MINERÍA DE DATOS

TÉCNICAS Y HERRAMIENTAS

CÉSAR PÉREZ LÓPEZ

Universidad Complutense de Madrid
Instituto de Estudios Fiscales

Autor colaborador:

DANIEL SANTÍN GONZÁLEZ

Universidad Complutense de Madrid

THOMSON

Australia • Canadá • México • Singapur • España • Reino Unido • Estados Unidos

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN

Este libro presenta las técnicas más habituales utilizadas en minería de datos de una forma sencilla y fácil de entender a través de las soluciones de software más comunes de entre las existentes en el mercado. Se persigue como finalidad inicial clarificar las aplicaciones relativas a métodos tradicionalmente calificados como difíciles u opacos. Se busca presentar las aplicaciones en la minería de datos sin necesidad de manejar desarrollos matemáticos elevados ni algoritmos teóricos complicados, que es la razón más común de las dificultades en la comprensión y aplicación de esta materia.

Hoy en día se utiliza la minería de datos en diferentes campos de la ciencia. Cabe destacar las aplicaciones financieras y en banca, en análisis de mercados y comercio, en seguros y salud privada, en educación, en procesos industriales, en medicina, en biología y bioingeniería, en telecomunicaciones y en muchas otras áreas. Lo esencial para empezar a trabajar en minería de datos, sea cual sea el campo en que se aplique, es la comprensión de los propios conceptos, tarea que no exige ni mucho menos el dominio de aparato científico que conlleva la materia. Posteriormente, cuando ya sea necesaria la operatoria avanzada, los programas de ordenador permiten obtener los resultados sin necesidad de descifrar el desarrollo matemático de los algoritmos que están debajo de los procedimientos.

En este libro se describen los conceptos de minería de datos de la forma más sencilla posible, de modo que sean inteligibles por lectores con formación diversa. Los capítulos comienzan describiendo las técnicas en lenguaje asequible y presentando a continuación la forma de tratarlas mediante aplicaciones prácticas. Una parte importante de cada capítulo son casos prácticos totalmente resueltos, incluyendo la interpretación de los resultados, que precisamente es lo más importante en cualquier materia con la que se trabaje.

CAPÍTULO 1

MINERÍA DE DATOS: CONCEPTOS, TÉCNICAS Y SISTEMAS

APROXIMACIÓN AL CONCEPTO DE MINERÍA DE DATOS

La minería de datos puede definirse inicialmente como un proceso d descubrimiento de nuevas y significativas relaciones, patrones y tendencias al examina grandes cantidades de datos.

La disponibilidad de grandes volúmenes de información y el uso generalizado d herramientas informáticas ha transformado el análisis de datos orientándolo haci determinadas técnicas especializadas englobadas bajo el nombre de minería de datos *Data Mining*.

Las técnicas de minería de datos persiguen el descubrimiento automático de conocimiento contenido en la información almacenada de modo ordenado en grande bases de datos. Estas técnicas tienen como objetivo descubrir patrones, perfiles tendencias a través del análisis de los datos utilizando tecnologías de reconocimiento d patrones, redes neuronales, lógica difusa, algoritmos genéticos y otras técnicas avanzada de análisis de datos.

No obstante, la minería de datos es ya un concepto muy evolucionado qu necesita ser aproximado conceptualmente por etapas. Inicialmente la finalidad de lo sistemas de información era recopilar información sobre una parcela determinada par ayudar en la toma de decisiones. Con la informatización de las organizaciones y l aparición de aplicaciones software operacionales sobre el sistema de información, l finalidad principal de los sistemas de información es dar soporte a los procesos básico de la organización (ventas, producción, personal...). Una vez satisfecha la necesidad d tener un soporte informático para los procesos básicos de la organización (*sistemas d información para la gestión*), las organizaciones exigen nuevas prestaciones de lo sistemas de información (*sistemas de información para la toma de decisiones*).

De esta forma han aparecido diferentes herramientas de negocio para la toma de decisiones (DSS o *Decision Support Systems*) que *coexisten*: EIS, OLAP, consultas e informes, y las propias herramientas de minería de datos.

Un EIS (*Executive Information System*) es un sistema de información y un conjunto de herramientas asociadas que proporciona a los directivos acceso a la información de estado y sus actividades de gestión. Está especializado en analizar el estado diario de la organización (mediante indicadores clave) para informar rápidamente sobre cambios a los directivos. La información solicitada suele ser, en gran medida, numérica (ventas semanales, nivel de stocks, balances parciales, etc.) y representada de forma gráfica al estilo de las hojas de cálculo.

