

**CONGRESSO INTERNACIONAL DE  
DIREITO E INTELIGÊNCIA  
ARTIFICIAL**

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E TECNOLOGIAS  
APLICADAS AO DIREITO IV**

**ANA CAROLINA REIS PAES LEME**

---

I61

Inteligência artificial e tecnologias aplicadas ao direito IV [Recurso eletrônico on-line] organização Congresso Internacional de Direito e Inteligência Artificial: Skema Business School – Belo Horizonte;

Coordenadores: Leonardo Vieira Wandelli, Ana Carolina Reis Paes Leme e José Eduardo Chaves Júnior – Belo Horizonte: Skema Business School, 2020.

Inclui bibliografia

ISBN: 978-65-5648-103-6

Modo de acesso: [www.conpedi.org.br](http://www.conpedi.org.br) em publicações

Tema: Desafios da adoção da inteligência artificial no campo jurídico.

1. Direito. 2. Inteligência Artificial. 3. Tecnologia. I. Congresso Internacional de Direito e Inteligência Artificial (1:2020 : Belo Horizonte, MG).

CDU: 34

---



# CONGRESSO INTERNACIONAL DE DIREITO E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

## INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E TECNOLOGIAS APLICADAS AO DIREITO IV

---

### **Apresentação**

É com enorme alegria que a SKEMA Business School e o CONPEDI – Conselho Nacional de Pesquisa e Pós-graduação em Direito apresentam à comunidade científica os 14 livros produzidos a partir dos Grupos de Trabalho do I Congresso Internacional de Direito e Inteligência Artificial. As discussões ocorreram em ambiente virtual ao longo dos dias 02 e 03 de julho de 2020, dentro da programação que contou com grandes nomes nacionais e internacionais da área, além de 480 pesquisadoras e pesquisadores inscritos no total. Estes livros compõem o produto final deste que já nasce como o maior evento científico de Direito e da Tecnologia do Brasil.

Trata-se de coletânea composta pelos 236 trabalhos aprovados e que atingiram nota mínima de aprovação, sendo que também foram submetidos ao processo denominado double blind peer review (dupla avaliação cega por pares) dentro da plataforma PublicaDireito, que é mantida pelo CONPEDI. Os quatro Grupos de Trabalho originais, diante da grande demanda, se transformaram em 14 e contaram com a participação de pesquisadores de 17 Estados da federação brasileira. São cerca de 1.500 páginas de produção científica relacionadas ao que há de mais novo e relevante em termos de discussão acadêmica sobre os temas Direitos Humanos na era tecnológica, inteligência artificial e tecnologias aplicadas ao Direito, governança sustentável e formas tecnológicas de solução de conflitos.

Os referidos Grupos de Trabalho contaram, ainda, com a contribuição de 41 proeminentes professoras e professores ligados a renomadas instituições de ensino superior do país, os quais indicaram os caminhos para o aperfeiçoamento dos trabalhos dos autores. Cada livro desta coletânea foi organizado, preparado e assinado pelos professores que coordenaram cada grupo. Sem dúvida, houve uma troca intensa de saberes e a produção de conhecimento de alto nível foi, certamente, o grande legado do evento.

Neste norte, a coletânea que ora torna-se pública é de inegável valor científico. Pretende-se, com esta publicação, contribuir com a ciência jurídica e fomentar o aprofundamento da relação entre a graduação e a pós-graduação, seguindo as diretrizes oficiais. Fomentou-se, ainda, a formação de novos pesquisadores na seara interdisciplinar entre o Direito e os vários campos da tecnologia, notadamente o da ciência da informação, haja vista o expressivo

número de graduandos que participaram efetivamente, com o devido protagonismo, das atividades.

A SKEMA Business School é entidade francesa sem fins lucrativos, com estrutura multicampi em cinco países de continentes diferentes (França, EUA, China, Brasil e África do Sul) e com três importantes creditações internacionais (AMBA, EQUIS e AACSB), que demonstram sua vocação para ensino e pesquisa de excelência no universo da economia do conhecimento. A SKEMA, cujo nome é um acrônimo significa School of Knowledge Economy and Management, acredita, mais do que nunca, que um mundo digital necessita de uma abordagem transdisciplinar.

Agradecemos a participação de todos neste grandioso evento e convidamos a comunidade científica a conhecer nossos projetos no campo do Direito e da tecnologia. Já está em funcionamento o projeto Nanodegrees, um conjunto de cursos práticos e avançados, de curta duração, acessíveis aos estudantes tanto de graduação, quanto de pós-graduação. Até 2021, será lançada a pioneira pós-graduação lato sensu de Direito e Inteligência Artificial, com destacados professores da área.

