

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

RODRIGO CORTE LAGAZZI

ANÁLISE E GESTÃO DE CRÉDITO EM UMA EMPRESA DO SETOR DE
COMBUSTÍVEIS - MODELO ESTATÍSTICO, GESTÃO DOS INDICADORES E
RELAÇÃO DE RETORNO

SÃO CARLOS

2019

RODRIGO CORTE LAGAZZI

ANÁLISE E GESTÃO DE CRÉDITO EM UMA EMPRESA DO SETOR DE
COMBUSTÍVEIS - MODELO ESTATÍSTICO, GESTÃO DOS INDICADORES E
RELAÇÃO DE RETORNO

Trabalho de Conclusão de curso
apresentado à Escola de Engenharia de
São Carlos da Universidade de São Paulo
para obtenção do título de Graduação em
Engenharia de Produção.

Orientadora: Prof. Associada Daisy A. N.
Rebelatto

AGRADECIMENTOS

À minha família, Paulo, Marina e Nicole, por todo o suporte prestado durante toda minha jornada seja a acadêmica ou da vida. Sem seus esforços e dedicações jamais estaria aqui.

À todos membros da equipe Baja, projeto no qual dediquei 3 anos da graduação obtive inúmeros aprendizados e momentos, também podendo direcionar minha carreira até hoje.

À todos os amigos da Republica Fura Zóio, na qual, além de passar os melhores momentos e cultivar amizades que espero levar para o resto da vida, também tive diversas dificuldades e aprendizados.

À todos aqueles que estiveram presentes durante os anos de graduação, independentemente do tempo ou intensidade, com certeza foram importantes.

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da EESC/USP
com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

L173a Lagazzi, Rodrigo Corte
 Análise e gestão de crédito em uma empresa do
 setor de combustíveis - modelo estatístico, gestão de
 indicadores e relação de retorno / Rodrigo Corte
 Lagazzi; orientadora Daisy Aparecida do Nascimento
 Rebelatto. São Carlos, 2019.

 Monografia (Graduação em Engenharia de Produção
 Mecânica) -- Escola de Engenharia de São Carlos da
 Universidade de São Paulo, 2019.

 1. Risco de crédito. 2. Regressão logística. 3.
 Operacionalização da redução de risco. 4. Matriz de
 risco e retorno. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Candidato: Rodrigo Corte Lagazzi
Título do TCC: ANÁLISE E GESTÃO DE CRÉDITO EM UMA EMPRESA DO SETOR DE COMBUSTÍVEIS - MODELO ESTATÍSTICO, GESTÃO DOS INDICADORES E RELAÇÃO DE RETORNO
Data de defesa: 09/12/2019

Comissão Julgadora	Resultado
Professor Associado Daisy Aparecida do Nascimento Rebelatto (orientador)	Aprovado
Instituição: EESC - SEP	
Professor Doutor Humberto Filipe de Andrade Januário Bettini	Aprovado
Instituição: EESC - SEP	
Pesquisador Guilherme Augusto Roiz	Aprovado
Instituição: EESC - SEP	

Presidente da Banca: **Professor Associado Daisy Aparecida do Nascimento Rebellato**

RESUMO

LAGAZZI, R. C. (2019). **Análise e gestão de crédito em uma empresa do setor de combustíveis** - modelo estatístico, gestão de indicadores e relação de retorno. Trabalho de Conclusão de Curso – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2019.

A concessão de crédito e prazos vem sendo uma das grandes atribuições para se ganhar negociações e clientes no cada vez mais competitivo mercado nas últimas décadas. Entender quais os indicadores devem ser controlados para identificar quais as boas e más oportunidades de crédito são fatores fundamentais para se manter competitivo. O trabalho foca em duas etapas: na primeira, busca realizar um estudo estatístico através da regressão logística para identificação destas variáveis, buscando as relacionar com os diferentes C's de créditos e então avaliando sua eficácia através da aplicação em carteiras de clientes reais de uma empresa do setor de distribuição de combustíveis. Na segunda etapa, busca-se operacionalizar a redução de risco das carteiras por meio da conversão da formula de probabilidade logarítmica em um painel de gráficos que estimule as áreas comerciais a buscarem propostas com menores condições de risco. Por fim o trabalho ainda realiza uma apresentação de matriz que trará não somente a visão de risco, mas também de retorno.

Palavras chave: 1. Risco de crédito 2. Regressão logística 3. Operacionalização da redução de risco 4. Matriz de risco e retorno

ABSTRACT

LAGAZZI, R. C. (2019). **Credit analysis and management in a fuel company** - statistical model, indicator management and return ratio. Final Paper – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2019.

The granting of credit and terms has been one of the great attributes to win negotiations and customers in the increasingly competitive market in recent decades. Understanding which indicators should be controlled to identify which ones are the good and bad opportunities are the key factors in staying competitive. This paper focuses on two stages: in the first, it aims to perform a statistical study through a logistic regression to identify these variables, looking for relate them to different credit C's and then evaluating their effectiveness by applying to a fuel distribution company's real client portfolio. In the second step, the paper aims to operationalize the risk reduction of portfolios by converting the logarithmic probability formula into a graphics panel that encourages commercial areas to look for negotiation with lower risk conditions. Finally, the paper also presents a matrix presentation that will bring not only the risk side, but also the return.

Keywords: 1. Credit risk 2. Logistic regression 3. Operational risk reduction analysis 4. Risk and return Matrix

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - EVOLUÇÃO E PROJEÇÃO DO CRÉDITO TOTAL.....	10
FIGURA 2 - MARKET PLACES DO MERCADO DE COMBUSTÍVEIS.....	11
FIGURA 3 - MARKET SHARE DO MERCADO DE COMBUSTÍVEIS.....	12
FIGURA 4 - ESTRUTURA DE DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO	14
FIGURA 5 - EXEMPLO DE CURVA LOGÍSTICA.....	20
FIGURA 6 - GRÁFICO DE CLASSIFICAÇÃO DE VARIÁVEIS 1.....	28
FIGURA 7 - GRÁFICO DE CLASSIFICAÇÃO DE VARIÁVEIS 2.....	28
FIGURA 8 - GRÁFICO DE CLASSIFICAÇÃO DE VARIÁVEIS 3.....	29
FIGURA 9 - APLICAÇÃO DO TESTE VIF	30
FIGURA 10 - EXEMPLO DE SIGNIFICÂNCIA P	31
FIGURA 11 – TABELA EXEMPLO TESTE DE HOSMER LEMESHOW.....	32
FIGURA 12 - GRÁFICO DE RELAÇÃO COMPORTAMENTO X NOTAS.....	36
FIGURA 13 - EXEMPLO DE NOTA PAINEL.....	37
FIGURA 14 - EXEMPLO GRÁFICO DE CLIENTES	38
FIGURA 15 - EXEMPLO DE VARIAÇÕES	39
FIGURA 16 - NÍVEIS DE SEGMENTAÇÃO DE RESULTADOS.....	40
FIGURA 17 - EXEMPLO DE TELA DO PAINEL	41
FIGURA 18 - EXEMPLO DE TELA INFORMAÇÕES DE CLIENTES	42
FIGURA 19 - QUADRANTES MATRIZ DE RISCO X RETORNO.....	45
FIGURA 20 – CRITÉRIOS NOTA DE RISCO.....	51
FIGURA 21 - NOTAS GERAIS DAS 4 MACRORREGIÕES DE VENDAS	52
FIGURA 22 - GRÁFICO DE VENCIDO E PDD DAS MACRORREGIÕES.....	52
FIGURA 23 - GRÁFICO DE BOLHA DE CLIENTES PARA REGIÕES 8 E 12	53
FIGURA 24 - DISTRIBUIÇÃO DE CLIENTES DAS REGIÕES 8 E 12.....	54
FIGURA 25 - EVOLUÇÃO DA NOTA DAS REGIÕES 8 E 12.....	54
FIGURA 26 - GRÁFICO DE VENCIDO E PDD DAS REGIÕES 8 E 12	55
FIGURA 27 - MAPA DE RISCO PARA CLIENTES DE GRANDE PORTE	56
FIGURA 28 - MATRIZ DE RISCO E RETORNO - CLIENTES BRASIL	57
FIGURA 29 - MOVIMENTO DA CONCESSÃO DE PRAZO NA MATRIZ	58
FIGURA 30 - MOVIMENTO DO PAGAMENTO DE FP NA MATRIZ	58
FIGURA 31 - MOVIMENTO DE INCLUSÃO DE GARANTIAS NA MATRIZ	59
FIGURA 32 - MOVIMENTO DO PARCELADO NA MATRIZ.....	60

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - CARACTERÍSTICAS DOS MODELOS ESTATÍSTICOS.....	18
TABELA 2 - INDICADORES PARA ESTUDO INICIAL.....	27
TABELA 3 - TABELA DE MULTICOLINEARIDADE	30
TABELA 4 - EXEMPLO TESTE DE ACURACIDADE	32
TABELA 5 - RELAÇÃO TIPO DE COMPORTAMENTO X NOTA	36
TABELA 6 - CRITÉRIOS DA NOTA DE RETORNO	44
TABELA 7 - COEFICIENTES REGRESSÃO B2B.....	47
TABELA 8 - COEFICIENTES REGRESSÃO VAREJO	48
TABELA 9 - TESTE DE HOSMER-LEMESHOW B2B.....	49
TABELA 10 - TESTE DE HOSMER-LEMESHOW VAREJO	49
TABELA 11 - ADAPTAÇÕES DAS VARIÁVEIS PARA O PAINEL B2B	50
TABELA 12 - ADAPTAÇÕES DAS VARIÁVEIS PARA O PAINEL VAREJO.....	50

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	9
1.1. CONTEXTO ATUAL DE CRÉDITO.....	9
1.2. O MERCADO DE COMBUSTÍVEIS NO BRASIL	10
1.3. OBJETIVO	12
1.4. RELEVÂNCIA E CONTEXTO DO TRABALHO.....	12
1.5. ESTRUTURA DO ESTUDO	13
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	15
2.1. RELAÇÃO RISCO RETORNO	15
2.2. ANÁLISE E RISCO DE CRÉDITO	15
2.2.1. Julgamento Qualitativo	16
2.2.2. Julgamento Quantitativo	17
2.3. REGRESSÃO LOGÍSTICA	18
2.4. MERITOCRACIA.....	20
2.5. DEMONSTRAÇÕES CONTÁBEIS E INDICADORES FINANCEIROS	21
2.5.1. Balanço Patrimonial e Demonstrativo de Resultado.....	21
2.5.2. Índices econômico-financeiros.....	22
2.5.3. Análise vertical e horizontal	24
3. MÉTODO E DESENVOLVIMENTO	25
3.1. ESTUDO ECONOMÉTRICO.....	25
3.1.1. Variáveis dependentes e resposta.....	25
3.1.2. Definição dos Indicadores	26
3.1.3. Desenvolvimento do Modelo	29
3.2. PAINEL DE INDICADOR DE RISCO	33
3.2.1. Impactos internos a crédito.....	33
3.2.2. Impactos externos a crédito.....	34
3.2.3. Painel – cálculos e regras de adaptação	34
3.2.4. Painel – dados presentes e segmentações	37
3.3. MATRIZ RISCO RETORNO.....	42
3.3.1. Avaliação de Retorno	42
3.3.2. Quadrantes da Matriz	44
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	46
4.1. MODELO ECONOMÉTRICO	46
4.1.1. Resultados estatísticos.....	46
4.2. COMPARATIVOS VIA PAINEL DE INDICADORES	50
4.2.1. Do modelo ao painel – adaptações de cálculo	50
4.2.2. Exemplos de cenários - comparação com resultados financeiros	51
4.3. MATRIZ DE RISCO.....	56
4.3.1. Posição atual na matriz – identificação estratégica	56
4.3.2. Negociações e seus impactos na matriz	57
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	61
REFERÊNCIAS.....	63

1. INTRODUÇÃO

Modelar um sistema de previsão e gerenciamento de crédito causa grandes impactos nas estratégias e resultados das companhias, por isso o presente trabalho partirá da construção de um modelo matemático e, em seguida uma ferramenta de gestão das carteiras de crédito, buscando tratar de maneira prática os resultados obtidos com o primeiro modelo. Todo o estudo foi desenvolvido na área de crédito de uma empresa do setor de distribuição de combustíveis.

Neste capítulo será realizada uma contextualização do cenário de crédito no Brasil e a apresentação do mercado de distribuição de combustíveis, assim como sua relação com crédito. E, ao final, trará a definição dos objetivos específicos e entregas finais do trabalho.

1.1. CONTEXTO ATUAL DE CRÉDITO

Mesmo com a perspectiva de taxas positivas no crescimento das principais economias mundiais, observa-se um cenário de cada vez mais incertezas e desaceleração das grandes potências. Dada esta volatilidade internacional, o Brasil aparece em um cenário de mudanças socioeconômicas que resultam em projeções otimistas para a recuperação da economia nacional, no qual, entre as estratégias adotadas, estão as taxas de juros cada vez mais baixas, que acabam por estimular a flexibilização das condições e prazos nas operações de crédito, tanto para pessoas físicas quando jurídicas. De acordo com o Banco Central do Brasil (2019, p.43), a estimativa para 2019 é de aceleração do crescimento do saldo de crédito junto ao Sistema Financeiro Nacional (SFN), com elevação de 7,2%, decorrente de aumentos de 9,7% e 4,1% para os saldos de crédito a pessoas físicas e jurídicas, respectivamente, como apresentado na Figura 1.

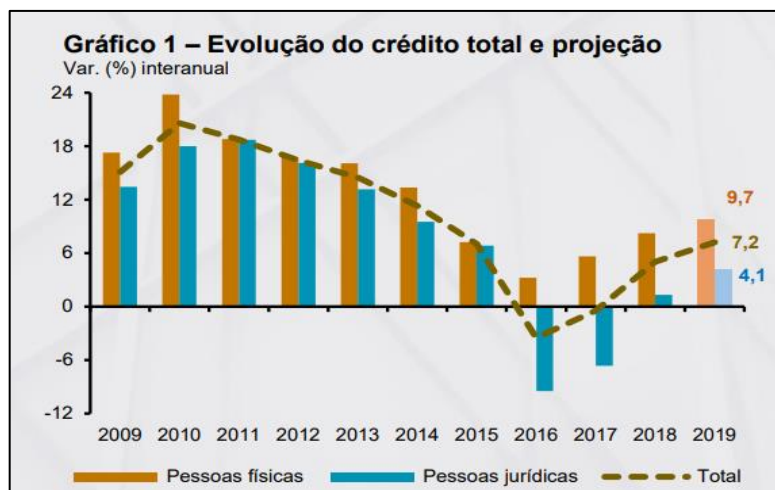


Figura 1 - Evolução e projeção do crédito total
Fonte: Banco central do Brasil. Relatório da Inflação 2019

Juntamente ao cenário de crescimento e flexibilização nas concessões de crédito, é esperado um aumento nas taxas de inadimplência, o que revela um dos elementos mais importante nas análises de crédito, o risco. Para Sandroni (2006, p.737) risco é a situação em que, partindo-se de determinado conjunto de ações, vários resultados são possíveis e as probabilidades de cada um acontecer são conhecidas. Porém, quando estas probabilidades são desconhecidas, a situação denomina-se incerteza.

