UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS - UFG
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CIÊNCIAS CONTÁBEIS E CIÊNCIAS ECONÔMICAS – FACE

TAINARA DE ASSIS PINTO

POWER BI: UMA PROPOSTA DE APLICAÇÃO PARA MONITORAMENTO DO RISCO DE INSOLVÊNCIA NAS EMPRESAS

GOIÂNIA-GO
2020

SIBI
SISTEMA DE BIBLIOTECAS UFG

FACE
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CIÊNCIAS CONTÁBEIS E CIÊNCIAS ECONÔMICAS

UFG

TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR VERSÕES ELETRÔNICAS DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO DE GRADUAÇÃO NO REPOSITÓRIO INSTITUCIONAL DA UFG

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio do Repositório Institucional (RI/UFG), regulamentado pela Resolução CEPEC nº 1204/2014, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei nº 9.610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou *download*, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

O conteúdo dos Trabalhos de Conclusão dos Cursos de Graduação disponibilizado no RI/UFG é de responsabilidade exclusiva dos autores. Ao encaminhar(em) o produto final, o(s) autor(a)(es)(as) e o(a) orientador(a) firmam o compromisso de que o trabalho não contém nenhuma violação de quaisquer direitos autorais ou outro direito de terceiros.

1. Identificação do Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação (TCCG):

Nome(s) completo(s) do(a)(s) autor(a)(es)(as): Tairana de Assis Pinto

Título do trabalho: POWER BI: Uma proposta de aplicação para monitoramento do risco de insolvência nas empresas.

2. Informações de acesso ao documento:

Concorda com a liberação total do documento [X] SIM [ ] NÃO[1]

Independente da concordância com a disponibilização eletrônica, é imprescindível o envio do(s) arquivo(s) em formato digital PDF do TCCG.

Tairana de Assis Pinto
Assinatura(s) do(a)(s) autor(a)(es)(as)[2]

Ciente e de acordo:

Assinatura do(a) orientador(a)[2]

Data: 13 / 01 / 2021

[1] Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. Após esse período, a possível disponibilização ocorrerá apenas mediante: a) consulta ao(à)(s) autor(a)(es)(as) e ao(à) orientador(a); b) novo Termo de Ciência e de Autorização (TECA) assinado e inserido no arquivo do TCCG. O documento não será disponibilizado durante o período de embargo.

Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro.

[2] As assinaturas devem ser originais sendo assinadas no próprio documento. Imagens coladas não serão aceitas.

TAINARA DE ASSIS PINTO

POWER BI: UMA PROPOSTA DE APLICAÇÃO PARA MONITORAMENTO DO RISCO DE INSOLVÊNCIA NAS EMPRESAS

Trabalho de conclusão de curso apresentado à Universidade Federal de Goiás como requisito para o recebimento do bacharelado em Ciências Contábeis da Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Ciências Econômicas – FACE da Universidade Federal de Goiás – UFG, sob a orientação do professor Dr. Ilírio José Rech.

GOIÂNIA – GO

2020

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do
Programa de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da UFG.

de Assis Pinto, Tainara
POWER BI: UMA PROPOSTA DE APLICAÇÃO PARA MONITORAMENTO DO RISCO DE INSOLVÊNCIA NAS EMPRESAS [manuscrito] / Tainara de Assis Pinto. - 2020.
31 f.

Orientador: Prof. Dr. Ilírio José Rech.
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Goiás, Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Ciências Econômicas (FACE), Ciências Contábeis, Goiânia, 2020.

Inclui gráfico, tabelas.

1. Power BI. 2. Altman. 3. Z-Score. 4. Business Intelligence. 5. Insolvência. I. José Rech, Ilírio, orient. II. Título.

CDU 657

UFG

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CIÊNCIAS CONTÁBEIS E CIÊNCIAS ECONÔMICAS

ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

Aos 08 dias do mês de janeiro do ano de 2021, às 10:00 horas iniciou-se a sessão pública de defesa do Trabalho de Conclusão de Curso (TCC-II) intitulado "**Power BI: Uma proposta de aplicação para monitoramento do risco de insolvência nas empresas**", de autoria de **Tainara de Assis Pinto**, do curso de Ciências Contábeis, da Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Ciências Econômicas – FACE da Universidade Federal de Goiás – UFG. Os trabalhos foram instalados pelo **Prof. Dr. Ilirio José Rech – Orientador** - FACE/UFG com a participação dos demais membros da Banca Examinadora:

Profª. **Dra. Camila Araújo Machado – Membro 1** (FACE/UFG) e do **Prof. Dr. Moisés Ferreira da Cunha – Membro 2**(FACE/UFG). Após a apresentação, a banca examinadora realizou a arguição da estudante. Posteriormente, de forma reservada, a Banca Examinadora atribuiu a nota final de **9,00 (nove)**, tendo sido o TCC-2 considerado **Aprovado**

Proclamados os resultados, os trabalhos foram encerrados e, para constar, lavrou-se a presente ata que segue assinada pelos Membros da Banca Examinadora.

Documento assinado eletronicamente por **Ilírio José Rech**, **Professor do Magistério Superior**, em 13/01/2021, às 17:26, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015.

Documento assinado eletronicamente por **Moisés Ferreira Da Cunha**, **Professor do Magistério Superior**, em 14/01/2021, às 08:40, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015.

Documento assinado eletronicamente por **Camila Araujo Machado**, **Professor do Magistério Superior**, em 15/01/2021, às 08:15, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015.

A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **1803475** e o código CRC **9B71B6DE**.

Referência: Processo nº 23070.056092/2020-14 SEI nº 1803475

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 3

2 REFERENCIAL TEÓRICO 6

2.1. Capacidade preditiva do modelo de Altman 6

2.2 O modelo de Altman no Brasil (1968/1979) 8

2.3 *Business Intelligence* como ferramenta de apoio à decisão 9

2.3.1 Business Intelligence 10

3 METODOLOGIA 12

3.1 Extraindo dados com R e RStudio 12

3.2 Cálculo dos scores e importação para o *Power BI* 16

3.3. Criando medidas no *Power BI* 18

4 CONSTRUÇÃO DOS PAINÉIS E ANÁLISE DOS RESULTADOS 18

4.1 Coleta dos dados e criação da base de dados 19

4.2 Base de dados e realização dos gráficos 20

REFERÊNCIAS 28

APÊNDICE 1 31

RESUMO

O estudo teve como objetivo analisar como a aplicação do software Power BI pode contribuir para facilitar o uso do modelo de Altman no monitoramento do risco de insolvência das empresas, e mostrar como o usuário pode utilizar tais recursos para realizar análises e auxiliar em tomadas de decisão em níveis estratégicos, ou para uso pessoal. A pesquisa se utilizou de um exemplo prático de 33 empresas brasileiras do setor de energia elétrica no período de 2010 a 2019 para realizar a elaboração dos gráficos. Ao analisar os resultados e aplicabilidade do *software* utilizado, pode-se inferir que foi possível realizar gráficos atrativos e de forma intuitiva, embora o programa possua algumas limitações que foram apresentadas no trabalho.

Palavras chave: Power BI, Altman, Z-score, Business Intelligence, Insolvência.

1 INTRODUÇÃO

A previsão de insolvência é um dos assuntos mais pesquisados na literatura de finanças e gestão estratégica. A demanda por pesquisas deriva da quantidade de operações que ocorrem diariamente, estimulando o desenvolvimento de ferramentas que auxiliem as instituições na tomada de decisão de concessão de crédito e investimento (Polemis e Gounopoulos, 2012).

Os primeiros trabalhos acerca de previsão de insolvência surgiram em 1930, utilizando-se da análise de indicadores. Posteriormente, surgiram estudos focados na análise univariada, em meados da década de 60, sendo Beaver (1966) o autor mais citado dessa época (Bellovary *et al.*, 2007). Entretanto, o primeiro a se utilizar da Análise Discriminante para verificar problemas de insolvência foi o Modelo de Altman, em 1968, o que levou à disseminação da abordagem multivariada por pesquisadores em finanças, bancos e risco de crédito no mundo (Altman, 2016).

Para Kirkos (2015), a prevenção da falência é uma das atividades mais importantes para os engenheiros econômicos. Geralmente, o crédito é necessário para que empresas novas possam gerar um crescimento econômico para a sociedade (Boettcher *et al.*, 2014), entretanto, nem todas as empresas chegam ao sucesso financeiro, e o monitoramento do risco de insolvência pode contribuir para a detecção dos problemas financeiros e possibilitar a criação de estratégias com tempestividade.

Nesse sentido, a previsão de cenários tem utilidade tanto para os gestores quanto para os demais *stakeholders*. Com o fluxo cada vez maior de informações, as entidades com domínio e processamento melhor das informações geradas possuem uma vantagem competitiva maior em detrimento das demais. Segundo Fortulan e Gonçalves Filho (2005), as empresas têm notado um aumento significativo das informações que geram, seja para controlar seus processos internos ou para relacionar-se com a sociedade, clientes e fornecedores. A quantidade de informações gerada pelas empresas causa uma necessidade de busca por inovação, de modo que consigam aumentar sua performance no mercado (Benner e Tushman, 2015).

Business intelligence e analytics (BI&A) tornaram-se importantes no campo acadêmico e de negócios nas últimas duas décadas. Estudos desenvolvidos em indústrias têm destacado esse crescimento (Chen, Chiang e Storey, 2012). Em meio à necessidade de analisar informações geradas internamente, as empresas começaram a utilizar o Power BI, software desenvolvido pela Microsoft, lançado em 24 de julho de 2015, e que atualmente domina esse mercado. Segundo Lago e Alves (2018), o Power BI surgiu de tecnologias que inicialmente haviam sido desenvolvidas para o Excel. Com o surgimento dos suplementos do Power BI, expandiu-se a capacidade de tratamento e análise dos dados. Nesse contexto, a aplicação do modelo de Altman em um *software* que já é utilizado no mercado pode beneficiar os analistas, que precisam constantemente desenvolver meios para monitorar o risco nas empresas e fornecer informações de fácil visualização para a tomada de decisão nos níveis estratégicos.

O modelo de Altman é aceito e utilizado mundialmente por diversos agentes do mercado que precisam tomar suas decisões embasadas em análises financeiras (Boďa, M. e Úradníček, 2016). O primeiro estudo de Altman (1968) foi replicado por Altman, Baydia, e Dias (1979) para uma amostra de 23 firmas brasileiras, considerando-se as peculiaridades do Brasil. Os resultados demonstraram que a classificação das empresas com problemas financeiros obteve índice de acerto superior a 77% nos três anos anteriores à insolvência.

Estudos posteriores mostram a eficácia da aplicação do modelo de Altman para previsão de insolvência, como o estudo realizado por Boďa, M. e Úradníček (2016), aplicado em empresas eslovacas, que obteve cerca de 70% de acerto no horizonte dos 5 anos anteriores à falência. A aplicação em empresas italianas por Altman (2013) também comprovou que o modelo é capaz de classificar as empresas com confiabilidade entre os dois grupos. Selassie, Tarekegn e Ufo (2016) utilizaram o modelo de Altman para analisar uma amostra de 30 pequenas e médias empresas na Etiópia, nos setores de indústria, serviço e comércio.

Dessa forma, observa-se que a pesquisa de Altman já foi testada e reconhecida por suas previsões confiáveis na análise do risco de insolvência. A partir da utilização do modelo

de Altman para gerar os *scores* por meio do Power BI, pretende-se facilitar o acesso do modelo por analistas para uso interno nas empresas, bem como outros usuários que porventura possam se beneficiar de seu emprego.

Nesse sentido, o presente estudo buscará responder à seguinte questão: Como o software Power BI pode contribuir para tornar acessível a análise do risco de insolvência medido pelo modelo de Altman? Com base na questão de pesquisa, esse estudo tem como objetivo analisar como a aplicação do software Power BI pode contribuir para facilitar o uso do modelo de Altman no monitoramento do risco de insolvência das empresas.

Para alcançar o objetivo, foi selecionada uma amostra de 33 empresas do setor elétrico como exemplo prático, a fim de analisar a aplicação do software Power BI no monitoramento da insolvência utilizando o modelo de Altman (1979). Para realizar a análise foi abordado desde a coleta dos dados por meio do R, um software gratuito, até o cálculo dos scores e a criação de gráficos no Power BI, que podem ser implementados em um *dashboard* para uma visão gerencial. Com base na aplicação do Power BI pode-se obter as médias das variáveis da amostra, a média dos scores, e sua classificação por meio de um gráfico box *plot*, apresentando algumas possibilidades de visualização da amostra.

