

LA MEJORA DEL SISTEMA DE INFORMACIÓN CONTABLE MEDIANTE LA INTEGRACIÓN DE LAS TECNOLOGÍAS EMERGENTES

*(The Improvement of Accounting Information Systems through
the Integration of Emerging Technologies)*

Enrique Bonsón Ponte

Profesor Titular de la Universidad de Huelva

María Pilar Martín Zamora

Profesora Titular de la Universidad de Huelva

Tomás Escobar Rodríguez

Profesor de la Universidad Pablo de Olavide

RESUMEN

El sistema de información contable (en adelante, SIC) se configura como el soporte básico para la satisfacción de las necesidades informativas en el proceso de toma de decisiones. La falta de adecuación de la información suministrada a las demandas de sus distintos usuarios conlleva, necesariamente, la modificación del SIC, pues sólo así seguirá siendo el principal pilar en el proceso decisional. En este trabajo, por un lado, se describen las características que deberían reunir estos sistemas en cada una de las fases que componen su esquema de funcionamiento a fin de aumentar la cantidad y calidad de la información y, por otro, se presentan las posibilidades que ofrece la integración en los SIC tradicionales de las distintas herramientas que la Inteligencia Artificial pone a nuestra disposición para lograr tales exigencias. Palabras clave: sistema de información contable, tecnologías emergentes, inteligencia artificial.

ABSTRACT

The accounting information system (hereafter AIS) can be considered as the basic support to satisfy demands for information during the decision making process. Inadequacies in the information supplied to decision makers implies, necessarily, the need to modify the AIS so that it can continue to be the main support in the decision making process. This paper, on the one hand, describes the characteristics that these systems should have in each of their operational phases in order to increase the quantity and quality of information. On the other hand, it outlines the possibilities of achieving such demands by integrating artificial intelligence tools in traditional AIS's.

Key words: accounting information system, emerging technologies, artificial intelligence.

1. INTRODUCCIÓN

La construcción de máquinas dotadas con ciertas dosis de inteligencia, capaces de llevar a cabo tareas que por sus características particulares sólo están al alcance de los seres humanos, ha despertado desde hace bastantes años el interés de los investigadores en casi todas las áreas del conocimiento (Parks *et al.*, 1976, p. 841). En el ámbito empresarial, la importancia que tiene el proceso de toma de decisiones, así como que los decisores dispongan de información adecuada para su correcto desarrollo, han propiciado que las aplicaciones de la inteligencia artificial se orienten hacia el diseño de SIC que les sirvan de soporte. En efecto, el avance simultáneo de la informática y del conocimiento sobre el procesamiento humano de la información ha favorecido el desarrollo de aplicaciones *inteligentes* (Sierra, 1996, p. 55) que sobrepasan la simple resolución de modelos formulados bajo condiciones y objetivos perfectamente definidos, configurándose como herramientas de apoyo frente a problemas menos estructurados y que requieren soluciones basadas en mecanismos de razonamientos y percepciones que caen plenamente dentro del dominio de lo que se entiende por inteligencia humana (Gurbaxani y Whang, 1991, p. 68).

Esta nueva situación invita al desarrollo de SIC orientados a la toma de decisiones empresariales que incorporen este tipo de herramientas a fin de mejorar los resultados obtenidos tanto en la semiautomatización de ciertos procedimientos como en la obtención de información relevante. El enorme potencial que ofrecen actualmente las tecnologías de la información supone toda una fuente de oportunidades estratégicas derivadas del mejor uso de la información (Benjamin *et al.*, 1984), permitiendo generar más datos sobre las actividades de la empresa así como recuperar información que no estaba disponible con anterioridad (Porter y Millar, 1985).

Si tenemos en cuenta que en el funcionamiento de cualquier SIC se pueden identificar una serie de pautas o fases que responden al modelo entrada -almacenamiento-proceso- salida, es decir, se parte de la obtención de los datos necesarios para elaborar la información requerida para, posteriormente, almacenar tales entradas al sistema con el objeto de transformarlas en información relevante, que se convertirá en salidas del sistema mediante su comunicación a los usuarios, en la medida en que seamos capaces de potenciar el rendimiento de cada una de esas fases, estaremos avanzando hacia la obtención de SIC más eficaces y eficientes. Desde nuestro punto de vista, el entendimiento y mejora de las entradas al sistema, de los procesos de transformación que se realizan a partir de los datos, así como de la información que se presenta al usuario en forma de salida, es fundamental para conseguir nuestro objetivo: diseñar SIC útiles para la toma de decisiones.

En este sentido, la integración de las distintas herramientas que la Inteligencia Artificial pone a nuestra disposición, atendiendo a las exigencias concretas de cada una

de las fases antes descritas, nos conducirá a la obtención de SIC que incorporan ciertas dosis de inteligencia, razón por la que han sido denominados *sistemas de información contable inteligentes* (Bonsón, 1995, y O'Leary y Watkins, 1992).

2. INTELIGENCIA ARTIFICIAL: LOGROS Y LIMITACIONES

Aunque es posible encontrar en la literatura numerosas definiciones sobre inteligencia artificial, no existe actualmente un concepto generalmente aceptado. Esta falta de consenso es consecuencia directa de los distintos puntos de vista desde los que se ha venido abordando este concepto. En este sentido, cada autor destaca propósitos y técnicas diferentes en torno a varios paradigmas que van desde el enfoque formalista, más interesado en las técnicas usadas en simulación que en los resultados, hasta el enfoque experimentalista que centra su interés en los resultados prácticos (Bonsón y Sierra, 1997, p. 4).

En relación con la empresa, se puede considerar que la inteligencia artificial recoge un conjunto de técnicas y metodologías encaminadas a la resolución de problemas cuyo objeto no es más que analizar los comportamientos humanos en lo relativo a la percepción, comprensión y decisión con el propósito de reproducirlos después con la ayuda de una máquina, que en este caso es el ordenador (Sierra, 1996, p. 56). Estas técnicas pueden ser agrupadas basándose en la dicotomía tradicional establecida entre métodos deductivos y inductivos, obteniendo la siguiente clasificación:

- Métodos deductivos:
 - Sistemas expertos.
- Métodos inductivos:
 - Algoritmos de inducción de reglas y árboles de decisión.
 - Algoritmos genéticos.
 - Redes neuronales artificiales.
 - Sistemas de razonamiento basado en casos o CBR.

2.1. Sistemas expertos

El grupo especialista en sistemas expertos de la British Computer Society ha definido un sistema experto como la incorporación en un ordenador de un componente basado en el conocimiento obtenido a partir de la destreza de un experto de tal forma que la máquina pueda proporcionar consejos inteligentes o tomar una decisión inteligente sobre una función del proceso. Una característica adicional deseable es la capacidad del sistema para justificar, bajo demanda, su propia línea de razonamiento de un modo completamente inteligible para el usuario. Así, se puede afirmar que los sistemas

expertos son simplemente programas de ordenador que capturan el conocimiento de un experto e imitan sus procesos de razonamiento cuando resuelven los problemas en un determinado dominio (Sánchez, 1995, p. 143) de forma que, a través de este tipo de herramientas, es posible obtener la expresión informatizada del conocimiento de una persona especializada en un tema (Cuenca, 1987, p. 81). Ahora bien, hay que tener en cuenta que el objetivo que se persigue con el diseño de un sistema experto no es simplemente capturar una representación estática de algún dominio del conocimiento sino simular el proceso de resolución de un problema particular que tiene lugar en ese dominio (Kid, 1987, p. 5).

El uso de los sistemas expertos como herramientas de apoyo permite (Pau, 1986, vii): (1) Codificar la pericia humana permanentemente; (2) un mayor acceso a aquellos conocimientos considerados como valiosos; (3) obtener la opinión de un segundo experto; (4) examinar situaciones mediante mecanismos *what if* con diferentes tipos de datos, y (5) resolver problemas que requieren que el usuario explore un abanico excesivamente amplio de posibles soluciones. Por otro lado, el hecho de traspasar el conocimiento a una máquina conlleva las siguientes ventajas (Klein y Methlie, 1990, p. 249): (1) Se consigue reproducir y sacar mayor provecho a la pericia del experto; (2) permite la realización de tareas triviales que de otra manera tendría que realizar el experto; (3) se logra una explotación efectiva de la pericia del experto con los oportunos ahorros en costes; (4) se obtiene la documentación y una mejor comprensión del conocimiento, y (5) se captura y almacena el conocimiento de forma que aunque el experto desaparezca es posible seguir utilizando sus consejos.

A éstas, y en relación con otras tecnologías, se pueden añadir las siguientes propiedades (Bonsón y Sierra, 1997, p. 8): (1) Los sistemas expertos representan el conocimiento explícitamente, siendo fácil de entender por sus usuarios, y (2) poseen la capacidad de ofrecer explicaciones sobre cómo se ha llegado a la decisión.

