	0,972	0,173
	0,000	0,686	0,000	0,000	0,000	0,015
Estadísticos						
AIC	4421	5289	3928	3886	5055	3855
BIC	4477	5332	3984	3942	5099	3911
N	3814	3817	3814	3831	3832	3831
ll	-2201	-2637	-1955	-1934	-2520	-1918

Fuente: resultados obtenidos a través del *software* estadístico Stata.

La Tabla 5 muestra que, en el riesgo de insolvencia alto, la probabilidad de cometer un error de tipo II disminuye en el tiempo, y que la del error de tipo I aumenta en el tiempo. En los riesgos de insolvencia medio y bajo, a medida que pasa el tiempo, la probabilidad de cometer un error de tipo I disminuye; mientras que aumenta la probabilidad de cometer un error de tipo II.

Tabla 5. Grado de error en los modelos

Grado de error riesgo alto			Grado de error riesgo medio			Grado de error riesgo bajo		
Modelo	Error tipo I	Error tipo II	Modelo	Error tipo I	Error tipo II	Modelo	Error tipo I	Error tipo II
2010	0,715%	99,697%	2010	74,972%	5,183%	2010	2,520%	75,679%
2011	1,339%	99,801%	2011	77,723%	7,393%	2011	2,441%	81,874%
2012	0,715%	0,044%	2012	92,554%	5,140%	2012	0,000%	100%
2013	4,753%	72,826%	2013	47,464%	33,350%	2013	0,231%	100%

Fuente: resultados obtenidos a través del *software* estadístico Stata.

Al efectuar la comparación entre los tres riesgos, los modelos de mejor predicción son los de riesgo de insolvencia alto y medio, ya que la probabilidad de cometer un error de tipo I en los modelos de riesgo alto de insolvencia no es tan grave como la probabilidad de cometer un error de tipo II en los modelos de riesgo bajo, ya que, a medida que pasa el tiempo, se acerca al 100%. Además, el mejor período de los modelos se da en el año 2011.

Con base en los resultados, se realiza una síntesis de cada una de las variables:

- ✓ La variable razón corriente tiene signo esperado negativo para riesgo alto y positivo para riesgo bajo; dado que, a medida que aumenta la razón, la salud financiera de la empresa mejora.
- ✓ De la variable nivel de endeudamiento, el signo esperado para riesgo de insolvencia alto es positivo y para riesgo bajo es negativo. Esto por el hecho de que, a medida que aumenta el endeudamiento, aumenta la posibilidad de que la firma caiga en insolvencia.
- ✓ De concentración del endeudamiento se espera signo positivo para riesgo alto y negativo para riesgo bajo. Esto es debido a que el aumento de los pasivos corrientes, como proporción de los pasivos totales, dificulta la liquidez de las firmas y, de mantenerse en el tiempo, aumenta el riesgo de insolvencia.
- ✓ En la variable apalancamiento, o indicador de apalancamiento, se espera signo positivo en riesgo alto de insolvencia y signo negativos en riesgo bajo, ya que el grado de apalancamiento aumenta el riesgo.
- ✓ En las variables margen neto de utilidad y margen operacional de utilidad, el signo esperado para el riesgo alto es negativo y positivo para el riesgo bajo de insolvencia, ya que se espera que las utilidades disminuyan la probabilidad de insolvencia, acercándose al indicador de insolvencia bajo; en el caso de las pérdidas, ocurre la situación contraria.
- ✓ Por último, en las variables rendimiento del patrimonio y rendimiento del activo, los signos esperados son negativos para el riesgo alto, y positivos para el riesgo bajo. Esto es debido a que se espera que, al igual que con las variables anteriores, la utilidad disminuya el riesgo de insolvencia y que las pérdidas lo aumenten, dado que se espera un patrimonio y un activo amplios que disminuyan la ratio de la variable.

En definitiva, el mejor modelo de regresión logística múltiple está dado por el año 2013, el cual se expresa de la siguiente manera:

$$Riesgo_{alto} = \frac{1}{1 + e^{-(-3,476 + 0,001RC + 3,590NE + 0,645CE - 0,001A + 0,030MN - 0,022MO + 0,017ROE - 0,026ROA)}}$$

$$Riesgo_{medio} = \frac{1}{1 + e^{-(0,972 - 2,033NE + 0,103CE - 0,020MN - 0,016MO - 0,011ROE + 0,021ROA)}}$$

$$Riesgo_{bajo} = \frac{1}{1 + e^{-(0,173 - 0,017RC - 1,160NE - 0,975CE + 0,001A - 0,021MN + 0,010MO + 0,001ROE - 0,191ROA)}}$$

Por lo tanto, para hallar la probabilidad de que una IPS pertenezca a un nivel de riesgo de insolvencia alto, medio o bajo, se procede a sustituir los valores de los respectivos indicadores financieros en cada una de las ecuaciones y ubicarla en el nivel de riesgo que arroje mayor probabilidad calculada. A continuación, se utilizaron los modelos del año 2013 para categorizar a cada una de las empresas teniendo en cuenta su nivel de insolvencia por año. La Tabla 6 muestra cómo el modelo alcanza a pronosticar de manera aceptable con un máximo de dos años; sin embargo, su nivel de pronóstico global disminuye con los años.

