

ESG E MACHINE LEARNING: O IMPACTO NA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA DE EMPRESAS BRASILEIRAS

ESG AND MACHINE LEARNING: THE IMPACT ON FORECAST INSOLVENCY OF BRAZILIAN COMPANIES

Fabiano Guasti Lima

Doutor em Administração pela Universidade de São Paulo (USP)
Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto (FEA-RP)
e-mail: fgl@usp.br

Carolina Trinca Paulino

Mestranda em Controladoria e Contabilidade pela Universidade de São Paulo (USP)
Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto (FEA-RP)
e-mail: carolinatrinca@usp.br

Luiz Paulo Lopes Fávero

Doutor em Administração pela Universidade de São Paulo (USP)
Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade (FEA)
e-mail: lpfaver@usp.br

Resumo:

Diante das últimas crises financeiras globais, a recuperação judicial (RJ) de empresas ganhou destaque devido ao grande número de empresas que recorrem a esse mecanismo visando evitar a falência. Com o objetivo de identificar indicadores que se comportam de maneira semelhante em empresas insolventes, foi feita uma análise com dados de 2010 a 2020 para empresas brasileiras, sendo esse período adotado em razão do início da obrigatoriedade das normas internacionais de contabilidade no Brasil e por conta da alteração da Lei de Recuperação Judicial e Falências, a lei nº 11.101. Foram utilizados o modelo de regressão logística e de análise discriminante para a análise das empresas em RJ e empresas insolventes, sendo construída uma *dummy* como variável dependente e os demais indicadores financeiros e *environmental, social and governance (ESG)* como independentes. Os resultados apontam alto grau de ajuste dos modelos, com capacidade preditiva de 82,3% no caso da análise de RJ e 93,8% na previsão de insolvência. Algumas das variáveis que demonstraram maior significância no caso de RJ foram: ambiental, transparência, governança, *return on assets (ROA)* e capital de terceiros. Nos casos de insolvência, as variáveis de destaque foram: governança, ROA, composição do endividamento e imobilização do patrimônio líquido. Com os resultados da pesquisa, espera-se um aprimoramento de indicadores não somente contábeis, mas institucionais e de assimetria informacional para a gestão de insolvência das organizações.

Palavras-chave: *ESG; machine learning; insolvência.*

Abstract:

In the face of the latest global financial crises, the judicial company recovery has won emphasis due to the large number of companies that use this mechanism to avoid bankruptcy. In order to identify indicators that behave similarly in insolvent companies, an analysis was carried out with data from 2010 to 2020 for Brazilian companies, this period being adopted due to the beginning of mandatory international accounting standards in Brazil and due to the change in

- a) Submissão em: 11/09/2022.
- b) Envio para avaliação em: 26/09/2022.
- c) Término da avaliação em: 30/09/2022.
- d) Correções solicitadas em: 01/10/2022.
- e) Recebimento da versão ajustada em: 20/10/2022.
- f) Aprovação final em: 28/10/2022.

the Law on Judicial Recovery and Bankruptcy. The models used were the logistic regression model and discriminant analysis for analyze companies in judicial recovery and insolvency companies, develop a dummy as dependent variable and the other financial and environmental, social and governance (ESG) indicators as independent. The results point to a high match, with a predictive capacity of 82.3% in the case of the judicial recovery analysis and 93.8% in the prediction of insolvency. The variables that showed the greatest significance in the case of judicial recovery were: environmental, transparency, governance, return on assets (ROA) and debt. In insolvency cases, the main variables were: governance, ROA, debt composition and equity immobilization. To conclude, it is expected an improvement of indicators not only accounting, but institutional and informational asymmetry for the management of insolvency of organizations.

Keywords: ESG; machine learning; insolvency.

1 Introdução

Nos últimos anos, o Brasil vive uma forte recessão econômica, a qual faz com que o número de empresas com pedidos de recuperação na justiça seja expressivo. De acordo com dados da Boa Vista Serviços, divulgados em janeiro de 2021, os pedidos de falência em 2020 foram 12,7% maiores que em 2019 (BOA VISTA, 2021). Da mesma forma, os pedidos de recuperação judicial e as recuperações judiciais deferidas aumentaram 13,4% e 11,1%, respectivamente, no comparativo entre 2020 e 2019.

Ainda nesse cenário, segundo dados divulgados pela Serasa Experian para a CNN, em agosto de 2021 houve alta de 50% no volume de pedidos de recuperação judicial comparado aos números do mês anterior (SERASA, 2021). Essa alta pode indicar que apesar de indícios de recuperação da economia, outros fatores, como a atual crise vivenciada no Brasil, fazem com que as empresas ainda enfrentem dificuldades com seus indicadores de solvência.

Por conta da grave situação econômica que a pandemia do novo coronavírus gerou, em meados de maio de 2020 foi proposto o Projeto de Lei nº. 1.397/2020 (BRASIL, 2020) que determina novas regras, as quais foram válidas até o final do ano em questão, para os pedidos de recuperação judicial abertos no período de crise. Este foi aprovado somente em agosto, mas representa um grande avanço rumo ao aumento da oferta de crédito, fator decisivo para estimular a geração de emprego, renda e a retomada do crescimento do país.

Além deste projeto de lei, em 24 de dezembro de 2020 foi publicada a Lei nº. 14.112/2020 (BRASIL, 2020), a qual introduziu alterações na Lei nº. 11.101/2005, a lei de Recuperação Judicial, Extrajudicial e Falências (BRASIL, 2005). Dentre as alterações ocorridas, é importante destacar a possibilidade de prorrogação do *stay period* (prazo de suspensão das execuções contra o devedor), a prioridade na tramitação de processos disciplinados pela lei anteriormente vigente e a regulamentação e incentivo à tentativa de conciliação antecedente à recuperação judicial.

