

# ***ANÁLISE DE CORRELAÇÃO ENTRE INDICADORES FINANCEIROS E VARIAÇÃO DE PREÇOS DE AÇÕES UTILIZANDO MINERAÇÃO DE DADOS***

## **CORRELATION ANALYSIS BETWEEN FINANCIAL INDICATORS AND SHARES' PRICES VARIATION USING DATA MINING**

**Glauber Marques da Silva**

Formado em Sistemas de Informação pela Faculdade Itabira de Desenvolvimento das Ciências e Tecnologias, e pós-graduado em MBA em Administração e Finanças pelo Grupo Educacional Uninter

**Neliva Terezinha Tessaro**

Mestre em Desenvolvimento de Tecnologia pelo Instituto de Engenharia do Paraná IEP/LACTEC.

### **RESUMO**

A presente pesquisa consiste em avaliar a aplicação da tecnologia de mineração de dados no contexto da análise financeira. A aplicação dessa tecnologia visa identificar e analisar a correlação entre relatórios financeiros de empresas de capital aberto e a variação do preço de suas respectivas ações negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo. Sendo assim, foram utilizados dados obtidos em balanços patrimoniais e demonstrações do resultado do exercício destas empresas. Entre as várias tarefas possíveis de serem realizadas pela mineração de dados, optou-se pela extração de regras de associação como o foco de pesquisa deste artigo. A justificativa do tema como objeto de pesquisa está fundamentada no fato de existirem, atualmente, centenas de empresas de setores distintos com ações negociadas na bolsa de valores. Tal quantidade dificulta o acompanhamento por um investidor comum. A mineração de dados é uma ferramenta computacional que extrai informações potencialmente úteis de um grande volume de dados. Portanto, pode ser um recurso eficaz para auxiliar investidores e profissionais que atuam no mercado financeiro. Objetivando mensurar o desempenho desta ferramenta neste cenário proposto, foram realizados testes com dados reais por meio de amostras. Ao final destes testes, o software descobriu, de forma autônoma, informações potencialmente relevantes que podem ser utilizadas em processos de tomada de decisão.

**Palavras-chave:** Mineração de dados. Indicadores financeiros. Bolsa de valores.

### **ABSTRACT**

The present study consists in evaluating the application of data mining technology in the financial analysis context. The application of this technology aims to identify and analyze the correlation between financial reporting of publicly-traded companies and the price variation of their shares traded at São Paulo Stock Exchange. Thus, data obtained in balance sheets and financial statements of these companies were used. Among a variety of possible tasks able to be performed by data mining, the extraction of association rules was chosen as the main purpose of this article. The justification for this topic as an object of research is based on the fact that nowadays there are hundreds of companies from different sectors with shares traded on the stock exchange. Such quantity makes the monitoring by an ordinary investor difficult. Data mining is a computational tool that extracts potentially useful information from a large volume of data. Therefore, it can be an effective resource to help investors and professionals who work in the financial market. Aiming to measure the performance of this tool in this proposed scenario, tests were carried out with real data by means of samples. At the end of these tests, the software autonomously discovered potentially relevant information that can be used in decision-making processes.

**Key words:** Data mining. Financial indicators. Stock exchange.

## **INTRODUÇÃO**

O mercado de ações tem como principal característica a imprevisibilidade. Diversos fatores externos podem influenciar o valor de uma ação durante um período de negociação, o que dificulta a tomada de decisão dos investidores (SILVA, 2008). A técnica computacional de Mineração de Dados analisa um grande volume de dados brutos e aparentemente sem sentido, e deste volume retira-se informações e padrões que possam ser úteis para tomadas de decisão (DE AMO, 2004). Este artigo científico visa, portanto, realizar experimentos analisando a eficácia desta técnica aplicada à correlação de dados entre relatórios financeiros de empresas e a oscilação histórica dos preços de suas respectivas ações.

O uso de uma tecnologia capaz de auxiliar os investidores na análise de um grande volume de dados históricos, que pode possuir informações tão valiosas quanto ocultas aos olhos humanos, é cada vez mais necessário, visto que visto que é negociado, diariamente, um grande volume de ações de diversos segmentos na Bolsa de Valores de São Paulo (BM & FBOVESPA, 2012a). Portanto, este trabalho possui relevância por contribuir nas pesquisas referentes a duas áreas que são pouco exploradas em conjunto atualmente: Mineração de Dados e Análise Financeira.

Estruturalmente, o trabalho abordou os fundamentos teóricos relativos aos objetos do artigo científico, descrevendo o andamento do experimento realizado, detalhando as principais etapas e seus resultados obtidos, e, concluindo, as considerações finais, relatando o quão relevante foi o resultado do experimento proposto.