No obstante, los sistemas expertos adolecen de una serie de limitaciones e inconvenientes entre los que cabe citar los siguientes (Sierra *et al.*, 1995, p. 7-8): (1) La complejidad de los procesos de extracción de conocimientos, sobre todo en aquellas áreas en las que existan tantas excepciones como reglas o bien que frente a un mismo problema los especialistas no estén de acuerdo en qué decisión es la correcta; (2) la dificultad a la hora de representar el conocimiento que ha de formar la base de conocimientos; (3) la incapacidad para reconocer aquellos problemas que escapen de su ámbito de competencia; (4) las limitaciones de los motores de inferencia¹ para tratar aquellos problemas en los que la información es incompleta o *no monótona*; (5) la mala

¹ El motor de inferencia forma parte de la arquitectura del sistema experto, siendo el encargado de controlar el proceso de invocación de reglas que atañen a la solución del problema formulado.

adaptación de las estrategias ya que el sistema experto, a diferencia de los humanos, no tiene la capacidad de modificar el mecanismo de razonamiento en función de la situación concreta a la que hace frente; (6) los sistemas expertos no incorporan mecanismos de toma de decisiones por analogía, que sí son empleados por los expertos; (7) en algunas ocasiones, el tiempo necesario para desarrollar este tipo de sistemas desaconseja su utilización, y (8) el campo de aplicación de los sistemas expertos es, por norma general, muy específico y restringido.

Además, los sistemas expertos presentan claras desventajas frente a los expertos humanos en los siguientes aspectos (Brown y O'Leary, 1995): Sentido común, creatividad, adaptación a los cambios del entorno, experiencias sensoriales, improvisación frente a situaciones desconocidas, etc.

Con el objeto de paliar las deficiencias de los sistemas expertos frente a problemas en los que no es posible el diseño de reglas rígidas se recurre a la aplicación de la *lógica difusa*, técnica desarrollada para tratar situaciones en las que no es posible aplicar la lógica convencional o booleana. Es decir, cuando los valores de la variable pueden oscilar entre "completamente verdadero" y "completamente falso" (Stefic *et al.*, 1983, p. 95).

En esta línea, es posible representar el conocimiento humano según una estructura basada en lógica difusa o razonamiento borroso², proporcionando cierta flexibilidad a las reglas que conforman la base de conocimiento de forma que junto a una regla rígida y rápida como "SI el pasivo circulante excede el activo circulante, ENTONCES la empresa es insolvente" pueden coexistir reglas más flexibles y útiles tales como "SI el ratio de circulante está por debajo de la media, el ratio de existencias respecto al capital circulante es alto, y el ratio de coste de ventas respecto al inventario no es alto, ENTONCES la liquidez es baja" (Whalen *et al.*, 1987, p. 101).

2.2. Técnicas de minería de datos

Antes de describir las técnicas de inteligencia artificial que se recogen bajo el calificativo de inductivas, creemos conveniente introducir un concepto que está cobrando una gran importancia dentro de los sistemas de información de las empresas y que, en cierta manera, recoge la filosofía de las herramientas que se describirán posteriormente.

² Los conocimientos borrosos son acontecimientos cuantificados por palabras tales como "más ... que todos los demás", "varios", "muchos", "pocos", "casi todos", "a diferencia de", "más frecuentemente", "casi imposible", "muy", "del todo", "extremadamente", etc. Es difícil describir los conocimientos del mundo real sin tener que recurrir a conocimientos borrosos y probabilísticos, porque casi todo en el mundo real tiene una cierta gradación (Rauch-Hindin, 1989, p. 80).

En la actualidad, los bajos costes del almacenamiento y procesamiento informático permiten que las empresas puedan tratar grandes cantidades de datos. Este fenómeno, que generalmente se ha percibido como un aumento de la información disponible para la toma de decisiones, produce en algunas ocasiones un resultado totalmente adverso como consecuencia del bombardeo de datos al que se ve sometido el usuario, surgiendo la necesidad de obtener relaciones, modelos y/o reglas a partir de los datos disponibles que proporcionen al decisor información relevante. Surge, así, el concepto de minería de datos (*data mining*) cuyo objetivo principal es extraer conocimiento (información) de los datos.

A pesar de lo novedoso que pueda parecer el término, la idea en la que se basa no lo es tanto. Desde hace ya bastante tiempo se han ido desarrollando técnicas estadísticas cuyo único propósito era analizar un conjunto de datos para descubrir posibles interrelaciones entre los factores analizados. Por tanto, lo que da pie a la aparición del término no es tanto la necesidad de encontrar estas relaciones, que ya existía anteriormente, sino las circunstancias que propician su fácil descubrimiento. La creación de grandes bases de datos junto al desarrollo espectacular que ha experimentado en los últimos años tanto el *hardware* como el *software*, facilitan la obtención de modelos o reglas a partir de los datos³.

Así pues, la minería de datos o descubrimiento del conocimiento consistirá en una extracción no trivial de información implícita, previamente desconocida y potencialmente útil, a partir de las bases de datos (Frawley *et al.*, 1991). Conviene aclarar que, aunque actualmente este término se usa libremente, la verdadera minería de datos incorpora redes neuronales, árboles de decisión, inducción de reglas o visualización de datos (Asbrand, 1998). A nuestro juicio, y dado su potencial como herramienta de optimización, los algoritmos genéticos podrían formar también parte de esta gran familia.

2.3. Algoritmos de inducción de reglas y árboles de decisión

Este tipo de sistemas de aprendizaje inductivo, basados generalmente en los algoritmos ID3 y C4.5 formulados por Quinlan (1979, 1986, 1987, 1988 y 1993), permiten extraer automáticamente modelos explícitos de comportamiento a partir de una serie de ejemplos representativos de la situación objeto de estudio.

A partir del conjunto de ejemplos, y aplicando un algoritmo de inducción determinado, el sistema *descubre* el modelo óptimo que permite explicar las relaciones exis-

³ Se pueden diferenciar dos modos de realizar este proceso de aprendizaje dependiendo de si el usuario especifica o no alguna variable de interés: *Supervisado* y *no supervisado*. El aprendizaje *no supervisado* se suele utilizar para descubrir grupos de datos y/o modelos sin tener que especificar variables de interés, es decir, el aprendizaje se realiza de forma libre. El aprendizaje *supervisado* se utiliza para generar reglas y/o modelos relacionando la variable indicada con el resto de variables.

tentes entre los atributos y las decisiones adoptadas. Los resultados obtenidos son presentados en forma de árbol de decisión, o bien utilizando el clásico formato de reglas. No obstante, a pesar de que ambas soluciones son posibles, la claridad y fácil interpretación que supone el uso de modelos gráficos aconsejan en la mayoría de las ocasiones el empleo de los árboles de decisión.

Entre las principales ventajas que presentan los sistemas de inducción de reglas y árboles de decisión se encuentran las siguientes: (1) Suponen una estrategia alternativa de ingeniería del conocimiento siempre que los datos representen decisiones de expertos en la materia objeto de estudio; (2) el árbol de decisión permite detectar relaciones ocultas, representando la trayectoria óptima que hay que seguir para alcanzar una determinada decisión; (3) el hecho de representar el conocimiento en forma arborescente ofrece al usuario una mayor claridad, mejorando su comprensión del conocimiento, y (4) además de explicar los ejemplos de partida, permiten clasificar correctamente nuevos casos siempre que no haya variaciones substanciales en las condiciones bajo las que se generaron los ejemplos utilizados en el proceso de inducción.

Sus principales inconvenientes, frente a otras técnicas de inteligencia artificial, son: (1) La imposibilidad de manejar casos incompletos en los que se desconozca el valor de algún atributo, debiéndose proceder a su eliminación del conjunto de ejemplos, y (2) su menor capacidad predictiva. A éstos habría que añadir que el sistema no tiene la capacidad de distinguir entre los atributos que son necesarios y aquellos que simplemente son confirmatorios, por lo que los resultados habrán de ser evaluados para detectar posibles incongruencias (Hart, 1987, p. 188).

2.4. Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos, cuyos primeros desarrollos se deben a Holland (1975), son técnicas diseñadas fundamentalmente con el propósito de resolver problemas de optimización recurriendo a sistemas que presentan una cierta semejanza con el proceso de evolución biológico descrito por Darwin. Los algoritmos genéticos comienzan el proceso de optimización generando aleatoriamente una posible solución para a continuación, y mediante la aplicación de un procedimiento iterativo de adaptación, evolucionar hacia un resultado que puede estar muy próximo al óptimo. Se trata, en definitiva, de ir creando nuevas generaciones a partir de una generación inicial hasta llegar a la solución óptima.

Para que el algoritmo genético sea capaz de afrontar un problema de optimización concreto, éste debe representarse como un modelo compuesto por una serie de patrones. Cada patrón representa la presencia o ausencia del conjunto de propiedades o características objeto de estudio en un determinado individuo o ejemplo de forma que habrá tantos patrones iniciales como elementos tenga la población inicial. Como con-

secuencia del proceso iterativo, el algoritmo genético determinará la combinación de propiedades o patrón adecuado para optimizar el problema que se le ha propuesto.

Entre sus ventajas, Bonsón y Sierra (1997, p. 13) apuntan: (1) La posibilidad de trabajar con datos incompletos y contradictorios, ofreciendo explicaciones a los usuarios sobre la toma de decisiones en un formato adecuado, y (2) pueden sustituir a los algoritmos *ad hoc* en la resolución de problemas específicos. Respecto a sus inconvenientes, estos autores identifican los siguientes: (1) El establecimiento de los parámetros que controlan el proceso de optimización es un problema que normalmente ha de resolverse mediante mecanismos de prueba y error, y (2) el funcionamiento del algoritmo dependerá del esquema de representación elegido.