Atualmente a literatura utiliza indicadores financeiros para analisar empresas. Altman (1968) utilizou como variável a estrutura de capital sobre os ativos totais, os lucros retidos sobre os ativos, *earings before interest, taxes, depreciation and amortization* (EBITDA) sobre os ativos, capitalização de mercado sobre os passivos e vendas sobre o total de ativos.

Vargas e Miñano (2012) utilizam variáveis de controle, como a idade da empresa, tipo de recuperação judicial e o setor, mas também analisam indicadores econômico-financeiros, como ROA, *return on equity* (ROE), índices de solvência e liquidez. Da mesma forma, Firk, Richter e Wolff (2021) e Jaki e Cwiek (2020) também utilizam indicadores econômico-financeiros, como lucro líquido, margem líquida, ROA e *return on investment* (ROI). Por fim, Belli (2020) analisa somente variáveis de controle.

Outros estudos avaliam indicadores macroeconômicos, como Ferreira (2017) que utiliza a taxa básica de juros (SELIC) e o índice nacional de preços ao consumidos amplo (IPCA) para a análise juntamente com o ativo, patrimônio líquido e lucro. Bezerra (2018) analisa o logaritmo do produto interno bruto (PIB), IPCA, taxa de ocupação, taxa de juros e taxa de câmbio. Silva, Sampaio e Netto (2018) utilizam a SELIC, o crédito total disponível na economia, retorno do Ibovespa, *emerging markets bond index* (EMBI) e taxa de emprego formal como variáveis.

Na literatura internacional, Wijaya e Anantadjaya (2014) analisam o impacto da inflação, da taxa de juros, do PIB e da taxa de câmbio em modelo de previsão de falências na Indonésia. Korol e Korodi (2010) buscam prever falência utilizando como variáveis a volatilidade da taxa de câmbio e a taxa de juros. Tinoco e Wilson (2013) utilizam variáveis contábeis, de mercado e macroeconômicas, como índice de preços do varejo e taxa do tesouro. Por fim, Jabeur, Mefteh-Wali e Carmona (2021) consideram a taxa anual de falências, taxa anual de novas empresas, corrupção, efetividade econômica, crescimento econômico e PIB per capita.

Dessa forma, foi observado que existem estudos analisando empresas em recuperação judicial, conforme citado acima, mas foi identificada a possibilidade de desenvolver um estudo em que a análise será feita utilizando indicadores referentes a métricas *ESG* juntamente com indicadores financeiros. Nesse sentido, esse estudo tem como diferenciais analisar o impacto de indicadores que refletem iniciativas *ESG* na previsão de recuperação judicial e falências no Brasil e utilizar os modelos de regressão logística e análise discriminante para realizar essa análise, verificar se possui uma metodologia com maior acurácia e criar um modelo de previsão de recuperação judicial e falências.

A partir dessas informações e dos trabalhos expostos (FERREIRA, 2017; BEZERRA, 2018; SILVA; SAMPAIO; NETTO, 2018; WIJAYA; ANANTADIAVA, 2014; KOROL; KORODI, 2010; TINOCO; WILSON, 2013; JABEUR, MEFTEH-WALI; CARMONA, 2021), surge a seguinte **questão de pesquisa**: indicadores relacionados com *ESG* e a utilização de diferentes métodos de *machine learning* contribuem para a previsão recuperação judicial de empresas brasileiras? O objetivo desta indagação é compreender e comprovar a relação de indicadores *ESG*, como transparência, governança e sustentabilidade, conseguem se relacionar com os pedidos de recuperação judicial de empresas brasileiras.

Além dessa introdução, o trabalho apresenta uma seção de revisão da literatura, apresentando uma revisão sobre recuperação judicial, trabalhos anteriores de previsão de recuperação judicial e falências no Brasil e sobre a temática *ESG*. Na sequência, é apresentada a amostra do trabalho e a metodologia utilizada na pesquisa, e por fim apresenta-se a seção de resultados do trabalho, a conclusão e as referências bibliográficas.

2 Recuperação Judicial

Com as restrições impostas em 2020 devido a pandemia do coronavírus, muitas empresas passaram por dificuldades financeiras por conta da queda das receitas e, nos casos mais graves, precisaram recorrer a medidas judiciais a fim de evitar a necessidade de encerramento da companhia. Nesse contexto, os números de pedidos de falência e recuperação judicial aumentaram 12,7% e 13,4%, respectivamente.

A literatura de finanças busca identificar comportamento semelhante entre as empresas que entram com pedido de recuperação judicial ou vão a falência, com o objetivo de auxiliar as companhias a conseguirem reestruturação e não precisar chegar a tal ponto. Altman (1968) é um dos mais relevantes estudos para a área ao identificar variáveis estatisticamente relevantes para a previsão de falência. A metodologia utilizada foi a análise discriminante, conforme detalhamento na Equação 1.

$$Z = 0,012 X_1 + 0,014 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006 X_4 + 0,999 X_5 \quad (1)$$

onde,

X_1 = capital de giro/ativos totais;

X_2 = lucros acumulados/ativos totais;

X_3 = lucros antes dos impostos e taxas/ativos totais;

X_4 = valor de mercado do patrimônio líquido/ativos totais;

X_5 = vendas/ativos totais.

Com isso, estudos subsequentes buscam utilizar outras variáveis financeiras com o objetivo de prever a solvência das empresas. Outro estudo de destaque para a área foi elaborado por Kanitz (1978). A partir da análise de balanços contábeis, foi construída a Equação 2.

$$Y = (0,05 RP + 1,65 LG + 3,55 LS) - (1,06 LC + 0,33 GE) \quad (2)$$

onde,

RP = rentabilidade do patrimônio = lucro líquido/patrimônio líquido;

LG = liquidez geral = ativo total/passivo total;

LS = liquidez seca = (ativo circulante – estoque)/passivo circulante;

LC = liquidez corrente = ativo circulante/passivo circulante;

GE = grau de endividamento = (passivo circulante + ativo não circulante)/patrimônio líquido.