Por se tratar de uma pesquisa que estudou a aplicação na área financeira de uma tecnologia já existente, a mesma é de natureza tecnológica. Segundo Jung (2004, p. 149), “uma pesquisa que utiliza conhecimentos básicos, tecnologias existentes, conhecimentos tecnológicos, e que tenha como objeto um novo produto ou processo, é caracterizada como tecnológica.”

Esta também é exploratória, pois explorou as possibilidades da utilização da Mineração de Dados para análise de dados financeiros. Segundo o mesmo autor (2004, p.



152), “[...] a pesquisa exploratória não exige grandes teorizações, e, sim, a experimentação para coleta de dados que servirão de base para a formulação de modelos inovadores ou explicativos”.

O mercado de capitais exerce importante papel em sistemas econômicos, sendo uma ferramenta de financiamento de empresas por meio de ativos (como as ações) que permitem a transferência de recursos entre investidores e organizações que necessitam destes recursos (CAVALCANTE; MISUMI, 2002). Portanto, pelo mercado de capitais as empresas são financiadas pelos investidores. Elas utilizam o capital deste financiamento para suprir suas necessidades, e os investidores recebem em contrapartida um título que possui valor de mercado.

Uma ação representa a menor parte do capital social de uma empresa, e é um ativo de renda variável, ou seja, não há conhecimento prévio de rentabilidade futura. Dá direito de participação nos lucros da empresa ao investidor, pois quando este adquire uma ação, se torna dono de parte da empresa, proporcional à quantidade de ações que possui (PINHEIRO, 2009).

Ações são negociadas diariamente, e as variações em seus preços são resultado da relação entre oferta e procura que ocorre nas bolsas de valores. Refletem a percepção dos investidores quanto ao cenário econômico e ao desempenho das empresas. Esta percepção pode resultar em uma maior ou menor demanda por determinadas ações, influenciando seus preços no mercado. Um investidor adquire uma ação com a expectativa de obter um retorno financeiro futuro, decorrente da valorização de seu preço (SILVA, 2008).

Bolsas de valores são instituições econômicas que têm como principal objetivo garantir negociações justas e equitativas entre investidores, promovendo a livre concorrência dos mesmos. Proporcionam liquidez aos ativos negociados, e transparência na fixação de preços. Possuem papel importante em sistemas econômicos, sendo ferramenta facilitadora de crescimento para empresas pela transferência de recursos, e servindo como canalizador de poupança para pequenos e grandes investidores, contribuindo, portanto, para geração de emprego e renda (PINHEIRO, 2009).

Além disso, elas são instituições econômicas que proporcionam um local adequado para a realização de compra e venda de ações entre investidores. Apesar de possuírem poder de autorregulamentação, estão sujeitas às regulações de um órgão de controle. No Brasil, este órgão é a CVM – Comissão de Valores Mobiliários – Autarquia federal vinculada ao Ministério da Fazenda (MELLAGI FILHO, 1998).

A função de um índice de ações é servir de parâmetro, de referência de comportamento de um mercado. O Índice Bovespa (Ibovespa) é o principal indicador da Bolsa de Valores de São Paulo, e representa um portfólio de ações que é selecionado segundo critérios pré-determinados, e revisado periodicamente. Objetiva se aproximar do comportamento médio do mercado de ações nacional. (CAVALCANTE; MISUMI, 2002).

O Ibovespa é calculado quadrimestralmente, tendo como referência os 12 meses anteriores ao cálculo. É composto pelas ações que somadas representam no mínimo 80% do volume de negócios e que estiveram presentes em pelo menos 80% dos dias de negociação. Além disso, uma ação deve ter volume de negociação superior a 0,1% do total para estar incluída no referido índice. (BM&FBOVESPA, 2012b).

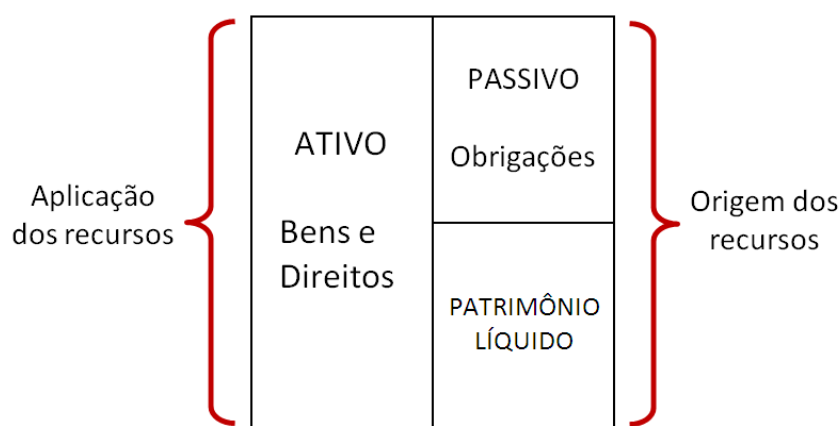
O principal objetivo da Análise Financeira é analisar a situação econômica de empresas por meio de informações contábeis padronizadas que estas fornecem. Por esta análise é possível medir a rentabilidade do capital que um investidor aloca em determinada empresa. O foco da análise financeira é o equilíbrio entre ativos e passivos e o fluxo financeiro corporativo. (ASSAF NETO, 2001).