Portanto, deve-se considerar que avaliar o risco de crédito é avaliar a probabilidade de o tomador de crédito não honrar suas obrigações dentro de um espaço de tempo acordado.

Nesse contexto, surgem oportunidades para a otimização de sistemas de gerenciamento de crédito que buscam mitigar o risco e minimizar o impacto da inadimplência nas operações.

1.2. O MERCADO DE COMBUSTÍVEIS NO BRASIL

Conforme Neto (2017, p.4) descreve em sua publicação para a FGV Energia, o mercado de distribuição e revenda de combustíveis no Brasil, que hoje é o quarto maior mercado do mundo, empregando cerca de meio milhão de pessoas e movimentando anualmente um montante superior a 400 bilhões de reais, sofreu, no passado, grande interferência do Estado, que controlava até mesmo os preços, margens de comercialização e fretes.

A partir de meados de 1990 iniciou-se um processo de liberalização de preços e redução dos subsídios governamentais em toda a cadeia. Porém, a total autonomia para definição dos preços pelo agente revendedor em suas bombas de combustíveis passou a vigorar somente em 31 de dezembro de 2001, com Lei do Petróleo (Lei nº 9.478/1997). A lei também criou a ANP (Associação Nacional do Petróleo), que ficou responsável pela implementação da política energética relacionada ao petróleo e biocombustíveis e na proteção dos interesses do consumidor quanto ao preço, qualidade e oferta do produto.

Uma vez que a agência não possui nenhuma influência nos preços dos combustíveis, passou a vigorar o processo de livre concorrência no mercado. E hoje, há três grandes *players*, que juntos, segundo levantamento de 2019 da ANP, representam cerca de 44% dos *Market Places* e 63% do volume total comercializado, como mostram as Figuras 2 e 3.

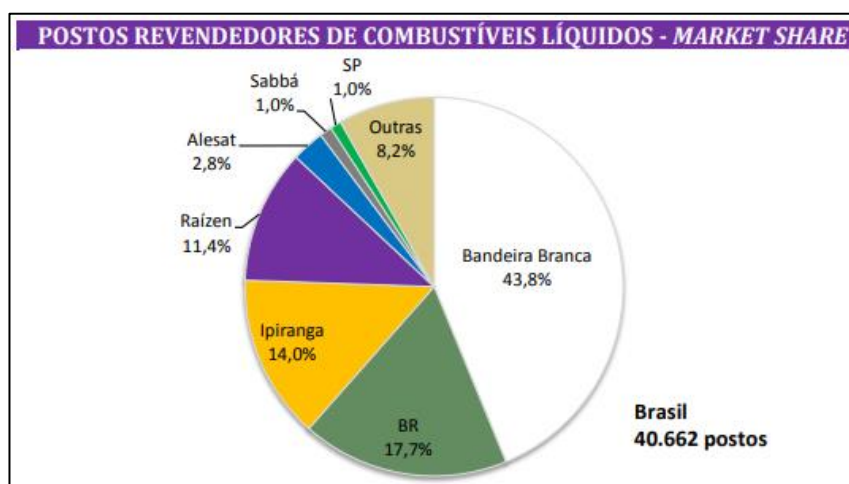


Figura 2 - Market Places do Mercado de Combustíveis
Fonte: Boletim Nº61 ANP

GASOLINA AUTOMOTIVA		ÓLEO DIESEL		ETANOL	
MARKET SHARE NO ANO		MARKET SHARE NO ANO		MARKET SHARE NO ANO	
Distribuidora	Participação	Distribuidora	Participação	Distribuidora	Participação
BR ▼	24,09%	BR ▼	30,87%	RAIZEN ▲	19,94%
RAIZEN ▼	20,15%	RAIZEN ▲	21,19%	IPIRANGA ▲	17,32%
IPIRANGA ▼	19,59%	IPIRANGA ▼	21,11%	BR ▼	17,30%
ALESAT ▲	4,44%	ALESAT ▲	2,79%	DIAMANTE ▼	5,05%
PETRONAC ▼	2,30%	CIAPETRO ▲	1,95%	PETROBALL ▲	3,13%
CIAPETRO ▲	1,75%	ATEM'S ▲	1,69%	PETROZARA ▼	2,98%
RODOIL ▲	1,68%	PETRONAC ▼	1,27%	GRAN PETRO ▼	2,65%
FERA ▲	1,33%	ROYAL FIC ▼	1,20%	VETOR ▲	2,14%
SP ▲	1,11%	RODOIL ▲	0,89%	MONTE CABRAL ▲	2,01%
POTENCIAL ▼	1,09%	POTENCIAL ▼	0,80%	ALPES ▼	1,90%
OUTRAS ▲	22,47%	OUTRAS ▼	16,23%	OUTRAS ▼	25,57%

Figura 3 - Market Share do mercado de combustíveis
Fonte: Boletim Nº 61 ANP

Com um mercado mais aberto e competitivo, uma das formas das empresas se diferenciarem é por meio das condições de pagamento e antecipações monetárias nas negociações. Cenários, estes, que reforçam a importância das análises de abertura de crédito e seu risco envolvido.

1.3. OBJETIVO

Tendo as concessões de crédito como um dos critérios ganhadores de pedidos e definido que o risco de crédito se trata do elemento mais importante nestas análises, o presente trabalho tem por objetivo elaborar uma ferramenta gerencial de mensuração de risco de concessão de crédito em uma empresa do setor de combustíveis, considerando três grandes etapas para isso:

- Utilizar técnicas quantitativas e qualitativas de avaliação de crédito para criação de um modelo econométrico para dimensionar o risco.
- Gerar painel de indicadores que buscará, através de conceitos da meritocracia, estimular a mitigação do risco das negociações.
- Construir matriz relacionando risco e retorno dos clientes com estudo de possíveis movimentos nas negociações e seus respectivos impactos.

Ao fim, o presente trabalho busca, também, contribuir para a gestão estratégica e operacional do crédito da companhia.

1.4. RELEVÂNCIA E CONTEXTO DO TRABALHO

O trabalho foi realizado baseado no programa de estágio no setor de crédito de uma das companhias do setor de distribuição de combustível em que o autor participou. O

estágio teve a duração de 8 meses e as entregas do modelo estatístico, sistema de indicadores e matriz de risco e retorno foram realizadas ao final do mesmo. O nome das companhias, gerentes e funcionários envolvidos no estudo foram alterados para preservação de sigilo.

1.5. ESTRUTURA DO ESTUDO

O estudo foi dividido em três etapas, além desta Introdução. Na primeira delas, será apresentado todo o embasamento teórico necessário: serão apresentados conceitos de crédito utilizados para as decisões, conceitos relacionados à estatística, principalmente ao modelo logístico, conceitos de contabilidade atrelado aos critérios utilizados entre os indicadores aplicados na análises logit, além de temas como meritocracia e competição utilizados no painel de gestão operacional de crédito e por fim, conceitos de risco e retorno, os quais norteiam qualquer negócio no mundo dos negócios.

No segundo etapa, será consolidado o método de desenvolvimento do estudo, explicando as decisões tomadas, as descobertas ao longo do estudo, alguns resultados preliminares e, além disso, serão introduzidas algumas segmentações e definições do próprio mercado de combustíveis, tudo utilizado para o resultado final.

Por fim serão apresentados os resultados finais, passando por cada um dos modelos estatísticos e pelas adaptações realizadas nos painéis e matrizes desenvolvidos durante o estudo, juntamente com exemplos de casos práticos da empresa onde foi desenvolvido.

A fim de facilitar a compreensão do estudo a Figura 4 apresenta toda a estrutura de desenvolvimento do trabalho, abordando cada um dos temas que foram tratados em seu desenvolvimento. Em roxo estão as seções relacionadas aos métodos de desenvolvimento e em azul as seções relacionadas aos resultados relacionados aquele desenvolvimento.

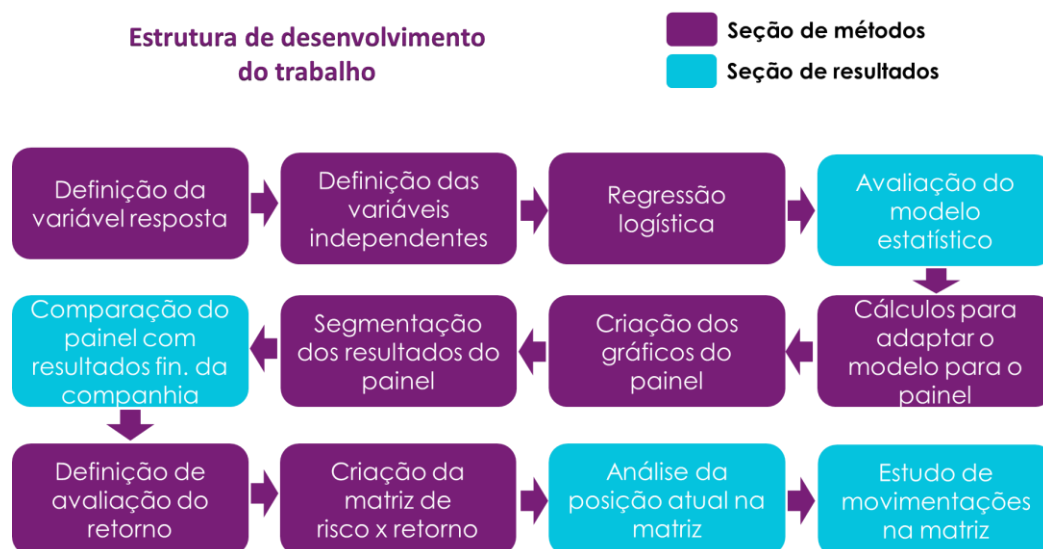


Figura 4 - Estrutura de desenvolvimento do trabalho
 Fonte: Autoria Própria

Resumidamente, o estudo iniciará com a definição das variáveis resposta e independentes propostas em econométrico, na sequência será realizada uma regressão logística, considerando e apresentando todas as particularidades e, então apresentação dos resultados obtidos com o estudo. Na sequência, serão apresentados os cálculos para adaptação do modelo em um painel de notas de risco, abordando todo o processo de criação gráfica e segmentações, e então, serão realizadas comparações dos resultados do painel com resultados financeiros já consolidados da empresa. Por fim, a última etapa do estudo, será a criação de uma nota de retorno e a intersecção desta nota com as notas de risco obtidas até então, assim, será possível obter uma matriz de risco e retorno e analisar a posição atual da empresa e algumas ações abordadas em negociações e seus impactos na matriz.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O capítulo a seguir busca trazer conceitos necessários para uma interpretação clara dos resultados. Foram utilizadas fontes pertinentes aos assuntos somadas à comentários e contribuições do próprio autor que servirão como base para o método e desenvolvimento de todo o estudo.

2.1. RELAÇÃO RISCO RETORNO

Em todo negócio, dado que o resultado efetivo após a execução poderá ser maior ou menor que o esperado, o retorno é definido como a expectativa que um investidor tem em um primeiro momento. Já o risco está exatamente no grau de incerteza deste possível retorno. Portanto, é natural de se esperar que assumindo um risco maior o retorno, também seja maior, visto que o intervalo de resultados possíveis é ampliado.

Para Securato (2002, p. 216) risco é “uma forma de medir quanto podemos perder em uma operação, em relação a um ganho médio estabelecido”. Já para Gitman (2010, p. 202) o conceito está relacionado não somente com “a possibilidade de prejuízo financeiro”, mas também com “a variabilidade de retornos associados a um determinado ativo.”

Ainda Securato (2007, p. 42) também ensina que os riscos podem ser “sistemáticos ou conjunturais” e “não sistemático ou próprio.” Destaca que o primeiro consiste no risco que os sistemas econômico, político ou social impõem ao ativo, enquanto o segundo consiste no risco intrínseco ao ativo e ao subsistema ao qual pertence, e é gerado por fatos que o afetam diretamente.

No entanto também temos outras classificações de risco, como as feitas por Duarte Junior (1996) que apresentou na Bolsa de Mercados Futuros, que o conceito de risco cobriria quatro grandes grupos: risco de mercado, risco operacional, risco de crédito e risco legal.

2.2. ANÁLISE E RISCO DE CRÉDITO

Segundo Caouette, Altman e Narayanan (1999, p.1) o risco de crédito é a mais antiga forma de risco nos mercados financeiros e pode ser definido como a chance de que a expectativa da promessa de pagamento não se cumpra.

Mesmo já sendo muito estudado, cada setor de crédito possui suas características e, na busca de identificar quais as negociações em que a promessa de pagamento tende a não ser cumprida são utilizadas, basicamente, as adaptações advindas de duas formas de julgamento - qualitativa e a quantitativa.

2.2.1. Julgamento Qualitativo

O julgamento qualitativo é o mais tradicional e possui a interferência da experiência e subjetividade do analista visto que se dá a partir da análise dos 5 C's do crédito (caráter, capacidade, capital, colateral e condições).

Para Schrickel (1998), pode-se separar os C's do crédito em dois grupos, os aspectos pessoais, que são o caráter e a capacidade e os aspectos financeiros, que são o capital, as condições e o colateral.

O caráter é entendido como a intenção do devedor em pagar e cumprir o acordo, ou seja, sua honestidade. Para medi-la, busca-se a respeito de sua reputação e se habitualmente cumpre seus pagamentos. Para Hoji (2003), o caráter é o item mais importante na análise de crédito. A avaliação do caráter do cliente, apesar do alto grau de subjetividade, por se referir a aspectos morais e éticos, é muito importante, porque vai depender da sua integridade ética, ou honestidade, para saldar compromissos financeiros. O levantamento de dados históricos pode auxiliar na avaliação do caráter. Se o caráter do cliente não for aceitável, os outros itens da análise serão bastante prejudicados.

A capacidade está relacionada à competência e experiência dos sócios e administradores. Complementando, Silva (2000) ainda argumenta que a visão estratégica, o potencial de administração, produção e comercialização da empresa fazem parte a análise da capacidade, que pode conter certa subjetividade e nem sempre é fácil de ser avaliado.

