

**COMO OBTER VANTAGEM COMPETITIVA UTILIZANDO  
*BUSINESS INTELLIGENCE?***

**Avanilde Kemezinski**

Doutoranda no PPGEP/UFSC - Professora da Universidade do Estado de Santa Catarina  
- UDESC  
Caixa Postal 361 – CEP 89223-100 – Joinville – SC – Brasil

**Alexandre Cidral**

Doutorando no PPGEP/UFSC - Professor da Universidade da Região de Joinville -  
UNIVILLE  
Caixa Postal 246 – 89.201-972 – Joinville – SC – Brasil  
[cidral.joi@terra.com.br](mailto:cidral.joi@terra.com.br)

**João Ernesto E. Castro**

Professor do PPGEP/UFSC - Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC  
Caixa Postal 476 – 88040-900 – Florianópolis – SC – Brasil  
[castro@eps.ufsc.br](mailto:castro@eps.ufsc.br)

**Miguel Fiod Neto**

Professor do PPGEP/UFSC - Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC  
Caixa Postal 476 – 88040-900 – Florianópolis – SC – Brasil  
[fiodm@eps.ufsc.br](mailto:fiodm@eps.ufsc.br)

# COMO OBTER VANTAGEM COMPETITIVA UTILIZANDO *BUSINESS INTELLIGENCE?*

**Avanilde Kемczinski**

Doutoranda no PPGEP/UFSC - Professora da Universidade do Estado de Santa Catarina - UDESC  
Caixa Postal 361 – CEP 89223-100 – Joinville – SC – Brasil  
[avanilde@joinville.udesc.br](mailto:avanilde@joinville.udesc.br)

**Alexandre Cidral**

Doutorando no PPGEP/UFSC - Professor da Universidade da Região de Joinville - UNIVILLE  
Caixa Postal 246 – 89.201-972 – Joinville – SC – Brasil  
cidral.joi@terra.com.br

**João Ernesto E. Castro**

Professor do PPGEP/UFSC - Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC  
Caixa Postal 476 – 88040-900 – Florianópolis – SC – Brasil  
castro@eps.ufsc.br

**Miguel Fiod Neto**

Professor do PPGEP/UFSC - Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC  
Caixa Postal 476 – 88040-900 – Florianópolis – SC – Brasil  
fiodm@eps.ufsc.br

**Resumo:** *Este artigo tem por objetivo definir Business Intelligence e identificar as tecnologias de informação e comunicação que dão suporte a este tipo de sistema de informação. Faz-se uma contextualização sobre o conceito e as tipologias de sistemas de informação (SI). Data Warehouse, Data Mart e Data Mining são os recursos tecnológicos denominados de Back-end system, utilizados para armazenar dados relevantes e extrair padrões de comportamento e tendências dos processos organizacionais. Os DSS (Decision Support Systems), EIS (Executive Information Systems) e ferramentas de OLAP (On-Line Analytical Processing) são caracterizados como Front-end systems para os sistemas de Business Intelligence, requerendo-se ampla funcionalidade, flexibilidade e usabilidade para que o usuário possa fazer a transformação das informações em conhecimento estratégico que apóie a tomada de decisão organizacional, objetivando a vantagem competitiva.*

**Palavras-chave:** *Sistemas de Informação, Business Intelligence, Data Mining, Data Warehouse, OLAP.*

**Abstract:** *The objective of this paper is to define Business Intelligence and to identify the information and communication technologies that support to this type of information system. A context is made about the concept and typologies of information systems (IS). Data Warehouse, Data Mart and Data Mining are the technological resources of Back-end system, used to store important data and to extract patterns of behavior and tendencies of the organizational processes. DSS (Decision Support Systems), EIS (Executive Information Systems) and OLAP (On-Line Analytical Processing) tools are Front-end systems for Business Intelligence solutions. Through these systems the user transforms the information in strategic knowledge for the obtaining competitive advantages.*

