



Universidade de Brasília (UnB)

Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas

(FACE)

Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais (CCA)

Curso de Graduação em Ciências Contábeis

Gabriel Antonio Novaes Galhano

Agrupamento Hierárquico para Índices de Análise

Brasília – DF

2022

Professora Doutora Márcia Abrahão Moura  
Reitora da Universidade de Brasília

Professor Doutor Enrique Huelva Unternbäumen  
Vice-Reitor da Universidade de Brasília

Professor Doutor Diêgo Madureira de Oliveira  
Decano de Ensino de Graduação

Professor Doutor José Márcio de Carvalho  
Diretor da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de  
Políticas Públicas

Professor Doutor Sérgio Ricardo Miranda Nazaré  
Chefe do Departamento de Ciências Contábeis e Atuarias

Professora Doutora Fernanda Fernandes Rodrigues  
Coordenador de Graduação do curso de Ciências Contábeis - Diurno

Professor Mestre Wagner Rodrigues dos Santos  
Coordenador de Graduação do curso de Ciências Contábeis - Noturno

## Agrupamento Hierárquico para Índices de Análise

Trabalho de Conclusão de Curso Artigo apresentado ao Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas como requisito parcial à obtenção do grau de Bacharel em Ciências Contábeis.

Linha de Pesquisa: Contabilidade e Finanças

Área: Mercado Financeiro

Orientador: Prof. Dr. César Augusto Tibúrcio Silva

Brasília - DF

2022

Ficha catalográfica  
Galhano, Gabriel Antonio  
Novaes.

Agrupamento Hierárquico para Índices de Análise /Gabriel Antonio Novaes Galhano, 2022.

Total de folhas. 36

Orientador: Prof. Dr. César Augusto Tibúrcio Silva

Artigo (Mercado Financeiro) - Universidade de Brasília. Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia - FACE, Brasília, 2022.

1. Índices de Análise 2. Agrupamento Hierárquico 3. Mercado Financeiro I. Universidade de Brasília. Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia – FACE. II. Tema.

## Agrupamento Hierárquico para Índices de Análise

Trabalho de Conclusão de Curso Artigo apresentado ao Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas como requisito parcial à obtenção do grau de Bacharel em Ciências Contábeis, sob a orientação da Prof. Dr. César Augusto Tibúrcio Silva.

Aprovado em \_\_\_\_ de \_\_\_\_\_ de 2022.

Prof. Dr. César Augusto Tibúrcio Silva  
Orientador

Prof. Dr. Sérgio Ricardo Miranda Nazaré  
Examinador

Brasília - DF, agosto de 2022.

## AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço a Deus, pela minha vida e por me permitir passar pelos obstáculos encontrados ao longo de tudo que enfrentei na minha vida.

Aos meus pais, Sarah Aparecida Santos Galhano e Francisco Carlos Novaes Galhano, por todo apoio, carinho, dedicação e por me proporcionarem a melhor qualidade de ensino disponível ao longo da minha vida, e por nunca me deixarem desviar do caminho correto, me dando educação e amor.

Aos meus professores que me incentivaram, orientaram e desempenharam sua função com dedicação, por todo período em que eu frequentei a Universidade de Brasília.

Aos meus amigos e colegas universitários, que sempre estiveram ao meu lado, pela amizade incondicional e pelo apoio demonstrado ao longo de todos os períodos em que estivemos juntos.

À Universidade de Brasília, essencial no meu processo de formação pessoal e profissional, por tudo o que aprendi no curso e por todas as lições de vida, além do ambiente proporcionado para me relacionar com diversos tipos de pessoas, me dando uma visão maior do País em que vivemos.

## RESUMO

O objetivo do presente artigo foi de verificar a similaridade e dissimilaridade entre índices de análise das empresas listadas na B3, do consolidado de dezembro de 2020, através do uso de *softwares* que utilizam ferramentas estatísticas para fazer demonstrações visuais, e propor uma nova classificação a fim de simplificar o uso de índices para o entendimento da situação financeira das empresas. Buscou-se verificar se os índices utilizados em livros de análise de balanço de diversos autores possuem classificação similar e então comparar com os agrupamentos encontrados na ferramenta *Hierarchical Clustering* utilizada através do *software Orange Data Mining*, e então classificar os índices encontrados na B3 em cinco grandes grupos de indicadores semelhantes e um grande grupo envolvendo a imagem encontrada. A pesquisa se limitou em usar índices de classificações específicas da Economática. Foi encontrado que alguns indicadores classificados na literatura, principalmente os de liquidez e rentabilidade, são similares e formam agrupamentos próximos com outros índices que também indicam valores de retorno de investimento de empresa. Alguns índices de endividamento que não são definidos por autores fizeram parte do grande grupo e dos 5 grandes grupos propostos. Os resultados implicam que alguns dos índices encontrados e classificados em livros de análise de balanço são similares aos utilizados como objeto de pesquisa na ferramenta, e ao mesmo tempo, os índices usados são limitados, assim como o intervalo de tempo é curto e não podem gerar um resultado satisfatório para o objetivo da pesquisa. Na prática a pesquisa pode simplificar a análise da situação financeira das empresas listadas através de usar menos índices para se compreender o escopo geral e comparar com outras empresas de um mesmo segmento.

**Palavras-chave:** Índices. Agrupamento. Hierárquico. *Hierarchical Clustering*. Rentabilidade. Liquidez. Endividamento.

## LISTA DE TABELAS E GRÁFICOS

Tabela 1 – Classificação de índices.....	25
Tabela 2 – Classificação de índices.....	26
Tabela 3 – Classificação de índices.....	27
Imagem 1 – <i>Hierarchical Clustering Average Linkage</i> .....	28
Imagem 2 – <i>Hierarchical Clustering Weighted Linkage</i> .....	29
Imagem 3 – <i>Hierarchical Clustering Complete Linkage</i> .....	30
Imagem 4 – <i>Hierarchical Clustering Ward Linkage</i> .....	31
Imagem 5 – <i>Hierarchical Clustering Average Linkage 5 grupos</i> .....	32
Imagem 6 – <i>Hierarchical Clustering Average Linkage Grande Grupo</i> .....	33
Imagem 7 – <i>Workflow Orange Data Mining</i> .....	36



## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	10
2. REVISÃO DA LITERATURA.....	12
2.1 INDICADORES DE LIQUIDEZ.....	12
2.2 INDICADORES DE RENTABILIDADE.....	13
2.3 INDICADORES DE ENDIVIDAMENTO.....	13
2.4 INDICADORES DE ATIVIDADE.....	14
2.5 OUTROS INDICADORES.....	15
3. METODOLOGIA.....	16
3.1 ORIGEM DAS INFORMAÇÕES.....	16
3.2 TRATAMENTO DA INFORMAÇÃO.....	16
3.3 ANÁLISE DE AGRUPAMENTO – CLUSTERING.....	17
4. ANÁLISE DE RESULTADOS.....	19
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	23
REFERÊNCIAS.....	24
APÊNDICE A – TABELAS.....	25
APÊNDICE B - <i>HIERARCHICAL CLUSTERING</i> .....	28
APÊNDICE C - INDICADORES ECONÔMICA UTILIZADOS.....	34
APÊNDICE D – <i>WORKFLOW</i> .....	36

## 1 INTRODUÇÃO

No Brasil, investir no mercado financeiro tem se tornado tema relevante há algum tempo, principalmente quando a bolsa de valores brasileira começou a enfrentar uma de suas maiores altas no final de 2018, seguindo 2019, até a pandemia quando enfrentou uma de suas maiores quedas. Também foi registrado um grande número de brasileiros que abriu contas em corretoras e começou a investir em ações e outros ativos de renda variável. Com isso, a busca por conhecimento e entendimento sobre análise de ações e seus índices têm aumentado, desde então.

Entender de ações é conhecer os índices de análise e o que cada um deles representa no processo de entendimento das situações, atual e futura, de uma empresa, podendo indicar em que fase de crescimento se encontra e quais empresas do mesmo setor estão mais lucrativas ou com dívidas mais controladas, por exemplo.

Os índices de análise são importantes para as decisões tomadas pela própria empresa, pois compreendem informações relativas e fórmulas capazes de ajudar na análise dessa empresa ou de um setor. Ao se conhecer o que cada um dos índices expressa, entende-se melhor a situação de uma empresa em um período analisado.

Para fins didáticos, como o número de índices é grande, a literatura segregou-os em grupos, relacionados com sua capacidade analítica. Apesar de existir uma certa similaridade nessa literatura, como será tratado neste texto, não há muitos estudos que tratam esse agrupamento de maneira mais sistemática com base em observações reais.

