

EL FRACASO EMPRESARIAL EN PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS: APLICACIÓN DE LA PROGRAMACIÓN GENÉTICA EN SU PREDICCIÓN A LARGO PLAZO

Autores:

Ángel Beade¹

Manuel Rodríguez²

José Santos³

¹ Departamento de Empresa, Universidade da Coruña, Campus de Elviña, s/n 15071 A Coruña, España

² Departamento de Empresa, Universidade da Coruña – Cátedra AECA-Abanca, IESIDE, Campus de Elviña, s/n 15071 A Coruña, España

³ Departamento de Ciencias de la Computación y Tecnologías de la Información – Centro de Investigación en Tecnologías de la Información (CITIC), Universidade da Coruña, Campus de Elviña, s/n 15071 A Coruña, España

Para presentación y defensa en:

RESEARCH WORKSHOP 3.- “Inteligencia artificial y crisis económica”

Palabras clave:

Fracaso empresarial, modelos de predicción, inteligencia artificial, programación genética, PYMES gallegas.

EL FRACASO EMPRESARIAL EN PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS: APLICACIÓN DE LA PROGRAMACIÓN GENÉTICA EN SU PREDICCIÓN A LARGO PLAZO

RESUMEN

Con este trabajo se pretende evaluar la idoneidad de la Programación Genética en la creación de modelos de predicción del fracaso empresarial en el horizonte de 1 a 9 años. El trabajo se centra en las pequeñas y medianas empresas ubicadas en la Comunidad Autónoma de Galicia.

Tanto los modelos obtenidos para los intervalos temporales 1-3, 4-6 y 7-9 años previos al fracaso, así como el modelo para el intervalo 1-9 años previos al fracaso, se muestran muy eficientes en los distintos contrastes a los que se han sometido.

1. INTRODUCCIÓN

Las consecuencias negativas que provoca la desaparición de una empresa se dejan sentir en la sociedad en general, en factores como las tasas de crecimiento del PIB, la fuerza laboral, la inversión y la distribución de la renta, entre otras. Es, por ello, que el tema del fracaso empresarial y la posibilidad de su predicción ha ido tomando gran relevancia.

De forma general, los modelos actuales presentan buenas estimaciones del fracaso únicamente para horizontes temporales no superiores a dos años (Altman et al., 2015, p. 1). Por ello, la precisión y el horizonte temporal son los dos desafíos de la predicción del fallo. Es deseable, no solo la precisión de la predicción a corto plazo, sino que dicha predicción tenga el mayor horizonte posible con una precisión suficiente para que dicha predicción sea realmente útil.

En esta línea, el objetivo del presente trabajo es modelar la predicción de insolvencia en tres situaciones temporales diferentes: en el intervalo de 1-3 años previos al fracaso, en el intervalo 4-6 años y en el intervalo 7-9 años. A continuación, se aplican los antedichos modelos en la definición de un modelo de síntesis para el intervalo 1-9 años.

Se utilizará, dentro las técnicas de aprendizaje automático en Inteligencia Artificial (IA), la Programación Genética (PG), más incipiente como técnica y novedosa en cuanto a su aplicación en el contexto del pronóstico del fallo empresarial. La ventaja de PG, frente a otras técnicas de IA, es la interpretabilidad del árbol o programa optimizado.

Se trata, por tanto, de proveer de una herramienta útil para la toma de decisiones de los distintos usuarios de la información contable y que, además, pueda proporcionar esa interpretabilidad. Esta es la principal razón de su aplicación en el presente trabajo.

2. ESTADO DEL ARTE

Desde la década de los noventa, las técnicas de IA se han ido aplicando al estudio del fracaso empresarial, siendo las redes neuronales la técnica probablemente más utilizada (Serrano Cinca & Martín del Brío, 1993; Laffarga Briones et al., 1987).

Las redes neuronales se mostraron como un excelente predictor a corto plazo, con índices de aciertos cercanos al 94% en el caso del perceptron. Sin embargo, no está demostrado el predominio de estas técnicas, pero son un interesante campo de desarrollo por su mayor flexibilidad (Mateos-Ronco et al., 2011).

Asimismo, se han utilizado máquinas de soporte vectorial, rough sets, razonamiento basado en casos, árboles de decisión y algoritmos genéticos. Una revisión sistemática de éstas y otras técnicas aplicadas en la predicción del fracaso empresarial puede encontrarse en el estudio de Alaka y col. (Alaka et al., 2018).

La modelización mediante la aplicación de técnicas de computación evolutiva (dentro de las que se encuentra la PG) no es la más habitual en la predicción del fracaso empresarial, a pesar de los excelentes resultados que han obtenido las mismas en multitud de campos. De cualquier forma, existe un número limitado de trabajos previos que utilizan la PG:

- McKee y Lensbergn estudian el fracaso empresarial sobre un conjunto de empresas estadounidenses en el periodo 1991-1997 (McKee & Lensberg, 2002).
- Salcedo-Sanz y col. estudian el fracaso en empresas españolas de seguros de no vida en el periodo 1983-1994, en un modelo con horizonte temporal de 5 años (Salcedo-Sanz et al., 2005).
- Lensberg y col. centran su estudio en empresas noruegas en el periodo 1993-1998 (Lensberg et al., 2006).
- Alfaro-Cid y col. estudian un conjunto de empresas españolas en el periodo 1998-2000 para implementar modelos con horizonte temporal de 3 y 4 años. (Alfaro-Cid et al., 2007).
- Lilia García-Almanza y col. se centran en el sector bancario y aplican una técnica basada en PG y denominada *Evolving Decision Rules* (Lilia Garcia-Almanza et al., 2010).
- Divsalar y col. utilizan otras técnicas basadas en PG. En concreto, utilizan dos variantes: *Gene expression programming* y *Multi-expression programming*, aplicándolas en un conjunto de empresas iraníes (Divsalar et al., 2012).

- Etemadi y col. se centran en un conjunto de empresas cotizadas iraníes y comparan los resultados con los obtenidos con Análisis Múltiple Discriminante (Etemadi et al., 2009).

Este trabajo pretende diferenciarse en varios aspectos:

- Plantea la predicción del fracaso empresarial por intervalos temporales en lugar de hacerlo para años concretos. La previsión es que estos modelos sacrifiquen en la precisión del momento exacto del fracaso, pero a cambio de disponer de unas mejores prestaciones (área bajo la curva ROC, también conocida como AUC).
- Aborda la predicción a largo plazo (hasta 9 años previos al fracaso).

Se realizan los siguientes modelos por intervalo temporal:

- Una aproximación a C/P con un modelo que realice predicciones de fracaso en el intervalo de 1 a 3 años.
- Una aproximación a M/P con un modelo que realice predicciones de fracaso en el intervalo de 4 a 6 años.
- Una aproximación a L/P con un modelo que realice predicciones de fracaso en el intervalo de 7 a 9 años.
- Finalmente se realiza un modelo de síntesis que predice el fracaso en el intervalo 1 a 9 años.

3. DISEÑO DE LOS MODELOS DE PREDICCIÓN

3.1. OBJETIVO

De una forma muy sucinta, el objetivo principal del presente trabajo es modelar mediante PG la predicción de insolvencia usando información financiera de diferentes años previos de la empresa bajo estudio. En concreto, se busca modelar la predicción de insolvencia en el intervalo 1-9 años previos al fracaso, utilizando para ello modelos en los intervalos: 1-3 años, 4-6 años y 7-9 años previos al fracaso. Dichos modelos parciales se aplican en la elaboración de un modelo de síntesis que prediga la insolvencia en el intervalo 1-9 años previos al fracaso.

3.2. POBLACIÓN

El trabajo se basa en el estudio empírico relativo a la mortalidad de las pymes gallegas. Para la modelización, se dispone de una población total de 4.238 empresas (509 clasificadas como fracasadas y 3.729 clasificadas como no fracasadas) con información contable del periodo 2003 a 2016.