**Key-words:** *Information systems, Business Intelligence, Data Mining, Data Warehouse, OLAP*

## 1. Introdução

A gestão do conhecimento é uma resposta das organizações contemporâneas ao ambiente competitivo que exige agilidade, inovação e capacidade de aprender. Para O'Dell e Garyson Jr (2000), a gestão do conhecimento é uma estratégia deliberada de obtenção de conhecimento com o intuito de permitir o compartilhamento do mesmo e, com isso, melhorar o desempenho da organização. Assim, a gestão do conhecimento inclui os processos de criação, disseminação e utilização do conhecimento para que os objetivos organizacionais sejam atingidos (Teixeira Filho, 2000). Na perspectiva de Sveiby (1998) e Nonaka e Takeuchi (1997), o conhecimento passa a ser o principal ativo organizacional e sua gestão é estratégica, na medida que é através dele que as organizações se tornam competitivas.

Os sistemas de informação são parte integrante da estrutura que dá suporte à gestão do conhecimento. Para Sveiby (1998), os ativos intangíveis de uma organização são classificados em competência do funcionário, estrutura interna e estrutura externa. Em especial, a estrutura interna inclui os sistemas de informação (Sveiby, 1998), na medida que são um conjunto de componentes para coleta, processamento, armazenamento, e distribuição da informação. Dentre as diversas utilidades da informação disponibilizada pelos sistemas está o suporte à tomada de decisão nos níveis organizacionais tático e estratégico. Dentro desta perspectiva, Business Intelligence é a denominação que se dá ao conjunto de ferramentas que manipula uma massa de dados operacional e extrai informação empresarial capaz de dar suporte aos processos decisórios táticos e estratégico de forma a permitir a obtenção e manutenção de vantagens competitivas pela organização.

## 2. Componentes do Business Intelligence

Do ponto de vista de seus componentes, as soluções de *Business Intelligence* compreendem (Carvalho e Ferreira, 2001):

- a) *Front-end systems*;
- b) *Back-end systems*.

## 2.1 *Front-end systems*

Na camada *Front-end systems*, as ferramentas (DSS, EIS, OLAP) podem identificar padrões escondidos dentro dos dados e o usuário é livre para construir as suas próprias questões e gerar relatórios estratégicos. De forma mais específica, a camada *Front-end* abrange:

- a) sistemas de suporte à decisão (*DSS - Decision Support Systems*);
- b) sistemas de informações executivas (*EIS - Executive Information Systems*);
- c) ferramentas de processamento analítico on-line (*OLAP - On-Line Analytical Processing tools*);

### 2.1.1 Sistemas de suporte à decisão

Um sistema de suporte à decisão é um conjunto de pessoas, procedimentos, dados, software e hardware que são usados para dar apoio à tomada de decisão referente a problemas semi-estruturados e não rotineiros. Para Laudon e Laudon (1999) os sistemas de suporte à decisão fornecem dados e modelos para a tomada de decisão, utilizam ferramentas de análise e modelagem, solucionam problemas semi-estruturados e fornecem respostas interativas para questões não rotineiras. Neste sentido, eles não se confundem com os sistemas de informação gerencial que geram resumos das transações básicas e dos desvios do que foi planejado, utilizam ferramentas analíticas simples, solucionam problemas estruturados e repetitivos e produzem relatórios de rotina. Os sistemas de suporte à decisão se distinguem, sobretudo por disporem de um banco de dados que apresenta informações resumidas das transações da empresa; uma base de modelos que pode ter a forma de planilhas que permitem análises estatísticas e simulações; e um software que permite fácil interação entre o usuário, o banco de dados e a base de modelos.

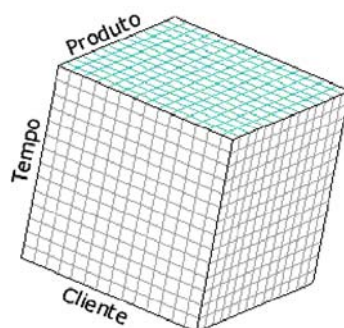
### 2.1.2 Sistemas de informações executivas