A partir da aplicação da fórmula, se o resultado de Y for maior do que zero a empresa está na área de solvência e possui baixo risco de falência. Se o resultado estiver entre zero e -3 a empresa está na área de penumbra e merece atenção. Por fim, encontrado um valor abaixo de -3, a companhia deve ficar em alerta pois está na área de insolvência. Dessa forma, foi criado o termômetro de Kanitz.

Tais estudos são referências para a área, visto que ainda são utilizados. Stasko, Birzniece e Kebers (2021) fazem uma comparação entre a análise de empresas utilizando o Z-Score (ALTMAN, 1968) e por meio de *machine learning*, revelando que o Z-Score prevê com maior acurácia a falência de empresas da amostra utilizada.

Buele, Mora e Santiago (2021) também utilizam o Z-Score (ALTMAN, 1968) para prever falência. A amostra utilizada foi de empresas equatorianas do comércio de atacado e varejo e a pesquisa teve por objetivo verificar se as companhias possuíam risco de falência. Como resultado, foi detectado que todas as companhias analisadas possuíam indicadores solventes.

Ainda existem na literatura sobre recuperação judicial estudos com outros focos, principalmente utilizando de informações financeiras disponibilizadas pelas próprias companhias. Scabora (2019) diferencia-se dos estudos anteriores ao utilizar como base para a análise o fluxo de caixa das empresas e analisar a relação entre componentes da DFC e o pedido de recuperação judicial por meio de redes neurais artificiais. Jaki e Cwiek (2020) utilizam variáveis econômico-financeiras, como *net operation profit after taxes* (NOPAT), retorno das vendas, fluxo de caixa, passivo, lucros e o valor da empresa para estimar o risco de falência das empresas da amostra. Vargas e Miñano (2012) também utilizam variáveis contábeis, como ROE, ROI, ROA, taxa de solvência e liquidez, junto com variáveis de controle, a fim de analisá-las por meio de árvore de decisão e estabelecer quais são mais relevantes para a previsão do futuro de empresas.

Ferreira (2017) e Wijaya e Anantadjaya (2014) buscaram além de utilizar informações provenientes de balanços financeiros, utilizar variáveis macroeconômicas com o objetivo de desenvolver um modelo de previsão de entrada em recuperação judicial, utilizando a regressão logística. Os estudos concluíram que empresas com dificuldades financeiras são sensíveis à piora do cenário econômico.

Nesse sentido, Bezerra (2018) também analisa indicadores financeiros, macroeconômicos e de governança visando prever a insolvência de empresas brasileiras. Os indicadores que foram significantes na análise logística foram: 9 (nove) variáveis financeiras (Participação de capitais de terceiros, Endividamento total, Retorno sobre o ativo, Liquidez geral, Composição do endividamento, Giro do ativo, Imobilização do patrimônio líquido, Endividamento oneroso e Ciclo Financeiro), 1 (uma) variável macroeconômica (Produto Interno Bruto) e as (2) duas variáveis de governança corporativa (Nível de Governança Corporativa e Atraso na divulgação de demonstrações financeiras).

Belli (2020) utiliza de informações, como: setor da empresa, se é uma companhia de capital aberto ou fechado, se existe litisconsórcio ativo no processamento, idade da empresa quando ingressou com o pedido de recuperação judicial, dívida total listada na relação de credores, quantidade total de credores listados na relação de credores, menor percentual de votação por quantidade de credores e votação por valor de créditos para elaborar um modelo empírico de previsão de falências de empresas em recuperação judicial.

3 ESG

De acordo com Bouma *et al.* (2001) nos anos 90 não havia preocupação com o meio ambiente, nem por parte dos bancos, nem por parte dos clientes. No entanto, os autores afirmam que atualmente essa situação mudou. Com isso, é possível notar que cada vez mais a sigla *ESG* ganha espaço na academia, tendo em vista a preocupação das pessoas e, conseqüentemente, das empresas com o assunto.

De 1900 a 2010, notou-se aproximadamente 46.900 resultados para a busca “*ESG*” no Google Scholars, sendo que desses, 23.400 se referem a publicações entre 2000 e 2010. Podemos perceber o grande aumento da preocupação com o meio ambiente, questões sociais e governança quando verificamos as pesquisas de 2010 a 2021, tendo como resultado aproximadamente 45.500 retornos.

Desde 2000, a B3 mostra preocupação com a governança ao criar o Índice de Governança Corporativa e ao dividir as empresas com capital aberto em Novo Mercado, nível composto pelas empresas que aderem aos requisitos mais elevados, e ao criar os Níveis Diferenciados de Governança Corporativa, sendo o Nível 2 um nível intermediário e o Nível 1 composto por empresas que não demonstram grande preocupação com governança. O objetivo da antiga Bolsa de Valores de São Paulo é proporcionar um ambiente de negociação que estimulasse o interesse dos investidores e valorizasse as companhias.

O Novo Mercado passou por revisões em 2006 e 2011 e o regulamento atual está em vigor desde 2018. O regulamento descreve os compromissos que as empresas do segmento devem ter, principalmente referente à prestação de informações e fiscalização dos atos das companhias com a finalidade de reduzir as incertezas para os tomadores de decisão e, conseqüentemente, o risco.

Outro fato que impulsionou a preocupação com as políticas de transparência das empresas foi a criação da Lei Sarbanes-Oxley, em 2002. Após os escândalos em empresas como a Xerox e a Enron, o congresso americano utilizou da lei como um mecanismo de proteção aos stakeholders das empresas contra possíveis fraudes financeiras.

De acordo com Amel-Zadeh e Serafeim (2017), a maioria dos entrevistados do estudo utiliza dados de *ESG* para avaliação de investimentos porque é relevante para o desempenho financeiro da empresa, e os norte-americanos dão mais atenção a esses dados do que os europeus. Por outro lado, a maioria dos europeus acredita no uso de *ESG* por motivos éticos, enquanto que a pesquisa avalia que o uso é por motivos financeiros. Amel-Zadeh e Serafeim (2017) ainda mostram que o segundo motivo pelo qual os investidores utilizam esses dados é para avaliar o risco da empresa.