O agrupamento hierárquico é um método de usar um conjunto de dados, seguindo uma certa medida de similaridade para definir os grupos. Os grupos menores, feitos por aqueles que são mais similares se juntam, então, em grupos mais abrangentes, com os que se assemelhavam menos, em um dendrograma. Assim, os grupos menores se mantêm dentro dos grupos maiores, demonstrando a partir de qual distância é encontrada uma similaridade com o grupo menos similar (METZ; MONARD, 2005).

Os índices de análise podem ser agrupados pelo fato de que tem a mesma função de traduzir, por meio de cálculos, a situação financeira de uma empresa. Então, esses índices acabam possuindo uma similaridade que permite chegar a um grande grupo. Contudo, os pequenos grupos deveriam ser formados com base nas similaridades que os trazem em grupos menores e as dissimilaridades que os separam de outros grupos, trazendo, assim, o problema de saber quais índices são similares e se há coerência nisso.

Segundo Khattree e Naik (2000), para formar agrupamentos é necessário definir o que é similar e dissimilar entre dois objetos, por meio de uma medida. Isso permite que se encontre o que é igual entre elementos de um grupo e, conseqüentemente, o que é diferente entre os elementos de outros grupos.

Um dos problemas envolvendo os tipos de índices se dá porque, apesar de existir uma extensa literatura indicando os diversos índices financeiros, faltam ainda pesquisas que indiquem que essas categorias atribuídas pela literatura são de aplicabilidade prática. Não existe, também, uma regra geral para a classificação de índices, o que resulta em diversos autores criando suas próprias classificações para agrupá-los.

Dessa forma, é importante consultar, por outros métodos, se os índices possuem ligações entre si. As dezenas de índices existentes tornam a análise de balanços mais trabalhosa e complexa; assim, a possível semelhança entre índices poderia simplificar a análise de empresas e o agrupamento poderia ajudar nesse sentido.

O presente estudo tem por objetivo apresentar os agrupamentos em vários níveis e analisar se há coerência nos grupos formados e nas classificações utilizadas em literatura de análise de balanço, usando os valores reais das empresas não financeiras da B3. Com o estudo será possível uma nova classificação para os índices de análise a partir da similaridade encontrada por meio dos agrupamentos analisados.

Para tanto, este artigo contém mais três seções, além desta introdução e das considerações finais: a revisão da literatura apresenta as publicações selecionadas para a análise das classificações dos índices; a metodologia mostra como o trabalho foi realizado; a análise dos resultados apresenta os agrupamentos feitos no *software* do *Orange Data Mining*.

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

O uso de indicadores para a análise de balanços é essencial na área financeira, pois traduzem a situação financeira de uma empresa. Segundo Assaf Neto (2020), os índices devem ser divididos em grupos com o intuito de chegar ao melhor método de avaliação das demonstrações financeiras de uma empresa.

No contexto de grupos formados pela capacidade analítica e as classes de indicadores encontradas na literatura, são três fatores que são vistos como os principais na análise de empresas. Seriam eles o retorno do investimento, onde se apresenta a realidade econômica e financeira de uma empresa; a liquidez, que é a capacidade da empresa em cumprir suas obrigações com credores; e o endividamento, que apresenta o que foi financiado por terceiros (CAMPOS, NAZARÉ, DE FRANÇA, 2022).

As diferentes classificações adotadas por autores, cujas obras constam na biblioteca da Universidade de Brasília (UnB), estão descritas no Apêndice A e serão analisadas nesta seção.

A partir desse levantamento é possível perceber que existe uma semelhança nos grupos considerados na literatura, muito embora isso não signifique, necessariamente, um comum acordo de todos os autores. É possível notar que não existe um método para essas classificações, que foram elaboradas de acordo com a experiência e compreensão de cada autor, conforme a seguir.

### 2.1 INDICADORES DE LIQUIDEZ

Os indicadores de liquidez procuram estudar a capacidade da empresa em pagar as obrigações assumidas com terceiros (ASSAF NETO, 2020). Segundo Marion (2019), os índices de liquidez têm por objetivo identificar a capacidade da empresa em pagar pelas obrigações na esfera do longo, curto e prazo imediato.

Martins, Diniz e Miranda (2020), entre outros autores, classificam os índices de liquidez da seguinte forma: liquidez imediata, em que se calcula a porcentagem das dívidas de curto prazo que podem ser pagas imediatamente; liquidez seca, em que se calcula a capacidade de pagar as dívidas de curto prazo com valores de disponível e valores a receber; liquidez corrente, em que se calcula a quantidade de ativo circulante para cada passivo circulante; liquidez geral, em que se calcula a quantidade de dívida para cada ativo de curto prazo e realizável a longo prazo.

Esses indicadores são os mais comuns encontrados nas classificações dos autores consultados (Apêndice A). Contudo, Martins e outros (2020), também classificam a Liquidez Corrente de Kanitz que, ao contrário da Liquidez Corrente normal, elimina apenas uma quantidade necessária dos estoques de uma empresa.

## 2.2 INDICADORES DE RENTABILIDADE

De acordo com Assaf Neto (2020), os indicadores de rentabilidade têm por objetivo avaliar os resultados de uma empresa em determinado período, analisado por determinados parâmetros, visto que o Lucro Líquido não é capaz de refletir o potencial econômico da empresa. Por sua vez, Silva (2017) afirma que a análise de rentabilidade deve levar em conta o retorno sobre investimentos totais, vendas, capital investido; deve considerar, no geral, uma avaliação tanto da produtividade quanto da lucratividade e da gestão do negócio.

Kobori (2019) e a maioria dos autores consultados dividem os índices conforme a seguir:

- Rentabilidade em ROE (*Return on Equity*), ou RSPL (Retorno Sobre Patrimônio Líquido), que indica a rentabilidade do investimento dos acionistas na empresa.

- O *Return on Investment* (ROI), ou *Return on Asset* (ROA) ou Retorno sobre o Ativo Total (RSA), mede a rentabilidade dos recursos alocados na empresa.

Kobori (2019) classifica, também, outros índices como de rentabilidade. Quais sejam:

- Margem líquida, ou Retorno sobre as Vendas (RSV), que calcula o quanto a empresa lucrou com base nas vendas;

- A Margem Bruta calcula quanto do lucro bruto foi gerado a partir da receita líquida;

- A Margem *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization* (EBITDA) mede o desempenho operacional antes dos juros, impostos, depreciação e amortização.

- O Giro do Ativo mede a capacidade dos bens da empresa em gerar receita. Esse indicador não é tão usado, por outros autores, como indicador de rentabilidade

## 2.3 INDICADORES DE ENDIVIDAMENTO

Outro grupo de indicadores mais comuns na literatura consultada são os indicadores de endividamento, também conhecidos por indicadores de estrutura de capital. Esses indicadores têm o objetivo de determinar as fontes de financiamento de recursos da empresa, demonstrando como são usados, se comparado ao capital próprio, e avaliando o comprometimento da empresa para com terceiros (ASSAF NETO, 2020).

Ribeiro (2017) afirma que os indicadores de endividamento têm o intuito de demonstrar o quanto o endividamento da empresa está relacionando a origem do capital investido.

Os principais indicadores, de acordo com Matarazzo (2010) são os apresentados a seguir.

- Participação de Capitais de Terceiro – Endividamento – indica o quanto a empresa tomou emprestado de terceiros em relação ao capital próprio.
- Composição do Endividamento – indica o percentual de passivos de curto prazo em relação às obrigações totais.
- Imobilização do Patrimônio Líquido – indica o quanto a empresa aplicou do patrimônio líquido no ativo permanente.
- Imobilização dos Recursos não Correntes – indica o quanto dos recursos não correntes foram investidos em ativos permanentes.

Esses são os indicadores mais usados por autores consultados sendo que a Composição do Endividamento, a Participação do Capital de Terceiros e a Imobilização do Patrimônio Líquido são os mais comuns (Apêndice A).

## 2.4 INDICADORES DE ATIVIDADE

Os indicadores de atividade demonstram as durações das atividades operacionais da empresa que são a aquisição de insumos, a duração do estoque, as vendas e recebimentos das vendas (ASSAF NETO, 2020). Esses indicadores calculam a eficiência da empresa em prazos de giro de compra e venda (KOBORI, 2019).

Para Silva (2017), os principais indicadores de atividade são os descritos a seguir.

- Prazo Médio de Rotação dos Estoques (PMRE) – indica o tempo em que os produtos ficam estocados até a venda.
- Prazo Médio de Recebimento de Vendas (PMRV) – indica o tempo necessário para receber o pagamento pelas vendas.
- Prazo Médio de Pagamento das Compras (PMPC) – indica quanto tempo a empresa leva para pagar os fornecedores.

Esses indicadores apontados por Silva (2017) são, muitas vezes, encontrados com outras nomenclaturas, dependendo do autor.