Um sistema de informações executivas é um sistema de suporte à decisão construído para atender os gerentes do nível mais alto da organização. Segundo Laudon e Laudon (1999), os sistemas de informações executivas são projetados para atender a alta administração, requerem maior volume de informações sobre o ambiente externo da organização, contém dados estruturados e não estruturados. Pode-se considerar que há

três tipos de sistemas de informações executivas. Há sistemas que focalizam o trabalho dos executivos em suas unidades de negócio, incluindo ferramentas de comunicação, agenda e planejamento. Há outros sistemas que permitem o acesso a dados que refletem a situação da empresa e as variáveis externas a que a mesma está sujeita, na forma de módulos gerenciais capazes de apresentar de forma gráfica a situação dos indicadores de desempenho da organização ou da situação do mercado em determinado momento. Por fim, há sistemas que focalizam a elaboração e simulação de cenários com o intuito de auxiliar o planejamento estratégico da organização.

### 2.1.3 Ferramentas de processamento analítico on-line

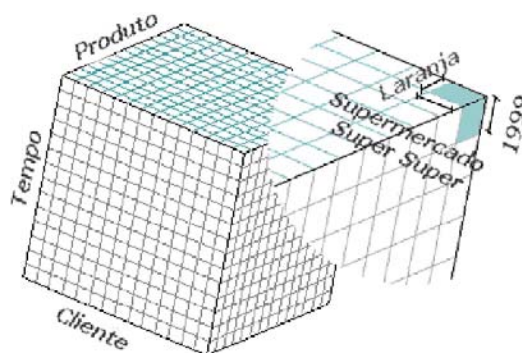
O dinamismo dos negócios leva a necessidade de novas formas de análise dos dados corporativos e do ambiente externo, o que pode ser proporcionado pelas ferramentas de processamento analítico on-line (OLAP). Segundo Inmon (1997), OLAP representa um conjunto de tecnologias projetadas para suportar análise e consultas *ad hoc* (consultas casuais e inéditas). Ferramentas OLAP ajudam analistas e gerentes a sintetizarem informações sobre a empresa através de comparações, visões personalizadas, análise histórica e projeção dos dados em vários cenários do tipo "e se...". Ferramentas OLAP são implementados para ambientes multiusuário e arquitetura cliente/servidor e oferecem respostas rápidas e consistentes às consultas iterativas executadas pelos usuários, independentemente da complexidade da consulta. A característica principal do OLAP é permitir uma visão conceitual multidimensional dos dados de uma empresa (Figura 1).



**Figura 1** - Visão Multidimensional dos dados

A modelagem dimensional é a técnica utilizada para se ter uma visão multidimensional dos dados, fazendo com que o banco de dados possa ser observado no

formato de um cubo, contendo duas, três, quatro ou até mais dimensões. As dimensões do cubo representam os componentes dos negócios da empresa, tais como "cliente", "produto", "fornecedor" e "tempo". A célula resultante da intersecção das dimensões é chamada de medida e geralmente representa dados numéricos como "unidades vendidas", "lucro" e "total de venda". Com isto, a modelagem dimensional permite ao usuário analisar seu negócio de qualquer uma de suas dimensões, a partir de uma visão detalhada dos dados de seu interesse (Figura 2). Tempo é uma dimensão quase permanente em todas as análises de negócio e as seqüências temporais são suportadas por OLAP. Além dos componentes dimensão e medida, outro importante aspecto do modelo multidimensional é a consolidação dos dados, uma vez que para a tarefa de análise é mais útil e significativa a agregação (ou sumarização) dos valores indicativos dos negócios. Quanto à localização dos dados a serem utilizados na análise, atualmente existem duas abordagens: o uso de um banco de dados multidimensional especializado ou o uso de um *datawarehouse* implementado com a tecnologia de banco de dados relacional, mas otimizado para a tarefa de análise. Sistemas OLAP que implementam a primeira abordagem são chamados de MOLAP (Multidimensional OLAP) e aqueles que implementam a segunda são chamados ROLAP (Relational OLAP).



