



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ADMINISTRATIVAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO**

ANA PAULA MOURA DE ARAÚJO

**PROPOSIÇÃO DE MODELO DE RISCO DE CRÉDITO PARA UMA EMPRESA
SUPERMERCADISTA NO ESTADO DO RN.**

**Natal
2016**

ANA PAULA MOURA DE ARAÚJO

**PROPOSIÇÃO DE MODELO DE RISCO DE CRÉDITO PARA UMA EMPRESA
SUPERMERCADISTA NO ESTADO DO RN.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Coordenação do curso de graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Norte, com requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Anderson Luiz Rezende Mól

Natal

2016

Catálogo da Publicação na Fonte.
UFRN / Biblioteca Setorial do CCSA

Ana Paula Moura de Araújo.

Proposição de modelo de risco de crédito para uma empresa supermercadista no estado do RN / Ana Paula Moura de Araújo. - Natal, 2017.

59f.: il.

Orientador: Prof. Dr. Anderson Luiz Rezende Mól.

Monografia (Graduação em Administração) – Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Centro de Ciências Sociais Aplicadas. Departamento de Ciências Administrativas.

1. Análise de crédito – Monografia. 2. Risco de crédito – Monografia. 3. Método qualitativo - Monografia. 4. Inadimplência - Monografia. I. Mól, Anderson Luiz Rezende. II. Universidade Federal do Rio Grande do Norte. III. Título.

RN/BS/CCSA

CDU 336.77:658

ANA PAULA MOURA DE ARAÚJO

**PROPOSIÇÃO DE MODELO DE RISCO DE CRÉDITO PARA UMA EMPRESA
SUPERMERCADISTA NO ESTADO DO RN.**

Monografia apresentada e aprovada em 17/06/2016 pela Banca Examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Dr. Anderson Luiz Rezende Mól
Departamento de Ciências Administrativas - UFRN
Orientador

Prof. Raimundo Marciano Freitas Neto
IFRN
Examinador

Prof. André Luiz Sena da Rocha
UFERSA
Examinador

**Natal
2016**

AGRADECIMENTOS

Sem fé em Deus não seria possível nem o respirar, quanto mais qualquer outro feito. Obrigada, meu Deus por estar sempre comigo em todos os momentos.

O que dizer sobre família? Não tenho palavras para expressar a preciosidade que representa cada um deles para mim. Uns mais perto, outros mais longe, mas sempre unidos pelo mesmo sentimento. Agradeço aos meus pais, Paulo e Ana, que podem não ser perfeitos, mas estão sempre me apoiando nas minhas decisões. Minha vó Cicera, que às vezes nem sabe quem eu sou, mas eu sei quem ela é, e é isso que importa. Meu avô Luzinar, que hoje mora no céu, partiu em meio a minha jornada de faculdade, deixando muitos ensinamentos de vida, um dia a gente vai se reencontrar...

Agradeço ainda a mãe de Bia e de Pedro (meus sobrinhos amados), minha irmã Polyana que me entende (ou pelo menos tenta), sonha junto comigo e sei que torce pelas minhas realizações, estarei sempre aqui para o que precisar. Por falar em quem torce por nossas conquistas, sou muito grata a mãe de João Carlos (meu afilhado querido) e Arthur (Brow!), tia Ção, que sempre esteve presente e sei que posso contar com ela, mesmo quando ela não está de acordo comigo. Agradeço aos tios e primos que se preocupam comigo, não sei o que seria de mim sem vocês.

Agradeço aos amigos de vida e aos colegas de trabalho que me suportam em dias que nem eu sei como fazer isso... Desculpa as ausências, mas eu tinha que terminar este trabalho. Sou grata a Universidade e a todos que lá conheci, sejam professores ou colegas estudantes, saibam que cada um de vocês deixou algum ensinamento. Ao supermercado Montealegreense empresa a qual faço parte, que me ensinou a caminhar profissionalmente, afirmo minha gratidão.

Por fim, um agradecimento muito especial ao professor Anderson Mól, orientador escolhido por mim, para me ajudar nesta pesquisa. Uma das pessoas mais inteligentes que eu já conheci, que me serve de inspiração na vida acadêmica. Este trabalho não seria possível sem a sua ajuda e incentivo. Muito obrigada!

*“Se não puder se destacar pelo talento,
vença pelo esforço”.*

(Dave Weinbaum)

RESUMO

A análise de crédito era um departamento considerado não estratégico dentro das empresas, o foco estava direcionado para as áreas diretamente relacionadas a compra e venda. Com a globalização e o crescimento significativo da inadimplência no mercado mundial, as empresas passaram a se preocupar com a avaliação e controle dos riscos de mercado em geral e assim a análise de crédito passou a ser uma das ferramentas mais utilizadas para controlar e reduzir os riscos atribuídos às negociações. Na pesquisa foram utilizados métodos estatísticos qualitativos para análise dos dados, os mesmos foram retirados do sistema da empresa onde foi feito o estudo. No decorrer do trabalho observou-se que a análise de crédito é essencial pra ao controle da inadimplência na concessão de limite de crédito. Além disso, foram mostrados itens relevantes a serem levados em consideração, sobre probabilidade da idoneidade dos clientes junto a empresa e ao mercado como um todo, auxiliando assim, o controle e aprovação de crédito. Os resultados finais mostram que a amostragem foi satisfatória para alcançar os resultados esperados. Uma análise de crédito é importante na tomada de decisão da empresa no que tange a concessão de crédito segura e eficaz associada ao controle de inadimplência.

Palavras-chave: Análise de crédito. Risco de crédito. Método qualitativo. Inadimplência.

ABSTRACT

The credit analysis was a department considered not strategic within the companies, the focus was directed to the areas directly related to buying and selling. With globalization and the significant growth of delinquency in the world market, companies began to worry about the evaluation and control of market risks in general and thus the credit analysis became one of the most used tools to control and reduce risks. The negotiations. In the research were used qualitative statistical methods to analyze the data, they were taken from the system of the company where the study was done. In the course of the work it was observed that the credit analysis is essential for the control of the default in the concession of credit limit. In addition, relevant items to be taken into consideration, on the likelihood of the clients' suitability to the company and to the market as a whole, have been shown, thus helping to control and approve credit. The final results show that sampling was satisfactory to achieve the expected results. A credit analysis is important in the decision making of the company regarding the granting of safe and effective credit associated with the control of default of its clients.

Keywords: Credit analysis. Credit risk. Qualitative method. Default.

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Gráfico percentual de venda em promissória - 2015	16
Quadro 2 - Resumo de estudos correlatos ao tema	31

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Esboço do organograma da empresa	17
Figura 2 - Processo de crédito	24
Figura 3 - Representação do esquema de atribuição e classificação dos elementos da amostra em grupos predefinidos	39

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Descrição das variáveis utilizadas	29
Tabela 2 - Composição da métricas utilizadas no trabalho	30
Tabela 3 - Matriz de correlação das variáveis do modelo	41
Tabela 4 - Classificação dos elementos da amostra nos respectivos grupos (Adimplente e Inadimplente)	42
Tabela 5 - Taxa de erro estimado na classificação dos elementos da amostra	42
Tabela 6 - Média de resposta para cada variável explicativa em cada grupo	43
Tabela 7 - Modelo de regressão da variável <i>Prob</i> (Probabilidade de pertencimento no grupo de inadimplentes) e variáveis explicativas	46

APÊNDICES

Apêndice A - <i>Kth - nearest - neighbor discriminant analysis</i>	53
Apêndice B - Taxa de erro estimada por erro de classificação	53
Apêndice C - Média da resposta de cada grupo por variável independente na Discriminante KNN	54

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	13
1.1	CARACTERIZAÇÃO DA EMPRESA	15
1.2	OBJETIVOS	19
1.2.1	OBJETIVO GERAL	19
1.2.2	OBJETIVOS ESPECIFICOS	19
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	19
2.1	CRÉDITO	20
2.1.2	POLITICAS E CONCESSÃO DE CRÉDITO	21
2.1.3	LIMITES E RISCOS DE CRÉDITO	25
2.1.4	ANÁLISE CADASTRAL DO CLIENTE	27
3	METODOLOGIA	28
3.1	BANCO DE DADOS	28
3.2	VARIÁVEIS UTILIZADAS	29
3.3	O ALGORITMO K-NEAREST-NEIGHBOR (KNN)	37
3.4	O MODELO DE REGRESSÃO MULTIPLA	39
3.5	PROCEDIMENTO ECONOMÉTRICO	40
4	RESULTADOS	41
4.1	ANÁLISE DIISCRIMINANTE NÃO PARAMÉTRICA [K-NEAREST-NEIGHBOR (KNN)]	41
4.2	REGRESSÃO MULTIPLA	44
4.3	QUALIDADE DE AJUSTE ESPECIFICAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO	47
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	47
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	49
	APÊNDICE	52

1 INTRODUÇÃO

Para conseguir se manter no mercado as empresas aderiram as várias formas de pagamento. A concessão de crédito é extremamente importante e deve ser vista mais de perto pelo administrador financeiro, devido ao risco que gera para a organização.

Com a expansão das organizações, aliado ao processo de compra e venda, o mercado de crédito fez-se paralelo e indispensável no fortalecimento das transações comerciais e na concretização dos planos estratégicos da empresa.

As operações de crédito são viáveis tanto para a organização que fornece o crédito, doravante denominada credora, quanto para quem o recebe, o devedor. O objetivo de ambos é claro, o credor acredita que irá receber de volta seu investimento acrescido dos devidos benefícios gerados pelo prazo dado, assim como, o devedor se utilizará deste mesmo prazo para quitação da dívida adquirida. O crédito trata-se de uma ferramenta de desenvolvimento organizacional. Porém, existem os riscos de ocorrer inadimplências e isso compromete o capital do credor. Da mesma forma como compromete a integridade do devedor na praça.

De acordo com os Indicadores de demanda do consumidor por crédito (SERASA 2014), em 2012 a média do índice foi de 119,9 e em 2013 de 122. Para analisar esses dados é utilizada como base a média de 2008=100. Ou seja, existe um aumento de procura por crédito no mercado e as empresas precisam estar preparadas para este crescimento.

Adicionalmente, os índices que evidenciam a inadimplência nos anos de 2012 e 2013, apresentam respectivamente, 148,6 e 145,7, tendo como base o ano de 2009=100. Ou seja, a média dos índices de inadimplência teve uma expansão significativa de 2009 a 2013, mesmo com a evidência de redução sutil para o ano de 2013 em relação a 2012. Tal fenômeno pode ser justificado pelo aumento do poder aquisitivo das pessoas, dado os programas de incentivos governamentais e a uma maior qualidade na análise de crédito por parte das empresas.

A taxa de mortalidade das empresas também é um fator determinante no processo decisório das organizações. De acordo com o SEBRAE (2007), algumas razões das taxas de mortalidade das empresas foram apontadas pelos empresários e as mais importantes foram: “políticas públicas e arcabouço legal, além, de causas econômicas conjunturais.”

O SEBRAE (2007, apud BOFF, 2009) fez um levantamento das taxas de mortalidade das micro e pequenas empresas e revelou que:

- 22,0 % das empresas encerraram as atividades com até 2 anos de existência;
- 31,3 % com até 3 anos;
- 35,0 % com até 4 anos.

Os dados acima mostram uma taxa elevada e crescente dessa mortalidade, porém se comparado a estudos anteriores, houve uma queda significativa nesse percentual. Essa queda deve-se a fatores como melhorias no ambiente econômico e na qualidade das operações financeiras e comerciais das empresas.

Pode-se dizer que estas informações de inadimplência e mortalidade estão relacionadas. Evidências apontam que diminuição da inadimplência concorrem para a redução da taxa de mortalidade empresarial.

De forma geral, as investigações acerca da gestão de riscos de crédito concentram-se no processo de desenvolvimento de modelos quantitativos para análise de crédito que permitam a tomada de decisão em ambientes de incerteza e risco.

O risco de crédito é algo que está presente no dia a dia das empresas, independente da atividade. A incerteza quanto ao compromisso do cliente no pagamento de crédito tem levado as empresas a implementar métodos sistemáticos de forma a se prevenirem contra o não cumprimento de pagamento por parte dos clientes.

Atualmente as empresas têm de conceder crédito para não perderem os clientes, mas devem estabelecer limites de crédito para controlar o risco associado em todos os negócios.

Assim, é imperioso antever e prevenir situações de inadimplência de pagamentos, sendo necessário conduzir um acompanhamento bem organizado dos clientes. Como o risco de crédito é uma constante, é necessário definir e aplicar regras que permitam analisar os clientes a partir da memória comercial e relacionamento dos clientes. Essas regras representam os requisitos mínimos a serem atendidos pelos clientes para a venda a crédito. Na análise é necessário buscar identificar os fatores que indicam se o cliente irá honrar o compromisso de pagamento.

Sendo assim, este estudo buscará desenvolver uma análise acerca da gestão de crédito no setor de contas a receber da empresa Supermercado Montealegrense.

Tendo em conta esta análise, esta investigação tem como objetivo o desenvolvimento de um modelo de apoio à decisão à gestão do risco de crédito que seja capaz de conduzir a redução da inadimplência.

Além disso, é importante mencionar que a realização deste trabalho se justifica pelas possíveis contribuições que os seus resultados podem fornecer ao processo de concessão e análise do crédito para o Supermercado Montealegrense.

1.1 CARACTERIZAÇÃO DA EMPRESA

O presente estudo foi realizado no Supermercado Montealegrense LTDA. Empresa familiar de origem no agreste potiguar e do setor varejista alimentício/limpeza. Integrante da rede Super Show Supermercados, a empresa hoje conta com 04 lojas, sendo a matriz e o CD na cidade de Monte Alegre e as outras 02 filiais na cidade de Parnamirim, uma no centro e outra no litoral em Pirangi do Norte. O quadro funcional da empresa é de aproximadamente 158 funcionários distribuídos às lojas.

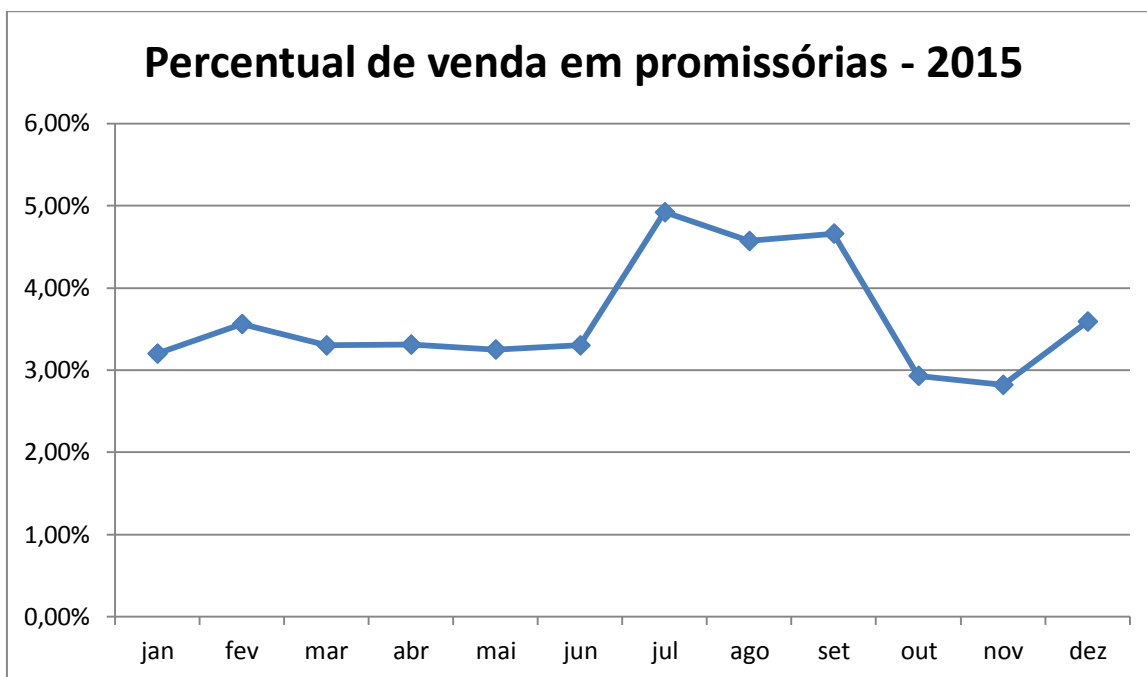
Apesar da loja matriz ser em Monte Alegre, a maior parte do administrativo desta empresa encontra-se na filial do centro de Parnamirim, devido localização geográfica que favorece o contato com os fornecedores e a maior proximidade com a capital do estado.

O setor financeiro é dividido em dois subsetores: Contas a pagar e Contas a receber. Apenas uma parte do setor financeiro (contas a receber), comporta-se na loja matriz, devido às demandas de crédito sendo concentradas nesta loja.

A análise de crédito da empresa é feita exclusivamente pelo setor de contas a receber. De acordo com o histórico da empresa, a venda em nota promissória existe desde os primórdios e é um finalizador exclusivo da loja matriz, exceto funcionários e prestadores de serviços, que podem usufruir do crédito nas lojas aos quais estão lotados. Estes, por sua vez, tem o crédito concedido através da consignação, não havendo assim, risco de inadimplência, neste caso.

No banco de dados existiam cerca de 2.600 cadastros em 2013. Destes, 432 clientes estavam ativos em 2014, representando 5,00% das vendas finalizadas em

nota promissória. Constatou-se então que apenas 250 clientes encontravam-se ativos em 2015. Observou-se então que houve um declínio percentual de vendas finalizadas como nota promissória. Abaixo gráfico demonstrativo mensal do ano de 2015.



Quadro 1 – Gráfico Percentual de venda em promissórias – 2015

Fonte: Dados da empresa Supermercado Montealegreense (janeiro a dezembro de 2015)

Com o propósito de facilitar e agilizar as atividades da empresa, o quadro administrativo é extenso e cada setor tem um chefe atribuído e com suas funções definidas. Segue na **Figura 1** um esboço superficial do organograma administrativo da empresa.

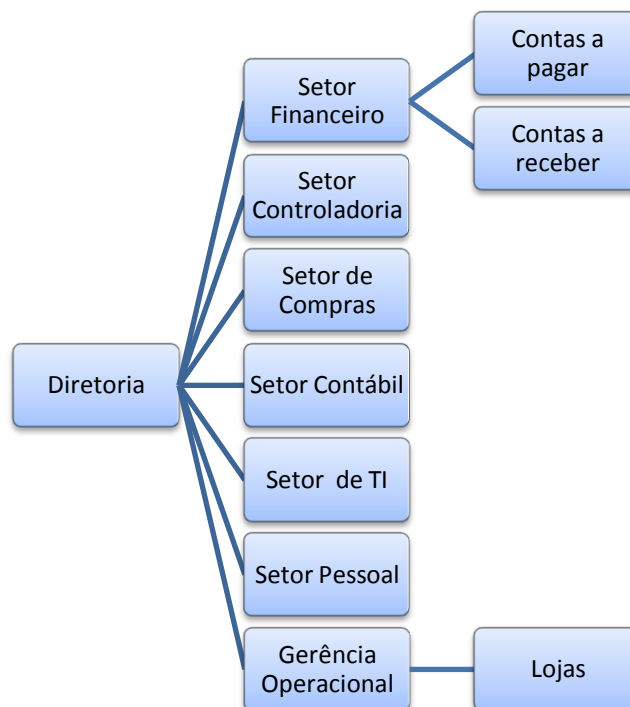


Figura 1 – Esboço do organograma da empresa

Fonte: Elaborado de acordo com o descrito

A Política de crédito utilizada pela empresa é prejudicada pela estrutura organizacional da mesma. Por se tratar de uma loja de interior o fundador utilizava a venda em “caderneta” ou comumente conhecido como “fiado”. O cliente vinha até a loja e ele vendia anotando num caderno o valor da venda, na promessa de que o cliente viria quitar sua dívida no dia do seu pagamento.. Com o desenvolvimento de outros mecanismos de pagamento, as empresas mudaram, a gestão mudou, a forma de se administrar mudou e com isso a análise de crédito também mudou.

Com a elevação das operações comerciais percebeu-se a necessidade de melhor controle dos custos da empresa e que para se manter no mercado seria necessário criar formas de controle interno. Um desses controles foi no setor financeiro. Ele foi dividido em setor de contas a pagar e setor de contas a receber. O setor de contas a receber ficou responsável por todas as entradas de capital na empresa e o setor de contas a pagar, por todas as saídas de capital da empresa.

Quando implantado, o setor de contas a receber, tinha como objetivo:

- Recadastrar os clientes
- Iniciar e Monitorar os índices de inadimplência

Os clientes até então, só tinham cadastrados seus dados básicos, mesmo assim, muitos até sem número de documento. E não havia parâmetro para medir a inadimplência. Com o cadastramento e acompanhamento das vendas em promissória, foi possível chegar a um índice percentual de inadimplência mensal.

Os resultados apareceram e foram alarmantes, pois de acordo com dados enviados a empresa pela Universidade Martins do Varejo, o percentual aceitável para inadimplência era de 0,80% e a média percentual da empresa durante um semestre foi de 6,02%. Diante desse número foi implantado então:

- Cobrança mensal
- Análise de crédito
- Meta para o setor focando na redução da inadimplência.

A Inadimplência em notas promissórias, no ano de 2015, foi mensurada em aproximadamente 0,41% do faturamento anual. Índice este considerado alto pelos dirigentes da empresa, levando em consideração a margem “apertada” do varejo supermercadista.

O procedimento utilizado para análise de crédito consiste em:

- 1- Solicitar documentação necessária ao cliente;
- 2- Consultar CPF ou CNPJ nos órgãos de proteção ao crédito;
- 3- Encaminhar análise pronta ao gestor, que de acordo com o histórico de relacionamento do cliente com a empresa, decidirá sobre o possível cadastro.

A partir de novas regras geradas pelo setor, o prazo dado aos clientes para quitação da dívida é de 35 dias e não podendo haver pagamento parcial de títulos. Fatos que geraram desgaste com os clientes mais antigos, pois eles estavam acostumados a uma política de crédito bem mais flexível.

Acompanhando a expansão do mercado varejista, o Supermercado Montealegreense sentiu a necessidade de aliar ao processo de compra e venda, o serviço de fidelização do cliente através do crédito.

O desafio maior era de como reorganizar cadastros de clientes já existentes e assim, adequa-los as novas regras. Um grande aliado foi a tecnologia da informação. A instalação de um software que armazenava os dados necessários à concessão de crédito.

Com o aumento da área de atuação, fez-se necessário a implantação de controles e métodos, que antes eram desnecessários, pelo fato de cada situação ter um caráter particular, devido ao seu tamanho no resultado final. Neste contexto de expansão, a empresa precisava controlar a concessão de crédito e a inadimplência dos clientes, para ajudar na formação dos custos e despesas gerados pela empresa, o que traz resultados diretamente ligados a liquidez e fluxo de caixa da organização.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo do trabalho denota a intenção do estudo. Sendo o objetivo geral necessário para mostrar sua finalidade e os objetivos específicos o caminho a ser seguido para atingi-lo (GRESSLER, 2004 *apud* BOFF, 2009).

1.2.1 Objetivo geral

O objetivo Geral deste trabalho é investigar as variáveis determinantes da inadimplência no Supermercado Montealegrense.

1.2.2 Objetivos específicos

- Classificar os clientes como adimplentes ou inadimplentes;
- Determinar a significância e probabilidade de cada variável contribuir para o aumento da chance de um cliente se tornar inadimplente.
- Investigar as variáveis importantes para compor o set de informações para um modelo de gerenciamento de risco de crédito.
- Desenvolver um modelo de score para classificação dos clientes.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A Fundamentação teórica do estudo visa apresentar a bibliografia de acordo com a prática vivenciada no cotidiano empresarial. Serão abordados conceitos sobre crédito e afins, tendo em vista, sua necessidade na elaboração dos resultados, de acordo com os objetivos do estudo.

2.1 CRÉDITO

A administração do capital de giro das empresas considera que o crédito é um item de elevada importância, tanto para uma boa previsão de fluxo de caixa, quanto na elevação das vendas. Matias (2007, p. 62) afirma que “o crédito se refere à troca de bens e serviços oferecidos no presente, por uma promessa de recebimento no futuro das compensações financeiras relativas ao fornecimento de bens e serviços.” Para o referido autor, crédito significa a permuta de bens presentes por bens futuros. A empresa exerce a função de conceder crédito através da troca de produtos para um pagamento futuro.

Assaf Neto e Silva (2012) reafirmam que “crédito diz respeito à troca de bens presentes por bens futuros”. De um lado, a empresa que concede crédito troca produtos por uma promessa de pagamento futuro. Já a empresa que obtém crédito recebe produtos e assume o compromisso de efetuar o pagamento futuro.

De acordo com Silva (1997), um sistema de crédito eficiente e cadastro garantem a prosperidade de qualquer negócio. O crédito apresenta papel importante na atividade comercial, facilitando a área relativa às vendas da empresa. O cliente, ao adquirir mercadorias, tem suas necessidades atendidas e os comerciantes sentem-se satisfeitos com as vendas realizadas.

Assaf Neto e Silva (2012) relatam que “o resultado de uma operação de crédito refere-se ao compromisso assumido pelo comprador em quitar sua dívida.” Os compromissos podem ser: duplicatas a receber, nota promissória, cheque pré-datado ou comprovante de venda de cartão de crédito.

Matias (2007) entende que a empresa deve fazer uso do crédito e do prazo para atrair maior número de clientes com a finalidade de conquistá-los e, dessa forma, aumentar as vendas ou contas a receber. O banco pode participar dessa

troca, sendo o cobrador de juros e tarifas. Silva (1997, p. 68) ressalta que o crédito cumpre importante papel econômico e social, a saber:

- a) Possibilita às empresas aumentarem seu nível de atividade;
- b) Estimula o consumo influenciado na demanda;
- c) Ajuda as pessoas a obterem moradia, bens e até alimentos; e
- d) Facilita a execução de projetos para os quais as empresas não disponham de recursos próprios suficientes.

Assaf Neto e Silva (2012) demonstram que existem cinco razões para a ocorrência de vendas a prazo pela empresa:

- a) acesso desigual de consumidores e compradores ao mercado de capitais;
- b) a existência de crédito garante informações para o cliente, pois ele pode verificar a qualidade do produto antes de pagá-lo;
- c) reduz problemas de períodos de sazonalidade; e
- d) a venda a prazo representa um ótimo negócio devido ao crédito.

Matias (2007) afirma que uma boa gestão de crédito deve reduzir o conflito com vendas, devido ao: combate a sazonalidade de vendas, aumento de vendas, estratégia do mercado e diferencial de taxa de juros. Assim sendo, o crédito se mostra como uma importante ferramenta presente no comércio, pois ele age como um facilitador das vendas a prazo da empresa.

2.1.2 Políticas e concessão de crédito

As empresas sentem necessidade de adotar novas medidas para análise de crédito e controle de risco, devido ao aumento de concessão de crédito que gera crescimento na realização das vendas.

Sousa e Chaia (2000) comentam que na política de crédito são definidos os parâmetros básicos para a realização das vendas a prazo. Nela são encontrados os elementos necessários para a concessão, monitoramento e cobrança dessas vendas, devendo ser encarada como um fator de alavancagem das receitas e uma demanda por investimentos em ativos financeiros (créditos futuros). De acordo com o autor, a concessão realizada no momento da venda define a troca de um bem físico presente por um direito que será recebido no futuro.

Conforme Matias (2007), as políticas de crédito devem aumentar as vendas, valorizar clientes, reduzir perdas em créditos, controlar investimentos e despesas do processo de crédito e cobrança, assim como, agilizar o processo de concessão de crédito.

Conforme Brigham e Houston (1999) o sucesso de uma empresa vem com um grande número de vendas de seus produtos, quanto maior a venda maior o lucro, porém depende de alguns fatores. Os principais que movimentam a demanda dos produtos são: preços de venda, qualidade do produto, propaganda e política de crédito.

A definição proposta para política de crédito descrita por Brigham e Houston (1999) é confirmada por Assaf Neto e Silva (2012). Ambos descrevem os elementos que compõem uma política de crédito em:

- Padrões de crédito, que representa as condições para que seja concedido crédito ao cliente;
- Política de cobrança, que abrange os métodos utilizados pela empresa para receber o crédito;
- Concessão de desconto, que se refere à redução no preço de venda no momento da realização da venda à vista ou quase a vista; e
- Prazo de crédito, que é o período em que a empresa financiará seu cliente.

Ross (2009) por sua vez, concorda com essa definição de política de crédito, porém usa nomenclaturas diferentes. Concessão de desconto e Prazo de crédito são para ele “condição de venda”, acrescido de - tipo de instrumento de crédito. “O tipo de instrumento de crédito é a evidência formal do endividamento”. (ROSS, 2009, p. 449)

De acordo com Souza e Chaia (2000), as principais medidas financeiras relacionadas à política de crédito são: volume de vendas, que varia de acordo com o crédito concedido; investimentos de capital, se aumentar o volume de vendas, o investimento de capital aumentará; e despesas com devedores duvidosos representam a possibilidade de não pagamento por clientes que compraram a prazo.

Assaf Neto e Silva (2012) assinalam que “a política de crédito fixa os parâmetros da empresa em termos de vendas a prazo. Na política de crédito, estarão os elementos fundamentais para a concessão, a monitoria e a cobrança de crédito.”

Para entender a definição de política de crédito, Assaf Neto e Silva (2012) explicitam dois elementos: os descontos financeiros, que dizem respeito à redução no preço de venda no momento do pagamento à vista ou em prazo menor, este pode ser concedido para aumentar as vendas, reduzir o risco de insolvência, adiantar o fluxo de caixa e reduzir a sazonalidade das vendas; e o prazo de financiamento, que refere-se ao período em que a empresa financiará seu cliente, este depende da taxa de juros, probabilidade de pagamento pelo cliente e periodicidade das compras.

Gitman (1997, p. 328) diz que “a empresa deve preocupar-se não só com o estabelecimento de padrões de crédito, mas também com a aplicação correta desses padrões à tomada de decisões de crédito.” Sendo assim complementado por Silva (1997, p. 103) que relata como sendo a política de crédito “um guia para a decisão de crédito, porém não é a decisão; rege a concessão de crédito, porém não concede o crédito; e orienta a concessão de crédito para o objetivo desejado, mas não o objetivo em si.”

A concessão de crédito é considerada um dos principais motivos de crescimento das empresas, pois o crédito aumenta a capacidade de compra dos clientes e gera retorno para as vendas das empresas. Assaf Neto e Silva (2012) constata que, após fixar a política de crédito, de acordo com o prazo de pagamento, padrão de crédito, política de cobrança e desconto concedido, a empresa passa para a concessão de crédito ao cliente.

Sousa e Chaia (2000, p. 13) deduzem que “a concessão de crédito representa uma das principais fontes de retorno em uma empresa e, conseqüentemente, de riscos associados.”

Assaf Neto e Silva (2012) dizem que “a concessão de crédito é uma resposta individual da empresa a cada cliente. Se o cliente satisfizer as condições mínimas preestabelecidas pela empresa, poderá existir financiamento da parte da empresa para a compra.”

Matias (2007) explicita que uma empresa deve estabelecer meios de concessão de crédito, para depois poder conceder créditos aos seus clientes, controlando a carteira de recebimentos, para ao fim realizar a cobrança devida.

A seguir está demonstrado o processo de crédito:

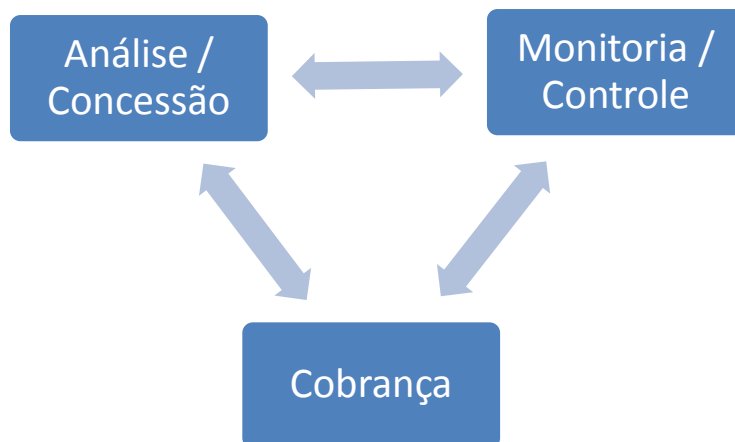


Figura 2: Processo de Crédito

Fonte: Matias (2007, p.60)

Souza e Chaia (2000) estabelecem as principais fontes de informação para a análise dos clientes:

- clientes antigos: dados da empresa, se o cliente paga em dia espera-se que ele cumpra suas obrigações. Podem-se fazer pesquisas nos órgãos de controle de crédito nos bancos para atualizar cadastros;
- clientes novos: dados do patrimônio e renda do cliente. Fazem-se consultas bancárias e comerciais.

Matias (2007, p. 68) afirma que “a concessão de crédito requer que se realizem julgamentos sobre as pessoas ou organizações às quais se pretende fornecer o crédito, porém esses julgamentos nem sempre se fazem corretos, ou se tornam incorretos com o passar do tempo.”

Santos (2003), Ross (2009) e Assaf Neto e Silva (2012) concordam na forma de decidir por conceder crédito ao cliente através do chamado C's do crédito:

- Caráter, pelo fato de efetuar o pagamento;
- Capacidade, potencial de realizar pagamento futuro;
- Capital, patrimônio do cliente;
- Condições, econômicas e consequências para o cliente; e
- Colateral, que significa garantias em relação à avaliação de crédito.

2.1.3 Limites e riscos de crédito

No processo de análise e concessão de crédito, é necessário estipular um limite de crédito para se adequar ao cliente. Desta forma, Silva (1988) registra que existem três questões básicas que servem para definir o limite de crédito para um cliente:

- a) quanto o cliente merece de crédito?;
- b) quanto oferecer de crédito ao cliente?; e
- c) quanto conceder de crédito ao cliente?

De acordo com Silva (1997, p. 119), “a decisão de crédito pode ser restrita à análise de uma proposta específica para atender a uma necessidade de um cliente, ou pode ser mais abrangente, fixando-se um limite para atendimento ao cliente em diversos produtos e por prazo determinado.”

Conforme Silva (2000) a decisão de crédito pode ser utilizada para uma análise para cumprir com uma necessidade a um cliente, porém pode ser também utilizada para fixar limites aos clientes, para trabalhar com limites há uma necessidade de realizar uma análise mais completa possibilitando ter sempre agilidade nas decisões necessárias.

Para Schrickel (2000) O Limite de crédito é o total do risco que a empresa está correndo ao emprestar algo a um cliente. Após aprovar um limite a administração da empresa está comunicando aos órgãos quanto e como pode ser liberado algo a um cliente, o processo de liberação de limite tem que ser por escrito, para ter algo que prove o valor correto de limite liberado ao cliente.

Lemes Junior; Rigo e Cherobim (2010 p.399) acreditam que: “Os Limites de crédito devem ser revisados com frequência mínima anual. Nesse caso, algumas informações solicitadas de clientes novos podem ser dispensadas aos clientes antigos. Porém, a empresa deve manter o cadastro ou histórico de seus clientes para facilitar seu relacionamento com o cliente e, ao mesmo tempo, reduzir perdas com vendas a prazo”.

Para Brito (2005) Os limites de crédito devem ser definidos em um comitê, que também avalia as propostas em reuniões periódicas. O limite quando é excedido é necessária uma nova análise de crédito, para rever o limite, uma instituição tem

que sempre estar preocupada e controlando os limites de seus clientes para que não saia prejudicada caso o cliente não consiga honrar com seus compromissos.

Para Silva (1988, p. 65), “quando falamos em limite de crédito, normalmente estamos referindo-nos à fixação de um montante para operações de curto prazo, destinada a cobrir uma necessidade de capital de giro.” No momento da venda a prazo, é muito importante que a empresa estipule um limite de compra ao cliente, para evitar volumes maiores de vendas e possíveis riscos de não recebimento por parte de clientes.

O risco de crédito está relacionado à possibilidade de não pagamento das vendas a prazo por parte dos clientes junto à empresa vendedora. Matias (2007) considera que a gestão de recebíveis tem como um dos seus principais componentes a gestão do risco de crédito, que tem como principal objetivo a detecção antecipada do perfil do cliente causador da insolvência, podendo trazer benefícios mensuráveis tanto nos resultados, como no impacto nos ciclos operacionais e de caixa.

Assaf Neto e Silva (2012) revelam que, para se ter o controle dos valores a receber, é necessário criar métodos para reduzir as perdas com clientes decorrentes de vendas a prazo. Haverá maior necessidade de controle se o processo de concessão de crédito se mostrar eficiente e não impedir a venda para clientes insolventes. Mesmo que o sistema de controle melhore, é necessário reduzir o risco de crédito por meio de uma gestão mais adequada dos créditos concedidos aos clientes.

O CRC-SP (2012) afirma que a análise para a concessão de crédito é um componente fundamental na gestão do risco de crédito. É importante definir os clientes “maus” pagadores. Há uma distinção entre clientes inadimplentes, que são os que atrasam o pagamento e pagam juros devido ao atraso e os clientes insolventes, que são os que não pagam e não pagarão, pois não dispõem de recursos financeiros suficientes para realizar o pagamento. A empresa deve analisar o risco de crédito em não receber dos seus clientes nas vendas a prazo, para que possa evitar possíveis perdas decorrentes do não recebimento destes valores devidos na data do vencimento.

Conforme Brito (2007), risco de crédito representa a probabilidade de perda de valor que a empresa tem em uma transação, descontada dos pagamentos

efetuados pelo cliente. Já para Schmidt e Santos (2006) Risco é uma situação que o indivíduo corre, tanto para um resultado positivo como para um resultado negativo, uma pessoa física ao investir um dinheiro ela corre o risco tanto de ganhar um percentual em cima do valor aplicado como de perder esse valor.

Sendo assim, Assaf Neto e Silva (2005) complementa que o risco de crédito está diretamente ligado a probabilidade de ocorrer resultados inesperados. É voltado para o futuro, com a possibilidade de haver perdas.

O Risco é, na maioria das vezes, representado pela medida estatística do desvio-padrão, ou variância, indicando-se o valor médio esperado e representativo do comportamento observado. Assim ao se tornarem decisões de investimento com base num resultado médio esperado, o desvio-padrão passa a revelar o risco da operação, ou seja, a dispersão das variáveis (resultados) em relação a média.

(ASSAF NETO e SILVA, 2005)

2.1.4 Análise cadastral do cliente

É importante para um cadastro de clientes uma eficiente coleta de dados. Tanto para pessoa física como jurídica, o cadastro tem que ser bem estruturado com todos os dados da pessoa. Dados esses que possam de alguma forma ajudar a empresa na hora de uma cobrança (LEONI e LEONI, 1998).

A Ficha cadastral é um documento importante não apenas por conter informações do cliente, mais por ser um documento primordial para liberar um cadastro. Os cadastros devem ser atualizados semestralmente e indica-se utilizar órgãos como Serasa/SPC, que conta com outras informações necessárias para liberação do cadastro e do crédito, informações essas que são de grande importância. Como por exemplo, informações de patrimônios, fontes de rendas, permanência na atividade que é de grande relevância, pois é necessário conhecer a situação da empresa no mercado (BERNI 1999). Portanto, a ficha cadastral é um instrumento primordial para auxílio na análise de crédito, pois apresenta ao analista, várias informações do cliente que possam interferir na decisão do crédito (SILVA 2000).

Para Bem, Santos e Comitre (2007) a verificação dos registros cadastrais e de comportamento do cliente permite conhecer a sua situação com relação a:

- Inadimplência nos pagamentos de operações de crédito;
- Atrasos nos pagamentos das operações de crédito;
- Perdas e prejuízos nas operações de crédito concedidas; e
- Inadimplências e atrasos nos pagamentos das operações de crédito no mercado (SERASA).

Conforme Pinto e Martins (2006) a análise cadastral consiste no levantamento e análise de informações relacionadas à idoneidade do cliente com credor e mercado de crédito. A idoneidade financeira do cliente é uma das principais informações averiguadas, senão a primeira, na análise de crédito. Caso o cliente não apresente informações negativas, ou tenha regularizado as restrições existentes, as demais informações deverão ser coletadas para análise do risco total do crédito.

3 METODOLOGIA

As escolhas metodológicas objetivam servir de suporte à análise e interpretação das evidências face à natureza do problema. Tendo em vista a investigação da proposta, esta pesquisa é configurada como sendo de cunho quantitativo descritivo, uma vez que foram utilizadas ferramentas estatísticas como base do processo de análise do problema. Com base neste estudo, espera-se somar evidências para ajudar a criar um consenso mais robusto acerca do problema apontado.

3.1 BANCO DE DADOS

A amostra para este trabalho compreendeu 184 transações de crédito ativas em dezembro de 2015. Destas 162 transações encontra-se em situação regular (adimplente) e 22 em condições de inadimplência há mais de 90 dias.

3.2 VARIÁVEIS UTILIZADAS

As variáveis escolhidas para análise levaram em consideração a disponibilidade de informações no cadastro da empresa que convergem para as evidências empíricas apontadas em diferentes estudos sobre o tema. A coleta de dados compreendeu as informações dos clientes disponíveis no cadastro da empresa. As tabelas 1 e 2 apresentam a descrição sumária e métrica para cada uma das variáveis utilizadas neste trabalho. No quadro 1, são apresentadas as variáveis utilizadas nos principais estudos acerca da inadimplência em transações de crédito.

Tabela 1 - Descrição das variáveis utilizadas

Variável	Descrição
Sit	Situação Adimplência/Inadimplência
D _{Gen}	Gênero
D _{Vinc}	Vínculo Empregatício
D _{Idade}	Idade
D _{Lim}	Limite de Crédito
D _{Exc}	Excedente de Crédito
D _{Loc}	Localização da moradia
D _{Renda}	Renda Pessoal
Prob	Probabilidade de pertencimento do grupo de inadimplente

Nota: Prob= gerada pela Análise Discriminante Não Paramétrica (Kth-nearest-neigbor discriminant)

FONTE: Elaborada pela autora

Tabela 2 - Composição das métricas utilizadas no trabalho

Variável	Composição da métrica
Sit	$Sit = \begin{cases} 0 & \text{adimplente} \\ 1 & \text{inadimplente} \end{cases}$
D _{Gen}	$D_{Gen} = \begin{cases} 0 & \text{se mulher} \\ 1 & \text{se homem} \end{cases}$
D _{Vinc}	$D_{Vinc1} = \begin{cases} 1 & \text{Servidor Público} \\ 0 & \text{Caso Contrário} \end{cases}$
	$D_{Vinc2} = \begin{cases} 1 & \text{Servidor Privado} \\ 0 & \text{Caso Contrário} \end{cases}$
	$D_{Vinc3} = \begin{cases} 1 & \text{Aposentado} \\ 0 & \text{Outros} \end{cases}$
D _{Idade}	$D_{Idade} = \begin{cases} 1 & \text{até 50 anos} \\ 0 & \text{Mais de 50 anos} \end{cases}$
D _{Lim}	$D_{Lim} = \begin{cases} 1 & \text{limite até R\$ 600,00} \\ 0 & \text{limite acima de R\$ 600,00} \end{cases}$
D _{Exc}	$D_{Exc} = \begin{cases} 1 & \text{ultrapassa limite de credito} \\ 0 & \text{não ultrapassa limite de crédito} \end{cases}$
D _{Loc}	$D_{Loc} = \begin{cases} 1 & \text{Zona Urbana} \\ 0 & \text{Zona Rural} \end{cases}$
D _{Renda}	$D_{Loc} = \begin{cases} 1 & \text{Renda até R\$ 1.500,00} \\ 0 & \text{Renda acima de R\$ 1.500,00} \end{cases}$
Prob	<i>Prob = Probabilidade de Inadimplente</i>

Nota:

i)

A Métrica Prob foi produzida pela Análise Discriminante Não Paramétrica KNN

FONTE: Elaborada pela autora

Quadro 2 - Resumo de estudos correlatos ao tema

Autores/Ano	Objetivo	Metodologia	Algumas Variáveis	Resultados
Fonseca <i>et al</i> (2009)	Mitigar a inadimplência no setor comercial do Município de Lagoa Dourada identificando principais fatores que agregam custo de transação e propor sugestões para melhoria da relação comercial.	Análise de dados através de aplicação de questionário	Sexo; Faixa salarial; Faixa etária; Residência; Tipo de garantia dos créditos concedidos; Compras a prazo e necessidade de crédito.	Constatou-se principalmente que o percentual de inadimplência do Município de Lagoa Dourada é relevante e isso se deve a fatores diversos tais como descontrole financeiro e atraso dos salários. Verificou-se ainda o estereótipo gerador de maior risco de inadimplência.
Gonçalves Júnior <i>et al</i> (2009)	Desenvolver um modelo que possa auxiliar uma cooperativa de crédito da região de Toledo na análise e concessão de crédito agrícola, calculando a probabilidade de cumprimento dos contratos.	Regressão Logística – Logit.	Área plantada; Valor liberado; Cultura; Linha de crédito; Município.	Constatou-se que o modelo estimado foi mais eficiente para identificar os contratos adimplentes que os inadimplentes, e que mesmo com um percentual médio de acerto não muito elevado o modelo pode auxiliar a tomada de decisão da cooperativa na concessão de crédito.

<p>Alves e Camargos (2010)</p>	<p>Identificar e Analisar os fatores condicionantes da inadimplência nas operações de crédito concedidos por duas instituições de microcrédito.</p>	<p>Modelo Linear Generalizado (MLG). Foi feita uma análise do tipo <i>cross-section</i></p>	<p>Nível de Escolaridade; Estado Civil; Gênero; Renda Familiar; Gastos Familiares; Saldo Familiar; Experiência no Negócio; Valor da Renda do Avalista; Faturamento mensal; Resultado Operacional; Setor de Atividade; Tempo de Atividade da Empresa; Situação da Empresa; Estrutura do negócio; Tipo de Operação; Finalidade do Crédito; Valor do Contrato de Crédito; Prazo de Financiamento; Valor da Parcela.</p>	<p>O método se mostrou eficiente na discriminação dos contratos adimplentes e inadimplentes, além do fato de poderem ser utilizados para previsão da inadimplência de futuros contratos com as variáveis identificadas. Por meio da pesquisa, foi possível verificar que, com diferentes pesos, algumas variáveis explicam a inadimplência, enquanto outras não são significativas para tal previsão.</p>
--------------------------------	---	---	--	---

<p>Maia (2007)</p>	<p>Analisar as ações pró-ativas e reativas no processo de recuperação de crédito, a fim de baixar os níveis de inadimplência apresentados nas instituições financeiras.</p>	<p>Survey</p>	<p>Acessibilidade dos sistemas; Eficiência dos mecanismos; Grau de conhecimento; Flexibilização de negociação; recuperação de crédito.</p>	<p>Investigou-se a importância do conhecimento e alertou aos devedores par as dificuldades que podem ser originadas, a partir de créditos concedidos e não-pagos.</p>
<p>Lima <i>et al</i> (2011)</p>	<p>Explicar os princípios que fundamentam a JDA, incluindo como o uso dos conceitos de correlação e suporte pode aprimorar a avaliação de risco.</p>	<p>Análise conjunta de inadimplência, ou JDA (<i>joint-default analysis</i>)</p>	<p>Transações totalmente garantidas; Transações parcialmente garantidas; Transações sujeitas à influência do ente mais arriscado sobre o menos arriscado.</p>	<p>Expuseram-se aplicações potenciais da JDA que podem levar a estimativas mais precisas da probabilidade de inadimplência (<i>probability of default</i>), impactando: (i) precificação; (ii) limites de exposição; (iii) garantias mínimas necessárias; e (iv) provisão para perda por inadimplência</p>

<p>Correa <i>et al</i> (2011)</p>	<p>Explorar a relação entre taxa de inadimplência e ciclo econômico, com dados no nível individual.</p>	<p>Modelo <i>probit</i> com componente individual não observado</p>	<p>Sexo; Idade; Tipo de ocupação; Localização geográfica do domicílio do tomador. Classificação de risco da operação no início de cada semestre (rating) como variável explicativa Ciclos econômicos: Taxa de desemprego da região geográfica em que o tomador reside; Taxa de desemprego agregada ajustada sazonalmente; Taxa de crescimento do PIB agregado sazonalmente ajustado.</p>	<p>Analisou-se o perfil do tomador de crédito, revelando que os maiores níveis de atraso estão relacionados aos clientes cujos dados cadastrais não são informados. Os resultados dos modelos estimados sugerem que movimentos no nível de atividade econômica agregada têm mais influência nos <i>defaults</i> do que movimentos de variáveis regionais, e que parece haver evidências de que o efeito da atividade econômica na probabilidade de <i>default</i> das operações de crédito no setor de varejo ainda é reduzido.</p>
---------------------------------------	---	---	--	---

<p>Alves (2015)</p>	<p>Estudar a preocupação econômica que a inadimplência vem apresentando atualmente, tornando-se o pesadelo das instituições financeiras autorizadas.</p>	<p>Estudo Bibliográfico</p>	<p>Não há variáveis explícitas. Faz-se uma relação entre fatores externo e internos que contribuem para inadimplência.</p>	<p>Analisou-se a capacidade dos clientes em honrar seus compromissos, transcorrendo quanto à autenticidade dos documentos comprobatórios, diminuindo-se assim os riscos de fraude, que em grande parte contribuem para o fator de inadimplência.</p>
<p>Boff (2009)</p>	<p>Propor um processo para auxiliar o gestor financeiro na tomada de decisão sobre a concessão de crédito.</p>	<p>Técnica estatística de Análise discriminant e</p>	<p>Dados coletados por entrevistas a clientes caracterizados como Pessoa Jurídica</p>	<p>Conseguiu-se dividir o grupo da amostra em: Adimplentes e Inadimplentes e a partir desta divisão e dos estudos acerca do tema, propor um complemento cadastral que auxiliasse o gestor na tomada de decisão sobre a cessão do crédito ao cliente.</p>

<p>Barbosa (2011)</p>	<p>Identificar as variáveis causadoras da problemática, segregar e analisar os principais causadores da inadimplência e propor ações que proporcionem a redução do atual índice de inadimplência na empresa estudada.</p>	<p>Aplicação de questionários junto aos financeiros</p>	<p>Comparativo entre: A receber; Recebidos e Inadimplência encontrada em todas as filiais da empresa. Fazendo uma classificação por nível.</p>	<p>Constatou-se diante das respostas do questionário e por observação pessoal que é por fatores internos das escolas é que ocorre a grande maioria dos problemas apresentados. Assim, entende-se que o inadimplemento nessas unidades não ocorre exclusivamente devido às forças externas, como políticas ou concorrências no mercado, mas, principalmente, em decorrência da organização interna das unidades.</p>
---------------------------	---	---	--	---

Maia (2012)	Mostrar como é feita a análise de crédito da distribuidora de combustíveis brasileira e mostrar sua importância no que diz respeito ao controle da inadimplência de seus clientes.	Análise feita no banco de dados da empresa estudada	CRIVO (Informações cadastrais pré-definidas pela política de crédito da empresa); Automação de Bases e Depósitos da empresa; Proposta de limite de crédito.	Verificou-se o perfil do cliente que está sendo analisado e com isso o aumento do controle o que auxilia no processo de tomada de decisão para a concessão de crédito de seus clientes, tornando menores os riscos adquiridos nas aprovações de crédito.
-------------	--	---	---	--

Fonte: Elaborado pela autora

Os estudos sobre Gestão de Riscos de crédito em geral apoiam-se na abordagem *Credit Score* por meio da Análise Discriminante Linear, Regressão Logística ou Redes Neurais com alguma abordagem de simulação. Entretanto, o fato de todas as variáveis explicativas do modelo tratado neste estudo assumir distribuição de Bernoulli, não será possível prever os *scores* de crédito haja vista a necessidade de se utilizar uma Análise Discriminante Não Paramétrica. Neste trabalho utilizou-se o algoritmo k-Nearest Neighbor (KNN), nominado de Análise Discriminante KNN. Neste ponto, ao invés de gerar os *scores*, gerou-se a probabilidade de pertencimento de cada elemento da amostra ao grupo inadimplente. Esta métrica, definida no segmento de reta [0,1], portanto é que foi utilizada como variável dependente no modelo de regressão múltipla, neste estudo.

Aqui, investigou apenas as vendas a clientes pessoas físicas por se tratar do maior volume de transações o que favorece a análise quantitativa dos dados.

3.3 O ALGORITMO K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

Os modelos de análise discriminante linear foram um dos primeiros modelos de pontuação para crédito aplicados na prática e ainda hoje são muito utilizados.

Contudo, os modelos baseados em análise discriminante têm sido contestados devido ao alto número de suposições sobre os dados que estes modelos requerem tais como: normalidade, matrizes de covariância iguais, linearidade e distribuição unimodal. Entretanto, Kiang (2003) mostrou que a violação de uma destas suposições afeta bastante o desempenho destes modelos. Pesquisadores têm aplicado novas técnicas estatísticas com o intuito de desenvolver modelos mais sofisticados. Para o problema de classificação binária, Lee et al. (2002), Jo e Han (1997) mostraram que tanto a regressão logística e Discriminante por k vizinhos mais próximos (k nearest neighbor - KNN), proposto por Henley e Hand (1996) são mais eficientes do que a análise discriminante Linear.

O k-Nearest Neighbor (KNN) é um método supervisionado de classificação de dados baseado na proximidade de seus vizinhos em um espaço amostral (DAKHLAOU; BARGAOU; BÁRDOSSY, 2012). Seu objetivo é formar uma generalização com base em um conjunto de treinamento, maximizando a acurácia da classificação de novos dados (GAO; GAO, 2010). O algoritmo pressupõe que o conjunto de treinamento é composto pelas variáveis descritivas e pela sua classificação; o KNN então utiliza tais variáveis para classificar um novo item (SU, 2011).

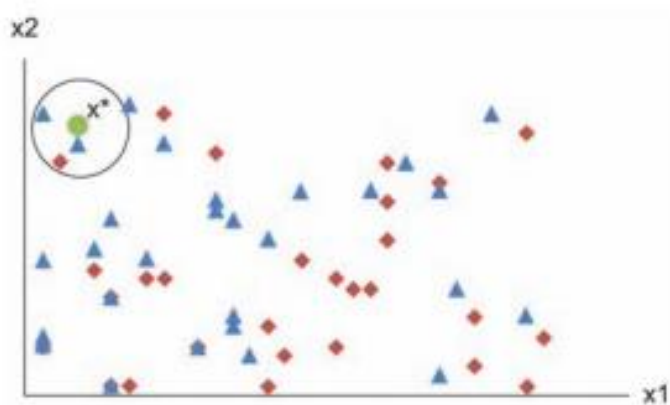
Com base em um conjunto de treinamento, formado por n observações previamente classificadas, como $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, e uma observação a ser classificada, formada por $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ em um espaço n -dimensional, tem-se que a distância Euclidiana, na qual o algoritmo baseia-se, pode ser calculada para cada ponto do conjunto de treinamento pela equação:

$$dist(X, Y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2}$$

Com base nesta distância, os k vizinhos mais próximos são identificados e, com base em um k escolhido, uma nova observação é atribuída à classe com maior número de observações em k, conforme ilustrado na Figura 3 (SU, 2011; DAKHLAOU; BARGAOU; BÁRDOSSY, 2012; DUDA; HART; STORK, 2012). Uma observação x é testada em um conjunto treinamento com $k = 3$, formado pelas observações com menor distância euclidiana do ponto x^* . No caso apresentado, a

observação x é alocada à categoria dos pontos representados pelos triângulos azuis.

Figura 3 – Representação do Esquema de atribuição e classificação dos elementos da amostra em grupos predefinidos



Fonte: Adaptado de Duda, Hart e Stork (2012)

3.4 O MODELO DE REGRESSÃO MÚLTIPLA

Os dados foram organizados para uma Regressão Linear Múltipla. Segundo Wooldridge (2006), dados relacionados em *cross-section* são identificados como sendo uma amostra de dados, ou outras unidades tomadas em um determinado período de tempo. Uma das diferenças entre a metodologia econométrica *cross-section* e séries temporais, é que os dados de todas as variáveis envolvidas no modelo, não necessitam corresponderem necessariamente ao mesmo período de tempo.

O modelo geral para investigação neste trabalho pode ser sumarizado pela seguinte equação em *cross-section*:

$$Prob = \alpha_0 + \beta_1 D_{Gen} + \beta_2 D_{Vinc1} + \beta_3 D_{Vinc2} + \beta_4 D_{Vinc3} + \beta_5 D_{Idade} + \beta_6 D_{Lim} + \beta_7 D_{Exc} + \beta_8 D_{Renda} + \beta_9 D_{Loc} + \varepsilon$$

Em que *Prob* representa a métrica de probabilidade de um indivíduo na amostra pertencer ao grupo dos inadimplentes gerados pela análise Discriminante KNN. A variável D_{Gen} representa a dummy de gênero, D_{Vinc} as dummies para o tipo de vínculo empregatício, D_{Idade} dummy de idade, D_{Lim} dummy que representa o limite de

crédito, D_{Exc} dummy que aponta para uso suplementar de crédito, D_{Renda} dummy de renda e D_{Loc} dummy para localização da residência.

3.5 PROCEDIMENTO ECONOMÉTRICO

Inicialmente, realizou-se a implementação da Análise de Discriminante por KNN para gerar a variável Prob (Probabilidade de Pertencimento dos elementos da amostra ao grupo de inadimplentes). Como as variáveis independentes se compõem de variáveis dummies não foi necessário acessar estatísticas para outliers nos dados nem da linearidade pois trata-se apenas de efeito no termo de intercepto da regressão.

Em seguida, implementou-se o modelo por OLS (*Ordinary Least Square*) para a verificação da normalidade, heterocedasticidade dos dados, multicolinearidade, autocorrelação e omissão de variáveis, foram realizados os testes de especificação e quebra de pressupostos (para OLS):

- i. Teste W de Shapiro Wilk para normalidade nos erros;
- ii. Teste Durbin-Watson para autocorrelação de 1ª ordem nos erros,
- iii. Teste de White para heterocedasticidade na variância dos erros
- iv. Teste VIF para Multicolinearidade entre variáveis explicativas;
- v. Teste de Ramsey-RESET para má especificação do modelo por omissão de variáveis.

Sob a presença de Heterocedasticidade nos erros os modelos foram reestimados com correção da matriz variância-covariância dos erros proposta por White.

A seguir algumas estatísticas descritivas e matriz de correlação das variáveis utilizadas no estudo (Tabela 3). As correlações tetracóricas (para variáveis binárias) apontam indícios de não presença de multicolinearidade entre as variáveis explicativas.

Tabela 3 - Matriz de Correlação das variáveis do Modelo

	Sit	D _{Gen}	D _{Vinc1}	D _{Vinc2}	D _{Vinc3}	D _{Idade}	D _{Lim}	D _{Exc}	D _{Loc}	D _{Renda}	Prob
Sit	1,0000										
D _{Gen}	0,0781	1,0000									
D _{Vinc1}	0,0736	0,0755	1,0000								
D _{Vinc2}	0,0206	0,2596	-0,1585	1,0000							
D _{Vinc3}	-0,0569	-0,2660	-0,4897	-0,2545	1,0000						
D _{Idade}	0,0311	0,1190	0,2149	0,1756	-0,6994	1,0000					
D _{Lim}	0,0855	-0,1226	-0,2041	0,0745	0,0763	0,0609	1,0000				
D _{Exc}	0,1021	-0,0237	0,0742	-0,0679	0,0048	-0,0664	0,0044	1,0000			
D _{Loc}	-0,0444	-0,1463	-0,3123	0,0067	0,2130	0,0102	0,6417	-0,0813	1,0000		
D _{Renda}	0,0102	-0,0921	-0,0216	-0,0794	0,0095	-0,0990	-0,0762	-0,0071	-0,0608	1,0000	
Prob	0,2606	0,3208	0,2875	0,0843	-0,2182	0,1141	0,3160	0,4080	-0,1897	0,0335	1,0000

FONTE: Stata 12, a partir de dados da pesquisa.

4 RESULTADOS

4.1 Análise Discriminante Não Paramétrica [K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)]

A partir dos dados constantes na carteira de clientes da empresa, apresentados nesta pesquisa, foi possível então, através do método de análise discriminante KNN, classificar corretamente 95,45% dos indivíduos da amostra que estavam no grupo inadimplente (grupo 1). O grupo determinado como adimplente (grupo 0), foi possível classificar corretamente 85,80% dos indivíduos da amostra. Conforme mostra a **Tabela 4**. Os resultados evidenciam uma excelente capacidade preditiva para a classificação realizada pela Análise Discriminante KNN.

Tabela 4 – Classificação dos elementos da amostra nos respectivos grupos (Adimplente e Inadimplente)

	Classificado		Total
	0	1	
Verdadeiro	0	23	162
	85,80%	14,20%	100%
1	1	21	22
	4,55%	95,45%	100%
Total	140	44	184
	76,09%	23,91%	100%

Nota: as representações [0] e [1], correspondem aos grupos adimplente e inadimplente, respectivamente

Fonte: Stata 12, dados da pesquisa.

A Tabela 5 evidencia a taxa de erro estimado na classificação correta dos elementos. Mostrando que a taxa de classificação média equivocada ficou em 9,37%. Considerando uma amostra do conjunto de trabalhos que utilizaram tal ferramenta, pode-se atestar para uma estatística relativamente baixa. A média de trabalhos fica em torno de 14,27%. O resultado, portanto, comprovando a eficiência do método utilizado.

Tabela 5 – Taxa de erro estimado na Classificação dos elementos da amostra

	Variável Y		Total
	0	1	
Taxa de Erro	14,19%	4,54%	9,37%

Nota: na variável y, [0] representa o grupo adimplente e [1] inadimplente

Fonte: Stata 12, Dados da pesquisa.

O modelo utilizado na pesquisa foi bem ajustado e com poder preditivo muito satisfatório. A Tabela 6 apresenta a resposta média para cada grupo em cada variável independente utilizada na classificação. Percebe-se então, a distância existente dos coeficientes médio, para cada variável, entre os grupos. Quanto maior a distância entre os coeficientes dos grupos, para cada variável, maior é a importância dessa variável na classificação dos grupos de adimplência e inadimplência.

Partindo do pressuposto descrito foi possível definir a variável *Prob* para representar a probabilidade do grupo de inadimplentes (grupo 1). Assim, devido sua extensividade, juntamente com a classificação dos grupos e a geração das probabilidades, podem ser observados, mais detalhadamente nos apêndices.

Tabela 6 – Média de resposta para cada variável explicativa em cada Grupo

Média	Variável Dependente (Y)		Total
	Grupo 0	Grupo 1	
D _{Gen}	0,3395062	0,4545455	0,3532609
D _{Vinc1}	0,2222222	0,3181818	0,2336957
D _{Vinc2}	0,0740741	0,0909091	0,076087
D _{Vinc3}	0,4506173	0,3636364	0,4402174
D _{Idade}	0,4074074	0,454555	0,4130435
D _{Lim}	0,6481481	0,7727273	0,6630435
D _{Exc}	0,2283951	0,3636364	0,2445652
D _{Loc}	0,5679012	0,5000000	0,5597826
D _{Renda}	0,7592593	0,7727273	0,7608696
N	162	22	184

Fonte: Stata 12, Dados da pesquisa.

4.2 REGRESSÃO MÚLTIPLA

Para esta regressão, tomou-se como variável dependente a *Prob* e como variáveis independentes as dummies (D_{Gen} = representa a dummy de gênero, D_{Vinc} = dummies para o tipo de vínculo empregatício, D_{Idade} = dummy de idade, D_{Lim} = dummy que representa o limite de crédito, D_{Exc} = dummy que aponta para uso suplementar de crédito, D_{Loc} = dummy para localização da moradia e D_{Renda} = dummy de renda). A proposta da realização desta regressão foi para verificar quais dessas variáveis importam para prever a probabilidade de pertencimento dos indivíduos da amostra no grupo de inadimplentes, além de observar os escores para construção de um modelo de gerenciamento de risco de crédito.

A partir das informações geradas, e tendo em vista do modelo tratar de variáveis dummies é necessário explicitar a representação do grupo de base subjacente, captada pela constante do modelo de regressão.

Neste sentido, o grupo de base é representado por clientes do sexo feminino com vínculo empregatício definido em “outros” com mais de 51 anos de idade, com limite de compra acima de R\$ 601,00, que não ultrapassa o limite mensal de crédito, com renda acima de R\$ 1.500,00 e residente na zona urbana.

O modelo apresenta um poder preditivo muito bom, pois apresenta um R^2 ajustado de aproximadamente 64%. Assim é possível explicar bem a probabilidade de pertencimento dos indivíduos no grupo de inadimplência,. Ainda, com exceção das variáveis D_{Vinc2} e D_{Idade} todas as outras foram estatisticamente significantes. Isso significa que elas são importantes para produzir a probabilidade dos indivíduos no grupo.

Especificamente, é possível verificar que os homens apresentam uma probabilidade de 13,18% superior de estarem no grupo de inadimplentes do que as mulheres. Ainda o fato de um cliente ser enquadrado como servidor público apresenta uma probabilidade de 11,94% superior de se tornarem inadimplentes.

Ser do setor privado (D_{Vinc2}), não apresentou significância estatística como relevante para o perfil de clientes inadimplentes. Entretanto, clientes aposentados (D_{Vinc3}), apresentam uma significância a 10% para elevar a probabilidade de inadimplência em 5,26%.;

A idade não representa alterações significativas na probabilidade de pertencimento ao grupo inadimplente;

Pessoas com limite de crédito até R\$ 600,00 (D_{Lim}) apresentam probabilidade 28,12% maior de pertencerem ao grupo de inadimplentes;

Clientes que excedem o limite de crédito apresentam uma probabilidade de 15,10% maior de configurarem no grupo de inadimplentes;

Clientes com renda até R\$ 1.500,00 configuram uma redução na probabilidade de pertencimento ao grupo de inadimplentes em 18,91%;

Indivíduos com residência na zona rural apresentam uma probabilidade maior de configurarem no grupo de inadimplentes em 4,67%.

A partir dessas estruturas é possível explicitar o escore de inadimplência a partir dos coeficientes das variáveis. Assim tem-se:

$$Prob_{Indimpl} = 0,17 + 0,13D_{Gen} + 0,11D_{Vinc1} + 0,05D_{Vinc3} + 0,28D_{Lim} + 0,15D_{Exc} - 0,18D_{Renda} + 0,04D_{Loc}$$

A partir desta equação é possível derivar o score de probabilidade de inadimplência para qualquer cliente e novo cliente que precise comprar a prazo. Para o supermercado, basta substituir em cada variável a informação relativa a cada cliente. Como ponto de corte a empresa pode definir convenientemente qualquer ponto. Matematicamente qualquer probabilidade acima de 50% configura dominância para inadimplência. Entretanto, a empresa pode aferir probabilidade de corte menor de forma a utilizar a metodologia com maior conservadorismo.

Tabela 7 - Modelo de Regressão da variável Prob (Probabilidade de Pertencimento no Grupo de Inadimplentes) e variáveis explicativas

$$Prob = \alpha_0 + \beta_1 D_{Gen} + \beta_2 D_{Vinc1} + \beta_3 D_{Vinc2} + \beta_4 D_{Vinc3} + \beta_5 D_{Idade} + \beta_6 D_{Lim} + \beta_7 D_{Exc} + \beta_8 D_{Renda} + \beta_9 D_{Loc}$$

Variável	Coefficiente (Erro Padrão)	P-valor (Significância)							
Intercepto	0,1774937 (0,035768)	0,0000 ***							
D _{Gen}	0,1318081 (0,018102)	0,0000 ***							
D _{Vinc1}	0,1194193 (0,024250)	0,0000 ***							
D _{Vinc2}	0,0264106 (0,0301182)	0,382							
D _{Vinc3}	0,0526222 (0,0312507)	0,094 *							
D _{Idade}	0,0374422 (0,0284914)	0,191							
D _{Lim}	0,2812978 (0,022418)	0,0000 ***							
D _{Exc}	0,1510637 (0,018889)	0,0000 ***							
D _{Renda}	-0,1891535 (0,022186)	0,0000 ***							
D _{Loc}	0,0467886 (0,021985)	0,0350 **							
Nº de observações	184								
R ² ajustado	0,6573								
Estatística F (significância)	46,68 (***)								
Testes de especificação	Estatística (Significância)								
Teste de White	1,340789 (0,1763)								
Teste de Durbin-Whatson	2,032249								
Teste W de Shapiro Wilk	1,967 (0,02456)								
Teste Ramsey Reset	1,94 (0,1245)								
FIV – Fator de Inflação da Variância									
	D _{Gen}	D _{Vinc1}	D _{Vinc2}	D _{Vinc3}	D _{Idade}	D _{Lim}	D _{Exc}	D _{Renda}	D _{Loc}
FIV	1,17	1,64	1,28	3,14	2,20	1,75	1,03	1,89	1,05

Nota: (i) Regressão Cross-Sectional. (ii) *, ** e *** revelam a significância estatística a 10%, 5% e 1% respectivamente. (iii) Prob = variável dummy, que corresponde a 1 se indivíduo está inadimplente e 0, caso contrário;. (iv) Teste de especificação para Heterocedasticidade (White), para Autocorrelação (Durbin-Whatson), para Normalidade dos Resíduos (Shapiro Wilk), para Variável Omissa (Ramsey-RESET), para Multicolinearidade (FIV).

FONTE: Stata 12, a partir de dados da pesquisa.

4.3 QUALIDADE DE AJUSTE E ESPECIFICAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO

Os resíduos da regressão estimada, não apresentam autocorrelação nos *cross-sections* conforme o teste de *Durbin-Whatson*. Não foi possível rejeitar a hipótese nula de que os erros sejam independentes e identicamente distribuídos. Neste sentido os erros da regressão são não correlacionados.

A heteroscedasticidade foi investigada por meio do teste *White* haja visto a presença de não normalidade nos resíduos da regressão (teste de *Shapiro Wilk*). A hipótese nula do teste de *White* é especificada para a ausência de heteroscedasticidade. Assim, verifica-se a presença de heteroscedasticidade nos erros do modelo. Por isso, reespecificou-se o modelo com matriz de variância-covariância robusto à heteroscedasticidade. Este procedimento é também chamado de procedimento de correção de *White*.

A multicolinearidade foi investigada pelo fator de inflação da variância e pela matriz de correlações. Conforme atesta os indicadores de FIV (todos menores que 5) e tendo em vista as baixas correlações entre as variáveis explicativas, atesta-se a não presença de multicolinearidade severa, conforme aponta Wooldridge (2006).

O teste para variável omissa (Teste de *Ramsey-RESET*) apontou para não rejeição da hipótese nula de que o modelo esteja bem especificado.

Sob tais condições é possível verificar que o modelo de regressão gerado é robusto em bem especificado possibilitando inferências acerca de seus resultados.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Considerando o contexto proposto, foram apresentados como problema da pesquisa, questionamentos sobre os fatores que influenciam na cessão de crédito e de como ajudar o gestor financeiro nesta decisão. As respostas estão diretamente ligadas a uma boa análise da proposta de crédito, assim como a atualização de dados preexistentes.

O trabalho objetivou auxiliar na cessão de crédito e demonstrar estatisticamente os dados coletados na empresa, assim como classificar a probabilidade de um cliente ser adimplente ou inadimplente. Os objetivos foram

atingidos fundamentados em autoridades no assunto e em estudos realizados anteriormente por estudantes da área.

Diante do banco de dados disponível e cedido pela empresa, a metodologia que mais se adequou, de acordo com as variáveis foi o método estatístico da análise discriminante não paramétrica, conhecido como KNN ou K vizinho mais próximo. Esta técnica possibilitou que fosse encontrada a probabilidade de um cliente pertencer a um grupo ou ao outro (adimplente ou inadimplente). Foi descrito ainda sobre modelos de regressão múltipla e procedimentos econométricos, que nos orientam e confirmam sobre a veracidade dos resultados.

Por fim, a conclusão do estudo mostra que os resultados obtidos, a partir dos dados da amostra e com o objetivo proposto, foram atendidos. Acrescenta-se ainda, que será elaborado e apresentado a diretoria da empresa, um questionário socioeconômico, com informações que não constam no banco de dados e de atualização cadastral para assim conseguir melhorá-lo, dando suporte ao traçamento do perfil dos clientes inadimplentes do Supermercado Montealegreense.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALVES, César Moreira; CAMARGOS, Marcos Antônio de. Fatores Condicionantes da Inadimplência em Operações de Microcrédito. XXXIV Encontro da ANPAD – EnANPAD/Rio de Janeiro/RJ, 2010.
- ALVES, Christopher Thomaz Oliveira et al.. ANÁLISE DE CRÉDITO E COBRANÇA. Artigo publicado na revista científica eletrônica de ciências aplicadas da FAIT / Itapeva/SP. Jan/2015.
- ASSAF NETO, Alexandre e SILVA, César A. Tibúrcio. **Administração do Capital de Giro**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2012.
- ASSAF NETO, Alexandre. **Finanças corporativas e valor**. 2. Ed. São Paulo: Atlas, 2005.
- BARBOSA, Tamiles Clemencia. VIEIRA, Cilane da Rosa. ANÁLISE DA INADIMPLÊNCIA: UM ESTUDO DE CASO NAS UNIDADES DA CNEC/RS. Artigo publicado na revista acadêmica São Marcos – RASM, Alvorada, ano 1, n. 1, p. 45-73, jul./dez. 2011 Disponível em: <<http://www.saomarcos.com.br/ojs>>
- BEM, J. B. de; SANTOS, K. C. B. dos; COMITRE, Mariana Galiano. Um estudo sobre os impactos causados pela inadimplência e os reflexos na saúde financeira das empresas. São Paulo, 2007. 77f. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) – Faculdade de Ciências Econômicas, Faculdades Integradas Antônio Eufrásio de Toledo.
- BERNI, Mauro Tadeu. **Operação e concessão de crédito: os parâmetros para a decisão de crédito**. São Paulo: Atlas, 1999.
- BOFF, J.. Proposta de um processo de análise de crédito para uma empresa de confecções. 2009. Monografia (Graduação em Administração) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. Orientador: Prof. Dr. Oscar Claudino Galli.
- BRIGHAM, Eugene F.; HOUSTON, Joel F. **Fundamentos da moderna administração financeira**. Rio de Janeiro: Ed. Campus, 1999.
- BRITO, Osias Santana de. **Mercado financeiro: estruturas, produtos, serviços, riscos e controle gerencial**. São Paulo: Saraiva, 2005.
- _____. **Gestão de riscos: uma abordagem orientada a riscos operacionais**. São Paulo: Saraiva, 2007.
- CONSELHO REGIONAL DE CONTABILIDADE DO ESTADO DE SÃO PAULO. Curso básico de auditoria: **normas e procedimentos/Conselho Regional de Contabilidade do Estado de São Paulo**. São Paulo: Atlas, 2012.
- CORREA, A. S.; MARINS, J. T. M.; NEVES, M. B. E; SILVA, A. C. M. (2011). Credit Default and Business Cycles: an empirical investigation of Brazilian retail loans. Artigo publicado na Working Papers Series do Banco Central do Brasil. Relatório de inflação. set/2011.
- CORRÊA, Simone Cardoso da Luz. Proposta de um Modelo de Análise de Crédito para a redução da inadimplência em uma empresa do setor de comércio de peças para Máquinas pesadas localizada na Cidade de Criciúma – SC. 2011. Monografia do Curso de Administração de empresas, da Universidade do Extremo Sul Catarinense, UNESC, Criciúma.
- DAKHLAOUI, H.; BARGAOUI, Z.; BÁRDOSSY, A. Toward a more efficient Calibration Schema for HBV rainfall–runoff model. Journal of Hydrology, v. 444-445, p. 161-179, 2012. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.04.015>

DUDA, R. O.; HART, P. E.; STORK, D. G. Pattern classification. New York: John Wiley & Sons, 2012.

FONSECA, Reinaldo Aparecida et. al.. CUSTO DE TRANSAÇÃO - IMPACTO DA INADIMPLÊNCIA NO SETOR COMERCIAL DO MUNICÍPIO DE LAGOA DOURADA. SEGeT – Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia. Associação Educacional Dom Bosco - AEDB/RJ, 2009.

GONÇALVES JÚNIOR, Carlos Alberto et. al.. Estimativa de inadimplência na concessão de crédito agrícola pela utilização do modelo de regressão logística: o caso de uma cooperativa de crédito. Revista do Desenvolvimento Regional - REDES, Santa Cruz do Sul, v. 14, n. 2, p. 80 - 102, maio/ago. 2009.

GAO Y.; GAO, F. Edited AdaBoost by weighted KNN. Neurocomputing, v. 73, n. 16-18, p. 3079-3088, 2010.

GITMAN, Lawrence J. **Princípios de Administração Financeira**. 7. ed. São Paulo: Harbra, 1997.

HENLEY, W. E.; HAND, D. J. (1996) "A k-NN classifier for assessing consumer credit risk", The Statistician, vol. 45 (1), p. 77-95.

JO, H.; Han, I. (1997) "Bankruptcy Prediction Using Case-Based Reasoning, Neural Networks, and Discriminant Analysis", Expert Systems With Applications, vol. 13 (2), p. 97-108.

KIANG, M. Y. (2003) "A comparative assessment of classification methods", Decision Support Systems, vol. 35 (4), p. 441-454.

LEE, T., CHIU, C., LU, C. and CHEN, I. (2002) "Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique", Expert Systems with Applications, vol. 23 (3), p. 245-254.

LEMES JÚNIOR, Antônio Barbosa; RIGO, Cláudio Miessa; CHEROBIM, Ana Paula Mussi Szabo. **Administração financeira: princípios, fundamentos e práticas brasileiras: aplicações e casos nacionais**. 3. ed. Rio de Janeiro: Campus, 2010.

LEONI, Geraldo; LEONI, Evandro Geraldo. **Cadastro, crédito e cobrança**. 3. ed. São Paulo: Ed. Atlas, 1998.

LIMA, Jorge Cláudio Cavalcante de Oliveira et. al.. Uma aplicação da Abordagem da Análise Conjunta de Inadimplência (Joint-Default Analysis – JDA) em financiamentos. Artigo publicado na Revista do BNDES. dez/ 2011.

MAIA, Andréa do Socorro Rosa Silva. INADIMPLÊNCIA E RECUPERAÇÃO DE CRÉDITOS. Trabalho de conclusão de curso de especialização em administração, Programa de Pós-Graduação, Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS/Londrina /PR, 2007.

MAIA, D. C.. A IMPORTÂNCIA DA ANÁLISE DE CRÉDITO NO CONTROLE DA INADIMPLÊNCIA: UM ESTUDO DE CASO EM UMA DISTRIBUIDORA DE COMBUSTÍVEIS BRASILEIRA. Trabalho de conclusão de curso de engenharia de produção no Centro Universitário e Estadual da Zona Oeste – UEZO/ Rio de Janeiro/RJ, 2012.

MATIAS, Alberto Borges. (Coordenador). **Finanças Corporativas de curto prazo: a gestão do valor do capital de giro**. São Paulo: Atlas, 2007.

PINTO, W. J.; MARTINS, J. B. F.. Análise do processo de concessão de crédito em distribuidores de defensivos agrícolas. In: CONGRESSO SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA E SOCIOLOGIA RURAL, XLIV. 2006 Fortaleza..... Fortaleza: Sober, 2006. p.1-14.

ROSS, Stephen A., WESTERFIELD, Randolph W., BRADFORD, D. Jordan. **Princípios de administração financeira**. 2.ed. São Paulo: Atlas, 2009.

SANTOS, J. O. dos. **Análise de crédito: empresas e pessoas físicas**. São Paulo: Atlas, 2003.

SCHMIDT, Paulo; SANTOS, José Luiz dos. **Introdução à avaliação de empresas**. São Paulo: Atlas, 2006.

SCHRICKEL, Wolfgang Kurt. **Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos**. 5.ed São Paulo: Atlas, 2000.

SEBRAE, Serviço Brasileiro de Apoio a Micro e Pequena Empresa. Estudos e Pesquisas. Disponível em: < <http://www.sebrae.com.br> > Acesso em: nov. 2015.

SEBRAE, Serviço Brasileiro de Apoio a Micro e Pequena Empresa. Lei Geral da Micro e Pequena Empresa. Disponível em: < <http://www.sebrae.com.br> > Acesso em: nov. 2015.

SERASA. Estudos de Inadimplência. Disponível em:

<<http://www.serasaexperian.com.br/estudo-inadimplencia.htm>>. Acesso em: nov.2015.

SERASA. Indicador Serasa Experian de Inadimplência das Empresas. Disponível em: <http://www.serasaexperian.com.br/indicadores/inadimplencia_empresas.htm>. Acesso em: nov.2015.

SILVA, José Pereira da. **Análise e Decisão de Crédito**. São Paulo: Atlas, 1988.

SILVA, José Pereira da. **Gestão e Análise de Risco de Crédito**. São Paulo: Atlas, 1997.

_____. **Gestão e Análise de Risco de Crédito**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2000.

SOUSA, Almir Ferreira de; CHAIA, Alexandre Jorge. Política de Crédito: uma análise qualitativa dos processos em empresas. Caderno de Pesquisas em Administração. São Paulo, n. 3, v. 7, p. 13 – 25, jul./set. 2000.

SU, M.-Y. Using clustering to improve the KNN-based classifiers for online anomaly network traffic identification. Journal of Network and Computer Applications, v. 34, n. 2, p. 722-730, 2011. [http:// dx.doi.org/10.1016/j.jnca.2010.10.009](http://dx.doi.org/10.1016/j.jnca.2010.10.009).

WOLDRIDGE, Jeffrey M. **Introdução à econometria: Uma abordagem moderna**. Cengage Learning. Michigan State University, 2006.

APÊNDICE

APÊNDICE A - *Kth-nearest-neighbor discriminant analysis.*

True Y	Classified		Total
	0	1	
0	139 85.80	23 14.20	162 100.00
1	1 4.55	21 95.45	22 100.00
Total	140 76.09	44 23.91	184 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

APÊNDICE B - Taxa de erro estimada por erro de classificação.

	Y		Total
	0	1	
Error rate	.1419753	.0454545	.0937149
Priors	.5	.5	

APÊNDICE C - Média da resposta de cada grupo por variável independente na Discriminante Knn.

Mean	Y		Total
	0	1	
X2	.3395062	.4545455	.3532609
X3d1	.2222222	.3181818	.2336957
X3d2	.0740741	.0909091	.076087
X3d3	.4506173	.3636364	.4402174
X4d1	.0308642	.0454545	.0326087
X4d2	.3765432	.4090909	.3804348
X4d3	.2839506	.3636364	.2934783
X5d1	.1358025	.0909091	.1304348
X5d2	.5123457	.6818182	.5326087
X5d3	.1049383	.1363636	.1086957
X6d	.2283951	.3636364	.2445652
X7d1	.5679012	.5	.5597826
X7d2	.308642	.3636364	.3152174
X7d3	.1049383	.1363636	.1086957
X8d1	.7592593	.7727273	.7608696
X8d2	.2037037	.2272727	.2065217
N	162	22	184

Estimation sample discrim

Number of obs = 184

Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max
groupvar				
Y	.1195652	.3253377	0	1
variables				
X2	.3532609	.4792871	0	1
X3d1	.2336957	.4243355	0	1
X3d2	.076087	.2658606	0	1
X3d3	.4402174	.4977676	0	1
X4d1	.0326087	.1780948	0	1
X4d2	.3804348	.4868184	0	1
X4d3	.2934783	.4565981	0	1
X5d1	.1304348	.3377001	0	1
X5d2	.5326087	.5002969	0	1
X5d3	.1086957	.3121062	0	1
X6d	.2445652	.4310019	0	1
X7d1	.5597826	.4977676	0	1
X7d2	.3152174	.4658701	0	1
X7d3	.1086957	.3121062	0	1
X8d1	.7608696	.4277164	0	1
X8d2	.2065217	.4059138	0	1

Obs.	Classification		Probabilities	
	True	Class.	0	1
1	0	0	1.0000	0.0000
2	1	1	0.0000	1.0000
3	1	1	0.0000	1.0000
4	0	0	1.0000	0.0000
5	0	0	1.0000	0.0000
6	0	1 *	0.2136	0.7864
7	0	0	1.0000	0.0000
8	0	0	1.0000	0.0000
9	1	1	0.4873	0.5127
10	0	0	1.0000	0.0000
11	0	0	1.0000	0.0000
12	0	0	1.0000	0.0000
13	0	0	1.0000	0.0000
14	0	0	1.0000	0.0000
15	0	0	1.0000	0.0000
16	0	0	1.0000	0.0000
17	0	1 *	0.4873	0.5127
18	0	0	1.0000	0.0000
19	0	0	1.0000	0.0000
20	1	1	0.1692	0.8308

21	0	1 *	0.3520	0.6480
22	0	1 *	0.2136	0.7864
23	0	0	1.0000	0.0000
24	0	0	1.0000	0.0000
25	0	0	1.0000	0.0000
26	0	0	1.0000	0.0000
27	0	0	1.0000	0.0000
28	0	1 *	0.3520	0.6480
29	0	0	1.0000	0.0000
30	0	0	1.0000	0.0000
31	1	1	0.0000	1.0000
32	0	0	1.0000	0.0000
33	0	0	1.0000	0.0000
34	0	0	1.0000	0.0000
35	1	1	0.0000	1.0000
36	0	1 *	0.4873	0.5127
37	0	0	1.0000	0.0000
38	1	1	0.1196	0.8804
39	0	1 *	0.1692	0.8308
40	0	0	1.0000	0.0000
41	0	0	1.0000	0.0000
42	0	0	1.0000	0.0000
43	0	0	0.6553	0.3447
44	0	0	1.0000	0.0000
45	0	0	1.0000	0.0000
46	0	0	1.0000	0.0000
47	0	0	1.0000	0.0000
48	0	0	1.0000	0.0000
49	1	0 *	0.6553	0.3447
50	0	0	1.0000	0.0000
51	0	0	1.0000	0.0000
52	0	1 *	0.4873	0.5127
53	0	0	1.0000	0.0000
54	0	1 *	0.1692	0.8308
55	0	0	1.0000	0.0000
56	0	0	1.0000	0.0000
57	0	0	1.0000	0.0000
58	0	0	1.0000	0.0000
59	0	0	1.0000	0.0000
60	0	0	1.0000	0.0000

61	0	0	1.0000	0.0000
62	0	0	1.0000	0.0000
63	0	0	1.0000	0.0000
64	0	0	1.0000	0.0000
65	0	0	1.0000	0.0000
66	0	0	1.0000	0.0000
67	0	0	1.0000	0.0000
68	1	1	0.1196	0.8804
69	0	0	1.0000	0.0000
70	0	0	1.0000	0.0000
71	0	0	1.0000	0.0000
72	0	0	1.0000	0.0000
73	0	0	1.0000	0.0000
74	0	0	1.0000	0.0000
75	0	0	1.0000	0.0000
76	0	0	1.0000	0.0000
77	1	1	0.0000	1.0000
78	0	0	1.0000	0.0000
79	0	0	1.0000	0.0000
80	0	0	1.0000	0.0000
81	0	0	0.6553	0.3447
82	0	0	0.6553	0.3447
83	0	0	1.0000	0.0000
84	0	0	1.0000	0.0000
85	0	0	1.0000	0.0000
86	0	0	1.0000	0.0000
87	0	0	1.0000	0.0000
88	0	0	1.0000	0.0000
89	0	0	1.0000	0.0000
90	0	0	1.0000	0.0000
91	0	0	1.0000	0.0000
92	1	1	0.1196	0.8804
93	1	1	0.1692	0.8308
94	0	1 *	0.4873	0.5127
95	0	0	1.0000	0.0000
96	1	1	0.0000	1.0000
97	0	0	1.0000	0.0000
98	0	0	1.0000	0.0000
99	0	0	1.0000	0.0000
100	0	0	1.0000	0.0000

101	0	0	1.0000	0.0000
102	0	0	1.0000	0.0000
103	0	0	1.0000	0.0000
104	0	0	1.0000	0.0000
105	0	0	1.0000	0.0000
106	0	0	1.0000	0.0000
107	0	0	0.6553	0.3447
108	0	1 *	0.2136	0.7864
109	0	0	1.0000	0.0000
110	0	0	1.0000	0.0000
111	0	0	1.0000	0.0000
112	0	0	1.0000	0.0000
113	0	0	1.0000	0.0000
114	0	0	1.0000	0.0000
115	0	1 *	0.2136	0.7864
116	0	0	0.6553	0.3447
117	0	0	1.0000	0.0000
118	1	1	0.0000	1.0000
119	0	0	1.0000	0.0000
120	0	0	1.0000	0.0000
121	0	0	1.0000	0.0000
122	0	0	1.0000	0.0000
123	0	0	1.0000	0.0000
124	0	0	1.0000	0.0000
125	0	1 *	0.2136	0.7864
126	0	0	1.0000	0.0000
127	0	0	1.0000	0.0000
128	0	0	1.0000	0.0000
129	0	0	1.0000	0.0000
130	0	1 *	0.3520	0.6480
131	0	0	0.6553	0.3447
132	0	0	1.0000	0.0000
133	0	1 *	0.2136	0.7864
134	0	0	0.6553	0.3447
135	0	1 *	0.4873	0.5127
136	0	0	1.0000	0.0000
137	0	0	0.6553	0.3447
138	0	1 *	0.4873	0.5127
139	0	1 *	0.4873	0.5127
140	0	0	0.6553	0.3447

141	0	0	1.0000	0.0000
142	1	1	0.2136	0.7864
143	0	0	1.0000	0.0000
144	0	1 *	0.1692	0.8308
145	0	0	0.6553	0.3447
146	0	1 *	0.3520	0.6480
147	0	0	1.0000	0.0000
148	0	0	1.0000	0.0000
149	0	0	0.6553	0.3447
150	0	0	0.6553	0.3447
151	0	0	1.0000	0.0000
152	0	0	1.0000	0.0000
153	0	0	1.0000	0.0000
154	0	0	1.0000	0.0000
155	1	1	0.0000	1.0000
156	1	1	0.0000	1.0000
157	0	0	1.0000	0.0000
158	0	0	1.0000	0.0000
159	1	1	0.3520	0.6480
160	0	0	0.6553	0.3447
161	0	0	1.0000	0.0000
162	0	0	1.0000	0.0000
163	0	0	0.6553	0.3447
164	0	0	1.0000	0.0000
165	0	0	1.0000	0.0000
166	1	1	0.0000	1.0000
167	0	0	1.0000	0.0000
168	1	1	0.2136	0.7864
169	0	0	1.0000	0.0000
170	0	0	1.0000	0.0000
171	0	0	1.0000	0.0000
172	0	1 *	0.1196	0.8804
173	1	1	0.2136	0.7864
174	0	0	1.0000	0.0000
175	0	0	1.0000	0.0000
176	0	0	1.0000	0.0000
177	0	0	1.0000	0.0000
178	0	0	1.0000	0.0000
179	1	1	0.0000	1.0000
180	0	0	1.0000	0.0000

181	0	0	1.0000	0.0000
182	0	0	1.0000	0.0000
183	0	1 *	0.1196	0.8804
184	0	1 *	0.1196	0.8804

* indicates misclassified observations

Linear regression

Number of obs = 184
 F(9, 174) = 46.68
 Prob > F = 0.0000
 R-squared = 0.6573
 Root MSE = .10872

probl2	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
X2	.1318081	.0180602	7.30	0.000	.0961628	.1674534
X3d1	.1194193	.0228331	5.23	0.000	.0743538	.1644847
X3d2	.0264106	.0301182	0.88	0.382	-.0330334	.0858546
X3d3	.0526222	.0312533	1.68	0.094	-.0090622	.1143066
X4d1n	.0374422	.0284914	1.31	0.191	-.0187909	.0936754
X5dn	.2812978	.024889	11.30	0.000	.2321746	.3304211
X6d	.1510637	.0182832	8.26	0.000	.1149783	.1871491
X7dn	-.1891535	.0223183	-8.48	0.000	-.2332028	-.1451041
X8dn	.0467886	.0219856	2.13	0.035	.0033958	.0901813
_cons	.1774937	.0419639	4.23	0.000	.0946698	.2603176

Shapiro-Wilk W test for normal data

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
error	184	0.98299	2.360	1.967	0.02456

Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity

Ho: Constant variance

Variables: fitted values of probl2

chi2(1) = 3.98

Prob > chi2 = 0.0460

White's general test statistic : 66.5477 Chi-sq(42) P-value = .0093

Ramsey RESET test using powers of the fitted values of probl2

Ho: model has no omitted variables

F(3, 171) = 1.94

Prob > F = 0.1245