

INSOLVÊNCIA EM CLUBES DE FUTEBOL BRASILEIROS: PROPOSIÇÃO DE MODELOS BASEADOS EM REDES NEURAIIS

Fábio Minatto

Universidade Federal De Santa Catarina

Jose Alonso Borba

Universidade Federal De Santa Catarina

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001

Resumo

A literatura aponta que clubes de futebol, brasileiros e estrangeiros, apresentam dificuldades financeiras e gestão dos recursos de maneira ineficiente, o que pode levá-los à insolvência. Neste contexto, tem-se como objetivo geral deste estudo propor modelos de previsão de insolvência para clubes de futebol brasileiros. A partir de indicadores econômico-financeiros e esportivos, elaboram-se três modelos baseados em redes neurais. Utiliza-se como critério para insolvência a presença de passivo a descoberto no balanço patrimonial do clube, com objetivo de treinar o modelo, tendo, assim, o aprendizado de maneira supervisionada. A amostra compreende 35 clubes de futebol que divulgaram suas demonstrações contábeis e notas explicativas nos anos de 2011 a 2018, sendo selecionados a partir do ranking elaborado pela CBF. A partir da elaboração dos modelos, destaca-se que os modelos t-1 e t-2 apresentaram AUC superior a 90% e o modelo t-3 apresentou AUC superior a 80%, indicando que os indicadores escolhidos foram capazes de 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.

**INSOLVÊNCIA EM CLUBES DE FUTEBOL BRASILEIROS: PROPOSIÇÃO DE
MODELOS BASEADOS EM REDES NEURAIAS****RESUMO**

A literatura aponta que clubes de futebol, brasileiros e estrangeiros, apresentam dificuldades financeiras e gestão dos recursos de maneira ineficiente, o que pode levá-los à insolvência. Neste contexto, tem-se como objetivo geral deste estudo propor modelos de previsão de insolvência para clubes de futebol brasileiros. A partir de indicadores econômico-financeiros e esportivos, elaboram-se três modelos baseados em redes neurais. Utiliza-se como critério para insolvência a presença de passivo a descoberto no balanço patrimonial do clube, com objetivo de treinar o modelo, tendo, assim, o aprendizado de maneira supervisionada. A amostra compreende 35 clubes de futebol que divulgaram suas demonstrações contábeis e notas explicativas nos anos de 2011 a 2018, sendo selecionados a partir do ranking elaborado pela CBF. A partir da elaboração dos modelos, destaca-se que os modelos t-1 e t-2 apresentaram AUC superior a 90% e o modelo t-3 apresentou AUC superior a 80%, indicando que os indicadores escolhidos foram capazes de 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.

1. INTRODUÇÃO

Notícias envolvendo a arrecadação (Campos, 2019; Kidd, 2019), dívidas (Laurentiis, 2019; Morris, 2018) e aumento nos lucros (ESPN, 2019) 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.

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.

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, 2019).

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.

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).

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; Barajas & Rodriguez, 2014). Com base no contexto já apresentado, este estudo tem como objetivo geral **propor modelos de previsão de insolvência para clubes de futebol brasileiros**.

Justifica-se abordar a insolvência em clubes de futebol brasileiros por ser um tema relevante em pesquisas estrangeiras, principalmente na Europa (Barajas & Rodriguez, 2014; Beech et al., 2010; Scelles, Szymanski, & Dermit-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 aspecto da insolvência neste setor, a literatura é pouco desenvolvida.

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, Giacominio, & Akers, 2007; Wilson & Sharda, 1994).

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. 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.

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.

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.

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.

2.2. Redes Neurais

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). 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.

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 1 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 1: Amostra

Posição	Clube	Posição	Clube	Posição	Clube
1	Palmeiras	13	Fluminense	25	Atlético Goianiense
2	Cruzeiro	14	Vasco da Gama	26	Paraná
3	Grêmio	15	Bahia	27	Paysandu
4	Santos	16	Sport	28	Santa Cruz
5	Corinthians	17	Vitória	29	Criciúma
6	Flamengo	18	Ponte Preta	31	Juventude
7	Atlético Mineiro	19	América Mineiro	34	Vila Nova
8	Athletico Paranaense	20	Coritiba	36	Náutico
9	Internacional	21	Avaí	39	Joinville
10	Chapecoense	22	Figueirense	41	Brasil de Pelotas
11	Botafogo	23	Ceará	44	Guarani
12	São Paulo	24	Goiás		