Las herramientas OLAP (*On-Line Analyitical Processing*) son más genéricas, funcionan sobre un sistema de información (transaccional o almacén de datos) y permiten realizar agregaciones y combinaciones de los datos de maneras mucho más complejas y ambiciosas, con objetivos de análisis más estratégicos. Las herramientas OLAP están basadas, generalmente, en sistemas o interfaces multidimensionales, que presentan la información de una manera matricial. Las herramientas OLAP proporcionan facilidades para "manejar" y "transformar" los datos, producen otros "datos" (más agregados, combinados) y son una gran ayuda para analizar los datos porque producen diferentes vistas de los mismos.

Los *sistemas de informes* o *consultas avanzadas* están basados, generalmente, en sistemas relacionales u objeto-relacionales y el resultado se presenta de forma tabular. Generalmente están implementados en bases de datos relacionales.

Las *herramientas de minería de datos* permiten extraer patrones, tendencias y regularidades para describir y comprender mejor los datos y para predecir comportamientos futuros. La Minería de Datos analiza los datos y el resto de herramientas citadas anteriormente facilitan el acceso a la información para que el análisis sea más efectivo, es decir, son instrumentos de apoyo a la minería de datos.

No obstante las herramientas anteriormente citadas suelen necesitar de la existencia previa de un *almacén de datos (Data Warehouse)*. El almacén de datos es el *sistema de información central* en todo este proceso. Un almacén de datos es una colección de datos orientada a un dominio, integrada, no volátil y variante en el tiempo para ayudar en la toma de decisiones. Un almacén de datos es un conjunto de datos históricos, internos o externos y descriptivos de un contexto o área de estudio, que están integrados y organizados de tal forma que permiten aplicar eficientemente herramientas para resumir, describir y analizar los datos con el fin de ayudar en la toma de decisiones estratégicas.

Las fuentes internas y externas de datos están separadas. Gran parte de los datos que se incorporan en un almacén de datos provienen de una base de datos transaccional que es el origen de datos interno y cuya información es fruto de las transacciones derivadas de la actividad diaria, pero también existen otras fuentes externas de información.

Existe un sistema especializado para realizar la carga y mantenimiento de un almacén de datos, denominado *sistema ETL* (*Extraction, Transformation, Load*). Este sistema se encarga de la lectura de datos transaccionales, de la incorporación de datos externos, creación de claves, integración de datos, agregaciones, limpieza y transformación de datos, creación y mantenimiento de metadatos, planificación de carga y mantenimiento, indización, pruebas de calidad, etc.

La Figura 1-1, cuya fuente es Orallo, Quintana y Ramírez (*Introducción a la Minería de datos*) ordena los conceptos expuestos en los párrafos anteriores.

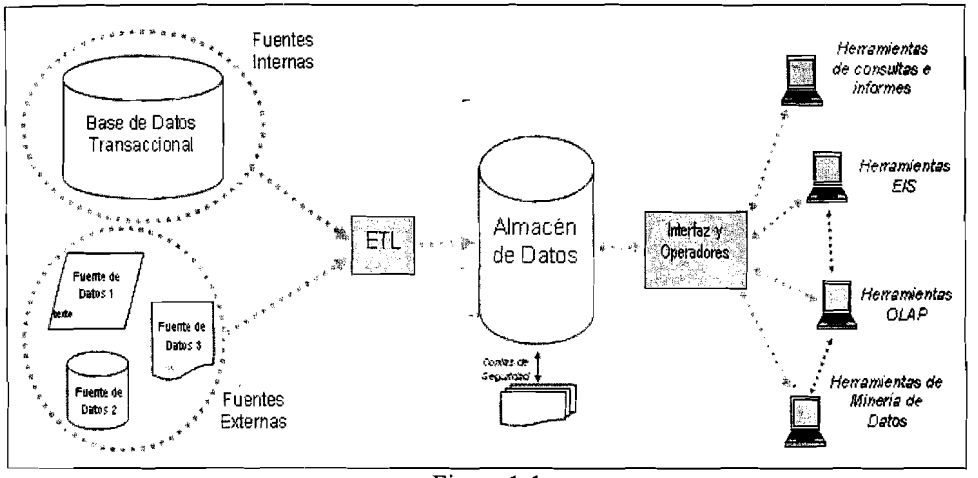


Figura 1-1

No obstante hay que tener claro que los almacenes de datos no son imprescindibles para hacer extracción de conocimiento a partir de los datos. Se puede hacer minería de datos sobre un simple fichero de datos. Pero las ventajas de organizar un almacén de datos para realizar minería de datos se amortizan sobradamente a medio y largo plazo cuando tenemos grandes volúmenes de datos, o éstos aumentan con el tiempo, o provienen de fuentes heterogéneas o se van a combinar de maneras arbitrarias y no predefinidas.

