Análise dos indicadores fundamentalistas em relação ao retorno acionário baseado na metodologia DRSA

Camyla Ferreira Moreno
Universidade Federal de Pernambuco – Centro Acadêmico do Agreste – CAA
Av. Marielle Franco, s/n, Km 49, Nova caruaru, Caruaru – PE, 55014-900
camyla.moreno@ufpe.br

Thalita de Oliveira Santos
Universidade Federal de Pernambuco – Centro Acadêmico do Agreste – CAA
Av. Marielle Franco, s/n, Km 49, Nova caruaru, Caruaru – PE, 55014-900
thalitaos101@gmail.com

Édipo Marques de Lima
Universidade Federal de Pernambuco – Centro Acadêmico do Agreste – CAA
Av. Marielle Franco, s/n, Km 49, Nova caruaru, Caruaru – PE, 55014-900
edipomarquesl@gmail.com

Milene Karolyne de Souza
Universidade Federal de Pernambuco – Centro Acadêmico do Agreste – CAA
Av. Marielle Franco, s/n, Km 49, Nova caruaru, Caruaru – PE, 55014-900
milenekarolyne@gmail.com

Lucimário Gois de Oliveira Silva
Universidade Federal de Pernambuco – Centro Acadêmico do Agreste – CAA
Av. Marielle Franco, s/n, Km 49, Nova caruaru, Caruaru – PE, 55014-900
lucio_gois@hotmail.com

RESUMO

O investimento em renda variável, através da compra e venda de ações é um mecanismo utilizado por investidores para aumentar o retorno de suas ações. Uma forma de analisar tais investimentos é por meio da análise fundamentalista que utiliza indicadores financeiros para subsidiar o investidor nesse tipo de investimento. Embora existam estudos que analisam estatisticamente esses indicadores em relação retorno acionário, poucos estudos examinam a performance desses indicadores individualmente. Este estudo analisa a possibilidade de diferenciar a classificação de 184 empresas não-financeiras listadas na B3-Brasil, Bolsa, Balcão relacionado à indicadores fundamentalistas em 2018. Fez-se o uso do DRSA (*Dominance-based Rough Set Approach*) e com o auxílio do software jMAF foram induzidas 76 regras de decisão baseadas nos indicadores. Concluiu-se que além da geração das regras, que pode auxiliar no processo de decisão, é possível explicar a relação existente entre as regras de decisão e os indicadores fundamentalistas.

PALAVRAS CHAVE. DRSA. Análise Fundamentalista. Retorno Financeiro.

Tópicos: Apoio à Decisão Multicritério.

ABSTRACT

The investment in variable income, through the purchase and sale of shares is a mechanism used by investors to increase the return of their shares. One way to analyze those investments is through

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

fundamental analysis that uses financial indicators to subsidize the investor in this type of investment. Although there are studies that statistically analyze these indicators related to stock returns, few studies examine the performance of these indicators individually. This study figures out the possibility to differentiate the classification of 184 non-financial companies listed on B3-Brasil, Bolsa, Balcão related to fundamentalist indicators in 2018. DRSA (Dominance-based Rough Set Approach) was used and with the assistance of the jMAF software 76 decision rules based on the indicators were induced. As conclusion, in augmentation to the generation of rules, which can assist in the decision process, it is possible to explain the relationship between decision rules and fundamentalist indicators.
KEYWORDS. DRSA. Fundamental Analysis. Financial Return.

Paper topics: Multicriteria Decision Support.

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

1. Introdução

O mercado de ações se mostra essencial em todas economias em crescimento. Todo investimento no mercado visa maximizar o lucro e minimizar o risco associado [Nti et al 2019], sendo um dos principais indicadores de uma condição econômica do país [Perwej e Perwej 2012]. Pela robustez e agilidade, o mercado é altamente desejável devido a possibilidade de alto retorno [Prasanna e Ezhilmaran 2013], sendo visado não apenas por investidores, mas também como fonte de capital para as empresas.

O mercado brasileiro reflete grande interesse de investidores internacionais que buscam ganhos extraordinários em mercados emergentes menos eficientes, mas com confiança necessária para garantir e proteger seus investimentos, o que inclui o Brasil como maior mercado da América do Sul, onde as instituições e regulamentações trabalhe de acordo com padrões internacionais. O interesse dos investidores, tanto nacional quando estrangeiro, mostrou a capacidade do mercado brasileiro de atender às necessidades de investimentos em ativos de longo prazo [Miralles-Quiros et al. 2017].