Esse estudo se justifica pelo fato de existir, por parte de investidores, credores, entidades financeiras e governos, a necessidade de ter fácil acesso ao risco de insolvência empresarial. Além disso, toda empresa pode se beneficiar de métodos que possam garantir uma melhor previsibilidade em sua tomada de decisões, e esse trabalho pode contribuir de modo a facilitar o uso do modelo de Altman por meio da ferramenta Power BI, que é utilizada para elaboração de *dashboards* de acompanhamento de processos e informações geradas pelas empresas.

Esse estudo será estruturado nas seguintes seções, além dessa introdução, na qual o assunto foi apresentado; referencial teórico, no qual será realizada uma revisão do modelo de Altman e também uma revisão sobre as bases do *Business Intelligence*; metodologia, apresentando os procedimentos empregados para a utilização do modelo de Altman no Power BI; em seguida, os resultados e, por fim, as considerações finais a respeito dos resultados.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. Capacidade preditiva do modelo de Altman

Visando contribuir com as análises financeiras, que as entidades realizam internamente para continuar seus processos de modo eficaz, é necessário entender quais foram as aplicações do modelo de Altman e sua relevância em estudos que já se utilizaram do modelo, bem como as vantagens e lacunas que porventura tenham surgido de sua aplicação. Apesar de ter sido concebido há quase meio século, o modelo de Altman continua a ser utilizado em diversos negócios que precisam embasar decisões gerenciais em análises financeiras, bem como por investidores para decisões de investimento, avaliação de crédito de clientes realizada por bancos comerciais (Boďa, M. e Úradníček, 2016).

Os primeiros esforços significativos na área de previsão de insolvência corporativa são atribuídos a Altman na literatura, devido ao desenvolvimento de um modelo em que utilizou a análise discriminante e cinco variáveis. O modelo que foi posteriormente reproduzido e complementado por diversos autores. Altman (1968) se propôs em seu primeiro estudo a avaliar a análise de indicadores como uma técnica analítica. O autor verificou se essa análise poderia trazer valor para as empresas quando aplicada a partir de uma metodologia estatística discriminante múltipla. Para isso se utilizou de cinco indicadores combinados para a elaboração de seu primeiro modelo: X1 – capital de giro líquido/ativo total, X2 – lucros retidos/ativo total, X3 – lucros antes de juros e de impostos/ativo total, X4 – valor de mercado do equity/exigível total, e X5 – vendas/ativo total. A metodologia utilizada serve para classificar indivíduos em grupos (que podem ser dois ou mais), de acordo com suas características individuais.

Altman (1968) se utilizou, nesse primeiro instante, de dados de empresas de manufatura com ações negociadas publicamente. Sua amostra foi composta por dados de 66 empresas, 33 classificadas como PS (problemas sérios) e 33 classificadas como NP (sem problemas). As empresas no grupo PS foram empresas que declararam falência entre o período de 1946 a 1965. O tamanho dos ativos na amostra variou de USD 0.7 milhões a USD 25.9 milhões. No estudo de 1968, Altman identificou que seu modelo de previsão de insolvência era eficaz para até dois anos antes da falência, sendo de 95% de acerto no ano anterior e 72% no penúltimo ano. O grau de acerto de classificação das empresas entre PS ou NP diminuiu substancialmente para 3, 4 e 5 anos antes (Altman, 1968).

Posteriormente, Altman realizou a aplicação do modelo em empresas com ativos menores e sem ações negociadas publicamente, visto que o risco é maior do que em grandes

corporações. Dessa forma, em 1983, Altman criou o Modelo Z-*score* revisado, em que pôde analisar uma amostra de empresas privadas de manufatura. A precisão deste último modelo foi de 95% e 73% de acerto para um e dois anos antes da insolvência, respectivamente.

No estudo de Boďa, M. e Úradníček (2016), o modelo de 1968 e 1983 foi aplicado em empresas eslovacas, com informações financeiras de 2009 a 2013, e nesse estudo os dois modelos foram classificados pelo autor como confiáveis para as análises financeiras, pois a porcentagem de acerto em ambos foi superior a 70% no horizonte de 1 a 5 anos antes da falência. O Z-score também foi usado para prever o risco de falência de sete empresas comerciais no Sri Lanka, com dados obtidos durante o período de cinco anos, de 2010 a 2014 (Niresh e Pratheepan, 2015). Na Índia, segundo Apoorva, Curpod e Namratha (2019), o modelo também mostrou uma capacidade de prever falência com confiabilidade, com três anos de antecedência.

Altman (2013) aplicou o modelo Z-*score* de 1983 em empresas italianas, com dados extraídos entre 2000 a 2010. Foram escolhidas 89 companhias com informações financeiras disponíveis. No ano x-1, 95,5% das companhias que declararam falência foram classificadas na zona de alerta, e nos anos x-2 e x-3, a classificação das empresas nessa mesma zona foi superior a 70%.

Altman (2005) obteve novos avanços a partir da criação de um sistema de pontuação que fornecia uma ferramenta com base empírica para o investidor realizar suas análises. O modelo EMS é versão aprimorada do modelo Z-Score estatisticamente comprovado. Ao contrário do modelo Z-score original, essa abordagem pode ser aplicada a empresas não manufatureiras e também pode ser utilizado para empresas privadas e públicas. O modelo EMS ajustado incorporou características de crédito específicas das empresas de mercados emergentes, utilizando uma amostra de empresas mexicanas.

MacCarthy (2017) realizou um estudo de caso em que aplicou o modelo Z-*score* para verificar se seria possível ter previsto a falência da Enron Corp, empresa que cresceu 390% em 4 anos, passando de USD 20 bilhões em 1998 para USD 100 bilhões nos anos 2000. O cálculo do Z-*score* revelou que a empresa já se encontrava em dificuldades em 1996, e permaneceu na zona de perigo em 1997. Nos anos 1998 e 2000, a empresa se encontrava na zona cinzenta. De acordo com MacCarthy (2017), os resultados fornecem a evidência de que o modelo de Altman não teria sido suficiente para identificar a falência de uma empresa como a Enron, principalmente considerando-se a manipulação dos balanços, o que se torna uma lacuna no modelo, visto que tais manipulações contábeis podem ser utilizados por empresas que se encontram com dificuldades financeiras, para mostrar uma imagem melhorada.

Desta forma, apesar de existirem algumas lacunas como citado acima, o usuário pode aliar a utilização do modelo de Altman (1979) às demais análises que estejam sendo realizadas e outras informações que possua sobre a empresa, caso busque medir, no mercado em que atua, o risco com certa confiabilidade, visto que os resultados obtidos pelo modelo já são reconhecidos por diversas pesquisas em diferentes cenários e países.

2.2 O modelo de Altman no Brasil (1968/1979)

O modelo de Altman foi desenvolvido em 1968 e replicado por Altman, Baidya e Dias (1979) em uma amostra de empresas brasileiras. O Estudo é uma adaptação do modelo original de 1968 para as peculiaridades do Brasil. Em 1975, as empresas brasileiras nacionais e multinacionais operavam com um grau de endividamento alto, o índice médio de exigível sobre não exigível era de 1,1. No período pós-crise de 2008, Sonza *et al.* (2019) identificaram em sua pesquisa que as empresas abertas do Brasil ficaram mais receosas em buscar dívidas, o que confirma a teoria de Acharya e Mora (2015) de que, após a crise, os bancos limitaram o crédito.

Outras características das firmas brasileiras foram notadas por Altman (1979). Em 1975, 35,8% dos lucros gerados pelas empresas da amostra foram aplicados no pagamento de despesas financeiras, em contraponto com 19,3% referentes a 1971. Além disso, o estudo identificou que as despesas financeiras cresceram em proporção maior que os lucros disponíveis para cobri-las entre os anos de 1970 a 1975, o que causou uma queda nos índices de cobertura de juros de 6,18 (1971) para 3,79 (1975). Conforme a hipótese de que empresas novas possuem altos riscos em relação a empresas mais antigas (Altman, 2016), o estudo de Sampaio e Silva (2019) identificou, por meio da análise de empresas portuguesas do mesmo setor entre os anos de 2011 a 2018, que empresas com baixo nível de endividamento são mais velhas, possuem rentabilidade, ativos e reserva de caixa maiores, e maior liquidez. No estudo de Altman de 1979, um dos motivos que pode ter resultado em tais análises é o grau de maturidade das firmas brasileiras.

O estudo de Altman utilizou como técnica estatística a Análise Discriminante e Regressão Múltipla. A amostra foi dividida entre o grupo das empresas com “problemas sérios (PS)” e grupo das empresas “sem problemas (NP)” (Altman, Baidya e Dias, 1979). A amostra de empresas com problemas sérios englobou empresas que tinham pedidos formais de falência e concordata, soluções extrajudiciais (intervenção do principal credor para reorganização da gestão), encerramento de atividade fora dos trâmites legais, e foi composta por 23 empresas dos setores de tecido, mobiliário, celulose, papel, comércio varejista, plásticos, metalurgia e outros.

O segundo grupo (NP) foi formado por uma amostra de 35 empresas privadas nacionais de porte equivalente, considerando-se o tamanho dos ativos.

No modelo de Altman de 1968, duas variáveis independentes, x2 (lucros retidos divididos pelo ativo total) e x4 (valor de mercado do equity dividido pelo exigível total), foram ajustadas para o modelo brasileiro, de modo que a variável x2 passou a ser: não exigível menos capital aportado pelos acionistas dividido pelo ativo total, e para a variável x4 foi utilizado o valor contábil do patrimônio líquido dividido pelo exigível total.

O estudo de cinco índices levou à construção de dois modelos, Z1-score e Z2-score. Dessa forma, o modelo original de Altman foi adaptado, e as variáveis mais adequadas para utilização do modelo no Brasil foram incluídas. O resultado dos dois modelos foi bastante próximo, exceto pela precisão ligeiramente maior do modelo Z1 quando aplicado ao ano x-1 e x-2, sendo os pontos críticos de separação iguais a zero nos dois modelos, o que significa que, para as firmas com índice Z superior a zero, há previsão de continuidade do negócio, e, para as firmas com índice inferior a zero, há risco de insolvência.

O índice de acerto na classificação da amostra de 23 firmas no grupo PS foi de 87%, 84,2% e 77,8% de acerto nos anos x-1, x-2 e x-3, respectivamente, o que tornou o modelo promissor em sua capacidade de previsibilidade de insolvência em um país que ainda se encontra no estágio de desenvolvimento (Altman, 1979).

2.3 *Business Intelligence* como ferramenta de apoio à decisão

A implementação de uma ferramenta como o *Power BI* no ambiente organizacional somente faz sentido se trouxer valor às empresas. O acompanhamento do fluxo de informações internas, se bem trabalhado, pode auxiliar gestores na tomada de decisão. Alguns estudos recentes apontam como a contabilidade e a *Business Intelligence* podem estar diretamente ligadas e trazer melhorias para as empresas.

Coser (2020) verificou que a implementação do sistema de BI auxiliou no fluxo de informações úteis e tempestivas aos usuários, reduzindo a quantidade de informações não interligadas. No setor financeiro, foram obtidos avanços como a possibilidade de melhor visualização e monitoramento do fluxo de caixa, saldos bancários, pagamentos e recebimentos.

No estudo de caso realizado por Reginato (2006), destaca-se o efeito do uso das ferramentas do sistema de BI na rotina da contabilidade, que pôde apurar e acompanhar de forma mais próxima eventos como: inadimplência, fretes, comissões, bônus, gastos com desenvolvimento de produtos, transferências de receitas e despesas entre departamentos.

A facilidade de acesso às informações contábeis por outros departamentos possibilitou o controle sobre cada atividade, pois, ao utilizar o serviço de outra, poderia visualizar-se melhor a relação interna entre cliente e fornecedor. Por meio da implementação de um sistema de BI alinhado a outras ferramentas internas, a empresa Brasil de Comunicação S/A conseguiu obter uma maior acurácia na visualização das informações de custos em *dashboards*, gerando consultas interativas para os gestores tomarem decisões.

Outros resultados obtidos foram a redução do tempo de apuração das informações; melhoria da transparência, confiabilidade e fidedignidade das informações de custos; informações mais detalhadas decorrentes do refinamento dos critérios de rateio (Sousa *et al.*, 2017).

Esses estudos mostram que um sistema de *Power BI* bem implementado e combinado com as informações contábeis advindas de um banco de dados com qualidade pode fornecer insumos para que as empresas tomem melhores decisões, e coloca a contabilidade como um departamento parceiro do negócio, auxiliando outras áreas a realizar melhorias internas.

2.3.1 Business Intelligence

Segundo Braghittoni (2017), a *Business Intelligence* serve para analisar fenômenos de um negócio, exibindo informações de modo a criar um contexto e apresentar um cenário que mostre pontos relevantes que antes estavam escondidos. Se o CEO percebe o faturamento abaixo do esperado, ele pode, por meio de um *dashboard* bem implementado, saber se a oscilação foi causada devido a uma queda de vendas, ou problemas de pagamentos por parte dos clientes, e ter uma tomada de decisão mais rápida e eficaz. Caso contrário, ele teria que entrar em contato com vários diretores a fim de entender o que poderia ter causado essa redução.