**Figura 2** – Visão detalhada dos dados

## 2.2 Back-end systems

A camada *Back-end systems* tem por finalidade extrair dos sistemas gerenciadores de bancos de dados os dados operacionais gerados pelas transações empresariais. A partir desta extração, os dados são filtrados por algum critério ou regra que sintetiza a necessidade de informação para a tomada de decisão. Os dados

resultantes deste processo de filtragem são repassados aos *Front-end systems*. De forma mais específica, a camada *Back-end* compreende:

- a) *data warehouse*;
- b) *data mart*;
- c) *data mining*.

### 2.2.1 *Data warehouse*

A medida que a infra-estrutura de informações das empresas amadurece, aumenta a necessidade de qualidade dos dados e de sistemas eficientes e eficazes de suporte à decisão. Segundo Teixeira Filho (1999), os sistemas de suporte à decisão podem ser divididos em sistemas orientados a modelos e sistemas orientados a dados. Os sistemas orientados a modelo se baseiam em modelos teóricos e capacidade de análise e agregação de dados utilizando-se estatística e históricos. Já os sistemas orientados a dados computam totais, médias e distribuições, em diferentes perspectivas, fornecendo variados elementos para a interpretação do tomador de decisão. O grande interesse atual em *data warehouse* reflete o crescimento da importância dos sistemas de suporte à decisão orientado a dados. Segundo Inmon (1997), um *data warehouse* “é um conjunto de dados baseado em assuntos, integrado, não volátil, e variável em relação ao tempo, de apoio às decisões gerenciais.” O *data warehouse* é concebido para armazenar dados de sistemas de apoio à decisão, agregando estes dados conforme a necessidade dos tomadores de decisão e permitindo sua recuperação com ferramentas de produtividade para agilizar os processos de gestão de negócios. Estes sistemas de informação incorporam diversas metodologias para transformar os dados corporativos em inteligência competitiva como: algoritmos genéticos, redes neurais, sistemas especialistas baseados em regras de negócio, lógica *fuzzy*, raciocínio baseado em casos entre outros.

Em termos simples, um *data warehouse* pode ser definido como um banco de dados especializado, que integra e gerencia o fluxo de informações a partir dos bancos de dados corporativos e fontes de dados externas à empresa. O *data warehouse* é construído para que tais dados possam ser armazenados e acessados de forma que não sejam limitados por tabelas e linhas estritamente relacionais. A função do *data warehouse* é tornar as informações corporativas acessíveis para gerenciamento e uso. A orientação por assunto é uma característica que distingue o *data warehouse* de

aplicações tradicionais orientadas por funções e processos. Os assuntos são aqueles aspectos de maior importância para o negócio tais como vendas, produtos, clientes (Inmon e Hackathorn, 1997). Um *data warehouse* oferece os fundamentos e os recursos necessários para um sistema de suporte à decisão eficiente, fornecendo dados integrados e históricos que servem desde a alta direção, que necessita de informações mais resumidas, até as gerências de baixo nível, onde os dados detalhados ajudam a observar aspectos mais táticos da empresa. Nele, os executivos podem obter respostas para perguntas que normalmente não possuem respostas em seus sistemas transacionais e, com isso, os gerentes podem tomar decisões com base em fatos. Para Singh (2001), este tipo de arquitetura tem permitido que os usuários examinem os dados numa perspectiva histórica, observando os critérios de agregação e depuração de dados específicos. Dessa forma é possível perceber padrões de comportamento e mesmo tendências que, embora inerentes aos dados, não são observáveis diretamente na base de dados relacional tradicional.

Com relação às características de um datawarehouse, destaca-se a integração e a não-volatilidade. A integração permite ao datawarehouse relacionar, ao longo do tempo, as diferentes informações. Como as empresas demoram vários anos para gerar e armazenar um volume considerável de informações, é normal que estes dados estejam espalhados por diversos locais e que tenham sido gerados por sistemas desenvolvidos em diferentes ambientes e linguagens. Um dos desafios da implantação de um datawarehouse é a integração destes dados, eliminando as redundâncias e identificando informações iguais que possam estar representadas sob formatos diferentes em sistemas distintos (Berson e Smith, 1997). Segundo Teixeira Filho (1999), ter uma coleção de dados variante no tempo significa que todos os dados são acurados em um determinado ponto do tempo, funcionando como “fotografia” de um momento específico da evolução dos dados. A não volatilidade dos dados em um *data warehouse* advém do fato de que a consistência ao longo do tempo deve ser preservada e, uma vez “fotografada” numa determinada situação da base, não faz sentido alterá-la (Inmon, 1997).