Tabla 6. Clasificación correcta de insolvencia por año bajo el modelo del año 2013

Observado	Porcentaje correcto			
	2013	2012	2011	2010
Riesgo alto	100%	89%	70%	40%
Riesgo medio	95%	75%	63%	20%
Riesgo bajo	91%	62%	51%	2%
Global	95%	75%	61%	21%

Fuente: resultados obtenidos a través del *software* estadístico Stata.

5. Conclusiones

La insolvencia, y la propensión a la misma, sus implicaciones, su prevención y su corrección son temas que han sido profundamente investigados; sin embargo, el sector salud es uno de los que presentan mayores retos a la hora de llevar a cabo estas investigaciones debido no solo a la variedad de factores que influyen para que una IPS entre en estado de insolvencia, sino a las complejidades del sistema, lo que hace que este sector sea poco investigado en temas de insolvencia y fracaso empresarial.

En el trabajo se efectuaron modelos de regresión logística múltiple según el riesgo de insolvencia que presentan las empresas del sector salud para cuatro períodos de tiempo y se consideraron variables de corte financiero obtenidas de los balances generales y de los estados de resultados, las cuales arrojaron importantes resultados, como la dependencia de las empresas a la financiación con terceros.

El estudio permite concluir que no todos los modelos de regresión logística múltiple encontrados tienen poder de pronóstico; en este caso, solo los modelos del año 2013 lograron tener una pronóstico hasta de dos años de anterioridad al suceso de insolvencia con niveles de acierto mayor al 50%. Adicionalmente, dada la escasez de modelos de pronóstico de insolvencia específicos para el sector de salud, este trabajo se presenta como uno de los primeros en estudiar la insolvencia en las IPS.

Finalmente, a pesar de las limitaciones en el suministro de los datos, la propensión a la manipulación de los mismos por parte de las instituciones de servicios de salud y la dificultad en los controles de las entidades encargadas de la vigilancia, los resultados obtenidos dan pie y son un inicio para futuras investigaciones en este sector.

Referencias

- Alaka, H.; Oyedele, L.; Owolabi, H.; Kumar, V.; Ajayi, S.; Akinade, O. & Bilal, M. (2018). Systematic Review of Bankruptcy Prediction Models: Towards a Framework for Tool Selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164-184.
- Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. (1981). *Financial Handbook*. New York: John Wiley & Sons.
- Appiah, K.; Chizema, A. & Arthur, J. (2015). Predicting corporate failure: A systematic literature review of methodological issues. *International Journal of Law and Management*, 57(5), 461-485.

- Aziz, M. & Dar, H. (2006). Predicting corporate bankruptcy: Where we stand? *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 6(1), 18-33.
- Beaver, W.H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4(3), 71-111.
- Collins, R. & Green, R. (1982). Statistical methods for bankruptcy forecasting. *Journal of Economics and Business*, 34(4), 349-354.
- De Llano, P.; Piñeiro, C. & Rodríguez, M. (2016). Business failure prediction. A contribution to the synthesis of a theory, through comparative analysis of different prediction techniques. *Estudios de Economía*, 43(2), 163-198.
- Fitzpatrick, F. (1932). A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firm. *Certified Public Accountant*, 6, 727-731.
- Korol, T. (2013). Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. *Economic Modelling*, 31, 22-30.
- Laffarga, J.; Martín, J. & Vázquez, M. (1985). El análisis de la solvencia de las instituciones bancarias: Propuesta de una metodología y aplicaciones a la Banca española. *ESIC-Market*, 48, 51-73.
- Lennox, C. (1999). Identifying failing companies: A re-evaluation of the logit, probit and DA approaches. *Journal of Economics and Business*, 51(4), 347-364.
- Lincoln, M. (1984). An empirical study of the usefulness of accounting ratios to describe levels of insolvency risk. *Journal of Banking & Finance*, 8(2), 321-340.
- McDonald, B. & Morris, M. (1984). The statistical validity of the ratio method in financial analysis: an empirical examination. *Journal of Business Finance & Accounting*, 11(1), 89-97.
- Mures, M.; García, A. & Vallejo, M. (2012). Análisis del fracaso empresarial por sectores: factores diferenciadores. *Pecunia*, Monográfico 2010, 53-83.
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Pereira, J.; Crespo, M. & Sáez, J. (2007). Modelos de Previsão do Fracasso Empresarial: Aspectos a considerar. *Revista de Estudos Politécnicos*, 4(7), 111-148 (en portugués).
- Pérez, C. & Santín, D. (2007). *Minería de datos. Técnicas y herramientas*. Madrid: Paraninfo.
- Platt, H. & Platt, M. (2002). Predicting corporate financial distress: Reflections on choice-based sample bias. *Journal of Economics and Finance*, 26(2), 184-199.
- Premachandra, I.; Bhabra, G. & Sueyoshi, T. (2009). DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique. *European Journal of Operational Research*, 193(2), 412-424.