Ashbaugh-Skaife *et al.* (2006) mostram que a governança foi criada para solucionar os conflitos de agência. Um dos conflitos envolve a administração e os agentes externos, visto que casos de assimetria informacional envolvem o risco moral daqueles que estão disponibilizando a informação. Nesse sentido, os mecanismos de governança têm por objetivo reduzir este tipo de conflito ao promover uma melhor tomada de decisão gerencial e ao limitar o comportamento oportunista.

Além disso, o estudo mostra que a governança corporativa afeta o risco de crédito das empresas e, portanto, utilizaremos a variável neste estudo com o objetivo de verificar efetivamente o impacto. Switzer e Wang (2013) corroboram com essa visão e ainda acrescentam que, apesar de muitos estudos apontarem relação entre a governança e o risco de crédito são poucos os que mensuram o impacto.

Nesse sentido, esse estudo visa analisar o impacto da inclusão de variáveis *ESG* na previsão de recuperação judicial e falências de empresas. Para isso, serão utilizadas variáveis que indicam se a empresa possui preocupação com a questão ambiental, transparência e governança. Também serão utilizados os modelos de *machine learning* mais recorrentes na literatura com o objetivo de verificar se há melhor capacidade preditiva.

4 Metodologia

A metodologia utilizada será descritiva, quantitativa, caracterizada por uma investigação *ex post facto*. A modelagem utilizada será por meio dos modelos de regressão logística e análise discriminante. A escolha destes métodos ocorre, primeiramente, pelo fato da variável dependente ser binária, indicando se a empresa estava ou não em RJ e, se a empresa estava insolvente no período. Segundamente, nota-se que são os métodos mais utilizados na literatura desde 1968, visto que são métodos preditivos, conforme estudo bibliográfico de Pereira e Martins (2015).

Assim, o objetivo desta pesquisa é identificar as correlações entre indicadores financeiros e variáveis *ESG* e a saúde financeira da empresa. Para isso, a amostra será composta de empresas brasileiras em recuperação judicial com dados divulgados no Portal da Comissão de Valores Mobiliários (CVM) e uma amostra de controle para verificar semelhanças e diferenças entre os grupos da análise.

O período analisado será de 2010 a 2020, utilizando dados trimestrais, sendo esse período adotado em razão do início da obrigatoriedade das normas internacionais de contabilidade no Brasil de acordo com o *International Financial Reporting Standards* (IFRS) e para obter uma amostra com empresas que faliram, empresas que continuam em recuperação judicial e para ter dados daquelas que obtiveram sucesso e saíram do processo de RJ.

Primeiramente analisaremos o desempenho financeiro das empresas que estiveram em recuperação judicial na janela temporal supracitada, utilizando tanto indicadores tradicionais quanto medidas *ESG*, os quais foram determinados a partir de pesquisas anteriores, como Jaki e Cwiek (2020), Vargas e Miñano (2012), Bezerra (2018) e Belli (2020), mas que utilizam, em sua grande maioria, indicadores propostos pela literatura tradicional. Segundamente, a amostra será analisada levando em consideração se a empresa faliu ou não.

As variáveis dependentes tradicionais utilizadas para este trabalho são: ROA, endividamento, endividamento oneroso, liquidez geral, composição do endividamento, giro do ativo e imobilizado sobre patrimônio líquido (PL).

Tabela 1 – Variáveis Financeiras

Variável	Definição	Código
----------	-----------	--------

Retorno sobre o Ativo	$NOPAT/AT$	ROA
Endividamento	$(PC+PNC)/PL$	CapTerc
Índice de Endividamento Oneroso	PF/AT	EndOner
Liquidez Geral	$(AC+RLP)/(PC+PNC)$	LiqGeral
Composição do Endividamento	$PC/(PC+PNC)$	CompEnd
Giro do Ativo	RL/AT	GiroAt
Imobilização do Patrimônio Líquido	$Imob/PL$	ImobPL

Fonte: elaborada pelos autores.

Como diferencial, foram utilizadas variáveis *dummy* buscando identificar se a empresa possui práticas *ESG*, como: i) se a empresa publica relatório de sustentabilidade; ii) se a empresa possui destaque nas práticas de transparência, segundo dados da Associação Nacional de Executivos (ANEFAC); iii) se a empresa possui índice de governança da Brasil, Bolsa, Balcão (B3).

Tabela 2 – Variáveis *ESG*

Variável	Definição	Código
Ambiental	0 se não divulga relatório de sustentabilidade 1 se divulga relatório de sustentabilidade	Amb
Transparência	0 se não possui reconhecimento da ANEFAC 1 se possui reconhecimento da ANEFAC	Transp
Governança	0 se não possui nível de governança corporativa 1 se possui nível de governança corporativa	Gov

Fonte: elaborada pelos autores.

Após montagem da base de dados com informações extraídas dos demonstrativos financeiros das empresas na plataforma Economática®, do Portal da Comissão de Valores Mobiliários (CVM), da Valor Pro®, do site da ANEFAC e das próprias companhias, a análise inicial será feita comparando os resultados da regressão logística com e sem a inclusão das variáveis *ESG* para i) a previsão de RJ e ii) previsão de insolvência. Para a análise dos resultados de forma com que seja possível atingir os resultados esperados, a análise será feita considerando como variável independente: 1 – se a empresa estava em RJ ou não para cada período; 2 – se a empresa faliu ou não.

