

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALFENAS
INSTITUTO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS**

GABRIEL HOLANDA SILVA

RISCO DE CRÉDITO: UMA REVISÃO DA LITERATURA

VARGINHA

2021

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALFENAS

GABRIEL HOLANDA SILVA

RISCO DE CRÉDITO: UMA REVISÃO DA LITERATURA

Trabalho de conclusão do Programa Integrado de Ensino, Pesquisa e Extensão (PIEPEX) apresentado como um dos requisitos para conclusão do curso de Bacharelado Interdisciplinar em Ciência e Economia pela Universidade Federal de Alfenas – MG.

Orientador: Professor Marçal Serafim Cândido.

VARGINHA

2021

GABRIEL HOLANDA SILVA

RISCO DE CRÉDITO: UMA REVISÃO DA LITERATURA

A banca examinadora, abaixo assinada, aprova o Trabalho de Conclusão do Programa Integrado de Ensino, Pesquisa e Extensão (PIEPEX) apresentado como parte dos requisitos para conclusão do curso Bacharelado Interdisciplinar em Ciência e Economia pela Universidade Federal de Alfenas – MG.

Aprovado em 20 de setembro de 2021

Prof. Marçal Serafim Cândido (orientador)

Universidade Federal de Alfenas – campus Varginha. Assinatura: _____

Prof. Gabriel Rodrigo Gomes Pessanha

Universidade Federal de Alfenas – campus Varginha. Assinatura: _____

Prof. Pedro José Papandréa

Universidade Federal de Alfenas – campus Varginha. Assinatura: _____

VARGINHA

2021

RESUMO

O crédito está no centro das discussões dos sistemas financeiros sendo, além de um dos fatores que contribuem para a solução à escassez de recursos, um risco que necessita ser controlado em cenários de grande volatilidade no mercado. Atualmente, um dos maiores desafios das instituições financeiras é o processo de análise do risco de crédito, seja para pessoas físicas ou para pessoas jurídicas. A assimetria de informações é apenas um dos fatores que torna a análise do crédito um processo ainda mais complexo. A partir disso, o problema desta pesquisa é identificar quais são os principais modelos de avaliação do risco de crédito existentes hoje para micro e pequenas empresas. Dado esse problema, o objetivo central é, após a identificação dos principais modelos na literatura, fazer uma revisão bibliográfica sobre os principais trabalhos que aplicaram os modelos de avaliação de risco do crédito. Assim, este TCP analisou um total de seis pesquisas mais recentes que aplicaram modelos de estimação do risco de crédito com diferentes amostras. Os resultados encontrados evidenciaram a eficiência dos diferentes modelos de avaliação do risco de crédito e a adequabilidade de cada um dos modelos diante de cada amostra em específico.

Palavras-chave: risco de crédito; sistema financeiro; empresas.

SUMÁRIO

1. Introdução.....	5
2. Revisão de literatura.....	6
3. Metodologia.....	12
4. Análise e discussão.....	13
5. Considerações finais.....	19
Referências bibliográficas.....	20

1. Introdução

O controle do risco de crédito é um tema que vem ganhando cada vez mais espaço na literatura e nos debates do mundo financeiro. Para Securato (2002), desde o advento do comércio, o crédito situa-se no centro de quase todas as políticas financeiras das empresas comerciais e industriais, como uma forma de suprir possíveis necessidades de caixa para investimento ou custeio de suas operações. Recentemente, especificamente em 2008, o mercado de crédito imobiliário norte-americano enfrentou séria inadimplência, o que levou muitos bancos a falência. A crise logo se espalhou pelo mundo todo, refletindo em pesadas perdas em carteiras de créditos, além de outros efeitos na economia mundial. Assim, pode-se afirmar que a crise de 2008 resultou também, dentre outros fatores, da incorreta avaliação de riscos de crédito (SILVA, 2018).

No panorama atual, o crédito está no centro das discussões dos sistemas financeiros sendo, além de um dos fatores que contribuem para a solução à escassez de recursos, um risco que necessita ser controlado em cenários de grande volatilidade no mercado. Atualmente, um dos maiores desafios das instituições financeiras é o processo de análise do risco de crédito, seja para pessoas físicas ou para pessoas jurídicas. A assimetria de informações é apenas um dos fatores que torna a análise do crédito um processo ainda mais complexo. Securato (2002) destaca que, mesmo com a adoção dos melhores modelos de avaliação de crédito, só se conhece o resultado da operação no seu vencimento ou quando não se recebe o valor acordado no ato da concessão de crédito.

A partir disso, o problema desta pesquisa é identificar quais são os principais modelos de avaliação do risco de crédito existentes hoje para micro e pequenas empresas. Dado esse problema, o objetivo central é, após a identificação dos principais modelos na literatura, fazer uma revisão bibliográfica sobre os principais trabalhos que aplicaram os modelos de avaliação de risco do crédito.

Para isso, o TCP está estruturado como se segue. Após essa introdução, tem-se o referencial teórico, no qual, além de questões mais gerais sobre a avaliação do risco de crédito, são apresentados os principais modelos de avaliação de risco de crédito como o *Credit Scoring*, o *Behaviour Scoring* e o *Small Business Scoring*. A terceira seção é composta pela metodologia, na qual será apresentado brevemente o procedimento metodológico utilizado para a revisão bibliográfica dos estudos. A seção seguinte é composta pela revisão dos trabalhos que aplicaram os principais modelos com foco em micro e pequenas empresas. Por fim, tem-se algumas considerações finais.