## 2.5 OUTROS INDICADORES

Alguns autores trazem, também, índices fora dessas classificações, anteriormente listadas, de acordo com a necessidade encontrada na análise das demonstrações financeiras.

Pela literatura consultada, verifica-se que há índices classificados como indicadores de giro (IUDICIBUS, 2017), ou análise por ação (ASSAF NETO), enquanto outros aparecem em sessões como outros indicadores (SILVA, 2017).

Os indicadores de giro, segundo Iudicibus (2017), demonstram o tempo de renovação de elementos patrimoniais. Nesse caso, trata-se de indicadores de rotatividade ou de atividade como exposto anteriormente. Isso demonstra que, às vezes, os mesmos indicadores podem não ser classificados de forma semelhante por outros autores.

Por sua vez, Assaf Neto (2020) classifica Lucro por Ação (LPA) e Índice de Preço sobre Lucro e (P/L) como indicadores de análise por ação, que podem ser encontrados na obra de Silva (2017) como Outros Indicadores.

Atualmente, outro indicador muito analisado e comentado é o *Earnings Before Interest Taxes Depreciation and Amortization* (EBITDA), mas que não possui uma classificação exata por nenhum autor estudado, entrando, assim, em vários livros consultados como Outros Indicadores. Esse indicador é diferente e não tão usado como a Margem EBITDA.

### 3 METODOLOGIA

Esta seção detalha o processo de metodologia, o que inclui como os dados foram escolhidos, suas origens e como foram tratados.

#### 3.1 ORIGEM DAS INFORMAÇÕES

Os dados foram retirados em forma de indicadores financeiros de empresas não financeiras listadas na B3 (Apêndice B) da base de dados do Economática e, o período analisado das variáveis, refere-se ao exercício social finalizado em 31/12/2020.

Esse período foi escolhido porque os dados foram coletados em meados de março de 2022, quando ainda não havia saído os relatórios do último trimestre de 2021 e, por isso, 2020 oferecia uma análise mais atual.

Os índices foram calculados a partir das demonstrações consolidadas e, o cálculo foi efetuado, pela própria base de dados. Como a Economática é comumente usada por analistas e pesquisadores, considerou-se que um índice presente nessa base de dados seria um critério razoável de seleção para esta pesquisa.

Inicialmente, foram escolhidas todas as empresas brasileiras com capital aberto na B3; mas depois de uma análise criteriosa, foram retiradas todas as empresas classificadas como instituições financeiras.

Não foram consideradas, para este estudo, os indicadores que envolviam alguma forma de mensuração baseada no valor de mercado. Essa decisão decorre do fato de que muitos índices teriam valores numéricos iguais a zero – *missing data*. A exceção desses indicadores, todos os outros índices constantes da base de dados estão sendo usados neste trabalho.

A literatura de análise das demonstrações contábeis possui um grande número de índices; mas é importante enfatizar que o método empregado neste trabalho pode ser, também, usado para outros índices. Os indicadores utilizados se encontram no apêndice C

#### 3.2 TRATAMENTO DA INFORMAÇÃO

Conforme indicado anteriormente, os dados foram obtidos na Economática – formato Excel .xlsx – e foram transformados em CSV, com o objetivo de serem trabalhados no *Orange Data Mining*, um *Open Source* para *Machine Learning*, em que a visualização de dados serve para construir trabalhos de análise e observação por meio de diversas ferramentas. Dentro do



*workflow* foi necessário usar a ferramenta *csv file import* para abrir os dados do arquivo. (Apêndice D).

Porém, para realmente poder usar os dados numéricos, foi necessário a ferramenta *edit domain* visto que todas as colunas vêm categorizadas como *categorical*, sendo necessário tornar essas colunas em *numerical*, em que a próxima linha de ferramenta detectou um erro no separador de milhar e de decimal. Por isso, foi necessário fazer essa alteração das colunas por meio da ferramenta *edit domain*, em que não era mais identificado o mesmo erro.

Então, foi usada a ferramenta *select columns* selecionando apenas as colunas em que se encontravam os valores numéricos para o foco da pesquisa.

Com as colunas separadas foi possível fazer alguns testes como o da ferramenta *Outliers*, valores extremamente diferentes encontrados em uma distribuição de dados (KWAK; KIM, 2017)

Foi usada, também, a ferramenta Análise de Componentes Principais (*PCA*), que é a base da análise de dados multivariada que fornece uma aproximação de um conjunto de variáveis, em termos de duas matrizes menores (WOLD; ESBENSEN; GELADI, 1987).

No processo seguinte utilizou-se a ferramenta *discretize* – uma técnica que pode ser usada para substituir atributos que possuam valores que compõem grandes intervalos – que é um tipo de redução numerosa de distribuições (ALASADI; BHAYA, 2017).

Um atributo é discreto se tiver finitos possíveis valores; em outras palavras, um atributo de dados discretos pode ser visto como uma função de dados finitos como um intervalo (JOITA, 2010). Após o uso dessa ferramenta, fez-se a aplicação da ferramenta de distância entre as colunas com a métrica euclidiana.

### 3.3 ANÁLISE DE AGRUPAMENTO – CLUSTERING

A análise de agrupamentos é um grupo de técnicas multivariadas com o intuito de agregar objetos baseado nas características em comum. Os variados métodos de agrupamento têm em comum a classificação de dados pela relação entre eles. (HAIR JR. et al., 2009).

*Hierarchical Clustering* é um grupo de números inteiros e infinitos e uma sequência de agrupamentos – *clusterings* – que começa de um agrupamento como  $C_0$  e vai até um agrupamento final  $C_m$ , e com cada agrupamento  $C$ , em que se tem um número representando o seu valor; assumindo que  $C_0$  seja o agrupamento de baixo valor do grupo e  $C_m$  seja o agrupamento de maior valor dos agrupamentos.

É necessário também que os números aumentem; sendo inteiros e infinitos, e os agrupamentos aumentem quando, um agrupamento  $C_{i-1} < C_i$  significando que todo agrupamento em  $C_i$  seja a junção – ou união – de agrupamentos  $C_{i-1}$ . Esse arranjo é conhecido como *Hierarchical Clustering Scheme*, ou Esquema de Agrupamento Hierárquico (JOHNSON, 1967).

Segundo Schaeffer (2007), dados não uniformes contém uma estrutura não uniforme devido à heterogeneidade do dado. Por sua vez, *clustering* é o processo de identificar essa estrutura em termos de agrupar os elementos de dados. Os grupos resultantes são chamados de *clusters* ou agrupamentos.

O agrupamento é, portanto, uma medida de similaridade a ser definida para os elementos dos dados. *Clustering* deve ser feito a partir da classificação de um conjunto de dados, por essa medida, sem nenhuma informação sobre como a classificação poderia ser realizada.

O dendrograma formado pela ferramenta de *Hierarchical Clustering* é uma imagem de uma árvore formada por atributos semelhantes de uma amostra. Um dendrograma é interpretado a partir de que quanto menor a distância entre atributos, na visualização, mais similares estes atributos são. Usando uma medida de distância, no caso a Euclidiana, os atributos mais próximos são ligados e agrupados para então serem substituídos por um ponto na metade da distância deles (MOITA NETO, MOITA, 1998). Na visualização do *Orange Data Mining*, as amostras estão no eixo vertical e as distâncias no eixo horizontal. Quanto mais a direita, mais grupos se formam e mais similares são os elementos da amostra, enquanto, quanto mais a esquerda, mais dissimilares e menos grupos se formam, até chegar a totalidade um único agrupamento.

#### 4 ANÁLISE DE RESULTADOS

Esta seção analisa os resultados da pesquisa obtidos a partir da base de dados da Económica e trabalhados no software *Orange Data Mining*. Como já dito antes, foi utilizada a ferramenta *Hierarchical Clustering* a fim de verificar quais índices tinham mais semelhanças entre si e quais eram menos semelhantes.

Inicialmente, foram capturados os índices e os valores de cada empresa para, então, usar a ferramenta *Hierarchical Clustering*; em seguida, foram analisadas as imagens geradas pela ferramenta, visto que, dependendo da medida em que as distâncias são aplicadas é possível chegar a outras visualizações.

Os *softwares* com a ferramenta de agrupamento tendem a utilizar o método aglomerativo em que cada objeto de análise começa com seu próprio agrupamento e, depois, vai formando os demais da esquerda para a direita, como visto no agrupamento para, então, ir agrupando esses menores em maiores grupos a partir do quão similares eles são. O processo se repete até que se encontre uma árvore de agrupamento, contendo grupos menores até chegar no individual, demonstrando, então, quais são os mais similares e os menos similares (HAIR JR et al., 2009), começando, assim, a análise com a estatística descritiva.

Apesar do problema envolvendo a grande quantidade de indicadores, o uso de agrupamentos permitiu reduzir esse número por meio da criação de grupos identificados pela ferramenta. Os resultados obtidos estão demonstrados no Apêndice B e serão analisados a seguir.

