

LA INTELIGENCIA ANALÍTICA Y LA COMPETITIVIDAD EN LAS EMPRESAS

Mireya Salgado Gallegos¹, Silvia Edith Albarrán Trujillo²
Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma del Estado de México

*“Si conoces a los demás y te conoces a ti mismo,
Ni en cien batallas correrás peligro;
Si no conoces a los demás, pero te conoces a ti mismo,
Perderás una batalla y ganarás otra;
Si no conoces a los demás ni te conoces a ti mismo,
Correrás peligro en cada batalla”*

Sun Tzu, “El Arte de la Guerra”

Temática. Competitividad y la gestión del conocimiento

RESUMEN

En las empresas de hoy no es suficiente tener la mejor maquinaria, el personal mejor calificado o tecnología actualizada si ello no apoya para que las empresas tengan una ventaja competitiva. La inteligencia analítica implica la cadena de valor de la inteligencia que trata de ir más allá de la obtención del conocimiento de los datos. Las empresas en la actualidad no sólo compiten por segmentos de mercado ahora compiten por ser un mejor competidor analítico. Entre las herramientas más utilizadas para la obtención de ventajas competitivas está la minería de datos que apoya entre otras cosas, para una mejor toma de decisiones.

ABSTRACT

Inside current enterprises is not enough to have the best machines, the most qualified people or the most actual technology. It is necessary that all that sources help to have a competitive advantage. The Analytic Intelligence involves the Intelligence Value Chain which optimize and extends the value of data through its transforming into knowledge. Nowadays the organizations compete against each other not only for the market segments but a better analytic competitor. Among the

¹ msalgado@uaemex.mx, División de Ingeniería en Computación, Facultad de Ingeniería, UAEM

² seat@uaemex.mx, División de Ingeniería en Computación, Facultad de Ingeniería, UAEM

most useful tools to take competitive advantage is the data mining which helps to take better decisions.

DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

El poco conocimiento en la aplicación de técnicas de inteligencia analítica en las organizaciones en su procesamiento de datos como generadora de conocimiento y herramienta indispensable en la toma de decisiones.

OBJETIVO

Dar a conocer la importancia de la aplicación de la Inteligencia Analítica en el proceso de toma de decisiones en las organizaciones.

METODOLOGÍA

- Revisión de la literatura.
- Integrar información sobre Inteligencia Analítica.
- Describir el proceso de integración de la Inteligencia Analítica en la obtención de conocimiento.
- Analizar la aplicación de .la Inteligencia Analítica en las organizaciones.
- Resaltar la importancia de la Inteligencia Analítica en la toma de decisiones.

INTRODUCCIÓN

El cambio en la forma de competir entre las empresas basadas en el uso extensivo de la analítica, datos y toma de decisiones ha permitido la proliferación de diferentes modelos para analizar los problemas de negocios. La toma de decisiones en las empresas se basa en información generada mediante analítica considerada como una fase posterior a la inteligencia de negocios [1, 2] en la cadena de valor de conocimiento que se muestra en la figura 1 [3].

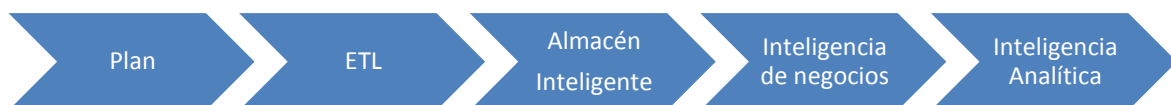


Figura 1. Cadena de valor de conocimiento[3]

Para completar la cadena de valor del conocimiento se debe considerar un Plan soportado por modelos analíticos de datos; en la etapa de ETL se considera la pre-construcción, capacidad de rendimiento para manipulación de datos, análisis, calidad de datos e integración de datos, transformación y carga de procesos de datos; En el Almacenamiento Inteligente se determina y especifica la plataforma de almacenamiento de datos, en la fase de Inteligencia de Negocios la empresa debe adquirir una variedad importante de herramientas de reporte y búsquedas o consultas e incluye a Inteligencia competitiva y finalmente la Inteligencia analítica, plataforma integrada por un amplio rango de análisis profundo que incluyen modelado predictivo y descriptivo, pronósticos, optimización, simulación, diseño experimental, entre otros. En la fase de Inteligencia Analítica es donde realmente se aporta información para la toma de decisiones en las empresas.