2. Revisão de literatura

O conceito de crédito pode ser pensado sob diferentes perspectivas. Em uma instituição financeira, o crédito está relacionado com a atividade de colocar um valor à disposição de um tomador de recursos. Nesse caso, esse valor pode tomar a forma de empréstimos ou financiamentos, por exemplo. Além disso, o crédito envolve a expectativa do recebimento do valor em um certo período de tempo. Em outras palavras, o empréstimo ou financiamento se dão mediante o compromisso de pagamento em uma data futura (BRITO, ASSAF NETO; 2008).

Para Securato (2002), ainda que sejam adotados os melhores modelos de avaliação de crédito, só é possível conhecer o resultado da operação no seu vencimento ou quando não se recebe o valor combinado no ato da concessão de crédito. Esse cenário de incerteza quanto ao resultado do processo é o que cria a condição de risco atrelada à operação de crédito.

Bessis (1998) define o risco de crédito como as perdas geradas por um evento de *default* do tomador ou pela deterioração da sua qualidade de crédito. Para o autor, existem diferentes situações que podem caracterizar esse processo de *default* de um tomador. O atraso no pagamento de uma obrigação, o descumprimento de alguma cláusula contratual restritiva, o início de um procedimento legal como a falência, a inadimplência de natureza econômica, quando o valor econômico dos ativos da empresa se reduz a um nível inferior ao das suas dívidas, são todos exemplos que podem caracterizar um evento de *default* de um tomador.

O risco de crédito é a possibilidade da operação não se encerrar da forma esperada inicialmente. Assim, os modelos de avaliação têm como objetivo identificar características que indicam possibilidade de insucesso nas operações de crédito. Em outras palavras, essa busca por um padrão procura estabelecer o perfil de risco das empresas tomadoras de crédito. Essa análise fica a cargo das agências de classificação independentes - conhecidas como agência de *rating* (SECURATO, 2002).

Para Selau (2008), toda vez que uma instituição financeira oferta um crédito, está automaticamente comprando um risco, incluindo todos os efeitos positivos e negativos que a transação implica. Apesar do risco de crédito ser uma das formas mais antigas de risco nos mercados e nas transações financeiras, ainda existe um grande debate em torno de qual seria a melhor forma de sua apuração e administração.

Como mencionado, cabem às instituições estimarem o risco de perda de crédito e exigirem prêmios pelo risco incorrido. Nesse caso, as agências de *rating*, produzindo

informações independentes, exercem um papel fundamental, à medida que disponibilizam informações que possibilitam medir o valor adicional do rendimento que o investidor deve exigir a fim de ser recompensado pelo risco potencial de crédito. A classificação do crédito consiste em identificar em qual categoria de risco o cliente, ativo ou potencial, pessoa jurídica ou pessoa física se insere. Essa classificação é feita a partir de uma série de informações e parâmetros selecionados (SECURATO, 2002).

Dentre os modelos de classificação de risco, os pesquisadores têm destacado os modelos de previsão de insolvência. Brito e Assaf Neto (2008) definem esses modelos como aqueles que como objetivo principal medir a probabilidade de uma empresa incorrer em um evento de *default* ao longo de um determinado período de tempo. Os modelos são construídos a partir de uma amostra de casos obtidos do histórico de empresas tomadoras de crédito, divididas em dois grupos: um primeiro grupo engloba as empresas que incorreram em eventos de *default*, chamadas de insolventes, e um segundo grupo que compreende as empresas que não incorreram em *default*, chamadas de solventes. Securato (2002) destaca que o histórico da agência classificadora é fundamental para que se possa acessar a probabilidade de inadimplência de uma classificação, razão pela qual a análise de empresas localizadas em mercados que não possuem essa cultura - do *rating* - é bastante dificultada. A partir das características das empresas da amostra, as variáveis que melhor discriminam as empresas que se tornaram insolventes e as que permaneceram solventes no período de análise são identificadas. O conjunto de variáveis selecionadas é usado para classificar as empresas proponentes de novas operações de crédito como potenciais solventes ou prováveis insolventes (BRITO; ASSAF NETO, 2008).

Brito e Assaf Neto (2008) destacam que uma variável comumente utilizada para discriminar empresas solventes e insolventes são os índices econômico-financeiros calculados com base nas demonstrações contábeis. A utilização dos índices como variáveis explicativas em modelos de risco de crédito baseia-se na ideia de que o evento de *default*, no geral, não é um processo abrupto. Isto é, a deterioração da situação econômica de determinada empresa tende a ocorrer de forma gradual. Como os índices evidenciam a deterioração da situação da empresa no decorrer do tempo, eles podem ser utilizados para prever a ocorrência do *default*.

Para Silva (2018) as três maiores empresas de rating no mundo são a *Standard & Poors*, a *Moody's* e a *Fitch IBCA*. No Brasil, segundo Securato (2002), a classificação de risco de crédito por agências especializadas é uma atividade mais recente, sendo as principais agências classificadoras conhecidas a Serasa, a Austin Asis, a SR Rating e

Atlantic Rating. Apesar de ser praticada por bancos internacionais há muito tempo, a classificação de risco de crédito por instituições financeiras tornou-se obrigatória a partir da Resolução 2.682, de 21 de dezembro de 1999, do Banco Central do Brasil.