2.5. Redes neuronales artificiales

Una red neuronal artificial es, como su propio nombre deja entrever, un modelo formado por un conjunto de neuronas artificiales mediante las que se pretende emular la capacidad del cerebro humano para clasificar patrones de comportamiento, hacer predicciones o tomar decisiones sobre la base de la experiencia pasada (Gatley, 1996, p. 9). Una red neuronal está estructurada en capas de neuronas, pudiéndose diferenciar tres tipos en función de la posición que ocupen: (1) Una capa de entrada, formada por neuronas que representan los datos de entrada al problema existiendo tantas neuronas en esta capa como número de entradas que se manejen; (2) una o varias capas intermedias, en las que se tratan los datos de entrada, y (3) una capa de salida, cuyo número de neuronas depende de las salidas que se esperan obtener.

Las redes neuronales presentan una serie de características particulares que las hacen idóneas para la resolución de determinados problemas (McCord y Illingworth, 1991, p. 59-69): (1) Tienen su base en rigurosos fundamentos matemáticos; (2) funcionan según un principio de paralelismo inherente de forma que los elementos de procesamiento unitarios (neuronas) de cada capa trabajan de forma conjunta; (3) el conocimiento no se encuentra almacenado en un lugar determinado, sino que está distribuido por toda la estructura de la red, por lo que el resultado obtenido deriva de las interacciones que llevan a cabo las neuronas; (4) el hecho de que el conocimiento esté distribuido a través de la red propicia que goce de una alta tolerancia frente a los fallos, por lo que puede aprender y tomar decisiones basándose en datos incompletos; (5) gozan de la capacidad necesaria para realizar auto-ajustes, adaptándose a las circunstancias actuales, y (6) la estructura y funcionamiento de la red la hacen especialmente idónea para llevar a cabo el reconocimiento de patrones pues su intuición le permite tratar situaciones en las que los datos sean incompletos, ambiguos o inexactos.

No obstante, a la hora de aplicar este tipo de sistemas nos podemos encontrar con algunos inconvenientes (Martín Zamora, 1997): (1) Para que la red funcione adecuadamente es preciso que el problema que se le plantea tenga una estructura similar a la del conjunto de entrenamiento; (2) una vez obtenidos los resultados, la difícil interpretación de los pesos sinápticos⁴ hace casi imposible explicar cómo se ha llegado a ellos; (3) para que la red proporcione los resultados deseados debe contar con la estructura adecuada por lo que, en algunas ocasiones puede llevar bastante tiempo determinar cuál es esa estructura ya que el método empleado es el de prueba y error; (4) para que la red resuelva los problemas correctamente, es necesario disponer de un extenso conjunto de entrenamiento que contemple todas las situaciones posibles, y (5) ha de tenerse siempre presente que la red no garantiza en ningún momento que la solución obtenida sea la óptima para el problema propuesto.

2.6. Sistemas de razonamiento basado en casos o CBR

La filosofía básica sobre la que descansan todos los sistemas de razonamiento basado en casos (*case-based reasoning* o CBR) es que si un caso⁵ ha ofrecido buenos resultados con anterioridad, se podría utilizar para resolver problemas similares en el futuro; mientras que si ha fallado en ocasiones anteriores, no deberíamos repetir el mismo error (Morris y Sinha, 1996, p. 63). En este sentido, los sistemas CBR construyen bases de casos con el objeto de proporcionar al usuario una serie de referencias sobre situaciones anteriores que tengan características similares a la actual y que, por lo tanto, puedan servirle de apoyo. Con la ayuda de una herramienta de búsqueda incorporada al sistema, el usuario puede obtener fácilmente las experiencias similares que acontecieron en el pasado, las decisiones que se adoptaron así como los resultados obtenidos. Además, y para garantizar la correcta actualización de la base de casos, el sistema almacena los problemas nuevos que se le presenten para utilizarlos en la resolución de situaciones futuras.

La continua necesidad de buscar un soporte para la toma de decisiones no estructuradas, donde la experiencia se encuentra fundamentalmente en forma de casos en lugar de en procedimientos que puedan ser fácilmente incorporados a reglas (Curet y Jackson, 1997, p. 39), obliga a la búsqueda de herramientas alternativas que proporcionen un rápido y detallado acceso a aquellas situaciones que se hayan presentado en el pasado y que, por sus características particulares, puedan ser utilizadas como

⁴ Los pesos sinápticos son unos factores de ponderación que se emplean para evitar que todas las entradas a la neurona tengan el mismo efecto sobre su salida.

⁵ En la terminología de los sistemas CBR, un caso es una combinación de las condiciones del problema (o descripción) y su correspondiente solución (o decisión).

referencia válida sobre las que cimentar el proceso decisional. En este sentido, los sistemas CBR han demostrado su valía como soporte a la toma de decisiones humanas en dominios difusos donde no se pueden determinar fácilmente reglas o procedimientos (Curet *et al.*, 1996, p. 48), permitiendo incluso el acceso a bases de casos que contengan información estratégica para la empresa (Sierra *et al.*, 1995, p. 67). Este tipo de accesos será especialmente útil para identificar casos anteriores sobre los que adoptar una postura adecuada frente a los problemas actuales.

2.7. Sistemas híbridos

El fundamento de este tipo de sistemas es simplemente combinar dos o más técnicas de inteligencia artificial con el propósito de superar las limitaciones o inconvenientes que presenta el uso de cada una de ellas de forma individual. Se trata en definitiva de solapar las ventajas e inconvenientes de varias técnicas para conseguir un sistema en el que estas últimas sean reducidas a su mínima expresión. Entre las combinaciones de técnicas de inteligencia artificial, que han proliferado desde el nacimiento de los sistemas híbridos, se encuentran las siguientes: (1) Redes neuronales y algoritmos genéticos; (2) redes neuronales y lógica difusa; (3) sistemas expertos y algoritmos de inducción de reglas/árboles de decisión, y (4) redes neuronales basadas en reglas.

Respecto al primero de ellos, la necesidad de entrenar la red durante un cierto período de tiempo hasta que ofrezca resultados satisfactorios deja entrever la posibilidad de utilizar algún tipo de mecanismo de optimización que ayude a determinar algunos de los parámetros básicos de la estructura de la red (número de capas ocultas, cuántos nodos debe poseer cada capa, etc.) así como a reducir su período de entrenamiento. Los algoritmos genéticos, como herramienta de optimización, constituyen un complemento ideal para obtener redes neuronales con una estructura óptima para afrontar el problema planteado.

La combinación de redes neuronales y lógica difusa permite paliar en cierta manera uno de los mayores inconvenientes que se achacan a las redes neuronales y que en algunas ocasiones conlleva feroces críticas a este tipo de aplicaciones, sobre todo, por parte de aquellos usuarios que no están familiarizados con su funcionamiento. En efecto, la consideración de las redes neuronales como *cajas negras* en las que no se conoce con claridad el razonamiento seguido para llegar a una determinada conclusión puede ser superada integrando técnicas de lógica difusa que permitan extraer un conjunto de reglas difusas en el clásico formato IF... THEN... a partir de una red neuronal. Este tipo de sistemas supone un paso importante en el desarrollo de las redes neuronales ya que, además de su indiscutible capacidad predictiva, dispondría de un mecanismo para ofrecer al usuario explicaciones sobre su funcionamiento.

Una de las mayores limitaciones a la que se enfrentan aquellas empresas que pretenden construir sistemas expertos como apoyo al proceso decisional es la difícil tarea de adquirir el conocimiento bien sea porque no se dispone de un experto en la materia, o bien porque éste no sepa como transmitirlo. Con la intención de superar este inconveniente se ha tendido al desarrollo de aplicaciones híbridas que permitan adquirir automáticamente el conocimiento para implementarlo después en el sistema experto.

En este sentido, surgen los sistemas híbridos que combinan sistemas expertos con algoritmos de inducción de reglas de forma que estos últimos serían los encargados de inferir automáticamente el conjunto de reglas, que formarán la base de conocimiento del sistema experto, a partir de un conjunto de ejemplos. Así pues, toda empresa que disponga de un conjunto de casos representativos de la situación que se desee estudiar tendrá a su disposición un sistema capaz de inducir las reglas de comportamiento para, a continuación, sacar provecho a ese conocimiento mediante su incorporación a un sistema experto.

Las redes neuronales basadas en reglas usan el conjunto de reglas que forman la base de conocimientos para construir una red de inferencia probabilística similar a una red neuronal tradicional. No obstante, a diferencia de lo que ocurre en esta última en la que el conocimiento se encuentra representado implícitamente siguiendo la filosofía de los modelos conocidos como caja negra, la red neuronal basada en reglas se caracteriza por poseer una arquitectura y un mecanismo de inferencia explícitos. El calificativo de explícita se debe a que los enlaces existentes en la red se corresponden con el conjunto de reglas. Por su parte, los pesos que pertenecen a cada enlace representan el grado de evidencia asociado a cada una de las reglas.

Por último, cabe destacar que los sistemas híbridos en general son de especial interés para hacer frente a problemas que, por sus características particulares, puedan ser descompuestos en un conjunto de *subproblemas* de forma que a cada uno de ellos se le aplicarán las técnicas que se consideren más apropiadas. En este sentido, Goonatilake (1995) lleva a cabo una comparación de las distintas técnicas de inteligencia artificial en relación a una serie de características con el objeto de apreciar la idoneidad de cada técnica para solventar un subproblema determinado (tabla 1).

Tabla 1
Comparación técnicas inteligentes

Tecnología	Aprendizaje	Flexibilidad	Adaptación	Explicación	Descubrimiento
Redes neuronales	5	5	5	1	2
Algoritmos genéticos	5	4	4	3	5
Sistemas borrosos	1	5	1	3	1
Sistemas expertos	1	1	1	5	1

Fuente: Goonatilake (1995, p. 21).