Em suma os dois pontos são os mais importantes da análise, visto que refletem o quanto o tomador está disposto e preparado para pagar.

O capital já faz parte dos aspectos financeiros do cliente, onde busca-se avaliar a condição e saúde financeira de uma empresa. Observa-se como está sua operação, seus balanços, suas lucratividades, dívidas, liquidez e outros indicadores relacionados

à estrutura de capital da mesma. Schrickel (1998) cita que é importante que os sócios tenham investido os recursos que dispõem na empresa, indicando que eles confiam na empresa e no retorno de seus capitais.

O colateral, é um dos C's voltados exclusivamente para a negociação, onde o cliente irá oferecer garantias complementares ao negócio. Silva (2000) afirma que é uma forma de suprir eventuais fraquezas e dúvidas com relação aos outros C's. As garantias podem ser reais, que é quando o tomador confere ao credor, por meio hipoteca ou alienação fiduciária, o direito sobre um bem de seu patrimônio. E também podem ser garantias pessoais, como fianças, que permitem o credor recorrer ao patrimônio atual e futuro de quem está dando o aval.

Por fim, há a Condição que está ligado aos fatores externos à negociação, são cenários macroeconômicos que podem afetar o negócio e não estão no controle do tomador. São dados relacionados ao aquecimento ou desaquecimento da economia, sazonalidade de produtos e o ramo de atividade, por exemplo.

2.2.2. Julgamento Quantitativo

Complementando os dados qualitativos, o julgamento quantitativo trará dados que não necessitam da subjetividade do analista, e que deverão apoiar a decisão do mesmo através do uso de métodos estatísticos na tratativa dos dados.

Thomas (2000, p. 149 – 172) afirma que no caso das técnicas de previsão estatísticas na área crédito, temos o *credit scoring* e o *behavioural scoring* (THOMAS 2000, p.149-172).

O *behavioural scoring* se baseia nos dados de relações já passadas entre o tomador e o credor, como por exemplo o montante já utilizado, os percentuais de atraso, como foi utilizado, entre outros. Queiroz (2006, p.5) define como “um sistema de pontuação com base em análise comportamental que utiliza as informações que a empresa já possui sobre o cliente na renovação ou concessão de uma nova linha de crédito”.

Já o *credit scoring* busca conceder uma nota de risco para o cliente através da aplicação de uma técnica estatística que utiliza critérios não necessariamente internos à companhia que irão suportar e dar mais segurança às decisões feitas pelo analista.

Entre as várias técnicas existentes, há três principais: a análise discriminante, a regressão logística e as redes neurais.

A tabela 1 apresenta, brevemente, cada uma das técnicas e suas principais diferenças.

Técnica	Análise Discriminante	Regressão Logística	Redes Neurais
Descrição	Método para identificar uma combinação linear entre indicadores para separar os dados em dois ou mais grupos.	Método para estimar a probabilidade de um determinado evento ocorrer ou não, geralmente com resposta binária.	Sistema de processamento de informações que possuem conexões com pesos distintos.
Característica das variáveis independentes	Normalidade necessária entre as variáveis.	Variáveis podem ser quantitativas e qualitativas e não são necessariamente normais.	Permite flexibilização nas relações das variáveis.
Interpretação da variável dependente	Variável não métrica, com uma interpretação através de escores	Relação entre as variáveis independentes traçará uma curva S.	Classificação final conforme resultado da relação de cada variável independente.

Tabela 1 - Características dos modelos estatísticos
Fonte: Autoria própria

2.3. REGRESSÃO LOGÍSTICA

Os modelos estatísticos multivariados buscam estudar a relação entre um conjunto de indicadores (variáveis independentes) com uma resposta (variável dependente), onde está pode ser uma variável contínua ou discreta. Quando observado os estudos nos campos da Economia e Ciências Sociais, verifica-se que as resposta,

independentemente da quantidade de variáveis envolvidas, mesmo quando contínuas, podem ser transformadas em discretas para uma melhor tratativa.

Neste sentido, tem-se a regressão logística, também conhecida como análise LOGIT, como um dos modelos estatísticos mais utilizados pois é interpretada como o logaritmo da razão de chance (*odds ratio*) entre duas respostas possíveis, ou seja, a análise LOGIT comparará a probabilidade de um conjunto assumir a posição 1 ou 0.

Além disto, a função logística possui propriedades teóricas menos rígidas, possibilitando a utilização de variáveis não normais e discretas entre as independentes e por possuir uma forma não linear - apenas grandes alterações irão terminar transições entre os estados de resposta.

Para que o modelo de regressão logística traga uma boa assertividade nas classificações realizadas, deve-se seguir dois passos durante a análise: a estimativa do modelo e seus coeficientes e o teste de eficiência de seus índices de classificação.

Para definição do modelo, Hosmer e Lemeshow (1989) destaca que em uma regressão logística, a probabilidade de ocorrência de um evento pode ser estimada diretamente. No caso da variável dependente Y assumir apenas dois possíveis estados (1 ou 0) e haver um conjunto de n variáveis independentes, o modelo de regressão logística pode ser escrito da seguinte forma:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-z_i}}$$

Onde, P representa a probabilidade de o evento acontecer e z_i é dado por:

$$z_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n$$

Os coeficientes β são estimados a partir do conjunto de dados, pelo método da máxima verossimilhança, em que encontra uma combinação de coeficientes que maximizam a probabilidade de a amostra ter sido observada. Considerando combinações entre os valores de β e x , observa-se que a curva logística tem um comportamento probabilístico no formato da letra S.

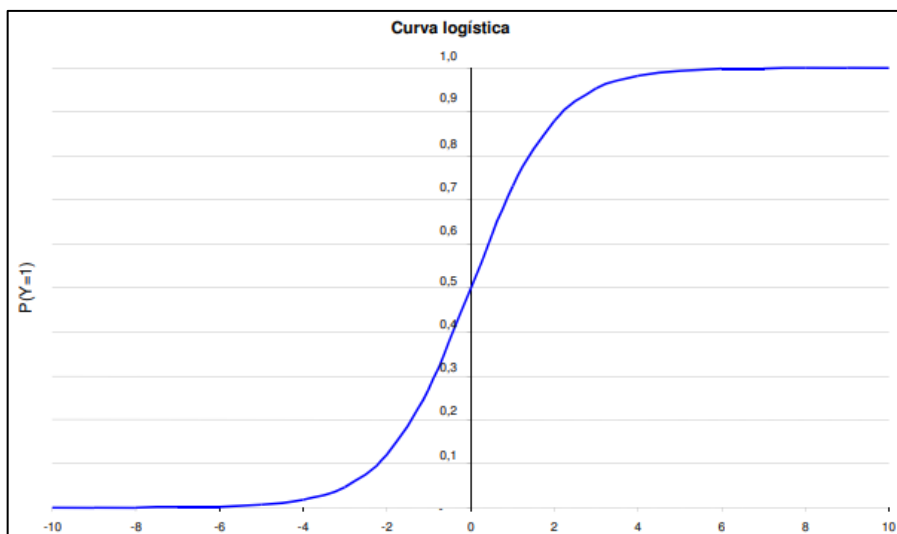


Figura 5 - Exemplo de curva logística

Após encontrada a função que melhor define o comportamento da variável de resposta, Hair Jr. (1998) recomenda que se deve testar os resultados em uma parte da amostra, obtendo índices que descreverão a eficiência do modelo. Entre os principais testes estão: Wald, Step, Block, Model, Cox-Snell R^2 , Nagelkerke R^2 e Hosmer e Lemeshow.

2.4. MERITOCRACIA

A meritocracia é a forma de reconhecimento pelo esforço que vai além da rotina normal de trabalho, trazendo um impacto positivo na satisfação daqueles que apresentam bons resultados.

No contexto empresarial, a palavra meritocracia pode ser apresentada como uma estratégia para aquisição e aplicação eficaz do fator humano em função do aumento do conteúdo intelectual do trabalho, da importância de inovação, da criatividade e do aumento da competição por talentos em um mundo cada vez mais global (LINS et al., 2009).

Para BARBOSA (1999), a meritocracia é como um modelo de gestão baseado em valores que rejeitam toda e qualquer forma de privilégio hereditário e corporativo, permitindo que os indivíduos sejam avaliados e valorizados independentemente de suas trajetórias e biografias sociais.

Na meritocracia, o cumprimento de metas está diretamente ligado ao crescimento na companhia e os funcionários são remunerados pelo cumprimento delas. Em seu

princípio, a meritocracia proporciona o reconhecimento das melhores pessoas e dos melhores resultados.

2.5. DEMONSTRAÇÕES CONTÁBEIS E INDICADORES FINANCEIROS

As demonstrações contábeis representam a posição patrimonial e financeira de uma empresa e uma determinada data, referenciando as movimentações que ocorreram em um intervalo já definido anteriormente. As demonstrações contábeis buscam que informações sobre fluxo de caixa, balanço patrimonial, resultados líquidos e bruto, entre outras. Tudo isso, para que usuários de diversos setores, com diversos objetivos possam obter informações e tomarem uma decisão perante a empresa, seja se esta decisão for relacionada a investimentos, crédito, fusões e aquisições, entre outras.

2.5.1. Balanço Patrimonial e Demonstrativo de Resultado

Conforme definição do Comitê de Pronunciamento Contábeis (CPC), o Balanço Patrimonial demonstra a posição patrimonial e financeira de uma companhia de maneira qualitativa e quantitativa, ou seja, o Balanço é a relação entre os ativos (bens e direitos), passivos (exigibilidade e obrigações) e o patrimônio líquido de uma empresa numa data específica.

O balanço é considerado a principal das declarações contábeis, sendo produzido respeitando uma série de regras universais, com alta rigorosidade e precisão.

O demonstrativo busca trazer de forma dedutiva o resultado gerado pela atividade operacional e financeira da empresa em um determinado período, partindo-se das receitas brutas, são deduzidos imposto sobre faturamento, despesas com vendas, custo da mercadoria, despesas administrativas, depreciação e amortização, resultados financeiros e juros, impostos sobre o lucro e até mesmo a distribuição de lucros entre os sócios.

Dentre os diversos estágios do cálculo, são encontrados alguns índices, como a margem bruta, margem líquida, EBITDA, lucro operacional, entre outros que são de extremo interesse para uma avaliação de como a empresa se comportando e desenvolve durante os períodos comparados. É através dos resultados obtidos no DRE que se pode avaliar a capacidade dos gestores em gerar eficiência e produtividade para a companhia.

2.5.2. Índices econômico-financeiros

Como descrito por Athar (2005), os índices representam a relação entre dois fatores da demonstração de resultado ou do balanço patrimonial, dividindo-se um pelo outro e analisando-se a proporcionalidade entre os fatores. É importante que para se obter resultados corretos, cuidados como mesmo tipo de moeda e classificação de contas no balanço patrimonial sejam realizadas antes das análises.

Os índices econômico-financeiros são considerados auxiliares na tomada de decisão, pois além de demonstrarem situação passada, permitem projeções futuras como é o caso do objetivo deste trabalho.

As informações reveladas pelos índices, são de interesse de acionistas, credores e os próprios administradores da empresa, pois os primeiros buscam saber quanto retorno poderão ter, os segundos interessam-se pela segurança que possuem ao investir nos negócios e os administradores buscam alinhar os indicadores com as estratégias definidas, identificando fraquezas através dos próprios indicadores.

Gitman (1997) classifica os índices financeiros em três grandes grupos, os relacionados à liquidez, ao endividamento e à lucratividade. Os dois primeiros grupos estão diretamente relacionados ao risco da empresa, sendo a liquidez relacionada ao curto prazo e o endividamento ao longo. Já o grupo da lucratividade liga-se aos fatores de retorno que a companhia por gerar.

Mais especificamente, liquidez é a capacidade de transformar um ativo em dinheiro sem ter significativas perdas para isso. Em empresas, a liquidez é entendida como a medida dos recursos que uma empresa possui para quitar suas obrigações com terceiros. Para medir essa liquidez, são utilizados indicadores, como os índices de liquidez corrente, liquidez seca, liquidez imediata e liquidez geral.

A Liquidez Seca, por exemplo, indica quanto à empresa possui em disponibilidades, aplicações financeiras em curto prazo e duplicatas a receber em relação ao passivo circulante.

$$\text{Liquidez Seca} = \frac{\text{Ativo Circulante} - \text{Estoques}}{\text{Passivo Circulante}}$$

Este índice avalia conservadoramente a situação de liquidez da empresa, eliminando o estoque do numerador, demonstrando que se a empresa sofresse uma paralisação de suas vendas ou se seu estoque tornasse obsoleto, quais seriam as chances de pagar suas dívidas com o disponível e as duplicatas a receber.

Já o endividamento determina o quanto de capital de terceiros está sendo utilizado na busca por resultado da empresa, ou seja, é um quociente entre o capital próprio e as dívidas oriunda de capital de terceiros. Em geral, quanto maior o nível de endividamento de uma empresa, maior sua alavancagem financeira, termo utilizado para descrever a ampliação dos riscos na busca de um melhor resultado (GITMAN, 1997, p.166).

O índice de endividamento geral é calculado pela relação das dívidas e do ativo total:

$$EG = \frac{\text{Total de dívidas}}{\text{Total de Ativo}}$$

Já a Composição do Endividamento indica quanto da dívida deverá ser paga no curto prazo:

$$CE = \frac{\text{Passivo Circulante}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Elegíveis de Longo Prazo}}$$

Para o grupo de índices relacionados à lucratividade, observa-se a descrição de uma série de medidas e decisões que combinam efeitos de produtividade, endividamento, administrativos, liquidez e outros.

Um dos indicadores é a Margem Operacional, que indica qual o percentual da Receita Líquida está resultando após desconto de todo os custos de produtos e administrativos operacionais.

$$M.O. = \frac{\text{Lucro Operacional}}{\text{Receita Líquida}}$$

A Margem Líquida segue o mesmo racional, porém com o resultado líquido no numerador, já descontando até mesmo o Imposto de Renda.

$$\text{Margem Líquida} = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Receita Líquida}}$$

2.5.3. Análise vertical e horizontal

As análises horizontal e vertical buscam, basicamente, a identificação de tendências comparando resultados entre os períodos ou entre as distribuições do balanço patrimonial.

A análise vertical se baseia nos valores percentuais de cada conta das demonstrações financeiras, dividindo sempre a conta em questão pelo total de ativos da empresa. Já a análise horizontal busca comparar a evolução dos tipos de conta entre os períodos analisados.

É importante que ambas as análises sejam realizadas conjuntamente para que se tenha dimensão de cada uma das contas, assim como de quanto uma variação passará a ser relevante para a tomada de decisão.