Brito, Assaf Neto e Corrar (2009) destacam ainda que, no Brasil, as instituições financeiras devem obrigatoriamente ter um sistema de classificação de risco de crédito, à medida que, pela Resolução 2682/1999 do Conselho Monetário Nacional, as operações de créditos dessas instituições devem ser classificadas em níveis de risco, seguindo uma escala com nove classificações, entre AA e H. Assim, a norma estabelece uma série de aspectos relacionados à operação, ao devedor e aos garantidores que devem ser considerados e seguidos pelas instituições financeiras no momento de atribuição das classificações de risco. Além disso, os autores ressaltam que os sistemas de classificação de risco são reconhecidos também na regulação bancária a nível internacional. O Novo Acordo de Capital, aprovado pelo Comitê da Basileia sobre supervisão bancária, em 2004, apresenta uma série de recomendações com objetivo de garantir a solidez do sistema financeiro internacional. O acordo estabelece alguns parâmetros para o cálculo do capital regulamentar para fazer frente aos riscos de mercado e de crédito a que as instituições estão sujeitas.

Mais recentemente, especificamente a partir do início de 2018, passou a ser efetiva a IFRS 9. A norma contábil, aplicável a empresas de todos os setores, apresenta uma abordagem que aproxima a contabilidade de hedge do gerenciamento de risco. De modo geral, o IFRS 9 cria uma nova opção de valor justo para determinadas exposições de crédito. Isso permite para as empresas um melhor tratamento contábil para suas atividades de gerenciamento de risco de crédito, sem a necessidade de aplicar a contabilidade de hedge. As empresas podem designar uma exposição de crédito como mensurada ao valor justo por meio do resultado no caso de um derivativo de crédito for usado para gerenciar essa exposição de crédito (BERNERT *et al*, 2019).

Para compreender melhor como o risco influi na análise de crédito, é preciso entender dois aspectos. Em primeiro lugar, deve-se considerar que o risco é uma forma de medir quanto podemos perder em uma operação, em relação a um ganho médio estabelecido. Em segundo, deve-se considerar que o risco de uma empresa não depende somente de seus esforços, à medida que seu risco total é composto pelo risco conjuntural e o risco próprio. O risco conjuntural engloba as influências econômicas, políticas, sociais, ambientais, dentre outras, a que uma empresa está sujeita. O risco próprio é a parcela do risco que depende unicamente da empresa e do setor no qual ela atua, sendo

relacionado a fatores como habilidade dos administradores, situação do setor, características específicas do mercado, dentre outros (SECURATO, 2002).

Para o autor, uma das metodologias mais usadas para a análise do risco é a dos C_s do crédito, segundo a qual deve-se identificar seis grupos de características da empresa. Essas características são basicamente: caráter, capacidade, capital, colateral, condições e conglomerado. Desse modo, a ideia é que para cada cliente, esses mesmos aspectos devem ser considerados para que se tenha uma política de crédito. Com base nisso, foi desenvolvido um modelo matricial de risco de crédito, formado por linhas que representam os C_s e colunas que são compostas pelos possíveis cenários conjunturais, indicados por C_1, C_2, \dots, C_n , sendo que os cenários recebem diferentes ponderações (SECURATO, 2002). O quadro abaixo apresenta a estrutura da matriz de crédito.

Quadro 1 – Estrutura da matriz de crédito

Parâmetros de risco próprio			Cenários				
			C1	C2	C3	C4	C5
Parâmetro	Atributo de cada parâmetro	Avaliação atual do analista	P(C1)	P(C2)	P(C3)	P(C4)	P(C5)
Caráter	Pontualidade						
	Tempo dos sócios na atividade						
	Facilidade e sinceridade nas negociações						
	Esforço para honrar compromissos						
	Facilidade para obter informações						
		Médias	Q_{11}	Q_{12}	Q_{13}	Q_{14}	Q_{15}
Capacidade de gerenciamento	Área de produção						
	Área de compras						
	Área de vendas						
	Área de adm. Geral						
	Instalações da empresa						
	Área de controle						
	Médias	Q_{21}	Q_{22}	Q_{23}	Q_{24}	Q_{25}	
Capital	Lucratividade						
	Endividamento						
	Liquidez						
	Estrutura de capital						

	Efeito tesoura						
		Médias	Q_{31}	Q_{32}	Q_{33}	Q_{34}	Q_{35}
Colateral	Caução						
	Alienação						
	Penhor mercantil						
	Hipoteca						
	Aval						
	Fiança						
		Médias	Q_{41}	Q_{42}	Q_{43}	Q_{44}	Q_{45}
Condições	Poder de adaptação a novas situações						
	Agilidade e flexibilidade						
	Programas de qualidade						
	Produtos e concorrências						
		Médias	Q_{51}	Q_{52}	Q_{53}	Q_{54}	Q_{55}
Conglomerado	Sinergia com outras empresas						
	Poder do grupo em garantir a empresa						
	O efeito administrativo do grupo é positivo?						
		Médias	Q_{61}	Q_{62}	Q_{63}	Q_{64}	Q_{65}

Fonte: elaboração própria com base na figura de Securato (2002, capítulo 5, página 84).