De acordo com Popovic e Jaklic (2010), atualmente, a BI exerce um importante papel na criação de informações para a tomada de decisões operacionais e estratégicas dos negócios, embora as decisões de negócios sejam tomadas em diferentes níveis organizacionais. Apesar disso, para garantir um retorno sobre um investimento em BI, é importante identificar e gerenciar fatores tecnológicos e de negócios que fazem a diferença para saber se o investimento compensa (Williams e Williams, 2007).

Alguns estudos recentes reforçam como a *Business Intelligence* cria valor para as empresas (Chen *et al.*, 2012; Larson e Chang, 2016; Lavalle *et al.*, 2011; Mcafee *et al.*, 2012; Mithas *et al.*, 2013). O estudo de Chen *et al.* (2012) revelou um papel importante do BI na identificação de necessidades e opiniões de clientes, que levaram a uma descoberta de novas

oportunidades de negócios. Em contrapartida, o estudo de Sharma *et al.* (2014) aponta que é necessária uma maior investigação sobre a relação entre o valor criado nas empresas pela utilização de BI, para entender como os insights obtidos são convertidos em decisões, visto que os processos de tomada de decisão organizacional têm grande influência nesse fluxo.

Dentro de um cenário cada vez mais competitivo entre as empresas, a necessidade de analisar melhor às informações se faz mais presente. Segundo Matheus e Parreiras (2004), o objetivo da inteligência empresarial é o de prover gestores de nível estratégico com melhor entendimento da organização e melhores informações para a tomada de decisão, e as empresas privadas, por terem ambientes econômicos turbulentos e dinâmicos, são o foco dos trabalhos de *business intelligence*, visto a maior necessidade de informações estratégicas e consolidadas nesse meio.

Um sistema de BI é uma combinação de ferramentas, tais como: *data warehouse*, processamento on-line e *dashboards*. Um *data warehouse* é um conjunto de dados precisos, limpos e detalhados de várias fontes dentro de uma empresa, para que possa ser analisado com mais profundidade (Yoon, 2008). *Dashboards* servem para a visualização de dados e gerenciamento de desempenho. Ele permite que os usuários criem gráficos, *widgets* e relatórios que melhorem e facilitem aos tomadores de decisão o acompanhamento dos principais indicadores de desempenho do negócio (Clark, 2017). Com o aumento da concorrência tanto de empresas on-line quanto tradicionais, essas soluções tecnológicas tornaram-se extremamente importantes para que as organizações melhorem suas práticas gerenciais e desempenho, bem como seus produtos e serviços (Bach, Čeljo e Joroja, 2016; Elbashir *et al*., 2013). O estudo de Wang (2016) mostra que os gestores são capazes de relacionar suas metas estratégicas e de longo prazo para metas operacionais e de curto prazo usando BI.

De acordo com o site oficial da Microsoft, o Power BI é uma coleção de serviços de software, aplicativos e conectores que transforma fontes de dados não relacionadas em informações visualmente envolventes e atrativas para os usuários. Os dados podem ser importados de uma planilha do Excel ou de uma coleção de *data warehouses* híbridos locais ou baseados na nuvem. Com o Power BI, é possível conectar facilmente fontes de dados, visualizar e descobrir informações relevantes e compartilhar com outros usuários.

A Microsoft oferece o *software* em uma versão gratuita na versão *desktop*, que pode ser utilizado por usuários que queiram conhecer o sistema e posteriormente implementar em sua versão paga, que possibilita aos *dashboards* criados no programa serem compartilhados por meio da versão *desktop*, site e aplicativo, facilitando o acesso da informação por gestores que podem ter as informações do negócio de forma rápida e em tempo real. Dessa forma, possuindo

informações a respeito do risco de insolvência das empresas em conjunto com outras análises, o Power BI é uma ferramenta que o usuário pode utilizar para fornecer melhores parâmetros para uma tomada de decisão em níveis estratégicos.

3 METODOLOGIA

Para alcançar o objetivo proposto no trabalho, serão demonstradas todas as etapas realizadas a fim de aplicar o modelo de Altman (1979) nas 33 empresas da amostra para criar os visuais no Power BI e facilitar o uso do modelo de Altman no monitoramento do risco de insolvência das empresas.

O modelo Z-*score* utilizado para obtenção dos *scores* das empresas e previsão de insolvência será o mesmo utilizado por Altman (1979) para as empresas brasileiras, visto que esse modelo considerou as peculiaridades do país, e esse estudo utilizou para um exemplo prático, uma amostra de 33 empresas brasileiras do setor elétrico no período de 10 anos, entre 2010 a 2019. 32 empresas da amostra estavam em fase operacional, 1 empresa pediu recuperação judicial durante o período analisado. Todos os demonstrativos financeiros foram coletados gratuitamente por meio do software "R", através do pacote "GetDFPData" criado pelo professor Dr. Marcelo Perlin (2019). Esse pacote possibilita o acesso gratuito aos dados financeiros de empresas com ações negociadas publicamente. Após isso, os dados foram exportados para o Excel e foi criada a base de dados com os scores e valores das variáveis X1 a X5, e em seguida essa base foi importada para o Power BI, no qual foram apresentados os gráficos que o usuário poderá incorporar às suas análises. Todo o processo foi descrito abaixo, a fim de facilitar a compreensão de sua utilização, bem como apresentar onde o usuário pode obter informações adicionais sobre o pacote e como pode baixar os programas necessários.

3.1 Extraindo dados com R e RStudio

A coleta de dados foi realizada por meio do RStudio, com a utilização do pacote "GetDFPData", um software aberto e livre, que disponibiliza dados corporativos da bolsa financeira brasileira, a B3 (Perlin, 2019). Esse pacote, disponível no software R, vai ao encontro da proposta de tornar mais acessível a utilização do modelo de Altman, visto que atualmente a coleta dessas informações no site da B3, se feita manualmente, é um processo demorado se for realizado com grandes amostras e em vários anos. O R tem uma comunidade ativa em desenvolvimento, que está expandindo sua capacidade. Isso contribui para que pesquisadores

de todos os campos possam obter dados e fazer análises estatísticas (GANDRUD, 2014). Dessa forma, a utilização dessa biblioteca, idealizada por Perlin (2019), facilita a coleta, oferecendo uma solução para todos os usuários que precisem utilizar os dados financeiros das empresas brasileiras negociadas na B3 gratuitamente.

Para utilizar o pacote, é necessário baixar o R e o RStudio, disponíveis nos sites https://www.r-project.org/ e https://rstudio.com/.

Para utilização dos scripts que serão descritos abaixo no RStudio, é necessário instalar algumas bibliotecas por meio dos comandos:

install.packages('GetDFPData')

install.packages('xlsx')

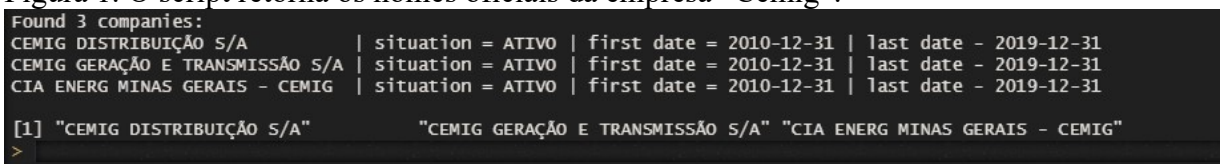
install.packages('tidyverse')

Em caso de erros no momento de rodar os scripts, é necessário observar se todas as bibliotecas estão instaladas. Na falta de algum pacote, o programa aponta o nome, e dessa forma é possível instalar do mesmo modo como indicado acima, e prosseguir com o script. Para utilizar qualquer função do pacote "GetDFPData", deve-se iniciar com library(GetDFPData).

O script dfpd.search.company('cemig') serve para procurar o nome oficial de uma empresa. Após isso, o programa retornou que identificou três empresas ativas que contêm "Cemig" em seu nome, conforme Figura 1.

Para obter informações gerais de todas as empresas disponíveis no pacote "GetDFPData", digitar: df.info <- gdfpd.get.info.companies(type.data = 'companies'). Esse comando cria um *data frame* (Figura 2), onde é possível visualizar todas as empresas cujos dados estão disponíveis, bem como os nomes oficiais das empresas na B3, que devem ser utilizados para extrair as bases de dados desejadas.

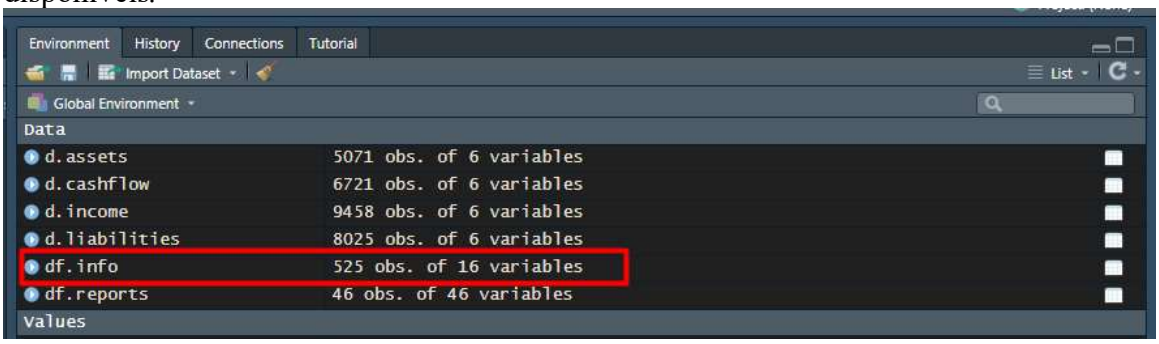
Figura 1. O script retorna os nomes oficiais da empresa "Cemig".



Fonte: Elaborado pela autora.

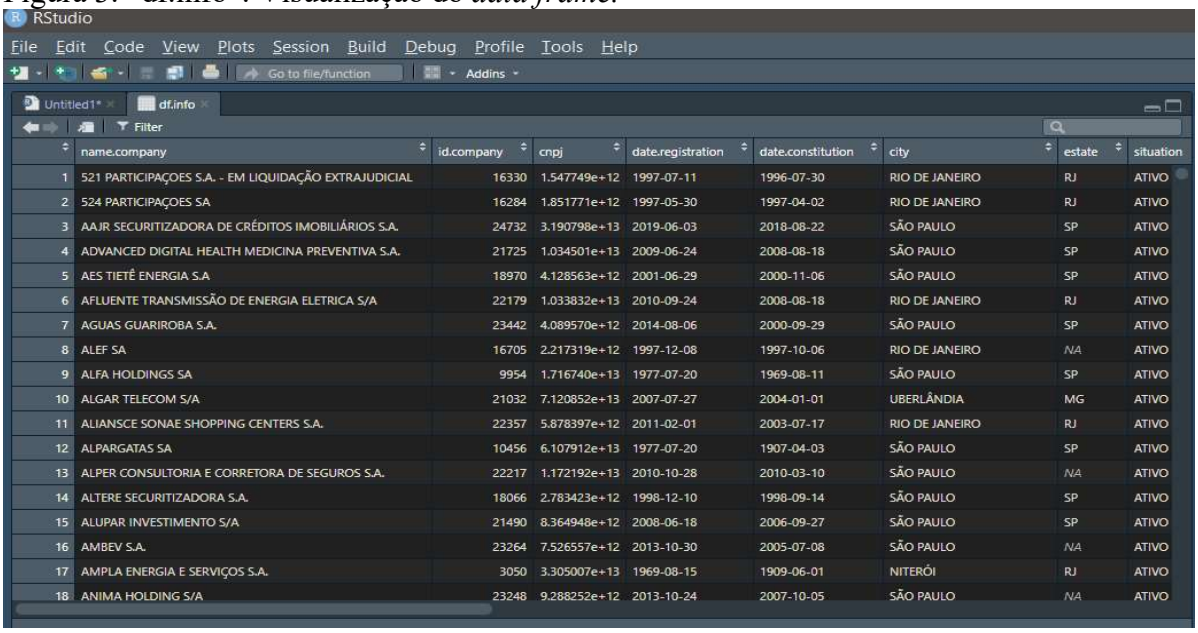
Para obter o *data frame* com informações gerais de todas as empresas disponíveis no pacote para a seleção da amostra (Figura 3), o *data frame* "df.info" foi extraído em formato Excel, com o script write.xlsx(df.info, file = "info.xlsx"). Para visualizar onde o arquivo em Excel foi salvo, basta utilizar o comando getwd().

Figura 2. “df.info”: Data frame criado para visualizar informações gerais das empresas disponíveis.