No agrupamento feito no *Orange Data Mining*, usando a medida de *Average Linkage*, foram analisadas essas variáveis. Inferiu-se que os índices que mais apresentaram semelhança foram a Dívida Bruta sobre o Ativo e a Rentabilidade do Investimento (ReInSu), seguido pelo grupo Liquidez Seca, Liquidez Corrente, Liquidez Geral e Giro do Ativo. De resto, o índice que mais se mostrou sendo distante dos demais foi o Exigível sobre Patrimônio Líquido.

É importante ressaltar que foi utilizado na figura a distância do tipo *Average Linkage*; mas mesmo em outras distâncias como *Weighted Linkage* e *Complete Linkage* os grupos de maior similaridade e os ativos que tiveram a menor similaridade se mantiveram os mesmos, demonstrando que, independentemente do critério, a maioria da semelhança entre os índices e os menores grupos se manteve.

Uma visão geral na ferramenta mostra que da distância 0, existem 41 grupos sendo que apenas DivBr/Ativo e ReInSu se agrupam nessa distância, e que, de 0 a 1000 – distância no dendrograma que é conhecida como Razão Altura – existem 21 agrupamentos, sendo dezenove

deles ainda individuais, um agrupamento de dois indicadores que são a Margem EBIT, a Margem EBITDA e um único agrupamento que envolve os demais grupos formados pelos indicadores que mais se assemelham, sendo eles os indicadores de: Liquidez, ROIC, Giro, MrgBru, Dep/Imob&Int, RentAt, Inv/PL, Ebit/FinB, Dívida pelo EBITDA, DivCP/DivTt, AlaFin, RenPat (med), AlaOpe que, juntos, formam vinte agrupamentos menores.

Por sua vez, da distância de 0 a 2000, quatorze agrupamentos se mantêm individuais enquanto os indicadores de margem se juntam ao agrupamento, assim como, RenPat(in) e RenPat(fim), EBIT/FinL e Est Cap (PL) que agora formam um grande agrupamento contendo 27 grupos.

Na distância de 0 a 3000, os indicadores Pmestq e CicOpe formam um novo agrupamento; o AFx/PL forma um agrupamento com DivBr/Patr e DL/PL enquanto os indicadores de Ebit, Prazo Médio e Exg/At entram no agrupamento maior que, agora, compreende 32 agrupamentos menores, deixando de fora apenas poucos grupos individuais.

Para a distância de 0 a 4000 todos os indicadores se juntam em um único agrupamento de quarenta grupos menores, com exceção do indicador Exig/PL. Dos grupos menores existe entendimento de que eles tenham similaridades maiores com os indicadores de Liquidez visto que fazem parte da mesma classificação de índices definida pela literatura analisada.

Em seguida, a maioria dos indicadores que forma agrupamentos e se assemelha fazem parte, na maioria dos casos, da classificação de indicadores de Rentabilidade como indicadores de Giro, ROIC, Alavancagem e de Margem. Alguns indicadores de Estrutura de Capital também possuem certa similaridade, como visto no dendrograma, por meio dos indicadores DivBr/Ebitda, DivLiq/Ebitda e DivBr/Ativo.

Outros indicadores têm menos similaridade, sendo que Dep/Imo&Int são os únicos que se aproximam dos menores agrupamentos. Com isso, é possível inferir que indicadores de Liquidez, seguido por indicadores de Rentabilidade, são os que mais se assemelham entre si, enquanto os classificados como Outros indicadores e indicadores de Estrutura de Capital acabam se distanciando mais e tendo menos similaridades.

Comparando outras medidas de distância, é visível que os primeiros grupos a se formarem sempre serão DivBr/Ativo e ReInSu e o grupo de indicadores de Liquidez que, em uma altura próxima, forma grupo com os indicadores de giro e Inv / PL.

O que se pode notar, na troca de medida de distância, é que a razão altura em que esses primeiros grupos se formam, com exceção de DivBr/Ativo e ReInSu, tem uma alteração leve para cada uma das imagens analisadas. A razão altura dos grupos formados pelos indicadores DivBr/Ebitda e DivLq/Ebitda, Mrg EBIT com Mrg Ebitda que, em uma razão maior forma um

único agrupamento com Margem Líquida e ROIC (IC medio)% e ROIC (IC inic)%, varia em medidas de distâncias posteriores e, o grupo menor de ROIC (IC medio)% e ROIC (IC inic)%, se forma antes de entrarem em um grande agrupamento em distâncias diferentes de *Average Linkage*.

A ferramenta permite manipular as imagens ao usar *Max Depth* e Seleção para chegar a diferentes resultados. *Max Depth* permite a ação de podar a imagem e, quanto menor o número, menos agrupamentos ficam visíveis, e os agrupamentos que se podem ver são os mais distantes; isso não traz nenhuma visão adicional para o entendimento dos resultados obtidos.

Essa seleção permite olhar os agrupamentos formados em determinada altura, com coloração indicando quantos grupos existem em tal altura ou, ainda, colorir a partir da própria quantidade de números, o que facilita a visão da similaridade entre os índices em medidas diferentes. Esses comandos não têm nenhuma função que adicione algo à análise, portanto; apenas o visualizado, em médias e alturas diferentes, foram levados em conta.

Como visto na literatura selecionada para este estudo, alguns dos índices analisados fazem parte, também, da mesma classificação e os índices de Liquidez são quase unânimes para os autores consultados. Porém, muitos índices que foram utilizados não estão classificados na literatura e formam grupos entre em baixas razões alturas entre si.

A partir dos grupos gerados é possível propor novas classificações de índices. Não muito acima da altura 1000 – exatamente em 23% de razão altura da ferramenta –, dentro de *Average Linkage* (Imagem 5 –Apêndice B), é possível formar um grupo entre Margem Líquida, Margem EBIT e Margem Ebitda. Como esses indicadores expressam a lucratividade de uma empresa, eles poderiam ser classificados como índices de Margem de Lucratividade.

Os índices de Liquidez, LiqGer, LiqCor e LiqSec, têm a mesma função em uma análise, mas ao se agruparem com indicadores de giro, GiroAt e GiroPL, eles podem indicar se a empresa é capaz de solver suas pendências com terceiros ao mesmo tempo em que está utilizando devidamente os seus recursos, podendo, assim, serem classificados como indicadores de Desempenho de Recursos.

Os indicadores DivLq/EBITDA, DivCP/DivTt, DivBr/EBTIDA e DivBr/Ativo podem ser classificados como indicadores de Dívida Geral, pois traduzem alguma forma da situação do endividamento da empresa.

Os índices EBIT/FinB, EBIT/FinL, ROIC (IC fim), ROIC (IC inicial), ROIC (IC médio), ReInSu, MrgBrut e RenPat podem ser classificados juntos como indicadores de Rentabilidade por expressarem o retorno e os ganhos que a empresa gera de suas operações e investimentos.

Por último, os indicadores Dep/Imob&Int, Inv/PL, AlaFin e AlaOpe podem ser classificados como Outros indicadores da B3 para análise.

Ao aumentar a razão altura para 31,8% (Imagem 6 – Apêndice B), a ferramenta mostra um grande grupo envolvendo os menores agrupamentos mais semelhantes e, esse grupo, foi dividido em cinco grupos capazes de mensurar endividamento, desempenho de recursos e solvência, rentabilidade e lucratividade.

Esse grande grupo então tem a capacidade de traduzir, de forma mais simplista, a situação e saúde financeira de empresas listadas em bolsa e permite aos analistas a não só reduzirem a quantidade de indicadores como, também, entregar uma classificação geral que poderia ser utilizada, ao contrário dos indicadores encontrados, na literatura de análise balanços, que podem variar suas classes entre autores.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo do presente estudo foi encontrar agrupamentos de indicadores em vários níveis e analisar se há coerência nos grupos formados e nas classificações usadas em literatura de análise de balanço. Para isso, foram utilizados valores que são assumidos para cada empresa não financeira da B3, propondo uma nova classificação para os índices a partir da similaridade encontrada por meio dos agrupamentos analisados.

O trabalho usou os valores de quarenta indicadores extraídos do Economática no consolidado de dezembro de 2020, na plataforma *Orange Data mining*, a fim de analisar os agrupamentos formados na ferramenta *Hierarchical Clustering*.

Este estudo encontrou, assim como na literatura, vários índices utilizados que tiveram grandes semelhanças como: os indicadores de Liquidez, Rentabilidade e alguns indicadores de Endividamento. Tais indicadores eram os mais encontrados em livros de análise de balanços, enquanto os retirados da ferramenta do Economática, que indicam de certa forma a rentabilidade e endividamento da empresa, também se mostraram semelhantes com esses índices apontados na literatura tradicional.