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 e Esportivos

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

Tabela 2: Indicadores econômico-financeiros

N.	Indicador	Operacionalização
I1	Liquidez Imediata	$\frac{\text{Disponibilidades}}{\text{Passivo Circulante}}$
I2	Liquidez Corrente	$\frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$
I3	Capital Circulante Líquido	$\frac{\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante}}{\text{Ativo Total}}$
I4	Liquidez Geral	$\frac{\text{Ativo Circulante} + \text{Ativo Realizável a Longo Prazo}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo não circulante}}$
I5	Composição do Ativo	$\frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Ativo Total}}$
I6	Grau de imobilização do ativo total	$\frac{\text{Ativo Imobilizado}}{\text{Ativo Total}}$
I7	Razão Intangível Ativo Total	$\frac{\text{Ativo Intangível}}{\text{Ativo Total}}$
I8	Endividamento total	$\frac{\text{Empréstimos e financiamentos de curto e longo prazo}}{\text{Ativo Total}}$
I9	Composição do endividamento	$\frac{\text{Passivo Circulante}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo não circulante}}$
I10	Dívida Líquida	$\frac{\text{Dívida Líquida}}{\text{Receita Total}}$
I11	Relação entre Receita Total e Ativo Total	$\frac{\text{Receita Total}}{\text{Ativo Total}}$
I12	Retorno sobre o Ativo	$\frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Ativo Total}}$
I13	Margem Líquida	$\frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Receita Total}}$
I14	Relação entre EBIT e Receita Total	$\frac{\text{EBIT}}{\text{Receita Total}}$

Nota: Emp. = Empréstimos e Fin = Financiamentos. Todos indicadores que utilizaram valores retirados do balanço patrimonial foram calculados a partir do saldo final da demonstração.

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). As variáveis esportivas propostas são evidenciadas na Tabela 3.

Tabela 3: Indicadores Esportivos

Número	Variáveis	Operacionalização
E1	Indicador Szymanski e Smith (1997)	Utiliza-se o indicador formulado no estudo de Szymanski e 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 segunda divisão varia entre 41 a 60. A posição dos 20 clubes que disputaram a segunda divisão varia entre 61 a 128.
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.
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.
E5	Torcida	Público pagante médio para o Campeonato Brasileiro. O indicador é calculado pelo público pagante médio no Campeonato Brasileiro.
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)
E7	Rebaixamento	Dummy para clubes rebaixados de divisão (1 para rebaixamento e 0 para os demais)
E8	Acesso	Dummy para clubes que ascenderam de divisão (1 para aqueles que subiram de divisão e 0 para os demais)
E9	Número total de jogos	Número total de jogos disputados na temporada.

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

3.3. 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 (Taylor & Koning, 2017). A configuração *feedforward* é utilizada neste estudo, sendo aquela onde as conexões são realizadas apenas na direção da camada de entrada à camada de saída (Al-shayea, El-refae, & El-itter, 2010).

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 2 e Tabela 3, respectivamente. Os indicadores incluídos foram normalizados de acordo com a Fórmula 1, 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.

$$\frac{X_n - \text{mínimo}(X_n)}{\text{máximo}(X_n) - \text{mínimo}(X_n)} \quad (1)$$

Na Fórmula 1, 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. 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. 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.

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.

Para mensurar o nível de acerto da rede elabora-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. 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, utiliza-se o algoritmo de Olden (2002).

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1. Estatística Descritiva

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. A Tabela 4 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.

Tabela 4: 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	
1° 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	
3° 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	
1° 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	
3° 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	
1° 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	
3° 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.

A partir da análise da Tabela 5 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 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%.

Tabela 5: 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.

Destaca-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.

A partir da Tabela 6, 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 6. Como ponto negativo para os modelos elaborados, destaca-se que o erro tipo 1 foi maior que o erro tipo 2.

Tabela 6: Resultados dos modelos

Modelo	Neurônios	Amostra	VP	VN	FP	FN	Erro tipo I (%)	Erro tipo II (%)	ACC (%)	AUC (%)
T-1	2	Treino	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	99	87	0	0	0	0	100	-
		Teste	12	16	3	3	20,00	15,79	82,35	91,05
T-3	2	Treino	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.

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 1, 2 e 3, guardam relação com os pesos das conexões entre as variáveis e neurônios do modelo e sugere-se que não os analise (Beck, 2018).

Para o modelo t-1, conforme a Figura 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. 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.

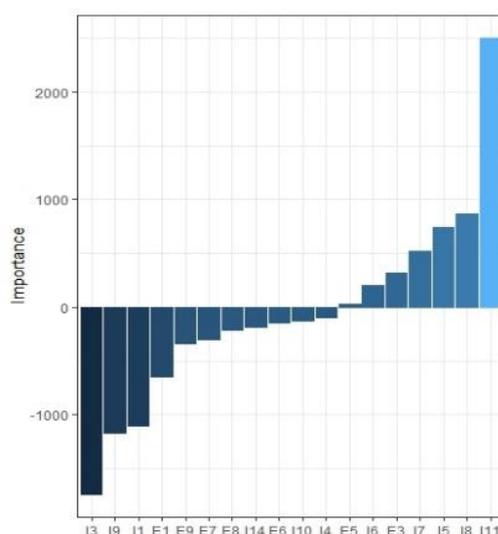


Figura 1: Importância das variáveis (Modelo t-1)

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 2, 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.

