



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO SOCIOECONÔMICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTABILIDADE

Fábio Minatto

Insolvência em clubes de futebol brasileiros: proposição de modelos baseados em redes neurais

Florianópolis
2020

Fábio Minatto

Insolvência em clubes de futebol brasileiros: proposição de modelos baseados em redes neurais

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Contabilidade, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Contabilidade.
Orientador: Prof. José Alonso Borba, Dr.

Florianópolis
2020

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Minatto, Fábio

Insolvência em clubes de futebol brasileiros: proposição de modelos baseados em redes neurais / Fábio Minatto ; orientador, José Alonso Borba, 2020.

91 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Sócio-Econômico, Programa de Pós-Graduação em Contabilidade, Florianópolis, 2020.

Inclui referências.

1. Contabilidade. 2. Insolvência. 3. Clubes de Futebol Brasileiros. 4. Redes Neurais. I. Borba, José Alonso. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós Graduação em Contabilidade. III. Título.

Fábio Minatto

Insolvência em clubes de futebol brasileiros: proposição de modelos baseados em redes neurais

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Wilson Toshiro Nakamura, Dr.
Universidade Presbiteriana Mackenzie

Profa. Suliani Rover, Dra.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Alex Mussoi Ribeiro, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de mestre em Contabilidade.

Profa. Ilse Maria Beuren, Dra.
Coordenadora do Programa

Prof. José Alonso Borba Dr.
Orientador

Florianópolis, 2020.

Dedico este trabalho aos meus amosos pais.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente aos meus pais, Maria Coelho e Vilson Antonio Minatto, por todo o suporte emocional que fazem com que eu continue me dedicando integralmente aos estudos. Também, por todo o carinho e amor diário que possuo em casa e que fizeram toda a diferença durante o curso.

Agradeço aos membros da banca, professor Wilson Nakamura, professora Suliani Rover e professor Alex Mussoi, pelos comentários, críticas e sugestões que resultaram em aprimoramentos à versão final desta dissertação. Adicionalmente, estendo tal agradecimento à Monique, por me auxiliar em pesquisas iniciais sobre o tema e que viabilizaram a realização do presente trabalho e por participar da banca de pré-qualificação com valorosos comentários.

Agradeço à professora Denize Minatti pelo carinho e preocupação mesmo antes que eu ingressasse na pós-graduação, os quais continuaram após o ingresso no curso. Ao meu orientador e amigo, professor José Alonso Borba, pela motivação diária ao longo dos dois anos de mestrado. Seus conselhos e críticas auxiliaram no desenvolvimento da pessoa que me tornei hoje. Seu senso de humor e disponibilidade inigualáveis tornaram o curso muito mais proveitoso. Levarei comigo seus ensinamentos e críticas construtivas.

Agradeço aos membros do grupo de pesquisa NECC, principalmente Lucas, Jana, Jacó, Jean, Kátia, Manu por tornar a convivência quase diária no núcleo e fora dele agradabilíssima. A receptividade de todos fez com que me adaptasse rapidamente e pudesse me sentir parte do grupo. Ademais, todas as conversas, conselhos e comentários referentes à pesquisa (ou não) foram importantíssimos para que chegasse até aqui. Acrescento Sara, Kelly, Emanuelle, Gérson, João, Paulo e Sarah, os quais também foram importantes nesta trajetória.

Agradeço ao grande amigo Muller, o qual estive e está sempre disponível para conversar, aconselhar, curtir e, mais importante, torcer pelo Avaí. Adicionalmente, organizou uma confraternização pós-defesa com os amigos Higor, Tutu, Kunde e Milena, aos quais estendo meus agradecimentos. À Julia e Maia, pela amizade que mantemos desde a época de graduação, mesmo agora sem a convivência diária.

Aos professores e coordenação do Programa de Pós-Graduação em Contabilidade, à Universidade Federal de Santa Catarina e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) sou grato por todo o suporte fornecido.

If you are insecure, guess what? The rest of the world is, too. Do not overestimate the competition and underestimate yourself. You are better than you think (FERRIS, 2008)

RESUMO

A inegável importância econômica dos clubes de futebol no contexto global fez com que pesquisas os investigassem a partir de um viés econômico-financeiro. Estas indicam que os clubes de futebol, brasileiros e europeus, apresentam dificuldades financeiras. Este cenário remete a insolvência das organizações, a qual pode ser conceituada como a situação em que o total das obrigações excede o valor justo dos ativos e a organização não é capaz de cumprir com suas obrigações econômicas à medida que os vencimentos ocorrem. Esta é estudada a partir de modelos estatísticos e, mais recentemente, baseados em inteligência artificial que tem como objetivo prevê-la. Neste contexto, tem-se como objetivo geral desta dissertação propor modelos de previsão de insolvência para clubes de futebol brasileiros. A partir de indicadores econômico-financeiros e esportivos, são elaborados modelos baseados em redes neurais que preveem a insolvência dos clubes de futebol brasileiros. Utiliza-se como critério para insolvência a presença de passivo a descoberto no balanço patrimonial do clube. A amostra compreende 35 clubes de futebol que divulgaram suas demonstrações contábeis e notas explicativas, sendo selecionados a partir do ranking anual elaborado pela Confederação Brasileira de Futebol. O período analisado compreende os anos de 2011 a 2018. Como resultados descritivos, aponta-se que há diferenças no padrão dos indicadores de liquidez e endividamento, quando comparados os clubes solventes e insolventes, onde a liquidez é maior e o endividamento menor para os solventes. A partir da elaboração dos modelos, destaca-se que os modelos t-1 e t-2 apresentaram *Area Under the Curve* (AUC) superior a 90% e o modelo t-3 apresentou AUC superior a 80%, indicando que os indicadores escolhidos foram adequados para prever a insolvência dos clubes de futebol brasileiros. Destaca-se que as variáveis liquidez imediata, capital circulante líquido, relação entre receita total e ativo total e o indicador que reflete o desempenho esportivo no Campeonato Brasileiro, segundo o algoritmo de Olden, foram importantes na predição em pelo menos um dos modelos propostos. Finalmente, no fragmento da literatura analisado, modelos foram formulados para prever a insolvência apenas de clubes de futebol europeus, sendo a principal contribuição da pesquisa aplicar um modelo que se adeque aos clubes de futebol brasileiros.

Palavras-chave: Insolvência. Clubes de Futebol Brasileiros. Redes Neurais.

ABSTRACT

The undeniable economic importance of football clubs in the global context has led researchers to investigate them from an economic perspective. The literature points out that European and Brazilian football clubs have financial difficulties, which can lead to insolvency. This scenario refers to the insolvency of organizations, which can be conceptualized as the situation in which the total of liabilities exceeds the fair value of assets and the organization is unable to meet its economic obligations as maturities occur. Insolvency is studied from statistical models and, more recently, based on artificial intelligence that aims to predict it. In this context, the objective of this study is to propose insolvency forecasting models for Brazilian football clubs. Based on financial and sporting indicators, models are developed based on neural networks that predict the insolvency of Brazilian football clubs. As a criterion for insolvency, the presence of negative equity on the club's balance sheet is used. The sample comprises 35 football clubs that published their financial statements and accompanying notes, selected from the annual ranking prepared by Brazilian Football Confederation. The period analyzed comprises the years 2011 to 2018. As descriptive results, there are differences in the pattern of liquidity and indebtedness indicators, when comparing solvent and insolvent clubs, where liquidity is higher, and debt is lower for solvents clubs. From the elaboration of the models, it is highlighted that the models t-1 and t-2 presented Area Under the Curve (AUC) greater than 90% and the model t-3 presented AUC greater than 80%, indicating that the chosen indicators were adequate to predict the insolvency of Brazilian football clubs. It is noteworthy that the variables immediate liquidity, net working capital, ratio between total revenue and total assets and the indicator that reflects sports performance in the Brazilian Championship, according to the Olden algorithm, were important in the prediction in at least one of the proposed models. Finally, in the fragment of the analyzed literature, models were formulated to predict the insolvency of only European football clubs and the main contribution of this research is to apply a model that suits Brazilian football clubs.

Keywords: Insolvency. Brazilian Football Clubs. Neural Networks.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Modelo de rede neural	44
Figura 2: Representação de um neurônio de rede neural	45
Figura 3: Representação da Rede neural proposta	69
Figura 4: Importância das variáveis (Modelo t-1).....	71
Figura 5: Importância das variáveis (Modelo t-2).....	72
Figura 6: Importância das variáveis (Modelo t-3).....	73

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Clubes europeus com capital aberto.....	22
Tabela 2: Clubes de futebol que já faliram.....	29
Tabela 3: Insolvência em clubes de futebol	30
Tabela 4: Modelos baseados em Inteligência Artificial na contabilidade.....	34
Tabela 5: Modelos para previsão de falência baseados em Inteligência Artificial ...	36
Tabela 6: Amostra	38
Tabela 7: Indicadores econômico-financeiros.....	40
Tabela 8: Indicadores Esportivos	43
Tabela 9: Estatística descritiva de contas das demonstrações financeiras	55
Tabela 10: Estatística descritiva indicadores econômico-financeiros.....	56
Tabela 11: Estatística descritiva indicadores esportivos	58
Tabela 12: Análise Descritiva do Patrimônio Líquido.....	59
Tabela 13: Percentual de clubes solventes por divisão do Campeonato Brasileiro ...	59
Tabela 14: Solvência dos clubes	60
Tabela 15: Reserva de Reavaliação.....	62
Tabela 16: Outliers	64
Tabela 17 Exemplos de <i>outliers</i> extremos	65
Tabela 18: Matriz de correlação.....	66
Tabela 19: Resultados dos modelos	68

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

APFUT Autoridade Pública de Governança do Futebol

CBF Confederação Brasileira de Futebol

CFC Conselho Federal de Contabilidade

FFP *Financial Fair Play*

IPC-A - Índice de Preços ao Consumidor Acumulado

ITG Intepretação Técnica Geral

NBC Norma Brasileira de Contabilidade

PROFUT Programa de Modernização da Gestão e de Responsabilidade Fiscal do Futebol Brasileiro

UEFA *Union of European Football Associations*

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1.	PROBLEMA DE PESQUISA	16
1.2.	OBJETIVOS	17
1.3.	JUSTIFICATIVA	17
1.4.	ESTRUTURA	20
2	REFERENCIAL TEÓRICO	21
2.1.	GESTÃO EM CLUBES DE FUTEBOL	21
2.2.	INSOLVÊNCIA	24
2.2.1.	Modelos Clássicos de Previsão de Falência	26
2.2.2.	Insolvência em Clubes de Futebol	27
2.3.	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA CONTABILIDADE	33
2.3.1.	Modelos de Previsão de Falência	35
3	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	38
3.1.	POPULAÇÃO, AMOSTRA E PERÍODO	38
3.2.	INDICADORES ECONÔMICO-FINANCEIROS	39
3.3.	INDICADORES ESPORTIVOS	41
3.4.	ELABORAÇÃO DO MODELO BASEADO EM REDES NEURAIS	43
3.5.	LIMITAÇÕES	50
4	ANÁLISE DOS RESULTADOS	52
4.1.	ESTATÍSTICA DESCRITIVA	52
4.2.	ANÁLISE DESCRITIVA – PATRIMÔNIO LÍQUIDO	58
4.3.	MODELOS BASEADO EM REDES NEURAIS	63
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	75
	REFERÊNCIAS	78
	Apêndice A Conexões e pesos para o Modelo T-1	89
	Apêndice B Conexões e pesos para o Modelo T-2	90
	Apêndice C Conexões e pesos para o Modelo T- 3	91

1 INTRODUÇÃO

No século XX, o futebol se estabelecia como um fenômeno cultural, com impactos nos campos social, político e econômico. Nas últimas três décadas, os clubes de futebol aumentaram suas arrecadações, principalmente em virtude de maiores valores auferidos com premiações e transferências de atletas (Dima, 2015; Ribeiro & Lima, 2012). A partir do aumento da importância do aspecto econômico, espera-se que a gestão dos clubes seja aprimorada (Zambom-Ferraresi, García-Cebrián, Lera-Lópe'z, & Iráizoz, 2017).

Notícias envolvendo a arrecadação (Campos, 2019; Kidd, 2019), dívidas (Laurentiis, 2019a; Morris, 2018) e aumento nos lucros (ESPN, 2019b) estão presentes na mídia esportiva nacional e internacional. Deste modo, os torcedores que naturalmente acompanham os resultados esportivos iniciaram o acompanhamento também de informações a respeito da origem e aplicação dos recursos financeiros.

Quando da comparação de organizações esportivas com organizações empresariais, faz-se necessário apresentar diferenças na avaliação do desempenho. Destaca-se que quando da avaliação de organizações esportivas, é necessário examiná-las a partir de duas perspectivas, a saber, desempenhos esportivo e econômico-financeiro (Guzmán, 2006). Assim, não basta ter desempenho econômico-financeiro ou esportivo, visto que o objetivo é obtê-los de maneira concomitante.

O equilíbrio financeiro para clubes de futebol brasileiros torna-se complexo na medida em que, no momento da elaboração do orçamento, prever a posição que o clube atingirá no campeonato e em que nível se dará o avanço em copas é difícil. Nesse sentido, parte das receitas auferidas com prêmios, direitos televisivos e patrocínios dependerá de desempenhos esportivos incertos, enquanto parte das despesas com salários de jogadores são fixas (Cooper & Joyce, 2013). Assim, faz-se necessário que os clubes elaborem com parcimônia seus orçamentos para evitar dificuldades financeiras.

A inerente dificuldade no planejamento das finanças dos clubes aliada a indícios de má gestão remete ao tema das dificuldades financeiras em organizações. Assim, faz-se necessário distinguir termos similares os quais são utilizados nesta área, a saber, insolvência e falência. O primeiro pode ser conceituado como a incapacidade de cumprir com suas obrigações econômicas à medida que os vencimentos ocorrem. Já a falência é determinada quando o processo legal para encerrar as atividades da organização foi realizado e finalizado (Beech, Horsman, & Magraw, 2010; Silva, Wienhage, Souza, Bezerra, & Lyra, 2012). Neste estudo, analisa-se a insolvência, tendo como critério a presença de passivo a descoberto no balanço

patrimonial, isto é, o exigível total é superior ao ativo total. Este critério já fora utilizado na literatura (Altman & Hotchkiss, 2006; Coelho, Edwards, Scherer, & Colauto, 2017).

Segundo Beech, Horsman e Magraw, (2010) e Szymanski (2017), a insolvência em clubes de futebol ocorre, usualmente, a partir do gasto realizado acima do que é cabível, tendo como objetivo de conquistar melhores posições nos campeonatos em que participam. De acordo com Szymanski (2015, 2017), a insolvência de um clube de futebol se estabelece na medida em que os ativos são insuficientes para o pagamento das obrigações. Adicionalmente, Szymanski (2017), esclarece que um clube pode se tornar insolvente e posteriormente se recuperar. O autor salienta que os clubes analisados em seu estudo conseguiram se recuperar, em sua maioria, a partir da aplicação de recursos por novos investidores.

De acordo com Gutiérrez-fernández, Talavero-álvarez e Coca-pérez (2017), os clubes atingem níveis elevados de endividamento em função da má gestão administrativa. Esta também permite que as despesas com pessoal alcancem percentuais que quase superam a receita operacional anual do clube. Para Szymanski (2017), entretanto, ainda que os clubes se encontrem insolventes, é difícil que sejam liquidados em função de suas características peculiares.

No Brasil, em função das dívidas dos clubes com o Governo Federal, parcelamentos especiais foram estabelecidos com o objetivo de reverter parte desses débitos. Como exemplos, foram elaborados o Programa de Modernização da Gestão e de Responsabilidade Fiscal do Futebol Brasileiro (PROFUT) e a Timemania. Os princípios e práticas de responsabilidade fiscal aplicado em clubes de futebol são regulamentados pela lei n. 13.155/2015, a qual regulamentou o PROFUT e a Autoridade Pública de Governança do Futebol (APFUT). Caso o clube faça adesão a este parcelamento, algumas exigências são estabelecidas, como a publicação das demonstrações padronizadas em seu *website*. Este programa de refinanciamento de débitos com o governo se estabelece no cenário onde os clubes possuem dívidas elevadas com órgãos públicos. Por exemplo, os 20 clubes que participam da primeira divisão do campeonato nacional em 2019, somados, devem R\$ 1,8 bilhão para a União (Petrocilo, 2019a).

A Timemania, loteria federal criada por meio da Lei n. 11.345/2006, se estabelece diante da crise dos clubes brasileiros e com o objetivo de reduzir as dívidas destes com o poder público (Rezende & Dalmácio, 2015). Um mecanismo criado a partir desta lei para promover a governança nos clubes foi a exigência da divulgação dos demonstrativos financeiros para participar deste programa. Os recursos arrecadados por meio desta loteria, após deduzidos seus custos, são destinados para os clubes que aderiram como forma de aumentar suas arrecadações.

Percebe-se, por meio de notícias divulgadas na mídia esportiva, que a Justiça brasileira

bloqueia recursos destes de maneira recorrente (Lima, 2019; Siqueira, Leiras, & Werlang, 2019). Ademais, no ano de 2019 os jogadores do clube de futebol Figueirense, a partir dos atrasos de salários e não recolhimento de FGTS, decidiram, de maneira inédita, não disputar uma partida do Campeonato Brasileiro da segunda divisão (ESPN, 2019a). Neste mesmo ano, o Cruzeiro, a partir de indícios de fraude e lavagem de dinheiro (Moreira & Capelo, 2019), rebaixado para a segunda divisão do Campeonato Brasileiro, apresenta um cenário onde foi sugerido a possibilidade de o clube abrir processo de insolvência em função de suas elevadas dívidas e ausência de fluxo de caixa para pagar os salários devidos (Kampff, 2019). Nota-se, portanto, que há a existência de pressões externas e internas para que os clubes se organizem de maneira mais profissional e que os recursos sejam geridos adequadamente.

Além de os clubes brasileiros possuírem dívidas diretas com a União em função de tributos não pagos, alguns clubes possuem dívidas com a Caixa Econômica Federal. O Corinthians, por exemplo, em função da construção do seu estádio para a Copa do Mundo de 2014, possui elevadas dívidas com este banco público. No mês de setembro de 2019, o clube foi notificado pela Procuradoria-Geral da Fazenda Nacional em função de atrasos no pagamento de sua dívida, que ultrapassa o valor de R\$ 566 milhões (Petrocilo, Garcia, & Gabriel, 2019).

1.1. PROBLEMA DE PESQUISA

O futebol, esporte mais popular do mundo, tem a insolvência financeira dos clubes como problema crônico (Szymanski, 2017). No Brasil, a realidade não é distinta, tendo em vista que, de acordo com Dantas, Machado e Macedo (2015), aproximadamente metade dos clubes brasileiros apresentou passivo a descoberto no ano de 2012. Na literatura relacionada com insolvência em clubes de futebol, utiliza-se modelos existentes para classificar os clubes europeus em solventes e insolventes (Alaminos & Fernández, 2019; A. Barajas & Rodriguez, 2014).

Os estudos que utilizam modelos de previsão remetem à década de 1930, com modelos univariados para predizer falências. Neste período, com a crise americana, empresas faliram em demasia, cenário não registrado antes na história. Estes se concentraram e compararam indicadores financeiros de empresas que faliram com as entidades que obtiveram sucesso (Bellovary, Giacomino, & Akers, 2007). A partir da década de 1960, com o modelo de Altman (1968), a literatura se desenvolveu de maneira que os modelos passaram a ser multivariados.

A partir do final da década de 1980, os modelos começaram a ser estruturados com fundamentos estabelecidos em inteligência artificial, tendo como exemplo os modelos com redes neurais que passaram a ser implementados (Alaka et al., 2018; Bellovary et al., 2007;

Jackson & Wood, 2013). Os modelos que utilizam redes neurais possuem como característica a etapa de treinamento, a qual auxilia a rede em construção a aprender as características das informações fornecidas (Bellovary et al., 2007). A característica de aprendizagem da rede é o diferencial desta técnica perante as demais, baseadas em modelos estatísticos.

O estudo por meio de modelos de previsão de insolvência é desenvolvido para diversos segmentos de empresas e organizações. Analisa-se setores específicos de empresas, bem como realidades em países distintos (Alaka et al., 2018; Bellovary et al., 2007). Alaminos e Fernández (2019) elaboraram modelos baseados em regressão logística e redes neurais para prever a insolvência em clubes de futebol europeus. No estudo, os autores sugeriram a aplicação de modelos adequados aos clubes da América do Sul. Assim, a partir desta lacuna, analisa-se a insolvência em clubes de futebol brasileiros. Apresenta-se, então, o seguinte problema de pesquisa: **Qual a relação entre indicadores econômico-financeiros e esportivos e a previsão de insolvência em clubes de futebol brasileiros?**

1.2. OBJETIVOS

Com base no contexto apresentado, esta dissertação tem como objetivo geral: **Propor modelos de previsão de insolvência para clubes de futebol brasileiros.**

Para atingir o objetivo geral proposto, foram elaborados os seguintes objetivos específicos:

- a) Mensurar o desempenho esportivo dos clubes de futebol brasileiros por meio de indicadores;
- b) Mensurar o desempenho econômico-financeiro dos clubes de futebol brasileiros por meio de indicadores;
- c) Propor modelos baseados em redes neurais para prever a insolvência dos clubes de futebol brasileiros;
- d) Identificar a relação entre indicadores econômico-financeiros e esportivos e a previsão de insolvência em clubes de futebol brasileiros.

1.3. JUSTIFICATIVA

A presença de notícias envolvendo informações econômico-financeiras negativas, como atrasos salariais em clubes de futebol (Blois & Werlang, 2018; Neto, 2018; Schmidt, 2018), é frequente na mídia esportiva brasileira. Estas corroboram com a literatura acadêmica que aponta indícios de má gestão dos recursos financeiros nos clubes de futebol brasileiros (Dantas et al.,

2015). Nesse sentido, busca-se corroborar com esta discussão relacionada com a existência de dificuldades financeiras em clubes de futebol brasileiros.

Coelho, Edwards, Scherer e Colauto (2017), Ross, Westerfield, Jaffe e Jordan (2015) e Altman e Hotchkiss (2006) advertem que um dos critérios para considerar uma organização como insolvente é a presença de patrimônio líquido negativo no balanço patrimonial de uma entidade. A insolvência pode ser uma condição temporária, entretanto comumente é indicada como uma causa imediata para a falência da organização (Altman & Hotchkiss, 2006).

No âmbito esportivo, mais especificamente no futebol europeu, a *Union of European Football Associations* UEFA, preocupada com uma crise financeira enfrentada pelos clubes afiliados (Lago, Simmons, & Szymanski, 2006), elaborou um regimento para reverter este cenário em 2012. Cumprir os requisitos do *Financial Fair Play Regulations* (FFP), é condição necessária para participar das competições organizadas pela entidade. Dentre os requisitos apresentados no documento, um deles aborda a necessidade de não apresentar reduções no patrimônio líquido da organização. Percebe-se, a partir desse exemplo, a importância que deve ser empregada pelos clubes para que não se reduza o saldo do seu patrimônio. Destaca-se que a implementação de regulação similar pode ser realidade para os clubes brasileiros no curto prazo (Pereira, 2019).

Justifica-se abordar a insolvência em clubes de futebol brasileiros por ser um tema relevante em pesquisas estrangeiras, principalmente na Europa (A. Barajas & Rodriguez, 2014; Beech et al., 2010; Scelles, Szymanski, & Dermitt-Richard, 2018; Szymanski, 2015, 2017). Percebe-se que a literatura que estuda as informações econômico-financeiras em clubes de futebol, principalmente em âmbito nacional, é incipiente. Especialmente, sobre o tema de dificuldades financeiras, insolvência e falência.

Indicadores econômico-financeiros e esportivos para estudos que analisam clubes de futebol já foram empregados em alguns cenários. Em clubes brasileiros, para identificar fatores determinantes da eficiência (Dantas et al., 2015; Freitas, Flach, & Farias, 2017). Para clubes europeus, para identificar a relação entre estrutura de capital e desempenhos esportivo e econômico (R. Wilson, Plumley, & Ramchandani, 2013), estrutura de governança e desempenhos esportivo e econômico (Ruta, Lorenzon, & Sironi, 2019) e modelos de previsão de insolvência (Alaminos & Fernández, 2019), por exemplo.

Enquanto a falência de grandes clubes brasileiros é rara, alguns grandes clubes europeus já abriram processo falimentar. Grandes clubes italianos como Fiorentina, Napoli, Parma e Rangers, maior campeão escocês, faliram nos anos de 2002, 2004, 2004 e 2012, respectivamente. O caso mais recente sobre falência em clubes de futebol que ganhou destaque

na mídia esportiva foi do clube inglês Bury. Apesar de não ser um grande clube no cenário britânico, este foi fundado ainda no século XIX no ano de 1885. O clube não apresentou garantias financeiras para disputar a terceira divisão inglesa e, assim, perdeu a permissão de seguir com o futebol profissional (Matos, 2019; Robinson, 2019).

Barajas e Rodriguez (2014) elaboraram um estudo para analisar a insolvência em clubes espanhóis a partir do modelo de Altman (1977). Os autores identificaram que os clubes espanhóis majoritariamente eram classificados como insolventes. Ao final do trabalho, estes declaram seu interesse por utilizar outras métricas e indicadores no modelo em estudos futuros. Percebe-se, portanto, a necessidade de elaboração de um modelo mais adequado para a realidade dos clubes de futebol, pois indícios de insolvência são apontados a partir da presença de passivo a descoberto em clubes de futebol brasileiros (Dantas et al., 2015).

O estudo elaborado por Alaminos e Fernández (2019), preenche parcela da lacuna apontada por Barajas e Rodriguez (2014). Os autores elaboraram modelos baseados em redes neurais e regressão logística para predição de insolvência em clubes europeus, com base em indicadores econômico-financeiros e esportivos. Nota-se, entretanto, a não utilização de indicador que considerasse o ativo intangível dos clubes, onde registra-se os direitos econômicos dos atletas, sendo importante saldo para os clubes. Ademais, os autores sugerem a elaboração de modelos de previsão de falência em outros esportes e outros países, citando de maneira expressa os clubes de futebol pertencentes ao continente americano.

Com relação aos modelos empregados em previsão de insolvência, a utilização de redes neurais, a partir da década de 1990, tornou-se amplamente utilizada para desenvolver modelos (Tseng & Hu, 2010). Ademais, após a década de 1990, ressalta-se a predominância de tal método para construção de modelos (Alaka et al., 2018; Bellovary et al., 2007). Anteriormente, técnicas estatísticas, como regressão logística (Ohlson, 1980) e análise discriminante (Altman, 1968; Taffler, 1983) foram empregadas para elaboração de modelos.

Ressalta-se que a utilização de redes neurais para elaboração do modelo na presente pesquisa justifica-se por apresentar os resultados com maior acurácia na previsão da falência e insolvência das organizações, quando comparado com outros métodos como regressão logística e análise discriminante, por exemplo (Alaka et al., 2018; Alaminos & Fernández, 2019; Bellovary et al., 2007; R. L. Wilson & Sharda, 1994).

Os resultados encontrados nesta pesquisa podem ser relevantes para compreender as dificuldades financeiras presentes em clubes de futebol brasileiros, principalmente no que se refere à insolvência destes. Assim, as análises realizadas neste estudo podem auxiliar os profissionais que atuam na gestão dos clubes e partes interessadas neste setor, como governo,

credores, conselheiros, sócios e torcedores a identificar quais os principais indicadores econômico-financeiros e esportivos que são importantes para identificar a insolvência dos clubes. Adicionalmente, pretende-se contribuir para a literatura das áreas de contabilidade e finanças que estuda a gestão dos clubes de futebol.

1.4. ESTRUTURA

Esta dissertação está organizada da seguinte forma: a Introdução (1) apresentou o contexto que a pesquisa está inserida, o problema de pesquisa, os objetivos gerais e específicos e, finalmente, a justificativa.

No Referencial Teórico (2) são explorados três temas: Gestão em Clubes de Futebol, Insolvência e Inteligência Artificial. A gestão em clubes de futebol é abordada em função de características específicas em seu modelo de negócios, que difere da maioria das empresas. A insolvência é explorada por meio dos tópicos modelos clássicos de previsão, modelos baseados em inteligência artificial e, especificamente, em clubes de futebol. São abordados aspectos relacionados com a evolução dos modelos de previsão, em um primeiro momento. Posteriormente, discute-se causas para a insolvência em clubes de futebol e possíveis medidas paliativas. Adicionalmente, discute-se sobre redes neurais, suas características e estudos relacionados com o objetivo de relacionar parâmetros de comparação para a rede neural proposta neste estudo.