3. LA INTEGRACIÓN DE LAS TECNOLOGÍAS EMERGENTES EN EL SISTEMA DE INFORMACIÓN CONTABLE

Como se ha puesto de manifiesto, la incorporación de las distintas herramientas de la Inteligencia Artificial al diseño de los SIC permite alcanzar una mayor cantidad y calidad de la información a emplear por sus distintos usuarios. Por esta razón, una vez que hemos analizado algunas de estas herramientas, nos proponemos en los epígrafes siguientes presentar su aplicabilidad a las fases de funcionamiento de todo SIC, con el objetivo de lograr un SIC inteligente.

3.1. Las entradas al sistema

La correcta identificación de las entradas es quizás el aspecto de mayor importancia en la configuración del SIC ya que las mismas conforman la materia prima a partir de la cual se elabora la información que el usuario utilizará a lo largo del proceso decisional. Atendiendo a su procedencia, los datos empleados para disponer de la información necesaria para la toma de decisiones empresariales se pueden clasificar en internos o externos. La primera categoría incluye aquellos datos que se obtienen en el interior de la empresa, mientras que la segunda hace referencia a los captados de su entorno. La relevancia que tiene para la empresa cada una de estas fuentes de datos ha evolucionado a lo largo del tiempo como consecuencia de los cambios que han sufrido las condiciones en las que debe desarrollar su actividad, aumentando cada vez más la importancia de las entradas al sistema de información provenientes del entorno hasta situarse, al menos, en el mismo nivel que las procedentes del interior de la misma.

En esta fase del proceso, el SIC será inteligente si, entre sus características, se encuentran las siguientes:

- La entrada de datos es guiada por menús de transacciones que no requieren una codificación previa, ni siquiera el conocimiento del plan de cuentas. La versión más sofisticada de esta característica consistiría en un sistema capaz de reconocer el lenguaje natural y, preferentemente, el lenguaje hablado.
- La captura de datos no se restringe a la partida doble, sino que contempla la multidimensionalidad de los hechos económicos. Este rasgo debe tener su reflejo en la utilización de la partida múltiple de forma que se permita emplear tantos criterios de clasificación como sean necesarios en la organización. Por ejemplo, la estructura a emplear podría seguir los siguientes criterios: (1) Asientos para la contabilidad financiera, (2) aplicaciones presupuestarias, (3) determinación de costes y (4) clasificación fiscal de las transacciones.
- Inclusión de mecanismos de simulación *what-if* que permitan estudiar el impacto de operaciones alternativas (v. gr. una operación de leasing frente a la petición

de un préstamo con el que financiar la adquisición de un determinado elemento de inmovilizado, efectuar una adquisición al contado o a crédito, etc.).

- Eliminación de datos erróneos en las entradas al sistema ya que la información que se obtendría a partir de ellos no tendría ninguna utilidad. Para ello, sería conveniente establecer una serie de chequeos en los datos introducidos con la finalidad de detectar posibles errores o incongruencias.
- Acceso automatizado a información interna a fin de localizar rápidamente los puntos fuertes y débiles de la empresa.
- Acceso automatizado a información externa con el objeto de monitorizar constantemente el entorno en busca de las oportunidades y amenazas que el mismo depara a la entidad.

La integración de herramientas de inteligencia artificial permite alcanzar, con relativa facilidad, SIC que tengan en cuenta las características señaladas. En primer lugar, mediante el uso de *sistemas orientados al procesamiento del lenguaje natural* se puede simplificar enormemente la incorporación de las entradas al sistema, constituyendo su máxima expresión aquellos sistemas en los que se puedan introducir los datos necesarios verbalmente. En este sentido, Quesada (1995, 1996) describe cómo los modelos de procesamiento del lenguaje natural permiten que los ordenadores entiendan y se comuniquen verbalmente, presentando las aplicaciones que este tipo de tecnología posibilitan en el ámbito de la Contabilidad y las Finanzas y, más concretamente, explica cuáles han sido los resultados de la investigación que le ha permitido desarrollar un modelo denominado “Lekta II” capaz de traducir simultáneamente órdenes en el campo de las transacciones bancarias.

Por otra parte, y dadas sus características particulares, la integración de *sistemas expertos* en este nivel permitiría emplear mecanismos de simulación que, al incorporar el conocimiento de expertos en la evaluación de situaciones alternativas, indicarían los pasos a seguir para determinar la opción más ventajosa. Asimismo, los sistemas expertos posibilitan automatizar tareas tales como la detección de errores en las entradas al sistema derivados de la falta de coherencia o contradicciones de los datos. En esta línea, Serrano y Serrano (1995), después de revisar diferentes proyectos sobre la aplicación de sistemas expertos a la captura de datos en los sistemas de información contable, advierten que la tendencia es mecanizar al máximo la etapa de la captación de datos simplificando los procesos, siendo una de las vías empleadas confiar a un sistema experto la labor de la imputación contable automática, de forma que el sistema identifica la operación y deduce el registro contable que le corresponde.

El acceso a los datos, internos y externos, puede realizarse manual o automáticamente. Mientras que el acceso automatizado a la información interna está prácticamente garantizado con los medios informáticos actuales, la aplicación de la *tecnología*

de agentes inteligentes a la obtención de información externa supondría un paso importante hacia el desarrollo de SIC en los que el acceso a la información interna/externa se realice de forma totalmente automática, con las ventajas que ello supone (Bell, 1995; Bonsón y Escobar, 1999; King y O'Leary, 1996; Knoblock y Ambite, 1997; Maes, 1994; Negroponte, 1997, y Saaren y Vasarhelyi, 1996).

El uso de agentes inteligentes que, partiendo de las condiciones establecidas por su principal, se encarguen de acceder, filtrar, evaluar y fusionar la información proveniente de múltiples fuentes heterogéneas de datos ofrecería toda una serie de ventajas respecto a los métodos empleados convencionalmente para realizar las entradas al SIC. En este sentido, un agente orientado a la búsqueda de información puede desempeñar alguna de las tres funciones siguientes (Sycara *et al.*, 1997):

- Recuperar información tanto interna como externa en respuesta a una solicitud puntual de su usuario.
- Ofrecer la información de forma periódica, actualizando los datos empleados cada cierto tiempo.
- Monitorizar el entorno sobre la base de una serie de patrones definidos por el usuario en busca de información relevante.

Aplicaciones empresariales de los agentes inteligentes empiezan a ofrecer resultados más que satisfactorios. En este sentido, Kogan *et al.* (1997) describen un proyecto que persigue la aplicación de la tecnología agente a la búsqueda y análisis de la información financiera situada en Internet con el objeto de aprovechar la información que se encuentra a nuestra disposición en las redes de comunicación. Así pues, un primer prototipo permite buscar la información financiera que se encuentra en el sistema EDGAR (*Electronic Data Gathering Analysis and Retrieval system*) que la SEC⁶ (*Securities and Exchange Commission*) pone a disposición de todos los usuarios de Internet veinticuatro horas después de su recepción. Por otro lado, King y O'Leary (1996) describen la utilización de agentes inteligentes por parte de la compañía de alquiler de vehículos Hertz para el control de los precios a los que sus competidores ofertan sus coches con vistas a ofrecer sus vehículos a un precio inferior al del resto de sus competidores.

3.2. El almacenamiento de datos/información

Una de las características que presentan tanto los datos como la información es que no se agotan con su uso, sino que pueden ser utilizados tantas veces como sea necesario, ganando en algunas ocasiones valor a través de la credibilidad que conlleva su uso generalizado. Esta ventaja resalta la importancia que tiene para la empresa su correcto almacenamiento.

⁶ <http://www.sec.gov/edgarhp.htm>

La capacidad y el bajo coste relativo de la tecnología facilitan que las empresas mantengan sin dificultad un gran volumen de datos/información almacenado en un formato de fácil lectura para su uso posterior. Tradicionalmente se ha debatido sobre cuál sería la política adecuada en cuanto a la centralización o descentralización en su almacenamiento, identificándose tres posturas al respecto (Cerullo, 1977):

- Base de datos individual para cada subsistema, de forma que cada área funcional mantenga una base de datos propia e independiente del resto. El principal inconveniente de este planteamiento es la posible redundancia en la que se puede incurrir al almacenar los datos, así como la dificultad de mantener un control sobre la calidad de los datos almacenados en cada uno de los subsistemas.
- Base de datos modularizada. Según este enfoque, aparte de las bases de datos individuales, existe una base de datos común para toda la empresa en la que se almacenarían los datos de uso común con el objeto de evitar su redundancia.
- Base de datos plenamente integrada o común para toda la organización, en la que se almacenarían todos los datos de la empresa para que cada usuario recupere aquellos que necesite.

Es difícil dar una respuesta de aplicación generalizada en la elección del modelo adecuado ya que, entre otros factores, habrá que tener en cuenta tanto la estructura como la estrategia empresarial. No obstante, pensamos que el uso de una base de datos común para toda la organización de la que cada uno de los usuarios pueda tomar lo que necesite mediante una serie de controles de acceso, conlleva toda una serie de ventajas al asegurar la accesibilidad, integridad y seguridad de la información.