- Ravi, P. & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), 1-28.
- Rodríguez, C.; Maté, M. & López, F. (2017). El contagio en el fracaso empresarial como consecuencia de la proximidad geográfica: un análisis con los estadísticos join-count aplicado al sector servicios. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 23, 75-95.
- Sun, J.; Li, H.; Huang, Q. & He, K. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41-56.
- Tam, K. & Kiang, M. (1990). Predicting bank failures: A neural network approach. *Applied Artificial Intelligence*, 4(4), 265-282.
- Tascón, 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.
- Turetsky, H. & McEwen, R. (2001). An empirical investigation of firm longevity: A model of the ex ante predictors of financial distress. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 16(4), 323-343.
- Zmijewski, M. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82.

ANEXO

Tabla 1a. Bondad de ajuste del modelo para el año 2010

Bondad del ajuste 2010, riesgo alto					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	332,70	8	0,0000	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	25820,20	3780	0,0000	El modelo ajusta bien los datos.	Rechazar

Bondad del ajuste 2010, riesgo medio					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	236,04	6	0,0000	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	3956,22	3785	0,0258	El modelo ajusta bien los datos.	Rechazar

Bondad del ajuste 2010, riesgo bajo					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	567,03	8	0,0000	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	192067,98	3780	0,0000	El modelo ajusta bien los datos.	Rechazar

Fuente: resultados obtenidos a través del *software* estadístico Stata.

Tabla 1b. Bondad de ajuste del modelo para el año 2011

Bondad del ajuste 2011, riesgo alto					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	412,72	8	0,0000	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	4566,52	3834	0,0000	El modelo ajusta bien los datos.	Rechazar

Bondad del ajuste 2011, riesgo medio					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	248,83	6	0,0000	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	3940,79	3839	0,1232	El modelo ajusta bien los datos.	No se puede rechazar

Bondad del ajuste 2011, riesgo bajo					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	380,46	8	0,0000	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	4621,59	3834	0,0000	El modelo ajusta bien los datos.	Rechazar

Fuente: resultados obtenidos a través del *software* estadístico Stata.

Tabla 1c. Bondad de ajuste del modelo para el año 2012

Bondad del ajuste 2012, riesgo alto					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	15,68	8	0,0472	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	3815,05	3805	0,4511	El modelo ajusta bien los datos	No se puede rechazar

Bondad del ajuste 2012, riesgo medio					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	6,92	6	0,3278	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	No se puede rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	3816,98	3810	0,4651	El modelo ajusta bien los datos.	No se puede rechazar

Bondad del ajuste 2012, riesgo bajo					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	2,53	8	0,9601	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	No se puede rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	3813,52	3805	0,4581	El modelo ajusta bien los datos.	No se puede rechazar

Fuente: resultados obtenidos a través del *software* estadístico Stata.

Tabla 1d. Bondad de ajuste del modelo para el año 2013

Bondad del ajuste 2013, riesgo alto					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	555,76	8	0,0000	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	3956,57	3820	0,0604	El modelo ajusta bien los datos.	No se puede rechazar
Bondad del ajuste 2013, riesgo medio					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	260,08	6	0,0000	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	3815,48	3823	0,5313	El modelo ajusta bien los datos.	No se puede rechazar
Bondad del ajuste 2013, riesgo bajo					
Estadístico	Ji-Cuadrado	GL	SIG.	H0	Resultado
Test de significación global de los coeficientes	94,19	8	0,0000	El modelo solo con el término independiente ajusta bien los datos.	Rechazar
Test de bondad del ajuste de Hosmer y Lemeshow	4269,72	3820	0,0000	El modelo ajusta bien los datos.	Rechazar

Fuente: resultados obtenidos a través del *software* estadístico Stata.