No que diz respeito a sua estrutura, um *data warehouse* tem como alicerce o banco de dados. O banco de dados quase sempre é implementado através de um sistema gerenciador de banco de dados relacional. Entretanto, a implementação baseada nesta tecnologia tradicional fica sempre presa ao fato que os sistemas gerenciadores de banco



de dados relacional são otimizados para processamento transacional (Berson e Smith, 1997). Certos atributos do *data warehouse* (grande base de dados, processamento de pesquisas *ad hoc*, necessidade de criação de visões flexíveis para os usuários, incluindo aglutinações, múltiplas ligações e *drill-downs*) têm conduzido a diferentes abordagens tecnológicas. Essas abordagens incluem (Berson e Smith, 1997):

- a) projeto de banco de dados relacional paralelo, o que requer uma plataforma computacional paralela;
- b) novas estruturas de índices para fazer a varredura na tabela relacional;
- c) banco de dados multidimensionais baseados em uma tecnologia de banco de dados apropriada ou implementados usando um sistema gerenciador de banco de dados familiar. Os bancos de dados multidimensionais são projetados para superar quaisquer limitações que apareçam no *data warehouse* devido a natureza do modelo de dados relacional. Esta abordagem está ligada as ferramentas de processamento analítico on-line (OLAP) que são categorizadas como ferramentas de consulta, relatórios, análise e mineração.

Uma porção significativa do esforço em implementar um *data warehouse* é gasto na extração de dados dos sistemas transacionais e colocando-os num formato apropriado para as aplicações que irão rodar no *data warehouse* (Inmon, Welch e Glassey, 1999). Para (Berson e Smith, 1997), as ferramentas de *sourcing*, aquisição, limpeza e transformação executam o trabalho de conversão, sumarização, mudanças estruturais e condensações necessárias para transformar dados discrepantes em informação que possam ser usadas pelos sistemas de suporte à decisão. Além disso, estas ferramentas produzem os programas e os relatórios de controle necessários para mover os dados dos múltiplos sistemas transacionais para o *data warehouse* e mantêm os metadados. As ferramentas de *sourcing*, aquisição, limpeza, transformação e migração de dados têm como funções principais (Berson e Smith, 1997) a remoção de dados indesejáveis dos bancos de dados operacionais, a conversão para nomes e definições comuns dos dados, o cálculo de dados sumarizados e derivados, o estabelecimento de *default* para dados esquecidos, a documentação da origem das mudanças de definições de dados. Estas ferramentas devem, ainda, lidar com a heterogeneidade do banco de dados, a heterogeneidade dos dados. Neste sentido, as ferramentas de *sourcing*, aquisição, limpeza e transformação podem economizar uma quantidade considerável de tempo e esforço.

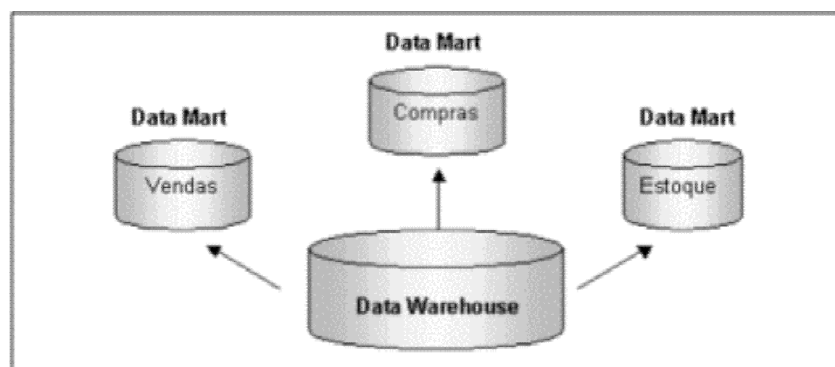
Um outro componente importante do *data warehouse* são os metadados. Os metadados são dados sobre dados (informações sobre certos dados do sistema) que