Agradecemos ainda a todas as pesquisadoras e pesquisadores pela inestimável contribuição e desejamos a todos uma ótima e proveitosa leitura!

Belo Horizonte-MG, 07 de agosto de 2020.

Profª. Drª. Geneviève Daniele Lucienne Dutrait Poulingue

Reitora – SKEMA Business School - Campus Belo Horizonte

Prof. Dr. Edgar Gastón Jacobs

Coordenador Acadêmico da Pós-graduação de Direito e Inteligência Artificial da SKEMA Business School

# REDES NEURAS ARTIFICIAIS NA PREVISÃO DE RECUPERAÇÃO JUDICIAL REORGANIZATION PREDICTION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Filipe Casellato Scabora <sup>1</sup>  
Marcelo Botelho da Costa Moraes <sup>2</sup>

## Resumo

Os efeitos da insolvência das organizações levaram, desde os anos 1960, inúmeros pesquisadores a investigarem as causas da falência, desenvolvendo modelos que buscassem prever (e prevenir) a ocorrência desses eventos. Contudo, apesar das evidências de que modelos mais modernos possuem melhor performance, a utilização de ferramentas de inteligência artificial, que conjuguem outros indicadores que não meramente índices financeiros, permanece subutilizada, mormente para dados brasileiros e mesmo as pesquisas existem não se preocupam em distinguir as figuras da recuperação judicial, falência e insolvência, apesar das significativas diferenças entre esses institutos.

**Palavras-chave:** Recuperação judicial, Previsão, Redes neurais

## Abstract/Resumen/Résumé

From the 1960s onwards, the effects of insolvency led researchers to investigate the causes of bankruptcy and developing forecasting models to predict (and prevent) its occurrence. Notwithstanding, although evidences shows that modern models perform better, using artificial intelligence tools, which combine other indicators that are not merely financial indexes, remains under represented, especially for Brazilian data and even the existing researches are not concerned with distinguishing reorganization, bankruptcy and insolvency, despite significant differences among such figures.

**Keywords/Palabras-claves/Mots-clés:** Reorganization, Predicting, Neural networks

---

<sup>1</sup> Doutorando e mestre em Controladoria e Contabilidade pela FEARP-USP, bacharel em ciências contábeis pela FEARP-USP e em direito pela UNESP. Professor nos programas de pós-graduação da FGV, Fundace e EPD

<sup>2</sup> Pós-Doutorado no Massachusetts Institute of Technology (MIT), Doutor e Mestre pela EESC/USP e bacharel em Ciências Contábeis (FEARP/USP). Professor Doutor da FEARP/USP, nos cursos de graduação, mestrado e doutorado.

## 1. Introdução

De acordo com o indicador Serasa Experian de Falências e Recuperações, o número de pedidos de recuperação judicial (RJ) tem crescido sistematicamente desde a edição da Lei nº. 11.101/05 (SERASA, 2018), tendência que se acentuou com a crise mundial de 2008 e tem se reproduzido mundo afora (EVANS; BORDERS, 2014). Apesar dos eventos contemporâneos (i.e., crise mundial e investigações criminais) que podem ter contribuído para a sua proliferação, RJ e falência não são problemas recentes (BAIRD, 1991). Os efeitos deletérios da insolvência para investidores e credores instigou a proliferação de modelos preditivos, principalmente a partir da década de 1960 (ALTMAN, 1968).

Aziz e Dar (2006) apresentam uma classificação tripartite para esses modelos de previsão, divididos de acordo com a sua natureza teórica, estatística e de inteligência artificial (IA). Pereira e Martins (2016) apesar de evidenciarem o avanço na utilização de modelos de IA a partir dos anos 1990, demonstram tratar-se de uma abordagem ainda bastante embrionária, mormente no Brasil, mesmo diante de inúmeras evidências de que a adoção de indicadores não financeiros e métodos alternativos de pesquisa (como a IA) têm potencial de apresentar resultados mais eficazes e promissores (JONES et al., 2017; JONES et al., 2015).