O retorno no mercado acionário é altamente influenciado por fatores como o desempenho das ações, condições gerais do mercado, condições econômicas entre outros [Pervaiz et al. 2018]. Para auxiliar os investidores na análise de ações são abordados dois principais tipos de análise, a técnica e a fundamentalista. O conceito da análise técnica está fundamentado nos preços das ações do passado prevendo suas tendências e assim podendo estimar seu comportamento no futuro. Um de seus pilares está fundamentado na análise gráfica, onde geralmente através desse é demonstrada a evolução da cotação ao longo dos anos. A análise fundamentalista objetiva determinar o valor da empresa através da avaliação de seu comportamento [Pinheiro 2016]. Essa é utilizada no mercado de capitais, sendo uma técnica na qual os fundamentos econômicos da companhia e o desempenho das ações são o alvo da análise, portanto, trabalha essencialmente com o estudo de tendências de vários indicadores [Silva 2017], extraídos de seus demonstrativos financeiros. Quando feitas comparações entre as duas análises, a análise fundamentalista fornece uma base mais confiável com base nos fundamentos (demonstrações contábeis) da empresa [Pinheiro 2016]. Estudos realizados recentemente comprovaram haver uma relação positiva entre retorno de ações e utilização da análise fundamentalista [Machado e Araújo 2017], [Mohanram et al. 2017], [Gumanti et al. 2020].

O mercado de ações se tornou uma área de pesquisa atraente para pesquisadores, investidores e analistas financeiros, apesar de suas dificuldades, diante disso várias pesquisas são desenvolvidas na área [Nti et al. 2020]. Dentre as principais metodologias utilizadas na área estão a regressão logística, modelos markovianos, redes neurais, algoritmos genéticos, análise de séries temporais, análise de componentes principais entre outros [Chen et al. 2014], [Lin 2018], [Thanh et al. 2018].

Ao tomar a decisão de investir o capital em uma empresa, buscando obter um retorno positivo, o decisor leva em consideração alguns indicadores que podem ser conflitantes entre si, dessa forma o problema pode ser caracterizado como um problema de decisão multicritério. A abordagem DRSA (*Dominance-based Rough Set Approach*) modela as preferências do decisor a partir da utilização de decisões realizadas por ele no passado ou de exemplos de decisão elicitadas pelo decisor, que são base para determinação de regras de decisão [Slowinski et al. 2012].

O presente estudo tem como objetivo analisar se as regras de decisão geradas são capazes de classificar as empresas, em perdedoras ou vencedoras, a partir de indicadores financeiros. Para isso, foram utilizados 19 indicadores fundamentalistas no ano de 2018, coletados no Fundamentei, e houve o uso da metodologia DRSA para geração de regras de decisão e classificação das empresas nas classes pré-definidas, através do software jMAF [Szeląg et al. 2012].

O artigo está dividido em cinco seções, onde além da primeira com o conteúdo introdutório, a segunda seção aborda conceitos acerca do DRSA e dos indicadores fundamentalistas, na terceira seção são explicitados os procedimentos metodológicos com a coleta

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

e tratamento dos dados, determinação da amostra e descrição dos critérios e na quarta seção são apresentados os resultados. Por fim, são elaboradas as conclusões e sugestões para estudos futuros.

2. Referencial Teórico

2.1 DRSA

Um problema de decisão multicritério consiste numa situação, onde há pelo menos duas alternativas de ação para se escolher, e essa escolha é conduzida pelo desejo de atender a múltiplos objetivos, muitas vezes conflitantes entre si [Almeida, 2013]. O método multicritério é propicio para inúmeros tipos de questões complexas, envolvendo diversos tipos de decisores e pontos de vista diversificados, considerados fundamentais no processo decisório de situações heterogêneas e de difícil mensuração. Conforme o crescimento da complexidade da tomada de decisão na área de finanças, onde são evidentes múltiplas restrições e múltiplas fontes de risco, o apoio a decisão multicritério se mostra aderente a essa realidade provendo os tomadores de decisão com uma ampla gama de metodologias bem alinhadas com a complexidade das finanças modernas [Spronk 2005]. Segundo [Roy 1996], é possível segregar os problemas decisão multicritério em quatro problemáticas: escolha, classificação, ordenação e descrição. O autor aponta ainda que a problemática de classificação tem por objetivo a alocação de cada ação a uma classe, onde as categorias são a priori a partir de normas aplicáveis aos conjuntos de ações, é nessa problemática que o problema de estudo está inserido, onde as empresas da amostra em análise serão alocadas em classes pré-definidas de alternativas de investimentos.

A Rough Set Approach (RSA) ou Teoria dos Conjuntos Aproximativos que teve origem no trabalho de Zdzislaw Pawlak, em 1982, e aborda o tratamento de dados imprecisos e ambíguos, usando aproximações superiores e inferiores de um conjunto de dados [Pawlak 2000]. O termo principal dessa teoria é a relação de indiscernibilidade, sendo concebida como aquela que identifica objetos com a mesma propriedade, onde são tratados como idênticos ou semelhantes. A RSA foi limitada ao lidar com os dados ordenados das classes de problemas de identificação e informações inconsistentes de preferencias, sendo que muitos problemas do mundo real precisam manipular dados com atributos ordenados por preferência.