descrevem e compõe o centro nervoso do *data warehouse* (Gray e Watson, 1998; Inmon, Welch e Glassey, 1999). Os metadados são usados para construir, manter, administrar e usar os dados do *data warehouse*. Os metadados incluem informações sobre a estrutura dos dados. Segunda a visão dos desenvolvedores e segunda a visão dos analistas de sistemas de apoio à decisão, as fontes de dados que suprem o *data warehouse*, a transformação que os dados sofrem quando ocorre a migração para o *data warehouse*, o modelo de dados, o relacionamento do modelo de dados e o *data warehouse* e o histórico das transações (Inmon, 1997).

Para Teixeira Filho (1999), devido à necessidade de organização e um nível maior de investimento, o *data warehouse* corporativo tem sido preterido em muitas organizações em favor de *data marts*. Além disso, seja em *data marts* ou em *data warehouses* corporativos, o conceito essencial em informações de suporte à decisão está associado à percepção e simulação de cenários, e não apenas no entendimento dos dados existentes. Surge aqui o conceito de *data mining*, que abrange o uso de tipos especiais de software que agem sobre os dados para descobrir relações e padrões de comportamento não evidentes na base de dados.

### 2.2.2 *Data mart*

Um *data mart* é um subconjunto de um *data warehouse* no sentido de que é construído com um escopo menor de informações, sendo segmentado para uma determinada área ou assunto (Gray e Watson, 1998). Um *data mart* desempenha o papel de um *data warehouse* departamental, regional ou funcional (Singh, 2001) (Figura 3). Um *data mart* é direcionado para uma área de interesse e criado para um grupo de usuários específico (Berson e Smith, 1997). Por ser menor, possibilita a análise multidimensional, com os cruzamentos e visões previamente calculadas, visando aumentar a velocidade na consulta das informações. Na maioria das vezes o *data mart* é um depósito de dados fisicamente separado e residente em um servidor de banco de dados existente em uma rede local que serve ao grupo de usuários para o qual é dedicado. Em outros casos, a arquitetura do *data warehouse* pode incorporar ferramentas de *data mining* para extrair um conjunto de dados para um tipo particular de análise. Eses tipos de *data marts* são chamados *data marts dependentes* por que seus conteúdos têm como origem o *data warehouse*.



**Figura 3** - Visão de *Data marts* por determinada área ou assunto.

O *data mart* pode ser visto como uma alternativa ao *data warehouse* em virtude de seu menor custo e menor tempo de desenvolvimento. Entretanto, este ponto de vista pode levar a soluções pontuais fragmentadas para o problema da disponibilização de informações para o suporte aos processos decisórios tático e estratégico. O ponto fraco deste tipo de abordagem é a baixa integração de dados. Cada *data mart* independente faz suas próprias assertivas sobre como consolidar os dados, e os dados cruzados entre vários *data marts* podem não ser consistentes (Berson e Smith, 1997). Além disso, há problemas potenciais em relação ao crescimento dos *data marts* independentes. Como uso gera o uso, o pequeno *data mart* inicial precisa crescer (tamanho dos dados e número de usuários correntes) sem ter, contudo, nenhuma habilidade de fazê-lo de forma gradual. Em resumo, *data marts* apresentam dois problemas: expansão em situações onde o pequeno *data mart* inicial cresce rapidamente em múltiplas dimensões e a integração de dados. Por isto, quando projetam *data marts*, as organizações devem prestar atenção na expansão do sistema, na consistência dos dados e maneabilidade dos resultados. A chave para uma estratégia de *data marts* bem sucedida é o desenvolvimento de uma arquitetura de *data warehouse* global e gradual e o passo chave desta arquitetura é identificar e implementar as dimensões comuns.