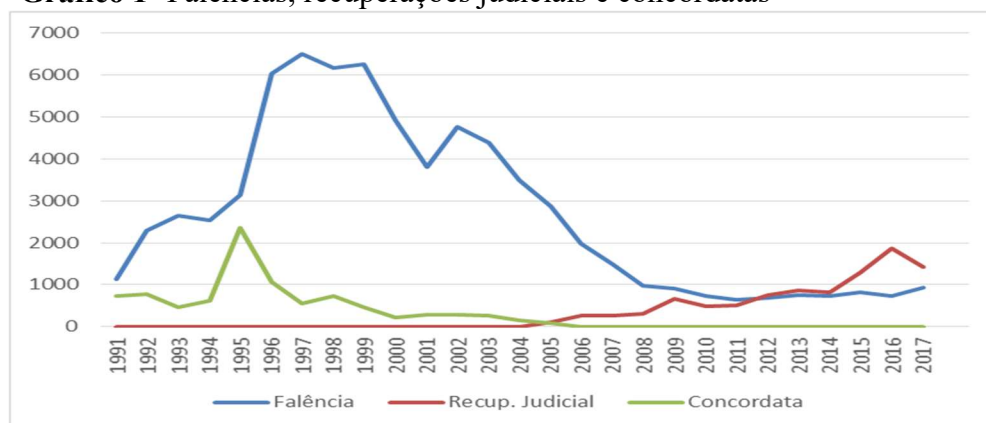
As pesquisas em previsão de insolvência no Brasil também têm se limitado em razão do evento preditivo que pretendem ver analisado. Em sua grande maioria, os estudos sobre o tema no País (ELIZABETSKY, 1976; KANITZ, 1978; MATIAS, 1978) estão circunscritos, a observar a capacidade preditiva de modelos até o ponto da insolvência técnica ou da falência, não demonstrando grandes preocupações em segregar a RJ como evento digno de nota.

Diante disso é que se apresentam as questões de pesquisa deste trabalho: *quais os fatores determinantes da RJ considerando os fluxos de caixa evidenciados na Demonstração de Fluxo de Caixa (DFC)? E, adicionalmente: o método de Redes Neurais Artificiais (RNA) apresenta melhores resultados do que técnicas tradicionais, como a regressão linear e logística?*

## 2. Referencial Teórico

Os dados do indicador Serasa Experian de Falências e Recuperações (Gráfico 1) reforçam a concepção de que há certa correlação entre os pedidos de RJ e crises, como evidenciam os índices acentuados dos anos de 2009 e 2016, por exemplo, que se sucederam à crise financeira mundial e à crise política no Brasil.

**Gráfico 1-** Falências, recuperações judiciais e concordatas



Fonte: elaborado pelo autor a partir dos dados do Serasa (2018)

Os eventos de crise podem ser de origem econômica, financeira ou patrimonial. Crise econômica ocorre quando as vendas dos produtos ou serviços não são suficientes à manutenção do negócio. A crise financeira acontece quando o empresário tem falta de recursos disponíveis para pagar suas prestações obrigacionais. Já a crise patrimonial se faz sentir quando o ativo é menor do que o passivo, logo, os débitos superam os bens e direitos (TEIXEIRA, 2012).

A classificação proposta não é diferente dos conceitos de insolvência técnica e baseada em fluxos apresentados por Wruck (1990)<sup>1</sup>, evidenciando, portanto, que os eventos de crise que levam as empresas à RJ tem em comum um aspecto relevante no que diz respeito a capacidade da organização em gerar receitas e a administrar a sua alocação, refletida nos seus fluxos de caixa.

O lento processo de evolução dos modelos de previsão é criticado por JONES et al. (2017). Para os autores, mesmo no campo da estatística esses modelos têm deixado de explorar inovações que poderiam trazer resultados interessantes, havendo evidências de que os modelos mais modernos podem suplantar significativamente a performance das abordagens mais tradicionais (JONES et al., 2015; JONES et al., 2017). Tinoco e Wilson (2013) avaliam modelos de previsão com variáveis contábeis, macroeconômicas e de mercado, concluindo que a eficácia dos resultados obtidos é mais acurada quando essas são tratadas de forma não excludente

Pereira e Martins (2016) apontam baixa aplicação de métodos de IA para dados brasileiros e mesmo as pesquisas existentes enfatizam a adoção de indicadores financeiros tradicionais mensurados ao longo de um intervalo de tempo para criação de um modelo

<sup>1</sup> Insolvência técnica refere-se à falta de caixa para adimplemento de obrigações, que pode ou não ter natureza temporária, enquanto insolvência baseada em fluxos diz respeito à situação na qual o valor presente dos fluxos de caixa futuros da empresa não é suficiente para fazer frente ao total de obrigações (WRUCK, 1990).

estatístico (JONES et al., 2017), ao invés de variáveis de mercado, macroeconômicas e de fluxos de caixa.