DESARROLLO

La AECA (Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas) define competitividad como *“la capacidad de una organización para obtener y mantener sistemáticamente ventajas comparativas que le permiten alcanzar, sostener y mejorar una determinada posición en el entorno socioeconómico en que actúa”* [4].

La competitividad mundial ha aumentado, produciendo en cada una de las organizaciones un elevado interés en la creación desde el interior de sus elementos que permitan vencer a la competencia, produciendo dentro de éstas un enfoque dinámico basado en el estudio de la innovación y cuyo componente principal es el conocimiento [5], de aquí que surja el término Inteligencia Competitiva (IC).

La Inteligencia Competitiva es definida por la Sociedad de Profesionales de Inteligencia Competitiva (SCIP) en Estados Unidos como *“un proceso ético y sistemático de recolección de información, análisis y diseminación pertinente, precisa, específica, oportuna, predecible y activa, acerca del ambiente de negocios, de los competidores y de la propia organización”* [6].

La competitividad de las organizaciones depende cada vez más de cómo explotan el recurso información [7, 8], especialmente cuando se toma conciencia que el recurso “información” es valioso o que el “conocimiento es poder” [9], aunado al impacto positivo que tienen las inversiones en Tecnologías de Información y Comunicación (TIC’s), logrando una unión entre tecnología y negocio la cual se está configurando como una de las grandes fuentes de generación de innovación y valor en las empresas. [7, 10]

En este sentido Gilad [11] define a la inteligencia competitiva como *“el acceso a tiempo al conocimiento e información relevantes en las distintas fases de la toma de decisiones”*.

Desde 1985 Porter [12] predijo que la información y la tecnología formarían parte de un proceso revolucionario y que ninguna empresa se escaparía de los efectos de esta revolución, sugería que para hacer frente a esta revolución, los gerentes tenían que evaluar la intensidad de información en sus empresas, evaluar las TIC’s en la industria e identificar maneras para que éstas desarrollen ventajas competitivas, convirtiéndose en organizaciones intensivas en información [7]. De hecho, la unión entre tecnología y negocio se está configurando como una de las grandes fuentes de generación de innovación y valor en las empresas [10], haciendo que la tecnología pasara de ser una simple herramienta de apoyo y se transformara en un arma estratégica [13].

Actualmente las empresas han realizado grandes inversiones en tecnología de la información (ERP, DSSI, CRM) [6]. Estas herramientas en la mayoría de los casos no rinden a las organizaciones el valor que esperan, el error está en el hecho de que esperan que estas plataformas generen inteligencia y sólo generan información, y en el mejor de los casos, conocimiento [7, 13].

Con base en lo anterior, el desarrollo acelerado de herramientas, técnicas y métodos informáticos para el almacenamiento y explotación de los datos ha traído

como consecuencia que la información se esté convirtiendo en la columna vertebral de las organizaciones [7, 8] principalmente en el proceso de toma de decisiones [14-19], que se realiza en la fase de Inteligencia Analítica.

LA INTELIGENCIA ANALÍTICA

Los rápidos avances de la tecnología de almacenamiento y colección de datos han contribuido en el aumento del volumen y variedad de información que se encuentra en las bases de datos [15, 20-26], esto ha hecho que el análisis de un gran volumen de información se haya convertido en una tarea rutinaria [27], compleja [22, 28] y difícil de realizar manualmente [14], lo que afirma que el almacenamiento de información ha crecido más rápidamente que la capacidad de analizarla [25, 28-30] para una buena toma de decisiones [19].