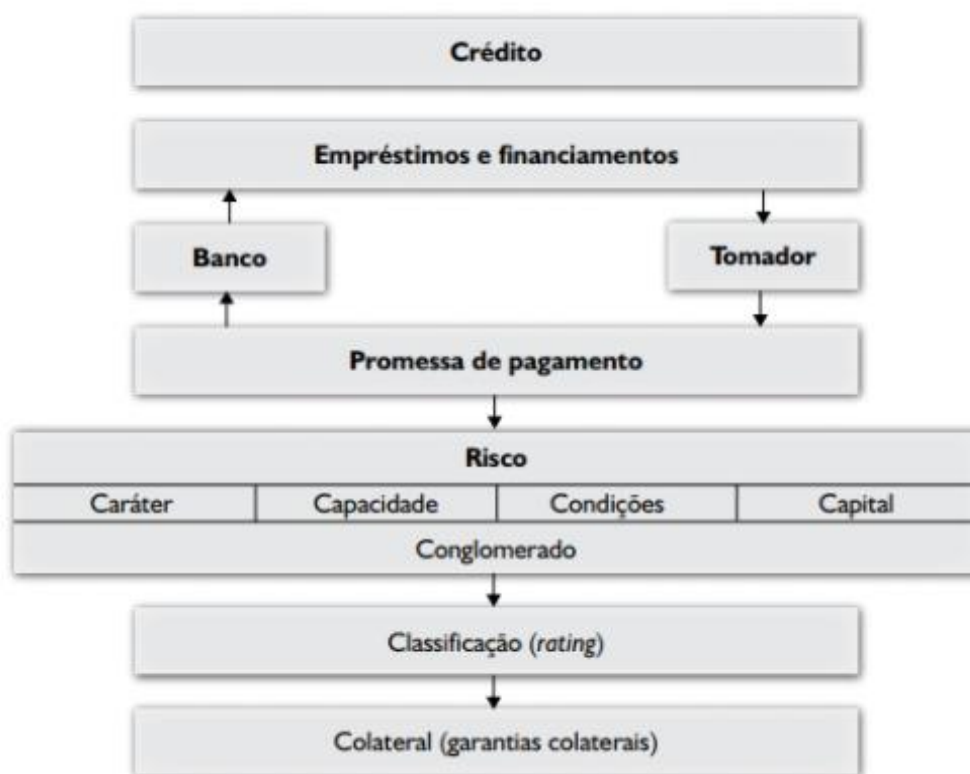
Sobre a análise de crédito para pessoa física, Securato (2002) destaca que ela é feita com base nas informações do solicitante de crédito e na confirmação das informações por meio de documentos e consultas a agências especializadas. Existem alguns modelos de avaliação, como o *Credit Scoring*, que é aplicável tanto a pessoas físicas como jurídicas, no qual os parâmetros básicos para a concessão do crédito são baseados nos C_s de crédito, que comentamos anteriormente; o modelo *Behaviour Scoring*, de complexa elaboração, que consiste basicamente em um sistema de pontuação com base em uma análise comportamental como hábitos de consumo, tipos de aplicação financeira, viagens, hábitos de lazer; e o modelo misto, no qual as instituições consideram informações de crédito, de comportamento e o relacionamento com o cliente. Em relação ao crédito para a microempresa, tem-se o modelo *Small Business Scoring*, que, também norteado pelos C_s de crédito, considera ainda parâmetros como o tempo de atuação da empresa e o conceito na “praça”, isto é, visão dos clientes e dos fornecedores.

Para Santos (2000), as linhas de crédito destinadas a pessoas físicas têm como objetivo atender três principais questões. Sendo essas, os empréstimos emergenciais, visando a atender as necessidades imediatas do cliente; financiamentos de compras, visando a possibilitar a aquisição de produtos e serviços pra consumo e bem estar do cliente; e, por fim, os investimentos, permitindo ao cliente adquirir bens ou desenvolver atividades profissionais.

Quando a análise de crédito é feita para pessoas jurídicas, a documentação básica que deve ser apresentada consiste nas demonstrações financeiras e a ficha cadastral da empresa e dos sócios, pessoas físicas. Nesse caso, o analista de crédito deve elaborar um dossiê contendo os balanços patrimoniais, as demonstrações de resultados dos exercícios, o quadro de mutações do patrimônio líquido e a demonstração de fluxo de caixa dos períodos analisados. De modo geral, a avaliação do risco engloba aspectos qualitativos e quantitativos. A avaliação qualitativa tem início na ficha cadastral, que complementa as informações apresentadas nos demonstrativos financeiros. A análise quantitativa, por sua vez, tem como objetivo obter indicadores de desempenho e da situação financeira da empresa com base nos demonstrativos financeiros dos períodos passados, indicando a tendência da empresa. As principais técnicas de análise quantitativa com base nos demonstrativos são: análise vertical, análise horizontal, análise de índices de parâmetros da empresa, análise do capital de giro e análise do fluxo de caixa. Na avaliação de crédito da empresa, essas diferentes técnicas se integram e se complementam de modo a oferecer um conjunto de informações mais conclusivas sobre a empresa (SECURATO, 2002).