Além da seleção dos modelos e variáveis, outra questão relevante é a definição do evento de interesse que se pretende prever e/ou estimar. Isso porque, embora a grande maioria das pesquisas na área estabeleça o momento em que a falência é decretada ou o momento em que a empresa entra em insolvência técnica (WRUCK, 1990), é com o pedido de RJ que a organização sinaliza mais fortemente aos *stakeholders* a sua situação econômico-financeira e a necessidade de buscar uma reorganização para manutenção dos contratos e obrigações<sup>2</sup>.

### 3. Metodologia

A conjugação de informações contábeis, de mercado e dados macroeconômicos melhor explica a (in)solvência das organizações dentro de seus ciclos de negócios (DROBETZ et al., 2017). A seleção das variáveis priorizou a utilização dos indicadores de fluxo de caixa, em detrimento daquelas mais comumente utilizadas nos modelos clássicos, além de outras variáveis contábeis, macroeconômicas e de mercado seccionadas na Tabela 1:

**Tabela 1** - Variáveis selecionadas

Natureza	Variável	Sigla
Dependente ( <i>output</i> )	Tempo	T
	RJ	RJ
Contábeis	Fluxo sobre LL	FCO sobre LL
	Crescimento anual FCO	$\Delta$ FCO
	Crescimento anual LL	$\Delta$ LL
	Crescimento anual RT	$\Delta$ RT
Macroeconômicas e de mercado	Giro do Ativo	Giro Ativo
	Margem Líquida	Margem Líquida
	Idade	LNIdade
	Setor	Setor
	Tamanho	LNTam
	Taxa Selic	Selic
Fluxo de Caixa	IPCA	IPCA
	Fluxo de Caixa Líquido de Investimento	FCI
	Fluxo de Caixa Líquido de Financiamento	FCF

Fonte: elaborado pelo autor

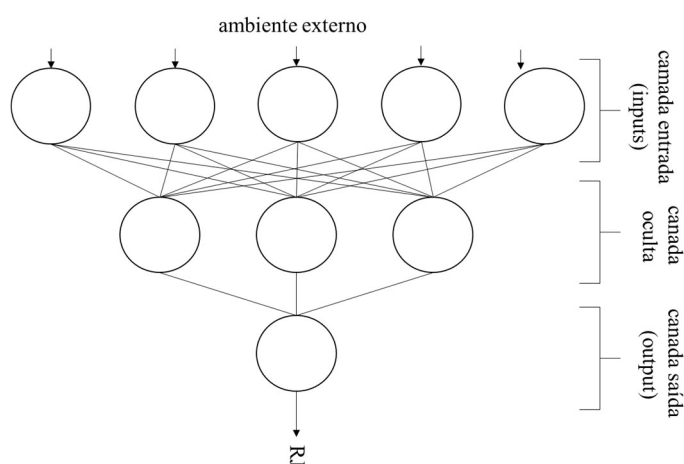
<sup>2</sup> São diversos os motivos que justificam a prevalência da RJ como evento de interesse, dentre os quais a possibilidade de renegociação forçada dos créditos da organização, até mesmo à revelia de parte dos credores (*cram down*), a suspensão dos processos de cobrança durante o *stay period*, o efeito negativo da RJ na precificação dos créditos (*non performing loans*), a possibilidade de dedução imediata como perda para fins tributários (Lei nº. 9.430/96) e a própria interferência do Poder Judiciário nos negócios (GILSON, 1991), entre outros.



A determinação da amostra e coleta de dados representou um desafio<sup>3</sup>, adotando-se as seguintes etapas: (i) levantamento de 50 companhias em RJ, por meio de consulta de dados primários (Poder Judiciário, Juntas Comerciais e B3), no período entre 31/12/2008 e 31 de dezembro do ano-calendário anterior ao pedido de RJ; (ii) a estrutura da amostra do item (i) foi reproduzida para formar um grupo de controle, com o mesmo número de componentes, no período entre 31/12/2008 e 31/12/2017; e, (iii) os dados foram analisados e tratados, chegando-se a uma amostra final composta de 94 empresas, sendo metade delas em RJ e a outra metade solvente, para seleção das variáveis indicadas na Tabela 1, que resultou em 669 observações.