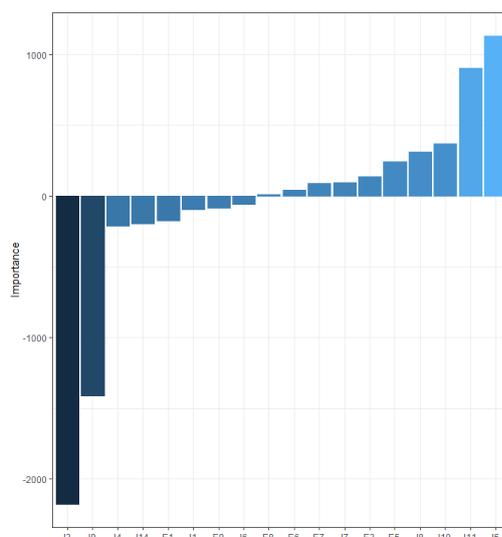


Figura 2: Importância das variáveis (Modelo t-2)

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 3, 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.

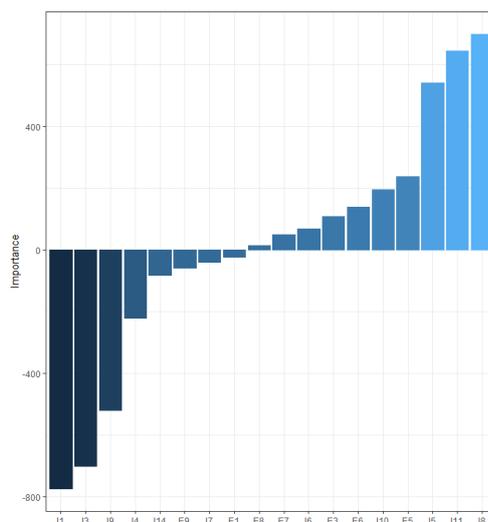


Figura 3: Importância das variáveis (Modelo t-3)

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. 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

O objetivo desta pesquisa foi propor modelos de previsão de insolvência para clubes de futebol brasileiros. Para tal, foram elaborados três modelo baseado em redes neurais tendo como variáveis de entrada indicadores econômico-financeiros e esportivos. Justificou-se a escolha pelo método em função dos resultados apresentados na literatura (Ahmadpour Kasgari, Divsalar, Javid, & Ebrahimian, 2013; Alaminos & Fernández, 2019; Tseng & Hu, 2010).

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.

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. 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

- 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. (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). <https://doi.org/10.4337/9780857936097.00027>
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). Corporate financial distress and bankruptcy. In *Foundations and Trends in Finance* (Vol. 5). Wiley.
- 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.
- 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.
- Campos, C. (2019). Palmeiras fecha as contas de 2018 com arrecadação recorde de R\$ 688 milhões. Retrieved May 25, 2019, from O Estado de S. Paulo website: <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>
- 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>
- 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>
- ESPN. (2019). Grêmio tem lucro que é quase o dobro do que Palmeiras conseguiu. Retrieved May 25, 2019, from ESPN website: http://www.espn.com.br/futebol/artigo/_/id/5433008/gremio-tem-lucro-que-e-quase-o-dobro-do-que-palmeiras-conseguiu
- 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>
- GloboEsporte.com. (2019). Globoesporte.com.
- Gool, S. (2019). Sr. Gool. Retrieved January 6, 2020, from <http://www.srgool.com.br>
- Heaton, J. (2012). *Introduction to the Math of Neural Networks*. Heaton Research. Inc.
- 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>
- Kidd, R. (2019). Real Madrid Beats Barcelona As Highest-Revenue-Generating Team In Soccer, Says Report. Retrieved May 25, 2019, from Forbes website: <https://www.forbes.com/sites/robertkidd/2019/01/24/real-madrid-beat-barcelona-as-highest-revenue-generating-team-in-world-soccer/#3719c93cb0df>
- 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. (2019). Botafogo tem dívida de R\$ 81 milhões com pessoas físicas, como Felipe Neto e irmãos Moreira Salles. Retrieved May 25, 2019, from ESPN website: 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
- Morris, N. (2018). More historic Italian clubs go bust ... while Juventus sign Cristiano Ronaldo. Retrieved May 25, 2019, from The Guardian website: <https://www.theguardian.com/football/the-gentleman-ultra/2018/jul/23/cristiano-ronaldo-juventus-italian-clubs-bust-bari>
- Odom, M. D., & Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. *1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, 163–168 vol.2. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.1990.137710>
- Ogol. (2019). Ogol. Retrieved December 28, 2019, from <http://www.ogol.com.br/>
- Petrocilo, C. (2019). Clubes da Série A devem R\$ 1,8 bilhão para a União; veja ranking. Retrieved September 9, 2019, from Folha de São Paulo website: <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., Garcia, D., & Gabriel, J. (2019). União cobra R\$ 566 milhões em impostos do Corinthians. Retrieved September 13, 2019, from Folha de São Paulo website: <https://www1.folha.uol.com.br/esporte/2019/09/uniao-cobra-r-566-milhoes-em-impostos-do-corinthians.shtml>
- 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.
- Scelles, N., Szymanski, S., & Dermit-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>
- 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>
- 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>
- 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.).
- 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>
- 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)