En este sentido, surge el concepto de *data warehouse* o almacén de datos para hacer referencia a un tipo de base de datos especialmente diseñada para servir de soporte a la toma de decisiones. La diferencia fundamental entre un almacén de datos y una base de datos tradicional es que el primero está concebido para facilitar el acceso a los datos, habiendo sido cuidadosamente preparados para que las distintas herramientas de ayuda a la decisión puedan trabajar con ellos. Estos almacenes incluirían gran cantidad de datos que normalmente no tienen cabida en las bases de datos que las empresas han empleado tradicionalmente.

Ahora bien, dado que la tecnología actual permite tanto el acceso en tiempo real a esta base de datos por parte de los distintos usuarios como el mantenimiento de un pequeño volumen de datos en su propio ordenador, la utilización de una base de datos común no debe entenderse como una propuesta de monopolio de los datos, sino como un esfuerzo para garantizar que los usuarios dispongan de los datos que precisen. Por ello, será conveniente que los datos/información estén almacenados de forma estructurada para facilitar en todo momento un rápido acceso.

Además, la empresa debe controlar que el contenido de la base de datos sea en todo momento un fiel reflejo de la realidad que representa ya que el usuario va a tomar decisiones, fundamentalmente, con la información que se le proporcione a través del modelo de la realidad que representa el SIC (Sager, 1990, p. 101). En este sentido, el decisor debe tener siempre en cuenta que un SIC no es un modelo directo del mundo real, sino un modelo en el que la realidad ha sido filtrada y construida a partir de la percepción humana de la misma (Parsons, 1996, p. 1438).

En definitiva, la importancia del acceso posterior a los datos por parte de los usuarios así como la posibilidad de descubrir patrones y correlaciones entre dichos datos obliga a almacenar la información en los formatos adecuados. Al respecto, las *técnicas de minería de datos (data mining)*, que ofrecen un enorme potencial como sistemas para el descubrimiento de relaciones, modelos y/o reglas a partir de los datos disponibles proporcionando al decisor información relevante, exigen el mantenimiento de grandes volúmenes de datos para realizar los procesos inductivos necesarios.

En este marco, los *sistemas expertos* se perfilan como herramientas fundamentales para pasar desde el almacenamiento pasivo de datos hacia sistemas altamente activos que participen en el proceso decisional (Fordyce y Sullivan, 1986, p. 35-36). En efecto, el uso de estas herramientas en la gestión de la base de datos de la empresa a partir de las indicaciones establecidas por la dirección puede proporcionar toda una serie de ventajas entre las que se encuentran la mejora de la accesibilidad a las bases de datos, la mejora del mantenimiento de la base de datos así como las operaciones que en ella se realizan, la reducción de los costes de mantenimiento, etc. (Turban, 1993, p. 7), lo que contribuirá a facilitar aún más el acceso a los datos por parte de las herramientas de ayuda a la decisión, sobre todo, teniendo en cuenta que las aplicaciones actuales requieren bases de datos más inteligentes (McLeod y Yanover, 1992).

3.3. La obtención de la información deseada

En un momento como el actual caracterizado porque las necesidades de información han cambiado, habiendo aparecido, incluso, algunas que los SIC tradicionales no están configurados para satisfacer, es preciso que la Contabilidad se adapte para dar la oportuna respuesta a las mismas. Es decir, el SIC no debe limitarse a realizar simples cálculos matemáticos encaminados hacia la obtención de algunos indicadores o informes sino que, en función de las necesidades particulares de sus usuarios, debe incorporar algo más de valor a la información.

La incorporación de las herramientas de Inteligencia Artificial a los SIC permite sensibles mejoras en los procesos de transformación que, en la mayoría de las ocasiones, han de sufrir los datos almacenados para su conversión en información rele-

vante. Por un lado, la integración de sistemas deductivos en esta fase permitiría entre otras funciones las siguientes:

- Asesoramiento en el ámbito impositivo, facilitando el tratamiento contable de los tributos. En el caso del impuesto sobre sociedades, el sistema, después de recopilar toda la información relativa al mismo, debería ser capaz de proponer el asiento contable correspondiente, así como facilitar información sobre las diferencias entre el resultado contable y la base imponible del impuesto, su conciliación, etc., cuando tales datos deban ser incluidos en la memoria.
- Gestión automatizada de procesos tales como amortizaciones, reclasificación, periodificación, etc., mediante el mantenimiento de registros de datos económicos de los elementos afectos a dichos procesos. Por ejemplo, manteniendo los registros sobre el tipo de interés, los vencimientos, el principal y la duración de un préstamo es posible automatizar la reclasificación y la periodificación del mismo.
- Obtención de las variables corrientes (corrientes de valor económico), proceso que podría establecerse globalmente, es decir, a través de informes completos al usuario, o bien mediante la utilización de un lenguaje de interrogación, establecido al efecto, que permitiera la recuperación de los valores de ciertas variables.
- Detección de situaciones sospechosas que avisen al usuario sobre aquellos aspectos que requieren un análisis pormenorizado y aquellos otros que no merecen mayor consideración. El procedimiento de alerta, que avisará una vez realizados los cálculos necesarios o incluso antes de que éstos se lleven a cabo, debe permitir al usuario el establecimiento de chequeos mientras que el sistema está procesando los datos.
- Determinar las relaciones que existen entre distintas variables con el objeto de lograr modelos predictivos y/o descriptivos que sirvan de soporte al proceso decisional.

Dadas sus características particulares, los *sistemas expertos* se muestran como las herramientas apropiadas para llevar a cabo algunas de estas tareas durante el proceso de transformación de los datos en información. Además, la incorporación de la lógica difusa a los sistemas expertos proporciona el marco de trabajo adecuado para manejar información esencialmente subjetiva ante situaciones ambiguas que no están perfectamente definidas (Chorofas, 1987, p. 154, y Whalen *et al.*, 1987).

En esta línea, se han desarrollado diversas aplicaciones en las que se han empleado sistemas expertos para llevar a la práctica algunas de estas tareas. Bonsón *et al.* (1995a) desarrollaron el sistema Sociexpert con el objeto de que el usuario disponga de un asesor en materia tributaria en general y en el Impuesto sobre Sociedades en particular. Por otro lado, Bonsón *et al.* (1995b) emplearon un sistema experto para deter-

minar un consumo más aproximado de los activos con el objeto de determinar las cuotas de amortización técnica para la posterior automatización del asiento contable. Respecto a la detección de ciertas situaciones sospechosas, Escobar (1998) desarrolla un prototipo de cuadro de mando para una empresa concreta en el que, mediante el uso de sistemas expertos, se incorporan mecanismos de alerta que avisan al decisor cuando se detectan las situaciones que previamente habían definido los usuarios.

Por otro lado, el desarrollo experimentado en los últimos años por las *técnicas data mining* ofrece toda una serie de oportunidades a los usuarios del SIC para la obtención de modelos o relaciones ocultas a partir de los datos disponibles, siempre que se encuentren almacenados en el formato adecuado.

Las *redes neuronales artificiales* han mostrado ser eficientes en la resolución de tres tipos de problemas: optimización, reconocimiento y generalización, configurándose como las herramientas adecuadas para obtener modelos predictivos, especialmente, cuando se han de emplear datos incompletos o contradictorios. Son numerosas las aplicaciones de las redes neuronales que podemos encontrar en el ámbito empresarial, a modo de ejemplo destacan las siguientes (Gately, 1996, p. 4): Detección de fraudes, predicción de crisis empresarial, selección de fondos de inversión, predicción de las cotizaciones bursátiles, análisis de los mercados de capitales, pronóstico de indicadores económicos, análisis de la salud financiera de una compañía, etc.

Dada su alta capacidad predictiva, superior en ocasiones a las técnicas estadísticas tradicionales⁷, esta rama de la Inteligencia Artificial puede disminuir la incertidumbre con la que los decisores han de afrontar su actividad cotidiana ofreciéndoles un mejor *conocimiento* del futuro. Al mismo tiempo, su facilidad para reconocer patrones de comportamiento puede ser de gran ayuda frente a situaciones concretas.

Por otro lado, los *sistemas de inducción de reglas y/o árboles* de decisión permiten obtener modelos altamente descriptivos de la realidad empresarial. La mayor parte de las aplicaciones desarrolladas hasta la fecha se han orientado al análisis de crisis empresariales, determinación de riesgos y, en general, a la obtención de modelos descriptivos/predictivos usando ratios contables como variables explicativas, tal y como se desprende de Bonsón *et al.* (1997, 1999), Cronan *et al.* (1991), Martín Zamora (1997), McKee (1995a y b), Shaw y Gentry (1989), y Tam y Kiang (1993), entre otros. Además, esta herramienta se ha mostrado muy útil para resolver gran variedad de problemas tales como detección de fraudes, selección de proyectos, determinación de precios, etc.

⁷ Cuestión que queda demostrada, entre otros, en Back *et al.* (1995, 1997), Barniv *et al.* (1997), Bell (1997), Etheridge y Sriram (1997) y Serrano y Martín (1993).

3.4. Las salidas del sistema

La identificación de distintas actividades en la empresa con diferentes necesidades informativas da pie a considerar las salidas del SIC como un conjunto variado y heterogéneo de información que se distribuye entre los distintos usuarios según sus requerimientos. En torno a la empresa es posible identificar todo un conjunto heterogéneo de agentes económicos que actúan como demandantes de información relevante que sirva de soporte para desarrollar el proceso de toma de decisiones. El SIC constituye una de las principales fuentes de información para todos aquellos que están interesados directa o indirectamente en la situación y evolución de la empresa. La naturaleza plural de los distintos usuarios obliga a la empresa a elaborar la información en atención a las características concretas de sus destinatarios, diferenciando desde un primer momento entre usuarios internos y externos.