A figura abaixo é uma representação do crédito associado ao risco. A figura é importante porque ilustra todos os elementos que foram abordados até o momento. De modo geral, é possível notar que o crédito consiste no banco disponibilizar ao tomador, um determinado valor sob a forma de empréstimo ou financiamento, mediante um compromisso de pagamento. Isso implica o risco de que a promessa não seja cumprida. Os C_s do crédito, também discutidos anteriormente, abrangem as variáveis relacionadas ao risco do cliente, que podem fornecer a base para a classificação do risco. Essa classificação viabiliza uma melhor decisão na precificação do empréstimo ou financiamento e também deve levar a uma escolha adequada das garantias (SILVA, 2018).

Figura 1 - Representação do crédito associado ao risco



Fonte: Silva (2018, p. 58)

Dessa forma, tendo como base os principais aspectos do risco de crédito, bem como os principais procedimentos metodológicos utilizados para sua mensuração, a próxima seção tem como objetivo descrever brevemente a metodologia utilizada nesta pesquisa.

3. Metodologia

O principal objetivo deste trabalho é fornecer uma revisão de literatura narrativa sobre alguns trabalhos que tem utilizado os modelos de risco de crédito, mencionados anteriormente.

Para isso, após a revisão teórica que foi apresentada na seção anterior, foi realizada uma pesquisa nos principais *sites* de busca e nas revistas que tem se destacado com publicações na área do risco de crédito, a fim de identificar as principais pesquisas que utilizam os modelos de risco de crédito aplicados a amostras. A partir disso, foi possível realizar um mapeamento de tais pesquisas, identificando os objetivos, as metodologias utilizadas e os principais resultados encontrados.

De acordo com Soares, Picolli e Casagrande (2018), esta pesquisa pode ser caracterizada como uma revisão de literatura, à medida que apresenta uma síntese das pesquisas e do material que já foi publicado sobre o tema. Além disso, as revisões de literatura definem e esclarecem o tema e o problema de pesquisa, resumem as investigações anteriores para informar ao leitor o estado da arte, identificam relações e lacunas existentes na literatura e sugerem próximos passos para uma pesquisa futura (SOARES; PICOLLI; CASAGRANDE, 2018)

Dessa forma, a próxima seção apresenta a análise das pesquisas bem como os resultados obtidos.

4. Análise e discussão

Araújo, Carmona e Amorim Neto (2007) descrevem o modelo de *Credit Scoring* como os sistemas que atribuem pontuações para as variáveis de decisão de crédito de um proponente, mediante a aplicação de técnicas estatísticas. Esses modelos têm como objetivo segregar características que viabilizam a distinção dos bons e dos maus créditos.

A partir de uma equação gerada por variáveis relacionadas ao proponente de crédito, ou à operação de crédito, os sistemas de *Credit Scoring* geram uma pontuação que representa o risco de perda. O score da equação resultante pode ser interpretado como a probabilidade de inadimplência ao se comparar a pontuação mínima aceitável. Desse modo, a ideia central desses modelos é identificar fatores-chave que influenciam na inadimplência dos clientes, permitindo a classificação dos mesmos em diferentes grupos e, conseqüentemente, a decisão sobre aceitação ou não do crédito em análise. Sobre a aplicabilidade do modelo, tem-se que o modelo pode ser aplicado tanto à análise de crédito de pessoas físicas como jurídicas. Quando aplicado para pessoas físicas, o modelo utiliza informações cadastrais e de comportamento dos clientes. Já quando o modelo é aplicado para empresas, são utilizados índices financeiros como variáveis determinantes da insolvência das mesmas (ARAÚJO; CARMONA; AMORIM NETO, 2007).

Na pesquisa, Araújo, Carmona e Amorim Neto (2007) desenvolveram dois tipos de modelos de *Credit Scoring*: um modelo de aprovação de crédito e um modelo de escoragem comportamental (*Behavioural Scoring*). A técnica estatística utilizada pelos autores foi a regressão logística que, segundo os autores, é mais robusta do que as demais técnicas baseadas em análise multivariada como, por exemplo, análise discriminante. A amostra utilizada na pesquisa foi composta por 200 clientes, sendo 100 adimplentes e 100

inadimplentes. Os dados referem-se a operações de créditos concedidas a clientes do Cred Cidadania, no período de outubro a dezembro de 2004. A variável dependente nos modelos de *Credit Scoring* é a qualidade de crédito - adimplência ou inadimplência. As variáveis explicativas selecionadas pelos autores consistiram em fatores que pudessem influenciar a situação dos clientes em suas operações de empréstimos.

Os principais resultados encontrados pela pesquisa demonstraram que os modelos de *Credit Scoring* obtêm desempenho satisfatório, quando utilizados na análise de risco de crédito na instituição de microcrédito Cred Cidadania, alcançando um percentual de classificação correta dos clientes de cerca de 80%. Além disso, os resultados também indicam que o uso desses modelos fornece subsídios à instituição, auxiliando-a na prevenção e redução da inadimplência e na diminuição dos seus custos operacionais, duas questões que afetam a sua sustentabilidade financeira.