### 2.2.3 *Data Mining*

A capacidade de armazenamento e utilização dos bancos de dados vem crescendo, fazendo com que a atividade de extrair informações relevantes se torne cada vez mais complexa. Este processo de “garimpagem” é chamado de *Knowledge Discovery in Databases* e pode ser visto como um processo de descoberta de novas correlações, padrões e tendências significativas por meio da análise minuciosa de

grandes conjuntos de dados estocados. Este processo se vale de tecnologias de reconhecimento utilizando padrões estatísticos e matemáticos. O *data mining* é uma das técnicas utilizadas para a realização de *Knowledge Discovery in Databases*. A aplicação de *data mining* torna possível comprovar o pressuposto da transformação de dados em informações e posteriormente em conhecimento. Esta possibilidade torna a técnica imprescindível para o processo de tomada de decisão. Para se chegar a este resultado, é preciso investigar o uso efetivo do conhecimento obtido pelo *data mining* no processo de tomada de decisão, bem como os impactos que teve na solução efetiva de problemas e ações propostas.

Segundo Berson e Smith (1997), *data mining* é o processo de descoberta de correlações significativas, padrões e tendências escondidas em grandes quantidades de dados, usando inteligência artificial, técnicas estatísticas e matemáticas. Na fase anterior do processo de *data mining* existe o pré-processamento, no qual são executadas as tarefas de coleta, armazenamento e “limpeza” dos dados. Para realizá-lo com sucesso, é necessário conhecimento da base, incluindo o entendimento dos dados, a limpeza e sua preparação para não haver duplicação de conteúdo através de erros de digitação, abreviações diferentes, valores omissos entre outros.

As organizações que utilizam essa técnica relatam ganhos de informação privilegiada sobre seus respectivos negócios através da revelação das relações implícitas, padrões, fatos significativos, tendências, exceções e anomalias previamente não acessíveis pela análise humana. As primeiras histórias de sucesso no emprego de *data mining* vieram dos setores de venda a varejo, financeiro e médico. No setor de vendas foi possível identificar padrões de comportamento dos consumidores, encontrar características dos consumidores de acordo com a região demográfica, prever quais consumidores serão atingidos nas campanhas de marketing e muitas outras relações. Já nas empresas de seguros, planos de saúde e financeiras a maior preocupação está em identificar comportamentos fraudulentos. Os seguros e planos de saúde buscam também determinar quais procedimentos médicos são requisitados ao mesmo tempo ou prever quais consumidores comprarão novas apólices. As empresas que trabalham com finanças buscam, por exemplo, identificar os consumidores que estão tendendo a mudar a companhia do cartão de crédito. Desta forma, ao aplicar as técnicas de *data mining* as

empresas obtêm uma vantagem competitiva que permite a elas um melhor posicionamento frente a seus objetivos.

Dentre os usos do *data mining*, é possível observar que a maioria das organizações emprega este recurso para descobrir conhecimento, visualizar dados e corrigir dados (Berson e Smith, 1997). O objetivo da descoberta de conhecimento é determinar relações, padrões e correlações dos dados armazenados num banco de dados. Especificamente *data mining* pode ser usada para realizar segmentação, classificação e detecção de preferências de consumidores. Na visualização de dados, os analistas devem tirar conclusões sobre uma enorme quantidade de dados armazenados nos banco de dados corporativos. Antes de qualquer análise, o objetivo é humanizar a massa de dados com a qual eles devem lidar e encontrar uma maneira inteligente para exibir os dados. No que diz respeito à correção de dados, na consolidação de banco de dados, várias empresas descobrem que os dados não são completos e invariavelmente contém erros e informações contraditórias.

O valor estratégico do *data mining* é sensível ao tempo, especialmente no mercado de varejo e nos setores financeiros da indústria. As organizações que explorarem primeiro os dados estarão em melhores condições para competir e obter vantagem estratégica na hora de servir e atrair os fregueses. Conseqüentemente, tais benefícios advindos do processo de *data mining* são provenientes da adoção de tecnologias modernas, inovadoras e com ação temporal que permitem construir modelos de previsão para o processo de tomada de decisões com base em resultados passados e tendências de mercado.

### **3. Conclusão**

A vantagem competitiva é um benefício importante e de longo prazo para uma organização, tendo em vista a competição. Logo, o desenvolvimento e manutenção desta vantagem dependem do processo de valor agregado oferecido pela organização. Segundo Stair (1998), as estratégias genéricas, relacionadas aos processos de valor agregado, utilizadas para atingir uma vantagem competitiva são o aperfeiçoamento de produtos e serviços existentes, o desenvolvimento de novos produtos e serviços, a mudança da indústria existente e suas características, a criação de novas indústrias ou mercados. As soluções de *Business Intelligence*, ao proporcionarem apoio ao processo

decisório nos níveis tático e estratégico, são ferramentas importantes na obtenção de vantagens através do aperfeiçoamento de produtos e serviços existentes e o desenvolvimento de novos produtos e serviços.

#### 4. Referências

- BERSON, A. e SMITH, S. J. “Data Warehousing, Data Mining, & OLAP”. McGraw-Hill, NY, 1997.
- CARVALHO, R. B. e FERREIRA, M. A. T. “Using information technology to support knowledge conversion processes”. 2001. [Disponível on-line: <http://InformationR.net/ir/7-1/paper118.html>]
- GRAY, P. e WATSON, H. J. “Decision support in the Data warehouse”. The Data Warehousing Institute Series, New Jersey, Prentice Hall PTR, 1998. Cap 3 e 4.
- INMON, W. H. “Como construir o Data warehouse”. Tradução Guz Netto, A. M. “Building the Data warehouse”. Rio de Janeiro: Campus, 1997.
- INMON, W. H. e HACKATHORN, R. D. “Como usar o Data warehouse”. Tradução: FARIA, O. “Using the Data warehouse”. Rio de Janeiro: Infobook, 1997. Cap 7.
- INMON, W. H.; WELCH, J. D. e GLASSEY, K. L. “Gerenciando Data warehouse”. Tradução: WOODWARD, A. S. “Managing the Data warehouse”. São Paulo: Makron Books, 1999. Cap 6.
- LAUDON, K. C. e LAUDON. J. P. “Sistemas de Informação”. Rio de Janeiro: LTC, 1999.
- LAUDON, K. C. e LAUDON. J. P. “Gerenciamento de sistemas de informação”. Tradução OLIVEIRA, A. “Essentials management information system”. Rio de Janeiro: LTC, 2001.
- LAUDON, K. e LAUDON, J. e P. “Management information systems: organization and technology in the networked enterprise”. 6th ed. USA, Prentice Hall, 2000.
- NONAKA, I. e TAKEUCHI, H. “Criação de conhecimento na empresa”. Campus, Rio de Janeiro, 1997.
- NORTON, M. J. “Knowledge discovery in databases”. Lybrary Trends, Summer, 1999.
- O’DELL, C. e GRAYSON Jr, C. J. “Ah... se soubéssemos antes o que sabemos agora!”. Futura, São Paulo, 2000.
- PORTER, M. E. 1947. “Competição = On Competition: estratégias competitivas essenciais”. Tradução SERRA, A. C. C. Campus, Rio de Janeiro, 1999.
- SINGH, H. “Data warehouse”. Tradução: ROSEMBERG, M. “Data warehousing”. São Paulo: Makron Books, 2001. Cap 2,5,7,8.
- STAIR, R.M. “Princípios de sistemas de informação: Uma abordagem gerencial”. Tradução Vieira, M. L. L e Alencar, D.C. “Principles of information system”. Rio de Janeiro: LTC, 1998.

SVEIBY, K. E. “A nova riqueza das organizações”. Campus, Rio de Janeiro, 1998.

TANLER, R. “Intranet Data warehouse”. Tradução BRITO, M. “The intranet Data warehouse”. Rio de Janeiro: Infobook, 1998.

TEIXEIRA FILHO, J. “A inteligência por trás dos dados: Aplicando o SGT em uma arquitetura de Data warehouse”, 1999. [Disponível on-line: <http://www.informal.com.br/artigos/art011.htm>]

TEIXEIRA FILHO, J. “Gerenciando conhecimento”, SENAC, São Paulo, 2000.