Los usuarios externos constituyen un colectivo plural, cuyos objetivos y propósitos son de lo más diverso por lo que, con el SIC actual, es prácticamente imposible proporcionar a cada uno de ellos la información que requieren para satisfacer sus necesidades particulares. Ante esta situación, las empresas optan por difundir entre los usuarios externos información normalizada mediante la que se pretende cubrir con carácter general sus necesidades. Esta salida del SIC es la que se conoce como Contabilidad Financiera.

La incorporación de las tecnologías actuales en el ámbito de la Contabilidad Financiera posibilita a la empresa el suministro de información de mayor valor para los usuarios externos del SIC. Por ejemplo, los *sistemas expertos* permitirían presentar la información en tiempo real a través de las redes de comunicación, ofreciendo la posibilidad de adaptar el formato en el que se presenta la misma a las exigencias particulares de cada usuario externo.

Al contrario que los usuarios externos, los usuarios internos no están sometidos en principio a restricciones informativas. La necesidad de información por parte de los integrantes de la empresa con vistas a llevar a cabo su gestión así como la interrelación continua existente entre éstos y el SIC, les permite influir en cierta manera en la información que se les proporciona. Este proceso de personalización, que depende lógicamente del poder de cada usuario en concreto dentro de la propia empresa, es el que les permite realizar su labor. Si la Contabilidad Financiera es la encargada de proporcionar información a los usuarios externos, la Contabilidad para la Gestión⁸ se res-

⁸ Siguiendo al profesor Sierra Molina, adoptaremos la expresión "Contabilidad para la Gestión" al hacer referencia a la tradicional "Contabilidad de Gestión". El cambio de denominación no es asunto baladí, aunque no tenga importancia conceptual alguna, solamente obedece a una mayor comprensión: No es, exclusivamente, contabilidad de la gestión acontecida que sería de la expresión "de", sino contabilidad para gestionar. Y sólo se gestiona el presente y el futuro (Sierra, 1993, p. 2).

ponsabiliza de suministrársela a los usuarios internos de acuerdo con sus necesidades particulares.

La determinación del tipo de información que debe proporcionar la Contabilidad para la Gestión es quizás la tarea más difícil a la que se debe hacer frente. La complejidad de este proceso varía en función de la decisión a tomar, encontrándonos tanto con personas que realizan tareas perfectamente estructuradas como con aquellas que toman decisiones no programadas.

En el primer caso, la determinación de las salidas del SIC no suele presentar mayores problemas ya que la información necesaria acostumbra a estar determinada de antemano. En cambio, establecer las necesidades informativas exactas de los encargados de tomar decisiones no programadas es prácticamente imposible. En este caso, el usuario debe hacer un esfuerzo por identificar sus requerimientos, sin dejar de lado la posibilidad de solicitar salidas adicionales en caso de necesidad. Así pues, el proceso de determinación de las salidas del SIC debe estar en función del usuario al que vayan dirigidas, encontrándonos tanto con salidas perfectamente predeterminadas como con otras que permitan un cierto grado de flexibilidad.

En cualquier caso, al nivel de salidas, un SIC inteligente ha de reunir, entre otras, las siguientes características:

- Desagregación de los estados financieros hasta el nivel de detalle solicitado por el usuario. Si tenemos en cuenta que el proceso de agregación seguido en la elaboración de estados financieros puede implicar una pérdida de información para ciertos usuarios, con esta opción el usuario interesado en obtener una información más desagregada podrá acceder a ella cómodamente.
- Explicación, bajo demanda, de la forma de elaboración de un estado financiero determinado, por ejemplo, los ajustes y eliminaciones en el estado de flujos de tesorería y/o en el cuadro de financiación.
- Análisis e informes en lenguajes no especializados sobre la marcha de la gestión de la empresa que señalen los puntos débiles e indiquen cuáles deben ser las soluciones para resolver los problemas. Por ejemplo, los clásicos análisis de estados financieros, análisis de desviaciones en costes estándares o los emergentes controles de coherencia de los resultados con respecto a los datos sectoriales.
- Posibilidad de ofrecer información adicional si la suministrada no resulta ser suficiente.

La inclusión de *sistemas expertos* permitiría el diseño de SIC que presenten estas características. Además, podrían añadir algo más de valor a la información ya que el usuario podría solicitar la opinión de expertos frente a determinados sucesos, su interpretación de los valores que arrojan los indicadores, el proceso que seguirían para afrontar distintos acontecimientos, plantear situaciones *what if*, etc. (Klein y Methlie, 1995).

En esta línea, Bonsón *et al.* (1996) desarrollaron un sistema experto que permite no sólo la elaboración de Estados Financieros, sino también resolver y explicar al usuario cualquier duda que se le presente respecto a cómo han sido elaborados dichos Estados Financieros, desglosando todas las partidas a medida que se solicite información adicional.

4. RESUMEN Y CONCLUSIONES

A lo largo de este trabajo se han puesto de manifiesto las importantes ventajas que supone la integración de las distintas herramientas de la Inteligencia Artificial para aumentar y mejorar la cantidad y la calidad, respectivamente, de la información aportada por el SIC. En la tabla 2 se recogen, a modo de resumen, qué tecnologías emergentes pueden ser utilizadas en las distintas fases de funcionamiento de dicho sistema:

Tabla 2
Aplicabilidad de la Inteligencia Artificial al SIC

FASES DEL SIC	TECNOLOGÍAS EMERGENTES APLICABLES
ENTRADAS	Sistemas orientados al procesamiento del lenguaje natural. Sistemas expertos. Agentes inteligentes.
ALMACENAMIENTO	Minería de datos. Sistemas expertos.
TRANSFORMACIÓN	Sistemas expertos. Minería de datos. Redes neuronales artificiales. Sistemas de inducción de reglas y/o árboles de decisión.
SALIDAS	Sistemas expertos.

Configurado el SIC como el soporte básico en el suministro de información para la adopción de decisiones y analizadas las diferentes posibilidades que las tecnologías emergentes ofrecen para contar con un SIC inteligente, la siguiente cuestión que ha de plantearse es cómo debe llevarse a cabo el diseño del mismo.

En este sentido, entendemos que el diseño comprende un conjunto de acciones mucho más amplio que la simple descripción de las distintas herramientas, métodos, etc. que pueden emplearse en cada una de las fases que anteriormente hemos diferen-

ciado. Así, el diseño de todo SIC debe ser correctamente planificado si se desea que alcance satisfactoriamente su objetivo. Pero el diseño no acaba con la planificación sino que debe abarcar, además, la evaluación y el control del mismo, siendo la correcta coordinación entre estas tres acciones la que conllevará su éxito.

Ahora bien, en cada una de esas acciones (planificación, evaluación y control) inciden numerosas variables que será preciso tener en cuenta si se quiere contar con un SIC capaz de suministrar información útil para la toma de decisiones. Al margen de las variables de carácter endógeno y/o exógeno que determinan que el SIC sea específico para cada empresa, a continuación haremos referencia a una serie de aspectos que están presentes en su diseño.

Desde nuestro punto de vista, la planificación del SIC, una vez especificados sus objetivos y establecida la conexión con los objetivos generales de la empresa, comienza por el examen de las necesidades informativas de sus distintos usuarios. Sólo el conocimiento detallado de las mismas permitirá su satisfacción. Si atendemos a las fases de funcionamiento anteriormente mencionadas, el diseño de la arquitectura del SIC comienza por un estudio detallado de la información que el mismo ha de suministrar. En definitiva, las salidas del sistema se convierten en el elemento principal, condicionando todo el desarrollo posterior.

El análisis de las salidas conlleva, en primer lugar, la identificación de los diferentes usuarios del SIC para, en segundo término, establecer cuáles son sus necesidades informativas durante el proceso decisional. Ésta es, quizás, la tarea más complicada pues la gama de usuarios es muy amplia y sus necesidades de información están en función de las decisiones que han de adoptar, las cuales son bastante diferentes entre sí. No obstante, hemos de tener en cuenta que, al menos, al nivel de información dirigida al exterior de la empresa el SIC ha de ofrecer un contenido mínimo establecido por las disposiciones legales.

Llegados a este punto cabe efectuar una serie de matizaciones. Por un lado, es tradicional encontrar una separación entre usuarios internos e externos empleándose como criterio de discriminación el que el usuario tome decisiones que afecten directa o indirectamente a la marcha de la empresa, respectivamente. La consecuencia inmediata de esta clasificación es la distinción entre Contabilidad Financiera y Contabilidad para la Gestión. Ahora bien, las posibilidades que ofrecen las tecnologías emergentes para personalizar la información suministrada a los usuarios externos, mediante su interacción con el SIC, permite superar en cierta medida algunas de las principales limitaciones a las que se enfrentaban este tipo de usuarios, tales como la falta de acceso a información adicional a la que las empresas recogen en sus Cuentas Anuales o la falta de oportunidad de la información que contienen.