3. MÉTODO E DESENVOLVIMENTO

Para uma fácil compreensão dos resultados que serão apresentados, o terceiro capítulo busca justificar cada uma das escolhas e decisões durante o desenvolvimento, conectando-as também com as revisões apresentadas no capítulo anterior.

3.1. ESTUDO ECONOMETRICO

O primeiro passo para a construção do modelo estatístico foi a definição da questão que deveria ser encontrado após o estudo econométrico; era necessário definir claramente a pergunta do estudo para que se fosse traçada uma variável resposta que traduzisse o risco de crédito. Após pesquisas com os líderes das áreas envolvidas, foi definida que a mesma seria:

“Qual a probabilidade de um cliente estar inadimplente com a companhia?”

Definida a pergunta, pode-se concluir que a resposta seria uma variável binária, afinal independentemente de seu tamanho, um cliente terá apenas duas situações possíveis ao fim: inadimplente ou adimplente.

Em uma primeira busca dos critérios que poderiam conter correlação com as respostas definidas, observou-se que os dados já presentes na empresa possuíam características do tipo contínuo e/ou discreto. Por limitações dos outros dois modelos apresentados para tratativa de tais dados, definiu-se que o modelo estatístico a ser utilizado seria a regressão logística.

3.1.1. Variáveis dependentes e resposta

Na busca da melhor variável que descreveria a pergunta feita, foi necessária a definição do *status* de cliente inadimplente para a companhia, a qual, foi apresentado como qualquer débito constatado no fechamento de cada um dos meses do estudo.

Visto que o estudo faz o uso de variáveis binárias, definiu que a presença de débito no fechamento de um mês “A” seria o fato de ocorrência no estudo logístico e que o desempenho e situações daquele cliente no mês A seriam as variáveis independentes para o estudo da correlação.

Desta forma, foi possível multiplicar ainda mais a quantidade de dados presentes no estudo, afinal, um mesmo cliente teria um resultado e um desempenho diferente para cada mês.

3.1.2. Definição dos Indicadores

Considerando que o estudo se dá entre os clientes de uma empresa de distribuição de combustíveis que participa de diversos mercados do setor, primeiramente, se fez necessário separar os mesmos em três diferentes grupos conforme suas características e segmento e, principalmente, a forma como são avaliados dentro da área de crédito da companhia. Foram traçados três grandes perfis de clientes:

- Cliente de varejo: são os revendedores de combustíveis aos consumidores finais, os quais possuem como core *business* a venda de combustíveis, ou seja, são extremamente dependentes da empresa e, de forma intuitiva, podemos relacionar sua performance de pagamento (*behavioural scoring*) com a saúde financeira do revendedor. São mercados onde há uma forte presença do C Colateral, ou sejam, funciona com a apresentação de garantias reais por parte dos clientes.
- Empresas de pequeno porte: são empresas que compram diretamente com a distribuidora, mas não chegam a ter grande exposição. São clientes que, por serem pequenos, apresentam mudanças na estrutura de capital muito rapidamente, sendo mais relevante a resposta do mercado do que as próprias análises de sua estrutura.
- Empresas de médio e grande porte: são outras companhias que possuem grande quantidade de combustíveis entre suas despesas, mas não tem este como seu principal negócio, não sendo muito impactados pela companhia. Possuem uma estrutura de capital consolidada e que dará sinais das políticas adotadas e saúde financeira das mesmas. São necessárias análises horizontais e verticais dos balanços e demonstrativos de resultados para as negociações.

Com bases nos perfis traçados e na disponibilidade dos dados juntamente com pesquisas em *websites*, *brainstorms* com outros colaboradores, bibliografias e *benchmark* com outras instituições, definiu-se que os indicadores a terem sua

correlação com a inadimplência testada, na primeira etapa do estudo econométrico seriam:

#	NOME DA VARIÁVEL	ORIGEM DO DADO	TIPO DE VARIÁVEL	C's DE CRÉDITO
X1	Fundação da empresa	Interno	Discreta	Capacidade
X2	Entrada dos Sócios	Serasa	Discreta	Capacidade
X3	PRINAD	Serasa	Contínua	Capital
X4	Experiência dos Sócios	Interno	Discreta	Capacidade
X5	Tempo como cliente	Interno	Contínua	Capacidade
X6	Pontualidade de Pagamento	Serasa	Contínua	Capital
X7	Número de apontamentos	Serasa	Discreta	Capital
X8	Apontamentos sobre faturamento	Serasa e Interno	Contínua	Capital
X9	Segmento de atuação	Interno	Categórica	Condição
X10	Liquidez corrente	Balanço	Contínua	Capital
X11	Liquidez seca	Balanço	Contínua	Capital
X12	Endividamento geral	Balanço	Contínua	Capital
X13	Margem operacional	DRE	Contínua	Capital
X14	Composição do endividamento	Balanço	Contínua	Capital
X15	Lucro líquido	DRE	Contínua	Capital
X16	Variação receita líquida	DRE	Contínua	Capital
X17	Variação ativo	Balanço	Contínua	Capital
X18	Variação patrimônio líquido	Balanço	Contínua	Capital
X19	Solvência	Balanço	Contínua	Capital
X20	Porte da empresa	DRE	Contínua	Capital
X21	Montante atrasado	Interno	Contínua	Capital
X22	Quantidade de atrasos	Interno	Contínua	Capital
X23	Dias médios de atraso	Interno	Contínua	Capital
X24	Presença de garantias reais	Interno	Categórica	Colateral
X25	Cheque devolvido 180 dias	Interno	Categórica	Caráter
X26	Taxa de juros	Público	Contínua	Condição
X27	Margem líquida	DRE	Contínua	Capital
X28	Liquidez Imediata	Balanço	Contínua	Capital
X29	Recebimento de fundo perdido*	Interno	Categórica	Colateral
X30	Garantias acima de 100%	Interno	Categórica	Colateral
X31	Margem para a empresa	Interno	Contínua	Condição
X32	Número de empresas / postos	Interno	Discreta	Capacidade
X33	Tipo Cidade – Planejamento	Interno	Categórica	Condição
X34	PIB per capita Município	Público	Contínua	Categórica
X35	Prazo Médio	Interno	Contínua	Capacidade

Tabela 2 - Indicadores para estudo inicial
Fonte: Elaboração Própria

Estipuladas as 35 variáveis a serem estudadas no modelo, foram feitas classificações com relação ao tipo, à origem dos dados e à relação com os C's de crédito. Através desta classificação foi possível observar a abrangência proposta pelo modelo, passando por critérios relacionados a todos os C's de crédito que são observados pelo analista nas análises qualitativas, além de diversificar a origem dos dados como propões os modelos de *credit scoring*. Os dados estão indicados nas Figuras 6 e 7:

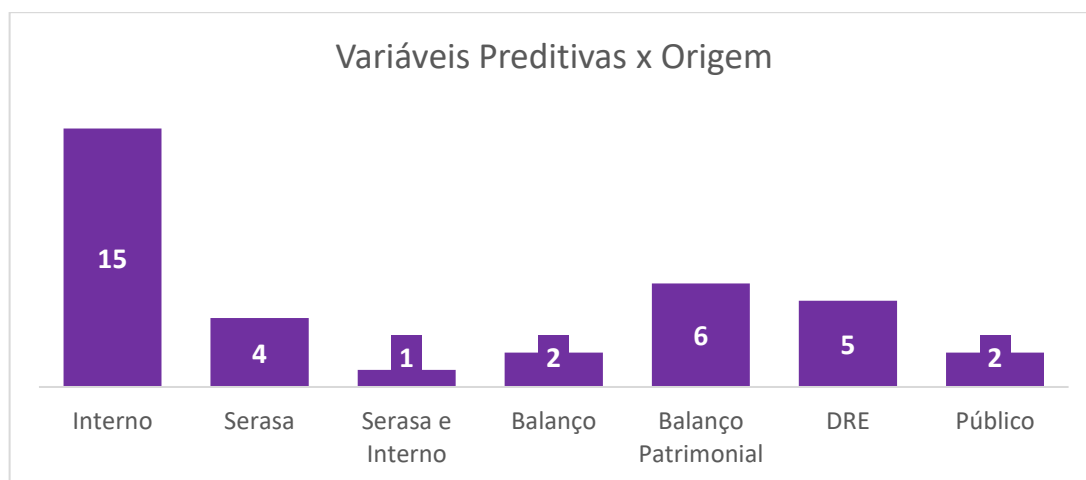


Figura 6 - Gráfico de Classificação de Variáveis 1
Fonte: Elaboração Própria

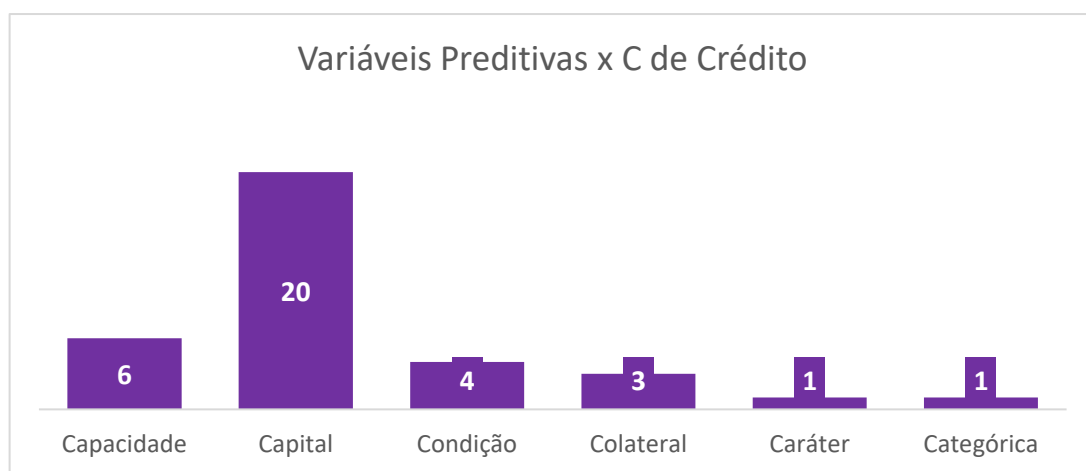


Figura 7 - Gráfico de Classificação de Variáveis 2
Fonte: Elaboração Própria

Como já apresentado, uma das vantagens da regressão logística é possibilidade de utilizar variáveis independentes de diferentes naturezas, sendo possível combinar as contínuas com aquelas que são categóricas, entre outras. A Figura 8 apresenta como estão distribuídas as variáveis estudadas com relação ao seu tipo:

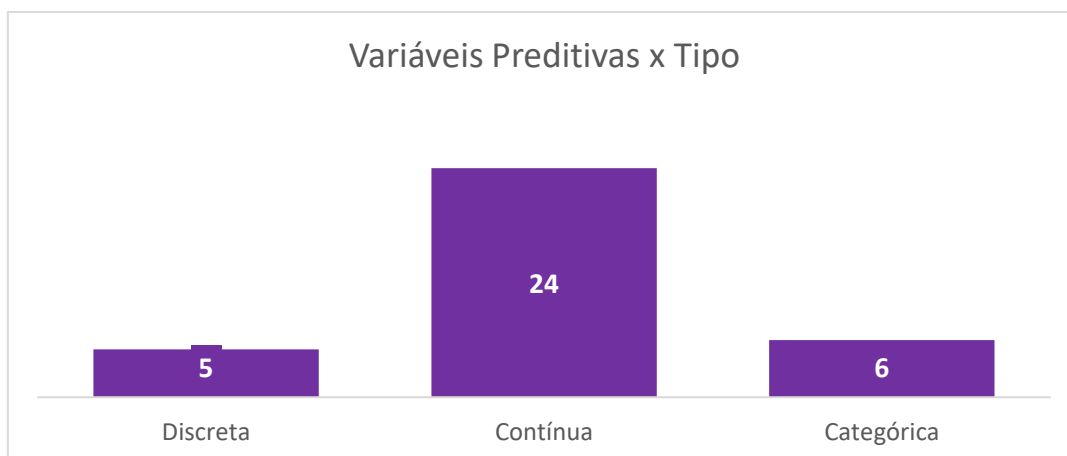


Figura 8 - Gráfico de Classificação de Variáveis 3
Fonte: Elaboração Própria

3.1.3. Desenvolvimento do Modelo

Definidas as variáveis a serem testadas, antes de realizar a regressão, foram necessárias duas etapas de validações prévias e tratamento dos dados para que nenhuma das variáveis afetasse erroneamente os resultados, por não apresentarem uma correlação significativa com a variável resposta.

Dentre as maiores suposições para uma técnica de regressão, observa-se que a alta multicolinearidade reduz drasticamente a confiança dos resultados, pois, como explica Corrar (2007, p.156), sua ocorrência dificultaria a separação dos efeitos de cada uma delas sobre a variável dependente Y . O problema decorre do aumento da variância dos coeficientes de regressão (valor-p), tornando-os instáveis. Quando um termo com alta multicolinearidade é removido, a significância estatística e os valores dos outros coeficientes de termos correlacionados muda de maneira drástica. Para a verificação de quais termos independentes X_i possuem esta correlação será realizado o teste de fator de inflação da variância (VIF).

No teste VIF, as variáveis com valores maiores que cinco (5) são as que possuem multicolinearidade grave, ou seja, estão com os efeitos duplicados quando comparadas à outra variável e terão de ser excluída do modelo. Para valores até 5, não teremos problemas de multicolinearidade com os termos respectivos, como mostras a Tabela 3:

VIF	Multicolinearidade
-----	--------------------

VIF = 1	Nenhum
$1 < \text{VIF} < 5$	Moderado
$\text{VIF} > 5$	Alto

Tabela 3 - Tabela de Multicolinearidade
Fonte: Manual Minitab

A Figura 9 apresenta um exemplo em que o efeito de duas variáveis se camufla, fazendo com que os dados de “Atraso Quantidade” apresente um valor-p alto, o que pode não ser real.

Coeficientes					
Termo	Coef	EP de Coef	Valor-T	Valor-F	VIF
Constante	0,00421	0,00121	3,49	0,000	
AtrasoMontante	0,003584	0,000202	17,72	0,000	12,77
AtrasoQuantidade	-0,000288	0,000211	-1,37	0,172	12,77

Figura 9 - Aplicação do teste VIF
Fonte: Resultados Minitab

Nestes casos, como descrito, é necessário a exclusão de uma das variáveis no modelo, que é feita através de testes individuais com cada uma delas - sendo retirada aquela retirada aquela com menor significância quando em modelos isolados, como será apresentado na sequência.