Amorim Neto e Carmona (2004), tem como principal objetivo da pesquisa é preencher a lacuna existente na literatura acadêmica brasileira no que diz respeito aos modelos de gerenciamento e concessão de crédito para pessoas físicas. Assim, o tema central do artigo é a utilização de técnicas estatísticas multivariadas no desenvolvimento de modelos para previsão de inadimplência no segmento de pessoas físicas em um banco comercial brasileiro. A justificativa que os autores utilizaram é a relevância do tema para as empresas que trabalham com crédito para pessoas físicas.

Sobre a metodologia adotada na pesquisa, Amorim Neto e Carmona (2004) utilizaram uma amostra formada por dois grupos de indivíduos. Um grupo A, composto por 172 clientes sem nenhum registro de inadimplência e um grupo B, composto por 172 clientes inadimplentes. Para seleção dos indivíduos da amostra, os autores utilizaram o método de aleatoriedade gerados por computador no Excel. Os autores utilizaram duas técnicas estatísticas distintas - a análise discriminante e regressão logística - desenvolvendo para cada técnica dois modelos distintos: um modelo classificatório para a concessão do crédito e um modelo classificatório para o gerenciamento do crédito, para fins de comparação. Um ponto interessante é que os autores mostraram também quais as limitações do modelo utilizado.

A análise dos modelos permitiu aos autores confirmar a similaridade da eficiência das técnicas de análise discriminante e regressão logística. A diferença entre os dois modelos foi mínima. Segundo os autores, no primeiro modelo, a técnica de análise discriminante conseguiu uma taxa de sucesso superior (73,3%) a taxa obtida através da aplicação da regressão logística (72,4%), enquanto que no segundo modelo, a técnica de

regressão logística obteve taxa de sucesso (81,7%) superior ao da aplicação da técnica de análise discriminante.

Além disso, os resultados encontrados corroboram com a ideia de que não existe uma técnica estatística predominante na literatura no desenvolvimento de modelos de *credit scoring*. Ainda sobre os resultados, os autores destacam que, mesmo que nos modelos desenvolvidos na pesquisa, variáveis importantes como renda familiar, restrições do cônjuge, e quantidade de instituições que o cliente opera ficaram ausentes, as taxas de sucesso média dos modelos de concessão de crédito ficaram próximas de 73% de acerto. A hipótese de funcionalidade dos modelos de concessão de crédito foi rejeitada, no entanto, o modelo gerou importantes informações que podem subsidiar melhor as decisões de um analista de crédito.

Fatemi e Fooladi (2006) tem como objetivo investigar as práticas atuais de gestão de risco de crédito pelas maiores instituições financeiras dos Estados Unidos. Devido ao aumento de práticas relacionadas à avaliação do risco de crédito e nas obrigações envolvidas nessa avaliação, a avaliação e modelagem do risco de crédito passou a ser realizada por empresas do setor de serviços financeiros, sendo que essas empresas passaram cada vez mais a se especializar nessa atividade. Assim, a partir dessa questão, o artigo propõe analisar essas práticas das instituições financeiras.

A metodologia utilizada foi a aplicação de um questionário, composto por sete perguntas, em um conjunto das 100 principais empresas bancárias com sede nos Estados Unidos. Com a aplicação dos questionários, foram obtidas um total de 25 respostas. Dessas 25 respostas, 4 respostas não foram consideradas – três questionários foram excluídos porque a maioria das questões não foram respondidas e um questionário foi excluído devido a aparente inconsistência das respostas. Os autores destacam ainda que os 21 questionários analisados foram compostos por um conjunto diversificado de bancos, isto é, bancos internacionais e regionais, bancos de capital aberto, bancos privados, bancos diversificados, dentre outros.

Como principais resultados que os autores destacam, temos que, por meio da aplicação de questionários nas maiores instituições financeiras sediadas nos Estados Unidos, foi possível observar que a identificação do risco de inadimplência é o propósito mais importante na utilização dos modelos de risco de crédito. Quase metade das instituições indicaram que os modelos que utilizam são capazes de lidar e avaliar o risco de migração do cliente. Além disso, apenas uma minoria dos bancos utiliza um modelo comercializado pelo fornecedor para gestão do seu risco de crédito.

O trabalho de Silva (2006) é uma dissertação de mestrado e tem como principal objetivo apresentar e testar a utilização da metodologia logit com efeitos fixos no desenvolvimento de um modelo de previsão da inadimplência de consumidores, conhecido como *Behaviour Score*. Para isso, o autor utiliza uma amostra com dados em painel e avalia o ganho comparativo de desempenho do modelo com um modelo similar gerado em uma amostra do tipo *cross-section*. Para escolher o melhor desempenho entre os dois modelos propostos, o autor utilizou dois testes comparativos: a estatística de Kolmogorov-Smirnov (KS), que é uma das medidas de desempenho mais conhecidas no mercado de crédito ao consumo, e a Curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) que também é bastante utilizada para medir a eficiência de um modelo de previsão.

A amostra da pesquisa de Silva (2006) foi composta por uma seleção aleatória de 20.080 indivíduos adimplentes que estavam sofrendo algum tipo de avaliação de crédito em alguma instituição financeira ou de varejo. As datas de referência iniciais foram escolhidas no período de 1 ano, entre novembro de 2003 e outubro de 2004. As 20 variáveis independentes foram calculadas para todos os indivíduos da amostra. Elas são basicamente de 2 tipos: 14 variáveis que descrevem o histórico de débitos do consumidor e 6 variáveis que descrevem o histórico de compras do consumidor.