Para a avaliação dos dados foi utilizado um modelo logit ordenado utilizando o método de máxima verossimilhança, de acordo com Greene (2003). Foram elaborados dois modelos, um considerando o período que a empresa esteve em RJ e outro considerando se a empresa faliu, de acordo com as Equações 3 e 4.

$$RJit = \beta \times VI it + \varepsilon it \tag{3}$$

Em que:

RJit: representa se a empresa está ou não em RJ;

VI it: representa as variáveis independentes do modelo;

εit: erro usual do modelo.

Em que o *RJit* representa se a empresa estava ou não em RJ para cada uma das observações e *VI* o conjunto de variáveis independentes dos modelos.

$$FALit = \beta \times VI it + \varepsilon it \tag{4}$$

Em que:

FALit: representa se a empresa faliu ou não no período analisado;

VI it: representa as variáveis independentes do modelo;

εit: erro usual do modelo.

Na Equação 4, *FALit* representa se a empresa faliu ou não e *VI* permanece como o conjunto de variáveis independentes dos modelos.

Após a elaboração dos modelos foram analisadas quais variáveis independentes eram significantes, por meio de regressão logística utilizando de *stepwise* e a capacidade preditiva de cada modelo.

Da mesma forma, foi realizada a análise discriminante separada em dois grupos: i) se a empresa estava ou não em RJ e ii) se a empresa faliu ou não. A seguir serão demonstrados os resultados e discussões.

5 Apresentação e Análise dos Resultados

Os resultados do trabalho estão organizados na seguinte estrutura: análise descritiva dos dados e resultados dos modelos para as empresas considerando RJ e depois considerando as falências.

Os dados apontam maior concentração de dados de ambas as amostras para níveis negativos, ou seja, quando as empresas não estão em RJ ou não faliram.

Tabela 3 – Descrição das variáveis *dummy*

<i>Dummy</i>	RJ	Insolvência
	Observações	Observações
0	2,396	2,705
1	516	207
Total	2,912	2,912

Fonte: elaborada pelos autores.

Para a construção do modelo também foram utilizadas variáveis discretas: i) ambiental; ii) transparência e iii) governança. Na amostra verifica-se que 46,14% das empresas divulgam relatório de sustentabilidade; 16,25% possuem índices de transparência e 52,46% possuem algum nível de governança estabelecido pela B3.

Na Tabela 4 são apresentados os resultados do modelo avaliando os períodos em RJ.

Tabela 4 – Resultados Períodos em RJ

Variável	Coefficiente	Desvio Padrão	P- valor
<i>Ambiental</i>	-1.15	0.14	0.000

<i>Imobpl</i>	-0.03	0.01	0.022
<i>Govern</i>	0.29	0.13	0.025
<i>Compend</i>	-1.33	0.11	0.000
<i>Capterc</i>	0.009	0.003	0.010
<i>Endoner</i>	0.26	0.08	0.001
<i>cons</i>	-0.04	0.10	0.697

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

Os resultados apontam, com significância estatística máxima de 5%, para a importância das variáveis ambiental, imobilizado sobre PL, governança, composição do endividamento, capital de terceiros e endividamento oneroso.

Na Tabela 5 são apresentados os resultados do modelo avaliando os períodos em RJ.

Tabela 5 – Resultados Períodos Insolvência

Variável	Coefficiente	Desvio Padrão	P- valor
<i>Ambiental</i>	-0.37	0.18	0.041
<i>Transp</i>	-0.81	0.26	0.002
<i>Govern</i>	2.47	0.26	0.000
<i>Compend</i>	-1.25	0.17	0.000
<i>Capterc</i>	0.01	0.005	0.007
<i>Endoner</i>	1.40	0.13	0.000
<i>Giroat</i>	0.61	0.15	0.000
<i>cons</i>	-3.95	0.30	0.000

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

Os resultados apontam, com significância estatística máxima de 5%, para a importância das variáveis ambiental, transparência, governança, composição do endividamento, capital de terceiros, endividamento oneroso e giro do ativo.

Após a estimação dos modelos foram verificadas as capacidades de previsão dos modelos.

Tabela 6 – Matriz de Confusão Períodos em RJ

Classificação	D	~D	Total
+	50	66	116
-	462	2197	2659
Total	512	2263	2775

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

Tabela 7 – Matriz de Confusão Insolvência

Classificação	D	~D	Total
+	42	21	63
-	159	2553	2712
Total	201	2574	2775

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

No caso dos períodos em RJ os resultados indicam acerto para mais de 80% da amostra observada e no caso da observação de insolvência as porcentagens são superiores a 93%. Ainda pode ser observado que a inclusão das variáveis *ESG* não causa grandes alterações na capacidade preditiva do modelo, mas no caso da avaliação de falências, aumentou o coeficiente de determinação em 10%.

A fim de verificar possíveis diferenças e analisar se existe um método com maior capacidade preditiva, a avaliação por análise discriminante também foi realizada. Os resultados do grupo i (períodos em RJ) são expostos abaixo:

Tabela 8 – Teste de Igualdade das Médias dos Grupos

	Lambda de Wilks	F	Df1	Df2	Sig.
Ambiental	0,930	210,056	1	2773	<0,001
Transp	0,976	66,811	1	2773	<0,001
Govern	0,988	34,397	1	2773	<0,001
ROA	0,951	142,918	1	2773	<0,001
CapTerc	0,996	12,265	1	2773	<0,001
EndOner	0,933	198,689	1	2773	<0,001
LiqGeral	1,000	0,018	1	2773	0,892
CompEnd	0,986	40,139	1	2773	<0,001
GiroAt	0,998	4,963	1	2773	0,026
ImobPL	1,000	0,868	1	2773	0,352

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

No nível de significância de 5%, podemos inferir que somente as variáveis LiqGeral ($p = 0,892$) e ImobPL ($p = 0,352$) não são discriminantes. Abaixo, a matriz de correlação mostra que as variáveis analisadas não possuem grandes correlações.