Nos Procedimentos Metodológicos (3) são apresentados população, amostra e período utilizados no estudo. Além disso, apresenta-se como o modelo de Redes Neurais é estruturado nesta pesquisa e quais indicadores são colocados como variáveis de entrada no modelo. Destaca-se a utilização de indicadores econômico-financeiros e esportivos e como estes são formulados. Os procedimentos para elaboração do modelo são detalhados. As limitações da pesquisa também são destacadas neste tópico.

Na Análise dos Resultados (4) são apresentadas as estatísticas descritivas dos indicadores utilizados, análises suplementares sobre a estrutura do patrimônio líquido dos clubes de futebol brasileiros bem como a apresentação dos resultados alcançados por meio da rede neural proposta.

Finalmente, nas Considerações Finais (5), são expostas as principais conclusões dos resultados obtidos, bem como limitações da pesquisa e sugestões para pesquisas futuras.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. GESTÃO EM CLUBES DE FUTEBOL

Os clubes de futebol possuem dois objetivos preponderantes em termos de desempenho, a saber, financeiro e esportivo (Guzmán, 2006). O desempenho financeiro, naturalmente, é importante para que a sustentabilidade econômica seja estabelecida bem como as despesas sejam pagas a partir das receitas auferidas no período, processo semelhante a qualquer negócio. Há, contudo, a figura do desempenho esportivo, o qual se alia ao desempenho financeiro. O desempenho esportivo é alcançado a partir do sucesso nos jogos e, ao final, na conquista de campeonatos. Nota-se que, apesar de fundamental, o desempenho financeiro, de maneira isolada, não é suficiente para que um clube seja considerado um modelo de sucesso.

A eficiência esportiva possui distintas métricas utilizadas. Gerrard (2010) utilizou como eficiência esportiva o quociente entre o número de jogos ganhos e despesa com salários dos atletas. Nesta métrica, percebe-se que se emprega uma variável esportiva em conjunto com uma variável econômica. Já no estudo de Freestone e Manoli (2017), faz-se uso apenas de variáveis esportivas, a partir do quociente entre pontos conquistados e pontos disputados. Nesta análise, não se leva em consideração o quanto foi gasto para alcançar as vitórias dentro de campo. Os indicadores de eficiência esportiva não se limitam ao supracitados, a posição em que o clube termina determinado campeonato também pode ser considerada como medida de eficiência esportiva (Freestone & Manoli, 2017).

Guzmán (2006) destaca que a pesquisa em clubes de futebol ganha força na medida em que os clubes, principalmente na Europa, são administrados como empresas e de maneira organizada. Nesse sentido, o modelo de negócios demanda tanto que se alcance sucesso financeiro, como em qualquer gestão empresarial, mas também que o clube tenha desempenho esportivo de acordo com as expectativas.

Neste cenário onde tanto o desempenho financeiro como o esportivo são exigidos, nota-se que alguns *stakeholders* são semelhantes aqueles de empresas. Há, entretanto, um *stakeholder* distinto daqueles presentes no cotidiano de grandes empresas. O torcedor, figura fundamental para a existência de um grande clube de futebol, não se estabelece como um *stakeholder* em relações empresariais comuns. Os torcedores, segundo Rezende e Dalmácio (2015), são fiéis consumidores que sustentam os clubes e são elemento fundamental para o sucesso econômico, esportivo e social da equipe. Os torcedores, para Rezende e Custódio (2012), podem representar uma oportunidade para geração de novas receitas para os clubes brasileiros em função de sua quantidade.

Por outro lado, outros *stakeholders* são semelhantes àqueles presentes na gestão de empresas de capital aberto com ações negociadas. Bancos, governo e empregados, por exemplo, apesar de diferenças, possuem comportamentos análogos quando atuantes no cenário do futebol brasileiro. A estrutura organizacional, no entanto, varia de acordo com o clube. No cenário brasileiro, a maioria dos clubes estrutura-se como entidade sem fins lucrativos (Macedo, 2019).

Clubes que possuem ações negociadas em bolsa de valores mobiliários, apesar de não existirem no Brasil, se fazem presentes no cenário internacional. Juventus (Itália), Manchester United (Inglaterra) e Borussia Dortmund (Alemanha) são exemplos de clubes que negociam ações em seus respectivos mercados acionários. Nesse sentido, o investidor, o qual atua como *stakeholder* em empresas, também figura como ator importante para estes. Há a existência até mesmo de um índice de mercado que tem como sua composição apenas clubes de futebol, o *Stoxx Europe Football Index*. A Tabela 1 evidencia alguns exemplos de clubes europeus que possuem capital aberto e têm suas ações negociadas no mercado acionário.

Tabela 1: Clubes europeus com capital aberto

Clube	País	Clube	País
Borussia Dortmund	Alemanha	Lazio	Itália
Celtic	Escócia	Roma	Itália
Rangers	Escócia	Benfica	Portugal
Lyon	França	Braga	Portugal
Ajax	Holanda	Porto	Portugal
Arsenal	Inglaterra	Sporting	Portugal
Manchester United	Inglaterra	Besiktas	Turquia
Southampton	Inglaterra	Fenerbahce	Turquia
Watford	Inglaterra	Galatasaray	Turquia
Juventus	Itália	Trabzonspor	Turquia

Fonte: *Stoxx Europe Football Index*

Apesar de não haver uma estrutura majoritária em nível internacional, percebe-se que o futebol é um negócio que frequentemente movimenta elevadas cifras. No cenário brasileiro, de acordo com Minatto, Oliveira e Borba (2019) os clubes com maiores arrecadações em 2017 no Brasil foram Flamengo e Palmeiras. A receita do Flamengo foi superior à da empresa do mercado imobiliário Gafisa, sociedade anônima com ações negociadas na B3, por exemplo. No período de 2011-2017 os clubes brasileiros, somados, arrecadaram R\$ 26,892 bilhões (Minatto et al., 2019). Nota-se, portanto, que esses valores são representativos para a economia nacional, principalmente porque a maioria destes organizam-se como entidades sem fins lucrativos, tendo impacto negativo na arrecadação do Estado em função de não pagar tributos da mesma ordem que uma empresa pagaria.

Nos clubes brasileiros os órgãos sociais presentes na estrutura organizacional, de acordo com o estudo elaborado por Oliveira, Borba, Ferreira, e Lunkes (2018), são a Assembleia Geral, Conselho Fiscal e Conselho Deliberativo. Os autores também observaram que estatutos são omissos quanto a responsabilidade financeira que prejudique o patrimônio, e sobre a definição da remuneração da Diretoria. Este resultado pode guardar relação com as dificuldades financeiras dos clubes e salários elevados para membros da diretoria (Superesportes, 2019).

No Brasil, nota-se, recentemente, novas maneiras de estruturar a parte do futebol das entidades esportivas, sendo estes conhecidos como “clubes-empresas” (Londrina, 2019). A maioria dos clubes de futebol brasileiros atualmente são estruturados como associações sem fins lucrativos (Macedo, 2019), mas há exemplos de clubes que se estruturam de maneira distinta. Em 2019, por exemplo, o tradicional clube Bragantino realizou uma fusão com a equipe Red Bull Brasil, dando origem ao Red Bull Bragantino (Laurentiis, 2019b). O Red Bull Bragantino, que estava na segunda divisão, recebeu elevado investimento da empresa Red Bull e ascendeu à primeira divisão, sendo o campeão do campeonato. No final deste mesmo ano, os conselheiros do Botafogo aprovaram a migração para o modelo de clube empresa, dando origem ao Botafogo S/A (Gomes, 2019).

Com o objetivo de estimular novas iniciativas como as supracitadas, o projeto de lei nº 5082/16 visa regulamentar e incentivar esse modelo de negócios para clubes de futebol brasileiros. O projeto foi discutido na câmara de deputados até meados de novembro de 2019, onde a subemenda substitutiva global, a qual apresentou alterações na comparação com o projeto original, foi aprovada e encaminhada ao senado. Este projeto tem como um dos objetivos manter os benefícios tributários existentes para os clubes organizados como associações para os “clubes-empresas”, tornando este mais vantajoso que aquele em função da estrutura mais profissional (Dolzan, 2019).

A subemenda substitutiva dispõe também sobre Regime Especial de Tributação de Entidades de Prática Desportiva Profissionais de Futebol - Simples-Fut. O clube que optar pelo Simples-Fut ficará sujeito ao pagamento de 5% sobre a receita apurada pelo regime de caixa, o qual corresponderá a um conjunto de tributos. Algumas deduções sobre as receitas arrecadadas são propostas, as quais se relacionam com o investimento em projetos sociais relacionados ao clube. O projeto também visa regulamentar condições especiais para a quitação acelerada de débitos das entidades de prática desportiva profissional de futebol. Reduções são propostas nos termos de projeto e visam abater parte das multas, juros de mora e encargos legais.

A subemenda também menciona aspectos relacionados a recuperação judicial do clube-empresa e falência. Para empresas, faz-se necessário que esta exerça a atividade durante pelo

menos dois anos para que seja solicitada a recuperação judicial. De acordo com o parágrafo primeiro do artigo 27 do projeto de lei 5082, exclui-se essa necessidade para os clubes que aderirem a modalidade de clube-empresa.

Estruturado como associação sem fins lucrativos, atualmente, a alternativa em caso de dificuldades financeiras para um clube de futebol é a insolvência civil da organização (Kampff, 2019). Os códigos civil e de processo civil regulamentam a insolvência civil de uma organização. É necessário salientar que como o projeto ainda está em fase de discussões e elaboração, ajustes podem ser realizados na totalidade do documento (Subemenda Substitutiva de Plenário, 2019).

Na Europa, contudo, a estrutura não segue este mesmo padrão brasileiro. Tendo em vista que a maioria dos grandes clubes ingleses, maior centro esportivo deste continente, possuem estruturas organizacionais semelhantes a de empresas (BBC, 2019), os clubes são mais sensíveis a resultados econômicos. Ademais, a regulamentação implementada por meio do FFP visa reduzir o impacto que os donos de clubes geram ao injetar recursos financeiros nos clubes. Nesse sentido, é necessário que os clubes busquem outras formas para obter recursos diferente daquela obtida por meio de um investidor majoritário com elevado poder financeiro. O princípio fundamental para a consecução das ideias formuladas via FFP é que os clubes gastem dinheiro somente na medida em que ganhem, isto é, as principais despesas devem ser suportadas pelas principais receitas (Dima, 2015).

Existem distintos modelos de gestão implementados pelos clubes europeus. Na Alemanha, vigora uma regra conhecida como “50+1”. Neste modelo, os clubes por meio de sócios-torcedores mantêm mais que 50% dos votos enquanto os investidores detêm o percentual restante. Assim, estes investidores não possuem poder de decisão superior aos sócios com o objetivo de proteger os clubes de donos imprudentes (Bundesliga, 2017). Na Espanha, de acordo com a Lei 10/1990 (*Ley del Deporte*), os clubes devem se estruturar como sociedades anônimas para disputar os campeonatos profissionais. Apenas quatro clubes (Barcelona, Real Madrid, Osasuna e Athletic Bilbao) não puderam manter o modelo associativo, em vigor na época, em função de possuírem balanços patrimoniais com patrimônio líquido positivo e características culturais (BOE, 1990; Neves, 2018).

2.2. INSOLVÊNCIA

Relacionado ao tema de dificuldades financeiras em organizações, termos como insolvência e falência são utilizados de maneira recorrente. Conceitua-se a insolvência como a incapacidade de cumprir com suas obrigações econômicas à medida que os vencimentos

ocorrem. Já a falência se estabelece quando o processo legal para encerrar as atividades da organização foi realizado e finalizado (Beech et al., 2010; Silva et al., 2012).

Altman e Hotchkiss (2006) apresentam conceitos similares aos supracitados. Estes conceituam a insolvência como a situação onde o total das obrigações excede o valor justo dos ativos. Já a falência é definida como uma declaração formal perante a corte com a demanda de ter seus ativos liquidados.

Portanto, a insolvência, mensurada a partir da insuficiência de ativos para cobrir suas obrigações, pode ser considerada um estágio pré-falimentar. De tal modo, com o objetivo de evitar que uma organização atinja o estágio falimentar, é necessário observar as características de uma organização insolvente. A comparação de uma organização que apresenta dificuldades financeiras com uma que é considerada saudável financeiramente pode ser uma possibilidade. A partir de diferenças apresentadas quando desta comparação, pode ser possível identificar características peculiares nestes dois grupos.

Destaca-se a existência de outros métodos para considerar uma organização como insolvente. Coelho et al. (2017) conceituaram como exemplo a insolvência por fluxo, a qual é definida a partir de uma redução substancial no preço de suas ações na comparação com seu preço no ano anterior. Os autores consideraram como queda substancial neste estudo o valor de 30%. Adicionalmente, conceituaram que a insolvência a partir do valor do patrimônio líquido pode ser chamada de insolvência por saldo.

Assim, observa-se a relevância de analisar características de uma organização considerada como insolvente a fim de evitar que esta atinja o estágio falimentar e encerre suas atividades. No entanto, conforme aponta Szymanski (2017), uma organização pode tornar-se insolvente por determinado período e posteriormente se recuperar.

A falta de capacidade da empresa pagar suas obrigações pode ser apontada como uma causa direta para ocorrência de falências (Tseng & Hu, 2010), sendo que o custo econômico gerado pelas empresas falimentares é imensurável (Appiah & Abor, 2009). Nesse sentido, a estabilidade financeira afeta e é motivo de preocupação para empregados, investidores, bancos, governo e autoridades regulatórias (Lin & Piesse, 2004). Assim, modelos que tem como objetivo prever falências chamam atenção (Lin & Piesse, 2004), especialmente, de instituições financeiras (Tseng & Hu, 2010).

A falência de organizações pode ser estudada a partir de modelos de previsão, a qual pode ser operacionalizada a partir de uma variável dicotômica. Esta divide as organizações em dois grupos, a saber: organizações que faliram ou não. Já a insolvência de organizações pode ser operacionalizada a partir do saldo do patrimônio líquido, onde o passivo a descoberto

representa uma organização insolvente enquanto o patrimônio líquido positivo a solvente. Esta é chamada de insolvência por saldo (Coelho et al., 2017). Entretanto, diferentes conceitos podem abarcar a insolvência em empresas como recorrentes prejuízos, suspensão no pagamento de dividendos e geração negativa de fluxo de caixa operacional (Balcaen & Ooghe, 2006).

2.2.1. Modelos Clássicos de Previsão de Falência

O primeiro modelo de previsão de falência foi elaborado por Fitzpatrick (1932) (Appiah & Abor, 2009). Nele, indicadores financeiros de empresas industriais foram selecionados e comparados entre aquelas que faliram e as que permaneceram operando até a data do estudo. Os resultados indicaram que seria possível estabelecer previsões de insolvência com até três anos de antecedência.

A partir do estudo de Beaver (1966) os modelos começaram a evoluir (Bellovary et al., 2007). Seu trabalho seminal teve como objetivo identificar a utilidade de indicadores financeiros, isto é, examinar quais seriam mais adequados para predizer empresas insolventes. Ademais, apontou que fossem elaborados modelos que utilizassem mais de um indicador financeiro, ditos modelos multivariados.

A partir desta indicação, Altman (1968), por meio da técnica estatística de análise discriminante, elaborou um modelo que utilizou mais de um indicador financeiro. O estudo comparou empresas de manufatura com ações negociadas em bolsa que faliram e que não faliram. A necessidade de utilização em empresas que não possuíam suas ações negociadas em bolsa fez com que fosse elaborado um modelo que não utilizasse essa informação. Nesse sentido, Altman, Haldeman e Narayanan (1977) estruturaram um modelo, a partir de Altman (1968), com a utilização do patrimônio líquido ao invés do valor de mercado.

A partir de críticas feitas a utilização de análise discriminante, Ohlson (1980) elaborou o primeiro modelo de previsão de insolvência a partir da utilização de regressão logística (Balcaen & Ooghe, 2006). A utilização de regressão logística é mais adequada, na comparação com a análise discriminante, pois algumas premissas desta geralmente são violadas, entre elas a normalidade multivariada é um exemplo (Balcaen & Ooghe, 2006; Jackson & Wood, 2013).

Existem críticas aos modelos de insolvência, as quais não se limitam a utilização de técnicas estatísticas que envolvam análise discriminante, conforme supracitado. A inexistência de base teórica que suporte o conceito de falência empresarial, bem como a escolha dos indicadores a serem empregados nos modelos também são notadas como falhas (Jackson & Wood, 2013). Nesse sentido, os indicadores financeiros, a despeito de serem métricas objetivas, levam em consideração informações de relatórios anuais, o que pode ser considerado como uma

desvantagem (Balcaen & Ooghe, 2006).

No cenário brasileiro, os modelos multivariados de previsão de insolvência aplicados em empresas brasileiras surgiram a partir da década de 1970. O modelo de Kanitz (1976) foi o primeiro a ser estruturado (Pinheiro, Santos, Colauto, & Pinheiro, 2007). Este modelo classifica as empresas em três regiões de um “termômetro”, a saber, solvente, insolvente e penumbra. Essa zona intermediária, chamada de penumbra, representa a região onde há a maior incidência de erros de classificações, ou seja, empresas solventes classificadas como insolventes e vice-versa. Assim, essa zona é utilizada para reduzir os erros de classificação do modelo.

O modelo proposto por Elizabetsky (1976) foi desenvolvido para decisão de crédito em bancos comerciais, com o objetivo de avaliar empresas do ramo de confecções. Foram analisadas 373 empresas, das quais 99 apresentavam problemas relacionados com sua liquidez e as demais estavam em boas condições financeiras (Silva et al., 2012). Matias (1978) propôs um modelo de previsão de insolvência balanceado, ou seja, metade das empresas era solvente e o restante insolvente, tendo como amostra 100 empresas de diversos setores.

2.2.2. Insolvência em Clubes de Futebol

O estudo de Lago, Simmons e Szymanski (2006) discute a existência ou não de uma crise financeira nos clubes de futebol europeus. Os autores apontam que há distinções para casos isolados de dificuldades financeiras em clubes de futebol e um fenômeno sistêmico. Aponta-se que não haveria uma crise em função de queda nas receitas, tendo em vista que estas somente aumentavam. Ao mesmo tempo, esse aumento poderia ser a principal causa para as dificuldades financeiras em função do aumento superior no gasto com atletas. Os autores concluem que existem duas alternativas para solucionar este problema, a saber, regulação mais rigorosa ou redução da frequência com que clubes pequenos ascendem e descendem entre as divisões dos campeonatos.

O aumento dos salários de jogadores de futebol na Europa tem como marco inicial a implementação da lei Bosman, em 1995 (Galariotis, Germain, & Zopounidis, 2018). O nome desta lei é uma homenagem ao jogador Jean-Marc Bosman. Após o término de seu contrato com o clube belga RFC Liege, o jogador recebeu uma proposta para jogar o campeonato francês no clube Dukerque. O clube belga requisitou um valor do clube francês em função da transferência, o qual não foi pago tendo como justificativa o término do contrato. Após essa situação o jogador permaneceu no clube belga com salários mais baixos, tendo em vista da transferência não ser concretizada. Após essa lei, os jogadores são livres para negociar seus contratos no momento que eles acabam, sem haver negociação com o clube que o empregava

até este momento (Cooper & Joyce, 2013). Outrora mais “presos” em seus clubes, atualmente os jogadores gozam de liberdade para trocarem de clubes.

Beech et al. (2010) sinalizam cinco causas que levam os clubes à insolvência. Um destes refere-se à estrutura competitiva, pois, na maior parte dos casos, as equipes participam de campeonatos em que é possível ser rebaixado para uma divisão inferior no próximo campeonato. Neste sentido, quando o clube é rebaixado, a tendência é que as receitas reduzam e implique na redução no orçamento. Como esta situação é geralmente definida ao final da temporada, o planejamento para as disputas seguintes fica comprometido, pois, os clubes acabam investindo elevadas quantias para tentar evitar o rebaixamento. Com isso, quando não conseguem, pode elevar o endividamento futuro.

A estrutura competitiva no futebol pode ser avaliada como danosa porque diferenças mínimas nos resultados podem afetar a renda das equipes e o seu planejamento (Alm & Storm, 2019). Nesse sentido, os clubes investem seus recursos, até mesmo acima dos limites, na expectativa de convertê-los em resultados esportivos positivos. Entretanto, ao não obtê-los, pode-se desequilibrar suas finanças e comprometer seus resultados esportivos (Beech et al., 2010; Szymanski, 2017). Finalmente, o endividamento dos clubes pode aumentar, levando-os à insolvência (Scelles et al., 2018; Szymanski, 2017).

Clubes que não conseguem pagar suas dívidas com o governo também é apontada como uma causa para a insolvência, de acordo com Beech et al. (2010). Relacionada com esta, outra origem para a insolvência dos clubes apontada pelos autores é a transformação das dívidas dos clubes. Aqueles que pertencem a milionários e dependem destes recursos podem falir a partir da ausência ou do não cumprimento da promessa feita pelos gestores em função da redução da riqueza destes ou a até mesmo a perda do interesse do investidor.

A partir das dificuldades financeiras enfrentadas por um clube de futebol, tem-se como o estágio final a falência deste. Apesar de raro, alguns clubes brasileiros já abriram o processo falimentar, casos dos clubes Icasa (CE) e Novo Horizontino (SP). Na Europa, isto é mais comum, principalmente na Itália, onde clubes como Napoli, Parma e Fiorentina já faliram. O Parma, inclusive, já realizou por quatro vezes ao longo de sua história este procedimento.

Apesar de não ter declarado falência, o clube alemão Borussia Dortmund esteve perto deste estágio. A partir da abertura de seu capital no mercado acionário, em 1999, e tendo como preço de sua ação o preço de €11 em outubro de 2000 viu seu preço despencar para €1,85 em janeiro de 2005 (Dietl & Franck, 2007). A queda do preço da ação foi reflexo de investimentos inadequados, sendo que o clube não abriu processo falimentar pois o também alemão Bayern de Munique auxiliou com empréstimos para pagar até mesmo salários de seus jogadores

(Taylor, 2013). Na Tabela 2, alguns clubes que já realizaram judicialmente o processo de falência são listados.

Tabela 2: Clubes de futebol que já faliram

Clube	País	Ano(s) da(s) falência(s)
Chelsea	Inglaterra	1982
Icasa	Brasil	1998
Novo Horizontino	Brasil	1999
Racing	Argentina	1999
Fiorentina	Itália	2002
Napoli	Itália	2004
Portsmouth	Inglaterra	2008
Rangers	Escócia	2012
Leeds	Inglaterra	1919; 2007
Parma	Itália	1968; 1989; 2004; 2015

Nota: * O Icasa Esporte Clube foi “substituído” pela Associação Desportiva Recreativa e Cultural Icasa, o qual adotou as mesmas cores do clube falido em 2002 (Rogrigues, 2018). ** O Grêmio Esportivo Novorizontino foi “substituído” pela Grêmio Novorizontino em 2010. O processo de reabertura dos demais clubes foi realizado logo na sequência do processo de fechamento.

Na literatura internacional, alguns estudos realizaram análises a respeito das dificuldades financeiras apresentadas por clubes europeus. Barajas e Rodriguez (2014), por exemplo, examinaram a insolvência em clubes de futebol espanhóis da primeira e segunda divisões, com o objetivo de classificá-los em solventes e insolventes. Para consecução deste objetivo, foi utilizado o indicador proposto por Altman (2000). Como resultados, o indicador classificou a maioria dos clubes espanhóis como insolventes, além da presença de passivo a descoberto para 80% destes.

Szymanski (2017) argumenta que o desempenho dos clubes de futebol é medido semanalmente, de acordo com os resultados obtidos nas competições. Nesse sentido, aliar estes resultados com os resultados evidenciados em demonstrações financeiras dos clubes ingleses foi o objetivo do estudo elaborado pelo autor. Os resultados sugerem que a falência é mais provável em clubes com baixa lucratividade, alta alavancagem e quando os resultados esportivos são negativos.

Ribeiro e Lima (2012) informam que alguns clubes de futebol portugueses se tornaram insolventes e não disputam mais campeonatos profissionais. Os autores alertam que essa situação deve ser levada em consideração pelos clubes com dificuldades financeiras. Nota-se que em função do baixo crescimento econômico do país, segundo os autores, os recursos devem ser administrados com parcimônia.

Percebe-se que a literatura que analisa a insolvência em clubes de futebol é mais consolidada na Europa, quando comparada ao Brasil. Assim, na Tabela 3, os estudos que tratam

de insolvência em clubes de futebol são sumarizados com o objetivo de informar algumas análises realizadas e seus principais resultados.

Tabela 3: Insolvência em clubes de futebol

Autores	Objetivo	Resultados
Lago et al. (2006)	Analisar e discutir as causas para dificuldades financeiras em clubes de futebol europeus.	Os autores identificaram que a principal causa para as dificuldades financeiras em clubes de futebol europeus é o aumento do gasto com atletas de futebol. Os autores concluem que existem duas alternativas para solucionar este problema, a saber, regulação mais rigorosa ou reduzir a frequência que clubes pequenos ascendem e descendem entre as divisões dos campeonatos.
Beech et al., (2010)	Identificar cinco causas para insolvência no futebol inglês.	Os autores apontaram que os clubes que se tornam insolventes são aqueles que não conseguiram lidar com o rebaixamento para uma divisão inferior, que não tinham recursos para quitar as dívidas com o governo, que aumentaram o passivo financeiro, que perderam a propriedade do seu estádio ou que se apresentaram insolventes em mais de um período.
Barajas e Rodriguez (2014)	Analisar e identificar os determinantes da má situação financeira dos clubes espanhóis entre 2007 e 2011.	Os autores identificaram, por meio dos modelos de Altman (1977) e Altman (2000) que os clubes da primeira e segunda divisão do campeonato espanhol não são capazes de cobrir suas dívidas, isto é, estavam insolventes.
Szymanski (2015)	Discutir os eventos de insolvência e as possíveis causas no contexto do futebol inglês.	O autor identificou que a insolvência em clubes de futebol ingleses é recente e que resulta, em geral, de uma série de desempenhos ruins nas competições. Além disso, identificou que os clubes que se tornaram insolventes não foram aqueles que gastaram muito para melhorar o desempenho esportivo, mas aqueles que apresentaram uma queda neste resultado.
Gutiérrez-fernández et al. (2017)	Identificar a situação econômico-financeira dos clubes de futebol espanhóis entre 2003 e 2012.	Os autores identificaram que a maioria dos clubes espanhóis não conseguiram controlar sua situação financeira. Os autores apresentam dois motivos principais, metas irrealistas e falta de controle financeiro e de gestão.
Szymanski (2017)	Examinar o processo pelo qual os clubes ingleses, entre 1974 e 2010, tornaram-se insolventes.	O autor identificou que a insolvência pode ser afetada por choques na produtividade e na demanda. Choques negativos, isto é, desempenhos abaixo do esperado são o principal elemento para a insolvência. Além disso, mostra que a falência é mais provável quando a lucratividade é baixa e a alavancagem é alta.
Scelles et al. (2018)	Explicar as causas e as consequências da insolvência nas três principais divisões do futebol francês entre 1970 e 2014.	Os autores identificaram que choques de demanda podem explicar a insolvência em um grau significativo. Ela também pode ser explicada pelo status do clube e pela estrutura organizacional. Clubes organizados como associações tem maior probabilidade de tornarem-se insolventes.
Alaminos e Fernández (2019)	Elaborar um modelo de previsão de insolvência para clubes de futebol europeus.	O modelo desenvolvido neste estudo mostrou que baixa liquidez, alta alavancagem, baixo desempenho esportivo e pequeno tamanho do mercado de clubes são os melhores preditores para a insolvência dos clubes de futebol europeus.
(Szymanski & Weimar, 2019)	Investigar a estabilidade financeira do sistema de futebol alemão.	O estudo evidencia que a pirâmide do futebol alemão não é mais imune ao problema de insolvência do que outras pirâmides da liga de futebol europeia. Fornece, ainda, evidências para mostrar que a insolvência ocorre no futebol alemão em uma frequência comparável às ligas inglesa e francesa. Desvios entre a expectativa e o real desempenho esportivo do clube é a principal causa para o risco de insolvência.