Em relação à eficiência dos dois modelos estimados, os principais resultados da pesquisa do autor indicam que ocorre uma perda significativa de desempenho de previsão quando se utiliza o modelo logit em painel comparativamente ao modelo tradicional logit em *cross-section*. Essa perda de poder de previsão ocorre tanto quando se avalia a estatística KS quanto a Curva ROC.

Ávila (2018), também uma dissertação de mestrado, teve como principal objetivo desenvolver um modelo de *credit scoring* para a Caixa Econômica da Misericórdia de Angra do Heroísmo (CEMAH). Para isso, a autora utilizou dados das empresas clientes da instituição, bem como informações sobre o cumprimento ou incumprimento dos créditos concedidos, totalizando 1.676 observações, 126 das quais referentes a empresas que entraram em incumprimento. O período de análise foi entre 2010 e 2015. Por meio da aplicação da regressão logística, a autora pôde apurar as variáveis que melhor preveem a probabilidade de incumprimento, tal como a relação que cada variável tem com o incumprimento.

Os principais resultados da pesquisa da autora indicaram que, comparando os valores médios das empresas adimplentes e inadimplentes, foi possível perceber que as diferenças entre os dois grupos são estatisticamente significativas, conforme comprovado

pelo teste de *Welch*. Dessa análise, foram destacados o valor da rentabilidade do ativo, que apresenta valor médio negativo para as empresas em inadimplência e valor positivo para as restantes, o grau de endividamento, que é superior em empresas inadimplentes, e a autonomia financeira e o fundo de maneiio que se comportam de forma contrária.

Coelho, Amorim e De Camargos (2021) tem como principal objetivo comparar a regressão logística clássica e os métodos de *machine learning* para *credit scoring*, a fim de identificar qual modelo apresenta um melhor desempenho na estimação da probabilidade de inadimplência, com base em dados de uma amostra de pessoas jurídicas. A amostra analisada pelos autores abrange micro, pequenas e médias empresas que dispunham de um limite de crédito até um total de R\$ 25 mil, junto a uma empresa operante no segmento de locação de automóveis, que atua em todo o território brasileiro. A amostra continha 3844 clientes, dos quais 1492 foram classificados como bons e outros 1492 foram classificados como ruins.

Os resultados encontrados pelos autores na pesquisa indicaram uma maior eficiência na estimação dos métodos de *machine learning* frente à regressão logística. Isso reforça a ideia de que a evolução, em termos computacionais e de sofisticação dos métodos, corrobora para a importância de um estudo dos melhores métodos de previsão, considerando os de *machine learning*, que tem sido cada vez mais utilizado e difundido (COELHO; AMORIM; DE CAMARGOS, 2021).

Após ter apresentado as pesquisas selecionadas sobre os modelos de avaliação de risco de crédito e os resultados encontrados pelos autores, o quadro abaixo sintetiza as informações relevantes sobre as pesquisas, bem como os principais resultados.

De acordo com os resultados, sintetizados abaixo no quadro, pode-se observar que a maior parte das pesquisas analisadas tem destacado a eficiência dos modelos de gerenciamento do risco de crédito e o bom desempenho na mensuração e estimação do risco de crédito. Além disso, as pesquisas apontam ainda para o desenvolvimento de certos modelos, que estão avançando em relação aos modelos mais tradicionais, como é o caso do *machine learning*, permitindo análises ainda mais completas.

Quadro 2 – Principais pesquisas sobre risco de crédito

Título do estudo	Autores	Método e modelo	Principais resultados
Aplicação de modelos <i>credit scoring</i> na análise da inadimplência de uma instituição de microcrédito	Araújo, Carmona e Amorim Neto (2007)	Modelo: <i>Credit Scoring</i> Método: regressão logística	Os resultados do estudo demonstraram que os modelos <i>credit scoring</i> obtêm desempenho satisfatório, alcançando um percentual de classificação correta dos clientes de cerca de 80%.
Modelagem do risco de crédito: um estudo do segmento de pessoas físicas em um banco de varejo	Amorim Neto e Carmona (2004)	Modelo: <i>Credit Scoring</i> Método: análise discriminante e regressão logística	Os resultados encontrados nesta pesquisa trazem indícios que os modelos multivariados podem ser utilizados como ferramentas eficazes no gerenciamento do crédito bancário para o segmento de pessoas físicas no Brasil.
<i>Credit risk management: a survey of practices</i>	Fatemi e Fooladi (2006)	Método: aplicação de questionários na amostra selecionada	Os principais resultados mostram que quase metade das instituições indicaram que os modelos que utilizam são capazes de lidar e avaliar o risco de migração do cliente.
Aplicação de metodologia de dados em painel em modelos de <i>Behaviour Score</i> do varejo	Silva (2006)	Modelo: <i>Behaviour Score</i> Método: Regressão de dados em painel	Os principais resultados da pesquisa indicam que ocorre uma perda significativa de desempenho de previsão quando se utiliza o modelo logit em painel comparativamente ao modelo tradicional logit em <i>cross-section</i> .
Desenvolvimento de um modelo de <i>Credit Scoring</i>	Ávila (2018)	Modelo: <i>Credit Scoring</i> Método: Regressão logística	Os principais resultados da pesquisa indicaram que, comparando os valores médios das empresas adimplentes e inadimplentes, foi possível perceber que as diferenças entre os dois grupos são estatisticamente significativas, conforme

			comprovado pelo teste de <i>Welch</i> .
Analisando métodos de <i>machine learning</i> e avaliação do risco de crédito	Coelho, Amorim e De Camargos (2021)	Modelo: <i>Credit Scoring</i> Método: estatística Kolmogorov-Smirnov e curva ROC	Os resultados encontrados pelos autores na pesquisa indicaram uma maior eficiência na estimação dos métodos de <i>machine learning</i> frente à regressão logística.