As RNA são ferramentas de IA capazes de se auto adaptar e ajustar para realizar uma atividade ou comportamento determinado. Seu modelo de processamento é baseado nos neurônios; de forma computacional, as informações interligam-se por uma rede na qual cada unidade recebe e combina uma série de entradas (*inputs*) numa única saída, que dá entrada a uma nova unidade até a saída final da rede (*output*) ou a resposta do problema (BIALOSKORSKI; NAGANO; MORAES, 2006).

**Figura 1** - Representação de uma RNA *feed forward*



Fonte: elaborado pelo autor

A escolha das RNA se justifica vez que a técnica é menos sensível a problemas quanto à distribuição e ao tamanho da amostra, que não têm reflexo tão significativo nos resultados quanto nos modelos estatísticos tradicionais (TRIPPI; LEE, 1996), além de serem uma ferramenta de IA que funciona bem com variáveis que se alteram no tempo, como é o caso dos

<sup>3</sup> Em razão de restrições específicas para dados brasileiros, tais como: (i) o número reduzido de companhias abertas em RJ; (ii) a instituição tardia da DFC, apenas a partir da edição da Lei nº. 11.638/07; e, (iii) as limitações legais em torno da obrigatoriedade de publicação das demonstrações financeiras (art. 176, § 6º da Lei nº. 6.404/76 e art. 3º da Lei nº. 11.638/07) e da exigência de auditoria independente (art. 177, §3º da Lei nº. 6.404/76).

fluxos de caixa. Para implementação das RNA foram observadas as etapas de definição, treinamento, utilização e manutenção da RNA. Optou-se por uma RNA *feed forward*, em que os neuróns são ordenados em fase ou camadas, com cada camada se conectando a próxima fase da rede, sem conexões de retorno, isto é, sem referências circulares no raciocínio da rede. O algoritmo de *back propagation* foi usado para treinamento da RNA; calculando o erro esperado, o algoritmo corrige os pesos atribuídos em cada uma das camadas, partindo da camada de saída até a camada de entrada, de forma a assegurar que o *output* seja o resultado dos *inputs*.

A utilização das redes baseou-se na função de classificação *Multilayer Perceptron*, através do software Weka 3.8.3, obedecendo os seguintes parâmetros para treinamento: (i) *learning rate* – variando entre 0,2 e 0,4, com alterações de 0,05; e, (ii) *training test* – variando entre 500 e 50000, com alterações escalonadas de 500, 1000 e 5000. O tempo de processamento e construção do modelo das RNA também variou entre 0.55 e 356,44 segundos e, ao final, foram testadas 96 RNA diferentes para identificação do modelo mais eficaz.

#### 4. Resultados, discussões e conclusões

Ao confrontar os resultados obtidos identificou-se que o modelo proposto possui capacidade classificatória (88,1913%) significativamente superior do que as modelagens mais tradicionais testadas, como a regressão logística (64,13% de acertos na classificação da RJ).

Contudo, a comparação dos resultados com metodologias tradicionais é um desafio, na medida em que não pode limitar-se à confrontação da eficácia da capacidade preditiva, vez que a RNA apenas ocasionalmente apresenta grande capacidade explicativa (Trippi & Lee, 1996), o que é muito mais comum nos modelos de análise discriminante e regressão. Assim, foram analisadas ainda a raiz do erro médio quadrático (RMSE) e a matriz de confusão: os resultados obtidos também demonstram a superioridade do modelo em relação à acurácia (0,323 x 0,47935), sensibilidade (87,40% x 21,79%) e eficiência (88,01% x 51,60%) – este último atributo (eficiência) também é superior àquela apresentada pela maioria dos modelos de análise multivariada no levantamento bibliográfico de Pereira e Martins (2016) entre 1930 e 2015.

A partir dos mesmos parâmetros, foi possível identificar também a RNA com melhor coeficiente de relação entre as variáveis selecionadas e o tempo estimado (T) até a organização requerer RJ e a melhor correlação foi de 87,85%. A acurácia do modelo também se mostrou superior em relação ao tempo (T) até a RJ: 1,3329 (RNA) e 2,6936 (regressão linear).

Foram realizados testes também para identificação da correlação entre os atributos (HALL, 1998) – ou variáveis – e o resultado da saída da RNA (*output*). Os resultados obtidos

demonstram que dentre os atributos mais correlacionados encontram-se elementos de fluxo de caixa (FCF e FCI) e outros de natureza macroeconômica (IPCA e SELIC) e de mercado (Idade e Tamanho) em detrimento de indicadores exclusivamente financeiros.