Tabela 9 - Matriz de Correlação

	Amb	Trans	Gov	ROA	Cap Terc	End Oner	Liq Geral	Comp End	GiroAt	ImobPL
Ambiental	1									
Transp	0,390	1								
Govern	0,509	0,322	1							
ROA	0,100	0,224	-0,071	1						
CapTerc	-0,014	-0,006	-0,034	-0,009	1					
EndOner	-0,084	-0,047	0,015	-0,249	-0,024	1				
LiqGeral	-0,048	-0,030	-0,030	-0,052	-0,003	0,024	1			
CompEnd	-0,079	-0,012	-0,102	0,106	-0,002	-0,099	-0,017	1		
Giro At	-0,062	-0,041	-0,058	0,064	-0,009	-0,062	0,003	0,063	1	
ImobPL	-0,017	-0,001	-0,055	0,011	0,860	-0,028	-0,005	0,091	0,002	1

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

Os resultados da classificação demonstram que 82,3% dos casos agrupados originais foram classificados corretamente.

Tabela 10 – Resultados da Classificação

Original	Contagem	Período em RJ	Associação ao grupo prevista		Total
			0	1	
		0	2360	36	2396
		1	478	38	516
	%	0	98,5	1,5	100,0
		1	92,6	7,4	100,0

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

Já para o grupo ii, a análise é exposta na tabela 11.

Tabela 11 – Teste de Igualdade das Médias dos Grupos

	Lambda de Wilks	F	Df1	Df2	Sig.
--	-----------------	---	-----	-----	------

Ambiental	0,999	2,723	1	2773	0,099
Transp	1,000	0,262	1	2773	0,609
Govern	0,979	58,688	1	2773	<0,001
ROA	0,980	57,795	1	2773	<0,001
CapTerc	1,000	1,214	1	2773	0,271
EndOner	0,847	500,008	1	2773	<0,001
LiqGeral	1,000	0,219	1	2773	0,640
CompEnd	0,995	13,684	1	2773	<0,001
GiroAt	1,000	0,070	1	2773	0,792
ImobPL	0,997	7,222	1	2773	0,007

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

No nível de significância de 5%, podemos inferir que as variáveis Ambiental, Transp, CapTerc, LiqGeral e GiroAt não são discriminantes. Abaixo, a matriz de correlação mostra que as variáveis analisadas não possuem grandes correlações.

Tabela 12 – Matriz de Correlação

	Amb	Trans	Gov	ROA	CapTer	End Oner	Liq Geral	Comp End	Giro At	Imob PL
Ambiental	1									
Transp	0,390	1								
Govern	0,509	0,322	1							
ROA	0,100	0,224	-0,071	1						
CapTerc	-0,014	-0,006	-0,034	-0,009	1					
EndOner	-0,084	-0,047	0,015	-0,249	-0,024	1				
LiqGeral	-0,048	-0,030	-0,030	-0,052	-0,003	0,024	1			
CompEnd	-0,079	-0,012	-0,102	0,106	-0,002	-0,099	-0,017	1		
Giro At	-0,062	-0,041	-0,058	0,064	-0,009	-0,062	0,003	0,063	1	
ImobPL	-0,017	-0,001	-0,055	0,011	0,860	-0,028	-0,005	0,091	0,002	1

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

Os resultados da classificação demonstram que 93,8% dos casos agrupados originais foram classificados corretamente.

Tabela 13 – Resultados da Classificação

	Período em RJ	Associação ao grupo prevista		Total
		0	1	
Original	Contagem	0	2675	2705
	%	1	151	207
		0	98,9	100,0
		1	72,9	27,1
				100,0

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

Se comparados os resultados da regressão logística com a análise discriminante, nota-se que apesar da diferença entre algumas variáveis significantes, o nível de acerto em ambas as análises é semelhante. A análise discriminante possui um percentual ligeiramente maior tanto quando a análise é feita observando os períodos em RJ, quanto a insolvência.

Tabela 14 – Comparação Acertos Regressão Logística e Análise Discriminante

	Período em RJ	Falência
Regressão Logística	80,97%	93,51%
Análise Discriminante	82,30%	93,80%

Fonte: resultados da pesquisa (2022).

Abaixo é feita a comparação entre os resultados da regressão logística e da análise discriminante considerando os períodos em que as empresas estiveram em RJ. Observa-se que as variáveis ambiental, governança, composição do endividamento, capital de terceiros e endividamento oneroso são significantes em ambos os casos.

Tabela 15 – Comparação Variáveis Significantes RJ

	Regressão Logística	Análise Discriminante
Ambiental	0.000	<0,001
Transp	-	<0,001
Govern	0.025	<0,001
ROA	-	<0,001
Imobpl	0.022	0,352
Compend	0.000	<0,001
Capterc	0.010	<0,001
Endoner	0.001	<0,001
Liqgeral	-	0,892
Giroat	-	0,026

Fonte: elaborada pelos autores.

A mesma comparação é feita considerando a insolvência. As variáveis significantes em ambas as análises foram: governança, composição do endividamento e endividamento oneroso.

Tabela 16 – Comparação Variáveis Significantes Insolvência

	Regressão Logística	Análise Discriminante
Ambiental	0.041	0,099
Transp	0.002	0,609
Govern	0.000	<0,001
ROA	-	<0,001
Imobpl	-	0,007
Compend	0.000	<0,001
Capterc	0.007	0,271
Endoner	0.000	<0,001
Liqgeral	-	0,640
Giroat	0.000	0,792

Fonte: elaborada pelos autores.

Portanto, como resultado deste estudo observamos que a diferença de acertos usando regressão logística ou análise discriminante não é significativa. Também foi observada a melhora na capacidade preditiva dos modelos ao incluir as variáveis *ESG*, visto que independente do modelo de *machine learning* utilizado, pelo menos uma das variáveis é significativa. Por fim, as variáveis ambiental, governança, composição do endividamento, capital de terceiros e endividamento oneroso são destaque, dentre as variáveis analisadas, no caso de RJ e as variáveis governança, composição do endividamento e endividamento oneroso são destaque quando é analisada a insolvência.