Visando essa necessidade, [Greco et al. 2001] desenvolveu uma extensão do método RSA, uma técnica eficaz de mineração de informações que pode analisar dados quantitativos e qualitativos, levando em consideração as ordens de preferências de um tomador de decisão para extrair regras de decisão. O método é chamado de Dominance-Based Rough Set Approach (DRSA) ou abordagem aproximada baseada em dominância e tem como pretensão auxiliar na tomada de decisão com múltiplos critérios. Devido à ordem de preferência entre as classes de decisão, os conjuntos se tornam aproximações e são conhecidas como uniões "ascendente" e "descendente" de classes de decisão.

Dada a flexibilidade existente no uso da abordagem DRSA, a mesma pode ser utilizada em diferentes áreas do conhecimento com exemplos que vão desde a procura por fatores que melhoram a gestão estratégica das empresas [Pineda et al. 2018], [Couto e Gomes 2014], [Silva 2014] a exemplos que dão suporte a decisão de investimentos [Shen e Tzeng 2015], [Couto e Gomes 2016], [Silva et al. 2018]. Além da flexibilidade do método, outra vantagem do método é relacionada com continuo desenvolvimento do método por meio de novas formulações matemáticas [Chakhar e Saad 2012], [Zelag 2014], [Bouzayane e Saad 2014], [Kadzinski et al. 2015].

Comparado com a RST clássica, o método DRSA não apenas classifica os objetos, mas também gera e regula as regras de decisão associadas a cada classe. Segundo [Chai e Liu 2013], a metodologia DRSA fornece uma base matemática para métodos baseados em regras. Tendo como conceito chave a substituição das relações indiscernibilidade pelo princípio da dominância, as regras da DRSA podem modelar de forma flexível a preferência semântica dos tomadores de decisão, o que é significativamente superior a outros modelos tradicionais de preferência.

Por razões algorítmicas, o conjunto de dados sobre os objetos pode ser representado na forma de uma tabela de informações. As linhas da tabela são rotuladas por objetos, enquanto as

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

colunas são rotuladas por atributos, se um atributo representa um critério, geralmente possui uma característica ordenada por preferência [Blaszczyński et al. 2007]. A tabela de informações ou sistema de informações pode ser descrita por uma *tupla S* = (U, *Q*, *V*, *f*), onde *U* é um conjunto finito não vazio de objetos, *Q* é um conjunto finito não vazio de atributos, tal que q: U → V_q para todo $q \in Q$, sendo V_q o domínio do atributo q, $V = \bigcap_{q \in Q} V_q$. Temos que f: U χ Q → V é uma função total para que, f (x, q) ∈ V_q para cada q ∈ Q, x ∈ U, sendo conhecida como "função de informação" [Pawlak 2000].

O conjunto Q é, em geral, dividido em um subconjunto C de atributos de condição e um subconjunto D de atributos de decisão. Supondo que o conjunto de atributos de decisão D estabelece uma partição de U em um número finito de classes **Cl** = {Cl_t, t ∈ T}, T = {1, ..., n}, é um conjunto dessas classes, de modo que cada x ∈ U pertence a um e apenas um Cl_t ∈ **Cl**. Supõe-se que essas classes sejam ordenadas, ou seja, para todos os r, s ∈ T, então que r > s, os objetos de Cl_r são preferíveis aos objetos da classe Cl_s. Dessa maneira, objetos podem ser aproximados por uniões ascendentes ($Cl_t^{\geq}$) e descendentes ($Cl_t^{\leq}$) de classes de decisão. Dessa forma, a relação de indiscernibilidade é substituída por uma relação de dominância. As representações de uniões de classes ascendentes e descendentes podem ser visualizadas na equação abaixo:

$$Cl_t^{\geq} = \bigcup_{s \geq t} Cl_s, Cl_t^{\leq} = \bigcup_{s \leq t} Cl_s \quad (1)$$

Esses conjuntos são usados para aproximar as classes de decisão, onde o conjunto contendo os objetos que dominam x são chamados de conjunto P-dominante, $D_P^+(x) = \{y \in U: yD_Px\}$.Já o conjunto que contém os objetos dominados por x, são chamados de conjunto P-dominado, onde $D_P^-(x) = \{y \in U: xD_Py\}$. A relação de dominância é reflexiva e transitiva. Dado P ⊆ C para um determinado nível de consistência, pode-se definir as P-aproximações das classes de decisão. A aproximação inferior representa um certo conhecimento, e chama-se P-inferior da classe de decisão Cl_t o conjunto de todos os objetos com o conjunto P-dominante. A aproximação superior representa um possível conhecimento e pode ser considerado pelo conjunto de todos os objetos do conjunto P-dominado. Os objetos que possuem alguma ambiguidade representam o conjunto de ações classificadas de maneira incerta na classe de decisão Cl_t, e podem ser chamados de P-fronteiras.