EL PROCESO DE EXTRACCIÓN DEL CONOCIMIENTO

Pero la minería de datos es sólo una etapa del *proceso de extracción de conocimiento a partir de datos* (KDD). Este proceso consta de varias fases como la preparación de datos (selección, limpieza, y transformación), su exploración y auditoría, minería de datos propiamente dicha (desarrollo de modelos y análisis de datos), evaluación, difusión y utilización de modelos (*output*). Además, el proceso de extracción del conocimiento incorpora muy diferentes técnicas (árboles de decisión, regresión lineal, redes neuronales artificiales, técnicas bayesianas, máquinas de soporte vectorial, etc.) de campos diversos (aprendizaje automático e inteligencia artificial), estadística, bases de datos, etc.) y aborda una tipología variada de problemas (clasificación, categorización, estimación/regresión, agrupamiento, etc.). La Figura 1-2 muestra las etapas del KDD.

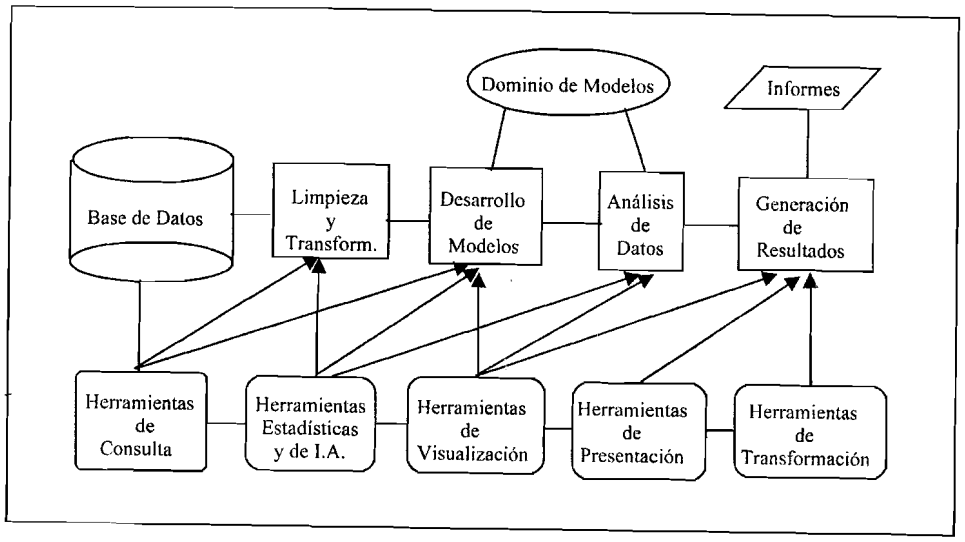


Figura 1-2

El KDD comienza con la *recopilación e integración de la información* a partir de unos datos iniciales de que se dispone (fase de *selección de datos*). Las primeras fases del KDD determinan que las fases sucesivas sean capaces de extraer conocimiento válido y útil a partir de la información original. Generalmente, la información que se quiere investigar sobre un cierto dominio de la organización se encuentra en bases de datos (*Database*) y otras fuentes muy diversas, tanto internas como externas (en general la información se encuentra ordenada en almacenes de datos). Muchas de estas fuentes son las que se utilizan para el trabajo transaccional. El análisis posterior será mucho más sencillo si la fuente es unificada, accesible (interna) y desconectada del trabajo transaccional. Aparte de información interna de la organización, los almacenes de datos pueden recoger información externa, como demografías (censo), páginas amarillas, psicografías (perfiles por zonas), uso de Internet, información de otras organizaciones y bases de datos externas compradas a otras compañías. La disponibilidad de grandes volúmenes de información en esta fase nos lleva a la necesidad de usar técnicas de muestreo para la selección de datos.

La fase siguiente del KDD integra la exploración, la limpieza o criba de datos (*Data Cleaning*) y la transformación de datos. Se deben eliminar el mayor número posible de datos erróneos o inconsistentes (limpieza) e irrelevantes (criba). En esta fase se utilizan herramientas de consulta (*Query tools*) y herramientas estadísticas (*Statistics tools*) casi exclusivamente. En la exploración se usan técnicas de análisis exploratorio de datos como los histogramas y los diagramas de caja, tallo y hojas, que ayudan a detectar datos anómalos o atípicos (*outliers*). La presencia de datos atípicos y valores desaparecidos (datos *missing*) puede llevarnos a usar algoritmos robustos a datos atípicos y desaparecidos (p.ej. árboles de decisión), a filtrar la información, a reemplazar valores mediante *técnicas de imputación* y a transformar datos continuos en discretos mediante *técnicas de discretización*. Entre las técnicas avanzadas de transformación tenemos las de reducción y aumento de la dimensión.