Foi possível concluir que o modelo proposto é superior aos modelos mais tradicionais, corroborando as hipóteses aventadas nesta pesquisa de que: (i) os fluxos de caixa em geral são fatores determinantes da RJ; e, (ii) modelos construídos por meio da conjugação de informações contábeis, de mercado e de dados macroeconômicos apresentam performance superior às abordagens tradicionais, o que inclui não apenas ferramentas de IA mais sofisticadas – como as RNA –, como também indicadores menos ortodoxos, como os fluxos de caixa.

Nada obstante, em se tratando de uma amostra viesada, cujas observações foram obtidas a partir dos dados disponíveis, os resultados não são abrangentes. Além disso, outra dificuldade própria das RNA é a compreensão de como as diversas variáveis se comportam dentro da rede, que raramente tem grande capacidade explicativa, reduzindo sua capacidade de contribuição teórica, muito embora haja significativa contribuição metodológica (Trippi & Lee, 1996), pois teve-se grande preocupação na definição do evento de interesse que se busca prever (RJ).

Nada obstante essas limitações, os resultados obtidos contam com inúmeras aplicações para o mercado e a academia, inclusive fomentando pesquisas futuras, na medida em que a RJ tem crescido não apenas no Brasil; novos trabalhos para continuar aprimorando técnicas de previsão, superando as lacunas apontadas, certamente encontrarão o seu lugar.

## 5. Referências

ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance.*, v. 23, n. 4. 1968, p. 589–609.

AZIZ, M. A.; DAR, H. A. Predicting corporate bankruptcy: where we stand?. *Corporate Governance*, v. 6, n. 1. 2006, p. 18-33.

BAIRD, D. G. The initiation problem in bankruptcy. *International Review of Law and Economics*, v. 11, n. 2. 1991, p. 223-232.

BIALOSKORSKI NETO, S.; NAGANO, M. S.; MORAES, M. B. C. Utilização de redes neurais artificiais para avaliação socioeconômica: uma aplicação em cooperativas. *Revista de Administração da USP*, v. 41, n. 1. 2006, p. 59-68.

DROBETZ, W., HALLER, R., MEIER, I.; TARHAN, V. The impact of liquidity crises on cash flow sensitivities. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, v. 66. 2017, p. 225-239.

- ELIZABETSKY, R. Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial. *Dissertação de Mestrado*, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1976.
- EVANS, J.; BORDERS, A. L. Strategically surviving bankruptcy during a global financial crisis: the importance of understanding chapter 15. *Journal of Business Research*, v. 67, n. 1. 2014, p. 2738-2742.
- GILSON, S. C. Managing default: some evidence on how firm choose between workouts and Chapter 11. *Journal of Applied Corporate Finance*, v. 4, n. 2. 1991, p. 62-70.
- HALL, M. A. Correlation-based Feature Subset Selection for Machine Learning. *Tese de Doutorado*. University of Waikato, New Zealand, 1998.
- JONES, S.; JOHNSTONE, D.; WILSON, R. Predicting corporate bankruptcy: an evaluation of alternative statistical frameworks. *Journal of Business Finance & Accounting*, v. 44, n. 1-2. 2017, p. 3–34.
- \_\_\_\_\_. An empirical evaluation of the performance of binary classifiers in the prediction of credit ratings changes. *Journal of Banking and Finance*, v. 56. 2015, p. 72–85.
- KANITZ, S. C. *Como prever falências*. São Paulo: McGraw do Brasil, 1978.
- MATIAS, A. B. Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito. *Dissertação de Mestrado*, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1978.
- PEREIRA, V. S.; MARTINS, V. F. Estudos de previsão de falências – uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015, *Revista de Contabilidade Contemporânea*, v. 12, n. 26. 2016, p. 163-196.
- SERASA. *Serasa Experian de Falências e Recuperações*. São Paulo: Autor, 2018.
- TEIXEIRA, T. Recuperação judicial de empresas. *Revista da Faculdade de Direito da Universidade de São Paulo*, v. 106/107. 2012, p. 181-214.
- TINOCO, M. H.; WILSON, N. Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, v. 30. 2013, p. 394–419.
- TRIPPI, R. R.; LEE, J. K. *Artificial intelligence in finance & investing: state-of-the-art technologies for securities selection and portfolio management*. Chicago: Irwin, 1996.
- WRUCK, K. Financial distress, reorganization, and organizational efficiency. *Journal of Financial Economics*, v. 27, n. 2. 1990, p. 419-444.