A qualidade de aproximação γ (Cl) da classificação multicritério de Cl_t pelo conjunto de critérios P é definida como a razão entre número de objetos classificados corretamente e o número de todos os objetos nos dados conjunto de amostras. O DRSA define dois conceitos que indicam informações sobre a importância dos atributos da condição, esses conceitos são os *redutos* e o *núcleo*. Para cada subconjunto mínimo de critérios P⊆F, de modo que γ P (Cl) = γ F (Cl), P é chamado de *reduto* de F, esse subconjunto de critérios representa os atributos indispensáveis para manter a qualidade da aproximação. A tabela de decisão pode conter vários *redutos* e seu conjunto de interseções é chamado de *núcleo*.

Os atributos de decisão induzem uma partição de *U*, com a aproximação baseada na dominância uma descrição generalizada das regras de decisão pode ser obtida em termos de " *se ...*, *então...* ". Para cada união de classe para cima ou para baixo, $Cl_t^{\geq}$ ou $Cl_t^{\leq}$, *s*, *t* ∈ *T*, as regras inferidas da hipótese de que os objetos pertencentes às aproximações inferiores são positivos e todos os outros são negativos, sugerem a atribuição de um objeto a pelo menos uma classe Cl_t ou para no máximo uma classe Cl_s, respectivamente. Essas regras são conhecidas como regras de decisão certas ($D^{\leq}$ ou $D^{\geq}$) porque atribuem os objetos a uniões de classes de decisão sem qualquer ambiguidade. Por outro lado, se os objetos pertencem a aproximações superiores, as regras são conhecidas como regras de decisão possíveis. E, se os objetos pertencerem à interseção (s <*t*), a partir de regiões de fronteira, as regras são conhecidas como regras aproximadas, podendo ser classificadas como regras incertas. A maioria das propostas existentes visa para induzir um conjunto mínimo de regras de decisão baseadas em dominância que são considerados completos e não redundantes, tal conjunto mínimo de regras contém regras certas e regras aproximadas.

Algumas medidas estatísticas são de extrema relevância ao verificar a condicionalidade, confiabilidade e robustez das regras de decisão. A primeira delas é a *coverage*, onde é o número de objetos positivos cobertos pela regra dividido pelo número total de objetos positivos na classe.

Outra medida é a *strenght*, que é o número de objetos cobertos pela regra, ou seja, número de objetos corretamente classificados pela regra na fase dividida pelo número total de objetos e por último a *confidence*, que é o número de objetos positivos cobertos pela regra dividida pelo número total de objetos cobertos pela regra.

2.2 Análise fundamentalista

A análise fundamentalista constitui-se de uma ferramenta essencial para observação de informações financeiras básicas, tendo como finalidade projetar futuros investimentos avaliando os possíveis fatores que possam influenciar o valor de mercado das ações. A análise compreende o estudo da solidez financeira de uma empresa com base no potencial do setor que a empresa está inserida, dados históricos, gestão e perspectiva de crescimento [Thomsett 2006]. Segundo [Lagioia 2007], a análise fundamentalista tem como objetivo avaliar o valor intrínseco da carteira de ações com intuito de encontrar o preço justo que pode ser considerado como valor real e sem discrepância deste ativo no mercado.

Quanto a escolha de indicadores fundamentalistas para uma análise financeira é possível enfatizar como essa é aplicada. Ao tratar do uso de indicadores como ferramenta principal de apoio para avaliação financeira do desempenho das companhias em estudo, estamos nos referindo a análise fundamentalista como principal ferramenta financeira abordada nesta análise, de acordo com [Matarazzo 2010]. Ainda segundo o mesmo autor, a pesquisa baseada nos indicadores econômicos dos resultados financeiros trazidos pelas companhias para o mercado e seus acionistas reflete de forma clara e sucinta a saúde financeira das companhias. De modo geral, os indicadores podem ser agrupados em cinco principais categorias sendo elas mercado, liquidez, estrutura de capital, rentabilidade e endividamento [Gitman 2010]. No estudo realizado por [Tavares e Silva 2012], a partir da utilização da regra do mínimo quadrado e da análise discriminate, foi demonstrado que os indicadores fundamentalistas podem contribuir para escolha de melhores e piores alternativas de investimentos no mercado de ações. Com a utilização de análises estatísticas o mesmo resultado foi encontrado por [Ng e Chen 2016] [Freitas et al. 2017].

Na próxima seção do estudo será detalhado a forma com a qual os dados foram coletados, tratados e classificados para serem aplicados no contexto proposto pelos autores.

3. Metodologia

A aplicação dos conceitos abordados anteriormente iniciou-se através da coleta dos dados usando o Fundamentei. O estudo se baseia na análise das empresas não-financeiras que compõe todos os índices da bolsa de valores da B3-Brasil, Bolsa, Balcão, totalizando 302 empresas de capital aberto listadas em todos os índices da bolsa de valores no ano de 2018, sendo importante ressaltar que, devido a indisponibilidade dos dados, 26 empresas foram retiradas do estudo.