Fonte: elaboração própria do autor.

5. Considerações finais

Como foi discutido, no panorama atual, o crédito está no centro das discussões dos sistemas financeiros sendo, além da solução à escassez de recursos, um risco que necessita ser controlado em cenários de grande volatilidade no mercado. Atualmente, um dos maiores desafios das instituições financeiras é o processo de análise do risco de crédito, seja para pessoas físicas ou para pessoas jurídicas. A assimetria de informações é apenas um dos fatores que torna a análise do crédito um processo ainda mais complexo. Securato (2002) destaca que, mesmo com a adoção dos melhores modelos de avaliação de crédito, só se conhece o resultado da operação no seu vencimento ou quando não se recebe o valor acordado no ato da concessão de crédito.

A partir disso, o problema central deste TCP consistiu em identificar quais são os principais modelos de avaliação do risco de crédito existentes hoje para micro e pequenas empresas. Dado esse problema, o objetivo central foi, após essa identificação dos modelos de mensuração do risco de crédito, fazer uma revisão bibliográfica sobre os principais trabalhos que aplicaram os modelos de avaliação de risco do crédito.

Os resultados mostraram que os métodos utilizados nos modelos de avaliação e mensuração do risco de crédito têm apresentado um desempenho satisfatório, sendo considerados ferramentas eficazes no gerenciamento do crédito. Essa consideração permanece válida mesmo que as pesquisas analisadas neste TCP tenham avaliado diferentes composições de amostras de empresas e localidades distintas.

Por fim, como uma sugestão de pesquisa futura e de continuidade desta pesquisa, propõe-se avançar no sentido de testar empiricamente os modelos discutidos a fim de avaliar qual apresenta uma melhor adequação e desempenho na avaliação do risco de crédito.

Referências bibliográficas

AMORIM NETO, A. A.; CARMONA, C. U. De M. Modelagem do risco de crédito: um estudo do segmento de pessoas físicas em um banco de varejo. **Revista Eletrônica de Administração**, v. 10, n. 4, 2004.

ARAÚJO, E. A.; CARMONA, C. U. M.; AMORIM NETO, A. Aplicação de modelos credit scoring na análise da inadimplência de uma instituição de microcrédito. **Revista Ciências Administrativas**, v. 13, n. 1, 2007.

ÁVILA, M. de F. A. **Desenvolvimento de um modelo de Credit Scoring**. Dissertação de mestrado, Universidade dos Açores, 56 p. 2018.

BERNERT, T. S.; KUERZI, R.; TRISTÃO, A. M.; DE LIMA, L. T. A IFRS 9 cria novos desafios para as empresas. Relatório da KPMG, 2019. Disponível em: <<https://home.kpmg/br/pt/home/insights/2019/05/a-ifrs-9-cria-novos-desafios-para-as-empresas.html>> Acesso em: 06 ago 2021.

BESSIS, J. **Risk management in banking**. Chichester: John Wiley & Sons, 1998.

BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. **Rev. contab. finanç.**, São Paulo, v. 19, n. 46, p. 18-29, Apr. 2008.

BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A.; CORRAR, L. J. Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil. **Rev. contab. finanç.**, São Paulo, v. 20, n. 51, p. 28-43, Dec. 2009.

COELHO, F. F.; AMORIM, D. P. De L.; DE CAMARGOS, M. A. Analisando métodos de machine learning e avaliação do risco de crédito. **Revista Gestão & Tecnologia**, v. 21, n. 1, p. 89-116, 2021.

FATEMI, A.; FOOLADI, I. Credit Risk management: a survey of practices. *Managerial Finance*. Vol. 32, nº3, pp. 227-23, 2006.

SANTOS, J. **Análise de Crédito: Empresas e pessoas físicas**. São Paulo: Atlas, 2000.

SECURATO, J. R. et al. Crédito: análise e avaliação do risco—pessoas físicas e jurídicas. **São Paulo: Saint Paul**, p. 523-541, 2002.

SELAU, L. P. R. Construção de modelos de previsão de risco de crédito. Dissertação de mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 130p. 2008.

SILVA, E. R. da. Aplicação de metodologia de dados em painel em modelos de Behaviour Score do varejo. Dissertação de mestrado, IBMEC, SP, 57p. 2006.

SILVA, J. P. da. Gestão e análise de risco de crédito. **São Paulo: Cengage Learning**, 9 ed., 2018.

SOARES, S. V; PICOLLI, I. R. A.; CASAGRANDE, J. L.. Pesquisa bibliográfica, pesquisa bibliométrica, artigo de revisão e ensaio teórico em administração e contabilidade. **Administração: ensino e pesquisa**, v. 19, n. 2, p. 308-339, 2018.