6 Considerações Finais

Diante das últimas crises financeiras globais, a recuperação judicial de empresas ganhou destaque devido ao grande número de empresas que recorrem a esse mecanismo visando evitar a falência. Apesar dos diversos estudos na área de recuperação judicial e falências, a constante mudança de fatores relevantes para as empresas faz com que sejam necessárias atualizações. Logo, observa-se uma lacuna de pesquisa entre o desempenho das empresas e a predição de recuperação judicial, visto que os estudos são focados na predição de falência.

A metodologia proposta é descritiva, quantitativa, caracterizada por uma investigação

ex post facto. A análise foi feita entre 2010 a 2020 para empresas brasileiras, com dados trimestrais, sendo esse período adotado em razão do início da obrigatoriedade das normas internacionais de contabilidade no Brasil, de acordo com o International Financial Reporting Standards (IFRS) e por conta da alteração da Lei de Recuperação Judicial e Falências, a lei nº 11.101 (BRASIL, 2005).

A amostra foi segmentada em dois grupos de análises: i) períodos em RJ e ii) insolvência. Nos dois casos as amostras são compostas por 2,776 observações, para um total de 72 empresas.

Para a amostra i, os resultados apontam, com significância estatística máxima de 5%, para a importância das variáveis ambiental, imobilizado sobre PL, governança, capital de terceiros, endividamento oneroso, giro do ativo e composição do endividamento. Para as empresas da segunda amostra, os resultados apontam para a importância das variáveis ambiental, transparência, governança, capital de terceiros, endividamento oneroso, giro do ativo e composição do endividamento.

Com relação a capacidade preditiva dos modelos, os resultados apontam alto grau de ajuste dos modelos em ambas as amostras. No caso da avaliação dos períodos em RJ, os resultados indicam acerto para mais de 80% da amostra observada e no caso da insolvência, a porcentagem é superior a 93% de ajuste no modelo de previsão. Concluímos também que não há diferença significativa entre a regressão logística e a análise discriminante.

Os resultados se alinham aos estudos de Vargas e Miñano (2012) e Bezerra (2018) que reforçam a importância das variáveis econômicas e financeiras para a previsão de recuperação e falência, ainda cabe destacar que o presente estudo contribui para a literatura ao avaliar as variáveis relacionadas com *ESG*, as quais se mostraram significantes e os modelos tiveram melhor ajuste do que quando elas não são consideradas.

Os achados da pesquisa reforçam a importância dos modelos gerados para as empresas em recuperação judicial e falência no sentido de auxiliar a tomada de decisão por parte dos gestores e investidores. Assim, por meio das variáveis apresentadas é possível uma previsão do resultado do futuro da empresa com elevado grau de ajuste. Como sugestão para pesquisas futuras, o estudo indica a utilização de outras variáveis nos modelos e a inclusão de pequenas e médias empresas.

Referências

ALTMAN, Eduard I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **The Journal of Finance**, [s.l.], v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2978933>. Acesso em: 23 jul. 2022.

AMEL-ZADEH, Amir; SERAFEIM, George. Why and How Investors Use ESG Information: Evidence from a Global Survey. **Harvard Business School Working Paper**, Boston, v. 74, p. 87-103, 2017. Disponível em: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2925310. Acesso em: 14 ago. 2022.

ASHBAUGH-SKAIFE, Hollis; COLLINS, Daniel W.; LAFOND, Ryan. The effects of corporate governance on firms' credit ratings. **Journal of Accounting and Economics**, [s.l.], n. 42, p. 203-243, 2006. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S016541010600036X>. Acesso em: 14 ago. 2022.

BELLI, Mariana N. **Previsão de sobrevivência para empresas em recuperação judicial**. 2020. 47 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) - Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado, São Paulo, 2020. Disponível em: <http://tede.fecap.br:8080/handle/123456789/869>. Acesso em: 17 jul. 2022.

BEZERRA, Elenildo S. **Efeito de indicadores financeiros, macroeconômicos e de governança corporativa na previsão de insolvência em empresas da B3**. 2018. 67 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2018. Disponível em: <https://repositorio.ufpe.br/handle/123456789/30003>. Acesso em: 18 jul. 2022.

BOUMA, Jan J.; JEUEKEN, Marcel; KLINKERS, Leon. **Sustainable banking: the greening of finance**. Sheffield: Greenleaf Publishing Limited, 2001.

BRASIL. **Lei nº. 11.101**, de 9 de fevereiro de 2005. Regula a recuperação judicial, a extrajudicial e a falência do empresário e da sociedade empresária. *Diário Oficial da União*. Brasília, DF, v. 01, edição extra, 2005.

BRASIL. **Lei nº. 14.112**, de 24 de dezembro de 2020. Altera as Leis nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005, nº 10.522, de 19 de julho de 2002, e nº 8.929, de 22 de agosto de 1994, para atualizar a legislação referente à recuperação judicial, à recuperação extrajudicial e à falência do empresário e da sociedade empresária. *Diário Oficial da União*. Brasília, DF, v. 01, edição extra, 2020.

BRASIL. Câmara dos Deputados. **Projeto de Lei nº. 1.397, de 01 de abril de 2020**. Institui medidas de caráter emergencial destinadas a prevenir a crise econômico-financeira de agentes econômicos; e altera, em caráter transitório, o regime jurídico da recuperação judicial, da recuperação extrajudicial e da falência. Brasília: Câmara dos Deputados, 2020. Disponível em: <https://www.camara.leg.br/proposicoesWeb/fichadetramitacao?idProposicao=2242664>. Acesso em: 19 jul. 2022.