La relevante importancia que ha tomado la información en el proceso de toma de decisiones ha hecho que los datos pasen de ser un producto a ser una materia prima que hay que explotar para obtener el verdadero “producto elaborado”: *el conocimiento* [15], lo cual implica que el verdadero valor no es el almacenamiento de los datos sino la habilidad de extraer conocimiento [16].

La obtención de conocimiento sigue un proceso de transformación de datos: los datos se transforman en información, la información en conocimiento [18] y más allá del conocimiento, éste se transforma en inteligencia, este proceso es conocido como *La Cadena del Valor de la Inteligencia* [31] y representado en la figura 2.

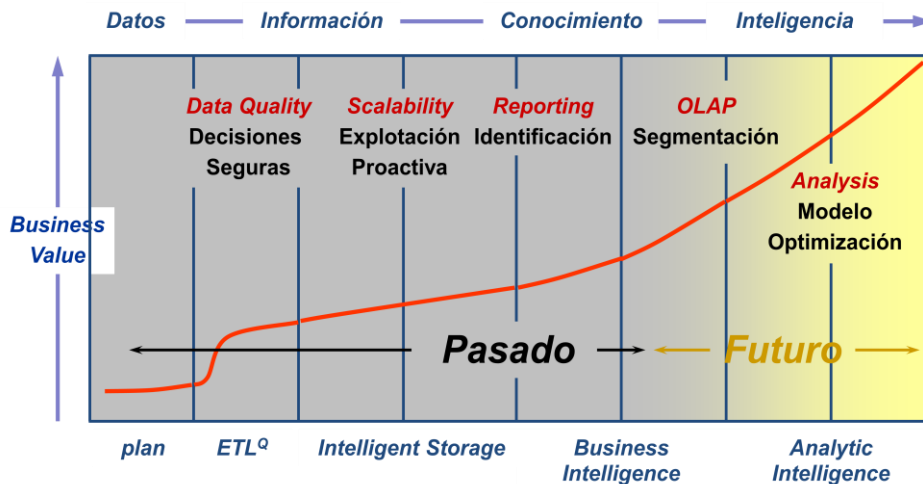


Figura 2: La cadena del valor de la inteligencia [31]

La Cadena del Valor de la Inteligencia está formada por cuatro componentes esenciales [13]:

1. Los datos.
2. La información.
3. El conocimiento.
4. La inteligencia.

Los *datos* son representaciones alfanuméricas de determinadas variables, que identifican los procesos de negocio. Si éstos se extraen, se transforman y se almacenan a un nivel más comprensivo, entonces se convierten en *información*; si a ésta se le aplican técnicas de análisis estadístico, entonces se genera *conocimiento*, una vez obtenido el conocimiento se llega a la última etapa de la cadena del valor de la inteligencia que es quizá la más compleja y valiosa –la *inteligencia o inteligencia analítica*- relacionándose con la extracción de complejos patrones de comportamiento del negocio usados como modelos de soporte, y que permiten a las empresas y organizaciones crear una ventaja competitiva sostenible.

Generar *inteligencia* del conocimiento es hablar de Inteligencia Analítica la cual es definida como el proceso de utilización de la analítica aplicada (estadística

aplicada, tecnologías de información, análisis de procesos, comunicaciones) para la extracción de complejos patrones de comportamiento en un conjunto de datos. En su aplicación práctica incluye técnicas de análisis [30] y minería de datos [31].

Con el uso de la Inteligencia Analítica (IA) las empresas no sólo conocen indicadores tradicionales sino también determinan información que ayuda a estas empresas a estudiar el comportamiento del mercado y averiguar, no sólo los gustos de sus clientes sino lo que harán en el futuro [32], de esta manera IA es lo más aproximado a las *predicciones* [32, 33] ya que permite predecir escenarios, establecer “que pasaría si” [33] lo cual tiene por objeto crear una ventaja competitiva sostenible en los negocios.

Sixtina Consulting Group [32] define que la analítica es *“el uso intensivo y sofisticado de la información para conocer, evaluar y predecir conductas y comportamientos de todos los participantes de la organización, ya sean clientes, proveedores, personal, etc.”*.