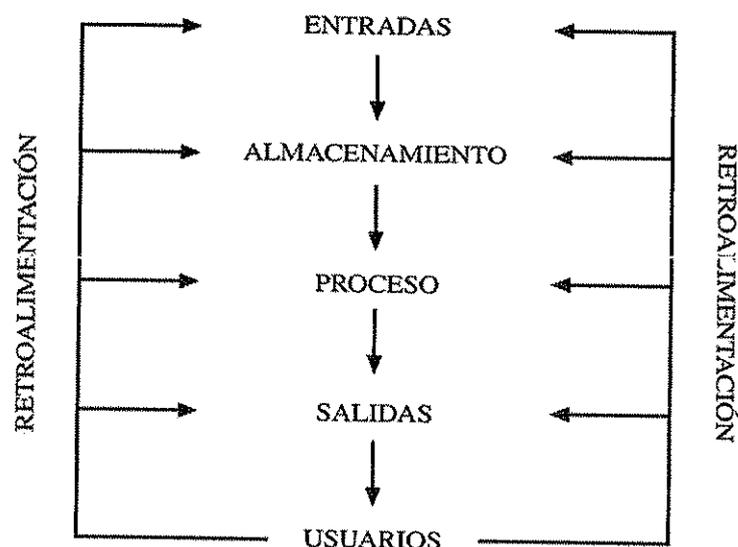
En este sentido, y a medida que los SIC se pongan a disposición de los usuarios externos, con las restricciones de acceso que se consideren oportunas en función del usuario en concreto, estaremos asistiendo a lo que podríamos denominar la *internalización* del usuario externo. Es decir, el usuario externo no tendrá que conformarse con la información contenida en las Cuentas Anuales sino que mediante un proceso de interacción con el SIC, supervisado por sistemas expertos que controlen el acceso a ciertos datos en función de quién sea el usuario así como el formato empleado para ofrecer la información solicitada, podrá disponer de más información que la legalmente establecida. En la actualidad la distribución digital de información contable a través de Internet (*digital corporate reporting*) está conformando un entorno en el que los decisores externos van a tener a su disposición gran cantidad de información útil para la toma de decisiones.

Nos encontramos, por tanto, que la frontera entre usuarios internos y externos no aparece claramente definida en el SIC inteligente, al menos en lo que respecta a los mecanismos empleados para acceder a la información. Esta nueva dimensión del SIC mantiene una relación directa con la confianza del usuario en la información que se le está suministrando pues al posibilitársele el acceso a datos que van más allá del contenido de las Cuentas Anuales está obteniendo información que, presumiblemente, no está auditada. En este sentido, y para paliar este problema, se están empezando a desarrollar mecanismos que, mediante el uso de las tecnologías emergentes, permiten llevar a cabo una auditoría continua de la información suministrada por el SIC para que sus distintos usuarios, tanto internos como externos, dispongan en todo momento de información auditada (Vasarhelyi y Hoitash, 1998).

Una segunda cuestión que hemos de plantear es la restricción de acceso a la base de datos de forma que cada usuario sólo pueda acceder a la información para que la esté autorizado. Dado que no todos los usuarios gozan del mismo nivel de responsabilidad es necesario restringir el acceso a ciertos datos. En este sentido, parece conveniente que el proceso de almacenamiento de los datos/información se lleve a cabo de forma piramidal, lo que impedirá que un usuario no autorizado acceda a campos del almacén de datos que no le estén permitidos.

Una vez que el esquema de funcionamiento entrada-almacenamiento-proceso-salida está perfectamente configurado, se ha de proceder a la evaluación del sistema. Con independencia del método empleado para llevar a cabo dicha evaluación, se trata de constatar si las salidas del SIC alcanzan los objetivos para los que fue diseñado. En caso de que existan desviaciones entre la información proporcionada por el SIC y la información satisfactoria para la toma de decisiones, se ha de llevar a cabo un análisis de las desviaciones procediéndose al rediseño del SIC (Figura 1).

Figura 1
Funcionamiento del SIC



Esta actuación de rediseño es fundamental, sobre todo, si tenemos en cuenta el coste que puede tener para la empresa y para el usuario que el SIC no satisfaga sus necesidades informativas. La empresa deberá evaluar el coste de cada situación anómala (exceso y/o defecto de información) pues, en todo caso, redundará en una pérdida de confianza por parte del usuario en el SIC. Además, hay que ser consciente de que las necesidades informativas de los distintos usuarios no tienen por qué permanecer constantes por lo que, a medida que se vayan detectando nuevas demandas informativas, el SIC debe ser modificado siguiendo un proceso de mejora continua para adaptarse a las nuevas condiciones.

BIBLIOGRAFÍA

- ASBRAND, D. (1998): "¿Está la minería de datos lista para las masas?", *Datamation* (Edición española), enero, p. 60-65.
- BACK, B.; LAITINEN, T. y SERE, K. (1997): "Robustness Aspects in Bankruptcy Predictions", *Intelligent Technologies in Accounting and Business*, Bonsón, E. y Sierra, G. J., p. 167-189.
- _____; LAITINEN, T.; SERE, K. y VAN WEZEL, M. (1995): "Choosing Bankruptcy Predictors Using Discriminant Analysis, Logit Analysis, and Genetic Algorithms", *Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*, Sierra, G. J. y Bonsón, E., p. 337-356.
- BARNIV, R.; AGARWAL, A. y LEACH, R. (1997): "Predicting the Outcome Following Bankruptcy Filing: A Tree-State Classification Using Neural Networks", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 6, No.3, p. 177-194.

- BELL, J. (1995): "Changing Attitudes", *Intelligent Agents*, Wooldridge, M. J. y Jennings, N.R., p. 40-55.
- BELL, T. B. (1997): "Neural Nets or the Logit Model? A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 6, No.3, p. 249-264.
- BENJAMIN, R. I.; ROCKART, J. F.; SCOTT MORTON, M. S. y WYMAN, J. (1984): "Information Technology: A Strategic Opportunity", *Sloan Management Review*, Spring, p. 3-10.
- BONSÓN PONTE, E. (1995): "Sistemas de información contable inteligentes. Aplicaciones de inteligencia artificial", *Seminario sobre Contabilidad Basada en el Análisis de la Circulación Económica*, Cursos de Verano de la Universidad de Alcalá de Henares, Sigüenza.
- _____ y ESCOBAR RODRÍGUEZ, T. (1999): "La utilización de agentes inteligentes en los sistemas de información contable", *Tecnologías Inteligentes para la Gestión Empresarial*, Bonsón Ponte, E. (coord.), Ra-ma, p. 1-30.
- _____ ; ESCOBAR RODRÍGUEZ, T. y MARTÍN ZAMORA, M. P. (1997): "Decision Tree Induction Systems. Applications in Accounting and Finance", *Intelligent Technologies in Accounting and Finance*, Bonsón, E. y Sierra, G. J., p. 191-211.
- _____ ; ESCOBAR RODRÍGUEZ, T. y MARTÍN ZAMORA, M. P. (1999): "Aplicación de los sistemas de inducción de árboles de decisión a la gestión empresarial: Toma de decisiones y control de tareas de decisión", *Tecnologías Inteligentes para la Gestión Empresarial*, Bonsón Ponte, E. (coord.), Ra-ma, p. 115-132.
- _____ ; MALVÁREZ PASCUAL, L. A. y SIERRA MOLINA, G. J. (1995a): "Sociexpert: Un sistema experto asesor del Impuesto sobre Sociedades", *Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*, Sierra, G. J. y Bonsón, E., p. 171-187.
- _____ ; MARTÍN ZAMORA, M. P. y SIERRA MOLINA, G. J. (1995b): "Las amortizaciones: De la visión tradicional a los sistemas expertos", *Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*, Sierra, G. J. y Bonsón, E., p. 211-226.
- _____ y SIERRA MOLINA, G. J. (1997): "Intelligent Technologies in Accounting Research", *Intelligent Technologies in Accounting and Business*, Bonsón, E. y Sierra, G. J., p. 3-19.
- _____ ; SIERRA MOLINA, G. J. y ESCOBAR RODRÍGUEZ, T. (1996): *Estados financieros. Aspectos teóricos y un sistema tutorial para su elaboración*, Ra-ma.
- BROWN, C. E. y O'LEARY, D. E. (1995): *Introduction to Artificial Intelligence and Expert Systems*, disponible en http://www.bus.orst.edu/faculty/brownc/es_tutor/es_tutor.htm
- CERULLO, M. J. (1977): "The Data Base Concept", *Management Accounting*, November, p. 43-47.
- CHOROFAS, D. N. (1987): *Applying Expert Systems in Business*, McGraw-Hill.
- CRONAN, T. P.; GLORFELD, L. W. y PENY, L. G. (1991): "Production System Development for Expert Systems Using a Recursive Partitioning Induction Approach: An Application to Mortgage, Commercial, and Consumer Lending", *Decision Sciences*, Vol. 22, No.4, September-October, p. 812-845.
- CUENA BARTOLOMÉ, J. (1987): "Concepto y métodos de construcción de sistemas expertos", *Inteligencia Artificial: Conceptos, Técnicas y Aplicaciones*, Mompín Poblet, J. (coord.), Marcombo, p. 81-91.
- CURET, O.; ELLIOT, J. y JACKSON, M. (1996): "The Use of Case-Based Reasoning to Understand Transfer Pricing", *Intelligent Systems in Accounting and Finance*, Sierra, G. J. y Bonsón, E., p. 45-62.
- _____ y JACKSON, M. (1997): "A Case-Based Learning and Reasoning Agent in Unstructured Decision Making", *Intelligent Technologies in Accounting and Business*, Bonsón, E. y Sierra, G. J., p. 35-47.
- ESCOBAR RODRÍGUEZ, T. (1998): *Los sistemas de información como soporte para la toma de decisiones estratégicas*, Tesis Doctoral, Universidad de Sevilla.
- ETHERIDGE, H. L. y SRIRAM, R. S. (1997): "A Comparison of the Relative Costs of Financial Distress Models: Artificial Neural Networks, Logit and Multivariate Discriminant Analysis", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 6, No.3, p. 235-248.