A partir daí o objetivo é utilizar informações contábeis disponibilizadas pela empresa para avaliar seu desempenho econômico-financeiro. Por meio desta avaliação, é possível medir se um investimento em determinada companhia possui potencial futuro. Duas das ferramentas utilizadas por um analista financeiro são o Balanço Patrimonial e a Demonstração do Resultado do Exercício. (ASSAF NETO, 2001).

O Balanço Patrimonial é, grosso modo, uma fotografia da empresa, evidenciando seus bens e direitos (ativos), suas obrigações (passivos) e o patrimônio (patrimônio líquido) da empresa. Mostra, portanto, a origem dos recursos utilizados e onde os mesmos são aplicados, ou seja, o valor contábil em determinado momento. (ROSS; WESTERFIED; JAFFE, 2002)

O balanço é constituído de duas colunas: na da esquerda, os ativos, ou seja, o que a empresa possui. Do lado direito, o passivo (as fontes de financiamento) e o patrimônio líquido (origem do recurso proveniente dos proprietários). O balanço funciona como um espelho, onde o montante do lado esquerdo deve ser rigorosamente igual ao do lado direito. O balanço pode retratar a situação da empresa a cada ano ou trimestre. (ROSS; WESTERFIED; JAFFE, 2002).

**FIG. 1 – Estrutura básica de um balanço patrimonial**



**Fonte:** Elaborado pelos autores.

É a representação do fluxo financeiro da empresa, uma síntese do que foi produzido durante um determinado período. É por meio do DRE que o desempenho da empresa é medido em um espaço de tempo. Diferente do balanço patrimonial, o DRE retrata valores acumulados ao longo de um período, e não estáticos. Este somatório de valores indicará se houve lucro ou prejuízo, por meio da apuração de receitas, despesas, ganhos e perdas. O valor inicial do DRE é a receita bruta, e deste são deduzidos todas as outras despesas e todos os gastos. (HILGERT; ALVES, 2010)

FIG. 2 – Estrutura básica da demonstração do resultado do exercício

	ano 1	ano 2	ano N
RECEITA BRUTA DE VENDAS			
(-) Deduções de receita bruta			
Receita líquida de vendas e/ou serviços			
(-) Custo de bens e/ou serviços vendidos			
(=) RESULTADO BRUTO			
(-) Despesas gerais, administrativas e com vendas			
Resultado Financeiros			
Outras receitas e despesas operacionais			
(=) RESULTADO OPERACIONAL			
Resultado não operacional			
Provisão para IR e contribuição social			
Participações/Contribuições estatutárias			
(=) LUCRO/PREJUÍZO DO PERÍODO			

Fonte: Hilgert e Alves (2010)

O Balanço Patrimonial é uma representação estática dos direitos e obrigações de uma empresa. Por outro lado, a Demonstração de Resultado representa o resultado das operações da empresa após determinado período de tempo, resultando em lucro e prejuízo. Por estas ferramentas contábeis é possível retirar para análise vários indicadores, ou seja, referências de desempenho (ROSS; WESTERFIED; JAFFE, 2002). Dentre os indicadores financeiros, os utilizados no presente trabalho, utilizando os conceitos de Hilgert e Alves (2010) foram:

1. Endividamento Total – A dívida que a empresa possui em relação a seu capital próprio total.
2. Liquidez corrente – Indica quanto a empresa deve receber no curto prazo em relação a cada valor de dívida que possui no mesmo período.
3. Liquidez geral – Indica a capacidade de pagamento de curto e longo prazo da organização.
4. Margem bruta – Mede o peso dos custos sobre a receita da empresa.
5. Margem líquida – Impacto das despesas com juros e taxas sobre a receita. Mede o percentual de cada venda que restou após dedução de todas as despesas.
6. Margem EBIT - percentual de lucro que a empresa conseguiu obter em sua operação (descontadas as receitas e despesas financeiras).
7. ROA – *Return on Assets*, mede o resultado operacional da empresa antes das receitas e despesas financeiras, em suas atividades operacionais.
8. ROE – *Return on Equity*, Avalia a rentabilidade da empresa sobre os recursos efetivamente investidos pelos proprietários.