Basado en lo anterior, la inteligencia analítica es considerada como la combinación de técnicas de explotación de información, aplicaciones analíticas y herramientas de inteligencia de negocios (análisis de datos cuantitativos e información) para facilitar la toma de decisiones [34, 35].

De esta manera, surge un cambio en la forma de competir entre las empresas [2, 36] basadas con el uso extensivo de la analítica, datos y toma de decisiones basadas en hechos que han permitido la proliferación de diferentes modelos para analizar los problemas de negocios [2, 37], de aquí que surjan “nuevas” empresas denominadas *competidores analíticos*.

EL COMPETIDOR ANALÍTICO

En la última década, la masificación de las tecnologías de la información, el aumento en la capacidad de procesamiento y almacenamiento de datos, el

crecimiento de las redes sociales y el desarrollo de nuevas metodologías de análisis y visualización de datos, han permitido la aparición de un nuevo tipo de competidor: el competidor analítico.[38]

Al respecto Davenport [36] dice: *“En una época en la que en muchos sectores las empresas ofrecen productos similares y utilizan tecnologías comparables, los procesos de negocios son uno de los pocos espacios restantes de diferenciación y los competidores analíticos exprimen hasta la última gota de valor de esos procesos”*.

El competidor analítico tiene un alto nivel de éxito y crecimiento basando su estrategia en el uso superior de la información disponible aplicando en tiempo real métodos de análisis cuantitativos, descriptivos y predictivos de mayor potencia [37, 38].

Existen ya un sinnúmero de empresas que aplican la IA en todos su procesos, entre las que destacan se encuentran: American Airlines con sus “reservaciones electrónicas”, Otis Elevator con su “mantenimiento predictivo” y American Hospital Supply con sus “pedidos en línea”, “Amazon”, “Harrah’s”, “Capital One” y los “Red Sox de Boston”, dominan en sus respectivos sectores, mediante el uso profundo y sistemático de las técnicas analíticas. Entre otras están las presentadas en la tabla 1.

Tabla 1. Empresas con IA [32]

FUNCIÓN	DESCRIPCIÓN	EJEMPLOS
Compras	Simulación y optimización de cadena de aprovisionamiento, reducción de inventarios y de situaciones de falta de stocks	Dell, Wal-Mart, Amazon
Selección de clientes, fidelización, servicio	Identificación de grupos de clientes con alto potencial de rentabilidad, aumento de la probabilidad de que necesiten el producto/servicio de la empresa, mantener una alta fidelidad	Harrah’s, Capital One, Barclays
Precios	Identificar el precio que maximizará el rendimiento o la ganancia. Establecer el precio que el cliente pagará	Progressive, Marriot
Recursos humanos	Elección de los empleados con mayores	Boston Red Sox

FUNCIÓN	DESCRIPCIÓN	EJEMPLOS
	calidades para determinadas funciones, estímulos compensatorios, etc.	(Club Deportivo)
Calidad	Detección de problemas de calidad, tratamiento preventivo	Honda, Intel
Financiera	Mejor comprensión de los inductores de comportamientos financieros y sus efectos en sectores no financieros	MCI, Verizon
Investigación & desarrollo	Mejoras en calidad, productividad y seguridad en productos y servicios	Novartis, Amazon, Yahoo

Con base en lo anterior, las empresas tuvieron y tienen la necesidad de desarrollar nuevas técnicas y herramientas que automática e inteligentemente exploten y transformen los simples datos en conocimiento y más aún en inteligencia [14, 16, 20, 21, 39].

Estas técnicas y herramientas han sido el objeto del surgimiento del *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) y la minería de datos (MD o DM por sus siglas en inglés *Data Mining*) [16], esta última ha alcanzado gran importancia en los últimos años [16, 20, 40-47] siendo una de las 10 nuevas tecnologías que cambiarían al mundo [48], además de ser uno de los desarrollos más revolucionarios de esta década, dicho esto por la revista de noticias ZDNET [49].