A partir dos estudos citados na Tabela 3, percebe-se que os resultados das pesquisas apontam de maneira convergente para a existência de dificuldades financeiras nos clubes de futebol europeus. Identifica-se, de acordo com Szymanski (2015), Szymanski (2017) e Scelles et al. (2018), que expectativas não atendidas pelos clubes quanto ao seu desempenho esportivo como um dos motivos para este cenário. Adicionalmente, situações refletidas em suas demonstrações financeiras, como sugerido por Szymanski (2015), Szymanski (2017) e Alaminos e Fernández (2019), são importantes para o entendimento da insolvência em clubes de futebol europeus nos últimos anos. Adicionalmente, estes aspectos citados refletem a margem existente para que os clubes aprimorem suas gestões, tanto esportiva como econômico-financeira.

Utilizou-se de diferentes métodos nos estudos relacionados para consecução dos objetivos. Análises quantitativas foram empregadas tendo como base regressão múltipla (Scelles et al., 2018; Szymanski, 2017; Szymanski & Weimar, 2019), redes neurais e regressão logística (Alaminos & Fernández, 2019) e modelos consolidados de previsão de falência (A. Barajas & Rodriguez, 2014). Análises qualitativas também foram utilizadas, como no estudo de Lago et al. (2006) e Beech et al. (2010), onde os autores discutem possíveis causas e soluções para o tema da insolvência em clubes de futebol europeus.

Assim, conforme evidenciado a partir dos estudos da Tabela 3, nota-se que a insolvência em clubes é um fenômeno sobremaneira analisado no contexto do futebol europeu, a partir de diferentes perspectivas metodológicas. Ressalta-se, portanto, em função da relevância econômica, social e cultural do esporte no Brasil que sejam discutidos aspectos relacionados com as finanças dos clubes de futebol brasileiros.

Alaminos e Fernández (2019) aprofundam a discussão a respeito da insolvência em clubes de futebol europeus na medida em que elaboram modelos para previsão de insolvência baseado em redes neurais e regressão logística. Como critério para insolvência, os autores utilizaram três indicadores, a saber: Lucro líquido negativo, EBIT negativo e cobertura de juros EBITDA negativa. O estudo utiliza dados do período 2013-2016, sendo que caso um clube apresente estes indicadores por dois consecutivos, este é considerado insolvente. Para construção do modelo, os autores utilizam variáveis de governança corporativa e indicadores que medem os desempenhos econômico-financeiro e esportivo dos clubes. Como resultados, os autores identificaram que baixa liquidez, alta alavancagem e baixo desempenho esportivo são os principais preditores para insolvência.

Percebe-se, portanto, que este cenário em que os clubes de futebol possuem elevadas receitas, mas não conseguem obter lucros não existe apenas no Brasil. Na Europa, por exemplo,

os clubes da primeira divisão em conjunto auferiram 13,2 bilhões de euros em receitas. Entretanto, os resultados líquidos quando somados resultaram em um prejuízo de 1,7 bilhão de euros no ano de 2011 (Franck & Lang, 2014; Freestone & Manoli, 2017). A partir deste cenário, mecanismos começaram a ser planejados para alterar estes resultados.

Um exemplo de regulação que foi planejada para mitigar estas recorrentes perdas, foi o FFP. O FFP começou a ser implementado pela UEFA, instituição que representa as instituições nacionais na Europa, no ano de 2012. Este tem como principal objetivo de regular financeiramente os clubes que disputam competições organizadas pela entidade e limitar essas perdas que aumentaram nos últimos anos (Andreff, 2018; Dima, 2015).

Neste documento, há seis indicadores relacionados com informações constantes nas demonstrações contábeis com os quais os clubes devem cumprir determinados requisitos, pois, em caso contrário, é possível que o clube seja impedido de disputar as competições organizadas pela UEFA. Um destes indicadores se chama patrimônio líquido negativo. Nele, caso o valor do patrimônio líquido tenha se deteriorado do período anterior para o período em análise, infringirá a regra (Union of European Football Associations, 2018). Portanto, percebe-se a relevância deste item presente nas demonstrações contábeis para a entidade esportiva.

Outro indicador que consta no documento se relaciona com a presença de uma ressalva como opinião dos auditores ou preocupação com a continuidade da entidade por parte dos auditores. Dois indicadores buscam reduzir as dívidas presentes nos balanços das equipes, tendo como limite para a dívida o valor de 30 milhões de euros e esta não pode ser 7 vezes maior que as receitas, para os anos corrente e anterior. Finalmente, a entidade também não pode apresentar prejuízo no período nem apresentar déficit maior que 100 milhões de euros para resultado líquido referente a negociação de atletas (Union of European Football Associations, 2018).

De maneira similar, o Brasil pretende adotar regulação financeira nos moldes apresentados na Europa. De acordo com Pereira (2019), a Confederação Brasileira de Futebol (CBF) já estuda desenvolver um modelo de governança para os clubes que consiga levar os clubes brasileiros na direção do equilíbrio financeiro. Portanto, faz-se necessário que os clubes já busquem se alinhar aos parâmetros aplicados na Europa.

Finalmente, nota-se que a preocupação com a sustentabilidade financeira dos clubes é mais presente na Europa do que no Brasil. Notícias sobre atrasos salariais são constantes na mídia esportiva brasileira, enquanto na Europa são escassas. Contudo, clubes europeus que não cumprem as demandas financeiras são punidos de maneira mais severa que no Brasil, inclusive com sua falência decretada, conforme já mencionado. Contudo, a partir de novas regulamentações no Brasil como o projeto de lei 5082/16 este cenário pode ser alterado. Por

outro lado, desde a implementação do PROFUT, regulamentação que auxilia os clubes com aumento de prazos e reduzindo multas para débitos com o governo, a dívida dos clubes com o Governo Federal aumentou 40% em menos de 4 anos (Petrocilo, 2019b). Conseqüentemente, é necessário analisar com parcimônia novas medidas que visam reduzir a dívida dos clubes.

2.3. INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA CONTABILIDADE

De maneira geral, em função da disponibilidade de grandes bancos de dados e da possibilidade de utilizar poder de processamento para analisa-los, sugere-se que o impacto gerado a partir da utilização de inteligência artificial na contabilidade será substancial (Kokina & Davenport, 2017). Dentre as técnicas utilizadas, destaca-se as redes neurais, método empregado neste estudo.

As redes neurais foram idealizadas entre as décadas de 1940 e 1950 e desde então têm sido aplicadas em distintas áreas do conhecimento. Estas foram criadas com o objetivo de reproduzir artificialmente o processamento de informações realizado no sistema neural do cérebro humano (Alaka et al., 2018; Charitou, Neophytou, & Charalambous, 2004; Jackson & Wood, 2013). Estas. De acordo com Odom e Sharda (1990) as redes neurais provaram ser eficientes em pelo menos três áreas, modelagem e previsão, processamento de sinais e sistemas inteligentes.

Utiliza-se redes neurais em algumas áreas de negócios, como análises de crédito, classificação de títulos financeiros, previsão de falência e detecção de fraudes (Charitou et al., 2004). Sua utilização tem se tornado extensiva na literatura em função de métodos estatísticos convencionais possuírem algumas premissas como linearidade, normalidade e independência entre variáveis independentes, as quais geralmente são violadas para dados financeiros. Nesse sentido, uma das vantagens das redes neurais sobre estes métodos reside ausência de tais premissas para os modelos elaborados, além da sua capacidade de aprendizado (Kumar & Bhattacharya, 2006).

Adicionalmente, outra ferramenta utilizada na literatura são as *Support vector machines* (máquina de vetores de suporte). A aplicação de *support vector machines* para problemas relacionados a classificação está sendo utilizada de maneira recorrente na literatura contábil (Douplos, Gaganis, & Pasiouras, 2005). Comumente testa-se a capacidade de classificação das redes neurais em comparação com *Support vector machines*. Estas podem ser conceituadas como um algoritmo que tem como característica o aprendizado a partir de exemplos com o objetivo de classificá-los em grupos distintos (Noble, 2006). Destaca-se a capacidade de formulação de modelos lineares e não-lineares para explicar a opinião de relatórios de auditoria

(Doumpos et al., 2005) e reconhecer atividades fraudulentas executadas em cartões de crédito (Noble, 2006), por exemplo.

Na Tabela 4 são listados alguns estudos que utilizaram técnicas baseadas em inteligência artificial para atingir seus objetivos. Ressalta-se que em alguns trabalhos a comparação entre técnicas baseadas em inteligência artificial foram comparadas com técnicas estatísticas com o objetivo de analisar seus poderes preditivos e acurácia.

Tabela 4: Modelos baseados em Inteligência Artificial na contabilidade

Autores	Objetivo	Técnica(s) utilizada(s)	Resultados
Callen, Kwan, Yip e Yuan, (1996)	Estimar lucros trimestrais para 296 empresas que negociam suas ações na bolsa de Nova York.	Redes Neurais e modelos Brown-Rozeff, Griffin-Wats e Foster.	Apesar de características sazonais e não lineares em lucros trimestrais, os modelos lineares Brown-Rozeff e Griffin-Wats apresentaram melhores resultados quando da previsão dos resultados.
Koh e Tan (1999)	Estimar a presença de menções a preocupação quanto a continuidade operacional das empresas nos relatórios de auditoria.	Redes Neurais	A partir de seis indicadores contábeis os autores treinaram a rede neural com 300 observações e testaram com sucesso todos os 30 casos da amostra de teste.
Olson e Mossman (2003)	Estimar o retorno de ações da bolsa Canadense a partir de indicadores contábeis com um ano de antecedência.	Redes Neurais, Regressão Logística e Regressão Linear	Os resultados indicaram que a rede neural apresentou melhores resultados do que os modelos estatísticos, mas pontos como a escolha dos indicadores contábeis utilizados e ponto de corte utilizado podem ser mais importantes do que a técnica utilizada.
Doumpos, Gaganis e Pasiouras (2005)	Desenvolver modelos para explicar relatórios de auditoria com a presença de ressalva.	<i>Support vector machines</i>	Os resultados sugeriram que os modelos baseados em <i>Support vector machines</i> são capazes de distinguir as demonstrações financeiras com e sem ressalva com precisão satisfatória.
Kumar e Bhattacharya (2006)	Comparar as previsões de notas de crédito realizadas por redes neurais e análise discriminante.	Redes Neurais e Análise Discriminante	Os resultados apontaram que as redes neurais apresentaram melhor desempenho na previsão das notas de crédito lidaram melhor com ausência de alguns dados.
Trustorff, Konrad e Leker (2011)	Examinar o desempenho entre modelos para classificação do risco de crédito baseados em <i>support vector machines</i> e regressão logística.	<i>Support vector machines</i> e Regressão Logística	Os resultados indicaram que <i>Support vector machines</i> apresentaram melhor desempenho que os modelos de regressão logística, particularmente sob a condição de pequenas amostras de treinamento e alta variação dos dados de entrada.
Abdou, Kuzmic, Pointon, e Lister (2012)	Identificar os fatores que determinam a estrutura de capital das empresas industriais do Reino Unido.	Redes Neurais e Regressão Múltipla	Os resultados apontaram que as redes neurais apresentaram erros menores que o modelo baseado em regressão múltipla. Os resultados também indicaram que o principal determinante para a estrutura de capital foi a rentabilidade líquida.
Maestri, Tavares, Penedo, Pereira,	Desenvolver modelos de redes neurais para prever o desempenho	Redes Neurais	Os resultados indicaram que os modelos de previsão de desempenho financeiro das empresas listadas nos segmentos de

e Coelho (2019)	financeiro das empresas pertencentes e não pertencentes aos níveis de governança da B3.		governança obtiveram melhores resultados, em média, do que os modelos das empresas não listadas. Além disso, verificou-se que em períodos de crise o sucesso na previsão do desempenho financeiro das empresas não listadas nos segmentos de governança diminui significativamente em comparação com os modelos das empresas listadas.
-----------------	---	--	--

Nota-se, de acordo com os estudos citados na Tabela 4, a demanda por modelos que apresentem resultados superiores aos modelos estatísticos quando da estimação de alguma característica presente nas demonstrações contábeis ou no mercado acionário. Adicionalmente, os estudos em sua maioria apontam que as redes neurais apresentaram melhores resultados na comparação com técnicas estatísticas. Ademais, quando da utilização somente de técnica baseada em inteligência artificial, estes também apresentaram resultados consistentes.

2.3.1. Modelos de Previsão de Falência

Alaka et al. (2018) destaca que as seis principais ferramentas que envolvem inteligência artificial para modelos de previsão de falência são: redes neurais, *support vector machines*, conjuntos aproximados, raciocínio baseado em casos, árvore de decisão e algoritmos genéticos.

Bellovary et al. (2007), a partir de uma revisão da literatura dos estudos sobre previsão de falência, apontam o crescimento da utilização de redes neurais. Os autores indicam que a partir da década de 1990, as análises realizadas a partir de modelos de previsão de falência incluíram um novo suporte metodológico, a saber, redes neurais. Essa alteração justifica-se na medida em que as redes neurais apresentam o melhor intervalo de acurácia em suas classificações e previsões (Bellovary et al., 2007). Alaka et al. (2018) adicionalmente apresentam uma justificativa convergente para tal. A partir de uma revisão sistemática da literatura sobre os modelos de previsão de falência, os autores identificaram que as redes neurais apresentaram os melhores resultados, seguidas por *support vector machines* e regressão logística para elaboração de modelos de previsão da falência em organizações.

Adicionalmente, os resultados do estudo de Alaka et al. (2018) apontaram que as redes neurais foram utilizadas em 25% dos estudos analisados na revisão sistemática, sendo o método mais empregado entre os estudos em inglês publicados entre os anos de 2010 a 2015. Esses resultados corroboram aqueles encontrados anteriormente por Bellovary et al. (2007), para as décadas de 1990 e início dos anos 2000, que indicam a majoritária utilização de redes neurais neste tema.

O primeiro estudo a utilizar redes neurais com o objetivo de formular um modelo de previsão de insolvência foi elaborado por Odom e Sharda (1990) (Alaka et al., 2018). Os autores

comparam a previsão da falência de organizações por meio de redes neurais e análise discriminante, a partir da utilização de indicadores contábeis. Os resultados desta pesquisa indicaram melhor acurácia para o modelo baseado em redes neurais na comparação com o modelo elaborado a partir da análise discriminante. Portanto, de acordo com os autores, os resultados obtidos nesta pesquisa indicaram o potencial existente da utilização de modelos baseados em redes neurais.

Após o estudo realizado por Odom e Sharda (1990), a utilização de redes neurais para a previsão de insolvência tornou-se majoritária na literatura acadêmica Bellovary et al. (2007). Adicionalmente, ressalta-se que as redes neurais foram utilizadas em demais contextos da área contábil, de maneira que análises que utilizaram tal método não se restringiram ao tema da falência de organizações, conforme já abordado em tópico anterior deste estudo.

A Tabela 5 apresenta estudos que utilizaram técnicas baseadas em inteligência artificial para formular modelos de previsão de falência.

Tabela 5: Modelos para previsão de falência baseados em Inteligência Artificial

Autores	Objetivo	Técnica(s) utilizada(s)	Resultado
(R. L. Wilson & Sharda, 1994)	Desenvolver um modelo de previsão de falência a partir de dados financeiros.	Redes Neurais e Análise Discriminante	O modelo baseado em redes neurais apresentou melhores resultados do que o modelo baseado em análise discriminante.
(Anandarajan, Lee, & Anandarajan, 2001)	Desenvolver um modelo de rede neural baseada em algoritmos genéticos e comparar com um modelo baseado em análise discriminante para prever a falência de empresas.	Redes Neurais e Análise Discriminante	Os resultados indicam que o custo de classificação incorreta da rede neural baseada em algoritmos genéticos foi o mais baixo entre os modelos.
(Tseng & Hu, 2010)	Comparar a acurácia de modelos para prever a falência de empresas do Reino Unido baseados em regressão logística e redes neurais.	Redes Neurais, Redes Neurais Nebulosas, Regressão Logística e Logística de Intervalo Quadrático.	Os resultados apontaram que o modelo baseado em redes neurais nebulosas apresentou os melhores resultados para prever a falência das empresas na comparação com os outros modelos.
(Ahmadpour Kasgari, Divsalar, Javid, & Ebrahimian, 2013)	Desenvolver um modelo baseado em redes neurais para prever a falência de empresas.	Redes Neurais e Probit	Os resultados apontaram que o modelo baseado em redes neurais apresentou um desempenho significativamente melhor que o Probit.
(Barboza, Kimura, & Altman, 2017)	Testar modelos baseados em inteligência artificial e técnicas estatísticas para prever a falência de empresas um ano antes do evento.	Análise Discriminante, Regressão Logística, Redes Neurais, <i>Support Vector Machines</i> , <i>Boosting</i> , <i>Bagging</i> e <i>Random Forest</i> .	Os resultados indicaram que os modelos baseados em inteligência artificial apresentaram maior poder preditivo do que aqueles baseados em técnicas estatísticas.

(Alaminos & Fernández, 2019)	Elaborar um modelo de previsão de insolvência para clubes de futebol europeus.	Redes Neurais e Regressão Logística	Os resultados obtidos neste estudo mostraram que a o modelo baseado em redes neurais apresentou maior precisão do aquele baseado em regressão logística.
------------------------------	--	-------------------------------------	--

Nota-se que a comparação entre técnicas para identificar aquela que apresenta a melhor acurácia na previsão da falência é recorrente na literatura. Acrescenta-se que esta aponta as técnicas baseadas em inteligência artificial, com destaque para as redes neurais, como adequadas para elaboração de modelos. A acurácia dos modelos e robustez destes advogam em favor de sua utilização.

Com relação ao tamanho da amostra a ser utilizada para treinar uma rede neural, o estudo de Alaka et al. (2018) informa que a maioria dos estudos utilizaram menos de 1.000 observações. O estudo de Tseng e Hu (2010) utilizou indicadores financeiros de 32 empresas que faliram e 45 que não para elaborar uma rede neural. Com esta amostra, os autores obtiveram uma taxa de sucesso de 93,75%.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.1. POPULAÇÃO, AMOSTRA E PERÍODO

A população compreende os 50 maiores clubes do Brasil, de acordo com o Ranking elaborado pela CBF para o ano de 2019. Tal ranking já fora utilizado em outras pesquisas como critério de seleção, como Dantas et al. (2015). Analisa-se informações dos clubes referentes ao período de oito anos (2011-2018). A amostra deste estudo é composta por aqueles que publicaram as demonstrações financeiras em seus *websites*, *websites* de federações estaduais de futebol ou *websites* de jornais de grande circulação em pelo menos quatro exercícios, o que representa divulgar suas demonstrações em metade do período analisado. A Tabela 6 evidencia os 35 clubes que compõem a amostra final do estudo, suas posições no Ranking supracitado bem como os anos que as informações foram divulgadas.

Tabela 6: Amostra

Posição	Clube	Estado	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	Palmeiras	SP	x	x	x	x	x	x	x	x
2	Cruzeiro	MG	-	x	x	x	x	x	x	x
3	Grêmio	RS	x	x	x	x	x	x	x	x
4	Santos	SP	x	x	x	x	x	x	x	x
5	Corinthians	SP	x	x	x	x	x	x	x	x
6	Flamengo	RJ	x	x	x	x	x	x	x	x
7	Atlético Mineiro	MG	x	x	x	x	x	x	x	x
8	Athletico Paranaense	PR	-	-	-	-	x	x	x	x
9	Internacional	RS	-	-	-	x	x	x	x	x
10	Chapecoense	SC	-	-	-	x	x	x	x	x
11	Botafogo	RJ	x	x	x	x	x	x	x	x
12	São Paulo	SP	x	x	x	x	x	x	x	x
13	Fluminense	RJ	x	x	x	x	x	x	x	x
14	Vasco da Gama	RJ	x	x	x	x	x	x	x	x
15	Bahia	BA	x	x	x	x	x	x	x	x
16	Sport	PE	x	x	x	x	x	x	x	x
17	Vitória	BA	x	x	x	x	x	x	x	x
18	Ponte Preta	SP	x	x	x	x	x	x	x	x
19	América Mineiro	MG	x	x	x	x	x	x	x	x
20	Coritiba	PR	x	x	x	x	x	x	x	x
21	Avai	SC	x	x	x	x	x	x	x	x
22	Figueirense	SC	-	x	x	x	x	x	x	x
23	Ceará	CE	x	x	x	x	x	x	x	x
24	Goiás	GO	-	-	x	x	x	x	-	x
25	Atlético Goianiense	GO	x	x	x	x	x	x	x	x
26	Paraná	PR	-	-	-	-	x	x	x	x
27	Paysandu	PA	-	-	-	x	x	x	x	x
28	Santa Cruz	PE	x	x	x	x	x	x	x	x
29	Criciúma	SC	-	x	x	x	x	x	x	x

31	Juventude	RS	x	x	x	x	x	x	x	x
34	Vila Nova	GO	x	x	x	x	x	x	x	x
36	Náutico	PE	x	x	x	x	x	x	x	x
39	Joinville	SC	x	x	x	x	x	x	x	x
41	Brasil de Pelotas	RS	-	-	x	x	x	x	x	x
44	Guarani	SP	x	x	x	x	x	x	x	x

Nota. “x” divulgou, “-” não divulgou. Posição refere-se à posição que o clube obteve no ranking elaborado pela CBF em 2019.

Com relação a proporção de clubes que divulgaram suas informações, 70% dos clubes selecionados divulgaram as demonstrações de acordo com o critério estabelecido neste estudo. Quanto ao número de observações, 255 observações-ano foram analisadas.

3.2. INDICADORES ECONÔMICO-FINANCEIROS

Os indicadores econômico-financeiros, variáveis de entrada no modelo baseado em redes neurais, servem como suporte para análise das demonstrações financeiras destes e auxiliar na mensuração de seus desempenhos. Os indicadores serão calculados a partir das informações coletadas nas demonstrações contábeis dos clubes selecionados. As demonstrações contábeis selecionadas foram o Balanço Patrimonial e a Demonstração do Resultado do Exercício, em conjunto com as notas explicativas divulgadas. Os dados econômico-financeiros dos clubes foram atualizados pelo Índice de Preços ao Consumidor Acumulado (IPC-A) até o mês de dezembro de 2019, para minimizar o efeito inflacionário do período.

Com o objetivo de calibrar o modelo baseado em redes neurais de acordo com o modelo de negócios e estrutura das demonstrações contábeis de um clube de futebol, ajustes se fazem necessários. Por conseguinte, o indicador que mede a representatividade do ativo intangível em relação ao ativo total foi incluído. Nota-se a representatividade e importância deste grupo de contas para clubes de futebol, em função do registro de direitos econômicos dos atletas. De acordo com Barabanov e Nakamura (2019), tendo como amostra clubes da primeira, segunda e terceira divisões do Campeonato Brasileiro, este grupo representa mais de 10% do ativo total para 18 dos 27 clubes analisados. Além disso, a inclusão deste indicador pode ser considerada uma inovação ao trabalho Alaminos e Fernández (2019), o qual elaborou um modelo de previsão de insolvência para clubes de futebol europeus, mas não utilizou indicadores que representassem a realidade do intangível para clubes de futebol.

Com a inclusão dos indicadores econômico-financeiros pretende-se analisar a liquidez, endividamento, rentabilidade e lucratividade dos clubes de futebol. Parte-se do pressuposto que clubes insolventes apresentam indicadores em níveis distintos daqueles apresentados por clubes solventes. Aponta-se que indicadores que se utilizam direta ou indiretamente do patrimônio

líquido não foram incluídos, em função de este possuir relação com o critério utilizado para a insolvência neste estudo. Apresenta-se na

Tabela 7 os indicadores selecionados para serem utilizados como variáveis de entrada no modelo de redes neurais.

Tabela 7: Indicadores econômico-financeiros

N.	Indicador	Operacionalização	Suporte teórico
I1	Liquidez Imediata	$\frac{\text{Disponibilidades}}{\text{Passivo Circulante}}$	(Ecer & Boyukaslan, 2014)
I2	Liquidez Corrente	$\frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$	(Alaminos & Fernández, 2019; Gutiérrez-Fernández, Talavera-Álvarez, & Coca-Pérez, 2017; Plumley, Wilson, & Ramchandani, 2017)
I3	Capital Circulante Líquido	$\frac{\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante}}{\text{Ativo Total}}$	(Alaminos & Fernández, 2019; Ecer & Boyukaslan, 2014)
I4	Liquidez Geral	$\frac{\text{Ativo Circulante} + \text{Ativo Realizável a Longo Prazo}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo não circulante}}$	(Kanitz, 1976)*
I5	Composição do Ativo	$\frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Ativo Total}}$	(Gutiérrez-Fernández et al., 2017)
I6	Grau de imobilização do ativo total	$\frac{\text{Ativo Imobilizado}}{\text{Ativo Total}}$	(Alaminos & Fernández, 2019)**
I7	Razão Intangível Ativo Total	$\frac{\text{Ativo Intangível}}{\text{Ativo Total}}$	(Guo, Kubick & Masli, 2018)*
I8	Endividamento total	$\frac{\text{Empréstimos e financiamentos de curto e longo prazo}}{\text{Ativo Total}}$	(Alaminos & Fernández, 2019)
I9	Composição do endividamento	$\frac{\text{Passivo Circulante}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo não circulante}}$	(Martins, Diniz, & Miranda, 2017)*
I10	Dívida Líquida	$\frac{\text{Dívida Líquida}}{\text{Receita Total}}$	(Szymanski, 2017)
I11	Relação entre Receita Total e Ativo Total	$\frac{\text{Receita Total}}{\text{Ativo Total}}$	(Alaminos & Fernández, 2019; Ecer & Boyukaslan, 2014)
I12	Retorno sobre o Ativo	$\frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Ativo Total}}$	(Ecer & Boyukaslan, 2014)
I13	Margem Líquida	$\frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Receita Total}}$	(Plumley, Wilson, & Ramchandani, 2017; R. Wilson et al., 2013)
I14	Relação entre EBIT e Receita Total	$\frac{\text{EBIT}}{\text{Receita Total}}$	(Alaminos & Fernández, 2019)

Nota: * Com exceção a estes estudos, os demais aplicaram estes indicadores a clubes de futebol brasileiros ou europeus ** Neste estudo, originalmente o denominador utilizado foi o patrimônio líquido dos clubes de futebol. Em função do critério para insolvência neste estudo envolver o patrimônio líquido, substitui-se este pelo ativo total. Emp. = Empréstimos e Fin = Financiamentos. Todos indicadores que utilizaram valores retirados do balanço patrimonial foram calculados a partir do saldo final da demonstração.

3.3. INDICADORES ESPORTIVOS

Com o objetivo de tornar o modelo mais robusto e alinhado com a realidade dos clubes de futebol brasileiros, são incluídos indicadores esportivos que representam seus respectivos desempenhos esportivos. Estes indicadores foram selecionados a partir da literatura que analisa o desempenho esportivo em clubes de futebol brasileiros e europeus.

Algumas métricas são utilizadas com o objetivo de avaliar o desempenho alcançado no campeonato nacional disputado. Tem-se como exemplos a posição final do clube no Campeonato Brasileiro, o percentual de pontos ganhos neste campeonato e o número de pontos conquistados. No Brasil, o principal campeonato nacional é a primeira divisão do Campeonato Brasileiro. A fórmula de disputa deste campeonato no período analisado neste estudo se manteve constante, onde os 20 clubes se enfrentam duas vezes, totalizando 38 jogos para cada clube. Os quatro últimos clubes desta divisão são rebaixados para a segunda divisão do ano subsequente. A fórmula de disputa da segunda divisão é semelhante, sendo que os quatro primeiros colocados ascendem para a primeira divisão enquanto os quatro últimos disputam a terceira divisão no ano seguinte. A terceira e quarta divisões apresentam fórmulas de disputa distintas, mas mantêm o aspecto dos quatro primeiros clubes ascenderem para a divisão superior enquanto os quatro últimos serem rebaixados de divisão.