Após a primeira fase de coleta, os dados passaram para a etapa que tinha como principal foco no tratamento dessas informações, tendo um total de 276 empresas e após a coleta dos 19 indicadores, foi obtida a variação da cotação para o ano em estudo. Com isso, as empresas foram organizadas em ordem crescente segundo a variação de cotação. A amostra foi dividida em três partes, de forma que no primeiro terço as empresas foram classificadas como vencedoras, no segundo terço como empresas intermediárias e no terceiro como empresas perdedoras, baseado no estudo de [Tavares e Silva 2012]. Para o presente estudo foram escolhidas as empresas que foram classificadas mais próximas aos extremos, vencedoras e perdedoras, de forma a ter uma melhor discriminação quanto sua classificação.

Os indicadores fundamentalistas foram definidos como os critérios de condição onde representam ganho ou custo a depender da sua característica para a empresa, sendo caracterizado como ganho os indicadores que representassem algo positivo para a empresa, sendo assim, os indicadores atribuídos a ganhos teriam como objetivo o seu aumento por parte da empresa, como por exemplo, o lucro líquido e a receita, onde ambos representam ganho para a empresa. Em contrapartida, os indicadores que a empresa tivesse como objetivo principal a redução, seriam

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

compreendidos como perda, como por exemplo, as dívidas e os impostos a serem medidos pela companhia no seu desempenho no decorrer daquele período. Para o critério de decisão, foi definido como a classificação da empresa em vencedora ou perdedora. Os critérios utilizados no estudo estão apresentados no Quadro 1.

N°	Critério	Nomenclatura no estudo	Preferência
1	Patrimônio Líquido	pat_liquido	Ganho
2	Receita Líquida	rec_liquida	Ganho
3	EBITDA	ebitda	Ganho
4	D&A	d&A	Custo
5	EBITD	ebitd	Ganho
6	Resultado Financeiro	res_financeiro	Ganho
7	Imposto	impost	Custo
8	Lucro Líquido	lucro_liquido	Ganho
9	Margem Líquida	mrg_liquida	Ganho
10	ROE	roe	Ganho
11	Caixa	caixa	Ganho
12	Dívida	divida	Custo
13	DL/EBITD	dl/ebitd	Custo
14	FCO	fco	Ganho
15	CAPEX	capex	Ganho
16	FCF	fcf	Ganho
17	FCF CAPEX	fcf_capex	Ganho
18	Proventos	provent	Ganho
19	Payout	payout	Ganho

Quadro 1 – Critérios de condição
Fonte: Os autores.

4. Resultados

Para geração dos resultados, foi utilizado o software jMAF através do algoritmo DOMLEM. Foram encontrados 236 redutos, onde alguns deles estão apresentados no Quadro 2, no reduto 2 pode ser observado o menor conjunto de critérios encontrados que fornece a mesma qualidade na classificação, contendo seis critérios. Houve a indicação de um núcleo, onde nele estão dois indicadores fundamentalistas: FCO e CAPEX.

N°	Redutos
1	{ebitd, d&a, res_financeiro, capex, fcf, fcf_capex}
2	{rec_liquida, ebitd, fco, capex, fcf, provent}
3	{ebitda, d&a, caixa, capex, fcf, fcf_capex, provent}
4	{ebitd, caixa, divida, dl/ebitd, fco, capex, fcf, provent}
5	{ebitd, res_financeiro, mrg_liquida, roe, caixa, dl/ebitd, fco, capex, fcf, provent}

Quadro 2 – Redutos
Fonte: Os autores.

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

Foram induzidas 76 regras, nas quais em 36 delas as empresas foram classificadas como vencedoras e em 40 regras foram classificadas como perdedoras. Todas as regras tiveram *confidence* igual a 1, indicando que são do tipo $D^{\leq}$ ou $D^{\geq}$ certas. Dentre os 19 critérios, apenas o payout não foi incluído nas regras de decisão geradas. As regras para a classe vencedoras estão apresentadas no Quadro 3, com suas respectivas *strengh* e *coverage*.