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 3. “df.info”: Visualização do *data frame.*



	name.company	id.company	cnpj	date.registration	date.constitution	city	estate	situation
1	521 PARTICIPAÇOES S.A. - EM LIQUIDAÇÃO EXTRAJUDICIAL	16330	1.547749e+12	1997-07-11	1996-07-30	RIO DE JANEIRO	RJ	ATIVO
2	524 PARTICIPAÇOES SA	16284	1.851771e+12	1997-05-30	1997-04-02	RIO DE JANEIRO	RJ	ATIVO
3	AAJR SECURITIZADORA DE CRÉDITOS IMOBILIÁRIOS S.A.	24732	3.190798e+13	2019-06-03	2018-08-22	SÃO PAULO	SP	ATIVO
4	ADVANCED DIGITAL HEALTH MEDICINA PREVENTIVA S.A.	21725	1.034501e+13	2009-06-24	2008-08-18	SÃO PAULO	SP	ATIVO
5	AES TIETÊ ENERGIA S.A	18970	4.128563e+12	2001-06-29	2000-11-06	SÃO PAULO	SP	ATIVO
6	AFLUENTE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELETRICA S/A	22179	1.033832e+13	2010-09-24	2008-08-18	RIO DE JANEIRO	RJ	ATIVO
7	AGUAS GUARIROBA S.A.	23442	4.089570e+12	2014-08-06	2000-09-29	SÃO PAULO	SP	ATIVO
8	ALEF SA	16705	2.217319e+12	1997-12-08	1997-10-06	RIO DE JANEIRO	NA	ATIVO
9	ALFA HOLDINGS SA	9954	1.716740e+13	1977-07-20	1969-08-11	SÃO PAULO	SP	ATIVO
10	ALGAR TELECOM S/A	21032	7.120852e+13	2007-07-27	2004-01-01	UBERLÂNDIA	MG	ATIVO
11	ALIANSCE SONAE SHOPPING CENTERS S.A.	22357	5.878397e+12	2011-02-01	2003-07-17	RIO DE JANEIRO	RJ	ATIVO
12	ALPARGATAS SA	10456	6.107912e+13	1977-07-20	1907-04-03	SÃO PAULO	SP	ATIVO
13	ALPER CONSULTORIA E CORRETORA DE SEGUROS S.A.	22217	1.172192e+13	2010-10-28	2010-03-10	SÃO PAULO	NA	ATIVO
14	ALTERE SECURITIZADORA S.A.	18066	2.783423e+12	1998-12-10	1998-09-14	SÃO PAULO	SP	ATIVO
15	ALUPAR INVESTIMENTO S/A	21490	8.364948e+12	2008-06-18	2006-09-27	SÃO PAULO	SP	ATIVO
16	AMBEV S.A.	23264	7.526557e+12	2013-10-30	2005-07-08	SÃO PAULO	NA	ATIVO
17	AMPLA ENERGIA E SERVIÇOS S.A.	3050	3.305007e+13	1969-08-15	1909-06-01	NITERÓI	RJ	ATIVO
18	ANIMA HOLDING S/A	23248	9.288252e+12	2013-10-24	2007-10-05	SÃO PAULO	NA	ATIVO

Fonte: Elaborado pela autora.

Em seguida, com o arquivo em Excel baixado, foi realizada a escolha do setor elétrico para análise. Observou-se que a quantidade de empresas disponíveis para se acessar as informações no pacote totaliza 525. Uma amostra de 33 empresas do setor elétrico foi selecionada, e os scripts abaixo foram utilizados para obter os dados de ativos, passivos e demonstração de resultado do exercício de todas essas empresas entre os anos de 2010 a 2019:

```
my.d <- dirname(rstudioapi::getActiveDocumentContext()$path)
setwd(my.d)”; “library(GetDFPData)
df.info <- gdfpd.get.info.companies(type.data = 'companies')
my.company <- c("AES TIETÊ ENERGIA S.A",
"AFLUENTE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELETRICA S/A",
"CACHOEIRA PAULISTA TRANSMISSORA DE ENERGIA SA",
"CEMIG DISTRIBUIÇÃO S/A",
```

(coloca-se todas as empresas de que se pretende obter os dados com os nomes oficiais obtidos pelo *data frame* “df.info”)

```
"UPTICK PARTICIPACOES SA")
```

A partir dos comandos acima é possível inserir todas as empresas das quais se deseja obter os demonstrativos. Ao inserir data inicial e final do período, conforme o script a seguir, tem-se os dados de todas as empresas e períodos que se pretende analisar. A relação de empresas usadas no exemplo de aplicação do BI encontra-se no apêndice 1.

```
first.date <- '2010-01-01'
last.date <- '2020-01-01'
df.reports <- gdfpd.GetDFPData(name.companies = my.company,
                               first.date = first.date,
                               last.date = last.date)
```

O processo de baixar os dados financeiros das empresas demora algum tempo quando é a primeira vez que está sendo requisitada a busca por aquela empresa. Após feito esse processo uma vez, o arquivo fica salvo em cache, tornando as novas buscas mais rápidas.

Para visualizar as informações que se podem obter referentes ao *data frame* criado, utiliza-se o script glimpse(df.reports). Esse comando mostra todos os tipos de informações ou demonstrações financeiras que é possível obter por meio do “GetDFPData”, como: “fr.income” = Demonstração do Resultado do Exercício; “fr.assets” = Ativos; “fr.liabilities” = Passivos; “fr.cashflow” = Fluxo de Caixa. A figura 4 mostra a tela que resulta desses comandos.

A seguir, os scripts utilizados para criação dos *data frames* desejados com informações de todas as 33 empresas no período de 10 anos:

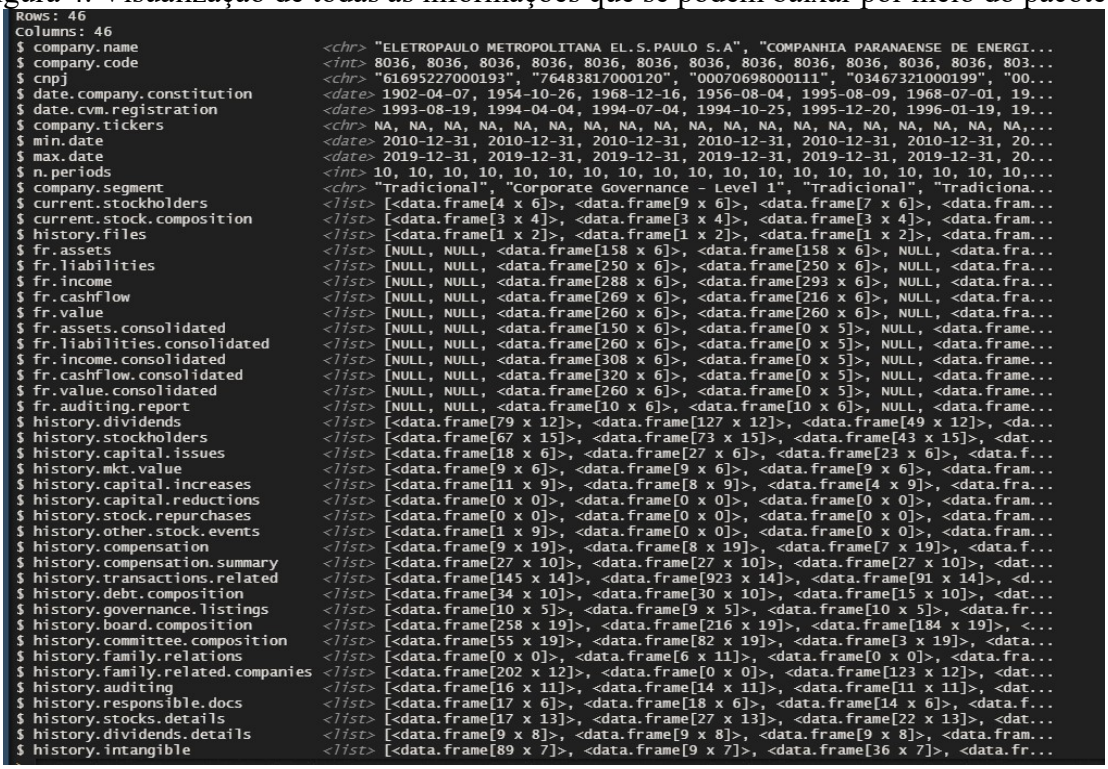
```
d.liabilities <- bind_rows(df.reports$fr.liabilities)
d.income <- bind_rows(df.reports$fr.income)
d.assets <- bind_rows(df.reports$fr.assets.consolidated)
```

A figura 5 mostra a visualização de um *data frame* obtido no R, referente aos ativos de todas as empresas selecionadas na amostra. Para exportar os data frames criados (ativos, passivos e demonstração de resultado), foram utilizados os seguintes scripts:

```
write.xlsx(d.liabilities, file = "passivos.xlsx")
write.xlsx(d.income, file = "dre.xlsx")
write.xlsx(d.assets, file = "ativos.xlsx")
```

Desta forma, todos os dados foram obtidos pelo software R, com a biblioteca “GetDFPData”, e com as instruções fornecidas por Perlin (2019), e em seu canal no Youtube, “Marcelo Perlin”, disponível em: https://www.youtube.com/user/msperlin.

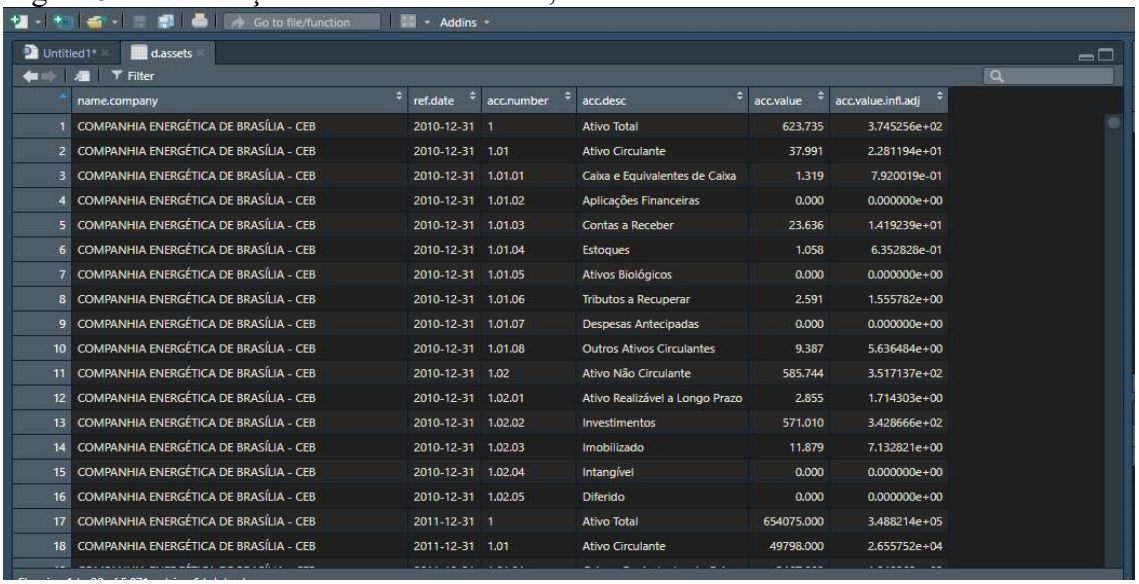
Figura 4. Visualização de todas as informações que se podem baixar por meio do pacote.



```
Rows: 46
Columns: 46
$ company.name                  <chr> "ELETROPAULO METROPOLITANA EL.S.PAULO S.A", "COMPANHIA PARANAENSE DE ENERGI...
$ company.code                  <int> 8036, 8036, 8036, 8036, 8036, 8036, 8036, 8036, 8036, 8036, 8036, 8036, 803...
$ cnpj                          <chr> "61695227000193", "76483817000120", "00070698000111", "03467321000199", "00...
$ date.company.constitution     <date> 1902-04-07, 1954-10-26, 1968-12-16, 1956-08-04, 1995-08-09, 1968-07-01, 19...
$ date.cvm.registration         <date> 1993-08-19, 1994-04-04, 1994-07-04, 1994-10-25, 1995-12-20, 1996-01-19, 19...
$ company.tickers               <chr> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA,...
$ min.date                      <date> 2010-12-31, 2010-12-31, 2010-12-31, 2010-12-31, 2010-12-31, 2010-12-31, 20...
$ max.date                      <date> 2019-12-31, 2019-12-31, 2019-12-31, 2019-12-31, 2019-12-31, 2019-12-31, 20...
$ n.periods                     <int> 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10,...
$ company.segment               <chr> "Tradicional", "Corporate Governance - Level 1", "Tradicional", "Tradiciona...
$ current.stockholders          <list> [<data.frame[4 x 6]>, <data.frame[9 x 6]>, <data.frame[7 x 6]>, <data.fram...
$ current.stock.composition     <list> [<data.frame[3 x 4]>, <data.frame[3 x 4]>, <data.frame[3 x 4]>, <data.fram...
$ history.files                 <list> [<data.frame[1 x 2]>, <data.frame[1 x 2]>, <data.frame[1 x 2]>, <data.fram...
$ fr.assets                     <list> [NULL, NULL, <data.frame[158 x 6]>, <data.frame[158 x 6]>, NULL, <data.fra...
$ fr.liabilities                <list> [NULL, NULL, <data.frame[250 x 6]>, <data.frame[250 x 6]>, NULL, <data.fra...
$ fr.income                     <list> [NULL, NULL, <data.frame[288 x 6]>, <data.frame[293 x 6]>, NULL, <data.fra...
$ fr.cashflow                   <list> [NULL, NULL, <data.frame[269 x 6]>, <data.frame[216 x 6]>, NULL, <data.fra...
$ fr.value                      <list> [NULL, NULL, <data.frame[260 x 6]>, <data.frame[260 x 6]>, NULL, <data.fra...
$ fr.assets.consolidated        <list> [NULL, NULL, <data.frame[150 x 6]>, <data.frame[0 x 5]>, NULL, <data.frame...
$ fr.liabilities.consolidated   <list> [NULL, NULL, <data.frame[260 x 6]>, <data.frame[0 x 5]>, NULL, <data.frame...
$ fr.income.consolidated        <list> [NULL, NULL, <data.frame[308 x 6]>, <data.frame[0 x 5]>, NULL, <data.frame...
$ fr.cashflow.consolidated      <list> [NULL, NULL, <data.frame[320 x 6]>, <data.frame[0 x 5]>, NULL, <data.frame...
$ fr.value.consolidated         <list> [NULL, NULL, <data.frame[260 x 6]>, <data.frame[0 x 5]>, NULL, <data.frame...
$ fr.auditing.report            <list> [NULL, NULL, <data.frame[10 x 6]>, <data.frame[10 x 6]>, NULL, <data.frame...
$ history.dividends             <list> [<data.frame[79 x 12]>, <data.frame[127 x 12]>, <data.frame[49 x 12]>, <da...
$ history.stockholders          <list> [<data.frame[67 x 15]>, <data.frame[73 x 15]>, <data.frame[43 x 15]>, <dat...
$ history.capital.issues        <list> [<data.frame[18 x 6]>, <data.frame[27 x 6]>, <data.frame[23 x 6]>, <data.f...
$ history.mkt.value             <list> [<data.frame[9 x 6]>, <data.frame[9 x 6]>, <data.frame[9 x 6]>, <data.fram...
$ history.capital.increases     <list> [<data.frame[11 x 9]>, <data.frame[8 x 9]>, <data.frame[4 x 9]>, <data.fra...
$ history.capital.reductions    <list> [<data.frame[0 x 0]>, <data.frame[0 x 0]>, <data.frame[0 x 0]>, <data.fram...
$ history.stock.repurchases     <list> [<data.frame[0 x 0]>, <data.frame[0 x 0]>, <data.frame[0 x 0]>, <data.fram...
$ history.other.stock.events    <list> [<data.frame[1 x 9]>, <data.frame[0 x 0]>, <data.frame[0 x 0]>, <data.fram...
$ history.compensation          <list> [<data.frame[9 x 19]>, <data.frame[8 x 19]>, <data.frame[7 x 19]>, <data.f...
$ history.compensation.summary  <list> [<data.frame[27 x 10]>, <data.frame[27 x 10]>, <data.frame[27 x 10]>, <dat...
$ history.transactions.related  <list> [<data.frame[145 x 14]>, <data.frame[923 x 14]>, <data.frame[91 x 14]>, <d...
$ history.debt.composition      <list> [<data.frame[34 x 10]>, <data.frame[30 x 10]>, <data.frame[15 x 10]>, <dat...
$ history.governance.listings   <list> [<data.frame[10 x 5]>, <data.frame[9 x 5]>, <data.frame[10 x 5]>, <data.fr...
$ history.board.composition     <list> [<data.frame[258 x 19]>, <data.frame[216 x 19]>, <data.frame[184 x 19]>, <...
$ history.committee.composition <list> [<data.frame[55 x 19]>, <data.frame[82 x 19]>, <data.frame[3 x 19]>, <data...
$ history.family.relations      <list> [<data.frame[0 x 0]>, <data.frame[6 x 11]>, <data.frame[0 x 0]>, <data.fra...
$ history.family.related.companies <list> [<data.frame[202 x 12]>, <data.frame[0 x 0]>, <data.frame[123 x 12]>, <dat...
$ history.auditing              <list> [<data.frame[16 x 11]>, <data.frame[14 x 11]>, <data.frame[11 x 11]>, <dat...
$ history.responsible.docs      <list> [<data.frame[17 x 6]>, <data.frame[18 x 6]>, <data.frame[14 x 6]>, <data.f...
$ history.stocks.details        <list> [<data.frame[17 x 13]>, <data.frame[27 x 13]>, <data.frame[22 x 13]>, <dat...
$ history.dividends.details     <list> [<data.frame[9 x 8]>, <data.frame[9 x 8]>, <data.frame[9 x 8]>, <data.fram...
$ history.intangible            <list> [<data.frame[89 x 7]>, <data.frame[9 x 7]>, <data.frame[36 x 7]>, <data.fr...
```

Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 5. Visualização da tabela de Ativos, “d.assets”.



Untitled1* | d.assets

Filter

	name.company	ref.date	acc.number	acc.desc	acc.value	acc.value.infl.adj
1	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1	Ativo Total	623.735	3.745256e+02
2	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.01	Ativo Circulante	37.991	2.281194e+01
3	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.01.01	Caixa e Equivalentes de Caixa	1.319	7.920019e-01
4	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.01.02	Aplicações Financeiras	0.000	0.000000e+00
5	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.01.03	Contas a Receber	23.636	1.419239e+01
6	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.01.04	Estoques	1.058	6.352828e-01
7	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.01.05	Ativos Biológicos	0.000	0.000000e+00
8	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.01.06	Tributos a Recuperar	2.591	1.555782e+00
9	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.01.07	Despesas Antecipadas	0.000	0.000000e+00
10	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.01.08	Outros Ativos Circulantes	9.387	5.636484e+00
11	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.02	Ativo Não Circulante	585.744	3.517137e+02
12	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.02.01	Ativo Realizável a Longo Prazo	2.855	1.714303e+00
13	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.02.02	Investimentos	571.010	3.428666e+02
14	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.02.03	Imobilizado	11.879	7.132821e+00
15	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.02.04	Intangível	0.000	0.000000e+00
16	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2010-12-31	1.02.05	Diferido	0.000	0.000000e+00
17	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2011-12-31	1	Ativo Total	654075.000	3.488214e+05
18	COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB	2011-12-31	1.01	Ativo Circulante	49798.000	2.655752e+04

Fonte: Elaborado pela autora.

3.2 Cálculo dos scores e importação para o *Power BI*

A partir dos dados coletados, foi obtida uma base de dados em Excel com as informações financeiras de 33 empresas durante os anos de 2010 a 2019, para o cálculo dos scores. A análise discriminante é uma técnica estatística multivariante, que classifica a que

grupo (PS ou NP) pertence cada empresa, a partir das características (variáveis independentes) observadas em cada uma delas. No estudo de Altman (1979), foram geradas duas funções discriminantes, cada qual é uma combinação linear das variáveis extraídas dos balanços para classificação das empresas nos grupos PS e NP:

Z1 = -1,44 + 4,03 x2 + 2,25 x3 + 0,14 x4 + 0,42 x5

Z2 = -1,84 - 0,51 x1 + 6,32 x3 + 0,71 x4 + 0,52 x5

Onde:

Z1 e Z2 = total ou escore de pontos obtidos

x1 = índice Capital de Giro Líquido / Ativo Total

x2 = índice Não exigível - Capital (recentemente) aportado pelos acionistas / Ativo Total

x3 = índice LLAIR + Juros / Ativo Total

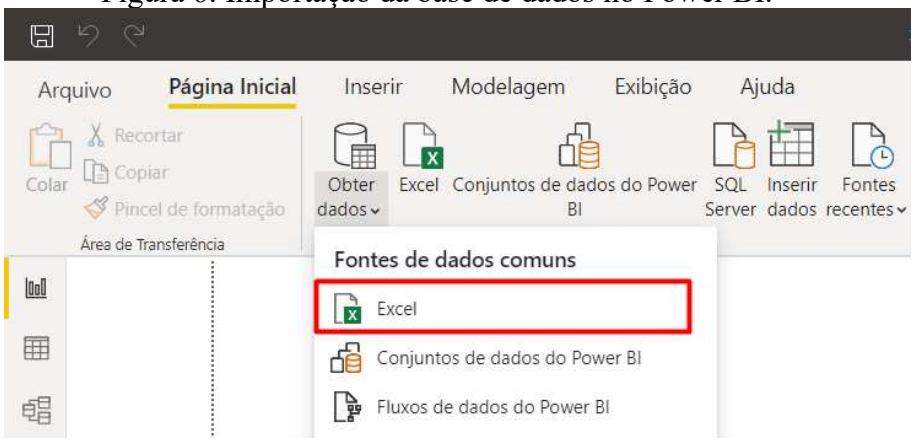
x4 = índice Não exigível / Exigível Total

x5 = índice Vendas / Ativo Total

Esse estudo se utilizou da função Z1. O ponto de separação das duas equações é zero, o que significa que, se a empresa obtém score inferior a 0, ela pode estar em situação de insolvência, e se for maior que zero, a empresa possui perspectiva de continuar em operação (Altman, 1979).

A partir do cálculo das variáveis e do score Z, a base de dados criada em Excel foi importada para o Power BI. O software Power BI pode ser baixado na versão desktop de forma gratuita em "https://powerbi.microsoft.com/pt-br/desktop/". O programa é compatível com outras ferramentas como: Microsoft Acess, Excel, SQL. Após o download, a primeira etapa é importar os dados da base em Excel que serão analisados, conforme Figura 6.

Figura 6: Importação da base de dados no Power BI.



Fonte: Elaborado pela autora.

Para criar as “medidas” no Power BI que serão utilizadas para realizar gráficos e análises no software, que equivalem aos *scores* e cálculo das variáveis gerados no Excel, a base de dados deve estar trabalhada por colunas (ano, empresa, variáveis e *score*) e preferencialmente em formato de tabela.

3.3. Criando medidas no *Power BI*

Após a transformação e aplicação dos dados, para fins de adotar as melhores práticas no programa e evitar erros, medidas como média devem ser realizadas por meio da linguagem “DAX”, que podem ser comparadas ao conceito de fórmulas no Excel, porém sendo trabalhadas por meio de colunas inteiras. Para obter as médias das variáveis e realizar análises e *dashboards* no Power BI, são criadas tais medidas, que podem ser utilizadas posteriormente em outras funções desejadas. As medidas ficam salvas caso o usuário deseje aplicar em outra função posteriormente. O primeiro passo para obter a média de X1 foi o cálculo da somatória total desta coluna, realizado por meio da função “SUM”, conforme “Total X1 = SUM('BD PBI TABELA'[X1])”.

Assim que criada a medida “Total X1”, foi utilizada a função “AVERAGEX”, que corresponderá à média de X1, que busca-se obter, sendo: VALUES('BD PBI TABELA'[X1] a contagem de linhas referentes à variável “X1” na base de dados, e [Total X1] a somatória da coluna “X1”, calculada anteriormente. Dessa forma, temos a média, calculada conforme “Média X1 = AVERAGEX(VALUES('BD PBI TABELA'[X1]),[Total X1]). A média de todas as variáveis foi criada dessa forma, assim como a média de Z1.

4 CONSTRUÇÃO DOS PAINÉIS E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Esse estudo teve como foco a acessibilidade para utilização do modelo de Altman (1979) como uma análise adicional ao usuário que busque compreender melhor o risco de insolvência nas empresas, visando tornar sua utilização mais comum não apenas no meio empresarial, mas também a qualquer usuário que tenha necessidade de realizar tais análises de forma completamente gratuita.

Aliar o modelo de Altman (1979) com as demais ferramentas ou informações que já são utilizadas no ambiente corporativo em que o agente atua é o que se pretende propor com esse trabalho. *O Power BI*, dessa forma, por possibilitar a realização de análises rápidas e ter

compatibilidade com ERPs utilizados mundialmente, vem sendo cada vez mais adotado para análises gerenciais, reduzindo planilhas manuais realizadas no Excel no ambiente corporativo. Todos os gráficos foram realizados de modo bastante rápido, a edição das informações e visuais foi realizada de forma simples e intuitiva.

É importante ressaltar que o programa pode comportar-se de forma diferente caso a amostra de dados seja maior do que a utilizada nesse estudo. Nesse caso, pode ser necessário que o usuário faça a migração do Power BI para outro *software.* Para a amostra utilizada, o programa atendeu ao que foi proposto no trabalho, com algumas ressalvas que foram consideradas nos resultados apresentados.

4.1 Coleta dos dados e criação da base de dados

Embora a linguagem R não seja tão comum ainda no Brasil, a utilização do pacote criado por Perlin (2019) torna mais acessível a extração dos dados financeiros de empresas com ações negociadas publicamente. Dessa forma, à medida que mais usuários comecem a utilizar tal linguagem, seu conteúdo é compartilhado, e a realização de cursos também pode facilitar a interação do usuário com a interface do programa. Entretanto, a disponibilização dos vídeos com a explicação das ferramentas disponíveis do pacote foi suficiente para a extração da base de dados utilizada nesse trabalho. O conteúdo encontra-se disponível em seu canal no YouTube.

Após extraídos os dados no *software* R, a manipulação dos dados em Excel faz-se necessária para o cálculo dos indicadores e criação de uma base de dados. É importante ressaltar que o Power BI possui uma opção para abrir um script do R dentro do próprio programa, sem a necessidade de utilizar a interface do RStudio nesse caso. Entretanto, é preciso ter o script pronto e sem erros para que o processo seja concluído, visto que o programa não possui um painel que aponte quais problemas pode conter o script em caso de erro, como ocorre na interface do RStudio. Ao utilizar os mesmos scripts citados nesse trabalho, o programa apresentou lentidão e erros, o que pode ser investigado em futuras pesquisas. Se realizada a extração dos dados diretamente por script R no Power BI, isso irá exigir do usuário maiores habilidades no *software*, visto que será necessário realizar a extração, transformação e carregamento dos dados diretamente no programa, processo conhecido como "ETL" (*Extract, Transform, Load*).

Por outro lado, se a extração for realizada conforme descrito na metodologia, o cálculo das variáveis e do Z-score irá exigir somente habilidades em Excel já comuns no meio

corporativo. O único ponto que se afasta um pouco das habilidades mais comuns no meio empresarial é a linguagem R que foi utilizada para a extração dos dados.

O Power BI já é utilizado por várias empresas para a criação de relatórios dinâmicos, sendo inclusive possível realizar atualização em tempo real com alguns ERPs do mercado mais utilizados por multinacionais, e o compartilhamento on-line com outros usuários da empresa, que conseguem visualizar os relatórios tanto no formato *web* quanto pelo celular, neste caso em uma versão paga. Por isso, é comum que o Power BI seja utilizado como uma ferramenta de geração de relatórios gerenciais e rápida visualização. Além disso, sua utilização é um pouco mais fácil para usuários que já possuem o costume de utilizar o Excel em suas análises.

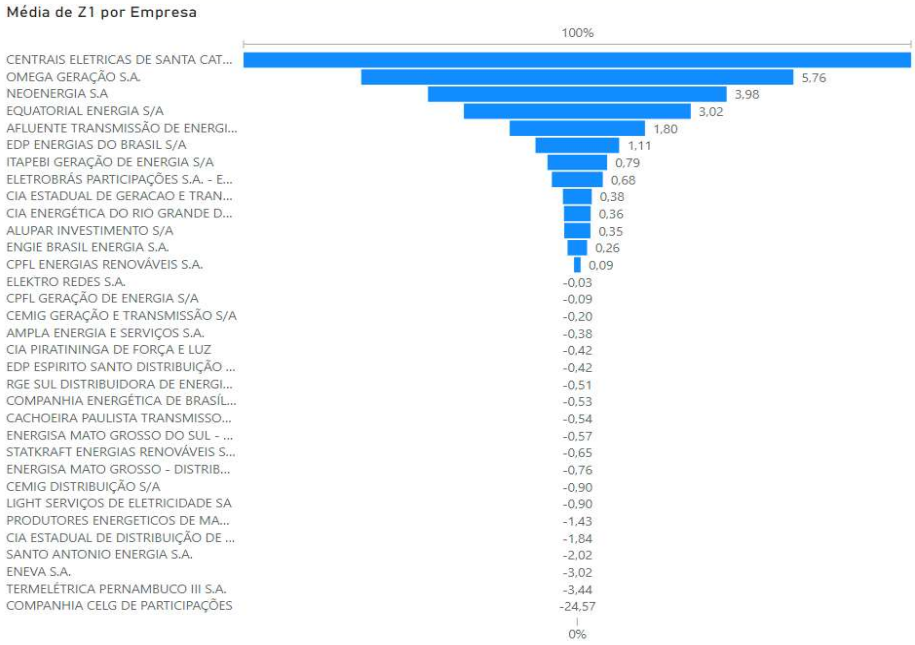
4.2 Base de dados e realização dos gráficos

Ao analisar o fluxo de trabalho realizado, pode-se dizer que não existe para esse trabalho um *data warehouse*, ou seja, um sistema que organize os dados de forma integrada e estruturada. Para Santos e Ramos (2006), um *Data Warehouse* é um armazém de dados, um repositório integrado que permite o armazenamento de informação relevante para a tomada de decisão. Essa organização foi realizada por meio do Excel, o que não chega a ser um ponto tão desfavorável à utilização do Power BI nesse estudo, visto que os demonstrativos utilizados nas análises foram anuais, então não existe uma grande necessidade de coleta de dados de forma automatizada. Para obter ainda mais segurança na preservação dos dados coletados, eles podem ser salvos na nuvem pelo usuário.

A partir da criação das medidas demonstradas na metodologia, o usuário pode criar os visuais rapidamente, apenas clicando nas opções de gráficos disponíveis, e também combinar com as demais informações disponíveis na base de dados (empresa, ano), sendo possível realizar análises históricas ou filtros que permitam analisar empresas específicas.

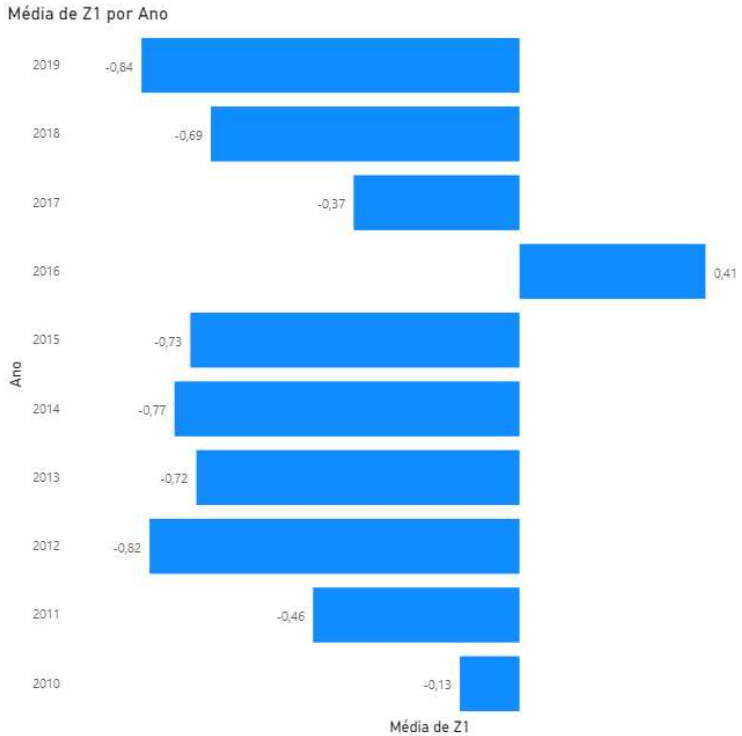
Na figura 7, tem-se um gráfico de funil para comparar a média dos scores por empresa. Com isso, caso seja preciso realizar uma comparação entre empresas do mesmo setor, pode-se utilizar esse gráfico para sua visualização. Na figura 9 pode-se visualizar uma comparação da média das variáveis para o total das empresas da amostra. Para comparar empresas de setores diferentes, em uma amostra maior, é possível realizar uma segregação por setores na base de dados adicionando-se uma nova coluna para classificação dos dados. Para se ter uma visão do comportamento dos scores ao longo do ano, é possível utilizar um gráfico de barras, colocando a média dos scores no campo “Valores”, e a coluna “Ano” sendo o eixo, caso o usuário queira realizar uma análise histórica, conforme Figura 8.

Figura 7: Gráfico funil para comparação da média dos scores (Z1) entre as empresas.



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 8: Gráfico de barras para comparação das médias de Z1 durante os 10 anos.



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 9: Gráfico de funil para comparação das médias das variáveis X1 a X5.

Fonte: Elaborado pela autora.

Outro gráfico que pode ser incorporado à análise do usuário é o Box Plot, conforme figura 10. Esse visual foi criado por meio do "Box and Whisker chart by MAQ Software", disponível na opção de "obter mais visuais". Para usar esse gráfico, foram utilizadas duas colunas da base de dados, a coluna "Z1", que corresponde aos scores das empresas, e a coluna "Ref", que é uma coluna de referência sem repetição para cada linha da base de dados, podendo-se obter o gráfico conforme Figura 10.

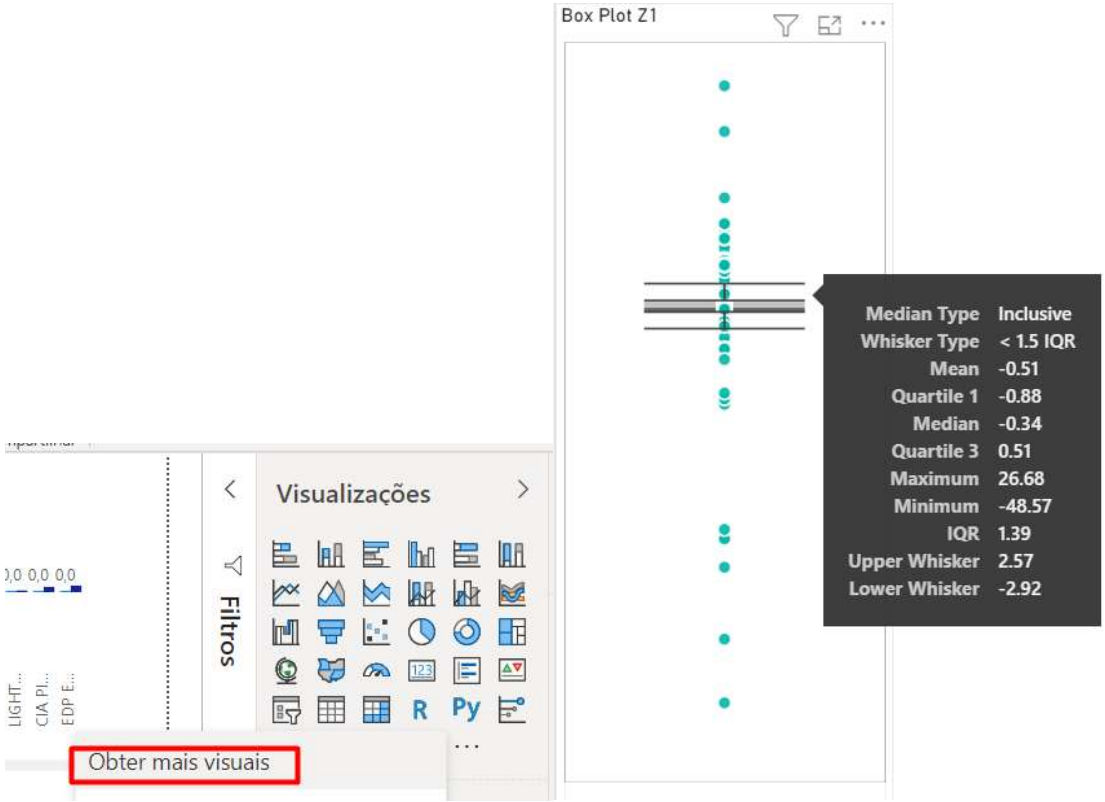
O box plot ou diagrama de caixa permite a divisão do conjunto de dados em quatro partes, a partir do cálculo dos quartis. Cada uma das partes desse gráfico representa 25% do conjunto de dados, e a caixa do box plot fica com 50% dos dados que mais se aproximam da mediana, sendo os 25% maiores e 25% menores do que ela. Fora isso é calculado o alcance do "bigode", que forma o limite inferior e superior do gráfico. Os valores que ultrapassam esses limites são considerados *outliers*.

Dessa forma, caso o usuário queira obter uma análise segregada por ano no modelo box plot (Figura 11), analisando os valores de Z1, ele irá conseguir visualizar quais dados foram *outliers* na sua amostra de forma anual, evitando um problema comum ao analisar médias, visto que o cálculo das médias é diretamente impactado por *outliers* e pode gerar uma análise equivocada dependendo do tamanho da amostra utilizada e dos valores dos *outliers*. Sendo assim, é possível ter uma melhor visualização do comportamento da amostra de dados que se

pretende analisar. O box plot é uma opção de gráfico que contribui para entender melhor uma amostra, e percebe-se que no Power BI o cálculo dos quartis é realizado de forma automática. Somente passando o mouse por cima do gráfico, é possível visualizar o cálculo dos quartis, médias, mediana, mínimo e máximo. Apesar disso, a granularidade é um ponto importante para a análise desse gráfico. No Power BI, esse gráfico pode não atender tão bem um usuário que precise realizar análises mais precisas, sendo indicada nesse caso a utilização de um software mais adequado para análises estatísticas, como Stata ou o próprio RStudio.

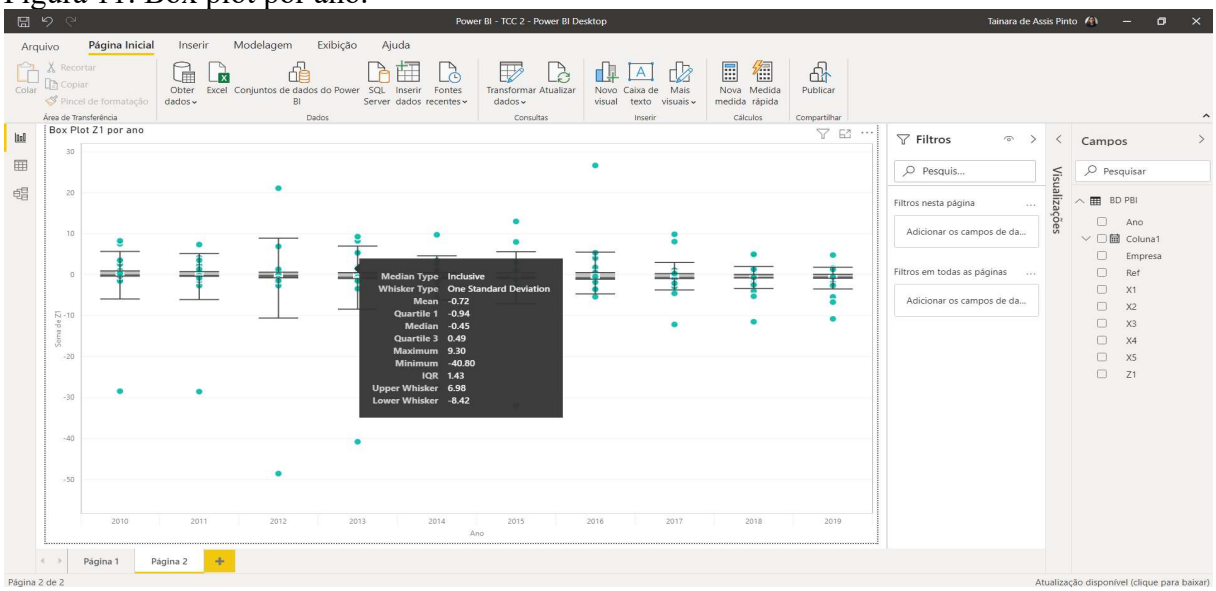
Considerando-se que, em algum momento, pode ser necessário analisar somente uma empresa da amostra a fim de obter uma visão mais específica, é possível criar uma segmentação de dados no programa. A segmentação de dados possibilita a criação de uma lista que interage com os demais gráficos disponíveis na tela, o que significa dizer que, a cada escolha que o usuário realiza de uma empresa em específico que queira visualizar, os demais gráficos são atualizados automaticamente, conforme Figura 12. Isso ocorre de forma dinâmica, o que acaba facilitando o processo, visto que não há necessidade de criar vários gráficos para cada empresa e salvá-los de forma segregada para utilizar posteriormente.

Figura 10: Criação do Box plot e demonstração do gráfico.



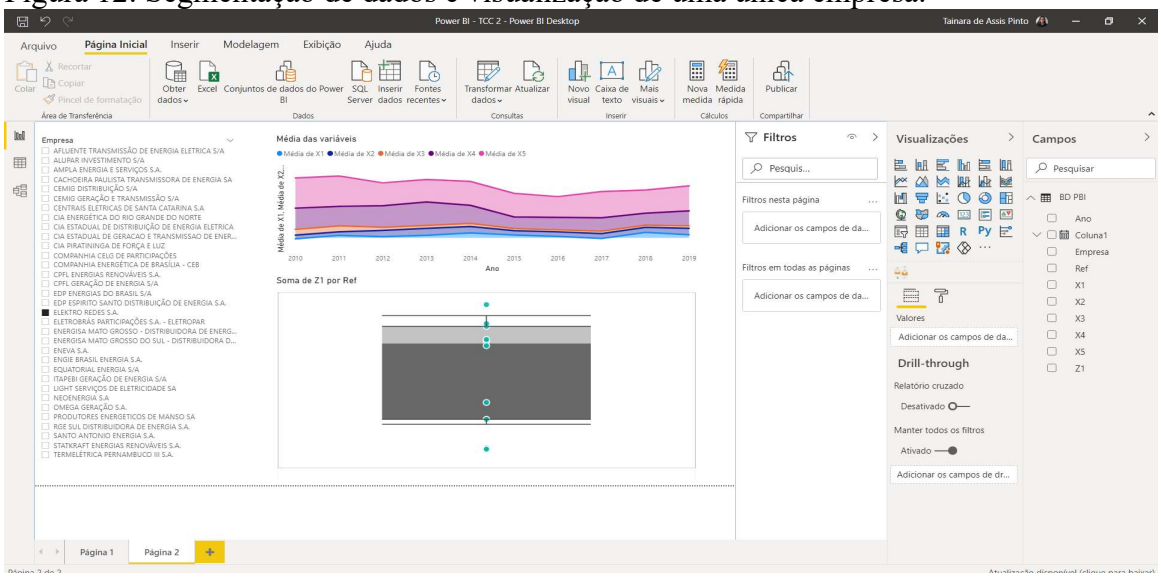
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 11: Box plot por ano.



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 12: Segmentação de dados e visualização de uma única empresa.

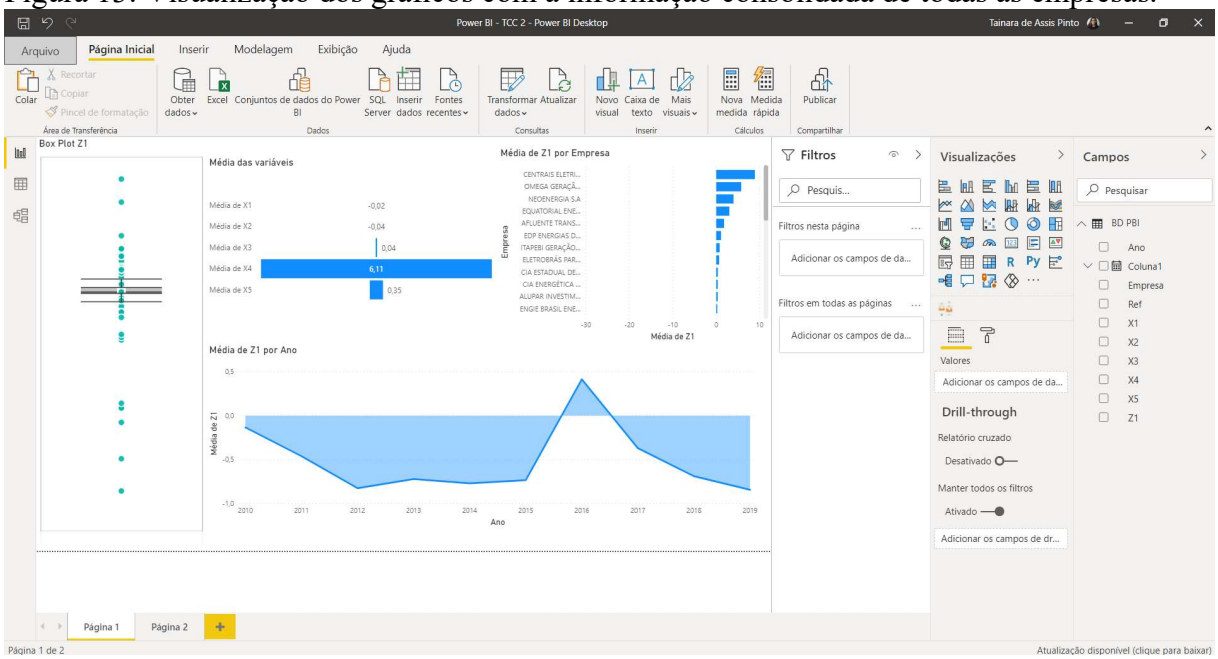


Fonte: Elaborado pela autora.

Uma vez realizado o processo de criação das medidas e o cálculo correto dos *scores*, a manipulação e visualização dessas informações tornam-se mais intuitivas e práticas no programa, assim como o entendimento do comportamento da amostra, sendo necessário somente verificar qual objetivo o usuário possui com sua análise, e montar um painel onde consiga expor as informações rapidamente, conforme Figura 13, e criar a segmentação de dados de acordo com o necessário. Dessa forma, o restante das informações do painel pode ser atualizado conforme as necessidades da entidade para a qual o agente está realizando tais análises, podendo criar diversos tipos de segmentações. Considerando-se que os resultados obtidos com o modelo de Altman o dashboard pode servir como uma análise que o usuário

poderá utilizar aliado a outros critérios que a empresa possui, como as garantias que um cliente deve possuir para que possa obter crédito.

Figura 13: Visualização dos gráficos com a informação consolidada de todas as empresas.



Fonte: Elaborado pela autora.

A automatização das informações gerenciais e a redução de planilhas em Excel realizadas manualmente se fazem cada vez mais presentes no ambiente corporativo, o que contribui para diminuição de erros e visualização de informações em tempo real e de forma on-line e acessível para gestores. Nesse estudo, observou-se que o *Power BI* caminha nesse mesmo sentido, e que o modelo de Altman pode ser utilizado para contribuir com análises de previsão de insolvência de empresas por meio do Power BI. Outros programas já disponíveis no mercado também podem ser explorados para verificação da utilização do modelo, como Tableau e QlikView.

A vantagem da utilização do *Power BI* é sua versão gratuita, entretanto, caso o usuário precise utilizar outras funções, como compartilhar relatórios com outras pessoas, é necessário obter a versão paga. Existem inúmeras visualizações que podem ser utilizadas para criação do *dashboard* desejado, como gráficos, tabelas, mapas e utilização de scripts de outro programa, assim como a conectividade com inúmeras fontes de dados, como o Microsoft Excel, banco de dados SQL, Azure, Oracle e outros. As visualizações também são atraentes, intuitivas e interativas, sendo possível utilizar a funcionalidade de somente arrastar e soltar dados para criar gráficos de forma rápida. Unindo o modelo de previsão de insolvência de Altman (1979) a todas as informações que o usuário já utiliza para analisar empresas, é possível obter uma

confiabilidade ainda maior e implementar um modelo reconhecido mundialmente em suas análises, conforme diversos trabalhos que obtiveram resultados satisfatórios com a utilização do modelo de Altman em empresas de diversos portes, segmentos e países.

Apesar disso, é importante ressaltar que o *Power BI* tem um limite de ingestão de dados por vez em sua versão gratuita. Caso seja necessário importar e usar dados de volumes ainda maiores, é preciso estender para uma versão paga. Além disso, alguns usuários relatam em fóruns de dúvidas que o Power BI paralisa e apresenta lentidão com maiores volumes de dados. O script utilizado no RStudio levou cerca de 8 horas para coletar os dados de todas as empresas utilizadas no estudo e não foi possível executá-lo no *Power BI,* o que pode ter acontecido pelo volume de dados a serem processados, detalhe que pode ser investigado em futuras pesquisas.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo teve como objetivo demonstrar a possibilidade de aplicar o estudo de Altman (1979) para monitorar risco em empresas, com utilização de um *software* conhecido no meio corporativo. A extração gratuita dos dados via "R" e a utilização da versão gratuita do *Power BI* para criação de *dashboards* que auxiliam na tomada de decisão relacionadas a insolvência das empresas. Dessa forma o estudo contribui para que disseminação no ambiente acadêmico de técnicas que possam aproximar modelos de análise de insolvência do ambiente corporativo no Brasil.

A utilização dessas ferramentas pode ser útil a outros agentes que busquem estudar e conhecer melhor as empresas com ações negociadas publicamente. O estudo desenvolvido demonstra o fácil acesso e aplicação desse conteúdo em um cenário que favorece diversos usuários dessas informações. No presente estudo foi utilizada uma amostra de 33 empresas do setor de energia elétrica a fim de demonstrar a aplicação do modelo e visuais que o usuário pode criar por meio do Power BI após o cálculo dos *scores*. No entanto, ele pode ser estendido de acordo com as necessidades do usuário.

Na pesquisa se utilizou do modelo de Altman para análises financeiras das entidades da B3 considerando sua relevância reconhecida e já foi comprovada em vários estudos. A aplicação desse modelo e de outros pode tornar-se mais acessível à medida que os dados financeiros de empresas com ações negociadas na B3 tornam-se mais fáceis de serem acessados e mais pessoas possuam conhecimento dessas ferramentas, conforme avanço obtido pelo

trabalho de Perlin (2019) com a disponibilização do pacote “GetDFPData” via “R”, um software com versão gratuita e acessível a qualquer usuário.

De modo geral, o Power BI possibilitou a criação de visuais de forma rápida e intuitiva após importação da base de dados em Excel, que continha o cálculo das variáveis e *scores.* Isso facilita a utilização por usuários que precisem realizar análises e não possuam tanto conhecimento da linguagem DAX para trabalhar todas as informações diretamente no Power BI. Associando o modelo de Altman (1979) a outras informações disponíveis, a pesquisa contribui para que os usuários possam tomar melhores decisões ao monitorar o risco de insolvência nas empresas, adicionando o modelo em suas análises.

Apesar disso, é importante salientar que o modelo utilizado nesse trabalho é passível de erro em algum grau, mesmo possuindo um confiável grau de acerto de classificação em vários estudos ao redor do mundo. Por isso é recomendável sua utilização associada a outras informações disponíveis sobre as empresas que se pretende analisar. O *software* permite o acesso dos dados por fontes locais e baseadas em nuvem, o que torna seu manuseio mais acessível, e também permite a conectividade com ERPs já utilizados no mercado, principalmente por multinacionais.

A habilidade de manusear os dados e gerar informações relevantes e de fácil visualização para gestores nesses *softwares* é cada vez mais requisitada, visto que atualmente já é possível conectar o Power BI com o banco de dados que uma empresa possui em tempo real e compartilhar com outros agentes que podem acompanhar tais informações de forma on-line. Apesar da pesquisa realizada não demonstrar a atualização em tempo real dos dados fornecidos pela B3 para o cálculo dos *scores*, os dados financeiros, se analisados a partir dos demonstrativos anuais, só requerem atualização do usuário uma vez ao ano.

Contudo, em alguns pontos, o software pode apresentar problemas, como na manipulação de grande conjunto de dados. Além disso, os visuais criados automaticamente pelo programa não permitem uma granularidade como em softwares mais indicados para análises estatísticas, como o próprio RStudio ou o Stata, entretanto, a linguagem utilizada por esses softwares ainda não é tão disseminada.

Essa pesquisa limitou-se a mostrar a aplicação do modelo de previsão de insolvência de Altman (1979) em uma amostra de empresas do setor de energia elétrica. Para estudos futuros, sugere-se rodar os scripts do R diretamente no Power BI, considerando-se empresas de outros setores para verificar se o programa pode atender à necessidade de usuários que precisem realizar comparação entre empresas que atuam em diferentes setores.

REFERÊNCIAS

ALOY NIRESH, J.; PRATHEEPAN, T. (2015). The Application of Altman's Z-Score Model in Predicting Bankruptcy: Evidence from the Trading Sector in Sri Lanka. *International Journal of Business and Management*, 10(12), 269-275.

ALTMAN, E.I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, Vol. XXIII, No. 4, pp. 589-609.

ALTMAN, E.I. (1979). Baidya, Tara K. N. and Dias, Luiz Manoel Ribeiro. Previsão de problemas financeiros em empresas. *Rev. adm. empres.*, vol.19, n.1, pp.17-28.

ALTMAN, E.I. (1983). Corporate Financial Distress. Wiley Interscience. New York.

ALTMAN, E.I. (2005) E. Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt. 3rd Edition, John Wiley & Sons, New York.

ALTMAN, E.I.; DANOVI, A.; FALINI, A. (2013). Z-Score Models' Application to Italian Companies Subject to Extraordinary Administration (November 5, 2015). *Journal of Applied Finance (Formerly Financial Practice and Education)*, vol. 23, nº 1.

ALTMAN, E.I. (2016). Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model, *Journal of International Financial Management & Accounting*.

APOORVA, D. V.; CURPOD, S. P.; NAMRATHA (2019). Application of Altman Z Score Model on Selected Indian Companies to Predict Bankruptcy. *International Journal of Business and Management Invention*, 8(01), 77-82.

BACH, M.P.; ČELJO, A.; ZOROJA, J. (2016). Technology acceptance model for business intelligence systems: preliminary research. *Procedia Computer Science* 100 995–1001.

BELLOVARY, J.L., GIACOMINO, D.E.; AKERS, M.D. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial Education*, pp. 1-42.

BENNER, M. J.; TUSHMAN, M. L. (2015). Reflections on the 2013 Decade Award—"Exploitation, Exploration, and Process Management: The Productivity Dilemma Revisited" Ten Years Later. *The Academy of Management Review*, 40(4), 497-514.

BEAVER, W. H. (1966). *Journal of Accounting Research*.Vol. 4, Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966, pp. 71-111

BOĎA, M; ÚRADNÍČEK; V. (2016) The portability of altman's Zscore model to predicting corporate financial distress of Slovak companies, Technological and Economic Development of Economy, 22:4, 532-553

BOETTCHER, J.; CAVANAGH, G.; XU, M. (2014). Ethical issues that arise in bankruptcy. *Business and Society Review*, 119(4), 473–496.

BRAGHITTONI, R. *Business intelligence*: implementar do jeito certo e a custo zero. [S.l.]: Casa do Código, 2017. ISBN 9788555192524

CHEN, H. C.; CHIANG, R. H. L; STOREY, V. C. (2012). *Business Intelligence and Analytics*: From Big Data to Big Impact. MIS Quarterly, 36 (4), 1165-1188.

CLARK, T.D.; JONES, M.C.; ARMSTRONG, C.P. The dynamic structure of management support systems: theory development, research focus, and direction. *MIS Quarterly 31* (3) (2007) 579–615

COSER, T. Contabilidade de gestão em sintonia com o Business Intelligence (BI): estudo de caso. *Brazilian Journals of Business*, Curitiba, v. 2, n. 3, p. 3093-3112.

ELBASHIR, M.Z. *et al.* (2013). Enhancing the business value of business intelligence: the role of shared knowledge and assimilation. *Journal of Information Systems,* 27 (2) 87–105.

FORTULAN, M; GONÇALVES FILHO, E.V. (2005). Uma proposta de aplicação de Business Intelligence no chão-de-fábrica. *Gestão & Produção*, v. 12, n. 1, p. 55-66.

GRANDUD, C. (2014). *Reproducible Research with R and R Studio*. Taylor & Francis Group, LLC.

KIRKOS, E. (2015). *Assessing methodologies for intelligent bankruptcy prediction*. Artificial Intelligence Review. doi:10.1007/S10462-012-9367-6

LAGO, K.; ALVES, L. *Dominando o Power BI*. [S.l.: s.n.], 2018. v. 1.

LARSON, D.; CHANG, V. (2016). A review and future direction of agile, business intelligence, analytics and data science. *International Journal of Information Management*, 36(5), 700-120.

LAVALLE, S. *et al.* (2011). Big data, analytics and the path from insights to value. *MIT Sloan Management Review*, 52(2), 21-32.

MATHEUS, R.F.; PARREIRAS, F.S**.** Inteligência empresarial versus Business Intelligence: abordagens complementares para o apoio à tomada de decisão no Brasil. (2004) In: *Congresso Anual da Sociedade Brasileira de Gestão do Conhecimento*. p. 1-15.

MACCARTHY, J. (2017) Using Altman Z-score and Beneish M-score Models to Detect Financial Fraud and Corporate Failure: A Case Study of Enron Corporation. *International Journal of Finance and Accounting* 2017, 6(6): 159-166

MCAFEE, A. *et al.* (2012). *Big data:* The management revolution. Harvard Business Review, 90(10), 60-68.

MITHAS, S. *et al.* (2013). Leveraging big data and Business Analytics [guest editors introduction]. *IT Professional*, 15 (6), 18-20.

MICROSOFT (2020). *O que é Power BI?* Disponível em: https://docs.microsoft.com/pt-br/power-bi/fundamentals/power-bi-overview. Acesso em: 17 nov. 2020.

PERLIN, M. Accessing financial reports and corporate events with GetDFPData (2019). *Revista Brasileira de Finanças,* v. 17, n. 3. Julho-Setembro.

POLEMIS, D.; GOUNOPOULOS, D. (2012). Prediction of distress and identification of potential M&As targets in UK, *Managerial Finance*, 38(11), 1085 – 1104.

POPOVIC, A.; JAKLIC, J. (2010) *Benefits of Business Intelligence System Implementation*: an Empirical Analysis of the Impact of BI System Maturity on Information Quality. European, Mediterranean & Middle Eastern Conference on Information Systems.

REGINATO, L; NASCIMENTO, A.M. (2007). Um estudo de caso envolvendo Business Intelligence como instrumento de apoio à controladoria. *Revista Contabilidade & Finanças*, 18(spe), 69-83.

SANTOS, M. Y.; RAMOS, I. *Business Intelligence*: Tecnologias da informação na gestão de conhecimento. FCA-Editora de Informática, 2006.

SELASSIE, E. G.; TAREKEGN, G.; UFO, A. (2016). Analysis of Financial Distress and its Determinants in Selected SMEs in Wolaita Zone. Global Journal of Management and Business Research: C Finance, 16(8), 35-41.

SONZA, I. B. *et al.* (2019) Determinantes das oscilatções no endividamento das empresas brasileiras. *Revista Gestão Organizacional (RGO)*. Vol. 12 Issue 2, p59-76. 18p.

SOUSA, E.A *et al.* (2017). Sistematização de custos no setor público com uso de ferramentas de BI (Business Intelligence): Um relato da experiência da implantação de custos na empresa Brasil de Comunicação S/A. *Anais do VII Congresso Internacional de Contabilidade, Custos e qualidade do gasto no setor público*. 4ª Edição, 53 - 81.

WANG, C. H. (2016). A novel approach to conduct the importance-satisfaction analysis for acquiring typical user groups in business-intelligence systems. *Computers in Human Behavior*, Vol. 54, No. 1, pp.673–681.

WILLIAMS, S.; WILLIAMS, N. (2007). *The Profit Impact of Business Intelligence*: Morgan Kaufmann.

YOON, C.Y. A structural model of end-user computing competency and user performance, *Knowledge-Based Systems* 21 (5) (2008) 415–420.

APÊNDICE 1

EMPRESAS	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
COMPANHIA ENERGÉTICA DE BRASÍLIA - CEB		x	x	x	x	x	x	x	x	x
ENERGISA MATO GROSSO - DISTRIBUIDORA DE ENERGIA S.A.	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
EDP ESPIRITO SANTO DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA S.A.	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
NEOENERGIA S.A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
ELETROBRÁS PARTICIPAÇÕES S.A. - ELETROPAR	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
RGE SUL DISTRIBUIDORA DE ENERGIA S.A.	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
ENGIE BRASIL ENERGIA S.A.	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
ELEKTRO REDES S.A.	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
CIA ENERGÉTICA DO RIO GRANDE DO NORTE	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
CPFL GERAÇÃO DE ENERGIA S/A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
PRODUTORES ENERGETICOS DE MANSO SA	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
CIA PIRATININGA DE FORÇA E LUZ	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
ITAPEBI GERAÇÃO DE ENERGIA S/A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
EDP ENERGIAS DO BRASIL S/A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
EQUATORIAL ENERGIA S/A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	
CEMIG DISTRIBUIÇÃO S/A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
CEMIG GERAÇÃO E TRANSMISSÃO S/A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
CPFL ENERGIAS RENOVÁVEIS S.A.	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
CIA ESTADUAL DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELETRICA	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
ENEVA S.A.	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
COMPANHIA CELG DE PARTICIPAÇÕES	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
ALUPAR INVESTIMENTO S/A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
AFLUENTE TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELETRICA S/A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
STATKRAFT ENERGIAS RENOVÁVEIS S.A.	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
CACHOEIRA PAULISTA TRANSMISSORA DE ENERGIA SA	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
TERMELÉTRICA PERNAMBUCO III S.A.			x	x	x	x	x	x	x	x
SANTO ANTONIO ENERGIA S.A.				x	x	x	x	x	x	x
OMEGA GERAÇÃO S.A.				x	x	x	x	x	x	x
CENTRAIS ELETRICAS DE SANTA CATARINA S.A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
AMPLA ENERGIA E SERVIÇOS S.A.	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
CIA ESTADUAL DE GERACAO E TRANSMISSAO DE ENERGIA ELETRICA	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
ENERGISA MATO GROSSO DO SUL - DISTRIBUIDORA DE ENERGIA S/A	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
LIGHT SERVIÇOS DE ELETRICIDADE SA	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x