O segundo tratamento foi a identificação de quais variáveis isoladas não possuíam nenhuma associação com a probabilidade de inadimplência. Para isto, foi definida uma hipótese nula de que o dado não possuía nenhuma associação com o termo resposta e então, para validação, comparou-se o valor-p para o termo com o nível de significância, também conhecido como alfa (α). Para este teste foi utilizado um α de 0,05, o que indica que há 5% de chance de se concluir que existe uma associação quando não existe uma associação real. Eram dois resultados possíveis:

- Valor-p $\leq \alpha$: a associação é estatisticamente significativa
- Valor-p $> \alpha$: a associação não é estatisticamente significativa

Fonte	GL	Desv (Aj.)	Média (Aj.)	Razão de verossimilhança	
				Qui-Quadrado	Valor-P
Regressão	27	2389,81	88,5113	2389,81	0,000
MediaDiasAtraso	1	12,25	12,2480	12,25	0,000
Segmento.	4	16,24	4,0596	16,24	0,003
Margem Operacional.	1	2,15	2,1529	2,15	0,142
Var, Receita Líquida.	1	1,53	1,5278	1,53	0,216
Var, Patrimônio Líquido.	1	3,62	3,6209	3,62	0,057
Porte da empresa (Receita Líqui	1	32,45	32,4471	32,45	0,000
AtrasoQuantidade	1	49,84	49,8385	49,84	0,000
AtrasoMontante	1	29,58	29,5779	29,58	0,000
Fundação da Empresa (Média An	1	0,34	0,3366	0,34	0,562
Entrada sócios (Média Anos).	1	0,54	0,5380	0,54	0,463
Tempo como cliente (Média Ano	1	2,61	2,6088	2,61	0,106
% Pontualidade de pagamento - S	1	12,33	12,3337	12,33	0,000
Qtde Apontamentos.	1	10,09	10,0853	10,09	0,001
% Apontamentos.	1	3,49	3,4943	3,49	0,062
Liquidez corrente.	1	0,93	0,9300	0,93	0,335
Liquidez seca.	1	1,52	1,5228	1,52	0,217
Endividamento geral.	1	0,17	0,1741	0,17	0,677

Figura 10 - Exemplo de significância p
Fonte: Resultados - Minitab

Após redução das variáveis com alta multicolinearidade ou baixa significância, com o software Minitab, realizou-se o ajuste do modelo binário com todos os termos definidos e também através da metodologia *stepwise forward* e *eliminação backward*, onde cada um dos métodos resultou em um conjunto de equações de formato $P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-z_i}}$.

A fim eleger o melhor dos conjuntos, aplicou-se o teste de R² Deviance Ajustado o qual avalia quão bem o modelo se ajusta aos dados levando em conta o número de variáveis preditoras.

Por fim para avaliar a qualidade final do modelo obtido ainda foi aplicado o teste de Hosmer–Lemeshow, o qual separa a amostra em 10 grupos de mesmo tamanho de observações utilizando como critério de definição dos grupos, 10 pontos percentuais de amplitude para a chance de ocorrência do evento estudado, e compara o resultado esperado com o e o resultado real, conforme exemplificado na Figura 11:

Frequências Observadas e Esperadas para o Teste de Hosmer-Lemeshow					
Grupo	Amplitude da Probabilidade do Evento	Situação = Inadimplente		Situação = Regular	
		Observado	Esperado	Observado	Esperado
1	(0,000; 0,020)	10	2,2	223	230,8
2	(0,020; 0,035)	11	6,6	221	225,4
3	(0,035; 0,042)	7	9,0	225	223,0
4	(0,042; 0,047)	1	10,5	232	222,5
5	(0,047; 0,051)	2	11,4	231	221,6
6	(0,051; 0,062)	22	13,1	214	222,9
7	(0,062; 0,126)	39	19,7	193	212,3
8	(0,126; 0,178)	19	37,4	213	194,6
9	(0,178; 0,218)	10	43,4	222	188,6
10	(0,218; 0,956)	43	109,4	188	121,6

Figura 11 – Tabela Exemplo teste de Hosmer Lemeshow
Fonte: Resultados Minitab

Por fim é avaliada a assertividade do modelo para grupo e feita uma média, que será considerada a acuracidade do modelo (Tabela 4). O trabalho espera obter um modelo que acerte ao menos 95% dos casos com a metodologia.

Grupo	Observada	Prevista	Acuracidade
G1	19%	47%	71,3%
G2	4%	19%	85,6%
G3	8%	16%	92,1%
G4	17%	8%	91,8%
G5	9%	6%	96,0%
G6	1%	5%	96,0%
G7	0%	4%	95,9%
G8	3%	4%	99,1%
G9	5%	3%	98,1%
G10	4%	1%	96,7%
Resultado:			92,3%

Tabela 4 - Exemplo teste de acuracidade
Fonte: Elaboração Própria

Neste momento, os resultados do estudo econométrico obtidos foram consolidados em um material de apresentação para as lideranças da área do setor da empresa de combustíveis em que o autor atuava no momento para aprovação e sequenciamento do projeto.

3.2. PAINEL DE INDICADOR DE RISCO

Encontrada a função que descreve a questão inicialmente feita, ou seja, sendo possível identifica quais clientes possuíam maiores chances de inadimplência, o passo seguinte foi a operacionalização do ganho com o modelo.

Foi possível observar duas grandes áreas para aproveitamento: as políticas e ações internas da área de crédito e o modelo de relação de crédito com outras áreas que impactam diretamente na demanda e resultado da mesma.

3.2.1. Impactos internos a crédito

Dentre as ações ativas para o cotidiano da área de crédito em uma empresa de combustíveis, observa-se que em muitas delas, os analistas necessitam tomar a decisão baseado no risco de crédito eminente, como por exemplo:

- Definição de prazo de compra para clientes – número de dias corridos para que um cliente tenha que começar a pagar o combustível após ter faturado o mesmo;
- Definição de limite de crédito – valor que o cliente poderá ingressar e faturar pedidos de combustíveis sem ter de realizar pagamento prévios;
- Pagamentos de “Fundo Perdido” – valores pagos aos clientes da companhia no período zero em troca de um contrato futuro de volume de combustível prometido.
- Estabelecer períodos de revisões da estrutura – definição do número de meses que se passarão até que todas as informações relacionadas aos sócios, estrutura de capital e lastro serão reavaliadas.

Todas estas decisões se tornam muito mais fáceis e rápidas quando apoiadas por um método de avaliação de crédito quantitativo como o modelo desenvolvido.

Além do auxílio para a tomada de decisão, alguns estudos para automatização completa de tarefas baseadas apenas na acuracidade do modelo de risco também puderam ser realizados em paralelo a este trabalho.

3.2.2. Impactos externos a crédito

Como todas as abordagens e negociações de venda em uma empresa são realizadas por um time comercial, a área de crédito sempre busca uma forma de conscientizar os times de vendas sobre a importância do risco de crédito em suas negociações. No entanto, por conta de divergências relacionadas ao principal objetivo de cada uma das áreas (volume de vendas x vendas seguras) há um conflito de interesses entre estes dois agentes, gerando grande dificuldade em estimular que o time de vendas busque relações cada vez mais seguras.

Para contornar o conflito, buscou-se explorar as características que naturalmente regem sobre o time de vendas, principalmente a competição, portanto, desenvolveu-se um painel capaz de classificar todos os agentes do comercial com uma nota geral relacionada ao risco de suas negociações aprovadas. Com o painel sendo compartilhado e atualizado mensalmente, é esperado que baseado nos conceitos de meritocracia e competição, a exposição dos resultados e classificação entre os agentes seja um estímulo para a mudança de postura e busca por negociações de menos risco, beneficiando a companhia e operacionalizando a gestão de crédito para a linha de frente dos negócios.

Tal mudança de postura é esperada, pois entre as características do comercial, destaca-se, de maneira muito acentuada, a meritocracia, pois o desenvolvimento de carreira e remuneração na área estão diretamente relacionados ao cumprimento de metas e apresentação de resultados, gerando uma competição entre os colaboradores da área para que todos conquiste melhores resultados. Assim, com a criação do painel, haverá um novo ranking entre os agente de venda, indicando quem está com uma boa performance – nos quesitos relacionados ao risco – e estimulando a tomada de ações que melhorem esta nota, como a busca por operadores com bom lastro, revendedores que não possuam apontamentos no mercado ou a exigência de um maior nível de garantias reais, por exemplo.

3.2.3. Painel – cálculos e regras de adaptação

A elaboração do painel, iniciou-se com a transformação da complexidade do cálculo do modelo matemático em uma informação visualmente interpretativamente fácil. A primeira premissa para transformação foi de que o material seria desenvolvido e

distribuído na forma de gráficos e tabelas de rápida visualização, sem a construção de novos sistemas, apenas com adaptações já presentes na empresa.

Baseado nesta premissa, optou-se, então, por transformar a complexidade das formulas e gráficos do modelo obtido em uma nota com cálculos simplificados e que estivessem em uma escala numérica. Visto que o modelo, na época, utilizava as notas A, B, C e D para risco, optou-se por notas contínuas de 4 (baixo risco) a 0 (alto risco) para a nova classificação.

Toda a transformação ocorreu utilizando os dados obtidos no estudo econométrico, buscando trazer um modelo que, apesar de mais simples, também fosse efetivo e que através da conquista de confiabilidade, possibilitasse a evolução para modelos mais complexos que se assemelhem, cada vez mais, ao estudo desenvolvido no primeiro passo.

Foram três etapas para a simplificação do cálculo:

- Seleção dos critérios que mostraram forte correlação com a probabilidade de inadimplência e foram validados pelo modelo para cada um dos três tipos de clientes;
- Definição, por segmento de cliente, do peso para o cálculo baseado no coeficiente que as variáveis dependentes apresentaram no estudo econométrico. Visto que o modelo estatístico as variáveis serão padronizadas para melhor comparação, a transformação utilizada será uma aproximação dada por:

$$\text{Peso do critério } i = \frac{|\text{Coeficiente da variável } i \text{ no Modelo}|}{(\sum |\text{Coeficientes do Modelo}|)}$$

- Classificação do tipo de relação da variável com a inadimplência entre as categorias: logarítmico, exponencial ou linear. Esta classificação buscou ponderar o peso do intervalo de variações entre as notas atribuída para a variável em estudo. As três categorias podem ser explicadas da seguinte maneira:
 - Comportamento logarítmico: ajuste para aproximação de casos em que as variações iniciais de um status possuem uma relação mais forte com caso de inadimplência;

- Comportamento linear: casos em que as variações em todo o intervalo definido possuem o mesmo peso a inadimplência;
- Comportamento exponencial: casos em que apenas grandes indicativos da variável apresentam relação com casos de inadimplência.

A Figura 12 apresenta a relação descrita no terceiro passo, ou seja, como a nota varia para cada tipo de variável independente. Por exemplo, em comportamento logarítmico, nos primeiros 25% de ocorrência do critério, há uma redução da nota em 43%, ou seja, caso um cliente passe de 0% de atraso para 25% de atraso – considerando didaticamente o comportamento logarítmico – sua nota passa de 4,0 para 2,3.

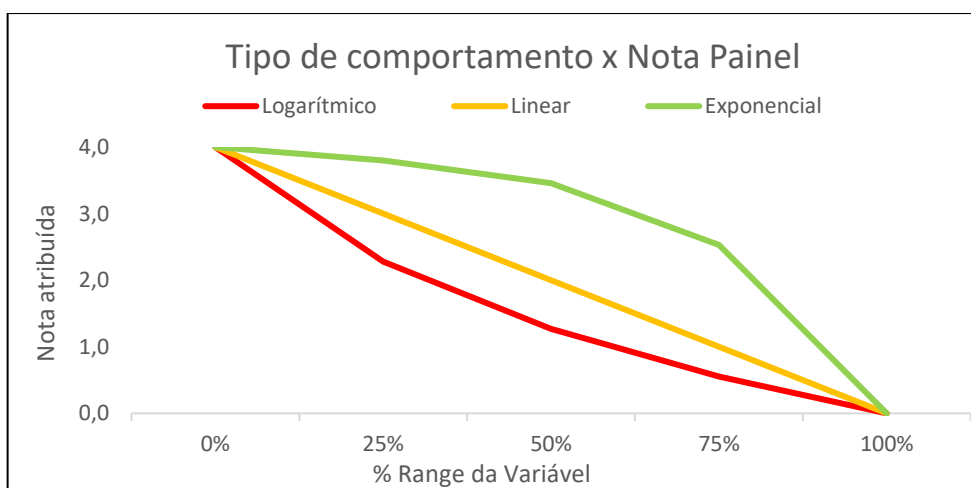


Figura 12 - Gráfico de Relação comportamento x Notas
Fonte: Elaboração Própria

A Tabela 5 apresenta o resumo de qual será o valor da nota para o critério em cada uma das relações descritas. A tabela utiliza casos em que, quanto maior o indicador apresentado, pior, pois maior será o risco. No caso de a relação ser contrária, haverá a inversão do intervalo, o qual começará em 100% do intervalo da variável.

Comportamento Intervalo	Logarítmica	Linear	Exponencial
0%	4,0	4,0	4,0
25%	2,3	3,0	3,8
50%	1,3	2,0	3,5
75%	0,6	1,0	2,5
100%	0,0	0,0	0,0

Tabela 5 - Relação tipo de comportamento x nota
Fonte: Elaboração Própria

3.2.4. Painel – dados presentes e segmentações

Estruturada toda a transformação das notas foi realizada uma entrevista com os *stakeholders* – lideranças de crédito e time de vendas – para definições de como as informações seriam apresentadas, ou seja, qual seria formato mais adequado para atingir o efeito desejado pelo o painel – operacionalização da redução de risco através das negociações na ponta mais próxima ao cliente. Durante a entrevista, os pontos discutidos foram:

- Formato de exibição das notas: criação de tendências, variações, classificações e gráficos;
- Segmentação de dados: quais seriam as divisões para a exibição, níveis hierárquicos utilizados e agrupamento de clientes;
- Informações sobre os clientes: complementos para compreensão dos maiores ofensores das carteiras de clientes exibidas.