9. ROI – *Return on Investment*, mensura o retorno produzido pelas decisões de investimento dos gestores, e mede a atratividade dos empreendimentos.

Também conhecida pela sigla em inglês KDD (do original *Knowledge discovery in databases*, ou seja, descoberta de conhecimento em base de dados), esta é uma área multidisciplinar em Ciências da Computação, que abrange várias tecnologias e campos de pesquisa, sendo a junção de três principais áreas: Inteligência Artificial, Estatística e Bancos de Dados (DE AMO, 2004).

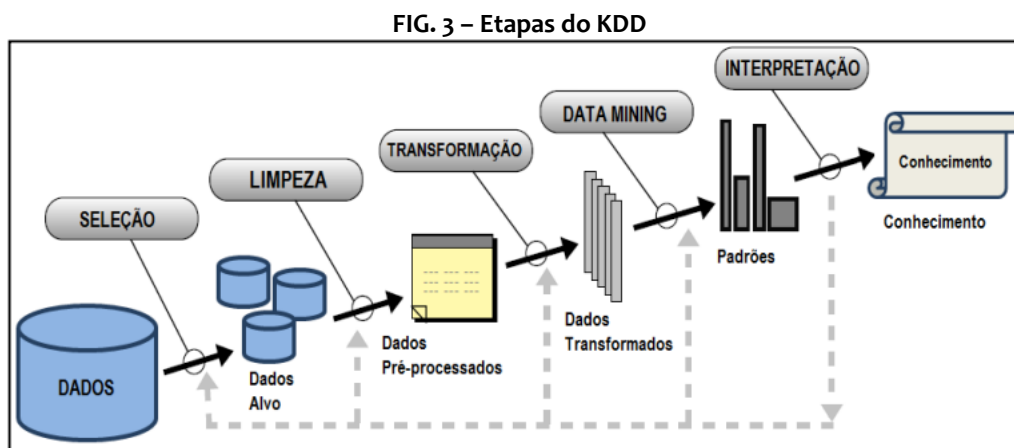
Segundo Fayyad, Piatetsky-Shapiro, e Smith (1996, p. 40), “KDD é o processo não trivial de identificação de padrões válidos, novos, potencialmente úteis e compreensíveis embutidos nos dados.” Ou seja, o KDD é um processo abrangente e amplo de descoberta de conhecimento útil em bases de dados, e a Mineração de Dados é a etapa mais importante desse processo, consistindo na aplicação de técnicas computacionais de estatística e inteligência artificial para extração de padrões em dados.

O processo de KDD tem o objetivo de extrair conhecimento que seja útil para a tomada de decisão em organizações ou áreas de pesquisa a partir de grandes volumes de dados. É importante que esse conhecimento seja compreensível e realmente útil no contexto do problema a ser solucionado.

O processo de Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados é altamente interativo e iterativo, não apenas um processo automático de análise de dados (REZENDE, 2005). Na presente pesquisa, foram abordadas nove etapas do processo de KDD, conforme os conceitos abordados por Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smith (1996), e utilizados por Oliveira e Garcia (2007) vistos a seguir:

1. Definição do Domínio - conhecer e definir qual é o problema a ser solucionado, e o cenário no qual esse problema está inserido;
2. Seleção do conjunto de dados - Selecionar o conjunto de dados no qual será aplicado o processo de descoberta de conhecimento;
3. Limpeza e pré-processamento - Adequação de valores e transformação da base de dados para o formato do sistema de Mineração de Dados;

4. Redução dos dados - Eliminação de dados desnecessários que possam causar redundância ou ruídos que levam a falhas de análise;
5. Escolha das tarefas - Selecionar quais das tarefas possíveis de serem realizadas com a Mineração de Dados são mais adequadas para o domínio do problema;
6. Escolha dos algoritmos - Selecionar os algoritmos (sequência finita de instruções computacionais não-ambíguas) mais apropriados para a busca por regras e padrões de acordo com as tarefas escolhidas anteriormente;
7. Mineração de Dados - Utilização da técnica de Mineração de Dados propriamente dita. Buscar padrões que sejam relevantes para o problema inicialmente identificado;
8. Interpretação de padrões - Visualização e análise dos conhecimentos adquiridos pelo processo de Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados por especialistas com conhecimento na área de aplicação;
9. Utilização do conhecimento - Utilizar os resultados do processo de KDD em outros sistemas de apoio a decisão; documentar, analisar e comparar os conhecimentos adquiridos, utilizando-os para resolução do problema.