MINERÍA DE DATOS (MD) o DATA MINING (DM)

DM no sólo aparece por el desarrollo de tecnologías, sino por el reconocimiento de un nuevo potencial: el valor, hasta ahora generalmente infrautilizado, de la cantidad de datos almacenados informáticamente en las organizaciones [15], valor que se transforma en conocimiento aportando gran apoyo a la toma de decisiones [46, 50, 51].

La traducción literal del término *Mining (to mine)* al español es *extraer*, generalmente orientado a la acción de extraer de la Tierra recursos preciosos, lo cual traspolado a la aplicación de los datos significaría encontrar información valiosa y adicional de un conjunto de datos [52].

Bajo este concepto, un sinnúmero de definiciones de Minería de Datos se encuentran en un sinnúmero de literatura. Por hacer referencia a algunas, éstas se mencionan a continuación:

“... describe la extracción del conocimiento útil y no trivial de grandes bases de datos dinámicas con estructuras complejas.”
[22]

“DM se define como un proceso de descubrimiento de nuevas y significativas relaciones, patrones y tendencias al examinar grandes cantidades de datos”. [53]

“Es el proceso de extraer conocimiento útil y comprensible, previamente desconocido, desde grandes cantidades de datos almacenados en distintos formatos, es encontrar modelos inteligentes a partir de los datos...”. [15]

Con base en las definiciones anteriores, se puede decir que la minería de datos es un proceso de explotación de datos y extracción de información que transforma ésta en conocimiento útil para la ayuda de toma de decisiones de una organización a través de la determinación de patrones y modelos.

Las técnicas de minería de datos han ofrecido soporte a la optimización del proceso de toma de decisiones en una organización [15, 17, 25, 43, 51, 54] y en la resolución de problemas científicos que involucran análisis de una gran cantidad de datos [27, 46] pasando de la acción inteligente sobre éstos para la explotación [44] y extracción del conocimiento sobre datos históricos [15, 17, 52], uno de los objetivos de la minería de datos [27] y de la Inteligencia Analítica [13, 31, 55].

Ambas disciplinas se basan principalmente en que la mayor parte de la información a explotar es histórica, lo que permite explicar el pasado, entender el presente y predecir la información futura [15, 17, 25, 52, 56, 57].

La relación que los autores han propuesto entre las diferentes fases que proponen, tiene una complejidad que se traduce en una jerarquía de sub fases [25], las cuales se esquematizan en la figura 3.

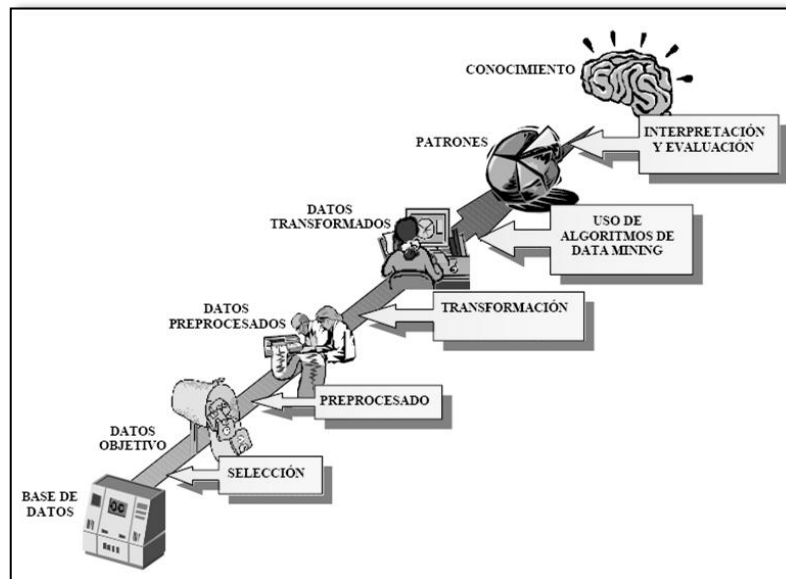


Figura 3: Fases típicas de un proceso de Data Mining [46]

La selección consiste en identificar las fuentes de datos para soportar la resolución de objetivos y análisis preliminar de la calidad de los datos; la fase de preprocesado define las estructuras que alimentarán la construcción del modelo; en la transformación el objetivo es preparar los datos para aplicar la técnica de minería que mejor se adapte a los datos y al problema, en el uso de algoritmos de minería de datos tiene como propósito construir un modelo, y finalmente la interpretación y evaluación pretende la validación del modelo.