FORDYCE, K. J. y SULLIVAN, G. A. (1986): "Decision Simulation. One Outcome of Combining Expert Systems and Decision Support Systems", *Artificial Intelligence in Economics and Management*, Pau, L.F., Elsevier Science Publishing Company, p. 31-40.

FRAWLEY, W. J., PIATETSKY-SHAPIRO, G. y MATHEUS, C. J. (1991): *Knowledge Discovery in Databases: An Overview*, AAAI Press/The MIT Press.

GATELY, E. (1996): *Neural Networking for Financial Forecasting*, John Wiley & Sons.

GOONATILAKE, S. (1995): "Intelligent Systems for Finance and Business: An Overview", *Intelligent Systems for Finance and Business*, Goonatilake, S. y Treleaven, P., John Wiley & Sons, Chichester, England, p. 1-28.

GURBAXANI, V. y WHANG, S. (1991): "The Impact of Information Systems on Organizations and Markets", *Communications of the ACM*.

HART, A. (1987): "Role of Induction in Knowledge Elicitation", *Knowledge Acquisition for Expert Systems. A Practical Handbook*, Kidd, A. L., Plenum Press, p. 165-189.

HOLLAND, J. H. (1975): *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press.

KID, A. L. (1987): "Knowledge Acquisition. An Introductory Framework", *Knowledge Acquisition for Expert Systems. A Practical Handbook*, Kidd, A. L., Plenum Press, p. 1-16.

KING, D. y O'LEARY, D. (1996): "Intelligent Executive Information Systems", *IEEE Expert*, December, p. 30-35.

KLEIN, M. y METHLIE, L. B. (1995): *Knowledge-Based Decision Support Systems*, John Wiley & Sons.

KNOBLOCK, C. A. y AMBITE, J. L. (1997): "Agents for Information Gathering", *Software Agents*, Bradshaw, J. M., American Association for Artificial Intelligence, p. 347-373.

KOGAN, A.; NELSON, K.; SRIVASTAVA, R. P. y VASARHELYI, M. A. (1997): "Toward Internet Auditing with FRAANK", *III International Meeting on Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*, September, Punta Umbría (Huelva).

MAES, P. (1994): "Agents that Reduce Work and Information Overload", *Communications of the ACM*, Vol. 37, No.7, p. 31-40.

MARTÍN ZAMORA, M. P. (1997): La solvencia en las cajas rurales provinciales andaluzas (1978-1985). Análisis mediante sistemas de inducción de árboles de decisión, Tesis Doctoral, Universidad de Sevilla.

MCCORD NELSON, M. y ILLINGWORTH, W. T. (1991): *A Practical Guide to Neural Nets*, Addison-Wesley Publishing Company.

McLEOD, D. y YANOVER, P. (1992): "On Intelligent Database Systems", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 1, p. 237-245.

McKEE, T. E. (1995a): "Predicting Bankruptcy Via Induction", *Journal of Information Technology*, Vol. 10, p. 26-36.

_____ (1995b): "Predicting Bankruptcy Via an Inductive Inferencing Algorithm", *Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*, Sierra, G. J. y Bonsón, E., Huelva, p. 169-185.

MORRIS, B. W. y SINHA, A. P. (1996): "Applicability of Case-Based Reasoning for Business Problems: A Study of Three Systems", *Intelligent Systems in Accounting and Finance*, Sierra, G. J. y Bonsón, E., p. 63-75.

NEGROPONTE, N. (1997): "Agents: From Direct Manipulation to Delegation", *Software Agents*, Bradshaw, J. M., American Association for Artificial Intelligence, p. 57-66.

O'LEARY, D. E. y WATKINS, P. R. (1992): "Integration of Intelligent Systems and Conventional Systems: Requirements for Co-ordinating Multiple Agents for Diagnostic Decisions", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 1, p. 135-145.

PARKS, M. S.; SIEMENS, N. y WATSON, H. J. (1976): "A Generalized Model for Automating Judgmental Decisions", *Management Science*, Vol. 22, No.8, April, p. 841-851.

PARSONS, J. (1996): "An Information Model Based on Classification Theory", *Management Science*, Vol. 42, No.10, October, p. 1437-1453.

PAU, L. F. (1986): "Artificial Intelligence in Economics and Management: Why?", *Artificial Intelligence in Economics and Management*, Pau, L. F., Elsevier Science Publishing Company.

PORTER, M. E. y MILLAR, V. E. (1985): "How Information Gives You Competitive Advantage", *Harvard Business Review*, July-August, p. 149-160.

QUESADA, J. F. (1995): "Procesamiento del lenguaje natural: Aplicabilidad a los ámbitos económico, financiero y contable", *Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*, Sierra, G. J. y Bonsón, E., p. 111-141.

_____ (1996): "Lekta II: Toward Real-Time Machine Translation. Applications in the Banking Domain", *Intelligent Systems in Accounting and Finance*, Sierra, G. J. y Bonsón, E., p. 77-101.

QUINLAN, J. R. (1979): "Discovering Rules From Large Collections of Examples (ID3 Algorithm)", in *Expert Systems in the Microelectronic Age*, Michie, D., Edinburgh University Press, Edinburgh.

_____ (1986): "Induction of Decision Trees (ID3 Algorithm)", *Machine Learning J.*, Vol. 1, No.1, pp 81-106.

_____ (1987): "Simplifying Decision Trees", *International Journal of Man-Machine Studies*, No.27, p. 221-234.

_____ (1988): "Decision Trees and Multivalued Attributes", *Machine Intelligence*, No.11, p. 305-318.

_____ (1993): *C4.5. Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann Publishers, CA.

RAUCH-HINDIN, W. B. (1989): *Aplicaciones de la inteligencia artificial en la actividad empresarial, la ciencia y la industria*, Díaz de Santos, Madrid.

SAGER, M. (1990): *Managing Advanced Information Systems*, Prentice Hall, Australia.

SÁNCHEZ TOMÁS, A. (1995): "Aplicación de los sistemas expertos en contabilidad", *Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*, Sierra, G. J. y Bonsón, E., p. 143-170.

SAREEN, V. y VASARHELYI, M. A. (1996): "Towards Intelligent Agents in Accounting", *II International Meeting on Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*, September, Punta Umbría (Huelva).

SERRANO CINCA, C. y MARTÍN DEL BRÍO, B. (1993): "Predicción de la crisis bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol. XXII, No.74, p. 153-176.

SERRANO MORACHO, F. y SERRANO MORACHO, J. M. (1995): "La aplicación de los sistemas expertos a la entrada de datos en aplicaciones informatizadas de contabilidad", *Artificial Intelligence in Accounting, Finance and Tax*, Sierra, G. J. y Bonsón, E., p. 243-256.

SHAW, M. J. y GENTRY, J. A. (1989): "Using Inductive Learning to Evaluate Business Financial Health" *Expert Systems in Economics, Banking and Management*, Pau, L.F. et al., Elsevier Science Pub, North-Holland.

SIERRA MOLINA, G. J. (1993): "Sistemas de información y contabilidad para la gestión", *V Encuentro de ASEPUC*, mayo, Sevilla.

_____ (1996): "Utilización de la inteligencia artificial en la docencia de la contabilidad", *La Docencia de la Contabilidad a Debate*, Departamento de Contabilidad y Economía Financiera, Universidad de Sevilla, p. 55-64.

_____ ; BONSON PONTE, E.; NÚÑEZ GARCÍA, C. y ORTA PÉREZ, M. (1995): *Sistemas expertos en contabilidad y administración de empresas*, Ra-Ma.

STEFIC, M.; AIKINS, J.; BALZER, R.; BENOIT, J.; BIRNBAUM, L.; HAYES-ROTH, F. y SACERDOTI, E. (1983): "The Architecture of Expert Systems", *Building Expert Systems*, Hayes-Roth, F., Waterman, D.A. y Lenat, D.B., Addison-Wesley Publishing Company, p. 89-126.

SYCARA, K.; DECKER, K.; PANNU, A. y WILLIAMSON, M. (1997): "Designing Behaviors for Information Agents", *First International Conference on Autonomous Agents*, February.

TAM, K. Y. y KIANG, M. Y. (1993): "Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions", *Neural Networks in Finance and Investing*, Trippi, R. y Turban, E., Probus Publishing Company, Cambridge, p. 193-228.

TURBAN, E. (1993): "Expert Systems Integration With Computer-Based Information Systems", *Expert Systems in Business and Finance. Issues and Applications*, Watkins, P. R., Eliot, L. B., John Wiley & Sons, p. 3-19.

VASARHELYI, M. A. y HOITASH, R. (1998): "Analytics in Continuous Auditing", *IV International Meeting on Artificial Intelligence and Emerging Technologies in Accounting, Finance and Tax*, December, Huelva.

WHALEN, T.; SCHOTT, B.; GREEN HALL, N. y GANOE, F. (1987): "Fuzzy Knowledge in Rule-Based Systems", *Expert Systems for Business*, Silverman, B.G., Addison-Wesley Publishing Company, p. 99-119.