Como resultado da entrevista, ficou definido que as informações deveriam ser exibidas no formato de gráficos – facilitando a visualização – e que, além dos resultados históricos, seriam indicadas as tendências para os próximos meses, gerando um alertar aos times em caso de quedas constantes. A Figura 13 apresenta o modelo definido:

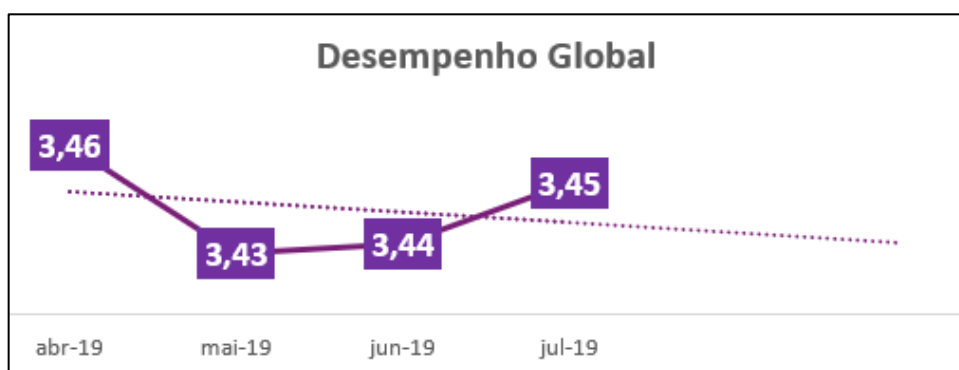


Figura 13 - Exemplo de nota painel
Fonte: Elaboração Própria

Além da exibição da nota global, optou-se por também criar uma divisão das notas entre os critérios que vinham de informações de comportamento interno e informações de comportamento externo. Ou seja, ficaria claro como o cliente está perante a companhia, o que é muito importante para clientes do tipo varejo, e como o cliente está perante o mercado, o que é mais importante para o segmento *business to*

business (B2B), visto que, como o explicado anteriormente, no primeiro grupo há uma relação com o *core business* dos mesmos e para o segundo não.

Os resultados seriam indicados em um gráfico de bolhas X-Y, com as informações relacionadas ao desempenho interno no eixo das ordenadas e as informações de desempenho externo no eixo das abcissas. Uma terceira informação, a criticidade do cliente, será apresentada na área da bolha. Quanto maior a bolha, maior a exposição do cliente, ou seja, os valores envolvidos em suas negociações são maiores. Todo este cenário é apresentado na Figura 14.

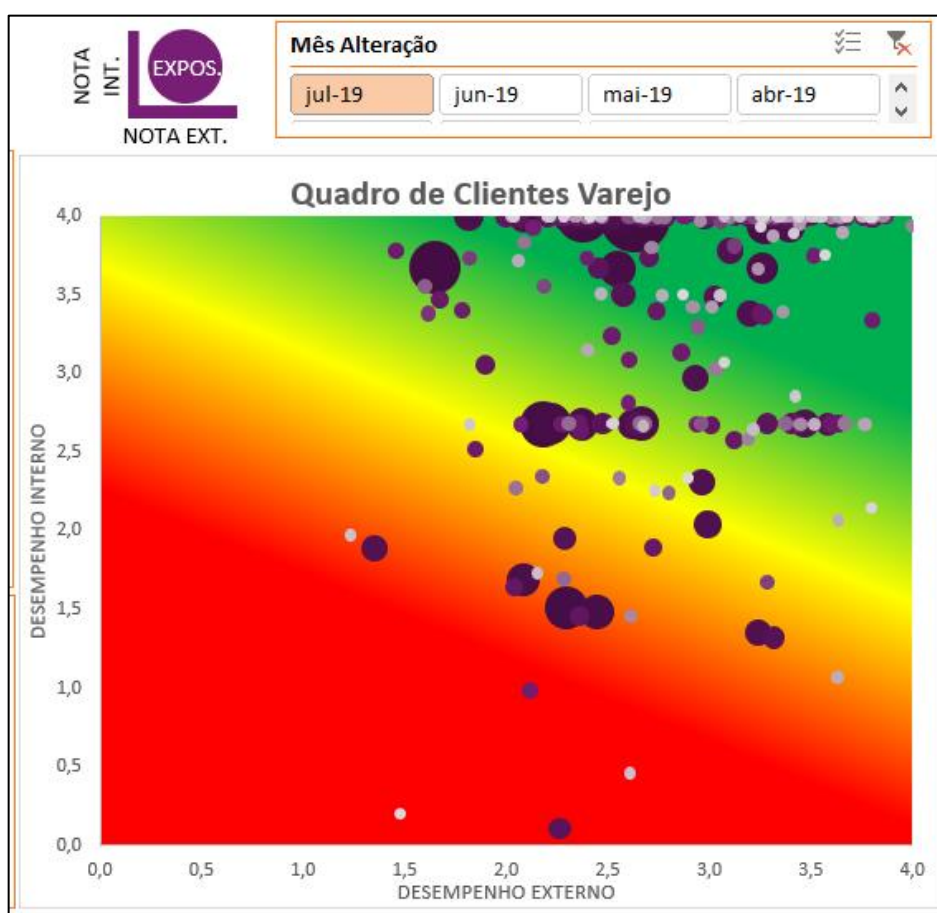


Figura 14 - Exemplo gráfico de clientes
Fonte: Elaboração Própria

Ainda na Figura 14, observa-se que as cores presentes no gráfico indicam o nível de risco dos clientes conforme pesos ponderados das variáveis internas e externas. Os clientes localizados próximos à região verde são aqueles com baixíssima probabilidade de inadimplência enquanto que aqueles na região vermelha são os com alta probabilidade de abrirem algum débito.

Além dos gráficos solicitados pelos stakeholders – apresentados nas Figuras 13 e 14 – identificou-se a necessidade de apontar quais as notas de risco que mais estavam variando negativamente, o que irá apontar quais seriam os clientes ou agentes de vendas que estariam aumentando seu risco e merecerão maior atenção durante os próximos meses.

A Figura 15 aponta exatamente esta tabela com todas as maiores variações negativas para uma seleção de clientes ou agentes de vendas – tais segmentações serão apresentadas na sequência do texto. Para explicar a Figura 15, observa-se que quando selecionado um Diretor de Vendas (Grupo de GRs), seria exibido como está a nota e tendência deste grupo - conforme apresentado - e uma tabela com as notas que o compõe, ou seja, todos os GRs pertencente ao grupo e suas classificações e variações individuais.

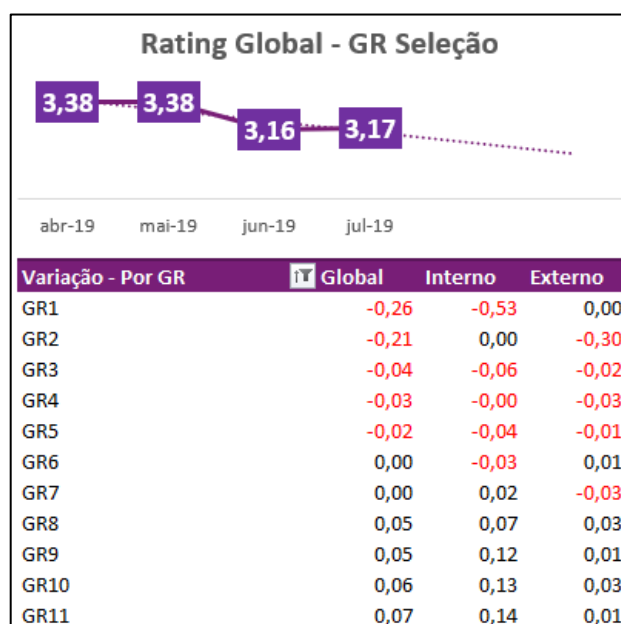


Figura 15 - Exemplo de variações
Fonte: Elaboração Própria

A criação da tabela presente na Figura 15 foi vista com grande alinhamento com objetivo do painel, afinal, a criação de um *ranking* de risco com variação, fomenta não somente, a competição de possuir uma carteira com baixo risco, mas também a de estar melhorando-a continuamente.

Outro alinhamento com os *stakeholders* foi a definição dos níveis de segmentação presentes no painel de risco, afinal, era preciso entender quem seria o público alvo da ferramenta. Feita a entrevista, entendeu-se que o material seria utilizado desde o nível

gerencial de crédito para entender a situação de risco em todo o país, como também todos os níveis abaixo para saber como estão seus grupos, sejam eles compostos por agentes – no caso líderes de venda – ou por clientes – no caso de agentes de campo. Optou-se, então, por segmentar todos os resultados de acordo com a própria estrutura hierárquica do time de vendas da empresa. A Figura 16 apresenta os níveis hierárquicos relacionados à suas respectivas representatividades geográficas, indicando que estes seriam os 5 níveis de segmentação possíveis para exibição dos resultados.



*Figura 16 - Níveis de segmentação de resultados
Fonte: Elaboração Própria*

A criação de tais níveis, também se mostrou alinhado com os objetivos da ferramenta, pois, com eles, a competição para mitigar o risco nas negociações estará presentes desde os níveis de liderança até os níveis de ponta, permitindo comparações horizontais - entre agentes do mesmo nível – como também verticais – comparação entre os agentes um nível abaixo.

Até o momento, havia-se definido como e para quem o painel estaria exibindo seus resultados. O resumo destas definições - visualizações gráficas e segmentações - pode ser visto na Figura 17, nela ilustra-se como a utilização do painel funcionaria, observando-se que há uma área de exibição similar para cada um dos níveis de segmentação definidos e que os mesmos são navegáveis conforme as seleções de filtro vão sendo feitas.



Figura 17 - Exemplo de tela do painel
Fonte: Elaboração Própria

Ainda na Figura 17, na primeira região, são exibidos os resultados para o nível Brasil com comparação entre as diretorias do país, e, ao selecionar novos filtros, todos os gráficos - daquele nível e dos a baixos - passam a indicar as notas e variações de risco da carteira (conjunto de agente ou clientes) selecionada.

Ao atingir a última região, nota-se que é possível mapear como os clientes de um agente final de venda estão distribuídos e identificar quais os piores entre eles, porém, após um teste entre alguns usuários, ainda foi incluída uma tabela com dados complementares dos clientes da carteira selecionada, afinal, visando operacionalizar cada vez mais a gestão de risco da carteira, era necessário trazer informações que ajudassem os times de crédito e vendas a tomarem decisões com relação à abordagem com o cliente, como por exemplo, reduzir ou aumentar o prazo, conseguir novas garantias reais, alterar o limite, etc.

Portanto construiu-se a tabela com as informações de exposição, garantias existentes, apontamentos no Serasa, vencido, performance de pagamento, PRINAD,

pontualidade de pagamentos e principalmente, evolução da nota de risco, além de gráficos que destacam os cinco casos mais críticos. A Figura 18 apresenta a tela com todos estes indicadores complementares.

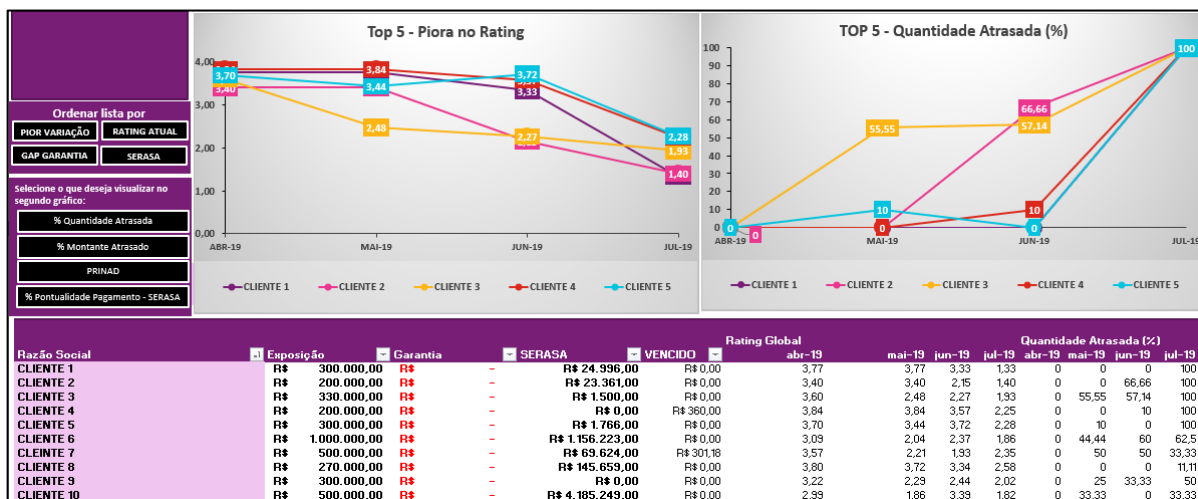


Figura 18 - Exemplo de tela informações de clientes
Fonte: Elaboração Própria

3.3. MATRIZ RISCO RETORNO

Finalizado o modelo de mapeamento de risco e o painel para operacionalização do gerenciamento das carteiras de crédito, iniciou-se a discussão de que não somente o risco de cada cliente é importante de ser conhecido, mas também - como apresentado durante a revisão bibliográfica - toda sua relação com o retorno, pois para se obter uma maior lucratividades, muitas vezes, é necessário assumir um risco mais elevado e, então, o desafio passa a ser balancear estes dois indicadores e não somente minimizar o primeiro.

Com isto, a etapa final do estudo pretende gerar uma matriz que relacione o risco de crédito com o retorno de cada cliente, além do estudo de alguns movimentos estratégicos adotados durante as negociações e como eles são refletidos na matriz, ou seja, como interferem no eixo do risco e no eixo do retorno.

3.3.1. Avaliação de Retorno

Para classificação dos clientes com relação ao retorno, optou-se por também definir uma nota de retorno, pois os mercados de comercialização de combustíveis possuem características muito diferentes e, se comparadas apenas as margens brutas de cada

cliente, seria gerado uma visão distorcida de cada retorno. Foram definidos os índices a serem avaliados e alguns critérios de avaliação para o cálculo da nota de retorno.

Como este estudo possui foco relacionado ao risco, optou-se por utilizar apenas dois critérios relacionados ao retorno, mas recomenda-se que uma abordagem similar a todo estudo feito neste trabalho seja feita para se encontrar os indicadores que possuem maior relação com o retorno. Sendo assim, os indicadores utilizados serão:

- Margem unitária média – a margem líquida por litro comercializado baseado em todas as transações relacionadas no último ano. Peso de 65% da nota.
- Volume faturado – média mensal da quantidade de litros comprados pelos clientes no último ano de relação. Visto que cliente maiores possuem um maior poder de barganha para redução do valor de venda, buscou-se um contraponto com relação ao primeiro indicador. Peso de 35% da nota de retorno.

Além disso, para a criação da nota de retorno, foi necessário realizar uma classificação do setor de atuação de cada um dos clientes que seriam avaliados, pois cada um dos segmentos de venda possui intervalos muito diferentes para os indicadores definidos, alterando a método de avaliação para cada um deles. Ao analisar a relação dos segmentos com as faixas de margem e volume, foram identificados três grandes setores de atuação:

- Aviação (A) – empresas que consomem o combustível específico para aviação, possuem grandes margens;
- Companhias (C) – empresas que não possuem combustível como *core business*, mas consomem para sua frota, por exemplo;
- Varejo (V) – empresas que comercializam combustíveis para consumidores finais, postos bandeira branca ou bandeirados.