Com o objetivo de mensurar o desempenho esportivo das equipes no Campeonato Brasileiro, utiliza-se o indicador formulado no estudo de Szymanski e Smith (1997), e utilizado em outros estudos desde então (Alaminos & Fernández, 2019; Szymanski, 2017). A partir desta fórmula o desempenho varia num intervalo contínuo, onde o desempenho do primeiro e último lugares são os limites superior e inferior deste intervalo (Szymanski & Smith, 1997). O número de clubes que disputaram o Campeonato Brasileiro entre 2011 e 2015 foi 100, enquanto 128 clubes para os demais anos, sendo a variável T na Fórmula 1, destacada a seguir. Assim, os clubes que disputam a primeira divisão obtêm como posição valores inteiros entre 1 e 20, inclusive. Aqueles que disputam a segunda divisão são classificados entre as posições 21 e 40 e o mesmo processo é feito para terceira e quarta divisões. Estes valores são inseridos na fórmula elaborada por Szymanski e Smith (1997), a qual é disposta a seguir.

$$-\ln \frac{P}{T-P+1} \quad (1)$$

Espera-se uma relação inversa entre desempenho esportivo e insolvência. Justifica-se tal expectativa em função da relação inversa entre desempenho esportivo e receitas auferidas.

Na medida em que um clube obtém sucesso esportivo, grande parte de suas receitas tendem a crescer. A receita com patrocínios, por exemplo, tende a ser elevada a partir do bom desempenho esportivo pela valorização da marca que um clube vencedor carrega consigo.

As variáveis Percentual de pontos conquistados, Divisão, Rebaixamento, Acesso e Número total de jogos foram incluídas para compor a análise a respeito do desempenho esportivo alcançado pelo clube durante o ano. Para mensurar a eficiência dos clubes, adiciona-se a variável percentual de pontos conquistados, tendo em vista que a mesma posição pode ser atingida com pontuações distintas em anos distintos. A variável divisão tem como objetivo distinguir os clubes que disputam as diferentes quatro divisões do Campeonato Brasileiro. As variáveis rebaixamento e acesso visam evidenciar as alterações de divisão durante os campeonatos, tendo em vista que, de acordo com Scelles et al. (2018) e Szymanski (2017), essas alterações de divisão são importantes fatores para explicar o fenômeno da insolvência em clubes de futebol. O número total de jogos no ano tende a evidenciar o sucesso esportivo nas demais competições disputadas, tendo em vista que o avanço em outras competições implica na disputa de mais jogos (Plumley, Wilson, & Shibli, 2017). Assim, apesar de não considerar o desempenho alcançado em outras competições, esta variável busca mensurar parcela deste resultado.

Justifica-se a escolha por priorizar o Campeonato Brasileiro em detrimento dos demais campeonatos em função de, neste campeonato, os clubes jogarem em partidas de ida e volta entre si de maneira garantida. O desempenho auferido em campeonatos estaduais não foi utilizado, pois há distintos campeonatos ao redor do país, sendo difícil mensurar o nível de dificuldade de maneira comparativa entre campeonatos de estados distintos. Em outros países não há a figura deste campeonato, mas copas internacionais são disputadas e parcela da literatura prioriza a mensuração do desempenho esportivo como aquele alcançado no campeonato nacional (Alaminos & Fernández, 2019; Scelles et al., 2018).

A presença de torcedores no estádio pode ser considerada uma variável esportiva importante para os clubes de futebol. O suporte financeiro que o torcedor fornece a partir da compra de materiais do clube, ingressos, programas de sócio-torcedor auxilia na viabilidade econômica da entidade esportiva. Assim, espera-se que haja uma relação inversa entre a presença de público no estádio e a insolvência dos clubes. Esta variável será mensurada a partir do público pagante médio no Campeonato Brasileiro para os 19 jogos disputados como mandante. As variáveis esportivas propostas são evidenciadas na Tabela 8.

Tabela 8: Indicadores Esportivos

Número	Variáveis	Operacionalização	Fundamento Teórico
E1	Indicador Szymanski e Smith (1997)	Utiliza-se o indicador formulado no estudo de Szymanski e Smith (1997), o qual tem seu cálculo evidenciado na Fórmula 1.	(Alaminos & Fernández, 2019; Szymanski, 2017; Szymanski & Smith, 1997)
E2	Posição no Campeonato Brasileiro	Posição no Campeonato Brasileiro. A posição dos 20 clubes que disputaram a primeira divisão varia entre 1 a 20. A posição dos 20 clubes que disputaram a segunda divisão varia entre 21 a 40. A posição dos 20 clubes que disputaram a terceira divisão varia entre 41 a 60. A posição dos 20 clubes que disputaram a quarta divisão varia entre 61 a 128.	(Scelles et al., 2018)
E3	Percentual de pontos conquistados	Representa o percentual de pontos conquistados pelo clube no Campeonato Brasileiro. A vitória de uma partida representa 3 pontos, o empate 1 ponto e a derrota não possui pontuação.	(Plumley, Wilson, & Ramchandani, 2017)
E4	Divisão	Variável Dummy para refletir os efeitos de disputar divisões inferiores. Clubes que disputam divisões inferiores enfrentam dificuldades menores que aqueles que disputam a principal divisão (Série A). 1ª divisão = 1; 2ª divisão = 2; 3ª divisão = 3; 4ª divisão = 4.	(Alaminos & Fernández, 2019; Dantas et al., 2015)
E5	Torcida	Público pagante médio para o Campeonato Brasileiro. O indicador é calculado pelo público pagante médio no Campeonato Brasileiro.	(Alaminos & Fernández, 2019; Barros & Garcia-del-Barrio, 2008)
E6	Tamanho	Dummy para os 12 times grandes do país (Atlético-MG, Botafogo, Corinthians, Cruzeiro, Flamengo, Fluminense, Grêmio, Internacional, Palmeiras, Santos, São Paulo e Vasco). (1 para os supracitados e 0 para os demais)	(Dantas et al., 2015)
E7	Rebaixamento	Dummy para clubes rebaixados de divisão (1 para rebaixamento e 0 para os demais)	(Dantas et al., 2015; Ruta et al., 2019)
E8	Acesso	Dummy para clubes que ascenderam de divisão (1 para aqueles que subiram de divisão e 0 para os demais)	(Ruta et al., 2019)
E9	Número total de jogos	Número total de jogos disputados na temporada.	(Plumley, Wilson, & Shibli, 2017)

Nota: Os dados referentes ao desempenho esportivo dos clubes foram retirados dos *websites* (Ogol, 2019), (Gool, 2019) e (GloboEsporte.com, 2019).

3.4. ELABORAÇÃO DO MODELO BASEADO EM REDES NEURAIS

As redes neurais podem ser definidas como um tipo de algoritmo de *machine learning* que representa, artificialmente, o processamento de um cérebro humano. Estas têm como característica a aprendizagem a partir dos erros que ocorrem no decorrer do treinamento (M. Taylor & Koning, 2017). A Figura 1 ilustra a operacionalização de uma rede neural *feedforward*, aquela onde as conexões são realizadas apenas na direção da camada de entrada à camada de saída (Al-shayea, El-refae, & El-itter, 2010). Esta é a configuração da rede utilizada neste estudo.

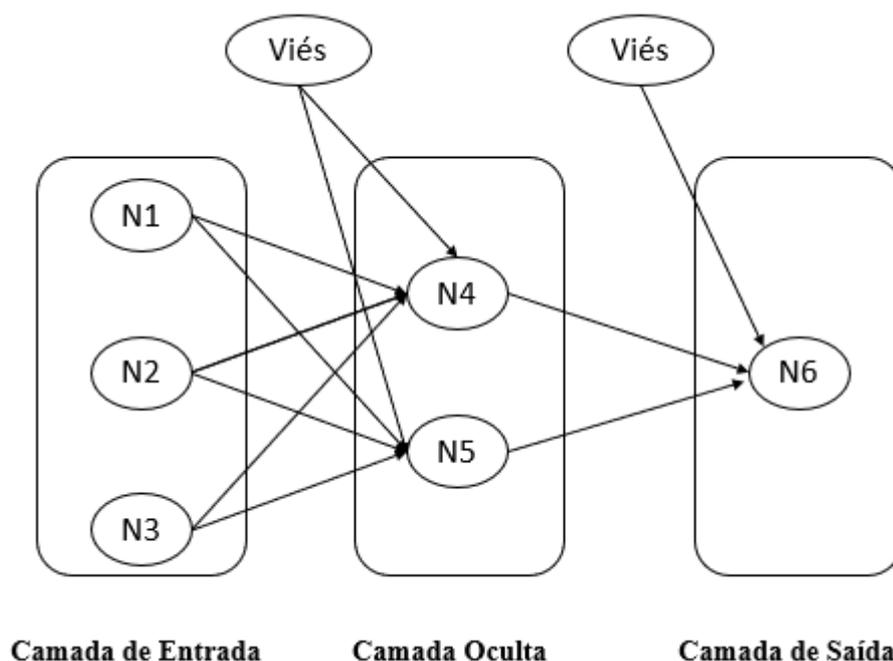


Figura 1: Modelo de rede neural

A representação de uma rede neural, conforme pode ser observado, possui três camadas. Nestas camadas, de entrada, oculta e saída, são organizados os neurônios. Os neurônios podem ser conceituados como funções computacionais (Jackson & Wood, 2013), sendo que estas podem ser lineares ou não.

Como início, a rede apresenta os neurônios da camada de entrada, os quais, no presente estudo, são os indicadores econômico-financeiros e esportivos. A informação contida no neurônio de entrada é multiplicada pelo peso atribuído à conexão existente entre este e o neurônio da camada oculta. O peso desta conexão é arbitrado e alterado a partir do erro do modelo, tendo como objetivo reduzi-lo. As conexões existentes entre os neurônios apresentam valores distintos de acordo com a importância da conexão para a classificação final do modelo.

No exemplo apresentado na Figura 1, a camada de entrada possui três variáveis (N1, N2 e N3), apenas uma camada oculta, onde encontram-se dois neurônios (N4 e N5) e um neurônio na camada de saída (N6). Assim, cada neurônio da camada de entrada possui duas conexões com a camada oculta, uma para cada neurônio.

Na Figura 2, elabora-se um resumo do processo que ocorre no interior do neurônio N5 pertencente a camada oculta do exemplo apresentado na Figura 1. O cálculo apresentado exemplifica o processo realizado na rede neural, onde os valores dos neurônios N1, N2 e N3 são multiplicados, respectivamente, pelos pesos P1, P2 e P3. Adiciona-se o viés a estes produtos, o qual é uma constante que é adicionada. O viés adicionado pode ter pesos distintos nas conexões com os neurônios N4 e N5.

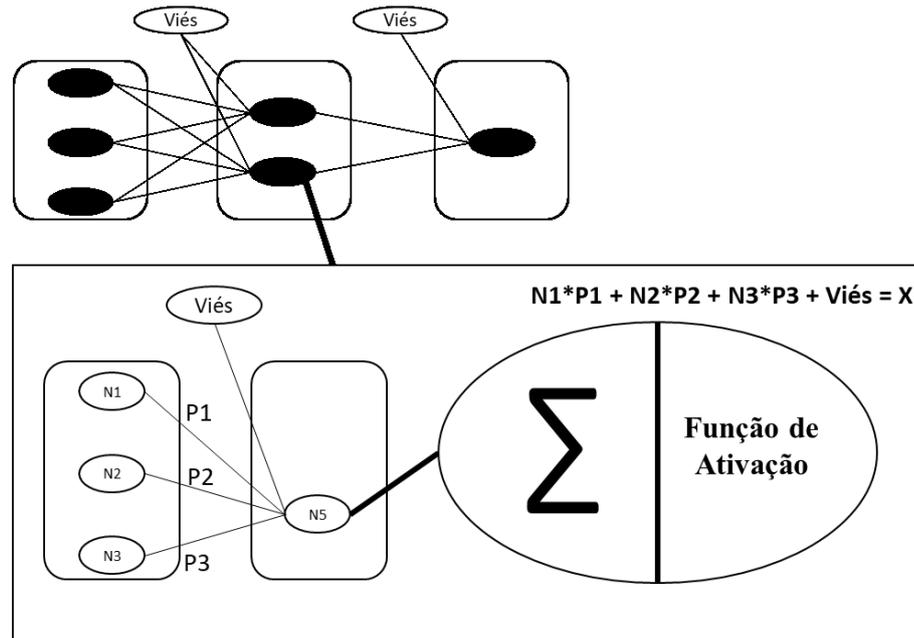


Figura 2: Representação de um neurônio de rede neural

Fonte: Adaptado de Taylor e Koning (2017).

Como pode ser visualizado na Figura 2, existe a necessidade de ser utilizada uma função de ativação após a soma dos valores da camada anterior. Existem algumas possibilidades para se utilizar como função de ativação. Tem-se como exemplos as funções não lineares sigmoide e tangente hiperbólica (tanh), utilizadas em estudo da área. Ambas possuem formato que se assemelha a letra “S”, sendo a principal diferença os seus intervalos de resultado. Enquanto os resultados da função sigmoide variam entre os valores 0 e 1, os resultados da função tangente hiperbólica variam no intervalo -1 a 1. Neste estudo, utiliza-se a função sigmoide como função de ativação, em função do seu intervalo ser adequado para a variável de saída do estudo. A Fórmula 2 demonstra o cálculo realizado a partir da função sigmoide. Pontua-se que o processo descrito também é realizado entre neurônios de camadas ocultas distintas, caso existam, e entre o neurônio da camada oculta e da camada de saída (Jackson & Wood, 2013).

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

O modelo utilizado neste estudo é chamado de Perceptron Multicamadas (*Multilayer Perceptron*) em função de utilizar pelo menos uma camada oculta em sua estrutura. Adicionalmente, faz-se necessário complementar que esta estrutura contempla o aprendizado supervisionado, isto é, a rede aprende com o parâmetro definido em seu treinamento. Neste estudo, o parâmetro definido no treinamento guarda relação com o critério utilizado para definir

a insolvência de um clube de futebol. Pontua-se que existe a figura do aprendizado não supervisionado na literatura, onde apenas variáveis de entrada são fornecidas sem respostas pré-concebidas na fase de treino (Al-shayea et al., 2010).

O aprendizado da rede neural estruturada a partir de Perceptron Multicamadas utiliza a retropropagação (*Backpropagation*) do erro, método mais empregado em estudos desta área (López Iturriaga & Sanz, 2015; Maestri et al., 2019; Wuerges & Borba, 2010). A partir deste método, as conexões existentes na rede são alteradas após o processamento dos dados baseado no erro gerado na camada de saída. Portanto, o objetivo da rede é reduzir o erro a partir de tentativas subsequentes de estipular pesos entre as conexões e verificar seu resultado de classificação.

Na camada de entrada da rede neural proposta são inseridos os indicadores econômico-financeiros em conjunto com os indicadores esportivos, de acordo com as Tabela 7 e Tabela 8, respectivamente. Os indicadores incluídos foram normalizados de acordo com a Fórmula 3, processo indicado para reduzir o tempo de treinamento da rede e aprimorar o aprendizado da rede (Bishop, 1996; Heaton, 2012). A normalização das variáveis em mesmo intervalo é crucial para evitar problemas apresentados por variáveis de diferentes escalas. Pontua-se neste estudo, por exemplo, a comparação entre um indicador econômico-financeiro e o indicador média de público pagante. Enquanto um indicador de liquidez aproxima-se de valores entre 0 e 2 a média de público pagante tem valores superiores a 1.000. A partir da normalização, o intervalo das informações de todas as variáveis de entrada tem variação entre os números 0 e 1.

$$\frac{X_n - \text{mínimo}(X_n)}{\text{máximo}(X_n) - \text{mínimo}(X_n)} \quad (3)$$

Na Fórmula 3, X_n representa o valor da variável de entrada, enquanto o mínimo e máximo representam os valores mínimos e máximos desta variável na amostra. O processo é realizado separadamente para cada variável de entrada. Operacionaliza-se a variável de resposta do modelo de redes neurais deste estudo da seguinte forma: Clube solvente = 0 e Clube insolvente = 1. Não se fez necessário realizar o procedimento de normalização para a variável de resposta, pois esta já se encontrava no intervalo necessário.

Considera-se como clube insolvente aquele que apresenta o passivo a descoberto, sendo que este recebe o valor 1. Os clubes que apresentam patrimônio líquido positivo recebem o valor 0. Para a variável de saída, ou seja, aquela que mede a insolvência, esta tem um intervalo contínuo entre 0 e 1. Quando este valor gerado for superior a 0,5, considera-se o clube como

insolvente enquanto valores inferiores são apontados como clubes solventes (Alaminos & Fernández, 2019).

Com o objetivo de evitar redundância entre os indicadores, elabora-se uma matriz de correlação a partir do método de Spearman. Enquanto o método de Pearson é mais adequado para relações lineares e com distribuição normal, o método de Spearman não possui tais restrições (Hauke & Kossowski, 2011). Como não é necessário que as relações entre as variáveis sejam lineares para elaboração de uma rede neural, o método de Spearman é empregado neste estudo. Utiliza-se como parâmetro o valor utilizado por Gajowniczek, Orłowski e Ząbkowski (2019), onde deve-se excluir indicadores que possuam correlação superior a 0,7 ou inferior a -0,7. Os autores May, Dandy e Maier (2011) elaboraram uma revisão dos métodos para seleção de variáveis, onde consideraram a correlação um método de filtro. Cabe ressaltar que a correlação é apenas um dos métodos existentes para selecionar variáveis. A análise do componente principal, por exemplo, é outro método utilizado para operacionalização de uma rede onde as variáveis possuem alta correlação. A partir deste método, reduz-se a dimensionalidade do modelo (May et al., 2011).

Bishop (1996) apresenta que *outliers* prejudicam o aprendizado em função de afetar o erro, o qual é critério para recálculo dos pesos em uma rede neural. Apesar disto, parte dos estudos que tem como objetivo elaborar uma rede neural não detalha os procedimentos para lidar com *outliers*, seja excluí-los ou tratá-los (Nyitrai & Virág, 2019). Destaca-se, adicionalmente, que a presença de *outliers* quando da utilização de indicadores referentes a organizações em dificuldades financeiras é comum (Nyitrai & Virág, 2019; Pappas, Ongena, Izzeldin, & Fuertes, 2017). Ressalta-se que há estudos que apontam para a exclusão de *outliers*, tendo como justificativa que a rede pode ser melhor treinada (Sandbhor & Chaphalkar, 2019). Há, por outro lado, argumentos favoráveis a manutenção destes, a partir do devido tratamento, em função da perda informacional que se dá a partir da exclusão da observação (Nyitrai & Virág, 2019).

Para identificação de *outliers*, utiliza-se o intervalo interquartil. Justifica-se a escolha deste em função do impacto que *outliers* extremos apresentam na média e no desvio padrão, sendo que o método que considera o intervalo interquartil é menos sensível a estes (Sandbhor & Chaphalkar, 2019). Quando da existência de *outliers* extremos em amostras, nota-se que a média e o desvio padrão são impactados sobremaneira. Portanto, descarta-se a utilização do método que considera *outliers* os dados que se afastam mais de duas ou três vezes o valor do desvio padrão em relação à média. A partir deste método que, conforme pode ser observado no estudo elaborado por Sandbhor & Chaphalkar (2019), menos observações são consideradas

outliers, quando da comparação com o método que se baseia no intervalo interquartil.

Consideram-se *outliers* aquelas observações que se afastam pelo menos 1,5 vez o valor do intervalo interquartil dos valores do primeiro e terceiro quartil. As observações que se distanciam mais de 3 vezes o valor do intervalo interquartil dos valores do primeiro e terceiro quartil são considerados *outliers* extremos (Tukey, 1977). A Fórmula 4 apresenta os limites inferior e superior baseados no intervalo interquartil para identificação de *outliers* enquanto a Fórmula 5 apresenta os limites inferior e superior para identificação de *outliers* extremos, onde Q1 é o valor encontrado para o primeiro quartil, Q3 para o terceiro quartil.

$$\text{Limite inferior} = Q1 - 1,5 \times (Q3 - Q1) \quad \text{Limite superior} = Q3 + 1,5 \times (Q3 - Q1) \quad (4)$$

$$\text{Limite inferior} = Q1 - 3 \times (Q3 - Q1) \quad \text{Limite superior} = Q3 + 3 \times (Q3 - Q1) \quad (5)$$

Para o tratamento dos *outliers* utiliza-se a winsorização a 5%. Conforme apontado por Azme Khamis (2001), a presença de *outliers* distantes a pelos menos 2 vezes a variância afeta o aprendizado da rede.

Com a intenção de verificar redes com maior poder de previsão, estas foram testadas com dois, três, quatro e cinco neurônios na camada oculta. O processo de arbitrar o número de neurônios da camada oculta para verificar o melhor modelo é utilizado de maneira recorrente na literatura (Barboza et al., 2017; Zhao et al., 2015). Há a possibilidade de aumentar o número de camada ocultas, entretanto Hornik, Stinchcombe e White (1989) recomendam que uma camada oculta é suficiente para qualquer sistema complexo. Com o aumento das camadas ocultas e número de neurônios, aumenta-se a probabilidade de *overfitting*, ou seja, redução da generalização dos resultados (Khashman, 2010; López Iturriaga & Sanz, 2015). Assim, na literatura, tem-se a preferência quando da existência de redes com resultados similares, aquela com menos neurônios e camadas na zona oculta. Testa-se os modelos com cinco repetições para cada configuração em termos de número de neurônios na camada oculta, portanto 20 modelos são elaborados. O modelo será escolhido com base no critério do menor erro.

Apesar da característica de dados em painel apresentada pelos indicadores utilizados em função do período analisado, não foi necessário utilizar redes neurais recorrentes. Processo similar foi adotado em estudos com mesma característica (Abdou et al., 2012; Alaminos & Fernández, 2019; Barboza et al., 2017). Ademais, de acordo com G. P. Zhang (2002), redes neurais recorrentes apresentam dificuldades ao modelar a estrutura desejada e para treinar o algoritmo em função da sua natureza instável.

As amostras são subdivididas em dois grupos, chamados de treino e teste. No grupo de

treino as observações são utilizadas para que o aprendizado seja realizado, enquanto no grupo de teste a configuração é testada com informações distintas daquelas utilizadas na amostra de treino. Três modelos de previsão são elaborados neste estudo. Assim, a previsão de insolvência para clubes brasileiros é prevista para os períodos t-1 ano, t-2 anos e t-3 anos, onde t é o ano da amostra de teste. Para o modelo t-1 a amostra de treino consiste das informações do período de 2011 a 2017. O modelo t-2 tem como amostra de treino as informações entre os anos de 2011 a 2016, enquanto o modelo t-3 consiste na utilização das observações de 2011 a 2015.

Com o objetivo de mensurar o nível de acerto da rede elaboram-se duas matrizes de confusão em conjunto com a análise do *Receiver operating characteristic* (ROC) e *Area Under the Curve* (AUC) para as fases de treino e teste da rede neural proposta. Calcula-se o nível de acerto dos modelos por meio da quantidade de balanços corretamente avaliados. Assim, quando um balanço que apresenta passivo a descoberto e classificado como insolvente pelo modelo, considera-se que este fez uma mensuração correta. O mesmo ocorre para os balanços considerados solventes com patrimônio líquido positivo. O erro tipo I ocorre quando os balanços insolventes são classificados como solventes pelos modelos. Já o erro tipo II ocorre quando os modelos classificam balanços solventes como insolventes (Agarwal & Taffler, 2007; Bellovary et al., 2007).

Para mensurar a importância dos indicadores utilizados como variáveis de entrada em uma rede neural, ou seja, analisar quais são mais relevantes para classificar a insolvência dos clubes de futebol, a literatura apresenta duas possibilidades. A partir do algoritmo de Garson, elaborado em 1991, é possível verificar a importância relativa das variáveis de entrada de uma rede neural. Entretanto, não é possível identificar a direção estabelecida a partir da interação da variável de entrada e saída, ou seja, não é possível estabelecer se a relação é direta ou inversa. A partir desta limitação, foi elaborado em 2002 o algoritmo de Olden, o qual possibilita identificar qual a relação existente entre as variáveis de entrada e saída, isto é, positiva ou negativa, e sua importância para o modelo (Olden & Jackson, 2002). Neste estudo, para identificar a importância das variáveis de entrada será utilizado o algoritmo de Olden em função da possibilidade de analisar o sinal que as variáveis assumem na rede. Os valores assumidos a partir do método de Olden não são relevantes, mas sim a magnitude e sinal destes. Os valores assumidos pela importância da variável pelo método de Olden são relacionados com a produto somado dos pesos do modelo (Beck, 2018).

O software R, mais especificamente os pacotes *neuralnet*, *ROCR*, *Hmisc*, *psych* e *NeuralNetTools* foram utilizados para elaboração do modelo de classificação de insolvência por meio de redes neurais. O pacote *neuralnet* foi utilizado para elaborar a rede neural, o pacote

NeuralNetTools foi empregado para elaboração da importância das variáveis pelo método de Olden, o pacote Hmisc foi utilizado para elaborar a matriz de correlação, o pacote psych foi utilizado para a winsorização das variáveis e o pacote ROCR foi utilizado para elaborar o valor AUC.

3.5. LIMITAÇÕES

Destaca-se que este estudo possui limitações quanto a disponibilidade das informações necessárias para elaboração do modelo. Da população inicialmente selecionada, 15 clubes não divulgaram pelo menos quatro demonstrações contábeis anuais, critério estabelecido para ingressar nas análises realizadas no estudo. Destes, 10 clubes não divulgaram, via *websites*, nenhuma demonstração contábil no período analisado neste trabalho, demonstrando ausência de transparência quanto a prestação de contas para usuários externos. É possível, entretanto, que estes clubes tenham divulgado as demonstrações em outro local, como jornal impresso, não sendo fonte de análise neste trabalho.

Adicionalmente, a ausência de falências em clubes de futebol no período analisado impossibilitou uma análise a respeito deste fenômeno, o qual é frequentemente explorado em estudos relacionados a dificuldades financeiras em empresas. Assim, analisa-se a insolvência em clubes de futebol brasileiros por meio de uma variável dicotômica relacionada a existência de patrimônio líquido negativo no balanço patrimonial da entidade. Utilizado de maneira recorrente na literatura, destaca-se, entretanto que outros critérios poderiam ser utilizados para refletir a insolvência nas entidades analisadas neste estudo, como a insolvência por fluxo apontada por Coelho et al. (2017). A insolvência por fluxo considera a capacidade de gerar fluxo de caixa operacional.

Considera-se o principal objeto de análise nas demonstrações contábeis neste estudo o patrimônio líquido. É necessário destacar, portanto, que alguns clubes realizaram, no período analisado ou anteriormente, reavaliações de seus ativos. Salienta-se a realização de reavaliações principalmente nos ativos imobilizados e intangíveis. Como contrapartida do aumento de saldo existente no ativo, é realizado o lançamento de igual valor no patrimônio líquido da entidade. Pode-se argumentar que se perde comparabilidade entre as demonstrações de clubes que fizeram ou não reavaliações de seus ativos.

Como limitações quanto a avaliação do desempenho esportivo dos clubes analisados, aponta-se que somente foi considerado o desempenho obtido no Campeonato Brasileiro. Apesar da inclusão da variável número de jogos, a qual busca medir o sucesso da equipe em outras

competições. Contudo, este estudo não considera o desempenho esportivo das equipes em outros campeonatos, como Copa Libertadores e Copa do Brasil.

Adicionalmente, o mesmo pode ser considerado para a variável média de público pagante. Apenas é considerado o público pagante no Campeonato Brasileiro, não considerando o público em outros campeonatos. Ademais, não se considera o público total no estádio, mas sim o público pagante. Tendo em vista que há a possibilidade haver gratuidades para grupos específicos da sociedade como crianças e estudantes que possuem, mediante legislação, direito a gratuidades para acesso ao estádio é comum que o público total seja superior ao público pagante.

Finalmente, a escolha dos indicadores econômico-financeiros e esportivos que são utilizados como variáveis de entrada no modelo. Jardim (2009) aponta que procedimentos de escolha de variáveis devem ser realizados e não apenas utilizar indicadores que outrora foram utilizados. Destaca-se, entretanto, que os procedimentos utilizados usualmente como testes de diferenças de médias, por exemplo, são limitados, segundo o autor, para identificar relações que consideram mais de uma variável em conjunto. A escolha das variáveis de entrada neste estudo foi realizada com base na prévia utilização em análises realizadas em clubes de futebol ou pela percepção de importância da variável na estrutura de clubes de futebol brasileiros.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1. ESTATÍSTICA DESCRITIVA

Como análise introdutória a respeito dos clubes de futebol brasileiros, calcula-se a estatística descritiva de algumas contas do balanço patrimonial e da demonstração do resultado do exercício. Destaca-se que esta análise separa os clubes em dois grupos, ou seja, calcula-se as medidas de dispersão e centralidade dos dados de clubes insolventes e solventes separadamente, além da apresentação de ambos em conjunto. Assim, é possível analisá-los de maneira comparativa, a fim de apresentar indícios de semelhanças e diferenças estruturais nas demonstrações. Cabe ressaltar que 129 das 255 demonstrações analisadas apresentaram patrimônio líquido positivo, sendo classificadas como solventes. O restante dos balanços (126) apresenta passivo a descoberto, sendo classificado como insolvente. Apresenta-se a estatística descritiva mencionada na Tabela 9.