BUELE, Irene; MORA, Andrea; SANTIAGO, Solano. Ecuadorian wholesale and retail trade companies: analysis of the financial situation and bankruptcy forecast under Altman Z-Score. **Academy of Accounting and Financial Studies Journal**, [s.l.], v. 25, p. 174-185, 2021. Disponível em: <https://www.abacademies.org/articles/ecuadorian-wholesale-and-retail-trade-companies-analysis-of-the-financial-situation-and-bankruptcy-forecast-under-altman-zscore-10149.html>. Acesso em: 16 jul. 2022.

IPEA - Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. **IPEA Data**. [s. l.], 2022. Disponível em: <http://www.ipeadata.gov.br/Default.aspx>. Acesso em: 18 jul. 2022.

FERREIRA, Guilherme da Silva. **Modelo de previsão de entrada em recuperação judicial**. 2017. 35 p. Dissertação (Mestrado em Finanças) - Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2017. Disponível em: <https://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/handle/10438/20171>. Acesso em: 17 jul. 2022.

FIRK, Sebastian; RICHTER, Sven; WOLFF, Michael. Does value-based management facilitate managerial decision-making? An analysis of divestiture decisions. **Management Accounting Research**, [s.l.], v. 51, p. 12-30, 2021. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/sdfe/reader/pii/S104450052100010X/pdf>. Acesso em: 23 jul. 2022.

JABEUR, Sami ben; MEFTEH-WALI, Salma; CARMONA, Pedro. The impact of institutional and macroeconomic conditions on aggregate business bankruptcy. **Structural Change and Economic Dynamics**, [s.l.], v. 59, p. 108-119, 2021. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0954349X21001053>. Acesso em: 17 jul. 2022.

JAKI, Andrzej; CWIEK, Wojciech. Bankruptcy prediction models based on value measures. **Risk Financial Management**, [s.l.], v. 14, p. 1-14, 2021. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1911-8074/14/1/6>. Acesso em: 17 jul. 2022.

KANITZ, Stephen Charles. **Como prever falências**. São Paulo: McGraw do Brasil, 1978.

KOROL, Thomasz; KORODI, Adrian. Predicting bankruptcy with the use of macroeconomic variables. **Economic computation and economic cybernetics studies and research**, [s.l.], v. 44, p. 201-221, 2010. Disponível em: <http://www.ecocyb.ase.ro/ABSTRACTS,%201,2010.pdf>. Acesso em: 18 jul. 2022.

LIBERATO, Liliana. Pedidos de falência avançam 12,7% em 2020. **Boa Vista Serviços**, São Paulo, 2020. Disponível em: <https://www.boavistaservicos.com.br/blog/releases/pedidos-de-falencia-avancam-127-em-2020/>. Acesso em: 20 jul. 2022.

PEREIRA, Vinicius Silva; MARTINS, Vidigal Fernandes. Estudos de previsão de falências – uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, Florianópolis, v. 12, n. 26, p. 163-196, 2015. Disponível em: <https://periodicos.ufsc.br/index.php/contabilidade/article/view/2175-8069.2015v12n26p163>. Acesso em: 20 jul. 2022.

SCABORA, Filipe Casellato. **Fatores determinantes da recuperação judicial considerando os fluxos de caixa das firmas**. 2019. 77 p. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, 2019. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/96/96133/tde-29112019-152711/pt-br.php>. Acesso em: 19 jul. 2022.

SERASA EXPERIAN. **Dados sobre empresas em recuperação judicial**. [s. l.], 2022. Disponível em: <https://www.serasaexperian.com.br/sala-de-imprensa/analise-de-dados/>. Acesso em: 19 jul. 2022.

SILVA, Vinicius Augusto Brunassi; SAMPAIO, Joelson Oliveira; NETTO, Humberto Gallucci. Pedidos de Recuperação Judicial no Brasil: Uma Explicação com Variáveis Econômicas. **Revista Brasileira de Finanças**, São Paulo, v. 16, p. 429-454, 2018. Disponível em: <https://bibliotecadigital.fgv.br/ojs/index.php/rbfin/article/download/69254/74322/162037#:~:text=Utilizando%20uma%20amostra%20de%20131,entre%20as%20principais%20justificativas%20apontadas>. Acesso em: 19 jul. 2022.

- STASKO, Arnis; BIRZNIECE, Ilze; KEBERS, Girts. Development of bankruptcy prediction model for Latvian Companies. **Complex Systems Informatics and Modeling Quarterly**, [s.l.], v. 27, p. 45-59, 2021. Disponível em: <https://csimq-journals.rtu.lv/article/view/csimg.2021-27.02>. Acesso em: 23 jul. 2022.
- SWITZER, Lorne N.; WANG, Jun. Default Risk Estimation, Bank Credit Risk, and Corporate Governance. **Financial Markets, Institutions & Instruments**, [s.l.], p. 91-112, 2013. Disponível em: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2254173. Acesso em: 14 ago. 2022.
- TINOCO, Mario Hernandez; WILSON, Nick. Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. **International Review of Financial Analysis**, [s.l.], v. 30, p. 394-419, 2013. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1057521913000227>. Acesso em: 14 ago. 2022.
- SEGOVIA-VARGAS, María Jesus; CAMACHO-MIÑANO, María del Mar. ¿Qué indicadores económico-financieros podrían condicionar la decisión del experto independiente sobre la supervivencia de una empresa en su fase preconcursal? Evidencia empírica en España. **Cuadernos de Contabilidad**, Bogotá, v. 13, p. 97-119, 2012. Disponível em: http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0123-14722012000100005&script=sci_abstract&tlng=es. Acesso em: 20 jul. 2022.
- WIJAYA, Sienly Veronica; ANANTADJAYA, Samuel. P. D. Bankruptcy Prediction Model: An Industrial Study in Indonesian Publicly-Listed Firms During 1999-2010. **Review of Integrative Business & Economics Research**, [s.l.], v. 3, p. 13-41, 2014. Disponível em: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2396807. Acesso em: 13 ago. 2022.
- WOOLDRIDGE, Jeffrey. **Econometric analysis of cross section and panel data**. Cambridge: The MIT Press, 2010.