A Tabela 6 apresenta o como a nota de retorno é calcula com os critérios, intervalos e setores de atuação que são utilizados. Assim como a nata de risco, ela também variará de 0 a 4, porém será composto apenas por dois conjuntos lineares, o de 0 a 2 e de 2 a 4. Para exemplificar, imagina-se um cliente do Varejo que possui uma margem de R\$0,30 e um 150m³.

Ao observar a Tabela, verifica-se que a nota para o critério margem será de 3 pontos, pois está exatamente entre R\$0,10 e R\$0,50. Já para o critério volume, teremos a nota de 1,2, visto a posição relativa de 150m³ entra 0 e 250m³ - que são os limites dos intervalos de nota 0 e 2.

Nota de Retorno						
CRITÉRIOS	MARGEM UNITÁRIA MÉDIA			VOLUME MENSAL MÉDIO (L)		
PESO	65%			35%		
NOTAS SETOR	0	2	4	0	2	4
A	R\$ 0,00	R\$ 2,00	R\$ 4,00	0	100.000	400.000
C	R\$ 0,00	R\$ 0,20	R\$ 1,50	0	200.000	500.000
V	R\$ 0,00	R\$ 0,10	R\$ 0,50	0	250.000	750.000

*Tabela 6 - Critérios da Nota de Retorno
Fonte: Elaboração Própria*

Ao final, realizando a ponderação entre os critérios e suas notas, será obtido uma nota global de retorno de 2,37 pontos.

3.3.2. Quadrantes da Matriz

Encontrada uma nota para o retorno em cada uma das negociações, cruzou-se os dados da nota de risco desenvolvida com os dados da nota de retorno, tornando possível a construção da matriz representada na Figura 19. Nela, são apresentados 12 cenários decorrentes da combinação de quatro níveis de risco e três níveis de retorno.

Após apresentação dos cenários, foram definidos através de uma votação, quais os cenários mais desejados pela companhia, sendo possível chegar a quatro diferentes níveis.

- Verde: são os cenários desejados (alvo), nos quais a empresa possui bom retorno e baixo risco.
- Amarelo: são cenários bons, onde são obtidos retornos menores, porém com baixo risco. Ou altos retornos com um risco considerável.
- Laranja: são cenários pouco desejados, pois indicam baixo retorno para o risco que representam ou casos de altíssimo risco.
- Vermelho: são cenários indesejáveis por indicarem altíssimo risco e baixo retorno.

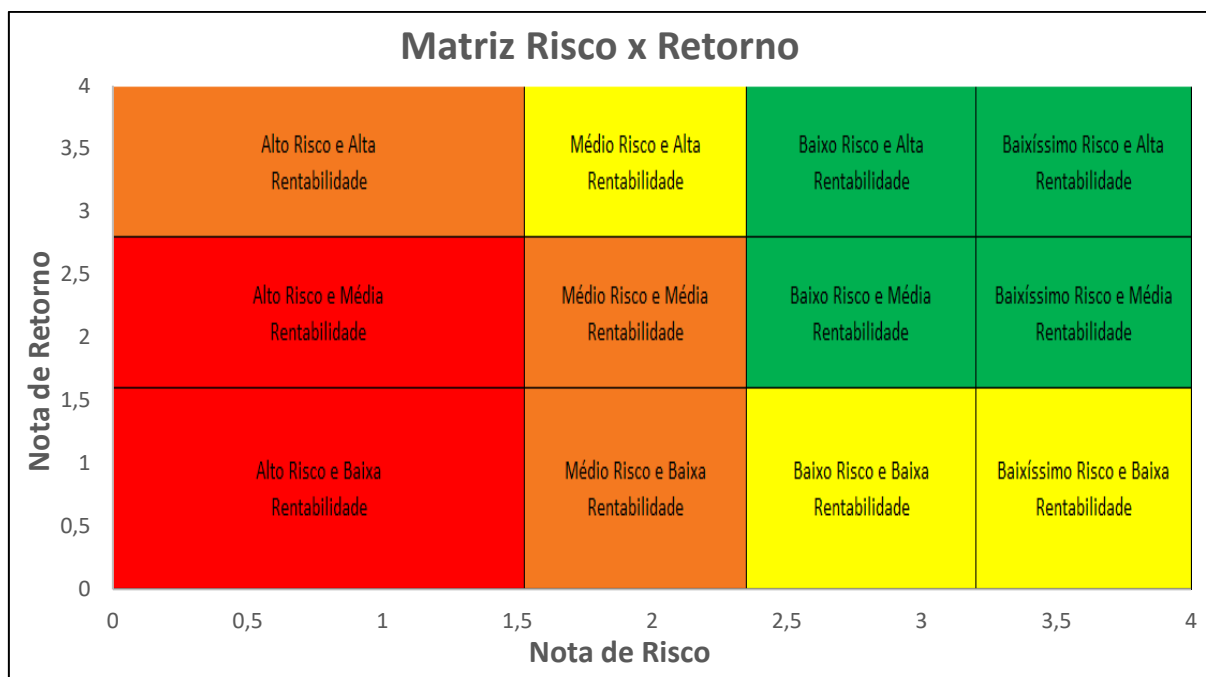


Figura 19 - Quadrantes Matriz de Risco x Retorno
Fonte: Elaboração Própria

A partir da combinação dos dados de risco e retorno, foram realizados levantamentos estatísticos dos quadrantes que representavam a maior parte das negociações desenvolvidas.

Por fim foram analisados movimentos estratégicos nas negociações e como eles influenciam nas movimentações entre quadrantes, definindo quais são aqueles que maximizam a presença nas zonas destacadas em verde e minimizam os casos de zonas vermelhas.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Traçada toda a estratégia do estudo e criada as ferramentas necessárias para o mesmo, foi possível a coleta de dados da situação da empresa hoje. Além de destacar quais são as carteiras de maior risco no Brasil.

A apresentação dos resultados trará o resultado final do estudo econométrico, dados estatísticos da posição dos clientes no momento do estudo e o que é esperado com a operacionalização do painel de indicadores e por fim, dados da presença de clientes na matriz de risco e retorno e posicionamentos possíveis nas negociações para se obter movimentos desejados na mesma.

4.1. MODELO ECONOMETRICO

Ao iniciar as análises de regressão logística, observou-se que os resultados iriam – como suspeitado - possuir uma significância muito maior caso os perfis de clientes diferentes fossem estudados em regressões distintas, pois muitos dos fatores indicavam possuir uma afinidade com clientes do B2B, porém eram excluídas quando aplicadas em uma regressão. Assim, após duas rodadas de regressão optou-se por separar os resultados em dois modelos diferentes.

A separação dos modelos fica claro quando observado as características dos perfis de clientes e como o mercado reage com os mesmos, além do fato de que, como já apresentado durante a metodologia, os clientes de varejo possuem o combustível como seu *core business*, enquanto que para as outras empresas – mercado *business to business* (B2B) – o combustível é apresentado apenas como uma outra despesa. Além disso, observou-se que alguns dados como liquidez possuem um nível de detalhamento e levantamento muito maior no segundo grupo. Sendo assim, todos os resultados estatísticos sempre serão apresentados considerando estes dois grandes perfis – varejo e B2B.

4.1.1. Resultados estatísticos

Para as análises realizadas para obtenção do modelo matemático foram utilizados 3370 clientes do varejo em 5 meses diferentes, resultando em 16855 observações de

resultados possíveis. Já para o cenário de B2B foram apresentados 485 clientes, também em 5 meses, totalizando 2425 observações.

Visto que o mercado B2B mostrou-se um segmento com mais indicadores e maior precisão no controle de algum deles, identificou-se que durante as regressões, das 35 variáveis levantadas inicialmente, foram encontradas 8 delas com uma significativa correlação. A Tabela 7 estas variáveis com seus respectivos coeficientes e fatores de inflação da variância (VIF).

Coeficientes para o Mercado B2B

Termo	Coef	EP de Coef	VIF
Media dias de Atraso	0,1502	0,0601	1,31
Segmento.			
0	0,271	0,233	1,25
1	-1,729	0,161	1,06
2	-1,7559	0,0991	1,28
3	-0,222	0,178	1,11
Margem Operacional.	-0,2332	0,0531	1,09
Porte da empresa	0,4008	0,0978	1,43
Quantidade apontamentos	-0,366	0,120	1,50
Atraso quantidade	0,3575	0,0599	1,45
Fundação da Empresa	0,2247	0,0734	1,27
Presença Garantia			
0	-0,9823	0,0752	1,23
Tempo como cliente	-0,1941	0,0782	1,30

*Tabela 7 - Coeficientes regressão B2B
Fonte: Simulação Minitab*

A Tabela 7 representa a última etapa das regressões realizadas com os índices do segmento B2B. Como descrito na metodologia, em cada etapa de regressão eram verificados os índices que possuíam um alto valor de VIF e então excluía-se, conforme estudo, uma das duas variáveis com alta multicolinearidade.

Observa-se que as variáveis que restaram até a última etapa, ou seja, as principais variáveis relacionadas à probabilidade de inadimplência dos clientes foram: dias de atraso, segmento de mercado, margem operacional, presença de garantias, quantidade de atrasos, tempo como cliente, quantidade de apontamentos e quantidade de pagamento em atraso.

Já para o varejo – como esperado - a quantidade de variáveis que mostram correlação com o a probabilidade de inadimplência foi muito menor, apenas 5 das preditoras se

adaptaram ao modelo. Na Tabela 8 pode-se verificar que são: PRINAD, Tempo como cliente, % Pontualidade de pagamentos, Quantidade de Apontamentos e Atrasos

Coeficientes para o Mercado de Varejo

Termo	Coef	EP de Coef	VIF
PRINAD média	0,3738	0,0421	1,35
Tempo como cliente	0,1774	0,0584	1,15
Atraso quantidade	2,0938	0,0465	1,26
% Pontualidade de pagamento	0,0405	0,0396	1,34
Quantidade apontamentos	1,1467	0,0409	1,60

*Tabela 8 Coeficientes regressão varejo
Fonte: Simulação Minitab*

Ambos os estudos seguiram a metodologia apresentada durante o capítulo anterior, sendo necessário, ao todo, 22 etapas de regressões diferentes para as análises do B2B e 11 para as análises do varejo. As funções que descrevem a probabilidade de inadimplência após a análise estatística encontradas, para o B2B e varejo, respectivamente, foram:

$$\begin{aligned}
 Y' = & 0,1903 \text{ Media dias atraso} + 0,216 \text{ Segmento}_0 - 1,615 \text{ Segmento}_1 - 1,591 \text{ Segmento}_2 \\
 & - 0,130 \text{ Segmento}_3 + 3,119 \text{ Segmento}_4 - 0,2254 \text{ Margem operacional} \\
 & + 0,387 \text{ Porte da empresa} - 0,355 \text{ Qtde Apontamentos} + 0,4194 \text{ Atraso quantidade} \\
 & + 0,2388 \text{ Fundação da empresa} - 1,254 \text{ Presença gaarantia}_0 \\
 & + 1,254 \text{ Presença garantia}_1 - 0,1487 \text{ Tempo como cliente} - 0,530 \text{ Cobertura}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 Y' = & 0,3738 \text{ PRINAD} - 0,1774 \text{ Tempo como cliente} + 0,0405 \% \text{ Pontualidade de pagamento} \\
 & + 2,0938 \text{ Atraso quantidade} + 1,1467 \text{ Quantidade apontamento}
 \end{aligned}$$

Visto que no estudo, foi utilizado como cenário 1 - cenário de ocorrência de evento - a situação em que há inadimplência, pode-se observar que as variáveis que possuem coeficiente positivo são aquelas que quanto maior, mais altas as chances de inadimplência, enquanto que para os coeficientes negativos temos o movimento contrário, ou seja, sua presença reduz o risco.

Como esperado, variáveis como Tempo como Cliente, Entrada dos Sócios, Baixa Número de Apontamentos, reduzem o risco enquanto, Notas pagas em atraso, PRINAD e Atrasos Médios apresentam correlação direta com o risco. No entanto, também foram observados alguns resultados inesperados como o porte e a fundação diretamente relacionadas ao risco ou até mesmo a presença de garantias no mercado B2B como um indicador de risco.

A aplicação do teste de Hosmer-Lemeshow, permitiu avaliar a porcentagem de resultados corretos com o modelo, quando escolhido 10 grupos de situações aleatórias e qual a real situação histórica. Os resultados obtidos são apresentados nas Tabelas 9 e 10:

HOSMER-LEMESHOW – MODELO B2B			
Grupo	Observada	Prevista	Acuracidade
G1	97%	97%	99,8%
G2	100%	96%	96,3%
G3	100%	96%	96,0%
G4	97%	95%	98,0%
G5	96%	94%	98,2%
G6	97%	94%	96,6%
G7	88%	92%	95,8%
G8	88%	83%	95,0%
G9	88%	71%	83,1%
G10	81%	37%	55,3%
Resultado:			91,408%

*Tabela 9 - Teste de Hosmer-Lemeshow B2B
Fonte: Autoria própria*

HOSMER-LEMESHOW – MODELO VAREJO			
Grupo	Observada	Prevista	Acuracidade
G1	99%	98%	98,3%
G2	100%	98%	97,8%
G3	100%	97%	97,7%
G4	99%	97%	97,9%
G5	98%	97%	98,8%
G6	98%	97%	98,9%
G7	96%	96%	99,3%
G8	91%	95%	96,0%
G9	76%	86%	90,0%
G10	48%	44%	95,8%
Resultado:			97,052%

*Tabela 10 - Teste de Hosmer-Lemeshow Varejo
Fonte: Autoria própria*

Analisando os resultados, observa-se que ambos os modelos apresentaram bons resultados, ultrapassando a acuracidade necessária de 90% definida no início do estudo, com destaque para o modelo de varejo que mesmo com apenas 5 variáveis atingiu um resultado de 97%.

4.2. COMPARATIVOS VIA PAINEL DE INDICADORES

Com modelos definidos, como explicado no capítulo de método, foram utilizados os coeficientes das funções de regressão para cálculo dos percentuais que as variáveis teriam na criação do painel de indicadores.