N°	Regra de decisão	*Strengh*	*Coverage*
1	(caixa >= 15601) => (D >= vencedora)	0,022	0,04
2	(ebitda >= 3891) & (fcf >= -1553) => (D >= vencedora)	0,022	0,04
3	(pat_liquido >= 16336) & (capex >= -2289) => (D >= vencedora)	0,033	0,066
4	(ebitd >= 1194) & (res_financeiro >= -1883) & (divida <= 7084) => (D >= vencedora)	0,071	0,143
5	(ebitd >= 798) & (res_financeiro >= -447) & (divida <= 6679) => (D >= vencedora)	0,092	0,187
6	(ebitda >= 1209) & (res_financeiro >= -504) & (divida <= 5559) => (D >= vencedora)	0,076	0,154
7	(d&a <= -1491) & (ebitd >= 1750) & (capex >= -1997) => (D >= vencedora)	0,022	0,044
8	(pat_liquido >= 3537) & (divida <= 6848) & (fcf >= 548) => (D >= vencedora)	0,011	0,022
9	(capex >= -39) & (fcf >= -16) & (provent >= 2) => (D >= vencedora)	0,065	0,132
10	(pat_liquido >= 869) & (capex >= -17) & (provent >= 2) => (D >= vencedora)	0,027	0,055
11	(rec_liquida >= 1166) & (capex >= -33) & (provent >= 2) => (D >= vencedora)	0,033	0,066
12	(impost <= -1) & (capex >= -25) & (fcf >= -110) & (provent >= 2) => (D >= vencedora)	0,043	0,088
13	(rec_liquida >= 589) & (capex >= -48) & (fcf >= -55) & (provent >= 2) => (D >= vencedora)	0,033	0,066
14	(pat_liquido >= 1057) & (res_financeiro >= -18) & (capex >= -124) => (D >= vencedora)	0,033	0,066
15	(capex >= -124) & (fcf >= 61) & (provent >= 2) => (D >= vencedora)	0,049	0,099
16	(pat_liquido >= 1749) & (capex >= -91) => (D >= vencedora)	0,054	0,11
17	(rec_liquida >= 4153) & (capex >= -146) & (provent >= 2) => (D >= vencedora)	0,016	0,033
18	(impost <= -5) & (capex >= -72) & (fcf >= -22) & (provent >= 2) => (D >= vencedora)	0,065	0,132
19	(d&a <= -209) & (lucro_liquido >= 427) & (capex >= -521) => (D >= vencedora)	0,043	0,088
20	(rec_liquida >= 2823) & (impost <= -179) & (divida <= 1605) => (D >= vencedora)	0,038	0,077
21	(impost <= -21) & (dl/ebitd <= 2.8) & (capex >= -46) & (fcf >= -107) => (D >= vencedora	0,043	0,088
22	(pat_liquido >= 1801) & (ebitda >= 560) & (capex >= -168) => (D >= vencedora)	0,049	0,099
23	(pat_liquido >= 1801) & (rec_liquida >= 7665) & (capex >= -406) => (D >= vencedora)	0,027	0,055
24	(rec_liquida >= 49) & (capex >= -2) & (provent >= 1) => (D >= vencedora)	0,016	0,016
25	(pat_liquido >= 309) & (roe >= 0.01) & (capex >= -93) & (fcf >= -23) & (pat_liquido >= 0.02) => (D >= vencedora)	0,049	0,099

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

26	(impost <= -9) & (dl/ebitd <= 1.8) & (capex >= -124) & (fcf >= 35) => (D >= vencedora)	0,033	0,066
27	(ebitd >= 26) & (capex >= -5) => (D >= vencedora)	0,016	0,033
28	(ebitd >= 46) & (capex >= -46) & (fcf >= -83) & (fcf_capex >= 53) => (D >= vencedora)	0,016	0,033
29	(rec_liquida >= 3334) & (divida <= 803) & (dl/ebitd <= 0.0) => (D >= vencedora)	0,022	0,044
30	(ebitd >= 35) & (fco >= 29) & (capex >= -28) & (fcf >= -5) => (D >= vencedora)	0,016	0,033
31	(res_financeiro >= -3) & (impost <= -7) & (roe >= 0.06) & (capex >= -14) => (D >= vencedora)	0,016	0,033
32	(pat_liquido >= 25) & (ebitd >= 14) & (capex >= 0) => (D >= vencedora)	0,022	0,044
33	(ebitda >= -85) & (impost <= -4) & (capex >= -3) => (D >= vencedora)	0,022	0,044
34	(pat_liquido >= 750) & (ebitda >= 0) & (capex >= -3) => (D >= vencedora)	0,016	0,033
35	(rec_liquida >= 44) & (ebitd >= -2) & (res_financeiro >= 0) & (capex >= -5) => (D >= vencedora)	0,016	0,033
36	(dl/ebitd <= 0.0) & (fcf >= 1) & (fcf_capex >= 0) => (D >= vencedora)	0,016	0,033

Quadro 3- Regras induzidas pelo jMAF
Fonte: Os autores.

A qualidade das aproximações para a união de classes foi igual a 0.989, indicando uma boa consistência dos dados, porém os valores de *coverage* para todas as regras apresentam cobertura de pequenas frações, por exemplo, o maior valor obtido foi na regra n° 5 onde apenas 18,7% das empresas classificadas como vencedora seguem a regra. Pode-se observar ainda que segundo a regra n° 6, há 15,4% de probabilidade de empresas classificadas como vencedoras terem um EBITDA maior ou igual a 1209, resultado financeiro maior ou igual a -504 e uma dívida menor ou igual a 5559. Na regra n° 24, há 1,6% de probabilidade de empresas classificadas como vencedoras terem uma receita líquida maior ou igual a 49, CAPEX maior ou igual a -2 e proventos maior ou igual a 1. Em relação a *strengh*, foi estabelecido que as regras n° 11 e n °13 são satisfeitas por 3,3% das empresas que são classificadas como vencedoras.