Nota-se que as medianas de todos os componentes do ativo apresentam valores maiores para clubes solventes na comparação com clubes insolventes. Ressalta-se a diferença existente entre os valores do imobilizado de clubes solventes sendo de mais de quatro vezes superior para clubes solventes. Faz-se necessário ressaltar que no imobilizado dos clubes que são evidenciados os valores referentes à estádios, centros de treinamento e instalações, para aqueles que os possuem. Assim, o argumento apresentado por Beech et al. (2010) pode ser reforçado, na medida que os autores apresentam a ideia de que clubes que não possuem ou perdem a posse de seus estádios se aproximam da insolvência.

A partir da análise do passivo, percebe-se que apenas a mediana do exigível total e o passivo circulante dos clubes insolventes não é superior à dos solventes. Quanto aos empréstimos de curto e longo prazo, os clubes insolventes apresentam, em mediana, valores superiores na comparação com clubes solventes.

Quando da análise de contas do resultado, apresentado por meio da demonstração do resultado do exercício, percebe-se que as receitas auferidas pelos clubes insolventes, na mediana, apresentam valores superiores aos clubes solventes. Entretanto, a partir da análise do lucro líquido, o valor mediano é superior para clubes solventes na comparação com insolventes. Assim, cabe concluir que os clubes insolventes apresentaram despesas superiores aos clubes solventes. Aponta-se como possível causa o custo da dívida dos clubes insolventes, os quais apresentam empréstimos de curto e longo prazo superiores aos clubes solventes.

A partir dos dados descritivos das contas dos clubes na Tabela 9, nota-se que há diferenças entre os valores apresentados por clubes solventes e insolventes. A partir destes

valores, os indicadores econômico-financeiros são calculados. A Tabela 10 apresenta os indicadores econômico-financeiros.

A partir da análise da Tabela 10, nota-se que as variáveis que mensuram a liquidez dos clubes apresentam diferenças entre clubes solventes e insolventes. A partir do indicador I2, que mede a liquidez corrente, percebe-se que a mediana dos clubes solventes é superior à dos clubes insolventes. O indicador I3, o qual exhibe o capital circulante líquido, evidencia que menos de 25% das demonstrações apresenta capital circulante líquido positivo. A mediana desse indicador para clubes solventes é inferior aos clubes insolventes.

O ativo imobilizado, identificado pelo indicador I6 neste estudo, representa para alguns clubes o seu maior patrimônio. A partir do terceiro quartil deste indicador nota-se que para pelo menos 25% dos clubes solventes e insolventes este representa parte majoritária de seu ativo total. Adicionalmente, para clubes como Paysandu (nos anos de 2014 e 2016) e Atlético GO (no período de 2012 a 2016) este é superior a 90% do ativo total.

O indicador I7, o qual identifica a representatividade do ativo intangível, onde os clubes apresentam o valor de registro dos direitos econômicos de seus atletas, evidencia que é mais relevante para clubes insolventes. A mediana desse indicador para clubes insolvente é duas vezes superior na comparação com clubes solventes. Aponta-se que aproximadamente 51% dos clubes apresentaram ativo intangível com percentual superior a 10% com relação ao ativo total neste estudo, sendo que para o clube Santa Cruz, em 2012, este valor chegou em 91% do ativo total. Quando comparado aos achados de Barabanov e Nakamura (2019), aponta-se que em sua amostra, composta por 27 clubes brasileiros, o percentual dos clubes nos quais o intangível representa mais de 10% do ativo superior é um pouco superior (66%). Adicionalmente, o valor encontrado pelos autores para esta relação foi 45%.

Quanto ao endividamento, percebe-se a partir do indicador I8 que os clubes insolventes apresentam maior representatividade em suas obrigações para empréstimos e financiamentos que os clubes solventes. Adicionalmente, a maioria dos clubes apresenta maioria de suas obrigações como de longo prazo, sendo que isto é mais acentuada para clubes insolventes. De acordo com Gutiérrez-Fernández et al. (2017) uma composição do exigível onde as obrigações de curto prazo superam as de longo prazo é um fator crítico para os clubes. A partir desta composição, é possível que o clube não possua recursos de curto prazo para realizar o pagamento destas dívidas, havendo a necessidade de aumentar suas dívidas de longo prazo para fazer tal pagamento. Os autores inclusive mencionam que esta situação pode levar o clube à insolvência. É possível justificar, à luz deste argumento, a causa para os clubes insolventes possuírem obrigações de longo prazo superiores as de curto prazo.

O estudo elaborado por Ecer e Boyukaslan (2014) analisou os indicadores econômico-financeiros de quatro clubes turcos entre os anos de 2008 e 2012. Alguns destes indicadores também foram analisados no presente estudo. Compara-se, portanto, a média destes clubes com a média apresentada pelos autores e àquelas apresentadas na Tabela 10. Para os indicadores I1, I3 e I12 aponta-se que o padrão de indicadores é semelhante para ambas as amostras. Já para o indicador I2 a média apresentada pelos clubes turcos Galatasaray (3,27) e Fenerbahce (3,15) é superior a todos os clubes deste estudo. A média do clube Besiktas (0,41) localiza-se entre a mediana e o terceiro quartil, enquanto a média do Trabzonspor (2,01) é superior ao terceiro quartil.

Percebe-se que os indicadores, conforme já indicado pelas principais contas das demonstrações contábeis, apontam para diferenças entre clubes solventes e insolventes. Acrescenta-se, pela análise preliminar dos valores encontrados como máximos ou mínimos que alguns se distanciam sobremaneira do valor da mediana, indicando a possível existência de *outliers*. Assim, antes da elaboração da rede neural fez-se necessário uma análise aprofundada a respeito destes e seu devido tratamento.

Tabela 9: Estatística descritiva de contas das demonstrações financeiras

Solvente	AC	Caixa	AÑC	Imob.	Intang.	AT	PC	Emp CP	PñC	Emp LP	ET	PL	Receitas	LL
Mínimo	142	1	6.169	3.630	0	9.987	4.099	0	0	0	6.470	203	5.115	-132.234
1º Quartil	3.227	175	112.153	95.374	4.443	120.480	27.467	1.676	35.523	0	79.780	33.898	34.605	-15.158
Mediana	16.825	1.375	299.103	213.086	17.651	305.703	135.522	7.222	142.050	1.813	212.081	98.646	80.294	-4.917
Média	62.402	5.820	448.880	275.114	52.807	511.312	155.889	29.593	218.027	27.046	373.916	152.116	161.754	-1.108
3º Quartil	95.828	7.115	732.739	333.860	83.402	840.554	244.062	47.039	317.055	17.420	598.111	214.037	272.544	5.380
Máximo	365.730	50.938	1.707.449	1.084.134	341.098	2.073.179	835.810	276.591	1.367.940	325.504	1.961.733	646.403	683.028	304.496
Desv. Pad.	83.096	9.309	388.128	241.942	68.079	453.431	149.673	44.545	252.261	58.549	377.222	153.218	165.126	44.511
Insolvente	AC	Caixa	AÑC	Imob.	Intang.	AT	PC	Emp CP	PñC	Emp LP	ET	PL	Receitas	LL
Mínimo	47	0	186	238	0	285	985	0	0	0	6.154	-1.043.466	897	-261.732
1º Quartil	5.012	159	21.513	12.300	2.415	33.339	26.733	2.248	29.292	0	64.789	-192.345	29.224	-19.287
Mediana	14.311	756	69.425	44.803	14.450	102.967	66.594	11.909	144.968	4.038	208.678	-61.886	90.537	-2.187
Média	39.106	2.674	188.259	103.945	37.142	230.505	138.981	29.777	245.806	19.949	384.787	-152.167	138.989	-8.820
3º Quartil	50.964	2.003	288.797	176.344	60.423	360.413	237.945	51.624	361.785	23.020	616.945	-12.528	226.275	3.130
Máximo	360.007	40.322	1.664.919	694.559	192.912	2.024.925	667.609	158.696	1.710.754	190.206	2.378.363	-463	540.238	171.491
Desv. Pad.	55.599	6.018	254.408	136.078	45.785	300.582	137.033	36.760	297.706	32.914	421.303	214.115	129.136	55.095
Geral	AC	Caixa	AÑC	Imob.	Intang.	AT	PC	Emp CP	PñC	Emp LP	ET	PL	Receitas	LL
Mínimo	47	0	186	238	0	285	985	0	0	0	6.154	-1.043.466	897	-261.732
1º Quartil	4.103	161	59.489	35.886	3.843	71.973	27.436	1.940	31.829	0	74.944	-59.847	31.592	-17.995
Mediana	16.306	910	202.795	133.427	16.941	219.349	102.146	9.985	142.050	2.567	212.081	852	88.114	-3.097
Média	50.891	4.266	320.103	190.536	45.067	372.560	147.534	29.684	231.753	23.539	379.288	1.764	150.505	-4.918
3º Quartil	73.696	4.248	495.224	242.208	73.956	565.952	238.916	48.645	330.424	21.156	606.959	99.026	242.791	3.429
Máximo	365.730	50.938	1.707.449	1.084.134	341.098	2.073.179	835.810	276.591	1.710.754	325.504	2.378.363	646.403	683.028	304.496
Desv. Pad.	71.674	7.999	353.288	214.392	58.556	409.708	143.535	40.804	275.461	47.679	398.859	240.056	148.585	50.072

Nota: Valores em milhares de reais. Dados corrigidos pelo IPC-A até dezembro de 2019. AC = Ativo Circulante; Caixa = Caixa e equivalentes de caixa; AÑC = Ativo Não Circulante; AT = Ativo Total; PC = Passivo Circulante; Emp = Empréstimos e financiamentos; CP = Curto Prazo; LP = Longo Prazo; ET = Exigível Total; PñC = Passivo Não Circulante; PL = Patrimônio Líquido; LL = Lucro Líquido.

Tabela 10: Estatística descritiva indicadores econômico-financeiros

Solvente	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14
Mínimo	0,00	0,00	-0,99	0,00	0,00	0,02	0,00	0,00	0,11	0,12	0,01	-4,47	-5,98	-1,88
1º Quartil	0,00	0,09	-0,28	0,08	0,03	0,32	0,02	0,02	0,31	1,34	0,18	-0,11	-0,22	-0,15
Mediana	0,02	0,36	-0,18	0,21	0,08	0,53	0,06	0,06	0,43	2,28	0,30	-0,03	-0,07	0,01
Média	0,05	0,42	-0,21	0,31	0,11	0,53	0,10	0,09	0,45	2,74	0,43	-0,12	-0,15	-0,07
3º Quartil	0,05	0,58	-0,09	0,48	0,16	0,74	0,15	0,14	0,55	3,41	0,46	0,05	0,03	0,09
Máximo	0,95	2,94	0,25	1,25	0,87	0,93	0,51	0,42	1,00	14,22	5,27	0,96	2,16	1,80
Desv. Pad.	0,12	0,43	0,21	0,28	0,14	0,25	0,11	0,10	0,20	2,13	0,62	0,53	0,70	0,47
Insolvente	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14
Mínimo	0,00	0,01	-4,43	0,01	0,01	0,07	0,00	0,00	0,09	0,21	0,09	-0,90	-2,99	-2,75
1º Quartil	0,00	0,10	-0,89	0,07	0,09	0,34	0,05	0,09	0,28	1,27	0,49	-0,07	-0,27	-0,12
Mediana	0,01	0,23	-0,50	0,12	0,16	0,57	0,12	0,20	0,38	2,27	0,85	-0,02	-0,05	0,01
Média	0,08	0,30	-0,73	0,18	0,21	0,59	0,16	0,38	0,42	4,37	1,56	-0,03	-0,16	-0,09
3º Quartil	0,05	0,38	-0,26	0,22	0,27	0,84	0,21	0,38	0,51	4,19	1,35	0,01	0,03	0,11
Máximo	2,54	2,04	0,38	0,84	0,85	1,00	0,81	3,91	1,00	64,01	37,04	0,72	0,90	0,66
Desv. Pad.	0,28	0,31	0,77	0,18	0,18	0,27	0,16	0,54	0,19	7,84	3,54	0,17	0,44	0,42
Geral	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14
Mínimo	0,00	0,00	-4,43	0,00	0,00	0,02	0,00	0,00	0,09	0,12	0,01	-4,47	-5,98	-2,75
1º Quartil	0,00	0,10	-0,56	0,07	0,05	0,33	0,03	0,04	0,29	1,30	0,26	-0,08	-0,23	-0,13
Mediana	0,01	0,27	-0,27	0,15	0,11	0,55	0,09	0,11	0,40	2,28	0,48	-0,03	-0,05	0,01
Média	0,07	0,37	-0,46	0,25	0,16	0,55	0,13	0,23	0,43	3,55	0,99	-0,09	-0,17	-0,07
3º Quartil	0,05	0,47	-0,14	0,33	0,21	0,79	0,19	0,24	0,53	3,97	0,93	0,03	0,03	0,11
Máximo	2,54	2,94	0,38	1,25	0,87	1,00	0,81	3,91	1,00	64,01	37,04	0,96	2,16	1,80
Desv. Pad.	0,21	0,38	0,62	0,25	0,16	0,26	0,14	0,41	0,19	5,76	2,58	0,40	0,59	0,44

Nota: I1 = Liquidez Imediata; I2 = Liquidez Corrente; I3 = Capital Circulante Líquido; I4 = Liquidez Geral; I5 = Composição do Ativo; I6 = Grau de imobilização do ativo total; I7 = Razão Intangível Ativo Total; I8 = Endividamento total; I9 = Composição do endividamento; I10 = Dívida Líquida; I11 = Relação entre Receita Total e Ativo Total; I12 = Retorno sobre o Ativo; I13 = Margem Líquida; I14 = Relação entre EBIT e Receita Total.

A Tabela 11 apresenta os resultados das variáveis esportivas selecionadas para compor o modelo de classificação de insolvência. Percebe-se a partir do indicador elaborado por Szymanski e Smith (1997), o qual é aplicado para a posição dos clubes no Campeonato Brasileiro neste estudo, que os clubes solventes apresentam indicador com valor superior, em mediana, e posições, por conseguinte, melhores que os clubes insolventes. Quando se compara a conquista de pontos no Campeonato Brasileiro e o percentual de pontos conquistados, não se observa diferenças importantes na distribuição dos dados, entretanto. Observa-se tal padrão para o número total de jogos, o qual poderia apontar diferenças no sucesso em outras competições que não o Campeonato Brasileiro.

A conquista de títulos no Campeonato Brasileiro, quando comparada a conquista de títulos da Copa do Brasil, apresenta outro comportamento, no entanto. Para o Campeonato Brasileiro, em cinco das oito ocasiões clubes solventes foram campeões. Já quando se analisa a Copa do Brasil, em seis dos oito anos, o campeão foi um clube insolvente. Apesar do curto período analisado, este padrão pode apontar diferenças quanto ao formato de disputa das competições, já que o Campeonato Brasileiro é disputado no formato de “pontos corridos” enquanto a Copa do Brasil é disputada no formato “eliminatório”. É possível que o formato eliminatório permita aos clubes, em função da disputa de dois, ou até mesmo um jogo, dependendo do estágio da competição, o avanço mesmo sendo menos constantes em termos técnicos dos jogadores e organizacionais. O Campeonato Brasileiro, por outro lado, em função de garantir 38 jogos para cada equipe, pode premiar a equipe mais constante e organizada.

Isso pode ser corroborado a partir da análise em termos de vaga para a copa da libertadores. As vagas são destinadas para o campeão da Copa do Brasil e para os mais bem colocados do Campeonato Brasileiro. Nota-se que a maioria destas vagas foi destinada para clubes solventes. Ademais, quando as vagas destinadas para o campeão da Copa do Brasil são excluídas, percebe-se uma diferença mais acentuada, tendo em vista que das 25 vagas, 16 (64%) foram conquistadas por clubes solventes.

O fator torcida, mensurado a partir da média de público pagante no Campeonato Brasileiro, aponta para pequenas diferenças entre os clubes. No primeiro quartil, os clubes insolventes apresentam público superior, enquanto no terceiro os clubes solventes apresentam maior número de torcedores.

Tabela 11: Estatística descritiva indicadores esportivos

Painel A – Descritiva das variáveis contínuas						
Solvente	E1	E2	E3	E5	E9	
Mínimo	-1,01	1,00	0,13	1614,00	28,00	
1º Quartil	1,17	7,00	0,39	5310,00	59,00	
Mediana	1,83	15,00	0,46	11467,00	64,00	
Média	1,96	18,48	0,46	13193,33	63,34	
3º Quartil	2,76	25,00	0,54	18220,00	69,00	
Máximo	4,85	74,00	0,70	47140,00	83,00	
Desv. Pad.	1,16	14,74	0,12	9475,89	9,80	
Insolvente	E1	E2	E3	E5	E9	
Mínimo	0,14	1,00	0,12	1799,00	38,00	
1º Quartil	1,17	10,00	0,39	7028,25	60,00	
Mediana	1,67	18,00	0,44	10854,50	64,00	
Média	1,81	19,70	0,45	11961,21	63,00	
3º Quartil	2,31	27,75	0,52	15016,75	68,00	
Máximo	4,85	60,00	0,71	34150,00	79,00	
Desv. Pad.	0,97	12,33	0,11	6966,29	7,98	
Geral	E1	E2	E3	E5	E9	
Mínimo	-1,01	1,00	0,12	1614,00	28,00	
1º Quartil	1,17	8,50	0,39	6017,00	59,00	
Mediana	1,75	17,00	0,46	11225,00	64,00	
Média	1,89	19,16	0,45	12654,47	62,92	
3º Quartil	2,48	26,50	0,53	17202,50	68,50	
Máximo	4,85	74,00	0,71	47140,00	83,00	
Desv. Pad.	1,07	13,59	0,12	8337,46	8,93	
Painel B – Descritiva das variáveis dummy						
	Tamanho (E6)	Rebaixamento (E7)	Acesso (E8)	Títulos Campeonato Brasileiro	Títulos Copa do Brasil	Vagas Libertadores
Solvente	45	18	14	5	2	18
Insolvente	51	21	21	3	6	13
Geral	96	39	35	8	8	31

Nota: E1 = Indicador Szymanski e Smith (1997); E2 = Posição no Campeonato Brasileiro; E3 = Percentual de pontos conquistados; E4 = Divisão; E5 = Torcida; E6 = Tamanho; E7 = Rebaixamento; E8 = Acesso; E9 = Número total de jogos.

Nota-se, portanto, que as variáveis esportivas apontam para distinções em termos de desempenho para clubes solventes e insolventes. Cabe ressaltar, no entanto, que para algumas destas variáveis os resultados não apresentaram diferenças claras entre os clubes conforme mencionado. Acrescenta-se que os títulos no Campeonato Brasileiro, títulos na Copa do Brasil e vagas na libertadores não foram incluídas no modelo sendo apenas variáveis que se adicionam na análise descritiva dos clubes.

4.2. ANÁLISE DESCRITIVA – PATRIMÔNIO LÍQUIDO

Em função da importância do patrimônio líquido para consecução deste estudo, faz-se necessário analisá-lo com profundidade. Portanto, analisa-se de maneira descritiva a composição do patrimônio líquido dos clubes bem como algumas contas que são evidenciadas por estes.

A análise da evolução de clubes solventes e insolventes ao longo do período analisado, a saber, 2011 a 2018, faz-se necessária para identificar como este fenômeno se desenvolveu. A Tabela 12 apresenta a quantidade de clubes solventes e insolventes ao longo do tempo. Adicionalmente, apresenta-se esta quantidade em termos percentual em relação ao total de balanços por ano. Finalmente é apresentada a média do valor do patrimônio líquido dos clubes por ano.

A partir da análise da Tabela 12, nota-se que houve um aumento na quantidade de balanços insolventes ao longo do tempo. Em termos percentuais, houve praticamente uma inversão em termos de proporção de clubes solventes e insolventes no período. Considerando o período na sua totalidade, há praticamente uma divisão equânime entre os clubes no tema quanto a solvência.

Tabela 12: Análise Descritiva do Patrimônio Líquido

	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	Total
Solvente (Qtd.)	17	17	16	15	16	18	15	15	129
Insolvente (Qtd.)	8	11	14	18	19	17	19	20	126
Solvente (%)	68,00	60,71	53,33	45,45	45,71	51,43	44,12	42,86	50,59
Insolvente (%)	32,00	39,29	46,67	54,55	54,29	48,57	55,88	57,14	49,41

Nota: Qtd = Quantidade

A partir da análise dos clubes quanto a sua divisão no Campeonato Brasileiro, percebe-se, a partir da Tabela 13, que ao longo dos anos houve um decréscimo de clubes solventes na primeira divisão recorrente. Na segunda divisão há um comportamento difuso, onde houve quedas e aumentos no percentual de clubes solventes ao longo dos anos. Adicionalmente, percebe-se que, no período analisado, a proporção de clubes solventes decresce na medida em que decresce a divisão do Campeonato Brasileiro.

Tabela 13: Percentual de clubes solventes por divisão do Campeonato Brasileiro

Divisão	1		2		3		4	
	% Solventes	Total						
2011	66,67	18	66,67	6	-	0	100,00	1
2012	55,56	18	75,00	8	0,00	1	100,00	1
2013	57,89	19	42,86	7	33,33	3	100,00	1
2014	45,00	20	40,00	10	66,67	3	-	0
2015	40,00	20	54,55	11	50,00	4	-	0
2016	60,00	20	30,77	13	100,00	2	-	0
2017	50,00	20	38,46	13	0,00	1	-	0
2018	50,00	20	41,67	12	0,00	3	-	0
Total	52,90	155	46,25	80	41,18	17	100,00	3

Nota: 1 = Primeira divisão do Campeonato Brasileiro; 2 = Segunda divisão do Campeonato Brasileiro; 3 = Terceira divisão do Campeonato Brasileiro; 4 = Quarta divisão do Campeonato Brasileiro; "-" sem participantes na amostra.

Entretanto, como alguns dos clubes analisados não divulgaram as demonstrações nos anos iniciais, é possível que estes influenciem a distribuição de clubes solventes e insolventes. Assim, elabora-se a Tabela 14, a qual evidencia como os clubes se comportaram quanto a insolvência. Como exemplo, dez clubes da amostra não divulgaram as demonstrações para o ano de 2011 e sete para o ano de 2012.

Na Tabela 14, é possível perceber que oito clubes apresentaram todos os balanços com patrimônio líquido positivo (América MG, Athletico Paranaense, Atlético Mineiro, Criciúma, Guarani, Internacional, São Paulo e Sport). Por outro lado, oito clubes apresentaram todos os balanços com passivo a descoberto (Bahia, Botafogo, Brasil de Pelotas, Fluminense, Goiás, Joinville, Santos e Vasco da Gama). Para os demais, nota-se que há a apresentação de pelo menos um balanço com patrimônio líquido positivo e passivo a descoberto no período.

Tabela 14: Solvência dos clubes

Clube	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	S	I
América Mineiro	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0
Athletico Paranaense	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0
Atlético Goianiense	-	0	1	1	1	1	1	1	1	7
Atlético Mineiro	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0
Avai	0	0	0	0	1	1	1	1	4	4
Bahia	1	1	1	1	1	1	1	1	0	8
Botafogo	1	1	1	1	1	1	1	1	0	8
Brasil de Pelotas	-	-	-	-	1	1	1	1	0	8
Ceará	-	-	-	1	1	1	1	0	1	7
Chapecoense	-	-	-	1	0	0	0	1	3	5
Corinthians	0	0	0	0	1	0	0	0	7	1
Coritiba	0	0	0	1	1	1	1	1	3	5
Criciúma	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0
Cruzeiro	0	0	0	0	0	0	0	1	7	1
Figueirense	0	1	1	1	1	1	1	1	1	7
Flamengo	0	1	1	1	1	1	0	0	3	5
Fluminense	1	1	1	1	1	1	1	1	0	8
Goiás	1	1	1	1	1	1	1	1	0	8
Grêmio	0	0	1	1	1	1	1	1	2	6
Guarani	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0
Internacional	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0
Joinville	-	1	1	1	1	1	1	1	0	8
Juventude	0	0	0	0	0	0	1	1	6	2
Náutico	-	-	0	0	0	0	-	1	4	4
Palmeiras	1	1	1	1	1	1	0	0	2	6
Paraná	-	-	-	-	0	0	1	1	2	6
Paysandu	-	-	-	1	0	0	0	0	4	4
Ponte Preta	1	0	0	0	0	0	0	0	7	1
Santa Cruz	-	1	1	1	1	0	1	1	1	7
Santos	1	1	1	1	1	1	1	1	0	8
São Paulo	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0
Sport	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0
Vasco da Gama	1	1	1	1	1	1	1	1	0	8
Vila Nova	-	-	1	1	1	1	1	0	1	7
Vitória	0	0	0	0	0	0	1	1	6	2

Nota. 0 = solvente, 1 = insolvente, "-" não divulgou, S = Quantidade de balanços solventes no período e I = Quantidade de balanços insolventes no período.

A partir da análise dos balanços patrimoniais, percebe-se que a conta ajuste de avaliação patrimonial possui relevância para a maioria dos que a possuem. Esta conta tem como objetivo receber as contrapartidas de aumentos ou reduções de valor atribuído a elementos do ativo e passivo, em função da avaliação destes a valor justo (Gelbcke, Santos, Iudicibus, & Martins, 2018). Comumente esta conta é utilizada para avaliação a valor justo de instrumentos financeiros.

Alguns dos clubes analisados a utilizaram para reavaliar seus ativos imobilizados e intangíveis. A lei n. 11.638/07, a qual alterou a lei das sociedades anônimas (n. 6.404/76), veda a utilização de tal reserva para aumentar o valor dos ativos para refletir seu valor justo. Ressalta-se que os clubes de futebol devem seguir a Lei n. 6.404/76 e suas alterações, de acordo com a Lei n. 10.672/03. Além desta, os clubes devem cumprir o estabelecido na ITG 2003 (R1), além das Normas Brasileiras de Contabilidade (NBC).

A Tabela 15 apresenta um resumo das reavaliações mencionadas pelos clubes em suas demonstrações contábeis. Faz-se necessário ressaltar que alguns clubes realizaram tal procedimento anterior a entrada em vigor da lei n. 11.638/07, em 1º de janeiro de 2008. Somente a partir de tal legislação vedou-se a reavaliação.

A reserva média foi calculada a partir dos valores evidenciados pelos clubes ao longo do período analisado nas contas de reserva de reavaliação ou de ajuste de avaliação patrimonial. Para identificar a representatividade desta em relação ao patrimônio do clube, foi utilizado o valor médio do período para o ativo total.

Foi observado que alguns clubes nomearam a conta do patrimônio líquido como ajuste para avaliação patrimonial, mas de fato procederam a uma reavaliação de seus ativos ou realizaram a transferência do saldo da reserva de reavaliação para a conta de ajuste de avaliação patrimonial. Assim, foram analisados tanto os valores evidenciados na conta de reserva de reavaliação e/ou na conta ajuste de avaliação patrimonial.

Dos 35 clubes pertencentes à amostra, dez não apresentaram reserva de reavaliação em seus balanços. Dos 25 clubes que apresentaram a reserva de reavaliação em seus balanços, oito realizaram reavaliações anteriores a data que a legislação que veda tal procedimento entrou em vigor. Portanto, 16 clubes reavaliaram seus ativos em um período em que fazê-lo é contrário à legislação em vigor. Ainda há o clube Náutico, o qual não possível identificar quando a reavaliação foi realizada a partir das demonstrações divulgadas.