3.2.1. Criterio de categorización de la empresa

La noción de pyme se entiende referida al criterio del Boletín Oficial del Estado del 12 de octubre 2013, que se basa en la Recomendación 2003/361/CE sobre la definición de microempresas, pequeñas y medianas empresas, publicada en el Diario Oficial de la Unión Europea L 124, p. 36, de 20 de mayo de 2003.

En el caso de este trabajo, se aplicaron conjuntamente los siguientes criterios:

1. Plantilla (medida en unidades de trabajo anual) igual o mayor a 10 y menor que 250.
2. Y al menos una de las siguientes condiciones:
 - Volumen de negocios anual mayor a 2 y menor o igual a 50 millones de euros.
 - Balance general anual mayor a 2 y menor o igual a 43 millones de euros.

3.2.2. Sectores excluidos

Debido a las peculiaridades de algunos sectores que, entre otras razones, utilizan criterios contables o de valoración específicos, se ha optado por excluir a los mismos del estudio a fin de no alterar la interpretación de las ratios y distorsionar los resultados. Se ha procurado minimizar el número de sectores a excluir. Los sectores excluidos han sido los siguientes:

- CNAE 2009 (Sólo códigos primarios): 41 - Construcción de edificios, 42 - Ingeniería civil, 43 - Actividades de construcción especializada, 64 - Servicios financieros, excepto seguros y fondos de pensiones, 65 - Seguros, reaseguros y fondos de pensiones, excepto Seguridad Social obligatoria, 66 - Actividades auxiliares a los servicios financieros y a los seguros.

3.2.3. Horizonte temporal

Para la elaboración de los diferentes modelos se utilizan las observaciones de empresas fracasadas y no fracasadas desde 2003 hasta 2006 (ambos inclusive). Se entiende por observación los datos referidos una empresa en un ejercicio económico. Los datos del ejercicio 2007 se utilizan para realizar predicciones de fracaso para el intervalo 1-9 años previos al fracaso (lo que significa fracasar entre 2008 y 2016, ambos inclusive).

3.2.4. Criterio de fracaso

En el contexto de este trabajo, el concepto de fracaso está relacionado con la declaración legal de suspensión de pagos o quiebra, y se refiere principalmente a situaciones reguladas que contemplan diferentes manifestaciones, de acuerdo a la normativa del sector y del país estudiado.

Siendo múltiples las causas de fracaso, la declaración legal de suspensión de pagos o quiebra en investigación es, a falta de confirmar el evento, el concepto más utilizado en los estudios de fracaso empresarial por su objetividad y concreción, además del más fácilmente aplicable en función de la información pública disponible.

3.2.5. Fuente de datos

La información contable para configurar el conjunto de empresas del trabajo se ha obtenido de la base de datos SABI (Sistema de Análisis de Balances Ibéricos) de la compañía Informa, SA. Las modificaciones en los datos que las empresas están obligadas a facilitar provocan que parte del detalle que la información contable proporciona no pueda utilizarse (por responder a criterios diferentes, no homogéneos) dado que el trabajo utiliza series homogeneizadas de datos. Asimismo, se ha utilizado información del Registro Público Concursal y de empresas especializadas para obtener la información legal específica de su situación de fracaso.

3.3. VARIABLES EXPLICATIVAS

Las variables explicativas del modelo son originalmente las ratios financieras calculadas a partir de los datos aportados por las cuentas anuales de las empresas.

3.3.1. Selección de las ratios

Las ratios a utilizar se han elegido por medio de la unión de dos conjuntos: el primero de los conjuntos contiene las ratios seleccionadas atendiendo a la relevancia comunicada en la literatura y a su presencia en los modelos predictivos contrastados en trabajos previos. El segundo de los conjuntos contiene las ratios utilizadas en la base de datos SABI, por cuanto es una base de datos de referencia que contempla ratios, a veces diferentes y otras veces novedosas sobre las aportadas por la literatura. En el anexo 1 se recogen las 78 ratios utilizadas.

3.3.2. Transformación de los datos

Con el objetivo de aumentar la capacidad de generalización de los modelos y su estabilidad en el tiempo, el conjunto de variables de entrada (las ratios) no se utilizarán con su valor original, sino que se transformarán normalizándolas, tomando como base para ello la distribución anual de cada una de las ratios. De esta forma, el conjunto de variables de entrada en los modelos será la posición (valor normalizado) de la ratio de la empresa A en el ejercicio X con respecto a la media y la desviación típica de la misma

ratio en la totalidad de empresas en el ejercicio X. De forma sucinta, para la transformación de los datos se han seguido los siguientes pasos:

3.3.2.1. Completitud de los datos

En aras a permitir la clasificación de empresas con datos incompletos, únicamente se han eliminado aquellas observaciones que no tienen valor disponible para 11 o más ratios (de las 78 totales).

3.3.2.2. Acotado de valores extremos

Las ratios de una empresa en un ejercicio contable que presenten valores inferiores al percentil 2,5% o superiores al percentil 97,5%, correspondientes a la distribución anual de una ratio concreta, se sustituyen respectivamente por el valor de dicho percentil de referencia. El objetivo es eliminar los valores muy extremos y, con ello, las dificultades que acarrearán para el aprendizaje.

3.3.2.3. Normalización

Finalmente, como último paso de la transformación de los datos de entrada, con los valores de las ratios completados y acotados, se procede a la normalización estándar de las ratios, utilizando la media y la desviación típica de la ratio correspondientes a la totalidad de la población (con los datos completos y acotados) en cada uno de los años. Nótese que ello conlleva un cambio conceptual en el conjunto de variables de entrada: ya no es relevante el valor de la ratio sin transformar, sino la posición de dicha ratio con respecto a su entorno anual (respecto a la media y desviación típica anual de la población para dicha ratio).

3.4. SELECCIÓN DEL CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO

A la hora de conformar el conjunto de entrenamiento de los diferentes modelos, es preciso tener en cuenta que la población está totalmente desequilibrada respecto a la clasificación objeto del trabajo. Efectivamente, del total de empresas (4.238 empresas),

únicamente 509 se han clasificado como fracasadas (12%) y 3.729 se han clasificado como no fracasadas (88%).

Para afrontar el antedicho desequilibrio, los criterios para conformar los conjuntos de entrenamiento en este trabajo han sido los siguientes:

- El conjunto de entrenamiento se ha conformado con un 50% de ejemplos de entrenamiento (observaciones) correspondientes a empresas fracasadas y un 50% de empresas no fracasadas.
- Los ejemplos de entrenamiento correspondientes a empresas fracasadas se han elegido de forma aleatoria.
- Los ejemplos de entrenamiento correspondientes a empresas no fracasadas se han elegido buscando el emparejamiento con las fracasadas siempre que fuese posible y eligiendo aleatoriamente entre las no fracasadas emparejadas. El emparejamiento se ha realizado con la siguiente prelación:
 1. Ejercicio contable.
 2. Tamaño.
 3. Sector de actividad, a nivel código de la Clasificación Nacional de Actividades Económicas (CNAE).

De cara a facilitar el aprendizaje, dado el intervalo del modelo de que se trate (1-3 años, 4-6 años o 7-9 años), únicamente se considerarán las observaciones de empresas fracasadas que se correspondan con dicho intervalo, desechando el resto. Las observaciones de empresas no fracasadas se contemplan en su totalidad. Este criterio se aplica tanto a la hora de conformar los conjuntos de entrenamiento como los de test.

3.5. LA PROGRAMACIÓN GENÉTICA

La programación genética (*genetic programming* en inglés) (Koza, 1992) es una técnica de computación evolutiva que resuelve problemas automáticamente sin requerir que el usuario conozca o especifique previamente la forma o la estructura de la solución. A nivel más abstracto, es un método sistemático e independiente del dominio para conseguir que los ordenadores resuelvan problemas de forma automática partiendo de un conocimiento de alto nivel sobre lo que “se necesita hacer” (Poli et al., 2008).

Lo distintivo en PG es que se va evolucionando una población de “programas” de ordenador. En otras palabras, generación a generación, PG transforma - estocásticamente - poblaciones de programas en otras nuevas y, posiblemente mejores, poblaciones de programas (Poli et al., 2008).