Foi criado então as classificações para simplificar a análise de balanços: Margem de Lucratividade, Desempenho de Recursos, Dívida Geral, Rentabilidade e os Outros indicadores da B3 para análise.

O estudo, no entanto, foi limitado pela quantidade de indicadores reduzida e devido ao período analisado, apesar de ter gerado um resultado satisfatório com o que foi analisado.

Uma contribuição para futuros estudos propõe que novas pesquisas analisem intervalos de tempo maiores a fim de se verificar o quão semelhantes os índices podem ser no tempo. É interessante analisar períodos antes da crise do covid, pois o horizonte de tempo analisado, apesar de não ser o foco da pesquisa, foi impactado pela crise em questão. É interessante que se façam análises com números maiores de indicadores para verificar se outros grupos podem ser formados e, até mesmo, mais de um grande agrupamento em ferramentas de análise de dados, propondo, assim, novas classificações de índices de análise de empresas listadas em bolsa.

Uma outra vertente possível para continuidade à pesquisa seria relevante usar os índices propostos pelos autores e verificar se os resultados se apresentarão coerentes.

## REFERÊNCIAS

- ALASADI, Suad A; BHAYA, Wesam. S. Review of data preprocessing techniques in data mining. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, n. 12, v. 16, p. 4102-4107, 2017.
- ASSAF NETO. Alexandre. *Finanças corporativas e valor*. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2020.
- CAMPOS, Maria Letícia Alcântara; NAZARÉ, Sérgio Ricardo Miranda; DE FRANÇA, José Antônio. *Análise do Desempenho Econômico-Financeiro de Empresas Brasileiras nos Períodos Pré e Durante a Pandemia do Covid-19, 2022*
- HAIR JR., Joseph F. et al. *Análise multivariada de dados*. Porto Alegre: Bookman, 2009.
- IUDÍCIBUS, Sérgio de. *Análise de balanços*. 11. ed. São Paulo: Atlas, 2017.
- JOHNSON, Stephen C. Hierarchical clustering schemes. *Psychometrika*, n. 32, v. 3, p. 241-254, sep. 1967.
- JOIȚA, Danilela. *Unsupervised static discretization methods in data mining*. Titu Maiorescu University, Bucharest, Romania, 2010.
- KHATTREE, Ravindra; NAIK, Dayanand N. *Multivariate data reduction and discrimination*. North Carolina: SAS Institute, Cary, 2000.
- KOBORI, José. *Análise fundamentalista*. 2 ed. Rio de Janeiro: Alta Books, 2019.
- KWAK, Sang Kyu; KIM, Jong Hae. Statistical data preparation: management of missing values and outliers. *Korean Journal of Anesthesiology*, n. 70, v. 4, p. 407, 2017.
- MARION, José Carlos. *Análise das demonstrações contábeis*. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2019.
- MARTINS, Eliseu; DINIZ, Josedilton Alves; MIRANDA, Gilberto José. *Análise avançada das demonstrações contábeis - uma abordagem crítica*. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2020.
- MATARAZZO, Dante Carmine. *Análise financeira de balanços*. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2010.
- METZ, Jean; MONARD, Carolina. Clustering hierárquico: uma metodologia para auxiliar na interpretação dos clusters. *XXIII CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE COMPUTAÇÃO*. 2005. Anais..., v. 3, p. 347-395.
- MOITA NETO, José Machado; MOITA, Graziella Ciaramella. Uma introdução à análise exploratória de dados multivariados. *Química nova*, v. 21, p. 467-469, 1998.
- RIBEIRO, Osni Moura. *Estrutura e análises de balanços*. 12. ed. São Paulo: Saraiva, 2017. Série + em foco.



SCHAEFFER, Satu Elisa. Graph clustering. Computer science review. n. 1, v. 1, p. 27-64, 2007.

SILVA, Alexandre Alcântara da. Estrutura, análise e interpretação das demonstrações contábeis. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2017.

WOLD, Svante; ESBENSEN, Kin, GELADI, Paul. Principal component analysis. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. v. 2, ed. 1-3, p. 37-52, aug. 1987.

## APÊNDICE A – TABELAS

Tabela 1 – Classificação de índices

A	B	C	D
Assaf Neto	Indicadores de Liquidez	Indicadores de rentabilidade	Indicadores de estrutura de capital
	Liquidez Corrente	Retorno sobre o ativo (ROA)	Relação capital de terceiros/próprios
	Liquidez Seca	Retorno sobre o investimento (ROI)	Relação capital de terceiros/passivo total
	Liquidez Imediata	Retorno sobre o PL (ROE)	Imobilização de recursos permanentes
	Liquidez Geral	Rentabilidade das Vendas	
Iudicibus	Indicadores de Liquidez	Indicadores de rentabilidade	Indicadores de estrutura de capital
	Liquidez Corrente	ROE	Relação capital de terceiros/próprios
	Liquidez Seca	Margem Operacional	Relação capital de terceiros/passivo total
	Liquidez Imediata	Margem Líquida	Imobilização de recursos permanentes
	Liquidez Geral	ROI	Relação capital de terceiros/recursos totais
		Giro do Ativo Total	
Osni Moura	Indicadores de Liquidez	Indicadores de rentabilidade	Indicadores de estrutura de capital
	Liquidez Corrente	Giro do Ativo	Participação de Capitais de Terceiros
	Liquidez Seca	Margem Líquida	Composição de Endividamento
	Liquidez Imediata	Rentabilidade do Ativo	Imobilização do PL
	Liquidez Geral	Rentabilidade do PL	Imobilização dos recursos não correntes
Matarazzo	Indicadores de Liquidez	Indicadores de rentabilidade	Indicadores de estrutura de capital
	Liquidez Corrente	Giro do Ativo	Participação de Capitais de terceiro
	Liquidez Seca	Margem Líquida	Composição do Endividamento
	Liquidez Geral	ROI	Imobilização do PL
		ROE	Imobilização dos recursos não correntes
Marion	Indicadores de Liquidez	Indicadores de rentabilidade	Indicadores de estrutura de capital
	Liquidez Corrente	ROI	Imobilização do PL
	Liquidez Seca	ROE	Imobilização dos recursos a longo prazo e do PL
	Liquidez Imediata		Participação de Capitais de Terceiro sobre recursos próprios
	Liquidez Geral		Participação de Capitais de Terceiro
			Garantia do Capital Próprio ao Capital de Terceiros
			Composição do Endividamento
Kobori	Indicadores de Liquidez	Indicadores de rentabilidade	Indicadores de estrutura de capital
	Liquidez Corrente	ROE	Capital de Terceiros/Passivo Total
	Liquidez Seca	ROI	Capital de Terceiros/PL
	Liquidez Imediata	Margem Líquida	Passivo Circulante/Capital de Terceiros
	Liquidez Geral	Margem Bruta	Imobilização de recursos permanentes
		Margem EBITDA	Fator de alavancagem (CT/PL+ 1)
Martins	Indicadores de Liquidez	Indicadores de rentabilidade	Indicadores de estrutura de capital
	Liquidez Corrente	Giro do Ativo	Endividamento
	Liquidez Seca	Margem Líquida	Composição do Endividamento
	Liquidez Imediata	ROI	Imobilização do PL
	Liquidez Geral	ROE	Imobilização dos recursos não correntes
			Liquidez Corrente de Kanits
Alcantara	Indicadores de Liquidez	Indicadores de rentabilidade	Indicadores de estrutura de capital
	Liquidez Imediata	Giro do Ativo	Participação de Capital de Terceiros
	Liquidez Geral	Margem Líquida	Composição do Endividamento
	Liquidez Corrente	ROI	Imobilização do PL
	Liquidez Seca	ROE	Imobilização dos Recursos não correntes

Fonte: Elaboração Própria.