Tabela 15: Reserva de Reavaliação

Clube	Descrição Reavaliação	Reserva Média	Reserva Média/Ativo Total médio
América MG	Reavaliação do imobilizado em 2016.	R\$153.337.824	84,30
Atlético GO	Não identificado.	-R\$2.140	-0,01
Atlético MG	Reavaliação em 2010 dos investimentos e imobilizado	R\$785.933.600	81,41
Atlético PR	Reavaliação em 2007 do imobilizado	R\$107.721.821	10,66
Avaí	Reavaliação dos imóveis e terrenos em 2003 e 2005	R\$50.848.367	65,59
Bahia	Não possui	-	0,00
Botafogo	Não possui	-	0,00
Brasil de Pelotas	Não possui	-	0,00
Ceará	Não possui	-	0,00
Chapecoense	Não possui	-	0,00
Corinthians	Reavaliação de terrenos e edificações em 2016	R\$274.857.169	18,89
Coritiba	Reavaliação do terreno e edificações em 2011.	R\$129.549.068	42,03
Criciúma	Reavaliação do ativo imobilizado e intangível em 2011.	R\$43.578.046	55,95
Cruzeiro	Reavaliação do imobilizado em 2012.	R\$273.397.918	44,56
Figueirense	Reavaliação de terrenos e edificações em 2005	R\$27.223.749	50,13
Flamengo	Reavaliação de imóveis em 2011.	R\$395.848.974	45,35
Fluminense	Reavaliação de imóveis em 2010.	R\$373.112.734	61,30
Goiás	Não possui	-	0,00
Grêmio	Reavaliação de terreno em 2010.	R\$139.704.644	36,26
Guarani	Reavaliação de imóveis em 2010.	R\$386.812.507	74,99
Internacional	Reavaliação do ativo imobilizado em 2009.	R\$587.264.155	56,38
Joinville	Reavaliação do imobilizado em 2016.	R\$2.663.259	20,27
Juventude	Não possui	-	0,00
Náutico	Reavaliação do ativo imobilizado. Data não identificada.	R\$115.342.781	53,44
Palmeiras	Não possui	-	0,00
Paraná	Reavaliação do terreno e construções em 2010.	R\$73.073.385	45,09
Paysandu	Reavaliação do imobilizado em 2015.	R\$51.977.834	47,21
Ponte Preta	Reavaliação do imobilizado em 2012.	R\$174.582.466	66,86
Santa Cruz	Não possui	-	0,00
Santos	Reavaliação do imobilizado em 2006.	R\$42.343.771	17,98
São Paulo	Reavaliação do imobilizado em 2007.	R\$224.796.792	23,71
Sport	Não possui	-	0,00
Vasco	Reavaliação do imobilizado em 2007.	R\$136.041.062	36,26
Vila Nova	Reavaliação do imobilizado em 2018.	R\$7.960.697	32,19
Vitória	Reavaliação do imobilizado em data anterior a 2007.	R\$8.363.091	7,82

Nota: Dados corrigidos pelo IPC-A até dezembro de 2019.

Como exemplo da importância da auditoria externa realizada nas demonstrações contábeis dos clubes para apontar práticas inadequadas realizadas, utiliza-se o relatório do Grêmio em 2011. A auditoria externa emitiu opinião com ressalva para as demonstrações, sendo que um dos pontos apontados para emitir tal opinião foi a reavaliação de bens tangíveis no ano anterior. Como consequência, o relatório aponta que o patrimônio líquido e o ativo da entidade estão contabilizados a maior naquele ano. Ressalta-se que os relatórios de auditoria de Corinthians (2016), Coritiba (2011), Flamengo (2011), Guarani (2012), Ponte Preta (2012) e Vila Nova (2018) também expressaram opinião modificada ou abstenção de opinião em função da reavaliação dos ativos.

Cabe mencionar que a auditoria externa dos clubes América MG (2016), Criciúma (2011), Cruzeiro (2012), Fluminense (2011) e Joinville (2016) expressaram opinião não modificada, mesmo com a realização de reavaliação a valor justo no ativo dos clubes. O clube Paysandu (2016) não apresentou o relatório de auditoria em conjunto com suas demonstrações.

Alguns clubes justificaram, com base em regramento técnico, o motivo para reavaliar seus ativos. O Cruzeiro, no ano de 2012, por exemplo, justificou a reavaliação do ativo imobilizado tendo como base o item 21 da Resolução elaborada pelo Conselho Federal de Contabilidade (CFC) 1.409/2012 e as Interpretações Técnicas Gerais (ITGs) 10 e 12. O clube justifica a reavaliação a partir de uma diferença relevante entre o valor contábil, o qual estaria substancialmente inferior, o valor justo do ativo e adota os procedimentos do custo atribuído. Assim, utiliza-se como base para valor justo o Laudo de Avaliação de uma empresa especializada. Tal procedimento não poderia ser realizado, em função da entrada em vigor da lei n. 11.638/07, a qual veda a prática de reavaliar ativos para um valor maior do que o registrado em função de seu valor justo ser superior ao valor do custo. A utilização do argumento de utilizar o custo atribuído, o qual é uma espécie de reavaliação (Dal-Ri Murcia, Melo de Souza, Filipe Ewald Wuergues, & Duarte, 2013), não altera a ilegalidade da prática.

O América MG, em 2016, justifica a sua reavaliação realizada tendo como base o disposto na Resolução CFC 1.459/2013. O argumento é semelhante ao apresentado pelo Cruzeiro, onde coloca como efetuar a atribuição de custo aos imóveis, os quais estariam desvalorizados com relação aos seus valores justos. O Flamengo, em 2011, apenas aponta que peritos foram contratados para avaliar o ativo imobilizado, sem destacar nenhuma legislação.

Destaca-se que existe uma discussão a respeito da importância da reserva de reavaliação na área contábil. Enquanto é claro que a partir da lei n. 11.638/07 não é mais permitido realizar novas reavaliações, aponta-se para um distanciamento do que é preconizado pela normatização contábil internacional, a qual permite tal procedimento (Dal-Ri Murcia et al., 2013). Aponta-se que tal vedação a utilização da reavaliação de ativos advém de práticas inadequadas de gestores, os quais se utilizavam de tal discricionariedade para aumentar o valor de seus bens com o objetivo de transformar patrimônios líquidos negativos em positivos e reduzir dividendos a serem pagos, por exemplo (Gelbcke et al., 2018).

4.3. MODELOS BASEADO EM REDES NEURAIAS

Conforme indicado na análise descritiva das variáveis de entrada do modelo, percebe-se que é possível que exista *outliers* na amostra selecionada para este estudo. Ressalta-se que tal presença é esperada e comum em estudos que analisam organizações em dificuldades

financeiras, pré-falimentares ou falidas (Nyitrai & Virág, 2019; Pappas et al., 2017). A Tabela 16 apresenta a quantidade de *outliers* e *outliers* extremos para os indicadores utilizados no estudo.

Tabela 16: Outliers

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	E1	E2	E3	E5	E9
1,5IQ	30	15	18	17	16	0	8	21	9	17	23	48	32	36	9	5	2	5	14
3IQ	17	4	13	1	6	0	3	16	0	9	17	26	16	15	0	0	0	0	1

Nota: Não é apresentada a quantidade de *outliers* para variáveis categóricas, em função do método não as abranger. I1 = Liquidez Imediata; I2 = Liquidez Corrente; I3 = Capital Circulante Líquido; I4 = Liquidez Geral; I5 = Composição do Ativo; I6 = Grau de imobilização do ativo total; I7 = Razão Intangível Ativo Total; I8 = Endividamento total; I9 = Composição do endividamento; I10 = Dívida Líquida; I11 = Relação entre Receita Total e Ativo Total; I12 = Retorno sobre o Ativo; I13 = Margem Líquida; I14 = Relação entre EBIT e Receita Total. E1 = Indicador Szymanski e Smith (1997); E2 = Posição no Campeonato Brasileiro; E3 = Percentual de pontos conquistados; E5 = Torcida; E9 = Número total de jogos.

Aplica-se a winsorização ao nível de 5% para as variáveis que apresentaram *outliers* extremos. Aplica-se determinado percentual, em detrimento de 1% e 3%, em função dos melhores resultados para o modelo elaborado no estudo de Nyitrai e Virág (2019).

Além da identificação da quantidade de *outliers* e seu devido tratamento, acredita-se que pode ser elucidativo, do ponto da análise de indicadores econômico-financeiros em clubes de futebol brasileiros, apresentar alguns casos de *outliers* extremos.

Quanto ao indicador I1, apresenta-se os casos dos clubes Sport, em 2012, e Vitória, em 2016. Para ambos os casos, observa-se que a quantia mantida em caixa e equivalentes era superior a uma vez (Sport) ou duas vezes (Vitória) o valor do passivo circulante. As notas explicativas dos clubes não apresentaram justificativa para tal quantia em reserva. Para os outros *outliers* extremos observa-se que apresentam valores inferiores a 1. Observa-se tal padrão em função da maioria dos clubes, independentemente de solvente ou não, possuir quantia em caixa e equivalentes que se aproxima a 2% ou menos do passivo circulante.

Para o indicador I3, o clube Brasil de Pelotas, nas demonstrações divulgadas referentes a 2015 e 2016, apresentou no último dia do ano valor bastante superior para suas obrigações de curto prazo na comparação com seus bens e direitos de igual prazo. Pelo menos 75% dos clubes apresentou passivo circulante maior que o ativo circulante, de acordo com a Tabela 10, mas o clube supracitado se afastou sobremaneira da mediana para o indicador. O mesmo clube, nos mesmos anos, apresentou indicador que se afastou bastante da mediana. Adicionalmente, para os indicadores I11 e I12, o mesmo clube, em 2016 e 2017, apresentou os dois maiores valores para este indicador. Conclui-se, portanto, que a estrutura do balanço patrimonial do Brasil de Pelotas distingue-se sobremaneira dos demais para distintos indicadores e sua inclusão no modelo afetaria o aprendizado da rede. Assim, exclui-se o clube para elaboração da rede neural.

Para o indicador I10, foi identificado que o clube Guarani, nos anos 2014, 2015 e 2016 apresentou indicador que se afastou sobremaneira do valor mediano. Justifica-se este nível para o indicador em função das receitas auferidas nestes anos, tendo em vista que as dívidas se mantiveram estáveis. As receitas auferidas foram menores em função da disputa da terceira divisão do Campeonato Brasileiro e a segunda divisão do campeonato paulista. Assim, excluiu-se estas observações do modelo.

A Tabela 17 apresenta as observações extremas e como comparação a mediana do indicador. Sublinha-se que a distância da mediana para os clubes Guarani e Brasil de Pelotas é elevada, o que justifica a exclusão destas observações para elaboração do modelo.

Tabela 17 Exemplos de outliers extremos

	I1	I3	I8	I10	I11	I12	I13	I14
Mediana	0,01	-0,27	0,11	2,28	0,48	-0,03	-0,05	0,01
Sport (2012)	1,69							
Vitória (2016)	2,54							
Brasil de Pelotas (2015)		-3,29	3,91			-2,25		
Brasil de Pelotas (2016)		-4,43	2,36		37,04			
Brasil de Pelotas (2017)					10,44			
Guarani (2014)				64,01			-5,98	
Guarani (2015)				48,90				
Guarani (2016)				29,50				
Bahia (2013)						-4,47		
Botafogo (2011)							-2,99	-2,75
Athletico PR (2012)								1,80

Nota: I1 = Liquidez Imediata; I3 = Capital Circulante Líquido; I8 = Endividamento total; I10 = Dívida Líquida; I11 = Relação entre Receita Total e Ativo Total; I12 = Retorno sobre o Ativo; I13 = Margem Líquida; I14 = Relação entre EBIT e Receita Total.

Com o objetivo de evitar redundâncias no modelo baseado em redes neurais e observar possíveis relações entre as variáveis econômico-financeiras e esportivas elabora-se uma matriz de correlação. A Tabela 18 apresenta a correlação entre as variáveis de entrada do modelo.

Nota-se que existe correlação superior a 0,7 entre as variáveis I2 e I4, I12 e I13, I2 e I14, I13 e I14, E2 e E4. Adicionalmente, as variáveis E1 e E2; E1 e E4 apresentam correlação inferior a -0,7. Assim, faz-se necessário excluir variáveis. Portanto, para elaboração do modelo, foram excluídas as variáveis I2, I12, I13, E2 e E4. Estas variáveis são excluídas em função de apresentar maior correlação com outras variáveis do modelo. Assim, busca-se a redução da redundância no modelo.

Tabela 18: Matriz de correlação

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9
I1	1																						
I2	0,42	1																					
I3	0,34	0,68	1																				
I4	0,28	0,77	0,51	1																			
I5	0,21	0,66	-0,02	0,56	1																		
I6	-0,14	-0,33	-0,01	-0,48	-0,53	1																	
I7	0,01	0,05	-0,16	-0,02	0,23	-0,37	1																
I8	0,06	-0,12	-0,4	-0,08	0,22	-0,25	0,11	1															
I9	-0,2	-0,19	-0,42	0,04	0,17	0,07	0,02	-0,03	1														
I10	-0,47	-0,32	-0,17	-0,3	-0,25	0,16	-0,23	0,06	-0,09	1													
I11	0,22	0,05	-0,4	0,01	0,49	-0,37	0,37	0,31	0,04	-0,64	1												
I12	0,23	0,31	0,3	0,27	0,13	-0,15	0,07	-0,1	-0,19	-0,32	0,15	1											
I13	0,28	0,33	0,21	0,3	0,23	-0,2	0,12	0,01	-0,19	-0,4	0,3	0,93	1										
I14	0,28	0,35	0,19	0,3	0,25	-0,23	0,2	0,08	-0,23	-0,33	0,26	0,79	0,86	1									
E1	0,14	0,25	0,14	0,34	0,21	-0,36	0,42	0,09	-0,11	-0,15	0,12	0,15	0,2	0,3	1								
E2	-0,14	-0,25	-0,12	-0,36	-0,23	0,37	-0,39	-0,11	0,07	0,14	-0,11	-0,13	-0,18	-0,29	-0,99	1							
E3	0,17	0,09	0,08	0,18	0,07	-0,15	0,07	0,08	-0,05	-0,01	-0,03	0,06	0,06	0,1	0,46	-0,47	1						
E4	-0,1	-0,27	-0,13	-0,33	-0,22	0,32	-0,37	-0,05	0,1	0,21	-0,18	-0,14	-0,21	-0,31	-0,84	0,85	-0,02	1					
E5	0,21	0,25	0,09	0,35	0,26	-0,43	0,36	0,2	-0,06	-0,15	0,14	0,18	0,22	0,31	0,64	-0,66	0,35	-0,53	1				
E6	-0,02	0,1	-0,08	0,21	0,2	-0,34	0,4	0,23	-0,05	0,08	0,06	0,09	0,11	0,22	0,68	-0,69	0,37	-0,53	0,59	1			
E7	-0,02	0,02	0,03	0	-0,03	0,13	-0,05	-0,07	-0,03	-0,12	0,07	0,02	0,04	0,05	-0,15	0,16	-0,49	-0,18	-0,2	-0,18	1		
E8	0,06	-0,03	-0,02	-0,01	0	0,04	-0,15	0,02	0,01	0,06	-0,02	0	-0,04	-0,08	-0,31	0,31	0,32	0,5	-0,06	-0,19	-0,14	1	
E9	0,13	0,2	0,04	0,3	0,24	-0,34	0,26	0,04	0,01	-0,21	0,22	0,19	0,23	0,29	0,53	-0,54	0,23	-0,53	0,48	0,39	-0,09	-0,18	1

Nota: I1 = Liquidez Imediata; I2 = Liquidez Corrente; I3 = Capital Circulante Líquido; I4 = Liquidez Geral; I5 = Composição do Ativo; I6 = Grau de imobilização do ativo total; I7 = Razão Intangível Ativo Total; I8 = Endividamento total; I9 = Composição do endividamento; I10 = Dívida Líquida; I11 = Relação entre Receita Total e Ativo Total; I12 = Retorno sobre o Ativo; I13 = Margem Líquida; I14 = Relação entre EBIT e Receita Total. E1 = Indicador Szymanski e Smith (1997); E2 = Posição no Campeonato Brasileiro; E3 = Percentual de pontos conquistados; E4 = Divisão; E5 = Torcida; E6 = Tamanho; E7 = Rebaixamento; E8 = Acesso; E9 = Número total de jogos.

Cinco variáveis foram excluídas para elaboração do modelo. Caso houvesse um número maior de variáveis correlacionadas, poderia ser aplicada análise do componente principal. Este método é indicado caso as variáveis apresentem correlação elevada, ou seja, a maior parte da variância das variáveis seria explicada por poucos componentes principais (Succurro, Arcuri, & Costanzo, 2019). Como este caso não se aplica para as variáveis deste estudo, estas são incluídas sem utilização destas técnicas no modelo. Conforme mencionado nos procedimentos metodológicos, entretanto, faz-se necessário utilizar a normalização dos indicadores para que estes estejam no intervalo entre 0 e 1, conforme Fórmula 3.

Destaca-se, para fins comparativos, que o modelo elaborado por Alaminos e Fernández (2019) não realizou tal procedimento. Esta diferença metodológica pode interferir na comparação dos resultados. Apesar de existir pesquisas que não adotaram tal procedimento (Barboza et al., 2017), esta pesquisa possui como suporte metodológico os procedimentos recomendados por Bishop (1996), o qual enuncia a importância de algum tipo de normalização das variáveis para beneficiar o aprendizado da rede.

Após a normalização dos indicadores, estes são colocados como variáveis de entrada no modelo baseado em redes neurais. Testa-se modelos com dois, três, quatro e cinco neurônios na camada oculta com o objetivo de alcançar o modelo com menor erro. Para cada configuração, em termos de números de neurônios na camada oculta, são realizadas cinco repetições. A partir das cinco repetições, escolhe-se o modelo que apresentou o menor erro. A partir da realização deste procedimento, para todos os modelos, a configuração com dois neurônios na camada oculta apresentou o menor erro.

A partir da Tabela 19, apresenta-se os resultados para os modelos escolhidos. A acurácia mede o percentual de previsão correta pelo modelo, sem considerar a proporção de erros para cada tipo de erro. Assim, caso haja a proporção de balanços solventes e insolventes não seja equilibrada, o que ocorre na amostra deste estudo, o erro para o grupo que possui menos observações podem ser subvalorizado. Argumenta-se, pois, que a curva ROC é mais adequada para mensurar o nível de acerto do modelo em função de considerar os erros tipos 1 e 2 para o cálculo da AUC.

Para a amostra de treino, todos os modelos classificaram corretamente 100% das observações nos três modelos elaborados. Para a amostra de teste, nota-se que o valor da AUC reduz na medida que o período da amostra de treino se afasta. Uma possível justificativa é que o número de observações decresce e pode afetar o treinamento da rede. Os verdadeiros positivos são aqueles classificados corretamente como solventes, enquanto os verdadeiros negativos são os corretamente classificados como insolventes. Os falsos positivos são aqueles classificados

como solventes quando na realidade são insolventes e os falso negativos são os incorretamente classificados como insolventes. Os falsos positivos são considerados o erro tipo 1 e os falso negativos o erro tipo 2. De acordo com du Jardin (2010), considera-se o erro tipo 1 como mais prejudicial que o tipo 2, tendo em vista que o clube insolvente e classificado como solvente e o risco de falência é subvalorizado e o recurso investido não será reembolsado.

Como resultados, para todos os modelos, aqueles que obtiveram o menor erro foi na configuração com dois neurônios, como evidencia a Tabela 19. Como ponto negativo para os modelos elaborados, destaca-se que o erro tipo 1 foi maior que o erro tipo 2.

Tabela 19: Resultados dos modelos

Modelo	Neurônios	Amostra	Iterações	VP	VN	FP	FN	Erro tipo I (%)	Erro tipo II (%)	ACC (%)	AUC (%)
T-1	2	Treino	10489	111	103	0	0	0,00	0,00	100	-
		Teste		12	16	3	3	20,00	15,79	82,35	95,79
T-2	2	Treino	5720	99	87	0	0	0	0	100	-
		Teste		12	16	3	3	20,00	15,79	82,35	91,05
T-3	2	Treino	747	79	69	0	0	0	0	100	-
		Teste		11	13	6	4	40,00	21,05	71,59	81,58

Nota: VP = Verdadeiro positivo; VN = Verdadeiro negativo; FP = Falso positivo; FN = Falso Negativo, ACC = acurácia.

A Figura 3 apresenta uma representação do modelo baseado em redes neurais para o modelo t-1. 18 indicadores são utilizados como variáveis de entrada, dois neurônios são utilizados na camada oculta e a classificação gerada com base no patrimônio líquido. Os pesos das conexões entre neurônios são apresentados nos Apêndices A, B e C deste estudo.

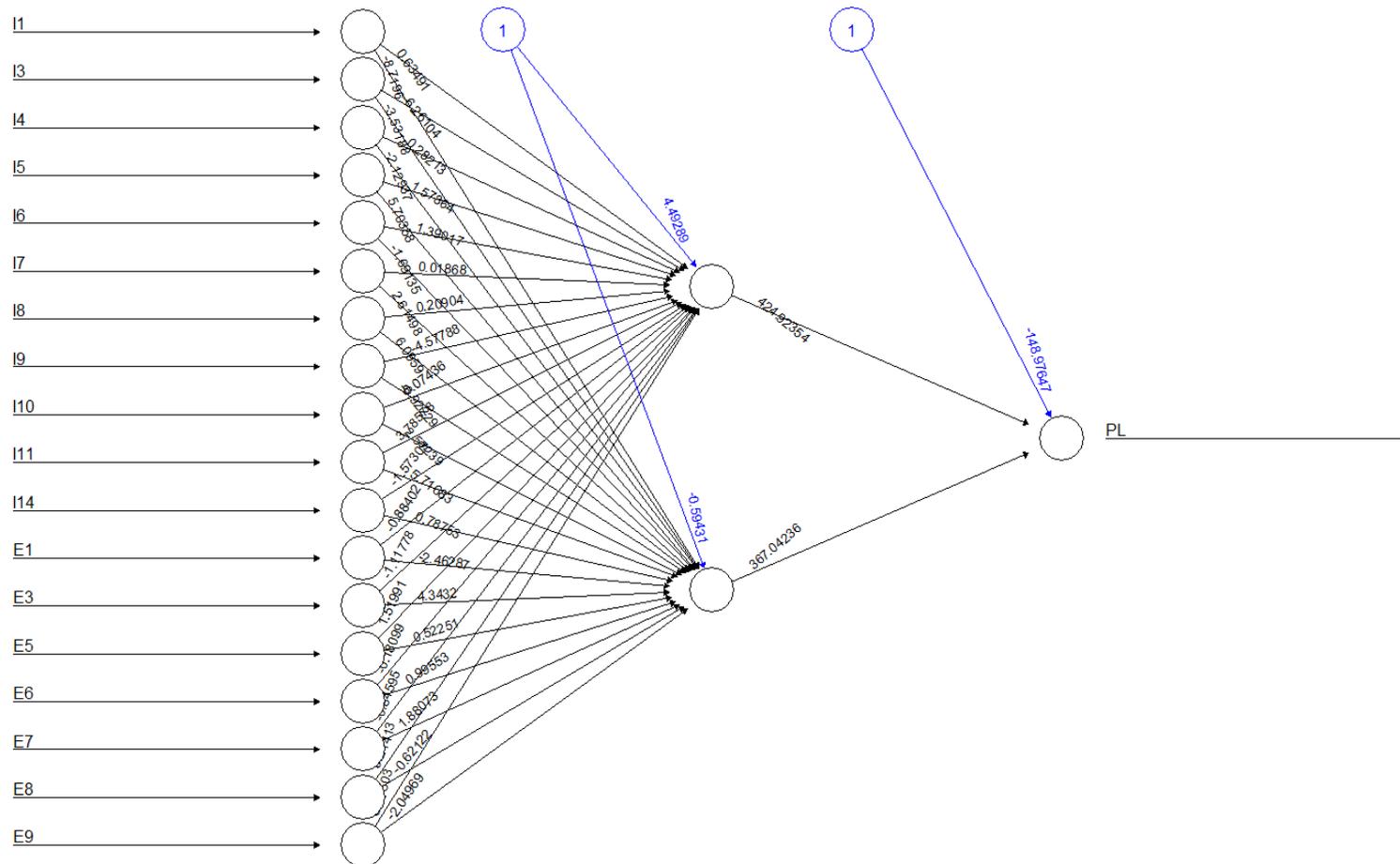


Figura 3: Representação da Rede neural proposta

Fonte: Imagem gerada pelo pacote neuralnet, no software R.

Quanto a importância das variáveis para o modelo, mais adequado do que analisar o peso das conexões e neurônios é analisar o algoritmo de Olden. A partir deste algoritmo, é possível analisar a magnitude e relação das variáveis com relação à classificação do modelo. Os valores da escala y , representados nas Figuras 4, 5 e 6, guardam relação com os pesos das conexões entre as variáveis e neurônios do modelo e sugere-se que não os analise (Beck, 2018). A Figura 4 apresenta os resultados gerados a partir do algoritmo de Olden.

Para o modelo t-1, a variável mais importante foi a relação entre receita total e ativo total (I11). Este apresenta relação direta com a insolvência, portanto aqueles clubes que possuem maior indicador estão mais propensos a serem considerados insolventes. Destaca-se que este resultado guarda relação com o nível de ativos dos clubes, demonstrando que os clubes insolventes possuem menor patrimônio que os clubes solventes. A segunda variável mais importante para o modelo, o capital circulante líquido (I3), apresenta relação inversa. Portanto, aqueles clubes que apresentam menor valor para este indicador são classificados como insolventes. Destaca-se que os indicadores composição do endividamento (I9) e liquidez imediata (I1) também apresentaram relação inversa com a insolvência. Destaca-se que os resultados convergem com aqueles alcançados por Alaminos e Fernández (2019), exceto pela relação da variável relação entre receita total e ativo total.

A variável esportiva indicador Szymanski e Smith (1997) (E1) apresentou relação inversa com a insolvência, na medida que os clubes que apresentam melhor desempenho no Campeonato Brasileiro se afastam da insolvência. Relação semelhante com o número total de jogos (E9), onde os clubes que avançam nas outras competições disputadas, e por consequência disputam mais partidas, estão menos propensos a serem classificados como insolventes.

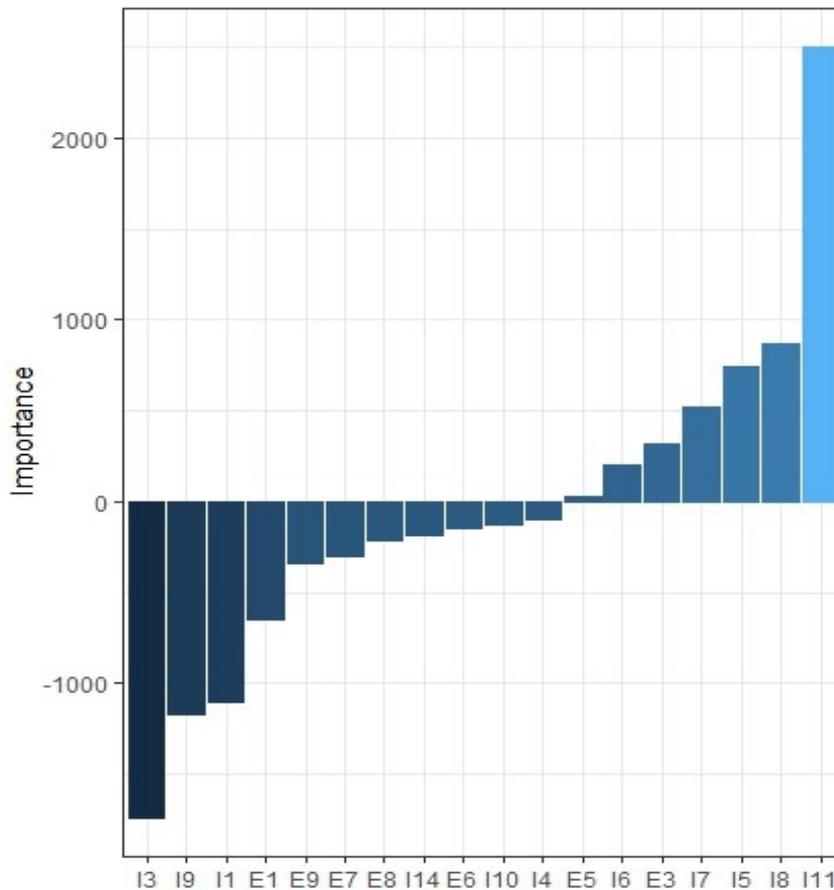


Figura 4: Importância das variáveis (Modelo t-1)

Nota: I1 = Liquidez Imediata; I3 = Capital Circulante Líquido; I4 = Liquidez Geral; I5 = Composição do Ativo; I6 = Grau de imobilização do ativo total; I7 = Razão Intangível Ativo Total; I8 = Endividamento total; I9 = Composição do endividamento; I10 = Dívida Líquida; I11 = Relação entre Receita Total e Ativo Total; I14 = Relação entre EBIT e Receita Total. E1 = Indicador Szymanski e Smith (1997); E3 = Percentual de pontos conquistados; E5 = Torcida; E6 = Tamanho; E7 = Rebaixamento; E8 = Acesso; E9 = Número total de jogos.