La capacidad de la PG para obtener programas de forma automática es la que le confiere una gran versatilidad y le permite abordar problemas no fácilmente abordables por otras técnicas de computación evolutiva (Carmona Suárez y Fernández Galán, 2019).

3.5.1. Algoritmo

Los pasos básicos de PG se muestran en el siguiente pseudo-código (Poli et al., 2008).

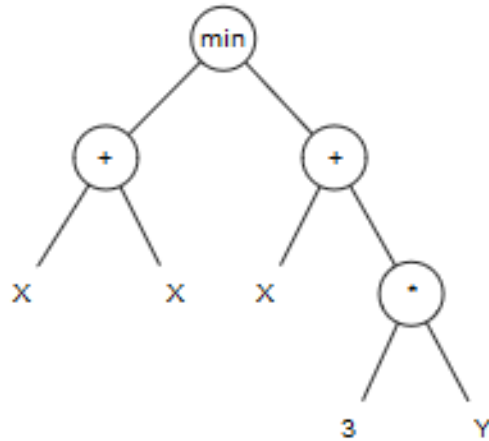
- 1: Crear aleatoriamente una población de programas a partir del conjunto disponible de primitivas.
- 2: **Repetir (en cada generación)**.
- 3: Ejecutar cada programa y evaluar su aptitud (*fitness*).
- 4: Seleccionar uno o dos programas de la población con una probabilidad basada en su aptitud para participar en las operaciones genéticas.
- 5: Crear nuevos programas individuales aplicando operadores genéticos con probabilidades previamente especificadas.
- 6: **Hasta** encontrar una solución aceptable o que se produzca otra condición de parada (p.ej.: alcanzar un número máximo de generaciones).
- 7: Devolver el mejor individuo.

3.5.2. Representación

La diferencia básica de la PG con otros paradigmas de computación evolutiva radica en el esquema de representación utilizado, que en el caso de PG son árboles sintácticos. A continuación, se muestra como ejemplo el árbol sintáctico correspondiente a la expresión:

$\min(x+x, x+3*y)$.

Figura 1: Representación en PG



3.5.3. Pasos previos

3.5.3.1. Terminales y Funciones

En PG las variables, las funciones sin argumento y las constantes y variables del programa (en el ejemplo: x , y , 3) son hojas y se denominan terminales.

Por otra parte, la PG precisa de un conjunto de funciones (en el ejemplo: $+$, $*$, \min) que son nodos interiores y que variarán en función del dominio del problema a resolver. Las funciones pueden ser de cualquier tipo (aritméticas, comparadores, condicionales, booleanas, etc.).

Los terminales y/o funciones pueden ser diseñados expresamente para resolver problemas en un dominio específico. Al conjunto de terminales y funciones se le denomina primitivas.

Las funciones que se usarán en nuestro trabajo serán las siguientes:

- operaciones aritméticas (suma, resta, multiplicación, división).
- condicionales (if-then-else).
- comparadores (mayor que, menor que).
- booleanas (y, o, no).

3.5.3.2. Función de evaluación

El conjunto de primitivas define indirectamente el espacio de búsqueda de PG, que vendrá dado por todos los programas (árboles) que puedan obtenerse combinando los elementos del conjunto de primitivas de todas las formas posibles. Sin embargo, falta dirigir la búsqueda hacia las zonas y/o elementos prometedores de ese espacio. Esa es la tarea encomendada a la función de evaluación de la aptitud.

Para definir la función de evaluación, en el caso del problema que nos ocupa, debemos tener en mente que vamos a evolucionar programas que determinen el fracaso empresarial. Las variables de entrada serán las ratios consideradas (Anexo 1) y las funciones las antedichas (ver 3.5.3.1), mientras que el nodo en la jerarquía más alta del árbol categoriza a la empresa. Por tanto, la función de aptitud de cada árbol de la población genética estará determinada por cuán bien realiza ese árbol/programa la clasificación de las empresas. Y esa medida lógicamente será alguna de las ampliamente usadas en problemas de clasificación. En concreto, se han utilizado las siguientes medidas como posibles: Error cuadrático medio (*Mean squared error* o *MSE*), error cuadrático medio acotado (*Bounded mean squared error*), Pearson R^2 y puntos de penalización (*Penalty score*).

3.5.3.3. Parámetros

El siguiente paso previo es definir una serie de parámetros que controlarán la ejecución de PG. Los más relevantes son:

- El tamaño de la población.
- El número de generaciones.
- La profundidad máxima de un árbol.
- Las probabilidades de los operadores genéticos (cruce y mutación).
- La forma de inicializar la población.

No existe ninguna regla fija para determinar a priori el valor óptimo de cada parámetro para un problema dado. Se han establecido por un proceso clásico de barrido (determinando los mejores valores de un parámetro entre un conjunto finito mientras los demás se mantienen a un valor prefijado estándar).

3.5.3.4. Finalización y solución

En este trabajo el criterio de finalización ha sido el máximo número de generaciones y la solución presentada o seleccionada se elige priorizando los verdaderos positivos en una solución equilibrada (ver apartado 4).

3.5.4. Inicializando la población

El primer paso del algoritmo antedicho es crear aleatoriamente una población de programas a partir del conjunto disponible de primitivas.

3.5.5. Selección

Como en otros algoritmos evolutivos, los operadores genéticos en PG se aplican a los individuos que se seleccionan de forma probabilística en función de su aptitud (medida previamente de acuerdo con la función de evaluación utilizada). Existen diferentes métodos para la selección dentro de PG, pero quizás el más utilizado sea el de Torneo (*Tournament*). De cualquier forma, es frecuente utilizar otros métodos de selección (*Diversity*, *Generalized Rank*, etc.).

En Torneo, se escoge aleatoriamente de la población a un número dado de individuos (fijado como parámetro). Se comparan entre ellos y el que mejor aptitud tiene se escoge como “padre”.

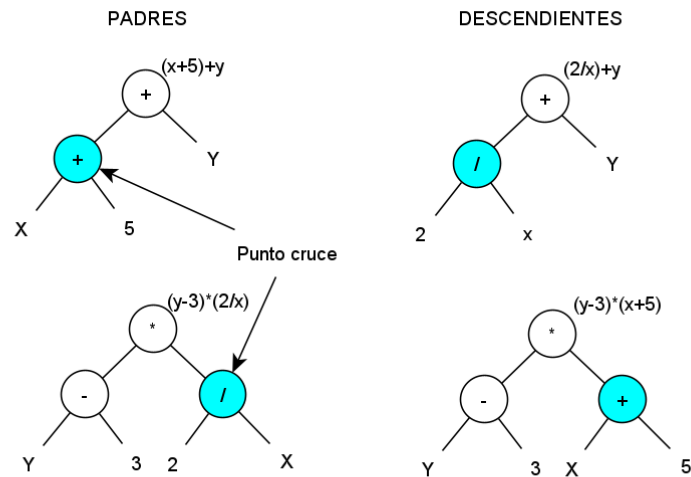
3.5.6. Recombinación y Mutación

La recombinación en PG, como en otros algoritmos evolutivos, consiste en intercambiar el material genotípico entre dos individuos. El operador de recombinación estándar en PG es el *cruce de subárboles* (*subtree crossover* en inglés) (Carmona Suárez y Fernández Galán, 2019). Se utilizan dos versiones del cruce de subárboles, en la primera de ellas, a partir de dos padres se genera un único descendiente. En la segunda, a partir de dos padres se generan dos descendientes. El funcionamiento es sencillo.