Las aplicaciones de la minería de datos en los negocios es amplia, desde la identificación de segmentos de clientes, obtención de relaciones de costo-

beneficio, análisis de rendimiento de procesos operativos, comprensión de necesidades de clientes, realización de presupuestos, proyecciones, control de gestión, evaluación de valor de los segmentos, obtención de parámetros que afectan a un departamento en específico, entre otros.

La minería de datos es un soporte en la toma de decisiones, en los negocios permite elevar los niveles de competencia con base en los rápidos procesamientos y extracción de información relevante en el negocio, descubriendo conocimiento y patrones en las bases de datos. Se puede aplicar a cualquier área de conocimiento, entre las limitaciones cabe mencionar la dificultad para establecer medidas de evaluación, así como la experiencia que se requiere para analizar los resultados cambiantes con el tiempo [58].

RESULTADOS

Empresas líderes en un mercado competitivo han aplicado técnicas de Inteligencia Analítica.

Cada vez son más las empresas que integran en sus procesos técnicas de inteligencia analítica.

La Inteligencia Analítica apunta como herramienta integradora en los procesos de toma de decisiones entre las organizaciones competidoras.

CONCLUSIONES

La inteligencia analítica permite a las empresas la obtención de conocimiento a partir de sus datos y apoya en la toma de decisiones tácticas y estratégicas en las empresas.

El éxito de las empresas y su actual competitividad dependen de la toma de decisiones rápida y precisa, que depende del conocimiento que tienen disponible.

El uso de técnicas de explotación de datos, como la minería de datos, permite a las empresas explorar y comprender los datos, identificar patrones, relaciones y dependencias así como realizar predicciones que impactan en la competitividad de la misma.

Todas las empresas se enfrentan a grandes cantidades de datos que deben procesar, para lo cual la inteligencia analítica tiene una ventaja sobre su competencia.

REFERENCIAS

1. Davenport, T.H. and J.G. Harris, *Competing on analytics*. 2007: Harvard Business School Press.
2. Ruelas, M. (2007) *Inteligencia Analítica: Más allá del BI tradicional*. SG Software Guru **Volume**,
3. SAS, *The SAS Intelligence Value Chain*, SAS, Editor. 2002, SAS: USA. p. 16.
4. AECA. *La competitividad en la empresa*. Estrategia Empresarial [cited 08 de Junio de 2011]; Available from: <http://www.aeca.es/>.
5. Mathison, L., et al., *Innovación: factor clave para lograr ventajas competitivas*. Revista Negotium, 2009. **3**(7).
6. Masson, J.L., *Inteligencia Competitiva, bases teóricas y revisión de Literatura*. 2005, Ensayo. Doctorado en Creación, Gestión y Estrategias de Empresa. Barcelona, Universidad Autónoma de Barcelona.
7. Cardona, D.F., *Economía o Sociedad de la Información*. Sotavento, (6).
8. Kuna, H., R. García-Martínez, and F. Machuca, *Procedimientos de la explotación de información para la identificación de datos faltantes, con ruido e inconsistentes*, in *XI Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación*. 2009, Universidad Nacional de Misiones, Universidad de Buenos Aires, Universidad de Málaga.: San Juan, Puerto Rico. p. 236-238.
9. Stigler, G.J., *The economics of information*. The Journal of Political Economy, 1961. **69**(3): p. 213-225.
10. Moraleda, A., *La innovación, clave para la competitividad empresarial*. Universia Business Review, 2004: p. 128-136.
11. Gilad, B., *What you don't know, can hurt you: formalising competitive intelligence activities*. Journal of AGSI, 1992: p. 107-116.
12. Porter, M.E. and V.E. Millar, *How information gives you competitive advantage*. Harvard business review, 1985. **63**(4): p. 149-160.
13. Berberena González. Viterbo, H., *La Inteligencia Analítica en los Negocios*. Datos, diagnósticos, tendencias, Revista AMAI, 2006. **9**: p. 1-3.
14. Goebel, M. and L. Gruenwald, *A survey of data mining and knowledge discovery software tools*. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 1999. **1**(1): p. 20-33.