Tabela 2 – Classificação de índices

E	F	G	H
Assaf Neto	Indicadores de Atividade	Indicadores do Ciclo Operacional	Indicadores de Análise por ação
	Prazo Médio de Estocagem	Prazo Médio de Estocagem de MP	LPA
	Prazo Médio de Pagamento a Fornecedores	Prazo Médio de Fabricação	Índice Preço/Lucro (PL)
	Prazo Médio de Cobrança	Prazo Médio de Venda	
		Prazo Médio de Cobrança	
		Prazo Médio de Desconto	
		Prazo Médio de Pagamento a Fornecedores	
Iudicibus	Indicadores de Giro	Outros Indicadores	Outros Indicadores
	Rotatividade de inventários de produtos	Grau de Imobilização do PL	EVA
	Prazo médio de recebimentos de contas a receber	VPA	Alavancagem
	Prazo médio de pagamento de contas a pagar	P/L	Grau de Alavancagem
	Posicionamento Relativo	Lucro Ganho pelas Ações Ordinárias	EBTIDA
	Giro do Ativo	Dividendos por ação	
Osni Moura	Outros Indicadores	Outros Indicadores	Outros Indicadores
	Rotação de Estoques	Capital Próprio	Rendimento das ações (total)
	Prazo médio de recebimento de contas a receber	Estabilidade	Retorno do Capital Investido
	Prazo médio de pagamento de contas a pagar	Rendimento das ações (nominal)	
	Posicionamento relativo	Rendimento das ações (real)	
	Rotação do Ativo	Rendimento das ações (atualizado)	
Matarazzo	Indicadores de Atividade		
	Prazo médio de recebimento de vendas		
	Prazo médio de pagamento de compras		
	Prazo médio de renovação de estoques		
Marion	Indicadores de Atividade	Outros Indicadores	
	Prazo Médio de Recebimento de Vendas	Valor Patrimonial da ação	
	Prazo Médio de Pagamento de Contas	Lucro Líquido por ação	
	Prazo Médio de Renovação de Estoques	P/L	
	Posicionamento de Atividade	Dividendos por ação	
	Necessidade de Capital de Giro	Giro do Ativo	
Kobori	Indicadores de Atividade		
	Prazo medio de estocagem		
	Prazo medio de recebimento		
	Prazo medio de pagamento		
	Ciclo Operacional		
	Ciclo Financeiro		
Martins	Indicadores de Atividade	Outros Indicadores	
	Prazo medio de estocagem	EBITDA	
	Prazo medio de fabricação	EVA	
	Prazo medio de vendas	Indicadores de Cobertura	
	Prazo medio de recebimento de clientes	Indicadores de previsão de insolvência	
	Prazo medio de pagamento a fornecedores		
Alcantara	Indicadores de Atividade	Outros Indicadores	
	Prazo Médio de Rotação dos Estoques	P/L	
	Prazo Médio do Recebimento das Vendas	LPA	
	Prazo Médio de Pagamento das Compras	Dividend Yield	
		VPA	
		P/VPA	
		Pay-out	

Fonte: Elaboração Própria.

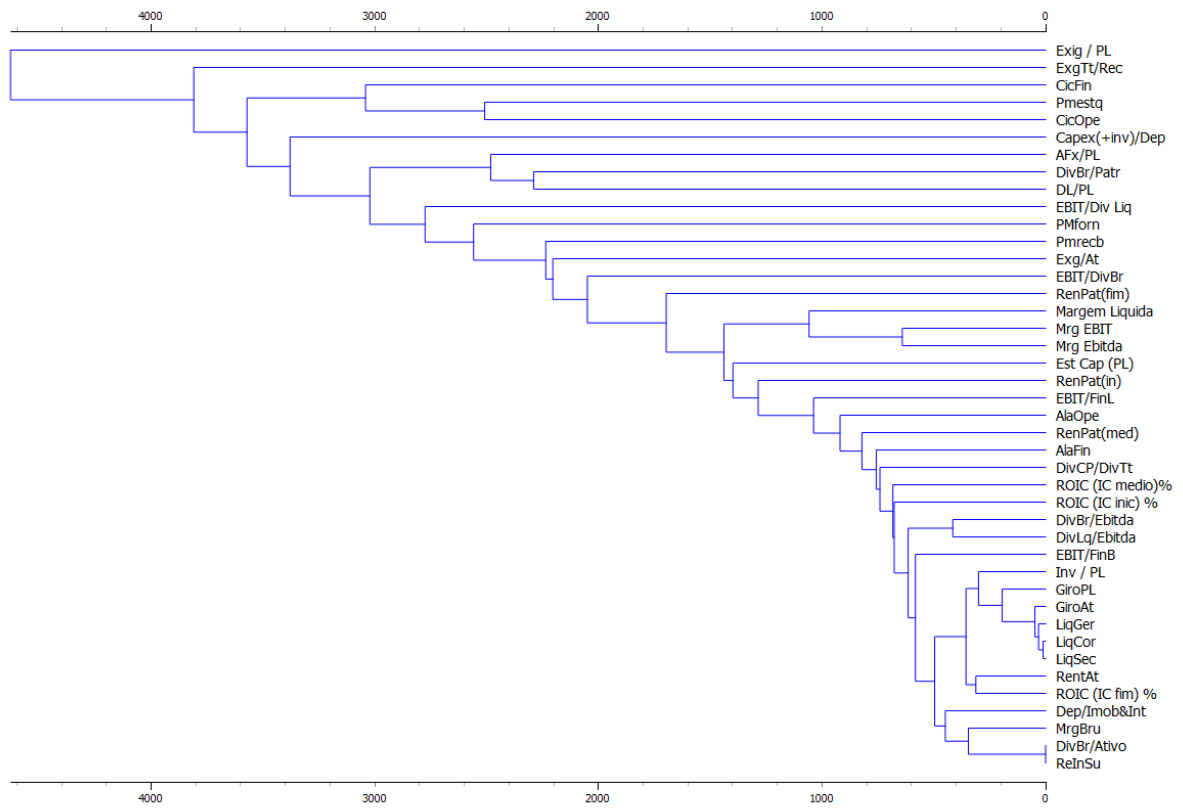
Tabela 3 – Classificação de índices

I	J	K
Assaf Neto	Indicadores de avaliação da estrutura financeira	Outros Indicadores
	Necessidade de investimento em giro	EBITDA
	Saldo de disponível	Custo da Dívida
	Necessidade total de financiamento permanente	

Fonte: Elaboração Própria.