Fonte: Imagem gerada pelo pacote NeuralNetTools, no software R.

Para o modelo t-2, de acordo com a Figura 5, novamente as variáveis capital circulante líquido (I3), composição do endividamento (I9), e relação entre receita total e ativo total (I11) se mostraram importantes para o modelo, de maneira convergente aqueles resultados encontrados para o modelo t-1. De maneira distinta, a variável composição do ativo (I5) se mostrou importante para o modelo. Este resultado indica que os clubes que possuem maior valor para o ativo intangível e imobilizado, proporcionalmente em relação ao ativo total, se afastam da insolvência. Destaca-se que para este modelo menos variáveis foram responsáveis por maior parte dos resultados do modelo, em função de a maioria das variáveis apresentar menor importância para o modelo, o que pode ser visualizado a partir da diferença de magnitude entre as variáveis.

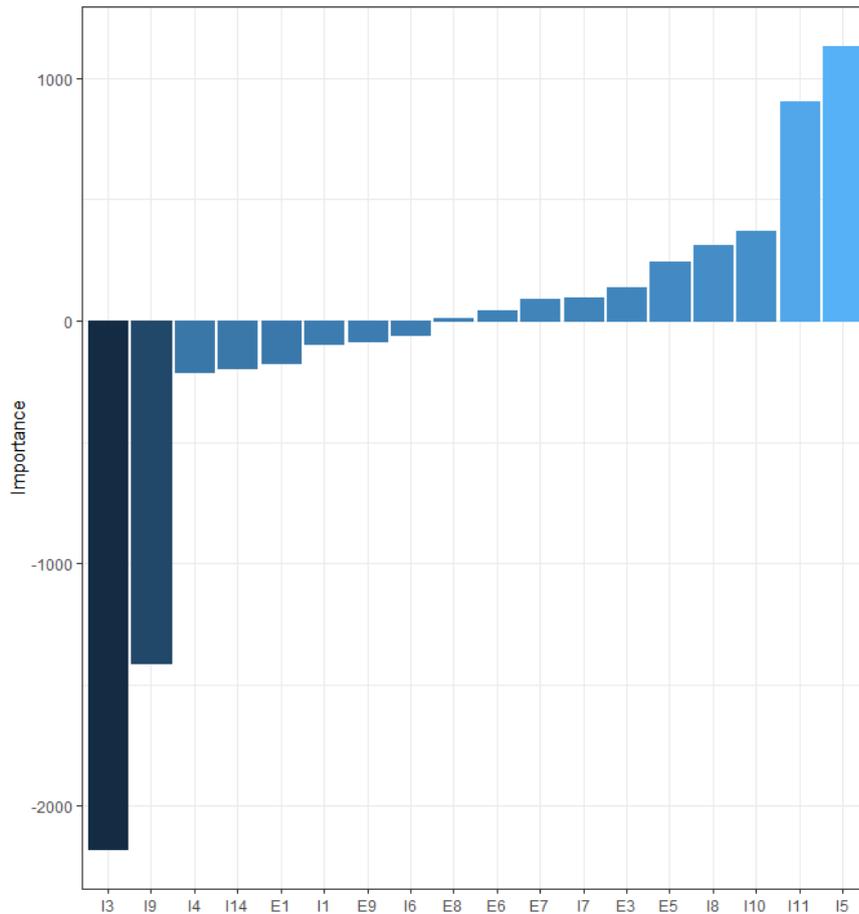


Figura 5: Importância das variáveis (Modelo t-2)

Nota: I1 = Liquidez Imediata; I3 = Capital Circulante Líquido; I4 = Liquidez Geral; I5 = Composição do Ativo; I6 = Grau de imobilização do ativo total; I7 = Razão Intangível Ativo Total; I8 = Endividamento total; I9 = Composição do endividamento; I10 = Dívida Líquida; I11 = Relação entre Receita Total e Ativo Total; I14 = Relação entre EBIT e Receita Total. E1 = Indicador Szymanski e Smith (1997); E3 = Percentual de pontos conquistados; E5 = Torcida; E6 = Tamanho; E7 = Rebaixamento; E8 = Acesso; E9 = Número total de jogos.

Fonte: Imagem gerada pelo pacote NeuralNetTools, no software R.

Para o modelo t-3, apresentado na Figura 6, as variáveis de liquidez imediata (I1) e capital circulante líquido (I3), ambas de liquidez, foram as mais importantes. Adicionalmente, destaca-se que a variável endividamento total (I8) mostra-se relevante e sua relação é direta. Assim, clubes que apresentam este indicador de maneira elevada estão mais propensos a serem classificados como insolventes. Aponta-se que as variáveis relação entre receita total e ativo total (I11) e composição do endividamento (I9) também foram relevantes, como para os modelos t-1 e t-2.

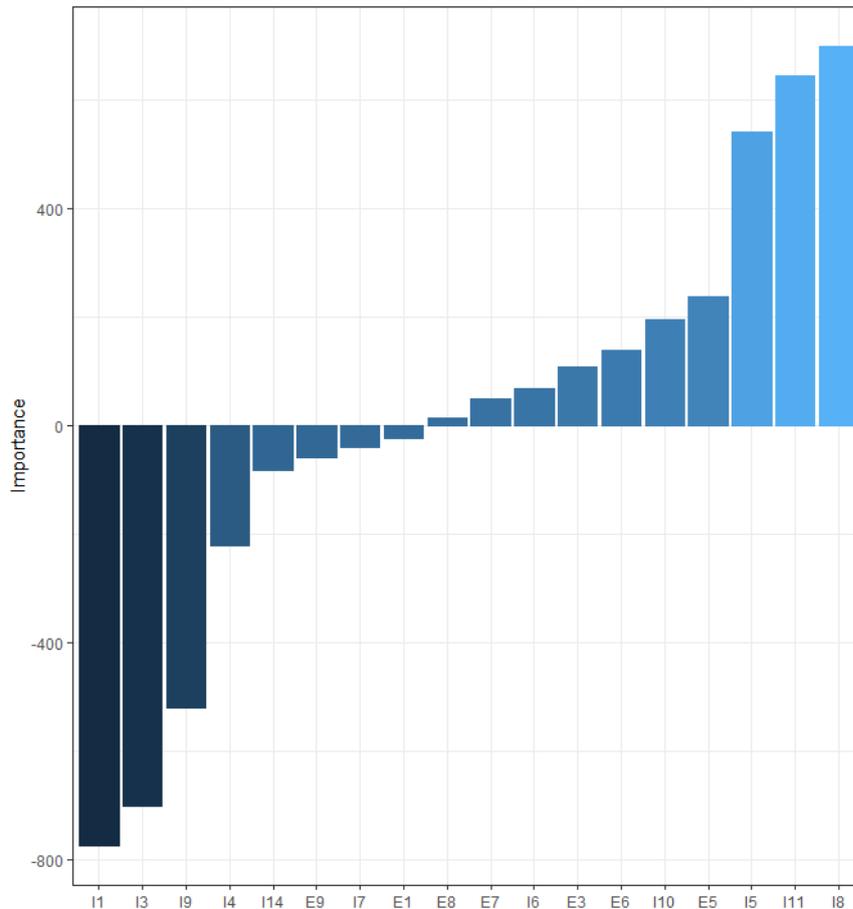


Figura 6: Importância das variáveis (Modelo t-3)

Nota: I1 = Liquidez Imediata; I3 = Capital Circulante Líquido; I4 = Liquidez Geral; I5 = Composição do Ativo; I6 = Grau de imobilização do ativo total; I7 = Razão Intangível Ativo Total; I8 = Endividamento total; I9 = Composição do endividamento; I10 = Dívida Líquida; I11 = Relação entre Receita Total e Ativo Total; I14 = Relação entre EBIT e Receita Total. E1 = Indicador Szymanski e Smith (1997); E3 = Percentual de pontos conquistados; E5 = Torcida; E6 = Tamanho; E7 = Rebaixamento; E8 = Acesso; E9 = Número total de jogos.

Fonte: Imagem gerada pelo pacote NeuralNetTools, no software R.

A partir da análise comparativa entre os modelos, percebe-se que algumas variáveis se mantiveram importantes para os três modelos preditivos. Destaca-se que as variáveis liquidez imediata (I1) e capital circulante líquido (I3), as quais indicam sobre o nível de liquidez dos clubes, foram importantes e mantiveram relação inversa com a insolvência para dois dos três modelos. Assim, aponta-se a necessidade de os clubes manterem uma um nível de liquidez mais elevado para afastarem-se da insolvência. A variável relação entre receita total e ativo total (I11) demonstrou-se importante para os três modelos elaborados. Destaca-se que este resultado a princípio contrária a lógica empresarial, onde quanto maior o giro de seus ativos, melhor para a organização. É necessário salientar que a lógica aplicada para clubes de futebol distingue-se a esta, tendo em vista que o objetivo de um clube não seria vender mercadorias e girar seus estoques, por exemplo. Sugere-se, entretanto, que a relação elevada para clubes insolventes

aponte para uma relação de que todas as receitas são consumidas por despesas correntes e investimentos estruturais não são realizados.

Quanto as variáveis esportivas, destaca-se o indicador Szymanski e Smith (1997). Salienta-se que sua utilização, no fragmento da literatura analisado, não havia sido testada para clubes de futebol brasileiros e apenas empregado em análises de clubes europeus. Ademais, este se mostrou importante para o modelo t-1, possuindo relação inversa com a insolvência. Assim, clubes que apresentam desempenho esportivo melhor tendem a se afastar da insolvência. Pontua-se que este resultado converge com a pesquisa de Alaminos e Fernández (2019).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Clubes de futebol apresentam relevância econômica na medida em que o volume financeiro movimentado a partir de suas atividades é relevante para a economia. Estes, de acordo com a literatura nacional (Dantas et al., 2015) e internacional (Á. Barajas & Rodríguez, 2013; Cooper & Joyce, 2013; Szymanski & Weimar, 2019) apresentam indícios de dificuldades financeiras e insolvência. Neste contexto, o objetivo desta pesquisa foi examinar o nível de insolvência dos clubes de futebol brasileiros com base em indicadores econômico-financeiros e esportivos. Para tal, elaborou-se um modelo baseado em redes neurais. Justificou-se a escolha por este método em função dos resultados apresentados na literatura relacionada (Ahmadpour Kasgari et al., 2013; Alaminos & Fernández, 2019; Tseng & Hu, 2010).

Como resultados descritivos, apontou-se que os indicadores de liquidez e endividamento de clubes solventes e insolventes apresentaram padrões distintos. Clubes insolventes apresentaram indicadores de liquidez menores quando comparados aos clubes solventes, o que indica uma possível necessidade de antecipar receitas ou recorrer a empréstimos para saldar necessidades de curto prazo. De acordo com Gutiérrez-Fernández et al. (2017), este padrão pode fazer com que os clubes apresentem dificuldades financeiras. Apesar de não ser incluído no modelo, destaca-se que houve diferença no padrão dos clubes que conquistaram títulos do Campeonato Brasileiro e da Copa do Brasil. Os clubes solventes se sobressaíram em relação aos insolventes no Campeonato Brasileiro e o inverso ocorreu na Copa do Brasil. Aponta-se como possível justificativa o formato de disputa distinto entre ambas competições.

A partir dos resultados dos indicadores econômico-financeiros e esportivos, os modelos baseados em redes neurais são construídos. Após a realização dos procedimentos metodológicos necessários para o devido aprendizado da rede neural, a configuração que apresentou melhor resultado foi aquela configurada com dois neurônios na camada oculta para todos os modelos. A AUC dos modelos decresceu na medida em que o período de predição se afastava. Os modelos t-1 e t-2 apresentaram AUC superiores a 90% e o modelo t-3 apresentou AUC superior a 80%. Como ponto negativo para os modelos elaborados aponta-se que o erro tipo 1 foi superior ao erro tipo 2 para os três modelos elaborados e de acordo do Jardim (2010) o erro tipo 1 subvaloriza o risco de o recurso emprestado pela instituição financeira não ser retornado, por exemplo. Este, portanto, deveria ter sido minimizado pela rede.

As variáveis esportivas contribuíram para a classificação do modelo, de acordo com o algoritmo de Olden. Dentre elas, aquela que apresentou maior importância foi o indicador Szymanski e Smith (1997). Assim, clubes solventes apresentam desempenho esportivo, no

Campeonato Brasileiro, superior às equipes insolventes. Dentre os indicadores econômico-financeiros, destaca-se os indicadores de liquidez capital circulante líquido e liquidez imediata, os quais possuem relação inversa com a insolvência. O indicador relação entre receita total e ativo total, composição do endividamento e endividamento total mostrarem-se importantes para os modelos e relação direta com a insolvência dos clubes.

Como contribuições da pesquisa, salienta-se que, no fragmento da literatura analisado, não foi encontrado um modelo de previsão de insolvência para clubes de futebol brasileiros. Aponta-se como tentativa de preenchimento de uma lacuna existente, posto que um modelo já houvera sido formulado para clubes de futebol europeus (Alaminos & Fernández, 2019). Os autores Alaminos e Fernández (2019) indicam a elaboração de um modelo adequado para a realidade sul-americana em seu estudo. A partir da comparação entre pesquisas, apesar de diferenças metodológicas, nota-se que o desempenho esportivo foi importante para os modelos apresentado pelos autores Alaminos e Fernández (2019) e, de maneira convergente, nesta. De maneira divergente, por outro lado, o indicador relação entre receita total e ativo total se mostrou relevante para o modelo desenvolvido para clubes europeus e para clubes brasileiros, porém com relação oposta nas pesquisas. Ou seja, enquanto nesta pesquisa a relação deste indicador foi direta, para clubes europeus a relação foi inversa com a insolvência dos clubes.

Espera-se contribuir com a literatura que analisa clubes de futebol, principalmente aquela que se relaciona com a gestão destes. É possível afirmar que, no período analisado, a presença de passivo a descoberto entre os clubes apresentou acréscimos subsequentes. Aponta-se que, apesar da elaboração e discussão de novas legislações e estruturas societárias para clubes de futebol brasileiros, a gestão destes precisa ser aprimorada, posto que a presença de passivo a descoberto nos balanços denota que as obrigações são superiores aos bens e direitos atuais.

De maneira adicional, espera-se contribuir com a literatura que se utiliza de métodos baseados em inteligência artificial em pesquisas na área contábil, mais especificamente redes neurais. Modelos baseados em redes neurais já foram elaborados tendo como objeto de análise organizações brasileiras (Gouvêa, Gonçalves, & Mantovan, 2013; Maestri et al., 2019), mas há espaço para aplicar a técnica principalmente por possuir menos premissas com relação a amostra e sua distribuição do que métodos estatísticos.

Aponta-se como limitações da presente pesquisa o critério adotado para solvência dos clubes. Destaca-se que a literatura se utiliza deste critério para analisar a solvência de organizações (Altman & Hotchkiss, 2006; Coelho et al., 2017), mas outros critérios, como geração negativa de fluxo de caixa operacional (Balcaen & Ooghe, 2006), poderiam ser adotados e alterar a percepção a respeito deste cenário. Outra limitação é a análise do

desempenho esportivo apenas do Campeonato Brasileiro. Apesar da inclusão de uma variável que busca refletir o desempenho de maneira geral do clube no ano, não fora analisado de maneira específica o desempenho esportivo em outras competições disputadas. Indica-se, assim, a análise de maneira holística do desempenho esportivo dos clubes, de maneira a abranger todos os jogos oficiais disputados por estes para próximos estudos.

Sugere-se para pesquisas futuras realizar análises comparativas entre métodos estatísticos, como regressão logística e análise discriminante, com outros métodos baseados em inteligência artificial, como *support vector machines* e *random forest*, quando da elaboração de modelos de previsão. A partir destas comparações, é possível aferir a acurácia proporcionada por estes modelos em comparação com o modelo baseado em redes neurais. Tal comparação já fora realizada em outros contextos na literatura (Barboza et al., 2017; Tseng & Hu, 2010), mas observa-se a existência de uma lacuna na análise de clubes de futebol brasileiros.

Indica-se acrescentar indicadores que reflitam práticas de governança adotadas pelos clubes de futebol brasileiros, conforme realizado por Alaminos e Fernández (2019) para clubes europeus, quando da formulação de um modelo de previsão de insolvência. De maneira complementar, informações relacionadas com a auditoria externa, como sua opinião, podem ser relevantes.

REFERÊNCIAS

- Abdou, H. A., Kuzmic, A., Pointon, J., & Lister, R. J. (2012). DETERMINANTS OF CAPITAL STRUCTURE IN THE UK RETAIL INDUSTRY: A COMPARISON OF MULTIPLE REGRESSION AND GENERALIZED REGRESSION NEURAL NETWORK. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 19(3), 151–169. <https://doi.org/10.1002/isaf.1330>
- Agarwal, V., & Taffler, R. J. (2007). Twenty-five years of the Taffler z-score model: Does it really have predictive ability? *Accounting and Business Research*, 37(4), 285–300. <https://doi.org/10.1080/00014788.2007.9663313>
- Ahmadpour Kasgari, A., Divsalar, M., Javid, M. R., & Ebrahimian, S. J. (2013). Prediction of bankruptcy Iranian corporations through artificial neural network and Probit-based analyses. *Neural Computing and Applications*, 23(3–4), 927–936. <https://doi.org/10.1007/s00521-012-1017-z>
- Al-shayea, Q. K., El-refae, G. a., & El-itter, S. F. (2010). Neural Networks in Bank Insolvency Prediction. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, VOL.10 No.5, 10(5), 240–245.
- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., & Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164–184. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- Alaminos, D., & Fernández, M. Á. (2019). Why do football clubs fail financially? A financial distress prediction model for European professional football industry. *PLOS ONE*, 14(12), e0225989. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0225989>
- Alm, J., & Storm, R. K. (2019). Isomorphic Forces and Professional Soccer Standardizations: Instruments of Governance for Municipal Investments? *International Journal of Public Administration*, 42(3), 185–194. <https://doi.org/10.1080/01900692.2017.1422746>
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction Of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, XXIII(4), 589–609.
- Altman, E. I. (2000). Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-Score and ZETA® models. In *Handbook of Research Methods and Applications in Empirical Finance* (pp. 428–456). Edward Elgar Publishing. <https://doi.org/10.4337/9780857936097.00027>
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETATM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 29–54. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate financial distress and bankruptcy. Foundations and Trends in Finance* (Vol. 5). Wiley.
- Anandarajan, M., Lee, P., & Anandarajan, A. (2001). Bankruptcy prediction of financially stressed firms: an examination of the predictive accuracy of artificial neural networks.

International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, 10(2), 69–81. <https://doi.org/10.1002/isaf.199>

- Andreff, W. (2018). Financial and Sporting Performance in French Football Ligue 1: Influence on the Players' Market. *International Journal of Financial Studies*, 6(4), 91. <https://doi.org/10.3390/ijfs6040091>
- Appiah, K. O., & Abor, J. (2009). Predicting corporate failure: Some empirical evidence from the UK. *Benchmarking*, 16(3), 432–444. <https://doi.org/10.1108/14635770910961425>
- Azme Khamis. (2001). The Effects of Outliers Data on Neural Network Performance. *Journal of Applied Sciences*, 14(17), 1394–1398. <https://doi.org/10.3923/jas.2005.1394.1398>
- Balcaen, S., & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38(1), 63–93. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2005.09.001>
- Barabanov, R., & Nakamura, W. T. (2019). O intangível nos clubes brasileiros : uma análise dos gastos com jogadores nas demonstrações contábeis, 119–133.
- Barajas, A., & Rodriguez, P. (2014). Spanish football in need of financial therapy: Cut expenses and inject capital. *International Journal of Sport Finance*, 9(1), 73–90.
- Barajas, Á., & Rodríguez, P. (2013). Spanish football in need of financial therapy: cut expenses and inject capital. *International Journal of Sport Finance*, 9(1), 73–90.
- Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405–417. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006>
- Barros, C. P., & Garcia-del-Barrio, P. (2008). Efficiency measurement of the English football Premier League with a random frontier model. *Economic Modelling*, 25(5), 994–1002. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2008.01.004>
- BBC. (2019). English Football League: Clubs “reliant on owners”, says EFL chief. Retrieved September 4, 2019, from <https://www.bbc.com/sport/football/48412747>
- Beck, M. W. (2018). NeuralNetTools: Visualization and analysis tools for neural networks. *Journal of Statistical Software*, 85(11), 1–20. <https://doi.org/10.18637/jss.v085.i11>
- Beech, J., Horsman, S., & Magraw, J. (2010). Insolvency events among English football clubs. *International Journal of Sports Marketing and Sponsorship*, 11(3), 236–249. <https://doi.org/10.1108/IJSMS-11-03-2010-B006>
- Bellovary, J., Giacomino, D., & Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies : A Review of Bankruptcy Prediction Studies : 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33, 1–42.
- Bishop, C. M. (1996). *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press.
- Blois, C., & Werlang, H. (2018). Sem dinheiro, Fluminense recorre a empréstimo para colocar salários em dia. Retrieved May 26, 2019, from

<https://globoesporte.globo.com/futebol/times/fluminense/noticia/sem-dinheiro-fluminense-recorre-a-emprestimo-para-colocar-salarios-em-dia.ghtml>

- BOE. (1990). Ley 10/1990. Retrieved September 9, 2019, from <https://www.boe.es/buscar/pdf/1990/BOE-A-1990-25037-consolidado.pdf>
- Bundesliga. (2017). German soccer rules: 50+1 explained. Retrieved September 9, 2019, from <https://www.bundesliga.com/en/news/Bundesliga/german-soccer-rules-50-1-fifty-plus-one-explained-466583.jsp>
- Callen, J. L., Kwan, C. C. Y., Yip, P. C. Y., & Yuan, Y. (1996). Neural network forecasting of quarterly accounting earnings. *International Journal of Forecasting*, 12(4), 475–482. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(96\)00706-6](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(96)00706-6)
- Campos, C. (2019). Palmeiras fecha as contas de 2018 com arrecadação recorde de R\$ 688 milhões. Retrieved May 25, 2019, from <https://esportes.estadao.com.br/noticias/futebol,palmeiras-fecha-as-contas-de-2018-com-arrecadacao-recorde-de-r-688-milhoes,70002736226>
- Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465–497. <https://doi.org/10.1080/0963818042000216811>
- Coelho, E. G., Edwards, C. M., Scherer, L. M., & Colauto, R. D. (2017). Gerenciamento de resultado em empresas insolventes: um estudo com os países do Brics. *Enfoque: Reflexão Contábil*, 36(2), 95. <https://doi.org/10.4025/enfoque.v36i2.31765>
- Cooper, C., & Joyce, Y. (2013). Insolvency practice in the field of football. *Accounting, Organizations and Society*, 38(2), 108–129. <https://doi.org/10.1016/j.aos.2012.12.001>
- Dal-Ri Murcia, F., Melo de Souza, M., Filipe Ewald Wuergues, A., & Duarte, G. (2013). Realização ou estorno da reserva de reavaliação: fatores determinantes da escolha das companhias abertas no Brasil após o advento da Lei 11.638/07. *Advances in Scientific and Applied Accounting*, 73(3), 112–133. <https://doi.org/10.14392/ASAA/2013060106>
- Dantas, M. G. da S., Machado, M. A. V., & Macedo, M. A. da S. (2015). FATORES DETERMINANTES DA EFICIÊNCIA DOS CLUBES DE FUTEBOL DO BRASIL. *Advances in Scientific and Applied Accounting*, 8(1), 113–132. <https://doi.org/10.14392/asaa.2015080106>
- Dietl, H. M., & Franck, E. (2007). Governance Failure and Financial Crisis in German Football. *Journal of Sports Economics*, 8(6), 662–669. <https://doi.org/10.1177/1527002506297022>
- Dima, T. (2015). The Business Model of European Football Club Competitions. *Procedia Economics and Finance*, 23(October 2014), 1245–1252. [https://doi.org/10.1016/s2212-5671\(15\)00562-6](https://doi.org/10.1016/s2212-5671(15)00562-6)
- Dolzan, M. (2019). Congresso estuda projeto de lei que visa transformar clubes do Brasil em empresas. Retrieved September 8, 2019, from <https://esportes.estadao.com.br/noticias/futebol,congresso-estuda-projeto-de-lei-que-visa-transformar-clubes-do-brasil-em-empresas,70002947849>

- Doumpos, M., Gaganis, C., & Pasiouras, F. (2005). Explaining qualifications in audit reports using a support vector machine methodology. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 13(4), 197–215. <https://doi.org/10.1002/isaf.268>
- du Jardin, P. (2010). Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: The influence of variable selection techniques on model accuracy. *Neurocomputing*, 73(10–12), 2047–2060. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2009.11.034>
- Ecer, F., & Boyukaslan, A. (2014). Measuring Performances of Football Clubs Using Financial Ratios: The Gray Relational Analysis Approach. *American Journal of Economics*, 4(1), 62–71. <https://doi.org/10.5923/j.economics.20140401.06>
- Elizabetsky, R. (1976). *Um modelo matemático para decisão de crédito no Banco Comercial*. Universidade de São Paulo.
- ESPN. (2019a). Figueirense: Jogadores decidem dar WO contra o Cuiabá por atrasos em salários, direitos de imagem e FGTS. Retrieved September 10, 2019, from https://www.espn.com.br/futebol/artigo/_id/5974534/figueirense-jogadores-decidem-dar-wo-contra-o-cuiaba-por-atrasos-em-salarios-direitos-de-imagem-e-fgts
- ESPN. (2019b). Grêmio tem lucro que é quase o dobro do que Palmeiras conseguiu. Retrieved May 25, 2019, from http://www.espn.com.br/futebol/artigo/_id/5433008/gremio-tem-lucro-que-e-quase-o-dobro-do-que-palmeiras-conseguiu
- Fitzpatrick, P. J. (1932). A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. *The Accounting Publishing Company*.
- Franck, E., & Lang, M. (2014). A theoretical analysis of the influence of money injections on risk taking in football clubs. *Scottish Journal of Political Economy*, 61(4), 430–454. <https://doi.org/10.1111/sjpe.12052>
- Freestone, C. J., & Manoli, A. E. (2017). Financial fair play and competitive balance in the Premier League. *Sport, Business and Management: An International Journal*, 7(2), 175–196. <https://doi.org/10.1108/SBM-10-2016-0058>
- Freitas, M., Flach, L., & Farias, R. (2017). Efficiency Determinants in Brazilian Football Clubs. *Brazilian Business Review, especial*(1), 1–23. <https://doi.org/10.15728/edicaoesp.2017.1>
- Gajowniczek, K., Orłowski, A., & Ząbkowski, T. (2019). Insolvency modeling with generalized entropy cost function in neural networks. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 526, 120730. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.03.095>
- Galariotis, E., Germain, C., & Zopounidis, C. (2018). A combined methodology for the concurrent evaluation of the business, financial and sports performance of football clubs: the case of France. *Annals of Operations Research*, 266(1–2), 589–612. <https://doi.org/10.1007/s10479-017-2631-z>
- Gelbcke, E. R., Santos, A. dos, Iudícibus, S. de, & Martins, E. (2018). *Manual de contabilidade societária*. (Atlas, Ed.) (3rd ed.). São Paulo.