Fonte: Elaborado pelos autores, a partir de Fayyad et al., 1996.

Dentre as várias tarefas que podem ser executadas pela mineração de dados, a pesquisa terá por base a extração de regras de associação. Esta tarefa define o quanto um acontecimento, transação ou conjunto de itens nos registros de uma base de dados implica na presença de outro acontecimento, transação, ou conjunto de itens nos mesmos registros. Regras de associação, portanto, buscam encontrar tendências que permitam entender padrões de comportamento (DE AMO, 2003).

As regras de associação utilizam a fórmula  $X \rightarrow Y$ , sendo X e Y conjuntos de valores, como itens comprados por clientes de uma padaria. A frase “Clientes que compram pão também compram margarina” mostra uma regra de associação que reflete um padrão de comportamento: se cliente compra pão, ele tem a tendência de também



comprar margarina. Identificar padrões de comportamento pode ser útil para áreas de marketing, varejo, saúde, dentre outras (REZENDE, 2005).

Uma das métricas mais utilizadas para medição de regras de associação é a confiabilidade. Ela representa a porcentagem de transações que possuem um item X e que também possui um item Y. Ou seja, se 80% dos clientes que compram um item X (pão), também compram um item Y (margarina), significa que esta tendência de comportamento possui grau de confiança, ou confiabilidade, de 80%. Quanto maior o valor de confiança, mais forte é a correlação. (DE AMO, 2004).

## **DESENVOLVIMENTO DO EXPERIMENTO**

O domínio do problema foi a utilização das regras de associação para descobrir correlações entre relatórios financeiros e a oscilação das ações na bolsa de valores. Foi necessário utilizar uma amostra, visto que existem centenas de ações negociadas atualmente, e muitas delas são pouco negociadas, ou apresentam relatórios financeiros com pouca consistência.

Para se obter a amostra, foi utilizada a divisão setorial oficial da Bovespa<sup>1</sup>. Ela divide todas as ações negociadas em 10 setores diferentes. Portanto, visando uma amostra diversificada, foram selecionadas as três ações com o maior volume de negociações de cada setor, de acordo com o Ibovespa. Os setores de referência foram os seguintes: bens industriais, construção e logística, consumo cíclico, consumo não cíclico, financeiro, materiais básicos, petróleo/gás/biocombustíveis, tecnologia da informação, telecomunicações e utilidades públicas.

Portanto, os dados utilizados neste experimento foram os relatórios financeiros (Balanço Patrimonial e Demonstração do Resultado do Exercício) dos últimos 32 trimestres a partir de agosto/2012, de 30 ações distintas. O objetivo foi correlacionar estes dados com a oscilação do preço das ações posteriores à data de divulgação de cada

---

<sup>1</sup> <http://www.bmfbovespa.com.br/cias-listadas/empresas-listadas/BuscaEmpresaListada.aspx?Idioma=pt-br>  
*Caderno Organização Sistêmica | vol. 2 n.2 | jan-jun 2013*

relatório. Desta forma seria possível mensurar a influência de um fator sobre o outro. Estes relatórios foram extraídos do site Fundamentus<sup>2</sup>.

Nesta fase do experimento, os relatórios financeiros foram editados em planilha eletrônica, com o objetivo de eliminar todos os dados não necessários. Foram realizadas todas as fórmulas para obtenção dos indicadores, e as mesmas foram repassadas para uma segunda planilha, em valor numérico representando variações percentuais.

Os históricos de cotação foram retirados do site *Yahoo Finance*<sup>3</sup> e sofreram uma redução, de modo que fosse levada em consideração somente a oscilação de preço mensal de cada ação. Originalmente os dados eram compostos por oscilações diárias, e este detalhamento não se mostrou necessário, visto que a comparação dos preços com relatórios financeiros seria feita com base trimestral.

Após a eliminação de ruídos, todos os dados foram combinados em uma única base, e nela foram aplicadas fórmulas visando transformar valores numéricos em valores textuais. Isso se mostrou necessário, pois o algoritmo de regras de associação somente compara objetos tipo texto como “pão”, “margarina” e “leite”, e não valores numéricos. Assim obtêm-se associações inteligíveis, por exemplo: “Se endividamento total apresenta alta forte, a cotação da ação apresenta queda forte”.

Desta forma, os valores numéricos foram convertidos em textos que representam graus de intensidade específicos para cada indicador ou cotação, por exemplo: “alta forte”, “estabilidade”, “queda leve”, “entre 2 e 5”, e “acima de 3”, de acordo com a variação de cada indicador trimestral comparado ao anterior.

Realizada a transformação, obteve-se um conjunto com 930 linhas de dados para serem analisados pelo software de Mineração de Dados.

A Mineração de Dados é capaz de realizar diferentes tarefas, como o agrupamento de classes semelhantes (*clustering*), predição de tendências e regressão linear, dentre outros (REZENDE, 2005). Porém, para o objetivo deste artigo científico, a tarefa de extração de regras de associação se mostrou mais interessante, visto que o

---

<sup>2</sup> [www.fundamentus.com.br](http://www.fundamentus.com.br)

<sup>3</sup> [br.financas.yahoo.com](http://br.financas.yahoo.com)

intuito era analisar a influência dos indicadores financeiros na variação de preços, sendo uma análise de relações do tipo “causa e efeito”.

FIG. 4 – Amostra de base de dados

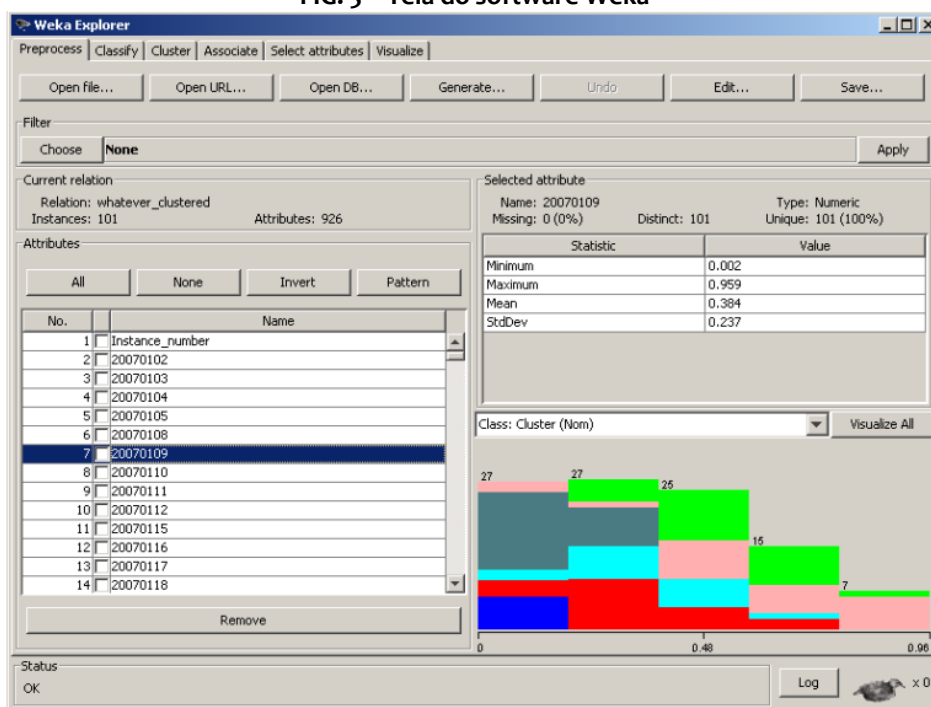
cotação	payout	end. Total	liquidez geral	Margem bruta	ROI	ROA	ROE	Setor
queda_forte	alta_forte	entre_60_e_75	abaixo_de_050	entre_29_e_43	alta	entre_125_e_250	abaixo_de_0	PetrGasBio
alta	queda_forte	entre_60_e_75	abaixo_de_050	entre_29_e_43	queda_forte	entre_0_e_125	abaixo_de_0	PetrGasBio
queda_forte	alta_forte	entre_60_e_75	abaixo_de_050	entre_43_e_57	queda_forte	entre_125_e_250	entre_0_e_25	consNaoCiclico
queda_forte	queda_forte	entre_60_e_75	abaixo_de_050	entre_43_e_57	alta_forte	entre_250_e_375	entre_25_e_50	consNaoCiclico
queda_forte	queda_forte	entre_60_e_75	abaixo_de_050	entre_29_e_43	alta	entre_125_e_250	entre_0_e_25	consNaoCiclico
queda_forte	queda_forte	entre_60_e_75	abaixo_de_050	entre_29_e_43	queda_forte	entre_125_e_250	abaixo_de_0	consNaoCiclico
alta	alta_forte	entre_60_e_75	abaixo_de_050	entre_43_e_57	queda_forte	entre_125_e_250	entre_0_e_25	utiPublica
alta	queda_forte	entre_60_e_75	abaixo_de_050	entre_43_e_57	alta_forte	entre_250_e_375	entre_25_e_50	utiPublica

Fonte: Elaborado pelos autores, a partir de [www.br.financas.yahoo.com](http://www.br.financas.yahoo.com)

Existem vários sistemas de Mineração de Dados, cada qual com características peculiares. Dentre os softwares gratuitos, o escolhido foi o *Waikato Environment for Knowledge Analysis (Weka)*, versão 3.6.2. Este é um software acadêmico, desenvolvido por alunos da universidade de Waikato, na Nova Zelândia. Possui recursos suficientes para a realização do trabalho, interface amigável e material de apoio no idioma inglês disponível na internet.

O algoritmo utilizado pelo sistema Weka no experimento é não-supervisionado, ou seja, realiza os cálculos de forma automática, sem interferência humana durante o processo, permitindo apenas a inserção de configurações iniciais. Definiu-se, então, que o sistema iria analisar a base de dados e retornar as 50 melhores regras de associação encontradas com um nível de confiança mínimo de 30%. O sistema retorna o resultado em formato de texto com a lista das regras encontradas.

FIG. 5 – Tela do software Weka



Fonte: Elaborado pelos autores.

Após análise e processamento dos dados realizados pelo software, os resultados obtidos foram divididos em dois grupos: Dados financeiros que resultaram em elevações no preço das ações nos meses, e dados financeiros que resultaram em uma queda na cotação da ação nos meses seguintes. Depois, as correlações de cada grupo foram classificadas de acordo com a taxa de confiança.

Uma amostra do resultado é detalhada na tabela 1.

TABELA 1 – Regras que resultam em elevação de preços

CAUSA	EFEITO	CONF.MÉDIA	SETOR DE MAIOR CONFIANÇA	%
Alta na margem líquida	Alta	66%	Consumo não cíclico	78%
Alta no ROE e no ROI	Alta	64%	Bens Industriais	86%
Alta forte no ROA e no ROI	Alta	62%	Financeiro	72%
Margem bruta entre 39% e 47%	Alta	61%	Consumo não cíclico	100%
Endividamento total entre 52,5% e 60%	Alta	61%	Materiais básicos	77%
Alta na Margem EBIT e ROE	Alta	61%	Tecnologia da Informação	74%
Alta na Margem Bruta	Alta	61%	Construção e logística	69%
Liquidez Geral entre 0,7 e 0,9%	Alta	60%	Bens Industriais	70%
ROE entre 2,5 e 5%	Alta	60%	Consumo cíclico	73%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Como visualizado na tabela 1, notou-se que o fator que mais influenciou para uma elevação no preço de uma ação foi a margem líquida. Em 66% dos casos em que houve uma alta neste indicador, em média, seguiu-se uma elevação na cotação nos meses seguintes. A regra é ainda mais clara no setor de consumo não cíclico, onde em 78% dos casos em que houve uma alta na margem líquida, seguiu-se uma alta na cotação da ação.

O segundo fator que mais influenciou o preço das ações para uma alta foi a combinação entre ROE e ROI. Em média, em 64% dos casos que houve uma alta nos dois indicadores simultaneamente, também ocorreu um aumento no preço das ações nos meses seguintes. O setor onde esta regra mais se aplicou foi no de bens industriais, onde o valor das ações subiu em 86% dos casos em que houve um aumento no valor dos dois indicadores, mostrando uma forte correlação.

**TABELA 2 – Regras que resultam em queda de preços**

CAUSA	EFEITO	CONF.MÉDIA	SETOR DE MAIOR CONFIANÇA	%
ROE entre 0 e 2,5%	Queda	48%	Telecomunicações	71%
Queda forte em margem líquida	Queda	47%	Petróleo, gás e biocombustíveis	61%
Queda forte em Margem líquida e ROE	Queda	46%	Petróleo, gás e biocombustíveis	59%
Margem líquida entre 0 e 7,5% e queda em margem líquida	Queda	45%	Materiais básicos	67%
Alta em liquidez corrente	Queda	45%	Tecnologia da Informação	51%
Queda forte em ROE	Queda	44%	Petróleo, gás e biocombustíveis	57%
Queda forte em ROI	Queda	44%	Tecnologia da Informação	66%
ROA entre 1,25 e 2,5%	Queda	43%	Construção e logística	53%
Alta em endividamento total e queda em margem líquida	Queda	43%	Utilidade pública	64%

Fonte: Elaborado pelos autores.

Em relação às correlações que resultaram em uma queda na cotação das ações nos meses que se seguiram às divulgações dos demonstrativos financeiros, observou-se que o índice de confiança médio foi menor, sendo também possível analisar padrões relevantes.

O ROE, seguido da margem líquida, foi o indicador que mais possuiu relevância na variação de valores. Em 48% dos casos onde o ROE obteve valores entre 0 e 2,5%, em média, o preço das ações caiu nos meses seguintes. No setor de telecomunicações este número foi mais expressivo, pois houve uma queda em 71% dos casos. Nos momentos em que ocorreu uma queda forte na margem líquida, seguiu-se uma queda de preço em 47% dos casos, em média. No setor de Petróleo, gás e biocombustíveis, esta correlação se mostrou ainda mais forte, pois houve uma queda na cotação em 61% dos casos.

## **CONCLUSÃO**

O software de Mineração de Dados utilizado no experimento realizou a tarefa de extração de regras de associação sem interferência humana, e apontou padrões que se mostraram relevantes e que fazem sentido dentro do contexto no qual o problema se encontra. As informações retiradas do experimento são potencialmente úteis na tomada de decisão por parte de investidores e profissionais que atuam no mercado financeiro.

Cabe ressaltar que a Mineração de Dados é nada mais que uma ferramenta de auxílio na análise de um grande volume de dados, e, portanto, os resultados só se tornam relevantes e significativos após a análise de especialistas do domínio em que o sistema atua. Sem a interferência humana nesta etapa, as saídas geradas não possuem contexto e utilidade.

Conclui-se com este trabalho que o recurso computacional utilizado realizou em poucos minutos a análise de centenas de Balanços Patrimoniais e Demonstrações do Resultado do Exercício e retirou destes relatórios informações que se transformaram em conhecimento sobre o mercado financeiro. Um investidor poderia utilizar este recurso para obter informações que o auxiliariam na alocação de investimentos sem a necessidade de elevados conhecimentos técnicos. A ferramenta utilizada se mostrou eficaz, pelos testes realizados, ao ser aplicada no contexto abordado nesta pesquisa.



## REFERÊNCIAS

ASSAF NETO, Alexandre. Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2001.

BM&FBOVESPA. Empresas listadas. 2012a. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/cias-listadas/empresas-listadas/BuscaEmpresalListada.aspx?Idioma=pt-br>> Acesso em: 21 ago.2012

BM&FBOVESPA. Índice Bovespa. 2012b. Disponível em: <<http://migre.me/bTuPL>> Acesso em: 22 ago.2012

CAVALCANTE, Francisco; MISUMI, Jorge Yoshio. Mercado de capitais. Rio de Janeiro: Campus, 2002. 373 p.

DE AMO, Sandra. Curso de *Data Mining*. Universidade Federal de Uberlândia, 2003. Disponível em <http://www.deamo.prof.ufu.br/CursoDM.html>

DE AMO, Sandra. Técnicas de mineração de dados. XXIV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, Salvador. p. 1-43, 2004.

ESTEAM, Leonel. Apostila Análise Financeira, 2005. Disponível em <<http://migre.me/bTuGP>> Acesso em 12 ago. 2012

FAYYAD, Usama; PIATETSKI-SHAPIRO, Gregory; SMYTH, Padhraic. From *Data Mining* to knowledge Discovery in Databases. Artificial Intelligence Magazine, Estados Unidos, 37-54, 1996.

FUNDAMENTUS. <http://www.fundamentus.com.br/> página acessada em 21.ago.2012.

HILGERT, Sílvio Paulo; ALVES, William Castro. Análise Fundamentalista: como analisar e escolher empresas. Rio de Janeiro: XP Educação, 2010. 62 p.

JUNG, Carlos. F. Metodologia para pesquisa e desenvolvimento. Rio de Janeiro: Axcel, 2004. 312 p.

MELLAGI FILHO, Armando. Mercado financeiro e de capitais: Uma introdução. São Paulo: Atlas, 1998. 173 p.

OLIVEIRA, Aracele; GARCIA, Denise. Mineração da base de dados de um processo seletivo universitário, 2007. Disponível em <[www.dcc.ufla.br/infocomp/artigos/v3.2/arto7.pdf](http://www.dcc.ufla.br/infocomp/artigos/v3.2/arto7.pdf)> Acesso em: 02 jun. 2010.

PINHEIRO, Juliano Lima. Mercado de capitais: fundamentos e técnicas. 5 ed. São Paulo: Atlas, 2009. 500 p.

REZENDE, Solange O. Mineração de Dados. XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, São Leopoldo. p. 397-433, 2005.

ROSS, A. S.; WESTERFIED, R. W.; JAFFE J. F. Administração financeira: corporate finance. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

SILVA, Fagner. O que faz uma ação se valorizar na bolsa? [administradores.com.br](http://administradores.com.br), 02/09/2008. Disponível em: <<http://www.administradores.com.br/informe-se/artigos/o-que-faz-uma-acao-se-valorizar-na-bolsa/40092/>> Acesso em: 25 ago. 2012