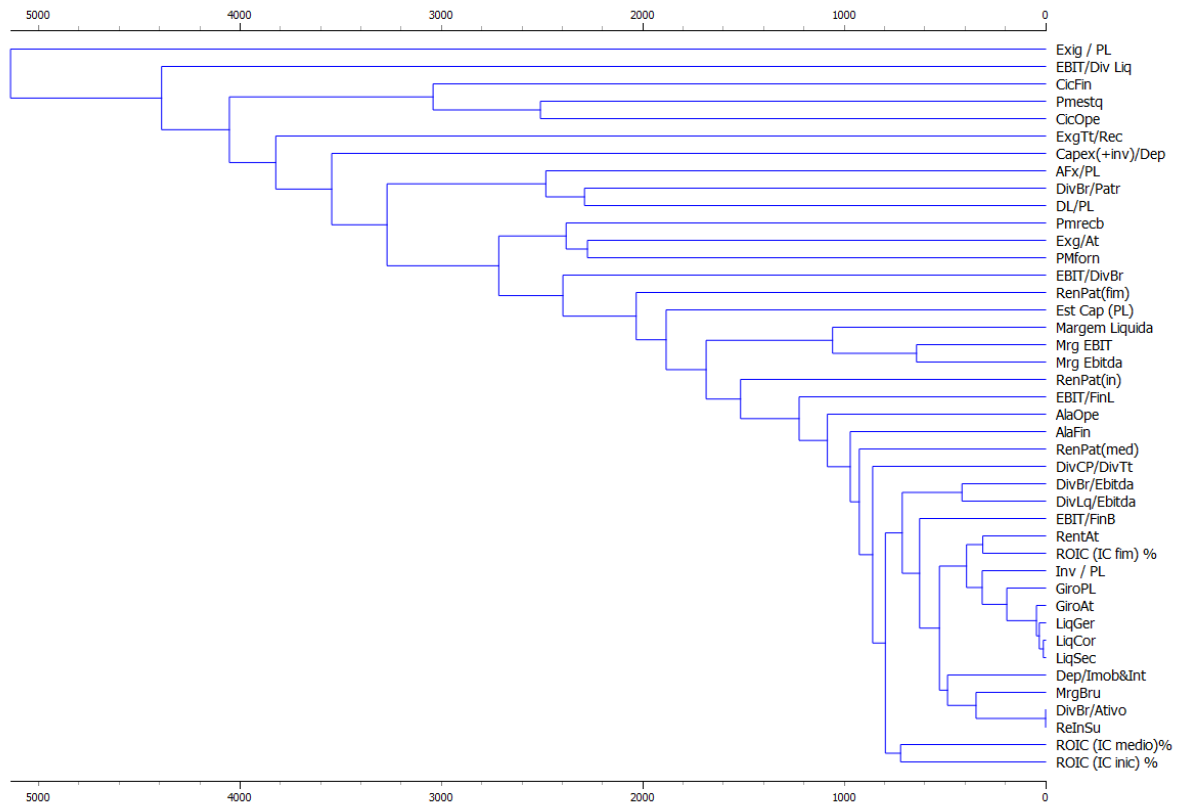
## APÊNDICE B - HIERARCHICAL CLUSTERING

Imagem 1 – Hierarchical Clustering Average Linkage



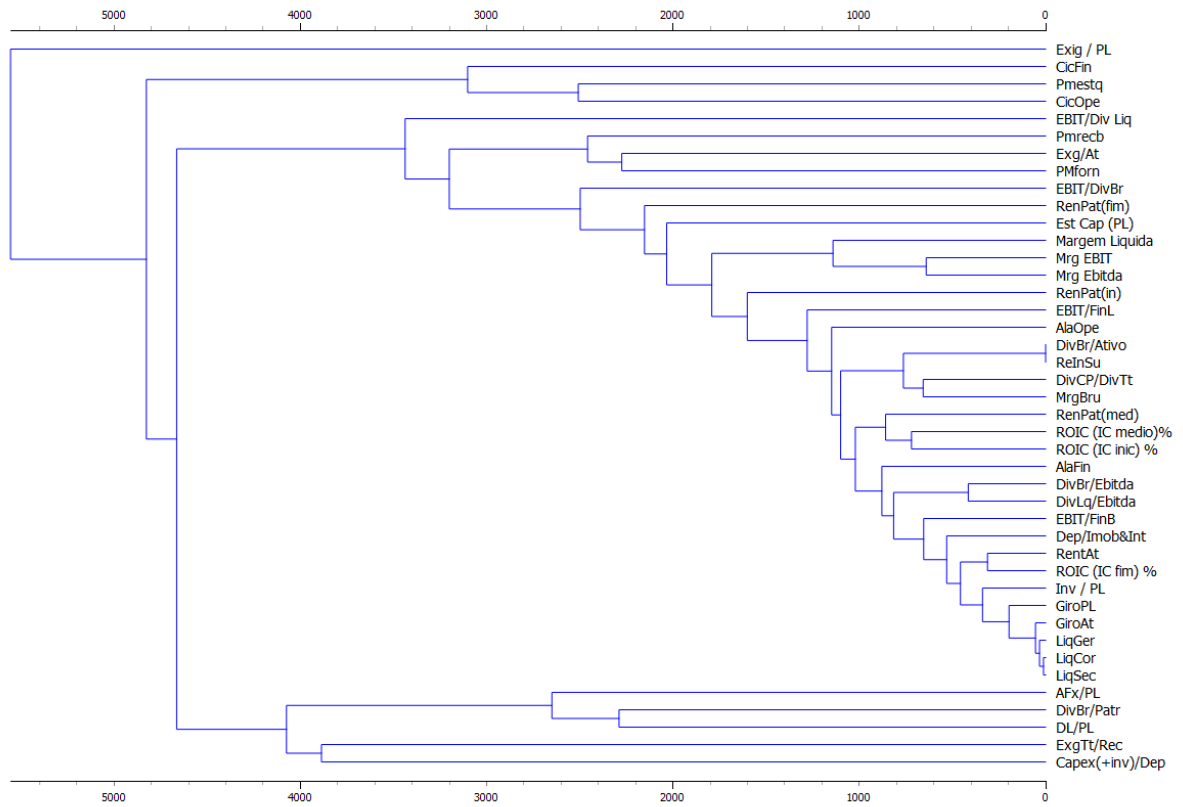
Fonte: *Orange Data Mining*.

Imagem 2 – Hierarchical Clustering Weighted Linkage



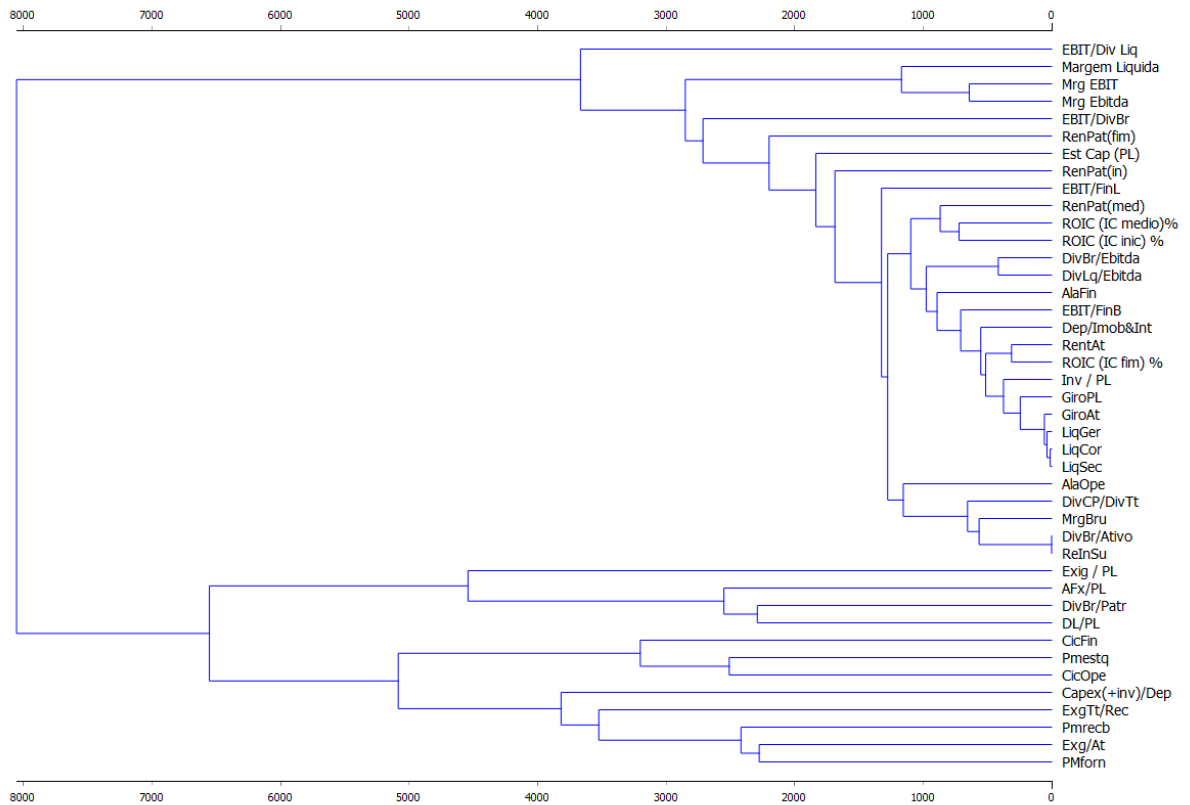
Fonte: *Orange Data Mining*.

Imagem 3 – Hierarchical Clustering Complete Linkage



Fonte: *Orange Data Mining*

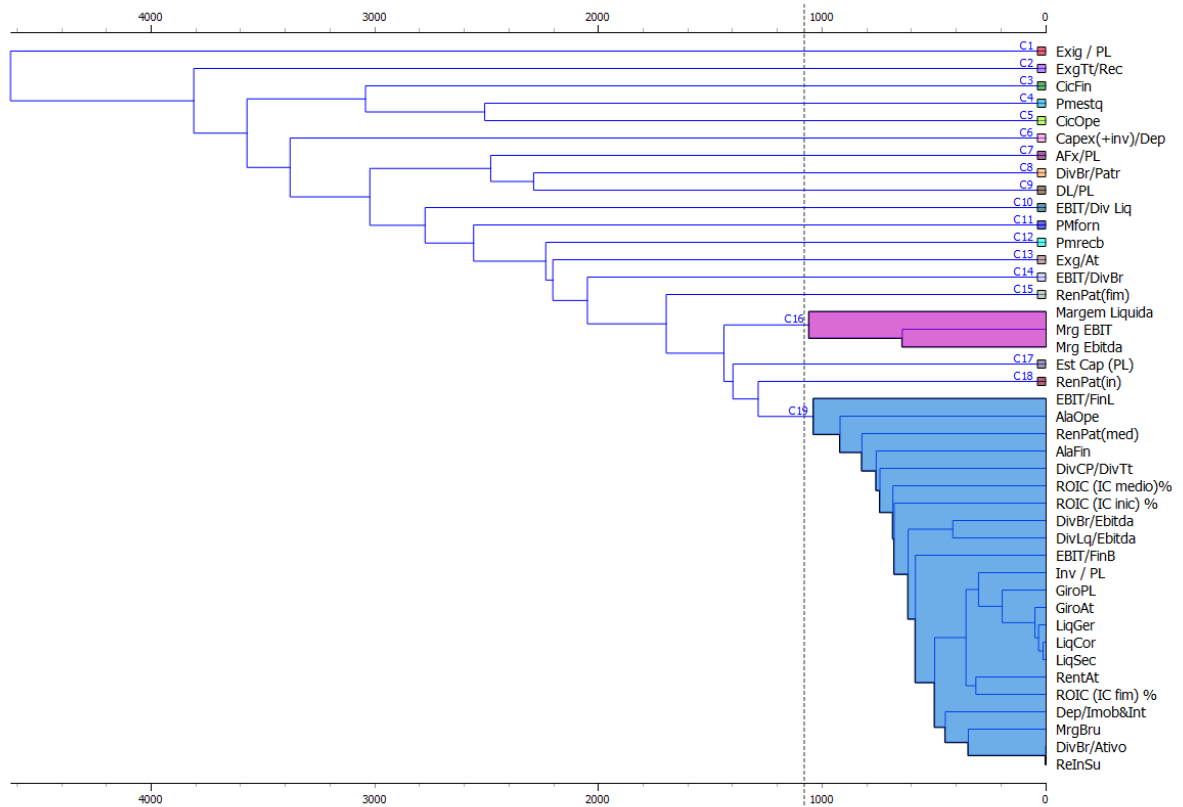
Imagem 4 – Hierarchical Clustering Ward Linkage