- Gerrard, B. (2010). Analysing Sporting Efficiency Using Standardised Win Cost: Evidence from the FA Premier League, 1995 – 2007. *International Journal of Sports Science & Coaching*, 5(1), 13–35. <https://doi.org/10.1260/1747-9541.5.1.13>
- GloboEsporte.com. (2019). Globoesporte.com.
- Gomes, F. (2019). Conselheiros aprovam, e futebol do Botafogo migrará para o modelo de clube-empresa. Retrieved December 13, 2019, from <https://globoesporte.globo.com/futebol/times/botafogo/noticia/conselheiros-aprovam-e-futebol-do-botafogo-migrara-para-o-modelo-de-clube-empresa.ghtml>
- Gool, S. (2019). Sr. Gool. Retrieved January 6, 2020, from <http://www.srgool.com.br>
- Gouvêa, M. A., Gonçalves, E. B., & Mantovan, D. M. N. (2013). Análise de risco de crédito com aplicação de regressão logística e redes neurais. *Revista Contabilidade Vista & Revista*, 24(4), 96–123.
- Guo, F., Kubick, T. R., & Masli, A. (2018). The effects of restatements for misreporting on auditor scrutiny of peer firms. *Accounting Horizons*, 32(1), 65–85. <https://doi.org/10.2308/acch-51934>
- Gutiérrez-fernández, M., Talavero-álvarez, F. J., & Coca-pérez, J. L. (2017). Sports Management as an Emerging Economic Activity. In M. Peris-Ortiz, J. Álvarez-García, & M. de la C. Del Río-Rama (Eds.), *Sports Management as an Emerging Economic Activity*. Cham: Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-63907-9>
- Gutiérrez-Fernández, M., Talavero-Álvarez, F. J., & Coca-Pérez, J. L. (2017). Economic and Financial Analysis of Bankruptcy of Football Teams. In M. Peris-Ortiz, J. Álvarez-García, & M. de la C. Del Río-Rama (Eds.), *Sports Management as an Emerging Economic Activity* (pp. 155–182). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-63907-9_10
- Guzmán, I. (2006). Measuring Efficiency and Sustainable Growth in Spanish Football Teams. *European Sport Management Quarterly*, 6(3), 267–287. <https://doi.org/10.1080/16184740601095040>
- Hauke, J., & Kossowski, T. (2011). Comparison of Values of Pearson's and Spearman's Correlation Coefficients on the Same Sets of Data. *Quaestiones Geographicae*, 30(2), 87–93. <https://doi.org/10.2478/v10117-011-0021-1>
- Heaton, J. (2012). *Introduction to the Math of Neural Networks*. Heaton Research. Inc.
- Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5), 359–366. [https://doi.org/10.1016/0893-6080\(89\)90020-8](https://doi.org/10.1016/0893-6080(89)90020-8)
- Jackson, R. H. G., & Wood, A. (2013). The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study. *British Accounting Review*, 45(3), 183–202. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2013.06.009>
- Jardin, P. du. (2009). Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant

variables? *Bankers, Markets & Investors*.

- Kampff, A. (2019). Cruzeiro pode "falir? Entenda o que pode acontecer com o clube mineiro. Retrieved January 3, 2020, from <https://leiemcampo.blogosfera.uol.com.br/2019/12/28/cruzeiro-pode-falir-entenda-o-que-pode-acontecer-com-o-clube-mineiro/>
- Kanitz, S. C. (1976). *Indicadores contábeis financeiros – previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa brasileira*. Universidade de São Paulo.
- Khashman, A. (2010). Neural networks for credit risk evaluation: Investigation of different neural models and learning schemes. *Expert Systems with Applications*, 37(9), 6233–6239. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.02.101>
- Kidd, R. (2019). Real Madrid Beats Barcelona As Highest-Revenue-Generating Team In Soccer, Says Report. Retrieved May 25, 2019, from <https://www.forbes.com/sites/robertkidd/2019/01/24/real-madrid-beat-barcelona-as-highest-revenue-generating-team-in-world-soccer/#3719c93cb0df>
- Koh, H. C., & Tan, S. S. (1999). A neural network approach to the prediction of going concern status. *Accounting and Business Research*, 29(3), 211–216. <https://doi.org/10.1080/00014788.1999.9729581>
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122. <https://doi.org/10.2308/jeta-51730>
- Kumar, K., & Bhattacharya, S. (2006). Artificial neural network vs linear discriminant analysis in credit ratings forecast. *Review of Accounting and Finance*, 5(3), 216–227. <https://doi.org/10.1108/14757700610686426>
- Lago, U., Simmons, R., & Szymanski, S. (2006). The Financial Crisis in European Football. *Journal of Sports Economics*, 7(1), 3–12. <https://doi.org/10.1177/1527002505282871>
- Laurentiis, F. De. (2019a). Botafogo tem dívida de R\$ 81 milhões com pessoas físicas, como Felipe Neto e irmãos Moreira Salles. Retrieved May 25, 2019, from http://www.espn.com.br/futebol/artigo/_/id/5565586/botafogo-tem-dívida-de-r-81-milhões-com-pessoas-físicas-como-felipe-neto-e-irmãos-moreira-salles
- Laurentiis, F. De. (2019b). Red Bull Bragantino: Entenda como o novo time paulista irá funcionar. Retrieved December 12, 2019, from https://www.espn.com.br/futebol/artigo/_/id/5535855/red-bull-bragantino-entenda-como-o-novo-time-paulista-ira-funcionar
- Lima, B. (2019). Santos tem R\$ 2,6 mi bloqueados na Justiça por dívida com empresa envolvendo Neymar. Retrieved September 10, 2019, from <https://www.tribuna.com.br/esportes/santosfc/santos-tem-r-2-6-mi-bloqueados-na-justiça-por-dívida-com-empresa-envolvendo-neymar-1.66447>
- Lin, L., & Piesse, J. (2004). Identification of corporate distress in UK industrials: a conditional probability analysis approach. *Applied Financial Economics*, 14(2), 73–82. <https://doi.org/10.1080/0960310042000176344>

- Londrina, F. de. (2019). Pela Série B, Botafogo-SP e Londrina fazem duelo de “clubes empresas.” Retrieved September 7, 2019, from <https://www.folhadelondrina.com.br/esporte/pela-serie-b-botafogo-sp-e-londrina-fazem-duelo-de-clubes-empresas-2958183e.html>
- López Iturriaga, F. J., & Sanz, I. P. (2015). Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A study of U.S. commercial banks. *Expert Systems with Applications*, 42(6), 2857–2869. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.11.025>
- Macedo, F. (2019). O futuro do futebol brasileiro depende de um novo olhar para a gestão dos clubes. Retrieved September 25, 2019, from <https://politica.estadao.com.br/blogs/fausto-macedo/o-futuro-do-futebol-brasileiro-depende-de-um-novo-olhar-para-a-gestao-dos-clubes/>
- Maestri, C. O. N. M., Tavares, V. B., Penedo, A. S. T., Pereira, V. S., & Coelho, R. R. A. (2019). Nível de Governança Corporativa prediz o desempenho financeiro da empresa? Evidências do mercado brasileiro por meio de redes neurais artificiais. *Revista Catarinense Da Ciência Contábil*, 18(XI), 2796. <https://doi.org/10.16930/2237-766220192796>
- Martins, E., Diniz, J. A., & Miranda, G. J. (2017). *Análise avançada das demonstrações contábeis: Uma abordagem crítica*. Atlas.
- Matias, A. B. (1978). *Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa*. Universidade de São Paulo.
- Matos, J. E. de. (2019). A história do Bury, o time inglês que deixou de existir após 134 anos. Retrieved September 9, 2019, from <https://esporte.uol.com.br/futebol/ultimas-noticias/2019/08/29/a-historia-do-bury-o-time-ingles-que-deixou-de-existir-apos-134-anos.htm>
- May, R., Dandy, G., & Maier, H. (2011). Review of Input Variable Selection Methods for Artificial Neural Networks. *Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications*. <https://doi.org/10.5772/16004>
- Minatto, F., Oliveira, M. C. de, & Borba, J. A. (2019). Dependência e diversificação das receitas dos clubes de futebol brasileiros: O que sabemos? In *XIII Congresso Anpcont* (pp. 1–18). São Paulo. Retrieved from http://anpcont.org.br/pdf/2019_CPT403.pdf
- Moreira, G., & Capelo, R. (2019). Polícia investiga diretoria do Cruzeiro por indícios de pagamentos suspeitos, falsidade ideológica e lavagem de dinheiro. Retrieved November 20, 2019, from <https://globoesporte.globo.com/futebol/times/cruzeiro/noticia/policia-investiga-cruzeiro-por-indicios-de-pagamentos-suspeitos-falsidade-ideologica-e-lavagem-de-dinheiro.ghtml>
- Morris, N. (2018). More historic Italian clubs go bust ... while Juventus sign Cristiano Ronaldo. Retrieved May 25, 2019, from <https://www.theguardian.com/football/the-gentleman-ultra/2018/jul/23/cristiano-ronaldo-juventus-italian-clubs-bust-bari>
- Neto, F. D. (2018). Cruzeiro acerta empréstimo para pagamento de salários; diretoria se explica. Retrieved September 26, 2019, from <https://www.otempo.com.br/superfc/cruzeiro-acerta-emprestimo-para-pagamento-de->

salários-diretoria-se-explica-1.1592281

- Neves, M. (2018). Clubes S/A: como funciona no mundo, a proposta de Macri na Argentina e o que se faz hoje no futebol brasileiro. Retrieved September 9, 2019, from <https://www.lance.com.br/futebol-internacional/sociedade-anonimas-argentina.html>
- Noble, W. S. (2006). What is a support vector machine? *Nature Biotechnology*, 24(12), 1565–1567. <https://doi.org/10.1038/nbt1206-1565>
- Nyitrai, T., & Virág, M. (2019). The effects of handling outliers on the performance of bankruptcy prediction models. *Socio-Economic Planning Sciences*, 67(August 2017), 34–42. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2018.08.004>
- Odom, M. D., & Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. In *1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks* (pp. 163–168 vol.2). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.1990.137710>
- Ogol. (2019). Ogol. Retrieved December 28, 2019, from <http://www.ogol.com.br/>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Olden, J. D., & Jackson, D. A. (2002). Illuminating the “black box”: A randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks. *Ecological Modelling*, 154(1–2), 135–150. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00064-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00064-9)
- Oliveira, M. C. de, Borba, J. A., Ferreira, D. D. M., & Lunkes, R. J. (2018). Características da estrutura organizacional dos clubes de futebol brasileiros: o que dizem os estatutos? *Revista de Contabilidade e Organizações*, 11(31), 47. <https://doi.org/10.11606/rco.v11i31.134462>
- Olson, D., & Mossman, C. (2003). Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios. *International Journal of Forecasting*, 19(3), 453–465. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(02\)00058-4](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(02)00058-4)
- Pappas, V., Ongena, S., Izzeldin, M., & Fuertes, A. M. (2017). A Survival Analysis of Islamic and Conventional Banks. *Journal of Financial Services Research*, 51(2), 221–256. <https://doi.org/10.1007/s10693-016-0239-0>
- Pereira, M. C. (2019). Fim da ganância maluca no futebol? CBF quer Fair Play financeiro já em 2020. Retrieved January 5, 2020, from <https://blogdomaurocezar.blogosfera.uol.com.br/2019/02/19/fim-da-gastanca-maluca-no-futebol-cbf-quer-fair-play-financeiro-ja-em-2020/>
- Petrocilo, C. (2019a). Clubes da Série A devem R\$ 1,8 bilhão para a União; veja ranking. Retrieved September 9, 2019, from <https://www1.folha.uol.com.br/esporte/2019/04/clubes-da-serie-a-devem-r-18-bilhao-para-a-uniao-veja-ranking.shtml>
- Petrocilo, C. (2019b). Renegociação de dívida será “isca” para clube virar empresa. Retrieved September 8, 2019, from <https://www1.folha.uol.com.br/esporte/2019/09/projeto-preve->

negociacao-de-dividas-para-clube-que-virar-empresa.shtml

- Petrocilo, C., Garcia, D., & Gabriel, J. (2019). União cobra R\$ 566 milhões em impostos do Corinthians. Retrieved September 13, 2019, from <https://www1.folha.uol.com.br/esporte/2019/09/uniao-cobra-r-566-milhoes-em-impostos-do-corinthians.shtml>
- Pinheiro, L. E., Santos, C., Colauto, R., & Pinheiro, J. (2007). Validação de Modelos Brasileiro de Previsão de Insolvência. *Contabilidade Vista & Revista*, 18(4), 83–103.
- Plumley, D., Wilson, R., & Ramchandani, G. (2017). Towards a model for measuring holistic performance of professional Football clubs. *Soccer & Society*, 18(1), 16–29. <https://doi.org/10.1080/14660970.2014.980737>
- Plumley, D., Wilson, R., & Shibli, S. (2017). A Holistic Performance Assessment of English Premier League Football Clubs 1992–2013. *Journal of Applied Sport Management*, 9(1). <https://doi.org/10.18666/jasm-2017-v9-i1-7353>
- Rezende, A. J., & Custódio, R. D. S. (2012). UMA ANÁLISE DA EVIDENCIAÇÃO DOS DIREITOS FEDERATIVOS NAS DEMONSTRAÇÕES CONTÁBEIS DOS CLUBES DE FUTEBOL BRASILEIROS. *Revista de Educação e Pesquisa Em Contabilidade (REPeC)*, 6(3), 229–245. <https://doi.org/10.17524/repec.v6i3.235>
- Rezende, A. J., & Dalmácio, F. Z. (2015). Práticas de Governança Corporativa e indicadores de performance dos clubes de futebol: uma análise das relações estruturais. *Contabilidade, Gestão e Governança*, 18(3), 105–125.
- Ribeiro, A. S., & Lima, F. (2012). Portuguese football league efficiency and players' wages. *Applied Economics Letters*, 19(6), 599–602. <https://doi.org/10.1080/13504851.2011.591719>
- Robinson, J. (2019). When English Soccer Clubs Disappear. Retrieved September 9, 2019, from <https://www.wsj.com/articles/when-english-soccer-clubs-disappear-11567008752>
- Rogrigues, A. (2018). Icasa completa 55 anos com dificuldades dentro e fora de campo. Retrieved January 4, 2020, from <http://blogs.diariodonordeste.com.br/cariri/cidades/juazeiro-do-norte/icasa-completa-55-anos-com-dificuldades-dentro-e-fora-de-campo/19619>
- Ross, S. A., Westerfield, R. W., Jaffe, J., & Jordan, B. D. (2015). *Corporate Finance* (11^a). Nova Iorque: Mc Graw Hill Education.
- Ruta, D., Lorenzon, L., & Sironi, E. (2019). The relationship between governance structure and football club performance in Italy and England. *Sport, Business and Management: An International Journal*, ahead-of-p(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/sbm-10-2018-0081>
- Sandbhor, S., & Chaphalkar, N. B. (2019). Impact of Outlier Detection on Neural Networks Based Property Value Prediction (pp. 481–495). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-3329-3_45
- Scelles, N., Szymanski, S., & Dermitt-Richard, N. (2018). Insolvency in French soccer: the

- case of payment failure. *Journal of Sports Economics*, 19(5), 603–624.
<https://doi.org/10.1177/1527002516674510>
- Schmidt, F. (2018). Vasco consegue empréstimo de R\$ 38 milhões para pagar salários e aliviar crise. Retrieved May 26, 2019, from
<https://globoesporte.globo.com/futebol/times/vasco/noticia/vasco-consegue-emprestimo-de-r-38-milhoes-para-pagar-salarios-e-aliviar-crise.ghtml>
- Silva, J. O. da, Wienhage, P., Souza, R. P. S. de, Bezerra, F. A., & Lyra, R. L. W. C. de. (2012). Capacidade Preditiva De Modelos De Insolvência Com Base Em Números Contábeis E Dados Descritivos. *Revista de Educação e Pesquisa Em Contabilidade (REPeC)*, 6(3), 246–261. <https://doi.org/10.17524/repec.v6i3.268>
- Siqueira, F., Leiras, T., & Werlang, H. (2019). Justiça determina bloqueio de até R\$ 10,3 milhões de patrocínio do Fluminense por “caso Marquinho.” Retrieved September 10, 2019, from <https://globoesporte.globo.com/futebol/times/fluminense/noticia/justica-determina-bloqueio-de-ate-r-103-milhoes-de-patrocínio-do-fluminense-por-caso-marquinho.ghtml>
- Subemenda Substitutiva de Plenário, P. 5082/2016. (2019). *Projeto de Lei 5082 - Subemenda Substitutiva Global. Camara dos deputados*. Retrieved from
https://www.camara.leg.br/proposicoesWeb/prop_mostrarintegra?codteor=1838813&file_name=SSP+1+PL508216+%3D%3E+PL+5082/2016
- Succurro, M., Arcuri, G., & Costanzo, G. D. (2019). A combined approach based on robust PCA to improve bankruptcy forecasting. *Review of Accounting and Finance*, 18(2), 296–320. <https://doi.org/10.1108/RAF-04-2018-0077>
- Superesportes. (2019). Em resposta a conselheiros, presidente do Cruzeiro revela salário de Itair Machado. Retrieved September 14, 2019, from
https://www.mg.superesportes.com.br/app/noticias/futebol/cruzeiro/2019/04/25/noticia_cruzeiro,580775/presidente-do-cruzeiro-revela-salario-de-itair-machado.shtml
- Szymanski, S. (2015). Long-term and short-term causes of insolvency and English football. In *The Economics of Competitive Sports* (pp. 74–83).
<https://doi.org/10.4337/9781783474769>
- Szymanski, S. (2017). Entry into exit: insolvency in English professional football. *Scottish Journal of Political Economy*, 64(4), 419–444. <https://doi.org/10.1111/sjpe.12134>
- Szymanski, S., & Smith, R. (1997). The English football industry: Profit, performance and industrial structure. *International Review of Applied Economics*, 11(1), 135–153.
<https://doi.org/10.1080/02692179700000008>
- Szymanski, S., & Weimar, D. (2019). Insolvencies in professional football: A German Sonderweg? *International Journal of Sport Finance*, 14(1), 54–68.
<https://doi.org/10.32731/IJSF.141.022019.05>
- Taffler, R. J. (1983). The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Model. *Accounting and Business Research*, 13(52), 295–308.
<https://doi.org/10.1080/00014788.1983.9729767>

- Taylor, D. (2013). It is only nine years since Bayern Munich bailed out Dortmund with €2m. Retrieved January 4, 2020, from <https://www.theguardian.com/football/2013/may/02/bayern-munich-dortmund-champions-league>
- Taylor, M., & Koning, M. (2017). *Machine Learning with Neural Networks: An In-depth Visual Introduction with Python: Make Your Own Neural Network in Python: A Simple Guide on Machine Learning with Neural Networks*. (B. W. Media, Ed.).
- Trustorff, J. H., Konrad, P. M., & Leker, J. (2011). Credit risk prediction using support vector machines. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 36(4), 565–581. <https://doi.org/10.1007/s11156-010-0190-3>
- Tseng, F. M., & Hu, Y. C. (2010). Comparing four bankruptcy prediction models: Logit, quadratic interval logit, neural and fuzzy neural networks. *Expert Systems with Applications*, 37(3), 1846–1853. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.07.081>
- Tukey, J. (1977). *Exploratory Data Analysis* (1st ed.). Pearson.
- Union of European Football Associations, U. (2018). *Club Licensing and financial fair play regulations*. Union of European Football Associations, UEFA (Vol. 2018). Retrieved from https://www.uefa.com/MultimediaFiles/Download/Tech/uefaorg/General/02/56/20/15/2562015_DOWNLOAD.pdf
- Wilson, R. L., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision Support Systems*, 11(5), 545–557. [https://doi.org/10.1016/0167-9236\(94\)90024-8](https://doi.org/10.1016/0167-9236(94)90024-8)
- Wilson, R., Plumley, D., & Ramchandani, G. (2013). The relationship between ownership structure and club performance in the English Premier League. *Sport, Business and Management: An International Journal*, 3(1), 19–36. <https://doi.org/10.1108/20426781311316889>
- Wuerges, A. F. E., & Borba, J. A. (2010). Redes neurais, lógica nebulosa e algoritmos genéticos: aplicações e possibilidades em finanças e contabilidade. *JISTEM Journal of Information Systems and Technology Management*, 7(1), 163–182. <https://doi.org/10.4301/S1807-17752010000100007>
- Zambom-Ferraresi, F., García-Cebrián, L. I., Lera-López, F., & Iráizoz, B. (2017). Performance Evaluation in the UEFA Champions League. *Journal of Sports Economics*, 18(5), 448–470. <https://doi.org/10.1177/1527002515588135>
- Zhang, G. P. (2002). *Neural Networks in Business*. (J. N. D. Gupta & K. A. Smith, Eds.), *Neural Networks in Business*. IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-93070-831-0>
- Zhao, Z., Xu, S., Kang, B. H., Kabir, M. M. J., Liu, Y., & Wasinger, R. (2015). Investigation and improvement of multi-layer perception neural networks for credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 42(7), 3508–3516. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.12.006>

Apêndice A Conexões e pesos para o Modelo T-1

Conexão	Peso	Conexão	Peso
Viés para neurônio 1 camada oculta	4.49	I3 para neurônio 2 camada oculta	-3.53
I1 para neurônio 2 camada oculta	0.63	I4 para neurônio 2 camada oculta	-2.13
I3 para neurônio 2 camada oculta	-6.26	I5 para neurônio 2 camada oculta	5.70
I4 para neurônio 2 camada oculta	0.28	I6 para neurônio 2 camada oculta	-1.69
I5 para neurônio 2 camada oculta	1.58	I7 para neurônio 2 camada oculta	2.61
I6 para neurônio 2 camada oculta	1.39	I8 para neurônio 2 camada oculta	6.10
I7 para neurônio 2 camada oculta	0.02	I9 para neurônio 2 camada oculta	-6.92
I8 para neurônio 2 camada oculta	0.21	I10 para neurônio 2 camada oculta	2.57
I9 para neurônio 2 camada oculta	-4.58	I11 para neurônio 2 camada oculta	5.72
I10 para neurônio 2 camada oculta	0.07	I14 para neurônio 2 camada oculta	0.79
I11 para neurônio 2 camada oculta	3.79	E1 para neurônio 2 camada oculta	-2.46
I14 para neurônio 2 camada oculta	-1.57	E3 para neurônio 2 camada oculta	4.34
E1 para neurônio 2 camada oculta	-0.88	E5 para neurônio 2 camada oculta	0.52
E3 para neurônio 2 camada oculta	-1.12	E6 para neurônio 2 camada oculta	1.00
E5 para neurônio 2 camada oculta	1.52	E7 para neurônio 2 camada oculta	1.88
E6 para neurônio 2 camada oculta	-0.18	E8 para neurônio 2 camada oculta	-0.62
E7 para neurônio 2 camada oculta	-0.85	E9 para neurônio 2 camada oculta	-2.05
E8 para neurônio 2 camada oculta	0.21	Viés para PL	-148.98
E9 para neurônio 2 camada oculta	0.58	Neurônio 1 camada oculta para PL	424.92
Viés para neurônio 2 camada oculta	-0.59	Neurônio 2 camada oculta para PL	367.04
I1 para neurônio 2 camada oculta	-8.72		

Nota: I1 = Liquidez Imediata; I3 = Capital Circulante Líquido; I4 = Liquidez Geral; I5 = Composição do Ativo; I6 = Grau de imobilização do ativo total; I7 = Razão Intangível Ativo Total; I8 = Endividamento total; I9 = Composição do endividamento; I10 = Dívida Líquida; I11 = Relação entre Receita Total e Ativo Total; I14 = Relação entre EBIT e Receita Total. E1 = Indicador Szymanski e Smith (1997); E3 = Percentual de pontos conquistados; E5 = Torcida; E6 = Tamanho; E7 = Rebaixamento; E8 = Acesso; E9 = Número total de jogos.

Apêndice B Conexões e pesos para o Modelo T-2

Conexão	Peso	Conexão	Peso
Viés para neurônio 1 camada oculta	-0.05	I3 para neurônio 2 camada oculta	9.02
I1 para neurônio 2 camada oculta	-17.62	I4 para neurônio 2 camada oculta	0.86
I3 para neurônio 2 camada oculta	-1.94	I5 para neurônio 2 camada oculta	-4.13
I4 para neurônio 2 camada oculta	-1.08	I6 para neurônio 2 camada oculta	-0.97
I5 para neurônio 2 camada oculta	11.13	I7 para neurônio 2 camada oculta	1.02
I6 para neurônio 2 camada oculta	-1.08	I8 para neurônio 2 camada oculta	0.04
I7 para neurônio 2 camada oculta	10.55	I9 para neurônio 2 camada oculta	3.95
I8 para neurônio 2 camada oculta	6.85	I10 para neurônio 2 camada oculta	-1.81
I9 para neurônio 2 camada oculta	-13.77	I11 para neurônio 2 camada oculta	-1.80
I10 para neurônio 2 camada oculta	3.25	I14 para neurônio 2 camada oculta	1.42
I11 para neurônio 2 camada oculta	12.02	E1 para neurônio 2 camada oculta	1.39
I14 para neurônio 2 camada oculta	1.53	E3 para neurônio 2 camada oculta	-0.65
E1 para neurônio 2 camada oculta	0.36	E5 para neurônio 2 camada oculta	-1.70
E3 para neurônio 2 camada oculta	1.48	E6 para neurônio 2 camada oculta	0.18
E5 para neurônio 2 camada oculta	-2.18	E7 para neurônio 2 camada oculta	-0.40
E6 para neurônio 2 camada oculta	0.44	E8 para neurônio 2 camada oculta	0.24
E7 para neurônio 2 camada oculta	2.02	E9 para neurônio 2 camada oculta	0.04
E8 para neurônio 2 camada oculta	0.74	Viés para PL	18.52
E9 para neurônio 2 camada oculta	-2.74	Neurônio 1 camada oculta para PL	129.67
Viés para neurônio 2 camada oculta	-6.86	Neurônio 2 camada oculta para PL	-202.63
I1 para neurônio 2 camada oculta	-3.61		

Nota: I1 = Liquidez Imediata; I3 = Capital Circulante Líquido; I4 = Liquidez Geral; I5 = Composição do Ativo; I6 = Grau de imobilização do ativo total; I7 = Razão Intangível Ativo Total; I8 = Endividamento total; I9 = Composição do endividamento; I10 = Dívida Líquida; I11 = Relação entre Receita Total e Ativo Total; I14 = Relação entre EBIT e Receita Total. E1 = Indicador Szymanski e Smith (1997); E3 = Percentual de pontos conquistados; E5 = Torcida; E6 = Tamanho; E7 = Rebaixamento; E8 = Acesso; E9 = Número total de jogos.

Apêndice C Conexões e pesos para o Modelo T- 3

Conexão	Peso	Conexão	Peso
Viés para neurônio 1 camada oculta	-0.47	I3 para neurônio 2 camada oculta	-3.31
I1 para neurônio 2 camada oculta	-1.52	I4 para neurônio 2 camada oculta	0.03
I3 para neurônio 2 camada oculta	-4.57	I5 para neurônio 2 camada oculta	4.84
I4 para neurônio 2 camada oculta	-2.96	I6 para neurônio 2 camada oculta	-2.49
I5 para neurônio 2 camada oculta	3.59	I7 para neurônio 2 camada oculta	2.68
I6 para neurônio 2 camada oculta	3.80	I8 para neurônio 2 camada oculta	6.49
I7 para neurônio 2 camada oculta	-2.03	I9 para neurônio 2 camada oculta	-3.80
I8 para neurônio 2 camada oculta	5.24	I10 para neurônio 2 camada oculta	3.41
I9 para neurônio 2 camada oculta	-2.84	I11 para neurônio 2 camada oculta	4.09
I10 para neurônio 2 camada oculta	0.36	I14 para neurônio 2 camada oculta	-1.33
I11 para neurônio 2 camada oculta	4.98	E1 para neurônio 2 camada oculta	-1.52
I14 para neurônio 2 camada oculta	-0.72	E3 para neurônio 2 camada oculta	0.25
E1 para neurônio 2 camada oculta	1.04	E5 para neurônio 2 camada oculta	2.74
E3 para neurônio 2 camada oculta	1.04	E6 para neurônio 2 camada oculta	0.72
E5 para neurônio 2 camada oculta	0.10	E7 para neurônio 2 camada oculta	3.79
E6 para neurônio 2 camada oculta	1.56	E8 para neurônio 2 camada oculta	0.93
E7 para neurônio 2 camada oculta	-1.78	E9 para neurônio 2 camada oculta	-0.43
E8 para neurônio 2 camada oculta	-1.49	Viés para PL	-33.93
E9 para neurônio 2 camada oculta	-0.73	Neurônio 1 camada oculta para PL	72.58
Viés para neurônio 2 camada oculta	-0.38	Neurônio 2 camada oculta para PL	69.72
I1 para neurônio 2 camada oculta	-8.13		

Nota: I1 = Liquidez Imediata; I3 = Capital Circulante Líquido; I4 = Liquidez Geral; I5 = Composição do Ativo; I6 = Grau de imobilização do ativo total; I7 = Razão Intangível Ativo Total; I8 = Endividamento total; I9 = Composição do endividamento; I10 = Dívida Líquida; I11 = Relação entre Receita Total e Ativo Total; I14 = Relação entre EBIT e Receita Total. E1 = Indicador Szymanski e Smith (1997); E3 = Percentual de pontos conquistados; E5 = Torcida; E6 = Tamanho; E7 = Rebaixamento; E8 = Acesso; E9 = Número total de jogos.