En la versión más usual de dos descendientes: dados dos árboles padres, se elige aleatoriamente un nodo en cada uno de ellos. Dicho nodo se convierte en nodo raíz del

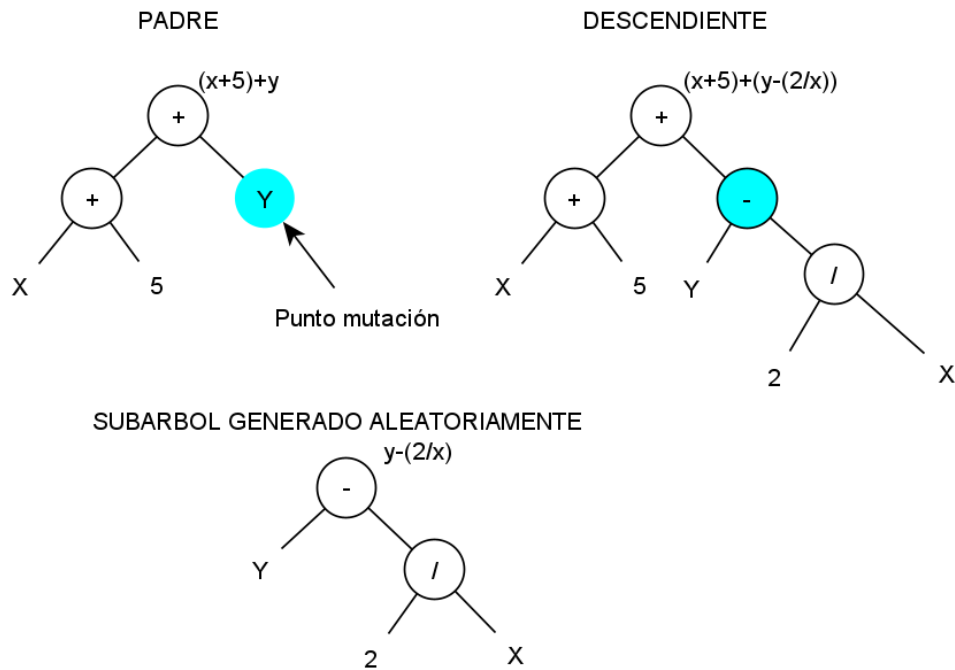
subárbol correspondiente a intercambiar. Finalmente, los subárboles intercambian su posición en los nodos padre y los árboles resultantes constituyen los dos hijos (Carmona Suárez y Fernández Galán, 2019), como se ilustra en la siguiente figura:

Figura 2: Recombinación



La mutación consiste en la obtención de un nuevo individuo a partir de otro en el que se realiza una alteración aleatoria. La mutación de subárbol es la operación de mutación estándar en PG. Dado un árbol padre, se elige un nodo de forma aleatoria. Dicho nodo se constituye en el nodo raíz del subárbol correspondiente a reemplazar. A continuación, se construye un nuevo árbol independiente de forma aleatoria. Finalmente se reemplaza el subárbol seleccionado con el nuevo árbol creado y el árbol resultante constituye el nuevo individuo mutado (Carmona Suárez y Fernández Galán, 2019), como se ilustra en la siguiente figura (Poli et al., 2008).

Figura 3: Mutación



3.6. SOFTWARE

El software utilizado para implementar el problema en PG ha sido *HeuristicLab* (Wagner et al., 2014). Dicho software se puede descargar en su página web:

<https://dev.heuristiclab.com/trac.fcgi/>

Este software tiene una serie de características relevantes para este trabajo:

- De una parte, contiene una serie de algoritmos básicos relacionados con técnicas de computación evolutiva (algoritmos genéticos, programación genética, etc.).
- Un conjunto de problemas que utilizan dichos algoritmos en diferentes campos y que pueden ser reutilizados (p.ej.: resolución del problema del viajante, 11-bit multiplexer, clasificación simbólica para la detección del cáncer de mama, etc.).
- Permite una muy completa y relativamente sencilla parametrización.

3.7. PROCESO

De forma sucinta se ha seguido el siguiente proceso para cada uno de los modelos de predicción del fracaso:

- Se modeliza en *HeuristicLab* como un problema de Programación Genética - Clasificación simbólica.
- *HeuristicLab* permite dividir el conjunto de entrenamiento (*training*) en dos subconjuntos: aptitud (*fitness*) y validación (*validation*). El primero (aptitud) es el que se usa en la progresión del proceso evolutivo, ya que es el único que se usa en el cálculo de la aptitud de cada solución/programa. En este trabajo se ha optado por este enfoque, utilizando un conjunto de entrenamiento del cual, en torno al 70% se ha dedicado al subconjunto de aptitud y el 30% al subconjunto de validación. Con ello se pretende evitar el sobre-ajuste y obtener soluciones que generalicen bien.
- Asimismo, se le facilita a *HeuristicLab* un conjunto de test, compuesto por observaciones diferentes, a fin de que el software aplique a dicho conjunto los modelos obtenidos a partir del conjunto de entrenamiento y el conjunto de validación y obtenga las métricas oportunas.
- Se procedió al ajuste, uno a uno, de los diferentes parámetros en busca del que mejor se adapta al problema en cuestión (*ceteris paribus*), mediante el barrido de valores de parámetros anteriormente comentado. Los parámetros más relevantes fueron los siguientes:
 - Profundidad máxima del árbol.
 - Tamaño de la población.
 - Número máximo de generaciones.
 - Forma de inicialización de la población.
 - Selector.
 - Conjunto de funciones a utilizar (Gramática).
 - Evaluador (función de evaluación de aptitud).
 - Probabilidad de cruce.
 - Probabilidad de mutación.
- Determinado el “perfil” (de parámetros) a utilizar para abordar el problema, se realizan experimentos de los que se extraen las mejores soluciones (programas de clasificación obtenidos de PG).
- La selección de las mejores soluciones se realiza en función del área bajo la curva ROC (AUC) en el conjunto de test. La curva ROC (acrónimo de Receiver

Operating Characteristic, o Característica Operativa del Receptor) es una representación gráfica de la sensibilidad frente a la especificidad para un sistema clasificador binario según se varía el umbral de discriminación. Representa la tasa de verdaderos positivos frente a la tasa de falsos positivos en los diferentes umbrales de clasificación (al contrario que otras medidas que se definen para un umbral concreto). AUC mide el área bidimensional por debajo de la curva ROC completa, proporcionando una medida agregada del rendimiento en todos los umbrales de clasificación posibles. La elección de un umbral de clasificación es determinante a la hora de utilizar los modelos de predicción del fracaso empresarial, por cuanto – de forma muy sintética – representarían la actitud del inversor frente al riesgo de crédito. De ahí que se opte por AUC como la métrica que guía la selección.

- Por último, los modelos seleccionados sobre la base de AUC y su capacidad ampliada de generalización, se integran en el modelo global (1-9 años previos al fracaso).

Mencionar que, en ningún caso, se ha procedido a la reducción de la dimensión del conjunto de entrada (para lo cual *HeuristicLab* facilita herramientas), trabajando en los distintos experimentos con la totalidad de las 78 ratios transformadas según se ha comentado anteriormente. Por el contrario, sí se ha procedido a la simplificación de las soluciones finales que se presentan como modelos para los distintos intervalos temporales (1-3, 4-6 y 7-9 años previos al fracaso). Dicha simplificación se realiza manualmente, eliminando aquellas ramas del árbol (o, lo que es lo mismo, partes de la solución o programa) que no alteran (o empeoran) el AUC. Estas ramas surgen espontáneamente puesto que el proceso que rige la PG es estocástico.

4. RESULTADOS

Los modelos (entendiendo como tales las soluciones proporcionadas por la PG en forma de programas) que se presentan en este apartado han sido escogidos por su capacidad de generalizar en el conjunto de test.

La clase positiva la forman las empresas fracasadas, siendo la negativa las empresas no fracasadas.

Para la elección de cada modelo se han realizado 10.000 ejecuciones de PG con el perfil seleccionado para cada intervalo temporal. Cada ejecución proporciona 2 soluciones: 1) la que mejor evaluación tiene sobre el conjunto de entrenamiento y 2) la que mejor evaluación tiene sobre el conjunto de validación. Sobre estas 2 soluciones de cada una de las 10.000 ejecuciones, se realiza la selección/filtrado final, para escoger aquel modelo que mejor generaliza en el conjunto de test de acuerdo al criterio de AUC.