5. Conclusão

Alguns pontos importantes podem ser extraídos da análise que decorre no estudo, e a primeira delas dar-se pelo fato de a amostra das empresas ser capaz de englobar não somente um setor das companhias de capital aberto, mas de todos os setores encontrados na B3-Brasil, Bolsa, Balcão, além de tratar das empresas de todos os índices que compõe a bolsa de valores. A quantidade significativa de 19 indicadores permite maior sensibilidade e robustez na análise dos resultados encontrados. Como foi mostrado no estudo, logo após a coleta e tratamento dos dados, foi usado o software para a geração de regras de decisão e suas características, bem como os redutos e núcleos, explorados no decorrer da secção dos resultados.

Além disso, os resultados não estão limitados a mostrar para o decisor as regras de decisão encontradas após o tratamento dos resultados no software, mas sim explicar ao decisor a relação que existe entre as regras de decisão e os indicadores, ou seja, a avaliação não passa a ser restrita às regras, mas sim voltadas também para sua interpretação com base no indicador explicito naquela decisão. Na seção dos resultados foi possível identificar, por exemplo, que a escolha da regra de decisão está principalmente ligada à determinados indicadores financeiros usados para a análise, o que por sua vez fica esclarecido para o decisor que ao determinar a escolha de uma regra de decisão haverá uma probabilidade associada à força daquele indicador de satisfazer o que diz a regra incialmente avaliada e escolhida.

Por fim, é válido ressaltar que as empresas estavam em um cenário econômico semelhante para todas durante aquele período, o que por sua vez os resultados sejam voltados ao desempenho das empresas naquele período com base nos indicadores usados na pesquisa.

É válido enfatizar o fato de que variáveis macroeconômicas nacionais e internacionais não foram inseridas no estudo, assim como também perspectivas futuras do mercado financeiro e da economia internacional também não foram levadas em consideração no decorrer da escolha dos indicadores de desempenho deste estudo. Assim, como trabalho futuro pretende-se introduzir indicadores subjetivos e analisar os indicadores fundamentalista em horizonte de tempo maiores.

Agradecimentos

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal Nível Superior (CAPES) pelo financiamento dessa pesquisa.

Referências

Almeida, A. T. (2013). Processo de decisão nas organizações: construindo modelos de decisão multicritério. São Paulo: Atlas.

Blaszczynski, J., Greco, S., Matarazzo, B., Slowinski, R., Szeląg, M. (2012). jMAF. Instituto de Ciência da Computação, Universidade de Tecnologia de Poznan, Polônia. Web page: http://www.cs.put.poznan.pl/jblaszczynski/Site/jRS.html. Acessado: 2020-02-15.

Bouzayane, S., Saad, I. (2014). Rough set-based argumentative approach to support collaborative multicriteria knowledge classification. Journal of Decision Systems, 23(2):167-189.

Chai, J., Liu, J.N.K. (2013). Dominance-based decision rule induction for multicriteria ranking. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 4(5):427-444.

Chakhar, S., Saad, I. (2012). Dominance-based rough set approach for groups in multicriteria classification problems. Decision Support Systems, 54(1):372-380.

Chen, C., Dongxing, W., Chunyan, H., Xiaojie,Y. (2014). Exploiting social media for stock market prediction with factorization machine. IEEE/WIC/ACM Internacional Joint Conferences on Web Intelligent Agent Technologies (IAT), p. 49-56.

Couto, A. B. G., Gomes, L. F. A. M. (2014). Multicriteria evaluation of managerial competences: An application of the dominance principle and the rough set theory Open Access. *Foundations of Computing and Decision Sciences*, 39(3):157-174.

Couto, A. B. G., Gomes, L. F. A. M. (2016). Análise do Rating Soberano por meio do DRSA – dominance-based rough set approach. Artigo em conferência. In *Anais do XLVIII SBPO*, p. 194-2014, Vitória, ES. SOBRAPO.

Freitas, M. H. B.; Freitas, M. A. L.; Anjos, L. C. M.; Tavares, M. F. N. (2017). Estudo sobre a utilização de análise fundamentalista na seleção de ações vencedoras e perdedoras da BOVESPA pós-implantação e transição do IFRS (2014-2016). *Revista de Estudos Contábeis*, 8(15): 23-44.

Gitman, L. J. (2010). Princípios da administração financeira. 12 ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall.

Greco S, Matarazzo B, Slowinski R (2001) Rough sets theory for multicriteria decision analysis. *European Journal of Operational Research*, 129(1):1–47.