La fase siguiente en el KDD es la propia minería de datos que se llevará a cabo a partir del desarrollo de modelos predictivos y descriptivos (*Model Development*) y mediante el análisis de datos (*Data Analysis*). Una vez recogidos los datos de interés, un explorador puede decidir qué tipo de patrón quiere descubrir. El tipo de conocimiento que se desea extraer va a marcar claramente la técnica de minería de datos a utilizar.

Para seleccionar y validar los modelos anteriores es necesaria una nueva fase consistente en el uso de criterios de evaluación de hipótesis. El despliegue del modelo a veces es trivial pero otras veces requiere un proceso de implementación o interpretación. En esta fase se utilizan adicionalmente herramientas estadísticas y de visualización (*Visualization tools*).

Una fase posterior del KDD es la relativa a la difusión y uso del conocimiento derivado de las técnicas de minería de datos a través del los modelos correspondientes que habitualmente desembocan en la generación de resultados (*Output Generation*). El modelo puede tener muchos usuarios y necesitar difusión, con lo que puede requerir ser expresado de una manera comprensible para ser distribuido en la organización. En esta fase se utilizan herramientas de visualización (*Visualization tools*), presentación (*Presentation tools*) y transformación de datos (*Data transformation tools*).

Por lo tanto, observamos en el proceso de extracción del conocimiento KDD la secuencia de fases siguiente: SELECCIÓN → EXPLORACIÓN → LIMPIEZA → TRANSFORMACIÓN → MINERÍA DE DATOS → EVALUACIÓN → DIFUSIÓN

En la fase de *selección* se integran y recopilan los datos, se determinan las fuentes de información que pueden ser útiles y dónde conseguirlas, se identifican y seleccionan las variables relevantes en los datos y se aplican las técnicas de muestreo adecuadas. Todo ello se facilita disponiendo de un almacén de datos con la información en formato común y sin inconsistencias. Dado que los datos provienen de diferentes fuentes, es necesaria su *exploración* mediante técnicas de análisis exploratorio de datos, buscando entre otras cosas la distribución de los datos, su simetría y normalidad y las correlaciones existentes en la información. A continuación es necesaria la *limpieza* de los datos, ya que pueden contener valores atípicos, valores faltantes y valores erróneos. En esta fase se analiza la influencia de los datos atípicos, se imputan los valores faltantes y se eliminan o corrigen los datos incorrectos. A continuación, si es necesario, se lleva a cabo la *transformación* de los datos generalmente mediante técnicas de reducción o aumento de la dimensión y escalado simple y multidimensional, entre otras. Las cuatro primeras fases se suelen englobar bajo el nombre de *preparación de datos*. En la fase de *minería de datos*, se decide cuál es la tarea a realizar (clasificar, agrupar, etc.) y se elige la técnica descriptiva o predictiva que se va utilizar. En la fase de *evaluación e interpretación* se evalúan los patrones y se analizan por los expertos, y si es necesario se vuelve a las fases anteriores para una nueva iteración. Finalmente, en la fase de *difusión* se hace uso del nuevo conocimiento y se hace partícipe de él a todos los posibles usuarios. Entonces, la clasificación de las fases del proceso de extracción del conocimiento podría resumirse en el siguiente esquema:

- *KDD*
  - *SELECCIÓN*
    - *Recopilar e integrar las fuentes de datos existentes*
    - *Identificar y seleccionar las variables relevantes en los datos*
    - *Aplicar las técnicas de muestreo adecuadas*
  - *EXPLORACIÓN*
    - *Utilizar las técnicas de análisis exploratorio de datos*
    - *Deducir la distribución de los datos, simetría y normalidad*
    - *Analizar las correlaciones existentes en la información*
  - *LIMPIEZA*
    - *Detectar y tratar la presencia de valores atípicos (outliers)*
    - *Imputar la información faltante o valores perdidos (datos missing)*
    - *Eliminar datos erróneos e irrelevantes*
  - *TRANSFORMACIÓN*
    - *Utilizar técnicas de reducción y aumento de la dimensión*
    - *Aplicar técnicas de discretización y numerización*
    - *Realizar escalado simple y multidimensional*
  - *MINERÍA DE DATOS*
    - *Utilizar técnicas predictivas*
      - *Regresión y series temporales*
      - *Análisis discriminante*
      - *Métodos bayesianos*
      - *Algoritmos genéticos*
      - *Árboles de decisión*
      - *Redes neuronales*
    - *Utilizar técnicas descriptivas*
      - *Clustering y Segmentación*
      - *Escalamiento*
      - *Reglas de asociación y dependencia*
      - *Análisis exploratorio*
      - *Reducción de la dimensión*
  - *EVALUACIÓN E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS*
    - *Intervalos de confianza*
    - *Bootstrap*
    - *Análisis ROC*
    - *Evaluación de modelos*
  - *DIFUSIÓN Y USO DE MODELOS*
    - *Visualización*
    - *Simulación*

No obstante, la clasificación anterior no es la única que aparece en la literatura de esta materia. Existen otras interpretaciones del concepto de minería de datos, en la línea de considerar las fases del proceso de extracción del conocimiento expresadas previamente como técnicas de minería de datos. Por ejemplo, SAS Institute define el concepto de *Data Mining* como el proceso de Seleccionar (*Selecting*), Explorar (*Exploring*), Modificar (*Modifying*), Modelizar (*Modeling*) y Valorar (*Assessment*) grandes cantidades de datos con el objetivo de descubrir patrones desconocidos que puedan ser utilizados como ventaja comparativa respecto a los competidores. Este proceso es resumido con las siglas SEMMA. La Figura 1-3 ilustra las fases del proceso de minería de datos según SAS Institute.

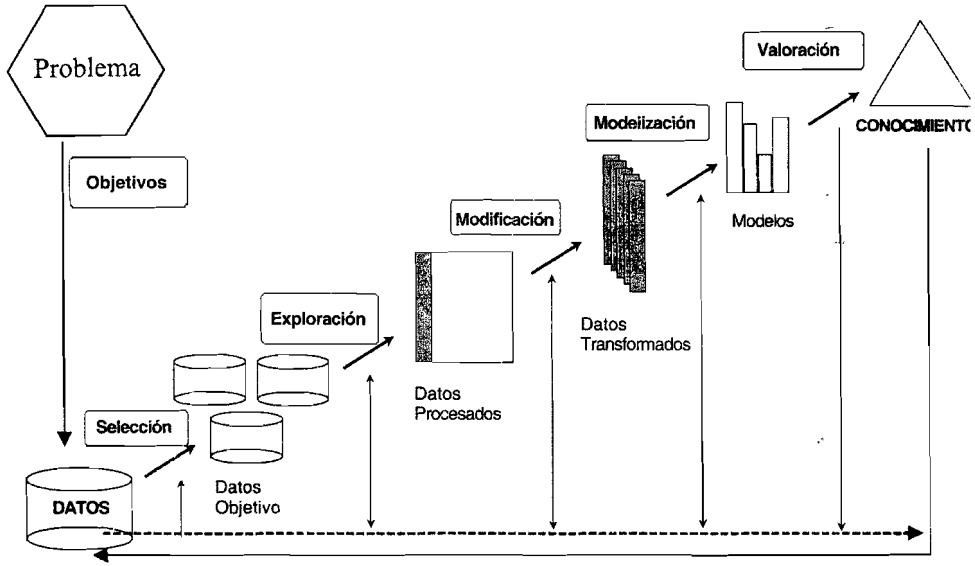


Figura 1-3

Se observa la equivalencia entre las componentes del concepto de minería de datos de SAS Institute y las fases del KDD expuestas anteriormente. La fases de Limpieza y Transformación en KDD equivalen a la fase de Modificación en SAS, y la fase de Minería de Datos equivale a Modelización. Evaluación y Valoración pueden considerarse sinónimos. SAS Institute implementa la minería de datos en el software *Enterprise Miner*, que será utilizado en este libro, y en otros procedimientos y módulos (STAT, ETS,...).

Por su parte SPSS considera que las seis fases que forman el proceso de la minería de datos son: la comprensión del negocio, la comprensión de los datos, la preparación de los datos, el modelado, la evaluación y el uso del modelo. SPSS implementa esta filosofía de la minería de datos en el software *Clementine*, que será utilizado en este libro, y en otros procedimientos y módulos (*Answer Tree, Neural Connection*,...).

TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS

La clasificación inicial de las técnicas de minería de datos distingue entre técnicas predictivas, en las que las variables pueden clasificarse inicialmente en dependientes e independientes (similares a las técnicas del análisis de la dependencia o métodos explicativos del análisis multivariante), técnicas descriptivas, en las que todas las variables tienen inicialmente el mismo estatus (similares a las técnicas del análisis de la interdependencia o métodos descriptivos del análisis multivariante) y técnicas auxiliares.

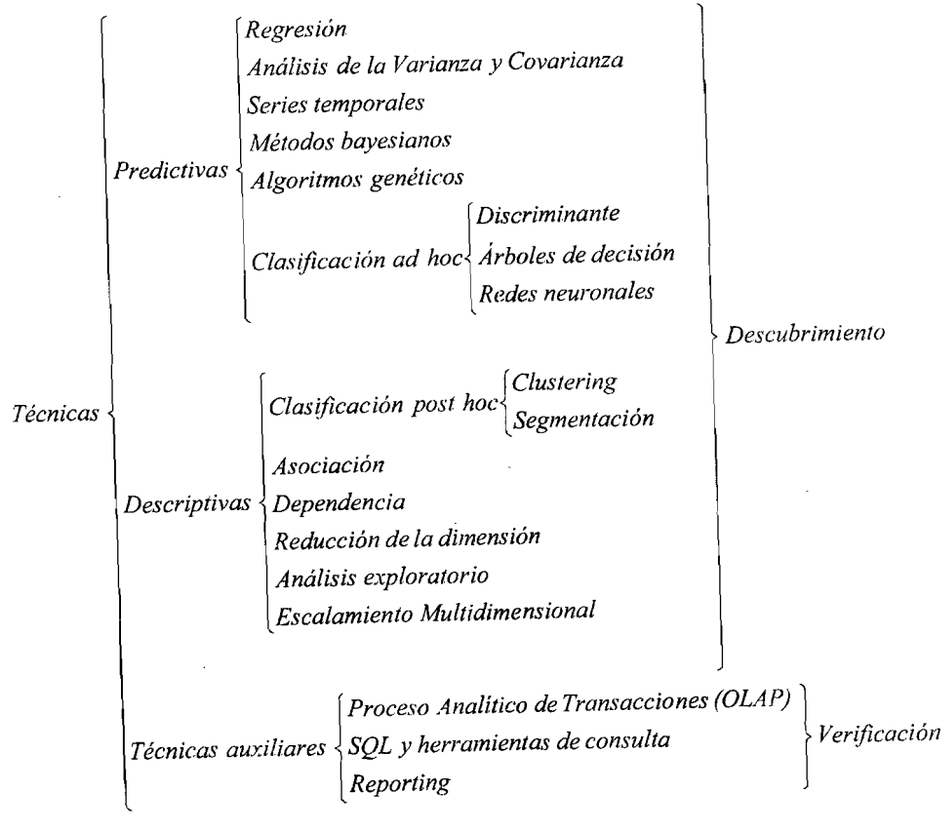
Las *técnicas predictivas* especifican el modelo para los datos en base a un conocimiento teórico previo. El modelo supuesto para los datos debe contrastarse después del proceso de minería de datos antes de aceptarlo como válido. Formalmente, la aplicación de todo modelo debe superar las fases de *identificación objetiva* (a partir de los datos se aplican reglas que permitan identificar el mejor modelo posible que ajuste los datos), *estimación* (proceso de cálculo de los parámetros del modelo elegido para los datos en la fase de identificación), *diagnosis* (proceso de contraste de la validez del modelo estimado) y *predicción* (proceso de utilización del modelo identificado, estimado y validado para predecir valores futuros de las variables dependientes). En algunos casos, el modelo se obtiene como mezcla del conocimiento obtenido antes y después del *Data Mining* y también debe contrastarse antes de aceptarse como válido. Por ejemplo, las *redes neuronales* permiten descubrir modelos complejos y afinarlos a medida que progresa la exploración de los datos. Gracias a su capacidad de aprendizaje, permiten descubrir relaciones complejas entre variables sin ninguna intervención externa. Podemos incluir entre estas técnicas todos los tipos de regresión, series temporales, análisis de la varianza y covarianza, análisis discriminante, árboles de decisión, redes neuronales, algoritmos genéticos y técnicas bayesianas. Tanto los árboles de decisión, como las redes neuronales y el análisis discriminante son a su vez *técnicas de clasificación* que pueden extraer perfiles de comportamiento o clases, siendo el objetivo construir un modelo que permita clasificar cualquier nuevo dato. Los árboles de decisión permiten clasificar los datos en grupos basados en los valores de las variables. El mecanismo de base consiste en elegir un atributo como raíz y desarrollar el árbol según las variables más significativas.

En las *técnicas descriptivas* no se asigna ningún papel predeterminado a las variables. No se supone la existencia de variables dependientes ni independientes y tampoco se supone la existencia de un modelo previo para los datos. Los modelos se crean automáticamente partiendo del reconocimiento de patrones. En este grupo se incluyen las técnicas de *clustering* y segmentación (que también son técnicas de clasificación en cierto modo), las técnicas de asociación y dependencia, las técnicas de análisis exploratorio de datos y las técnicas de reducción de la dimensión (factorial, componentes principales, correspondencias, etc.) y de escalamiento multidimensional.

Tanto las técnicas predictivas como las técnicas descriptivas están enfocadas al *descubrimiento del conocimiento* embebido en los datos.

Las *técnicas auxiliares* son herramientas de apoyo más superficiales y limitadas. Se trata de nuevos métodos basados en técnicas estadísticas descriptivas, consultas e informes y enfocados en general hacia la *verificación*.

A continuación se muestra una *clasificación de las técnicas de Data Mining*.



Se observa que las *técnicas de clasificación* pueden pertenecer tanto al grupo de técnicas predictivas (discriminante, árboles de decisión y redes neuronales) como a las descriptivas (*clustering* y segmentación). Las técnicas de clasificación predictivas suelen denominarse *técnicas de clasificación ad hoc* ya que clasifican individuos u observaciones dentro de grupos previamente definidos. Las técnicas de clasificación descriptivas se denominan *técnicas de clasificación post hoc* porque realizan clasificación sin especificación previa de los grupos.

En la Figura 1-4 se muestra un diagrama con la clasificación de las técnicas de minería de datos, que es clásico en la literatura de esta materia.

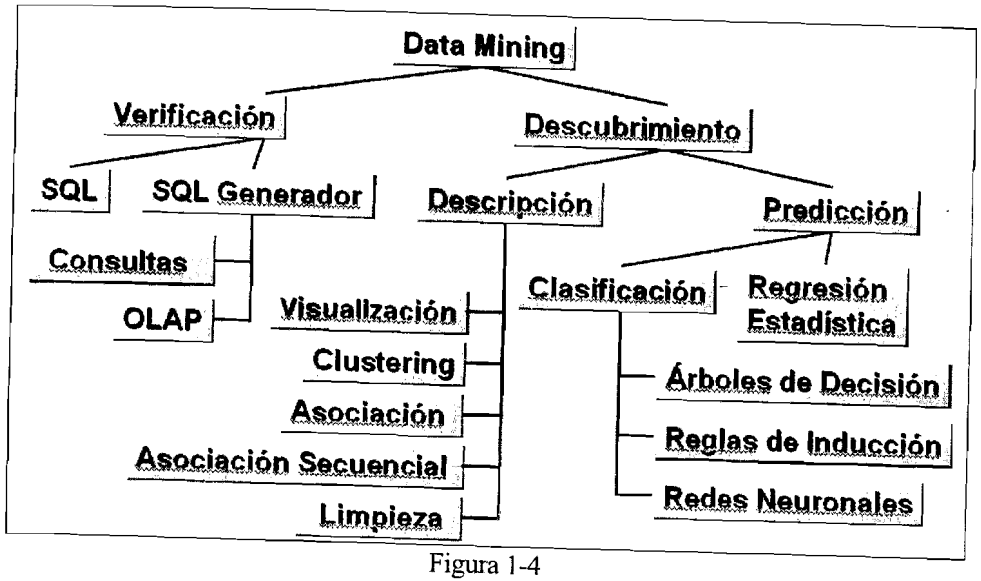


Figura 1-4

SISTEMAS DE MINERÍA DE DATOS

La Figura 1-5 muestra los sistemas de minería de datos más utilizados en el mercado junto con las técnicas que tratan cada uno de ellos, las plataformas sobre las que trabajan y los interfaces de lectura de datos.

Producto	Compañía	Técnicas	Plataforma	Interfaz
Knowledge Seeker	Angoss	Árboles de Decisión	Win	ODBC
CART	Salford Systems	Árboles de Decisión	Win/UNIX	
Clementine	SPSS	Amplio abanico	Win/UNIX	ODBC
Data Surveyor	Data Distilleries	Amplio abanico	UNIX	ODBC
Gain Smarts	Urban Science	Gráficos-Ganancias	Win/UNIX	
Intelligent Miner	IBM	Amplio abanico	UNIX (AIX)	IBM, DB2
Micostrategy	Micostrategy	Datawarehouse	Win	Oracle
Polyanalyst	Megaputer	Simbólicas	Win	Oracle, ODBC
Darwin	Oracle	Amplio abanico	Win/UNIX	Oracle
Enterprise Miner	SAS Institute	Amplio abanico	Win/UNIX/Mac	
SGI MineSet	Silicon Graphics	Asociación y Clasificación	UNIX	Oracle, Sybase, Informix
Wizsoft/Wizwhy	Wizsoft			

Figura 1-5

Los sistemas de minería de datos que utilizaremos en este libro son *SPSS Clementine* y *SAS Enterprise Miner*.

SPSS Clementine es un sistema de minería de datos que contempla diferentes fuentes de datos (ASCII, Oracle, Informix, Sybase, Ingres, etc.), una interfaz visual sencilla y distintas herramientas de minería de datos (redes neuronales, árboles de decisión, regresión, series temporales, *cluster*, etc.). Trabaja bajo los sistemas operativos UNIX y Windows.

SAS Enterprise Miner es una herramienta completa que incluye conexión a bases de datos (a través de ODBC y SAS datasets), muestreo e inclusión de variables derivadas, partición de la evaluación del modelo respecto a conjuntos de entrenamiento, validación y chequeo, distintas herramientas de minería de datos (algoritmos y tipos de árboles de decisión, redes neuronales, regresión y *clustering*, etc.), comparación de modelos y conversión de los modelos en código SAS. Dispone de un interfaz gráfico muy sencillo e incluye herramientas para flujo de proceso, tratando el proceso KDD como un proceso y las fases se pueden repetir, modificar y grabar.

Existen en el mercado otros sistemas que permiten realizar *Data Mining a través de bases de datos*. Concretamente, las bases de datos Oracle y SQL Server disponen de sistemas de minería de datos asociados.

Oracle dispone de herramientas de "Business Intelligence" y "Data Mining" (*http://www.oracle.com/ip/analyze/warehouse/bus_intell/index.html*) que tienen una orientación más empresarial y de sistemas de información. También dispone de herramientas de OLAP, Datawarehouse e Informes Avanzados. Asimismo, presenta herramientas propias de Minería de Datos a través del producto Oracle Darwin (*http://www.oracle.com/ip/analyze/warehouse/datamining/index.html*).

Microsoft SQL Server dispone del producto *Analysis Services* que implementa la minería de datos. Se fundamenta en el "OLE DB for Data Mining" e implementa una extensión del SQL que trabaja con DMM (*Data Mining Model*) que permite crear el modelo, entrenarlo y realizar predicciones. La versión SQL Server 2005, en su módulo *Analisys Services* cuenta con los algoritmos de minería de datos más avanzado entre los que se incluyen árboles de decisión y regresión, series temporales, agrupación en clústeres, reglas de asociación, algoritmo Naive Bayes y minería de textos. Dispone de un asistente y diseñador para minería de datos que permite construir modelos sofisticados a través de una interfaz fácil de usar. Además, se proporcionan gráficos de elevación y beneficios, por lo que podrá comparar y contrastar la calidad de los modelos antes de dedicarse a la distribución.

Existe una representación clásica de los sistemas de minería de datos cuya fuente es Elder Research (*www.dataminiglab.com*) y que se presenta en la Figura 1-6.

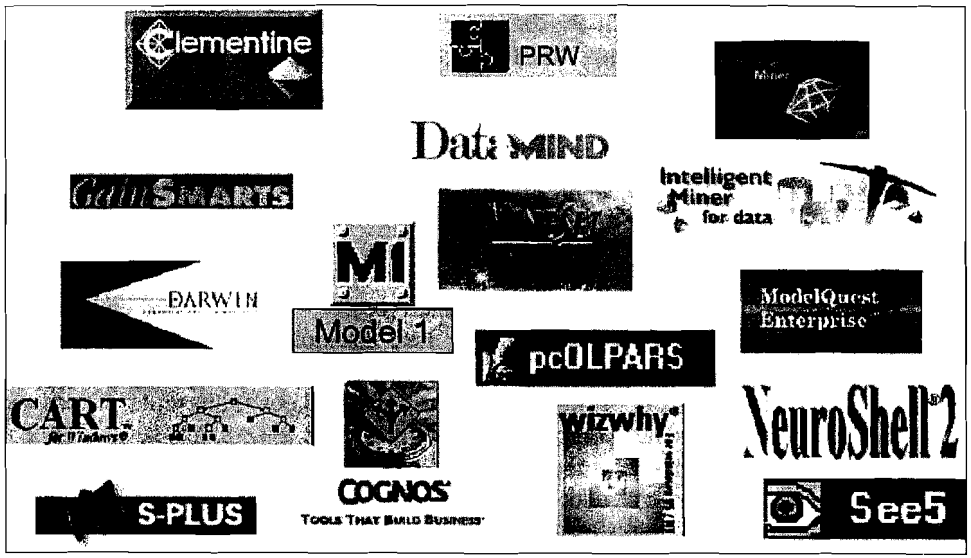


Figura 1-6