Existen algunos aspectos comunes a los tres modelos. Son los siguientes:

- La distribución de las observaciones. Sea F el número total de las observaciones de empresas fracasadas y N el número total de observaciones no fracasadas.
 - Conjunto de Training: Lo componen: $F/2$ observaciones de empresas fracasadas + $F/2$ observaciones de empresas no fracasadas. Dicho conjunto de training se subdivide en un subconjunto de “fitness” (70%) y otro de “validation” (30%) a fin de obtener la “Best validation solution” en el programa HeuristicLab.
 - Conjunto de Test: Lo componen $F/2$ observaciones de empresas fracasadas y $N - F/2$ observaciones de empresas no fracasadas.
- Los parámetros básicos del perfil utilizados son los siguientes (usando las denominaciones de *HeuristicLab*):
 - Evaluator: Pearson R^2 evaluator (que define la calidad o aptitud)
 - MaximumSymbolicExpression TreeDepth: 10
 - MaximumSymbolicExpression TreeLength: 100
 - SolutionCreator: Probabilistic TreeCreator
 - SymbolicExpression TreeGrammar: Type CoherentExpressionGrammar
 - Arithmetic Functions
 - Terminals (Constant entre 20 y -20 y Variable)
 - ConditionalSymbols (ifThenElse, Greater Than, Less Than, And, Or, Not)

- Crossover: SubtreeSwappingCrossover
- Elites: 1 (se conserva la mejor solución en la siguiente generación)
- MaximumGenerations: 50
- MutationProbabilty: 15%
- Mutator: MultiSymbolicExpression TreeManipulator
- PopulationSize: 1000
- Selector: TournamentSelector GroupSize 5 (en el modelo 1-3 años) y GeneralizedRank Selector Pressure 50 (en los modelos 4-6 y 7-9 años)

4.1. MODELO 1-3 AÑOS PREVIOS AL FRACASO

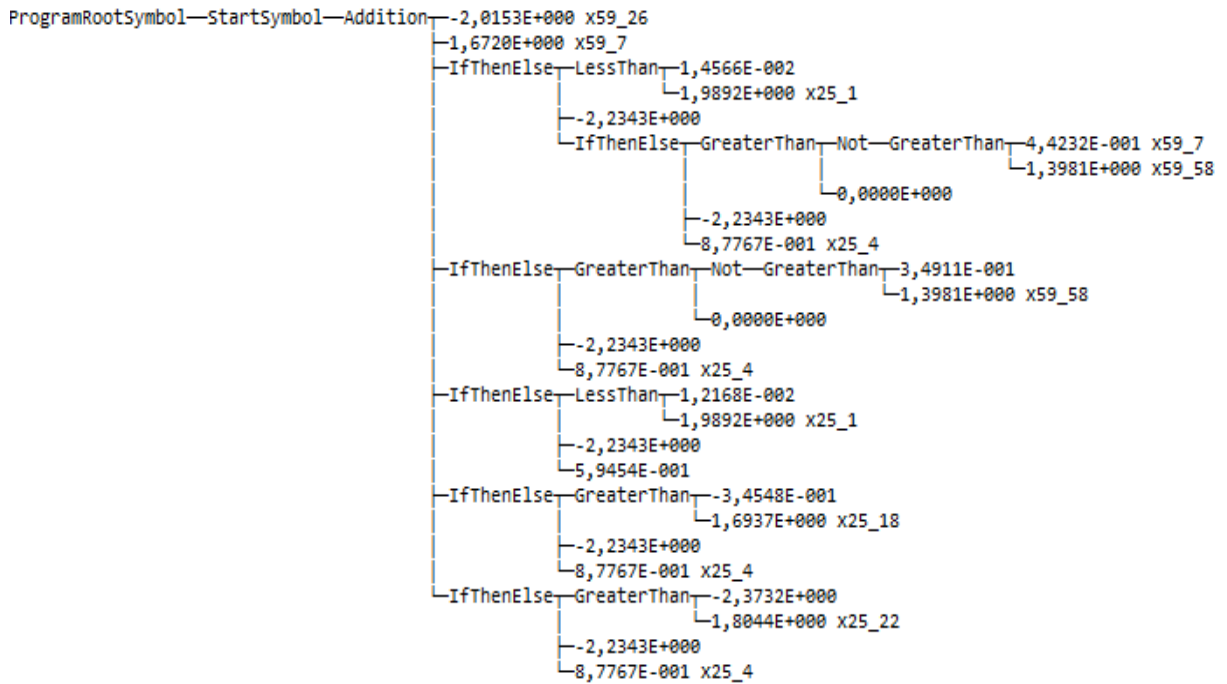
Para el cálculo de este modelo se trabaja en función de los datos de Galicia para el periodo 2003-2006 y las 78 ratios, transformadas según se ha indicado, para realizar una predicción del fracaso empresarial entre 1 y 3 años.

Para el periodo 2003-2006 se dispone de las siguientes observaciones:

- observaciones utilizables en el modelo 11.267
 - de las que se etiquetan como fracasadas 108

-1	(1 año previo al fracaso)	12
-2	(2 años previos al fracaso)	32
-3	(3 años previos al fracaso)	64
 - de las que se etiquetan como no fracasadas 11.159

Después de realizar un experimento con 10.000 ejecuciones, la solución elegida es -en formato jerárquico- la siguiente:



La antedicha solución presenta una AUC del 86,65%.

Esta solución es una función de las siguientes ratios:

- x59_7 Gastos financieros / Exigible total
- x25_18 (Pasivo fijo + Deudas financieras) / Fondos propios
- x25_4 (Pasivo fijo + Pasivo circulante) / Total pasivo y capital propio
- x59_26 Cash flow / activo total
- x25_1 Resultado ordinario antes de impuestos / Total activo
- x59_58 Tesorería / Exigible a C/P
- x25_22 Coste medio de los empleados (Gastos personal / Empleados).

El nodo más alto de la jerarquía usa una operación de suma, sobre cuyo valor se decide la clasificación de la empresa en función de un umbral (si la suma antedicha es mayor que dicho umbral la categoría es una de las dos posibles y en caso contrario es la otra). El umbral permite utilizar el modelo acorde a las preferencias del usuario respecto a los valores fundamentales (VP y VN) y/o los distintos tipos de errores (FP y FN). Así, por ejemplo, una entidad financiera puede estar interesada en obtener un elevado valor en VN (la clase negativa son las empresas que no fracasan) que representaría su negocio, sin sobrepasar un cierto límite en los FN (empresas que el modelo indican que no fracasan, pero en realidad sí fracasan), dado que FN es el error de clasificación que le afecta pues representará pérdidas en su cuenta de resultados.

Los valores fundamentales para algunos de los umbrales de clasificación (valor a la izquierda) son los siguientes:

	TRAINING			TEST		
	VP	VN	Accuracy	VP	VN	Accuracy
0,45	87,50%	75,00%	81,25%	86,36%	68,22%	68,29%
0,7	84,38%	75,00%	79,69%	86,36%	69,23%	69,30%
0,95	84,38%	75,00%	79,69%	86,36%	70,32%	70,38%
1,2	82,81%	75,00%	78,91%	84,09%	71,50%	71,55%
1,45	82,81%	78,13%	80,47%	81,82%	72,52%	72,56%
1,7	82,81%	78,13%	80,47%	81,82%	73,73%	73,76%
1,95	82,81%	78,13%	80,47%	79,55%	75,05%	75,07%
2,2	82,81%	79,69%	81,25%	79,55%	76,19%	76,20%
2,45	78,13%	79,69%	78,91%	79,55%	77,37%	77,38%
2,7	76,56%	79,69%	78,13%	79,55%	78,49%	78,49%
2,95	75,00%	79,69%	77,34%	79,55%	79,64%	79,64%

Referido a cada uno de los conjuntos, Training (Fitness+Validation) y Test, VP son los verdaderos positivos, VN los verdaderos negativos y Accuracy es el porcentaje total de aciertos. Los falsos negativos (FN) son 1-VP y los falsos positivos (FP) son 1-VN.