15. Hernández, J., J. Ramírez, and C. Ferri, *Introducción a la Minería de Datos*. 2004, Madrid: Pearson Educación, S. A.
16. Fayyad, U. and R. Uthurusamy, *Data mining and knowledge discovery in databases*. Communications of the ACM, 1996. **39**(11): p. 24-26.
17. Gramatikov, M. *Data Mining Techniques and the Decision Making Process in the Bulgarian Public Administration*. in *NISP ACEE Conference*. 2003. Bucharest, Romania.
18. Kuonen, D., *Data mining and Statistics: What is the connection?* The Data Administrative Newsletter, 2004.
19. Saaty, T.L., *Decision making with the analytic hierarchy process*. International Journal of Services Sciences, 2008. **1**(1): p. 83-98.
20. Chen, M.S., J. Han, and P.S. Yu, *Data mining: an overview from a database perspective*. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 1996. **8**(6): p. 866-883.
21. Frawley, W., G. Piatetsky-Shapiro, and C. Matheus, *Knowledge discovery in databases: An Overview*. AI Magazine, The American Association for Artificial Intelligence, 1992: p. 57-70.
22. Bissantz, N. and J. Hagedorn, *Data Mining*. Business & Information Systems Engineering, 2009. **1**(1): p. 118-122.
23. Tan, P.N., M. Steinbach, and V. Kumar, *Introduction to Data Mining*. 2006, Boston: Pearson Education, Inc.
24. Peng, Y., et al., *A descriptive framework for the field of data mining and knowledge discovery*. International Journal of Information Technology & Decision Making, 2008. **7**(4): p. 639-682.
25. Maimon, O. and L. Rokach, *Data mining and Knowledge discovery Handbook*. 2005, New York: Springer.
26. DAEDALUS, *Minería de Datos*. 2002, Data, Decisions and Language, S.A.: Madrid. p. 18.
27. Aluja, T., *La minería de datos, entre la estadística y la inteligencia artificial*. Questió, 2001. **25**(3): p. 479-498.
28. Kamath, C. *Mining science data*. 2006: Institute of Physics Publishing.
29. Fayyad, U., G. Piatetsky-Shapiro, and P. Smyth, *The KDD process for extracting useful knowledge from volumes of data*. Communications of the ACM, 1996. **39**(11): p. 27-34.