Fonte: *Orange Data Mining*

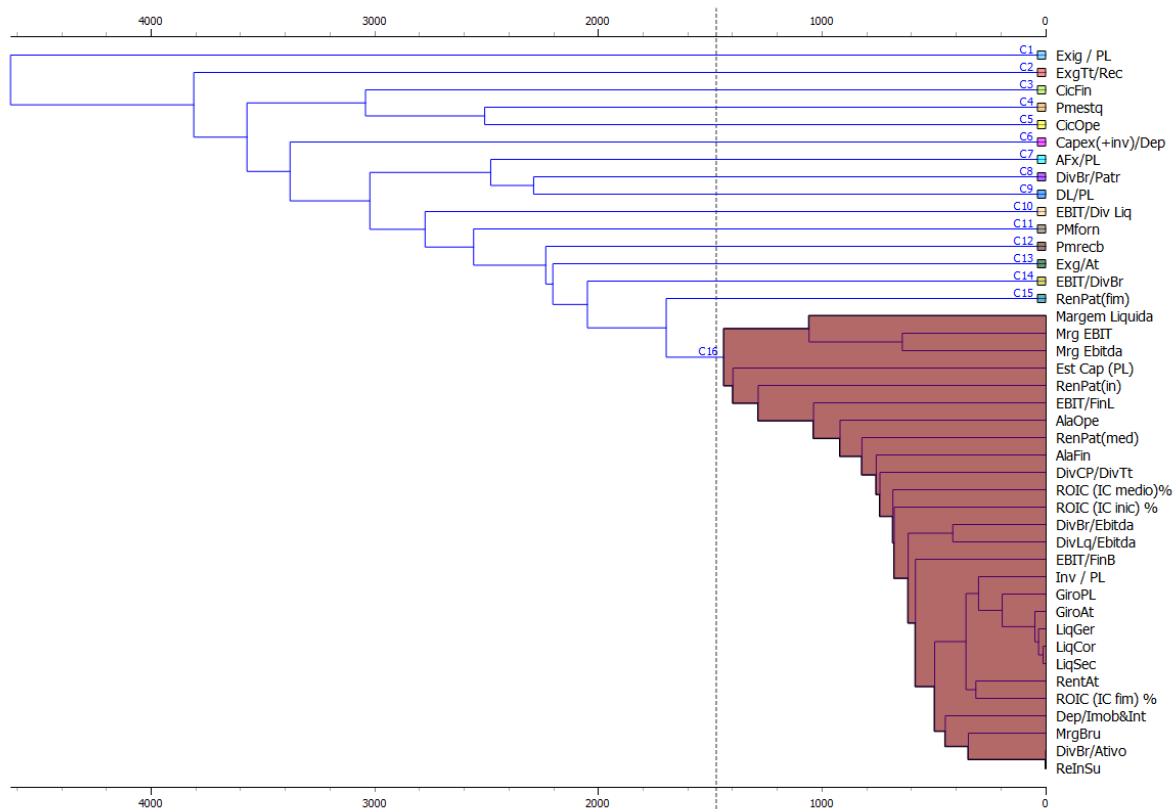


Imagem 5 – Hierarchical Clustering Average Linkage 5 grupos



Fonte: Orange Data Mining

Imagem 6 – Hierarchical Clustering Average Linkage Grande Grupo



Fonte: *Orange Data Mining*

## APÊNDICE C - INDICADORES ECONÔMICA UTILIZADOS

$AFx/PL$  = Ativo Fixo sobre Patrimônio Líquido

$AlaOpe$  = Alavancagem Operacional

$Capex(+Inv)/Dep$  = Capital Expenditure

$CicFin$  = Ciclo Financeiro

$CicOpe$  = Ciclo Operacional

$Dep/Imob\&Int$  = Depreciação sobre Imobilizado e Intangível

$DivBr/Ativo$  = Dívida Bruta sobre Ativo

$DivBr/EBITDA$  = Dívida Bruta sobre EBITDA

$DivBr/Patr$  = Dívida Bruta sobre Patrimônio Líquido

$DivCP/DivTt$  = Dívida de Curto Prazo sobre Dívida Total

$DivLq/EBITDA$  = Dívida Líquida sobre EBITDA

$DLPL$  = Dívida Líquida sobre Patrimônio Líquido

$EBIT/Div\ Liq$  = EBIT sobre Dívida Líquida

$EBIT/DivBr$  = EBIT sobre Dívida Bruta

$EBIT/FinB$  = EBIT sobre despesa financeira bruta

$EBIT/FinL$  = EBIT sobre despesa financeira líquida

$Est\ Cap\ (PL)$  = Valor de Mercado

$Exg/At$  = Exigível Total sobre Ativo Total

$Exig/PL$  = Exigível Total sobre Patrimônio Líquido

$ExigTt/Rec$  = Exigível Total sobre Receita

$GiroAt$  = Giro do Ativo

$GiroPL$  = Giro do PL

$Inv/PL$  = Investimento sobre Patrimônio Líquido

$LiqCor$  = Liquidez Corrente

$LiqGer$  = Liquidez Geral

$LiqSec$  = Liquidez Corrente

Margem EBIT

Margem EBITDA

Margem Líquida

$MrgBrut$  = Margem Bruta

$Pmestq$  = Prazo Médio do Estoque

PMforn = Prazo Médio de Fornecedores

PMrecb = Prazo Médio de Recebimento

ReInSu = Rentabilidade Investimento

RenPat(fin) = ROE Rentabilidade Patrimonial Final

RenPat(in) = ROE Rentabilidade Patrimonial inicial

RentAt = Retorno on Asset Rentabilidade do Ativo

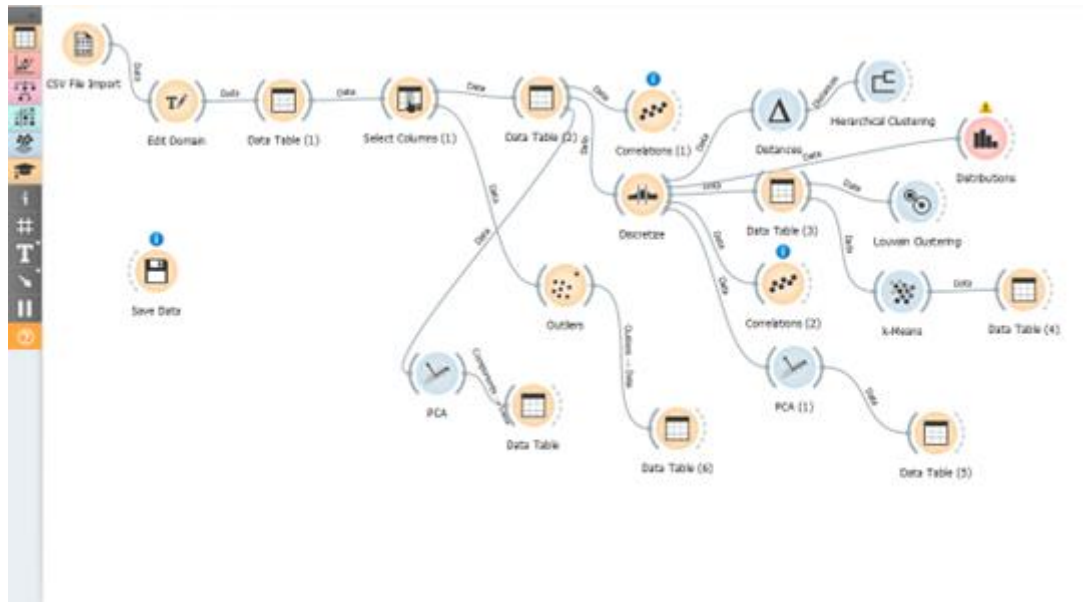
ROIC (IC fim) = Retorno on Invested Capital final

ROIC (IC inicial) = Retorno on Invested Capital inicial

ROIC (IC médio) = Retorno on Invested Capital médio

## APÊNDICE D

Imagem 7 – Workflow Orange Data Mining



Fonte: *Orange Data Mining*