Los porcentajes en el conjunto de Test son los que cabría esperar de la aplicación del modelo en ejercicios futuros, p.ej.: si se toma como umbral de referencia 2,2, (máximo porcentaje de aciertos en el conjunto de entrenamiento) cabría esperar que el modelo se comportase en ejercicios futuros presentando unos VP en torno al 79,55% y unos VN en torno al 76,19% (que son los porcentajes del modelo aplicado al conjunto de test con los datos de 2003 a 2006). De cualquier forma, se puede adoptar una actitud más exigente con los VP (recuérdese que mide el porcentaje de aciertos en las empresas fracasadas) y utilizar un umbral 1,7. Con dicho umbral cabría esperar que el modelo se comportase en ejercicios futuros presentando unos VP en torno al 81,82% y unos VN en torno al 73,73%.

4.2. MODELO 4-6 AÑOS PREVIOS AL FRACASO

Para el periodo 2003-2006 se dispone de las siguientes observaciones en la predicción entre 4 y 6 años en el futuro:

- observaciones utilizables en el modelo 11.574
 - de las que se etiquetan como fracasadas 489
 - 4 (4 años previos al fracaso) 115
 - 5 (5 años previos al fracaso) 168
 - 6 (6 años previos al fracaso) 206
 - de las que se etiquetan como no fracasadas 11.085

La solución seleccionada presenta una AUC del 79,08%. Los valores fundamentales para algunos de los umbrales de clasificación son los siguientes:

	TRAINING			TEST		
	VP	VN	Accuracy	VP	VN	Accuracy
0,315000	95,65%	35,18%	65,42%	94,49%	38,74%	39,93%
0,320000	95,26%	37,94%	66,60%	93,22%	41,98%	43,07%
0,325000	92,49%	39,53%	66,01%	92,37%	45,59%	46,58%
0,330000	92,49%	47,43%	69,96%	91,53%	49,94%	50,82%
0,335000	90,91%	54,15%	72,53%	89,83%	54,63%	55,38%
0,341516	89,33%	60,08%	74,70%	85,17%	60,87%	61,38%
0,345000	86,56%	63,24%	74,90%	82,63%	64,20%	64,59%
0,350000	80,24%	67,59%	73,91%	75,85%	68,37%	68,53%
0,355000	73,52%	71,94%	72,73%	69,49%	72,90%	72,82%
0,360000	64,82%	75,89%	70,36%	61,44%	76,81%	76,48%
0,365000	60,47%	82,21%	71,34%	54,24%	81,14%	80,57%

Si se toma como umbral de referencia 0,3450 (mayor porcentaje de aciertos en el conjunto de entrenamiento), cabría esperar que el modelo se comportase en ejercicios futuros presentando unos VP en torno al 82,63% y unos VN en torno al 64,20% (que son los porcentajes del modelo aplicado al conjunto de test con los datos de 2003 a 2006).

4.3. MODELO 7-9 AÑOS PREVIOS AL FRACASO

Para el periodo 2003-2007 se dispone de las siguientes observaciones en la predicción entre 7 y 9 años en el futuro:

- observaciones utilizables en el modelo 11.649
 - de las que se etiquetan como fracasadas 628
 - 7 (7 años previos al fracaso) 224
 - 8 (8 años previos al fracaso) 218
 - 9 (9 años previos al fracaso) 186
 - de las que se etiquetan como no fracasadas 11.021

La solución seleccionada presenta una AUC del 70,75%. Los valores fundamentales para algunos de los umbrales de clasificación son los siguientes:

	TRAINING			TEST		
	VP	VN	Accuracy	VP	VN	Accuracy
-4,265339	91,96%	44,37%	68,17%	86,75%	37,59%	39,00%
-4,549694	91,96%	45,66%	68,81%	86,12%	40,38%	41,70%
-4,834050	90,68%	47,59%	69,13%	83,91%	43,38%	44,55%
-5,118406	89,07%	49,84%	69,45%	82,33%	46,86%	47,88%
-5,402762	86,50%	52,73%	69,61%	79,81%	50,82%	51,66%
-5,687118	84,24%	57,23%	70,74%	77,60%	55,19%	55,84%
-5,971474	78,78%	61,09%	69,94%	72,56%	59,81%	60,18%
-6,255830	71,70%	63,99%	67,85%	66,56%	64,31%	64,38%
-6,540186	67,85%	69,13%	68,49%	63,09%	68,89%	68,72%
-6,824542	64,31%	73,95%	69,13%	55,21%	73,40%	72,88%
-7,108898	56,59%	79,42%	68,01%	48,58%	78,10%	77,25%

De igual modo a los casos anteriores, si se ha seleccionado como umbral de referencia -5,687118 (máximo porcentaje de aciertos en el conjunto de entrenamiento), cabría esperar que el modelo se comportase en ejercicios futuros presentando unos VP en torno al 77,60% y unos VN en torno al 55,19% (que son los porcentajes del modelo aplicado al conjunto de test con los datos de 2003 a 2006).

4.4. COMPARATIVA DE RESULTADOS DE LOS MODELOS PARCIALES

Se puede aproximar una idea de la bondad de los modelos presentados haciendo referencia al trabajo de Altman y col. (Altman et al., 2015), de cuya tabla 7 se recogen a continuación los datos más relevantes.

AUC (Áreas bajo ROC)										
Fracaso en el año	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Modelo basado en variables financieras										
* Training	0.8555	0.8524	0.8015	0.8064	0.7607	0.7852	0.7660	0.7423	0.7349	0.7071
* Test	0.8813	0.8169	0.7830	0.7939	0.7647	0.6683	0.7294	0.7339	0.6895	0.7250
Modelo combinado, basado en variables financieras y no financieras										
* Training	0.9293	0.9108	0.8253	0.8593	0.8357	0.8055	0.8140	0.7598	0.7803	0.7411
* Test	0.9482	0.8229	0.8214	0.8303	0.7600	0.7092	0.7885	0.7544	0.7042	0.7300

En el antedicho estudio, sobre los datos de 2003, se hacen predicciones de fracaso hasta 10 años.

Recuérdese que los modelos 1-3, 4-6 y 7-9 años previos al fracaso tienen AUC, calculadas sobre el conjunto de test, de 86,65%, 79,08% y 70,75% respectivamente y están basados únicamente en variables financieras.

La comparación de los resultados de los diferentes modelos (basados en variables financieras y sobre los datos del conjunto de test) cabría sintetizarla como sigue:

- El modelo 1-3 años previos al fracaso presenta un AUC (86,85%) superior a la media obtenida por los modelos a 1, 2 y 3 años previos al fracaso del estudio de Altman y col. (82,71%), superando incluso a la media obtenida en el antedicho estudio en modelos con variables financieras y no financieras (86,42%).
- El modelo 4-6 años previos al fracaso presenta un AUC (79,08%) superior a la media obtenida por los modelos a 4, 5 y 6 años previos al fracaso del estudio de Altman y col. (74,23%). Asimismo, es superior a la media del antedicho estudio para los modelos correspondientes con variables financieras y no financieras (76,65%).
- El modelo 7-9 años previos al fracaso presenta un AUC (70,75%) ligeramente inferior a la media obtenida por los modelos a 7, 8 y 9 años previos al fracaso del estudio de Altman y col. (71,76%).

La ventaja de los modelos propuestos reside en que, sacrificando precisión en el momento del fracaso (se predice en un intervalo y no en un año) se mejora en la

predicción del modelo. Así, se puede predecir, por ejemplo, el fracaso a 1-3 años con AUC (86,85%) superiores a las de un modelo a 2 años (81,69%) y muy cercanas a las de un modelo a 1 año (88,13%), basados ambos modelos en variables financieras y obtenidos los resultados en el conjunto de test (Altman et al., 2015).

4.5. MODELO DE SÍNTESIS: 1-9 AÑOS PREVIOS AL FRACASO

Los modelos anteriores (1-3, 4-6 y 7-9 años previos al fracaso) pueden utilizarse para la creación de un modelo de síntesis que realice la predicción del fracaso de una empresa en el intervalo de 1-9 años previos.

Para ello se proponen dos actuaciones diferentes:

- Propuesta 1: Los modelos 1-3, 4-6 y 7-9 años previos al fracaso se aplican de forma consecutiva y en el orden antedicho. Si un modelo clasifica una empresa como fracasada, no se le aplican el resto de modelos.
- Propuesta 2: Las salidas de los modelos 1-3, 4-6 y 7-9 años previos al fracaso se tipifican de acuerdo a la función logística. De esa forma, es factible calcular la probabilidad de que la empresa fracase en 1-3 o 4-6 o 7-9 (es decir, en 1-9).

En ambas propuestas los modelos parciales se aplican a los datos de un ejercicio contable y únicamente se exceptúan:

- Las observaciones correspondientes a empresas que hayan fracasado en dicho ejercicio contable o con anterioridad.
- Aquéllas observaciones que impiden el cálculo de al menos 11 ratios (véase 3.3.2.1).

A las observaciones correspondientes a 10 y más años previos al fracaso de una empresa se les asigna la clase “no fracasada”, por cuanto la clase “fracasada” responde realmente a la pregunta de si la empresa fracasa - o no - en los próximos 9 años.

Los modelos parciales (1-3, 4-6 y 7-9) tienen, cada uno de ellos, un rango de variable de salida diferente (en función del rango de salida de la solución). Para los diferentes modelos, *HeuristicLab* ha acotado estos valores de salida entre -9,5 y 10,5.

4.5.1. Propuesta 1: Aplicación consecutiva de los modelos

Como se ha indicado, los modelos se aplican sobre los datos de un mismo ejercicio contable (2007), que no se ha utilizado en ninguno de los modelos parciales. El objetivo del modelo de síntesis será predecir si una empresa fracasa – o no - en el intervalo 2008-2016, ambos inclusive.

El modelo de síntesis aplicará los umbrales de cada uno de los modelos de forma consecutiva.

Tomando el ejercicio contable 2007 y usando como umbrales de los modelos parciales los siguientes:

- Modelo 1-3 años previos al fracaso: 2,20
- Modelo 4-6 años previos al fracaso: 0,3450
- Modelo 7-9 años previos al fracaso: 5,687118

los valores fundamentales son los siguientes:

- VP: 90,34%
- VN: 49,61%

Pero dichos umbrales pueden modificarse en función de las preferencias (necesidades, intereses, etc.) del usuario del modelo. Así, si la actitud es menos exigente con el porcentaje de VP (en pos de incrementar los VN), cabría situar los umbrales de los respectivos modelos en:

- Modelo 1-3 años previos al fracaso: 3,00
- Modelo 4-6 años previos al fracaso: 0,3450
- Modelo 7-9 años previos al fracaso: 8,60

Los valores fundamentales serían:

- VP: 80,68%
- VN: 63,99%

4.5.2. Propuesta 2: Aplicación de umbral sobre la función de densidad de probabilidad de fracaso

En la segunda propuesta, se tipifican los valores estimados por cada uno de los modelos para cada una de las observaciones del ejercicio contable. La tipificación se hace por medio de una función logística que considera la media y la desviación típica de los valores estimados por cada uno de los modelos (acotados según se ha visto en el apartado anterior), situando el valor de salida entre 0 y 1. Los valores así obtenidos son asimilables a una probabilidad. Resta ahora calcular la probabilidad de fracaso en el intervalo 1-3, o en el intervalo 4-6 o en el intervalo 7-9, que será igual a 1 menos la probabilidad de no fracaso (en el intervalo 1-3 y en el intervalo 4-6 y en el intervalo 7-9).

Tomando el ejercicio contable 2007, los valores fundamentales para algunos de los umbrales de clasificación son los siguientes:

2007	VP	VN
0,5000	99,03%	15,48%
0,6000	98,55%	21,82%
0,7000	96,14%	30,34%
0,8000	93,72%	40,95%
0,8250	92,75%	44,56%
0,8500	89,37%	48,65%
0,8750	87,44%	52,27%
0,9000	84,06%	57,83%
0,9250	78,74%	63,21%
0,9500	71,98%	70,33%
0,9750	55,56%	81,46%
1,0000	0,00%	100,00%

El modelo así obtenido presenta un AUC del 77,60%.

4.5.3. Evaluación de los resultados

No existen referencias para comparar un modelo que predice el fracaso en los siguientes 9 ejercicios contables. De cualquier forma, por el AUC obtenido cabe calificar los resultados obtenidos como competitivos en referencia a los de (Altman et al., 2015), situándose por encima los resultados obtenidos por los modelos a 5 años previos al fracaso del estudio de Altman y col. (76,47%) en modelos con variables financieras.

5. CONCLUSIONES

Los resultados del trabajo desarrollado muestran que es posible profundizar en la obtención de modelos de predicción del fracaso empresarial a medio y largo plazo por medio del sacrificio de la exactitud del momento del fracaso en aras a un aumento en la precisión en la detección de dicho fracaso. Todo ello, basado en la metodología de PG.

En concreto, hay que resaltar – sin orden de prelación – los siguientes aspectos:

- La interpretabilidad. Las soluciones en forma de árbol o programa obtenidas por PG son interpretables.
- La capacidad de la PG para encontrar, con éxito, patrones de fracaso en datos que “a priori” parecen no contener indicios suficientes para ello. Nótese que los datos utilizados para elaborar los modelos se refieren únicamente a los ejercicios de 2003-2006.
- Los resultados permiten elevar sustancialmente las métricas de detección a costa de la precisión en el momento del fracaso. Ello permite abordar modelos para detección del fracaso en un intervalo de 9 años.
- Generalización, por medio de la búsqueda de modelos aplicables a diferentes sectores y tamaños de empresa. Los modelos obtenidos son aplicables al conjunto de PYMES, cualquiera que sea su tamaño y/o su sector de actividad (con excepción de los sectores excluidos indicados en 3.2.2).
- En la selección de soluciones se pueden fácilmente adoptar diferentes criterios adaptados a la posición del usuario graduando el umbral de clasificación. Tómese como ejemplo un inversor, que podría adoptar una posición más agresiva respecto al mercado (fijando su atención en los valores de VN más elevados), o bien una posición más cauta respecto a las posibles pérdidas por riesgo de crédito (fijando su atención en los errores de clasificación, y, de forma más concreta, en limitar los valores de FN – empresas que el modelo indica que no fracasarán, pero que sí fracasan – dado que anticipan pérdidas futuras).

1. BIBLIOGRAFIA

- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., & Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164-184. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- Alfaro-Cid, E., Sharman, K., & Esparcia-Alcazar, A. (2007). A genetic programming approach for bankruptcy prediction using a highly unbalanced database. En M. Giacobini (Ed.), *Applications of Evolutionary Computing, Proceedings* (Vol. 4448, pp. 169+).
- Altman, E., Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E., & Suvas, A. (2015). Financial and Non-Financial Variables as Long-Horizon Predictors of Bankruptcy. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2669668>
- Carmona Suárez, E. J., & Fernández Galán, S. (2019). *Fundamentos de la computación evolutiva*. Marcombo.
- Divsalar, M., Roodsaz, H., Vahdatinia, F., Norouzzadeh, G., & Behrooz, A. H. (2012). A Robust Data-Mining Approach to Bankruptcy Prediction. *Journal of Forecasting*, 31(6), 504-523. <https://doi.org/10.1002/for.1232>
- Etemadi, H., Anvary Rostamy, A. A., & Dehkordi, H. F. (2009). A genetic programming model for bankruptcy prediction: Empirical evidence from Iran. *Expert Systems with Applications*, 36(2, Part 2), 3199-3207. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.012>
- Koza, J. R. (1992). *Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection*. The MIT Press.
- Laffarga Briones, J., Martín Marín, J. L., & Vázquez Cueto, M. J. (1987). Predicción de la crisis bancaria en España: Comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante. *Cuadernos de Ciencias Económicas y Empresariales*, 18, 49-57.

- Lensberg, T., Eilifsen, A., & McKee, T. E. (2006). Bankruptcy theory development and classification via genetic programming. *European Journal of Operational Research*, 169(2), 677-697. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.06.013>
- Lilia Garcia-Almanza, A., Alexandrova-Kabadjova, B., & Martinez-Jaramillo, S. (2010). Understanding bank failure: A close examination of rules created by Genetic Programming. En *2010 IEEE Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA 2010)* (pp. 34-39). IEEE Computer Soc. <https://doi.org/10.1109/CERMA.2010.14>
- Mateos-Ronco, A., del Mar Marín-Sánchez, M., Marí-Vidal, S., & Seguí-Mas, E. (2011). Los modelos de predicción del fracaso empresarial y su aplicabilidad en cooperativas agrarias. *CIRIEC-España, Revista de Economía Pública, Social y Cooperativa*, 70, 179-208.
- McKee, T. E., & Lensberg, T. (2002). Genetic programming and rough sets: A hybrid approach to bankruptcy classification. *European Journal of Operational Research*, 138(2), 436-451. Scopus. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00130-8](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00130-8)
- Poli, R., Langdon, W. B. (William B.), McPhee, N. F., & Koza, J. R. (2008). *A field guide to genetic programming*. [S.l.]: [Lulu Press], lulu.com. <http://archive.org/details/AFieldGuideToGeneticProgramming>
- Salcedo-Sanz, S., Fernandez-Villacanas, J. L., Segovia-Vargas, M. J., & Bousoño-Calzon, C. (2005). Genetic programming for the prediction of insolvency in non-life insurance companies. *Computers & Operations Research*, 32(4), 749-765. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2003.08.015>
- Serrano Cinca, C., & Martín del Brío, B. (1993). Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales. *Revista española de financiación y contabilidad*, 22(74), 153-176.
- Wagner, S., Kronberger, G., Beham, A., Kommenda, M., Scheibenpflug, A., Pitzer, E., Vonolfen, S., Kofler, M., Winkler, S., Dorfer, V., & Affenzeller, M. (2014).

Advanced Methods and Applications in Computational Intelligence (R. Klempous, J. Nikodem, W. Jacak, & Z. Chaczko, Eds.; Vol. 6, pp. 197-261). Springer.
http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-01436-4_10

2. ANEXOS

Anexo 1: Ratios utilizadas en el análisis

REFERENCIA	RATIO	MEDIDA FINANCIERA
ACT01	Gastos financieros / Valor agregado	ACTIVIDAD
ACT02	Gastos personal / Inmovilizado	ACTIVIDAD
ACT03	Gastos personal + Dotación amortización inmovilizado / Valor agregado	ACTIVIDAD
ACT04	Ingresos explotación / Consumo de mercaderías y de materias	ACTIVIDAD
ACT05	Valor agregado / Importe neto cifra de ventas	ACTIVIDAD
APL01	EBIT / Gastos financieros	APALANCAMIENTO
APL02	Gastos financieros / Exigible total	APALANCAMIENTO
APL03	Resultados explotación / Gastos financieros	APALANCAMIENTO
APL04	Resultado ejercicio / Exigible total	APALANCAMIENTO
APL5	EBIT / Gastos financieros y gastos asimilados	APALANCAMIENTO
APL6	(Pasivo fijo + Deudas financieras) / Fondos propios	APALANCAMIENTO
END01	Exigible total / Fondos propios	ENDEUDAMIENTO
END02	Fondos propios - Resultado ejercicio / Exigible a corto	ENDEUDAMIENTO
END03	Fondos propios / Exigible total	ENDEUDAMIENTO
END04	Exigible a largo / Exigible total	ENDEUDAMIENTO
END05	(Pasivo fijo + Pasivo circulante) / Total pasivo y capital propio	ENDEUDAMIENTO
EST01	Activo circulante / Activo total	ESTRUCTURA
EST02	Dotación amortización inmovilizado / Inmovilizado	ESTRUCTURA
EST03	Capital circulante / Activo total	ESTRUCTURA
EST04	Capital circulante / Exigible total	ESTRUCTURA
EST05	Capital circulante / Importe neto cifra de ventas	ESTRUCTURA
EST06	Otros activos líquidos / Activo total	ESTRUCTURA
EST07	Resultado ejercicio / Capital circulante	ESTRUCTURA
EST08	Medida descomposición del activo	ESTRUCTURA
LIQ01	Cash flow operativo / Activo total	LIQUIDEZ
LIQ02	Cash flow operativo / Exigible total	LIQUIDEZ
LIQ03	Cash flow operativo / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ04	Cash flow operativo / Importe neto cifra de ventas	LIQUIDEZ
LIQ05	Cash flow / Activo total	LIQUIDEZ
LIQ06	Cash flow / Exigible total	LIQUIDEZ
LIQ07	Cash flow / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ08	Cash flow / Importe neto cifra de ventas	LIQUIDEZ
LIQ09	Otros activos líquidos / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ10	Existencias / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ11	Existencias + Deudores / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ12	Intervalo sin crédito	LIQUIDEZ
LIQ13	Deudores / Exigible a corto	LIQUIDEZ
LIQ14	Deudores / (Ingresos explotación / 360)	LIQUIDEZ
LIQ15	Acreedores comerciales / (Ingresos explotación / 360)	LIQUIDEZ
REN01	EBIT / Activo total	RENTABILIDAD
REN02	EBIT / Importe neto cifra de ventas	RENTABILIDAD
REN03	Resultado ejercicio / Importe neto cifra de ventas	RENTABILIDAD
REN04	Resultado ejercicio - Deudores - Existencias / Activo total	RENTABILIDAD
REN05	Resultado ejercicio / Activo total	RENTABILIDAD
REN06	Resultado ejercicio / Fondos propios	RENTABILIDAD
REN07	Resultado ordinario antes impuestos / Total activo	RENTABILIDAD
REN08	Resultado ordinario antes impuestos / Fondos propios	RENTABILIDAD
REN09	Resultado ordinario antes impuestos + Gastos financieros y gastos asimilados) / (Fondos propios + Pasivo fijo)	RENTABILIDAD
REN10	Resultado ordinario antes de impuestos / Ingresos de explotación	RENTABILIDAD

Anexo 1: Continuación

REFERENCIA	RATIO	MEDIDA FINANCIERA
ROT01	Activo circulante - Existencias / Importe neto cifra de ventas	ROTACION
ROT02	Existencias / Importe neto cifra de ventas	ROTACION
ROT03	Importe neto cifra de ventas / Ingresos de explotación	ROTACION
ROT04	Importe neto cifra de ventas / Activo circulante	ROTACION
ROT05	Importe neto cifra de ventas / Inmovilizado	ROTACION
ROT06	Importe neto cifra de ventas / Activo total	ROTACION
ROT07	Importe neto cifra de ventas / Capital circulante	ROTACION
ROT08	Importe neto cifra de ventas / Otros activos líquidos	ROTACION
ROT09	Rotación de activos netos (%)	ROTACION
ROT10	Ingresos de explotación / Existencias	ROTACION
SOL01	Activo circulante - Existencias / Exigible a corto	SOLVENCIA
SOL02	Activo circulante / Exigible total	SOLVENCIA
SOL03	Activo circulante / Exigible a corto	SOLVENCIA
SOL04	Inmovilizado / Fondos propios	SOLVENCIA
SOL05	Exigible total / Activo total	SOLVENCIA
SOL06	Fondos propios / Activo total	SOLVENCIA
SOL07	Fondos propios / Inmovilizado	SOLVENCIA
SOL08	Exigible a corto / Activo total	SOLVENCIA
SOL09	Resultados ordinarios antes impuestos / Exigible a corto	SOLVENCIA
SOL10	Fondos propios / Pasivo fijo	SOLVENCIA
TES01	Tesorería / Exigible a corto	TESORERIA
TES02	Tesorería / Importe neto cifra de ventas	TESORERIA
EMP1	Beneficio por empleado mil	EMPLEADOS
EMP2	Ingresos de explotación por empleado mil	EMPLEADOS
EMP3	Costes de los trabajadores / Ingresos de explotación (%)	EMPLEADOS
EMP4	Coste medio de los empleados mil	EMPLEADOS
EMP5	Recursos propios por empleado mil	EMPLEADOS
EMP6	Capital circulante por empleado mil	EMPLEADOS
EMP7	Total activos por empleado mil	EMPLEADOS