30. Thompson, J.R., R. Hopf-Weichel, and R.E. Geiselman, *Cognitive Bases of Intelligence Analysis*. 1984.
31. Berberena, V., *El papel de la minería de datos y la analítica aplicada en la competitividad*, in *5° Simposio Anáhuac de Investigación*. 2009, Universidad Anáhuac del Norte: México.
32. Sixtina, C.G. *Analytics la nueva ciencia de la competencia*. 2007 [cited 08 de Junio de 2011]; Available from: <http://www.gestiopolis.com/canales8/ger/analytics-nueva-ciencia-competencia.htm>.
33. Lamont, J., *Text Analytics: on the trail of business intelligence*. KM World, 2007. **16**(10): p. 12-24.
34. Kohavi, R., N.J. Rothleder, and E. Simoudis, *Emerging trends in business analytics*. Communications of the ACM, 2002. **45**(8): p. 45-48.
35. McDonough, B. and D. Vesset, *Business analytics--a market in transition*. KM World, 2007. **16**(1): p. 8-24.
36. Davenport, T.H., *Competir mediante el análisis*. Harvard business review, 2006. **84**(1): p. 84-94.
37. Berberena, V., *Los competidores analíticos*. PEARSON Market & Opinion Intelligence, 2009. **17**: p. 33-36.
38. Microsystem. *¿Qué es un competidor analítico?* Información y Procesos Inteligentes 2009 [cited 08 de Junio de 2011]; Available from: <http://www.microsystem.cl/meshcms/servicios/queescompetidoranalitico.html>.
39. Servente, M., *Algoritmos TDIDT aplicados a la minería de datos inteligente*, in *Laboratorio de Sistemas Inteligentes*. 2002, Universidad de Buenos Aires: Buenos Aires. p. 358.
40. Piatetsky-Shapiro, G., *Data mining and knowledge discovery 1996 to 2005: overcoming the hype and moving from "university" to "business" and "analytics"*. Data Mining and Knowledge Discovery, 2007. **15**(1): p. 99-105.
41. McGarry, K., *A survey of interestingness measures for knowledge discovery*. The Knowledge Engineering Review, 2005. **20**(01): p. 39-61.
42. Kurgan, L.A. and P. Musilek, *A survey of Knowledge Discovery and Data Mining process models*. The Knowledge Engineering Review, 2006. **21**(01): p. 1-24.

43. Domingos, P., *Toward knowledge-rich data mining*. Data mining and knowledge discovery, 2007. **15**(1): p. 21-28.
44. Pechenizkiy, M., S. Puuronen, and A. Tsybal, *Towards more relevance-oriented data mining research*. Intelligent Data Analysis, 2008. **12**(2): p. 237-249.
45. Han, J., *Data mining techniques*. SIGMOD, ACM, 1996. **4**: p. 545.
46. Martínez de Pisón, F., *Optimización mediante técnicas de minería de datos del ciclo de recocido de una línea de galvanizado*. 2003, Universidad de La Rioja: España.
47. Han, J., et al., *Frequent pattern mining: current status and future directions*. Data mining and knowledge discovery, 2007. **15**(1): p. 55-86.
48. MIT (2001) *Ten emerging technologies that will change the world*. Technology Review **Volume**,
49. Konrad, R. *Data mining: Digging user info for gold*. 2001 [cited 14 de Febrero de 2010]; Available from: http://news.zdnet.com/2100-9595_22-114240.html?legacy=zdn.
50. Méndez, P. and A. Rodríguez, *Herramienta de estudio de viabilidad para proyectos que utilizan la metodología P³TQ*, in *Laboratorio de Sistemas Inteligentes*. 2009, Universidad de Buenos Aires: Buenos Aires, Argentina. p. 127.
51. Riquelme, J.C., R. Ruiz, and K. Gilbert, *Minería de Datos: Conceptos y Tendencias*. Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, 2006: p. 11-18.
52. Giudici, P., *Applied data mining*. 2003, Italia: J. Wiley.
53. Pérez, C. and D. Santín, *Data Mining, Soluciones con Enterprise Miner*. 2006, Madrid, España: Alfaomega Ra-Ma.
54. Giraud-Carrier, C. and O. Povel, *Characterising data mining software*. Intelligent Data Analysis, 2003. **7**(3): p. 181-192.
55. Matias, Y. *Trends in high performance analytics*. in *SIGMOD*. 2006. Chicago, Illinois, USA: ACM.
56. Ruiz, F., et al., *Sistema de predicción y recomendación personalizada basada en ranqueo de ítems homogéneos usando filtrado colaborati*. 2009.
57. Glymour, C., et al., *Statistical themes and lessons for data mining*. Data mining and knowledge discovery, 1997. **1**(1): p. 11-28.

58. Marcano Aular, Y.J. and R. Talavera Pereira, *Minería de datos como soporte a la toma de decisiones empresariales*. Opcion, 2006(52): p. 104-118.