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

Gumanti, D., Ningrum, S., Paramu, H, Soendjoto. (2020). Fundamental analysis in Indonesia stock exchange. *Internacional Journal of Scientific and Technology Research*, 9(3):5101-5104.

Kadziński, M., Słowiński, R., Greco, G. (2015). Robustness analysis for decision under uncertainty with rule-based preference model. *Information Sciences*, 328:321-339.

Lagioia, U.C. (2007). Fundamentos do Mercado de Capitais. São Paulo: Atlas.

Lin Z.(2018). Modelling and forecasting the stock market volatility of SSE composite index using GARCHmodels. *Future Gener Comput Syst* 79:960–972.

Machado, M., Araújo, R. (2017). Book-to-Market Ratio, returno on equity brazilian stocks returns. *RAUSP Managment Journal*. (53) 3:324-344.

Matarazzo, D. C. (2010). Análise financeira de balanços: abordagem gerencial. 7. ed. São Paulo: Atlas.

Miralles-Quiros, M. Miralles-Quiros, J., Gonçalves, L. (2017). Revisiting the size effect in the Bovespa. *Revista de Administração de Empresas*, 27(4):317-329.

Mohanram, P., Saiy, S., Vyas, D. (2018). Fundamental analysis of banks: the use of financial statement information to screen winners from losers. *Review of Accounting Studies*.23: 200-233.

Ng, C. C. A., Shen, J. (2016). Screen winners from losers using simple fundamental analysis in the Pacific-Basin stock markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 39, 159–177.

Nti, I., Adekoya, A., Weyori, B. (2019). A systematic review of fundamental and technical analysis of stock Market predictions. *Artificial Intelligence Review*, 53: 3007-3057.

Pawlak, Z. (2000). Rough sets and decision analysis. *Information Systems & Operational Research*, 38 (3):132-144.

Pervaiz J., Masih J., Jian-Zhou T. (2018). Impact of macroeconomic variables on Karachi stock Market returns. *Int J Econ Finance* 10(2):28-34.

Perwej, Y, Perwej A. (2012). Prediction of the Bombay Stock Exchange (BSE) Market return using artificial neural network and genetic algorithm. *Journal of Intelligent Leraning Systems and Applications*. 4(2): 108-119.

Pineda, P. J. G., Liou, J. J. H., Hsu, C.-C., Chuang, Y.-C. (2018). An integrated MCDM model for improving airline operational and financial performance. *Journal of Air Transport Management*, 68:103-117.

Pinheiro, J. (2016). Mercado de capitais. Editora Atlas, São Paulo.

Prasana, P., Ezhilmaran, D. (2013). Na analysis on stock market prediction using data mining techniques. *Internaciona Journal of Computer Science & Engineering Technology*, 46(1): 49-57.

Roy, B. (1996). Multicriteria methodology for decision aiding. Kluwer Academic Publishers.
Shen, K.-Y., Tzeng, G.-H. (2015). A decision rule-based soft computing model for supporting financial performance improvement of the banking industry. Soft Computing, 19(4):859-87.

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

Silva, A. (2017). Estrutura, análise e interpretação das demonstrações contábeis. Editora Atlas, São Paulo.

Silva, C. S. (2014). Segmentação de mercado de um programa de recompensa: uma aplicação do método DRSA. Dissertação de Mestrado profissional em Administração, Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais.

Silva, J. C. S, Lima Silva D. F., Oliveira Silva, L. G., L. F., Almeida-Filho, A. (2018). Avaliação multicritério para risco em créditos soberanos incorporando indicadores utilizados pelo Banco Mundial. Artigo em conferência. In *Anais do L SBPO*, Rio de Janeiro. SOBRAPO.

Slowinski, R., Greco, S., Matarazzo, B. (2012). Rough Set Rule-based Multicriteria Decision Ading. *Pesquisa Operacional.* 32(2): 213-269.

Spronk, J., Steuer, R. E., & Zopounidis, C. (2005). Multicriteria decision aid/analysis in finance. In *Multiple criteria decision analysis: State of the art surveys* 47:799-848. Springer, New York, NY.

Tavares, A. L., Silva, C. A. T. (2012) Análise financeira fundamentalist de melhores e piores alternativas de investimento. *Revista Universo Contábil.* 8(1):37-52.

Thanh, D., Minh, N., Hieu, D. (2018). Building unconditional forecast model of stock market indexes using combined leading indicators and principal components: application to Vietnamese stock market. *Indian J Sci Technol* 11(2):1-13.

Thomsett, M. C. (2006). Getting Started in Fundamental Analysis. New Jersey: John Wiley & Sons.

Zeląg, M., Greco, S., Słowiński, R. (2014). Variable consistency dominance-based rough set approach to preference learning in multicriteria ranking. *Information Sciences*, 277:525-552.

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings