

Research, Society and Development, v. 9, n. 2, e85921980, 2020
(CC BY 4.0) | ISSN 2525-3409 | DOI: <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v9i2.1980>

**Empresas com potencial de adesão à quarta revolução industrial listadas na Brasil,
Bolsa, Balcão**

**Companies with potential to join the fourth industrial revolution listed in Brazil, Bolsa,
Balcão**

**Empresas con potencial para adherirse a la cuarta revolución industrial cotizada en
Brasil, Bolsa, Balcao**

Recebido: 01/11/2019 | Revisado: 01/11/2019 | Aceito: 21/11/2019 | Publicado: 23/11/2019

Eduardo Cezar de Oliveira

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9409-9520>

Universidade Presbiteriana Mackenzie, Brasil

E-mail: eduardocez.ar.oliveira@bol.com.br

Leonardo Fernando Cruz Basso

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3064-0194>

Universidade Presbiteriana Mackenzie, Brasil

E-mail: leonardofernando.basso@mackenzie.br

Alex Paubel Junger

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5072-1012>

Faculdade de Tecnologia Termomecânica, Brasil

E-mail: alexpaubel@hotmail.com

Jadir Perpétuo dos Santos

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4883-1052>

Universidade Federal do ABC, Brasil

E-mail: jadir.p@ufabc.edu.br

Resumo

Neste artigo buscou-se apresentar os principais conceitos da indústria 4.0 e da quarta revolução industrial, assim como sua importância para a indústria mundial. Realizar reinvestimentos na empresa como matéria de buscar inovação e sobrevivência a longo prazo ainda é um desafio para as empresas brasileiras. O objetivo do artigo é realizar um levantamento das indústrias que estão listadas na Brasil, Bolsa, Balcão (B3) e identificar sua possível adesão à quarta revolução utilizando a fórmula do Pi como matéria de delimitar empresas que podem ser insolventes e assim participar da quarta revolução industrial no

futuro. A metodologia utilizada foi uma pesquisa descritiva e quantitativa em uma regressão logística utilizando como base empresas de capital aberto extraídos da Capital IQ e da Bloomberg. Um estudo utilizando modelo econométrico foi adotado para realizar os cálculos e os resultados demonstram que apenas 10 empresas industriais de uma amostra de 78 estão reinvestindo os seus lucros em Capex, buscando inovação tecnologia e conseqüentemente sobreviver ao longo prazo.

Palavras-chave: Indústria 4.0; Econometria; Insolvência.

Abstract

This article sought to present the main concepts of industry 4.0 and the fourth industrial revolution, as well as its importance for the world industry. Reinvestments in the company as a matter of seeking innovation and long-term survival is still a challenge for Brazilian companies. The aim of this article is to conduct a survey of industries that are listed in Brazil, Bolsa, Balcão (B3) and identify its possible adherence to the fourth revolution using the Pi formula as a matter of delimiting companies that can be insolvent and thus participate in the fourth industrial revolution in the future. The methodology used was a descriptive and quantitative research in a logistic regression using as a base publicly traded companies extracted from Capital IQ and Bloomberg. A study using econometric model was adopted to perform the calculations and the results show that only 10 industrial companies in a sample of 78 are reinvesting their profits in Capex, seeking technology innovation and consequently survive in the long run.

Keywords: Industry 4.0; Econometry; Insolvency.

Resumen

Este artículo buscaba presentar los principales conceptos de la industria 4.0 y la cuarta revolución industrial, así como su importancia para la industria mundial. Las reinversiones en la empresa como una cuestión de búsqueda de la innovación y la supervivencia a largo plazo sigue siendo un desafío para las empresas brasileñas. El objetivo de este artículo es llevar a cabo una encuesta de las industrias que se enumeran en Brasil, Bolsa, Balco (B3) e identificar su posible adhesión a la cuarta revolución utilizando la fórmula Pi como una cuestión de delimitación de empresas que pueden ser insolventes y por lo tanto participar en la cuarta revolución industrial en el futuro. La metodología utilizada fue una investigación descriptiva y cuantitativa en una regresión logística utilizando como base empresas que cotizan en bolsa extraídas de Capital IQ y Bloomberg. Se adoptó un estudio con un modelo econométrico para

realizar los cálculos y los resultados muestran que sólo 10 empresas industriales en una muestra de 78 están reinvertiendo sus beneficios en Capex, buscando innovación tecnológica y, en consecuencia, sobrevivir a largo plazo.

Palabras clave: Industria 4.0; Econometría; Insolvencia.

1. Introdução

A sobrevivência das empresas é um tema que há muito vem sendo discutido na academia, sobretudo no que se refere à identificação de seus determinantes. O objetivo básico está centrado em construir modelos de análise e previsão de solvência e insolvência com evidências empíricas. As informações contábeis de uma empresa municiam previsões acerca do desgaste dos índices financeiros e podem indicar seu futuro (Elizabetsky, 1976; Kanitz, 1978; Altman, Baidya & Dias, 1979; Matias, 1978; Silva, 1982; Kasznan, 1986; Sanvicente & Misardi, 1998; Scarpel, 2000; Gimenes & Opazo, 2001).

A utilização de índices financeiros como maneira de auxiliar o processo de tomada de decisão foi utilizado ao longo dos anos e após diversas transformações da indústria, no atual momento pode apresentar um cenário de empresas que estão apenas tentando sobreviver, contendo fluxo de caixa livre para manter suas operações e outras empresas que estão reinvestindo o fluxo de caixa livre em tecnologia e inovação, garantindo assim seu futuro e seu ingresso na indústria 4.0.

Esta pesquisa visa, a partir da correlação dos índices contábeis constituídos pelo diagnóstico dos demonstrativos de exercício publicados pelas empresas de capital aberto e do uso de ferramentas econométricas como a análise discriminante e regressão linear, evidenciar a expectativa acerca da saúde financeira das empresas e então equipar ao estado da obra uma relação plausível da vivência ou sobrevivência das empresas atuais diante de tecnologias disruptivas existentes e alcançáveis de origem internacional.

O objetivo do artigo é realizar um levantamento das indústrias utilizando a Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) que estão listadas na Brasil, Bolsa, Balcão (B3) e identificar sua possível adesão à quarta revolução utilizando a fórmula do Pi como matéria de delimitar empresas que podem ser insolventes e assim participar da quarta revolução no futuro.

Este artigo é dividido entre a revisão da literatura precedente a este trabalho em relação aos pontos cruciais para execução da metodologia e discussão da análise de resultados, que ressaltam a relevância da pesquisa e rematam os objetivos dos pesquisadores engajados.

1.1 Referencial Teórico

Indústria 4.0

O surgimento das iniciativas para a quarta revolução industrial tiveram início por conta da crise econômica mundial de 2009, onde houve iniciativas de países desenvolvidos de repensarem suas economias. No caso, os Estados Unidos, no ano de 2011, apresentaram a primeira política de revitalização da indústria, sendo nomeada “*Report to the President on Ensuring American Leadership in Advanced Manufacturing*” ou “Carta ao presidente sobre a garantia da liderança americana em manufatura avançada” (tradução nossa), que tem por objetivo a criação de sistemas compartilhados e direcionados para a resolução de problemas, onde empresas do setor privado e público, universidades e institutos de pesquisa já foram atingidos, não apenas pelo *outsourcing*, mas também por conta da alta competitividade (Arbix, 2017). Posteriormente, no ano de 2012, a União Europeia começou a publicar resoluções e estratégias que apontam para o “Renascimento Industrial da Europa”, objetivando o aumento contributivo do setor industrial para com o PIB, passando de 15% para 20%, até o ano de 2020.

A Alemanha que é considerada uma das potências econômicas com sólida indústria de transformação, em resposta à competitividade global, divulgou em 2013, estratégias de políticas industriais no documento “*Recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0*”, de autoria de Henning Kagermann & Siegfried Dais, onde esta foi a primeira aparição do termo “Indústria 4.0”, sendo que esta é uma parte que integra a estratégia de alta tecnologia para a Alemanha 2020 (Hermann, Pentek & Otto, 2015).

A China apesar de estar entre as maiores potências econômicas, está tendo dificuldades em lidar com alguns índices, como o aumento do custo de mão de obra, o baixo valor agregado e as baixas margens de lucro. Com isso, em 2015 a China lançou o programa “Made in China”, onde o objetivo é progressivo, tendo estabelecido três linhas de tempo, 2025, 2035 e 2049, visando tornar-se um poderoso país de produção, uma das potências de manufatura mundial em nível médio e a maior potência industrial do mundo, respectivamente (Xia, 2017). No mesmo ano de 2015, o Japão lançou o Fórum Industrial “*Value Chain Initiative*”, onde o intuito é projetar uma nova sociedade que combina as novas tecnologias de fabricação com as informações, fazendo com que todas as empresas tomem iniciativas de forma colaborativa.

Não diferente das revoluções anteriores, a Quarta Revolução Industrial visa o aumento da produtividade, sendo que novas ferramentas estão sendo criadas, adaptadas e utilizadas no

mercado, mas uma das mudanças que mais se contrasta entre a Quarta Revolução Industrial dentre as anteriores, de acordo com Ruy (2017), é de que as decisões operacionais tenderão a tornarem-se cada vez menos constantes.

A indústria 4.0 irá permitir que funcionários sejam liberados de ter que realizar atividades rotineiras, permitindo que eles foquem em atividades criativas e de valor agregado. Juntamente com as condições de trabalho flexíveis, será possível a compatibilidade entre suas atividades profissionais e suas necessidades pessoais (Kagermann, Wahlster & Helbig, 2013).

Definição de insolvência empresarial e sua relação à Indústria 4.0

A solvência ocupa centralidade como indicador analítico pois aponta as possibilidades das empresas em cumprir com sua continuidade, um dos pilares conceituais da contabilidade (Troacã, 2013).

A solvência reflete a capacidade da empresa no cumprimento de suas atividades em longos prazos e que a insolvência simboliza a incapacidade de solver as obrigações por falta de recursos ao vencimento destas, resultando em sua falência (Matarazzo, 2010; Assaf Neto, 2010).

A caminho da quarta revolução industrial, é imprescindível que as empresas analisem seus fatores de solvência, empregando modelos de análise que antevêm seus resultados. Além disso, prega-se que a adequação aos avanços da manufatura avançada seja fator relevante para a insolvência das empresas.

O pilar principal para que as empresas introduzam a sua entrada na quarta revolução industrial é o investimento em Pesquisa e Desenvolvimento (P&D), que aponta para processos e produtos inovadores. Com base no conceito contábil e financeiro, sabe-se que é preciso que as empresas tenham saúde financeira para utilizar do fluxo de caixa livre para realizar os investimentos necessários.

A relação entre inovação e desempenho financeiro vem sendo estudada, tanto de maneira teórica quanto empiricamente (Oliveira & Basso, 2014). Santos *et al.* (2013) realizaram um estudo utilizando a base de dados da PINTEC 2000, 2003 e 2005 cuja intenção foi de medir inovação e desempenho. A pesquisa constitui um dos poucos estudos no Brasil sobre inovação das empresas que considera uma amostra que agrega variáveis financeiras. Para medir desempenho, os autores utilizaram variáveis como o retorno sobre o ativo (*ROA*), retorno sobre vendas (*ROS*), retorno sobre patrimônio (*ROE*) e margem operacional (*Oper Marg.*).

O estudo do desempenho financeiro coopera para a percepção do nível de inovação e

tecnologia que está sendo agregado com o advento da indústria 4.0. A criação de valor através da inovação e da P&D podem contribuir para a sobrevivência em longo prazo das empresas.

Econometria

Há três tipos básicos de abordagem para estudos empíricos em análise de dados espaciais. São elas: estruturalista, experimentalista e descritiva. Para a criação um modelo econométrico é necessário ter o entendimento destas três abordagens e a aptidão na identificação em quais das três um determinado trabalho melhor se adequa, utilizando de seus prós e contras para clarificação de seus objetivos (Holmes, 2010).

Na estruturalista, o exercício sem caráter científico parte de uma pesquisa anterior, utilizando geralmente uma teoria micro fundamentada. Seu objetivo é estimar parâmetros estruturais do modelo (*deep model parameters*), relativos a preferências e/ou tecnologias. Com esse modelo estimado, é possível simular impactos de políticas e, mais recentemente, exercícios estimados permitem avaliar o impacto da fusão de duas empresas.

Já a abordagem experimentalista possui como artifício principal o efeito tratamento. Sua ideia básica é encontrar experimentos naturais ou instrumentos válidos para a identificação de causalidade de políticas que já foram implementadas (Hahn & Di Pietro, 2001).

Diferentemente, a abordagem descritiva não busca quantificar efeitos causais ou de tratamento. A partir de regressões formadas por indicadores estatísticos, na aplicação da abordagem descritiva o pesquisador busca encontrar evidências nas correlações entre determinadas variáveis, a fim de identificar teorias de acordo com a resultante, provavelmente em detrimento de teorias alternativas (Holmes, 2010).

A importância dos índices financeiros e as aplicações de modelos de previsão de insolvência empresarial

Segundo a perspectiva de Andrade & Lucena (2018), na sua imensa maioria, os modelos que buscam prever a insolvência das empresas utilizam informações extraídas das demonstrações contábeis. Desta maneira, utilizando informações harmonizadas e padronizadas que são divulgadas pelas empresas de capital aberto, os indicadores contábeis são capazes de revelar a situação financeira e econômica das empresas, baseadas nas premissas de que essas demonstrações são confiáveis.

Os indicadores financeiros são divididos em quatro grupos, sendo eles: Índices de

Liquidez, de endividamento, de lucratividade e de atividade. O estudo financeiro de cada um dos indicadores é de interesse da empresa, variando com o objetivo experiência e visão de cada analista (Capobianco *et al*, 2012).

O estudo realizado em 1932 por Paul Fitz Patrick é um precursor dos estudos de índices financeiros, onde revelou que os índices mais significativos de diferenciação de empresas falidas ou bem-sucedidas foram o patrimônio líquido sobre o passivo e o lucro líquido sobre o patrimônio líquido, observando também que havia padrões mínimos que marginavam esta diferenciação. Winakor, que utilizou os dados de 183 empresas que faliram entre 1923 e 1931 e estudou a década predecessora à falência destas empresas, indicando que os índices financeiros das empresas se deterioravam quando mais próximos da data de declaração de quebra, sendo o que melhor previu o colapso foi o capital de giro sobre ativo total. As pesquisas de Tamari são as primeiras a criar um composto de índices ponderados para obtenção de uma pontuação individual, capaz de análise em escala particular (Scarpel e Milioni, 2000).

Altman (1968) desenvolveu um modelo de análise discriminante múltipla com instrumentos estatísticos mais sofisticados, possibilitando análises mais abrangentes do que no passado, onde se utilizavam análises individuais que por consequência dificultavam o estudo de contextos. Por sua vez, além de identificação de um score, como Tamari, este classificou pesos para os índices que compunham suas análises, com base na importância relativa e ordem de grandeza, eliminando critérios.

Em 1978, Kanitz desenvolveu o indicador de insolvência utilizado na atualidade para discriminar a possibilidade de sobrevivência ou colapso de empresas, desta vez em solo nacional.

Matias (1978) criou o primeiro modelo que utilizou da análise discriminante para analisar a solvência de empresas de diversos ramos de atividade, identificando que de sua amostra, 50 das empresas eram solventes e o restante, insolventes. A pesquisa incluía o objetivo de aperfeiçoar a análise de crédito convencional de modo rápido e eficiente.

Edward Altman, agora com participação de Baidya & Dias (1979) tornou a utilizar da análise discriminante, desta vez, também para um modelo de previsão de solvência. Sua amostra foi um conjunto de 58 empresas, 23 destas empresas com problemas financeiros e 35 sem crises. Foram utilizadas as mesmas 5 variáveis do modelo original de Edward Altman criado em 1968, com ressalvas sobre a compatibilização às demonstrações financeiras que divergiam do exterior para com as brasileiras. No estudo, os mesmos indicaram que a eficácia da aplicação de seu modelo foi de 78% com antecedência de 3 anos.

Wilson & Sharda (1994) aplicaram redes neurais artificiais em conjunto com a análise discriminante na previsão de insolvência de 129 empresas que estavam em fase operacional ou faliram, e realizaram a comparação da eficácia de ambos os resultados de acordo com o desfecho de suas operações. O desempenho da rede neural na previsão de insolvência das empresas foi de 97%, enquanto a análise discriminante previu de forma correta 88%.

Sanvicente & Minardi (1998) apresentam um estudo onde se valeram de três análises discriminantes para previsão da insolvência, com base nos estudos de Altman, Baidya & Dias. Estes eram análises temporais das demonstrações financeiras publicadas com datas de um, dois e três anos antes, cada qual com uma análise discriminante para descrição da situação financeira de 92 empresas que compunham a amostra. Tal modelo apresentou assertividade de na previsão de 81,1% das empresas analisadas.

É importante ressaltar que cada um dos modelos (Kanitz Altman, Matias, Sanvicente & Minardi) resulta em uma equação e um ponto crítico, ou intervalo, para classificar se a empresa é ou não solvente, divergindo onde se aloca o ponto crítico devido à divergência do modelo aplicado demonstrado no Quadro 1 (Andrade & Lucena, 2018).

QUADRO 1: Evolução das equações econométricas

Kanitz	$FI = 0,05 X1 + 1,65 X2 + 3,55 X3 - 1,06 X4 - 0,33 X5$	FI = Fator de Insolvência
		X1 = Lucro Líquido / Patrimônio Líquido
		X2 = (Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo) / Exigível total
		X3 = (Ativo Circulante - Estoques) / Passivo Circulante
		X4 = Ativo Circulante / Passivo Circulante
		X5 = Exigível total / Patrimônio Líquido
Matias	$Z = 23,792 X1 - 8,26 X2 - 9,868 X3 - 0,764 X4 - 0,535 X5 + 9,912 X6$	Z = Total dos pontos obtidos
		X1 = Patrimônio líquido / Ativo total
		X2 = Financiamento e empréstimos bancários / Ativo circulante
		X3 = Fornecedores / Ativo Total
		X4 = Ativo Circulante / Passivo circulante
		X5 = Lucro operacional / lucro bruto
		X6 = Disponível / Ativo total
Altman, Baidya e Dias	$Z1 = -1,44 + 4,03 X2 + 2,25 X3 + 0,14 X4 + 0,42 X5$	Z1= Total de pontos obtidos
		X2= (Não exigível – capital aportado pelos acionistas) / Ativo total
		X3= Lucros antes dos juros e impostos / Ativo Total
		X4= Patrimônio líquido / Exigível total
		X5= Vendas / Ativo Total

Sanvicente e Minardi	Z= -0,042 +2,909 X1 -0,875X2 + 3,636X3 + 0,172X4 + 0,029X8	Z= Total de pontos obtidos
		X1= (ativo circulante – passivo total) / ativo total
		X2= (patrimônio líquido – capital social) / ativo total
		X3= (lucro operacional – despesas financeiras + receitas financeiras) / ativo total
		X4= valor contábil do patrimônio líquido / valor contábil do exigível total
X8= lucro operacional antes de juros e imposto de renda / despesas financeiras		

Fonte: Andrade & Lucena, 2018.

Conforme demonstra o Quadro 1, é possível verificar uma evolução das equações econométricas desenvolvidas e testadas empiricamente e das variáveis que buscam criar um modelo de explicação para a insolvência das empresas. O lucro e o patrimônio líquido aparecem em todas as equações apontando para a importância das informações contábeis para análise da saúde financeira das empresas.

Aplicação do modelo Logit com base nos estudos de Scarpel

A análise Logit é aplicável nas análises de insolvência porquanto busca a probabilidade de que uma amostra pertença a um conjunto determinado em função do comportamento das variáveis dependentes. Neste caso, a aplicação do Logit é a utilização dos índices econômico-financeiros das demonstrações contábeis da amostra de empresas como variáveis independentes para correlação com a variável dependente, também indicador contábil. Assim, o valor resultante é compreendido entre 0 e 1, sendo neste cenário, que a empresa de resultado 1 significa uma empresa insolvente e 0, uma empresa solvente (Gimenes & Opazo, 2001).

O modelo de regressão logística é baseado na função de probabilidade logística acumulada conforme a fórmula abaixo:

$$P_i = F(z_i) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} \quad (1)$$

Na fórmula apresentada, P_i é a probabilidade de ocorrência de um evento em determinada data conforme a ocorrência de X na observação i , onde $1 < i < k$, sendo k o número de observações existentes e β é o coeficiente da variável independente assim como Z_i um índice contínuo teórico para as variáveis explicativas.

O modelo Logit teve sua eficácia comparada com o modelo de análise discriminante pela primeira vez por Wiginton (1980), onde concluiu que sua eficácia é ligeiramente superior

quanto a previsões com base em análises financeiras.

Deste então, o estudo de Scarpel (2000) é um dos mais relevantes estudos que aplicam o Logit em cenário nacional, onde o mesmo cria um modelo utilizando a análise Logit com uma equação econométrica de regressão linear lógica visando a insolvência de empresas

2. Metodologia

Para Pereira (2018), nos métodos quantitativos, é necessário realizar a coleta de dados numéricos por meio de uso de medições já realizadas onde obtém-se os números com suas respectivas unidades. Uma vez feito este processo, a massa de dados poderá ser analisada por meio de técnicas matemáticas, estatísticas e probabilidades, métodos analíticos, métodos numéricos e geração de equações matemáticas aplicadas ao processo, onde o enfoque matemático torna-se importante pelo auxílio na previsão de acontecimentos.

As pesquisas descritivas, segundo Pinfyck & Rubinfeld (2004), são aquelas que visam descobrir as possíveis existências de associações entre variáveis dependentes e independentes, e portanto, o presente trabalho se classifica como uma pesquisa descritiva, tendo em vista que, para relacionar a criação de valor das empresas listadas na Brasil, Bolsa, Balcão (B3), irá utilizar indicadores econômico-financeiros como proxies, estabelecendo relação com insolvência das empresas. Neste artigo também será realizado uma pesquisa quantitativa utilizando econometria com dados secundários retirados de base internacionalmente reconhecidas como Capital IQ e Bloomberg.

Amostra

Para fins de padronização das informações contábeis, considera-se uma amostra final de 260 companhias listadas na B3 entre 2010 e 2018, onde dá-se início a harmonização completa das políticas contábeis brasileiras ao *International Financial Reporting Standards* (IFRS) – vide tabela 1. Seus dados são obtidos a partir das bases da Capital IQ e Bloomberg e o software estatístico utilizado foi o Stata® versão 13.

TABELA 1: Evolução da amostra final.

Descrição	Quantidade	de
	companhias	
Amostra inicial	460	
(-) Fundos de Investimentos	(104)	

(-) Holdings, Financeiras e Bancos	(31)
(-) Brazilian Depository Receipts (BDR)	(2)
(-) Empresa de Participações	(42)
(-) Locação	(3)
(-) CEPAC	(5)
(-) Empresas de Telecomunicação	(2)
(-) Empresas de Turismo	(3)
(-) Empresas de Lojas e Shopping	(8)
(=) Amostra final	(260)

Fonte: autores

A amostra inicial extraída da base da Bloomberg continha 460 empresas conforme demonstrado na Tabela 1, porém, se fez necessário excluir os fundos de investimentos, as empresas financeiras, as empresas que possuem capital aberto na Bolsa de Valores Americana que são representadas pelas *Brazilian Depository Receipts* (BDR), empresas de participações e locações e por fim, empresas que não são do ramo industrial, como por exemplo Turismo, Telecomunicações, lojas e shoppings centers, perfazendo um total de 260 empresas.

Após realizar a exclusão, realiza-se mais um procedimento de seleção da amostra por meio do Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) para selecionar apenas as empresas que pertencem ao CNAE de indústria, amostra que esta pesquisa tem interesse conforme demonstra tabela 2:

É importante verificar que na Tabela 2, foram excluídas as empresas que não estavam classificadas pelo CNAE C 10 ao C33, que contempla as empresas classificadas como indústrias de transformação. Foram excluídas 182 empresas da amostra que não estavam nesse range de classificação de indústria de transformação.

A hipótese de que empresas industriais que são classificadas como solventes com potencial de participar da Indústria 4.0 (H1), é verificada por meio de estatística descritiva, análise de correlação e regressão logística.

TABELA 2: Seleção de amostra por meio do CNAE.

Descrição	Quantidade de companhias
Amostra inicial	260

(-) Agricultura, Pecuária, Produção Florestal, Pesca e Aquicultura	(4)
(-) Eletricidade e Gás	(23)
(-) Água, Esgoto, Atividades de Gestão de Resíduos e Descontaminação	(3)
(-) Construção	(24)
(-) Comercio, Preparação de Veículos Automotores e Motocicletas	(18)
(-) Transporte, Armazenagem e Correio	(12)
(-) Alojamento e Alimentação	(2)
(-) Informação e Comunicação	(6)
(-) Atividades Financeiras, de Seguros e Serviços	(61)
Relacionados	
(-) Atividades Imobiliárias	(9)
(-) Atividades Profissionais, Científicas e Técnicas	(4)
(-) Atividades, Administrativas, Serviços e Complementares	(6)
(-) Educação	(2)
(-) Saúde Humana e Serviços Sociais	(6)
(-) Artes, Cultura, Esporte e Recreação	(2)
(=) Amostra final	78

Fonte: autores

Adotou-se critério para diferenciação entre empresas solventes e insolventes, ou seja, empresas insolventes são aquelas que não reinvestem os seus lucros em *Capital Expenditure* (Capex), neste caso, o cálculo foi feito com base na taxa de retenção (r) que é calculada com base na fórmula abaixo:

$$\text{Taxa de retenção (r)} = 1 - \% \text{ de lucros distribuído na forma de dividendos (2)}$$

Para a equação acima considera-se que o valor de dividendos pagos no período em relação ao seu lucro sendo que, empresas que pagam X% de dividendos possuem X% de lucro reinvestidos na empresa em Capex, empresas que não pagam dividendos e tiveram lucro no período reinvestem 100% em Capex e empresas que tiveram prejuízo no período não pagam dividendos e também não possuem capital para reinvestir em tecnológica e inovação e portanto têm mais probabilidade a serem solventes. Empresas que reinvestem parte ou todo o lucro têm mais probabilidade de serem insolventes.

Escolha dos Índices Financeiros

Com o intuito de buscar variáveis explicativas do modelo utilizado, selecionou-se um rol de análises, onde a liquidez, atividade, endividamento, tamanho e a lucratividade, foram

abrangidas.

A “liquidez corrente” (LC) foi selecionada como índice para análise da liquidez, onde, foi calculada uma divisão tendo o ativo circulante como numerador e o passivo circulante como denominador e de forma inversamente proporcional, relacionando-se ao risco de curto prazo das empresas.

Em relação à análise de atividade, foi adotado o índice “giro do ativo” (GA), onde, há a relação deste índice para com a eficiência da empresa no uso do seu ativo total na geração de receita. Para isso, foi calculada a divisão da receita pelo ativo total, sendo que a compreensão se dá pelo fato de que quanto maior o giro do ativo total, melhor.

Quanto à análise de endividamento, foi selecionada uma medida relativa ao grau de endividamento, que aferi o montante da dívida de acordo com outras medidas do balanço patrimonial. A medida escolhida para tal análise, foi a de “endividamento geral” (EG), onde, calcula-se a razão entre o exigível total e o ativo total. O índice utilizado, demonstra em caso de liquidação, se as dívidas da empresa conseguiriam ser honradas, onde, quanto maior o índice geral de endividamento, pior será, pois, o risco da empresa tem relação diretamente proporcional.

Em relação a análise de solvência, a variável “tamanho” (TAM) foi utilizada como variável explicativa uma vez que empresas maiores têm mais vantagens que as empresas pequenas, sendo estas mais tendenciosas a se tornarem empresas insolventes.

Para a análise de lucratividade, foi utilizada a taxa de “retorno sobre o investimento” (ROI). O índice é calculado através da divisão de um lucro líquido por um ativo total, calculando-se através dos ativos, a eficiência integral da administração.

A Tabela 3 apresenta as variáveis independentes selecionadas com base na premissa de análise de liquidez, análise de atividade, análise de endividamento, análise de solvência e análise de lucratividade. É importante observar que, estas variáveis foram as que apresentaram maior poder de explicação em outros trabalhos empíricos.

TABELA 3: Descrição das variáveis.

Sigla	Nome	Fórmula	Componentes
-------	------	---------	-------------

LC	Liquidez Corrente	$LC = AC/PC$	AC = Ativo Circulante PC = Passivo Circulante
GA	Giro do Ativo	$GA = V/AT$	V = Receita (ou Vendas) Total AT = Ativo Total
EG	Endividamento Geral	$EG = ET/AT$	ET = Exigível Total AT = Ativo Total
ROI	Retorno sobre o Investimento	$ROA = LL/AT$	LL = Lucro Líquido AT = Ativo Total
TAM	Tamanho da Empresa	$TAM = \ln(AT)$	TAM = logaritmo do Ativo Total

Fonte: autores

Com base nas variáveis definidas na Tabela 3 será possível estimar os parâmetros do modelo econométrico que será utilizado neste artigo.

Estimação dos parâmetros do modelo

Utilizando-se das demonstrações financeiras das empresas filtradas, foi calculado os índices financeiros LC, GA, EG, TAM e ROI, onde, esses índices são variáveis elucidativas do modelo, ao mesmo que a variável elucidada é binária e associada à solvência da empresa (quando a variável Y_i , é igual a “um” a empresa é considerada solvente e quando for igual a “zero”, é considerada insolvente).

TABELA 4: Estimativa dos parâmetros do modelo.

Logistic regression		Number of obs	=	694	
Log likelihood = -455.57733		Wald chi2(5)	=	29.29	
		Prob > chi2	=	0.0000	
y	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
lc	.058759	.0296687	1.98	0.048	.0006094 .1169086
ga	.4413417	.200687	2.20	0.028	.0480025 .8346809
eg	-.1225881	.0591739	-2.07	0.038	-.2385667 -.0066094
roi	.0545499	.0336722	1.62	0.105	-.0114464 .1205462
ltam	.153123	.0379852	4.03	0.000	.0786734 .2275726
_cons	-1.233603	.3509929	-3.51	0.000	-1.921537 -.5456696

Fonte: Stata®

Inicialmente, foi realizado através do método da máxima verossimilhança, a estimativa do modelo, utilizando dos índices LC, GA, EG e ROA (Tabela 4), onde, as variáveis GA e EG foram identificadas como não significativas, pois nenhuma dessas atingiu 5% de significância no teste de hipótese (valor-P > 0,05), sugerindo que pode haver multicolinearidade para com as variáveis explicativas.

Observa-se que a estatística P apresentou para as variáveis LC, GA, EG e TAM significância menor que 5% para o intervalo de confiança, o que segundo os estudos econométricos comprovam a endogeneidade da amostra.

Conforme Gujarati (2011), caso um intervalo aleatório exista é conhecido como intervalo de confiança, sendo $1 - \alpha$, como coeficiente de confiança: e α ($0 < \alpha < 1$), como nível de significância. Os pontos extremos do intervalo de confiança são os limites de confiança, muitas vezes expressos em %. Para esta pesquisa adota-se um limite de confiança de 5%, neste caso, a estimativa de modelo aponta para a variável ROI > 5% não sendo aprovada pelo teste de verossimilhança.

Utilizando a correlação de Pearson calculou-se a intensidade e o sentido das relações entre as variáveis apresentadas no modelo econométrico observando o seu coeficiente. Pode-se observar que a correlação não sugere necessariamente uma relação de causa e efeito entre as variáveis, mas sim uma associação que consta na tabela 5.

TABELA 5: Correlação.

	y	lc	ga	eg	roa	ltam
y	1.0000					
lc	0.0667	1.0000				
ga	0.0931	-0.1439	1.0000			
eg	-0.1061	-0.0169	-0.0593	1.0000		
roa	-0.0241	-0.0122	-0.0451	0.6353	1.0000	
ltam	0.1675	-0.0785	-0.0126	-0.1153	-0.0345	1.0000

Fonte: Stata®

Nota-se pela tabela 5 que a correlação não aponta para a existe de multicolinearidade entre essas variáveis, todavia, como a variável ROI não passou no teste de limite de confiança será excluída da amostra e uma nova estimativa dos parâmetros deve ser gerada pelo software Stata® conforme Tabela 6:

TABELA 6: Estimativa dos parâmetros do modelo sem o ROI.

Logistic regression		Number of obs	=	694		
		Wald chi2(4)	=	28.43		
Log likelihood = -456.5986		Prob > chi2	=	0.0000		

	y	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]

	lc	.0597254	.0294459	2.03	0.043	.0020125 .1174384
	ga	.4453877	.2003613	2.22	0.026	.0526869 .8380886
	eg	-.0888474	.0468834	-1.90	0.058	-.1807372 .0030425
	ltam	.1568379	.0377462	4.16	0.000	.0828566 .2308191
	_cons	-1.282421	.3461471	-3.70	0.000	-1.960856 -.6039847

Fonte: Stata®

A Tabela 6 demonstra que a variável EG possui sinal negativo, indicando que o nível de endividamento geral diminui, a empresa estará criando valor e consequentemente desenvolvendo indicadores financeiros melhores para contribuir para a insolvência e a variável LC, GA e TAM, possuem sinal positivo, indicando que a medida que estas aumentam, há criação de valor e sinais de insolvência das empresas.

Após obter a nova estimativa dos parâmetros do modelo sem a variável explicativa ROI é possível verificar que todas as variáveis estão ajustadas ao modelo sob a ótica do modelo de verossimilhança e é possível aplicar os coeficientes de intersecção a equação do Pi apresentada anteriormente.

Nota-se (tabela 6) que agora as estimativas dos parâmetros obtidas são estatisticamente significantes ao nível de 5%. Assim temos:

$$Pi = \frac{1}{1 + EXP^{(-(-1.282421 + 0,0597254 \cdot LC_i + 0,4453877 \cdot GA_i - 0,0888474 \cdot EG_i + 0,1568379 \cdot TAM_i))}} \quad (3)$$

Com a equação temos que Pi é a probabilidade de a empresa ser solvente ou insolvente, sendo suas variáveis o coeficiente de intersecção α , LC_i , GA_i , EG_i e TAM_i o Betas (β). A partir do valor de Pi que foi estimado pelo modelo de regressão logística será considerado empresa que obtiveram $Pi < 0,5$ são insolventes e empresas com $Pi > 0,5$ são solventes.

2.1 Análise de resultados

Depois de obter todos os dados extraídos da base da Capital Iq e calculado os valores de Pi utilizando a fórmula 3 acima, foi possível verificar qual classificação as empresas se encontraram.

Da consideração de 78 empresas após aplicação filtros descritos no capítulo de metodologia com a correlação econométrica de seus índices contábeis, o valor de Pi demonstra quais empresas possuem probabilidade de solvência ou insolvência conforme tabela 7:

TABELA 7 - Empresas solventes pós exercícios econométricos.

	Empresas	Pi	Status
1	ALPARGATAS AS	0.228704	Insolvente
2	ELECTRO ACO ALTONA AS	0.486776	Insolvente
3	FERRAGENS HAGA AS	0.44101	Insolvente
4	ITAUTEC SA - GRUPO ITAUTEC	0.486801	Insolvente
5	MANUF BRINQUEDOS ESTRELA	0.481878	Insolvente
6	NORDON INDUS METALURGICA	0.312728	Insolvente
7	NUTRIPLANT INDUSTRIA E COMER	0.45584	Insolvente
8	RECRUSUL AS	0.390527	Insolvente
9	RENAUXVIEW AS	0.46363	Insolvente
10	EMPRESA METROPOLITANA	0.484854	Insolvente

Fonte: autores

Observa-se na Tabela 7 que o indicador Pi apresentou índices abaixo de 0,5 para as empresas que pertenciam à amostra utilizando a equação 3 para o cálculo do índice de insolvência.

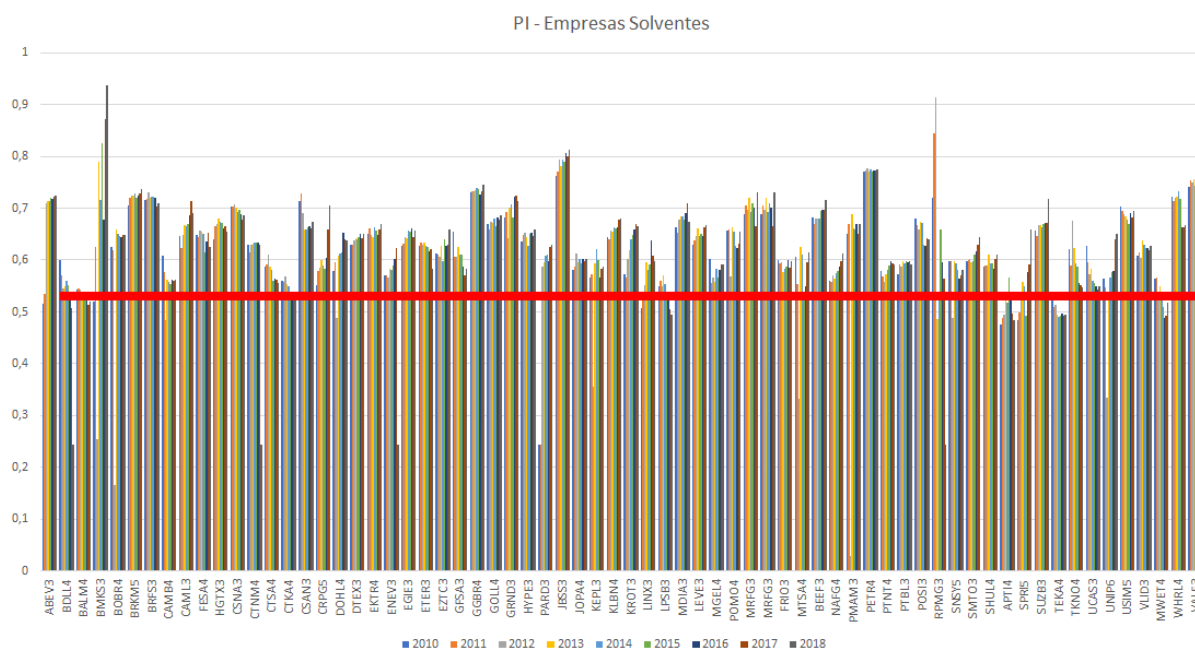
Como resultado das 78 empresas de um total de 481 empresas da amostra inicial, 10 empresas (representando 13%) possuem um Pi superior a 0,5, assim consideradas insolventes, desta maneira, utilizando o modelo econométrico verificou-se utilizando variáveis explicativas que, de acordo com sua liquidez corrente, endividamento geral, giro de ativos e o tamanho da empresa, estas empresas tendem a gerar inovação à longo prazo, reinvestindo parte ou total do seus lucros em Capex da empresa.

Este reinvestimento pode gerar inovação tecnológica e pode demonstrar um quadro de empresas que teriam o potencial de participar da quarta revolução tecnológica da indústria, uma vez que possuiriam caixa suficiente para financiar seus investimentos.

Com relação ao Pi das empresas insolventes, as mesmas apresentaram durante o período de 2010 a 2018 uma evolução de Pi que ficou na média mais do que 0,5 indicando que estas empresas preferem distribuir parte ou total dos lucros em dividendos para seus

acionistas, o que pode gerar um problema no futuro com relação ao processo de inovação e também sua não entrará para as empresas que estarão dentro da quarta revolução industrial conforme demonstra o gráfico 1 abaixo:

GRAFICO 1 – PI das empresas solventes



Fonte: autores

A maior parte das empresas da amostra apresentaram Pi maior que 0,5, o que pode-se observar um índice de sobrevivência, ou seja, as empresas podem gerar fluxo de caixa livre, porém, este fluxo de caixa livre pode não ser destinado para novos projetos ou inovação e sim para distribuição de dividendos ou até mesmo para pagamentos de dívidas do passivo.

Com base neste estudo, pode prever que a longo prazo, a taxa de reinvestimento é importante para a sobrevivência das empresas. Outro ponto importante é que a variável ROI não apresentou significância estatística, mas a mesma tem forte impacto para o cálculo da sobrevivência das empresas, uma vez que menciona o quanto do lucro líquido está retornando em ativos para empresa.

2.2 Considerações finais

Por meio de pesquisas em bases confiáveis e posteriores filtros demonstrados no capítulo de metodologia, houve a extração as empresas do ramo industrial listadas na bolsa, setor onde é primordial a adesão aos novos instrumentos tecnológicos de manufatura

avançada, vide referencial teórico.

Por meio da separação de indicadores contábeis e suas correlações com exercícios econométricos, foi possível identificar características que apontam sobre a capacidade de solvência ou possibilidade de insolvência das empresas listadas.

Empresas de capital aberto na B3 representam as maiores empresas transformadoras do mercado, e a identificação de empresas que possuem possibilidade de realocação de seus investimentos para evolução aos novos conceitos da indústria é primordial para o apontamento da possibilidade de adequação aos conceitos e ferramentas de manufatura avançada, pois empresas solventes possuem capacidade de reinvestimento de ativos que as desenvolvem tecnologicamente.

Não obstante, há a demonstração da aptidão das empresas para adequação aos avanços da indústria 4.0 para que tanto o investidor, a própria indústria e os demais *stakeholders* possuam visão do quadro nacional de reinvestimento em tecnologias disruptivas.

Diante do cenário atual foi abordado a possibilidade de desenvolvimento das indústrias de capital aberto em relação aos conceitos de indústria avançada, quantificando o quão essas estão aptas aos avanços da quarta revolução industrial. Por meio do estudo econométrico será possível mensurar a capacidade de adaptação da amostra, assim trazendo um estudo relevante aos investidores e empresas que buscam aprofundamento nos conceitos de indústria 4.0.

É importante mencionar que a variável ROI possui importante impacto, mas neste estudo não apresentou valor significativo na equação econométrica. A base da Capital IQ possui informações confiáveis e todo o estudo foi utilizando estes dados, o que demonstra qualidade nos dados assim como o software Stata® que é referência em estudos econométricos em diversos trabalhos acadêmicos.

Observa-se o fato de a variável tamanho apresentar significância nos dados estatísticos uma vez que empresas menores tendem a segurar os lucros com esperança de desenvolverem novos negócios e as empresas já consolidadas possuem a tendência de distribuir seus lucros como dividendos.

As empresas brasileiras apresentam um cenário de trabalhar para a sobrevivência e isto indica que podem ter dificuldades em utilizar a taxa de reinvestimento e conseguirem acompanhar as inovações tecnológicas. Este trabalho tem limitação com relação à amostra, pois poucas empresas listadas na B3 estão enquadradas como indústrias.

Como propostas para trabalhos futuros recomenda-se realizar o estudo utilizando outras variáveis de liquidez como “retorno sobre estrutura” (ROE) ou “retorno sobre ativo”

(ROA) e variáveis de valor de mercado como o Q de Tobin ou *Market-to-book*.

Referências

Altman, E. L. (1968). Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of finance*, 23(4), 589-609.

Altman, E. L.; Baidya, T. K. N & Dias, L. M. R. (1979). Previsão de problemas financeiros em empresas. *Revista de Administração de Empresas*, 19(1).

Andrade, J. P & Lucena, W. G. L. (2018). Análise de desempenho dos modelos de previsão de insolvência e a implementação das normas internacionais de contabilidade, fortaleza. *Revista Ciências Administrativas*, 24(2), 1-14.

Arbix, G. et al. (2017). O Brasil e a nova onda de manufatura avançada: o que aprender com Alemanha, China e Estados Unidos. *Novos estud. Cebrap*, 36(3), 29-49.

Assaf Neto, A. (2010). Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro. (9. Ed.). São Paulo: Atlas.

Capobianco, R. P. et al. (2012). Desempenho Financeiro: Um Estudo Com Empresas De Três Setores. *Revista De C. Humanas, Viçosa*, 12(1), 165-180.

Gimenes, R. M. T & Opazo, M. A. U. (2001). Previsão de insolvência de cooperativas agropecuárias por meio de modelos multivariados. Curitiba, *Revista FAE*, 4(3), 65-78.

Gujarati, D. N. (2011). *Econometria básica*. 4 ed. Rio de Janeiro: Campus Elsevier.

Hahn, C. & Di Pietro, J. (2001). In vitro fertilization and the family: quality of parenting, family functioning and child psychosocial adjustment. *Developmental Psychology*, (37), 37-48.

Hermann, M.; Pentek, T.; Otto, B. (2015) Design Principles for Industrie 4.0 Scenarios: A Literature Review. Acesso em Novembro de 2019, disponível em:

https://www.researchgate.net/publication/307864150_Design_Principles_for_Industrie_40_Scenarios_A_Literature_Review

Holmes, T. J. Structural. (2010.) Experimentalist, and descriptive approaches to empirical work in regional economics. *Journal of Regional Science*, (50)1, 5-22.

Kagermann, H.; Wahlster, W. E & Helbig, J. (2013). Recommendations for implementing the strategic initiative industrie 4.0. *Acatech*, 13-78.

Kanitz, S. C. (1978). Como prever falências. São Paulo, McGraw-Hill.

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

Matias, A.B. (1978). Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito. São Paulo. (Tese doutorado). Departamento de Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, SP, Brasil.

Oliveira, J. a. s. & Basso, L.F.C. (2014). O papel da inovação na Criação de Valor no Brasil. Acesso em Junho de 2019, disponível em XVII SEMEAD: <http://sistema.semead.com.br/17semead/resultado/trabalhosPDF/358.pdf>

Pereira, A.S. et al. (2018). *Metodologia da pesquisa científica*. [e-book]. Santa Maria. Ed. UAB/NTE/UFSM. Acesso em Novembro de 2019, disponível em: https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/15824/Lic_Computacao_Metodologia-Pesquisa-Cientifica.pdf?sequence=1.

Pinfyck, R.S & Rubinfeld, D.L.E. (2004). Econometria: modelos e previsões. (4. Ed.). Rio de janeiro: Campus Elsevier.

Ruy, G. R. (2017). A tomada de decisão baseada em dados na indústria 4.0: revisão sistemática. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.

Sanvicente, A. Z & Minardi, A. M. A. F. (1998). Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas. Fonte: <http://www.cyta.com.ar/elearn/tc/marterial/altaman5.pdf>.

Santos, D. F. L.; Basso, L. F. C.; Kimura, H. & Kayo, E. K. (2013). Innovation Efforts and Performances of Brazilian firms. *Journal of Business Research*, 67(4), 527-535.

Scarpel, R. A & Milioni, A. Z. (2001). Aplicação de modelagem econométrica à análise financeira de empresas. *Revista de Administração*. São Paulo, 36(2), 80-88.

Troacã, V. (2013). Models for analyzing the business solvency under economic crisis conditions. *Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology*. 3(6), 1-27.

Wiginton, J. C. (1980). A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior. *Journal of Finance and Quantitative Analysis*, 15, 757-768.

Wilson, R. L. & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision Support Systems*. 11(5), 545-557.

Xia, J. (1017). A Review To The Development Of Foreign Capital Manufacturing Industry In China: Looking Forward To Made In China, 2025, *American Journal Of Industrial And Business Management*, 7, 604-613.

Porcentagem de contribuição de cada autor no manuscrito

Eduardo Cezar de Oliveira – 25%

Leonardo Fernando Cruz Basso – 25%

Alex Pauble Junger – 25%

Jadir Perpétuo dos Santos – 25%