4.2.1. Do modelo ao painel – adaptações de cálculo

Após o cálculo dos percentuais e classificação das variáveis conforme seu tipo, obteve-se os resultados apresentados nas Tabelas 11 e 12:

ADAPTAÇÃO DOS COEFICIENTES DO MODELO PARA O PAINEL – B2B			
Variável	Coeficientes	Percentual para o Modelo	Classificação Variável
Media Dias Atraso	0,19	6,0%	Logarítmica
Segmento.	0,25	8,0%	Linear
Margem Operacional.	0,23	7,0%	Linear
Porte da empresa	0,39	13,0%	Logarítmica
Qtde Apontamentos.	0,36	12,0%	Linear
Atraso Quantidade	0,42	14,0%	Exponencial
Fundação da Empresa	0,24	8,0%	Logarítmica
Presença Garantia	0,31	10,0%	Linear
Tempo como cliente	0,15	5,0%	Linear
Cobertura	0,53	17,0%	Exponencial

Tabela 11 - Adaptações das variáveis para o Painel B2B
Fonte: Elaboração própria

ADAPTAÇÃO DOS COEFICIENTES DO MODELO PARA O PAINEL – VAREJO			
Variável	Coeficientes	Percentual para o Modelo	Classificação Variável
PRINAD média.	0,37	10%	Exponencial
Tempo como cliente	0,18	5%	Logarítmica
Atraso quantidade	2,09	54%	Linear
% Pontualidade de pagamento	0,04	1%	Linear
Quantidade apontamentos.	1,15	30%	Linear

Tabela 12 - Adaptações das variáveis para o Painel Varejo
Fonte: Elaboração própria

Definido os pesos e tipos das variáveis, consolidou-se todos os padrões de cálculos para criação das notas risco e gráficos de cada um dos clientes no painel. A Figura 20

apresenta os intervalos de notas de cada um dos critérios assim como seu respectivo peso para cálculo da nota final em cada um dos segmentos.

Índices	NOTA 1	NOTA 2	NOTA 3	NOTA 4	NOTA 42	MERCADO 1	MERCADO 2
VARIÁVEL	0	1	2	3	4	V	B2B
Fundação da Empresa (Média Anos)	0	3	4	5	6	0,0%	8,0%
PRINAD média	80	68	54	32	0	10,0%	0,0%
Tempo como cliente (Média Anos)	0	2	3	4	5	5,0%	5,0%
% Pontualidade de pagamento - Serasa	0	20	40	60	80	1,0%	0,0%
Qtde Apontamentos	30	23	15	8	0	30,0%	12,0%
Segmento	0	1	2	3	4	0,0%	8,0%
Margem Operacional	0%	2%	5%	7%	10%	0,0%	7,0%
Porte da empresa (Receita Líquida)	0,00	14.500,00	32.000,00	60.000,00	100.000,00	0,0%	13,0%
% de atraso - Quantidade	100	41,0	24,0	14,0	5,0	54,0%	14,0%
Média de dias em atraso	14	8,0	4,0	2,0	0,0	0,0%	6,0%
Presença Garantia	0	0,0	0,0	1,0	1,0	0,0%	10,0%
Cobertura	0	25,0	50,0	75,0	100,0	0,0%	17,0%
Check						100%	100%

Figura 20 – Critérios nota de Risco
Fonte: Autoria própria

Para exemplificar um dos cálculos executados pelo painel, supondo que um cliente atrase 10% de seus pagamentos durante o mês, deve-se calcular o percentual daquele indicador em seu intervalo e então somar com o limite de nota do intervalo anterior. Neste caso, no critério de “% de atrasos – Quantidade”, o cliente irá obter a nota (N_i):

$$N_i = \frac{14 - 10}{14 - 5} \times 1 + 3 = 3,45$$

Após obter a nota para cada um dos critérios, o painel realiza a ponderação de acordo com o segmento para as notas de critérios internos e externos, e, por fim, a nota geral – o detalhe do cálculo pode ser consulto no capítulo de métodos.

4.2.2. Exemplos de cenários - comparação com resultados financeiros

O painel possibilitou que fossem comparados e estudados os riscos das 230 carteiras dos agentes de vendas pelo Brasil através do cálculo de uma nota para cada um dos mais de 6000 clientes que possuem alguma forma de crédito com a companhia de combustíveis. Além disto, o painel foi desenvolvido para ser navegável e utilizado por diferentes níveis hierárquicos, realizando-se análises desde o nível de companhia até o nível de clientes individuais através de um filtro de níveis como descrito durante a metodologia. Para uma exemplificação dos gráficos, análises e resultados obtidos com o painel, serão apresentados dois cenários de comparação entre áreas do segmento de varejo de combustíveis:

- Comparação entre as 4 macrorregiões brasileiras de vendas

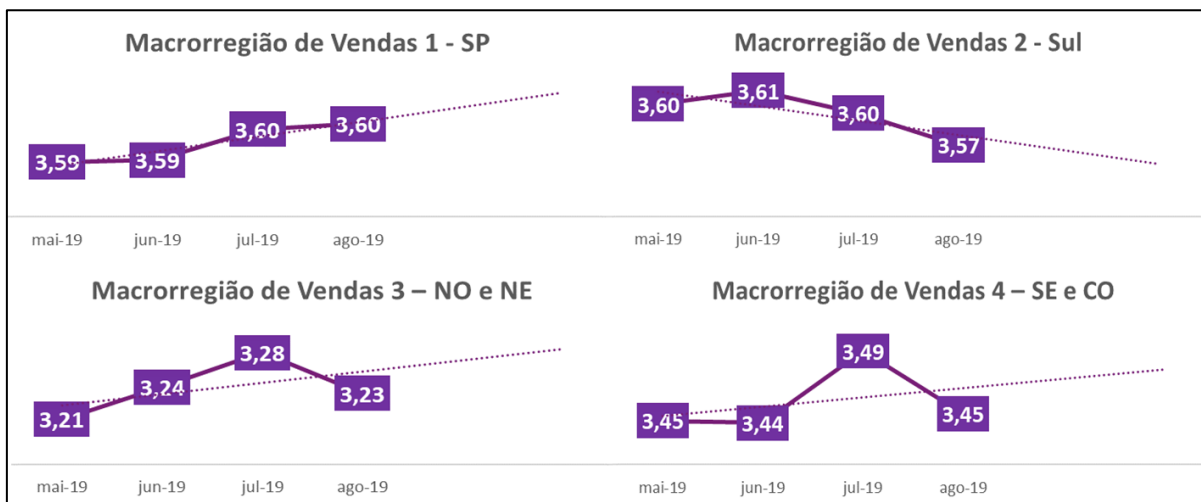


Figura 21 - Notas gerais das 4 macrorregiões de vendas
Fonte: Elaboração própria

Na Figura 21 é apresentado a evolução das notas de risco entre os meses de maio e agosto do ano em que o estudo foi realizado. Observou-se que, de maneira geral, todas as regiões apresentam uma boa nota com relação ao risco, além de uma tendência de negócios cada vez mais sólidos com exceção da região Sul. Além disso, quando comparado os resultados de risco do painel com indicadores financeiros como o valor vencido e de provisão de débitos duvidosos, são observadas similaridades que comprovam o resultado de risco do estudo.

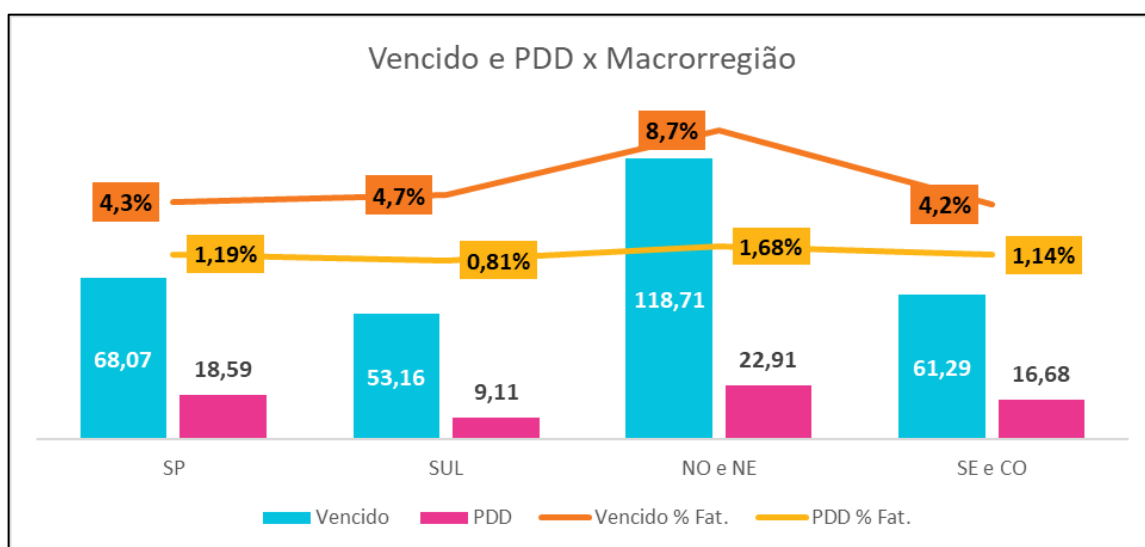


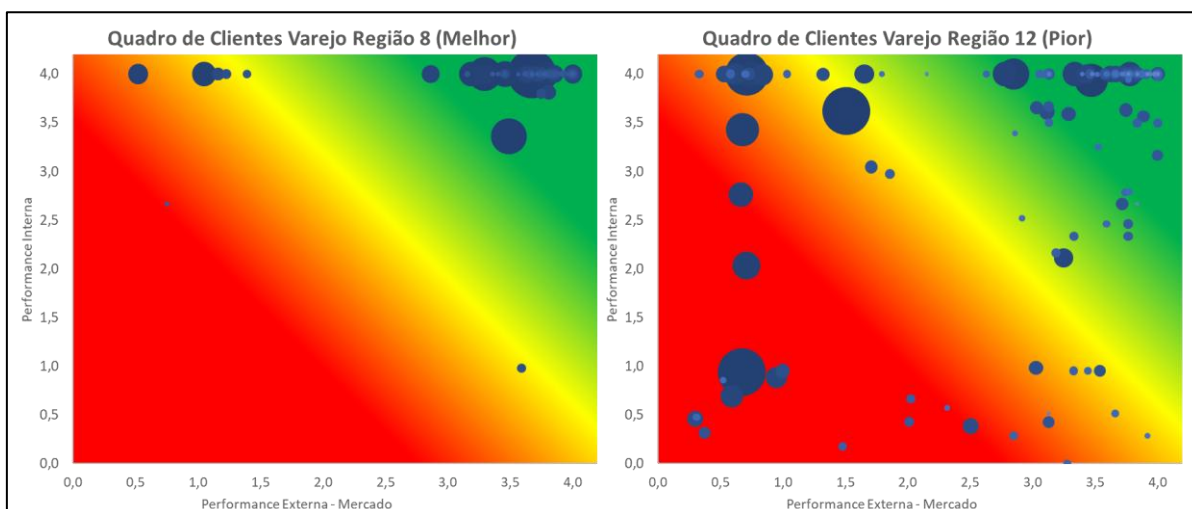
Figura 22 - Gráfico de Vencido e PDD das macrorregiões
Fonte: Elaboração própria

A Figura 22 ilustra os resultados, em milhões de reais, dos indicadores de vencido e de provisão de débito duvidosos no fechamento do mês de agosto de 2019. Além do

valor quantitativo, é apresentado o valor percentual quando comparado com o faturamento da mesma companhia. Ao comparar tais resultados apresentados com o modelo de risco desenvolvido no estudo, observa-se que a região “NO e NE” é, tanto a de maior risco, quanto a com maiores indicadores de dívida. Já as demais regiões, observa-se que as análises não indicam a mesma ordem de classificação, porém apresentam que as regiões possuem indicadores similares entre si.

A apresentação de análises comparativas do modelo com resultados concretos da empresa, compravam uma boa qualidade dos modelos estatísticos e adaptações realizadas para o painel.

- Comparação a nível de cliente entre duas carteiras de região:



*Figura 23 - Gráfico de bolha de clientes para Regiões 8 e 12
Fonte: Autoria própria*

Na Figura 23 é possível observar a distribuição de clientes em um mapa de risco de duas regiões com características diferentes, a Região 8, presente no Paraná com a segunda melhor nota de risco, e a Região 12, localizada no Rio de Janeiro com a segunda pior nota do Brasil. No gráfico, como já descrito, cada uma das bolhas representa um cliente e sua área representa o tamanho de sua exposição, ou seja, sua criticidade.

A Figura 24 apresenta de forma resumida o número de clientes de cada uma das carteiras e como estão distribuídos com relação ao risco se classificados em 3 categorias.

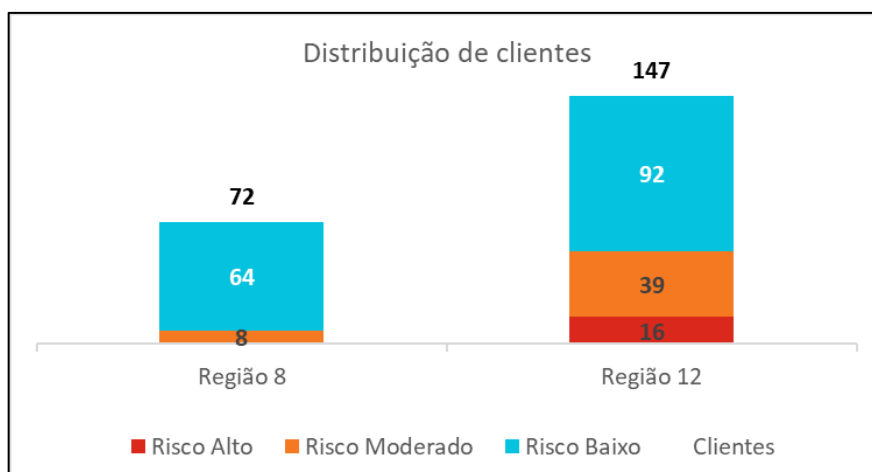


Figura 24 - Distribuição de clientes das Regiões 8 e 12
Fonte: Elaboração própria

Observa-se que a Região 12 apresenta o dobro de clientes da Região 8 – 147 e 72, respectivamente – porém, ao analisar-se a distribuição de clientes, existem aproximadamente 40% deles em situação de risco – moderado ou alto – para a primeira carteira, enquanto que para a Região 8 estes somam apenas 10% com moderado risco enquanto todo o restante indica uma baixa probabilidade de abrir qualquer débito.

A segunda observação, também muito relacionada à distribuição dos clientes, é da evolução da nota de risco de cada uma das carteiras, onde - como esperado - a carteira da Região 12 apresenta um desempenho muito pior e que vem cada vez mais se concretizando como mostra a linha de tendência. Os gráficos presentes na Figura 25 confirmam que ao olhar a carteira como uma única nota, comprovamos as observações feitas com as análises acima, confirmando que há uma grande diferença entre estas duas regiões.

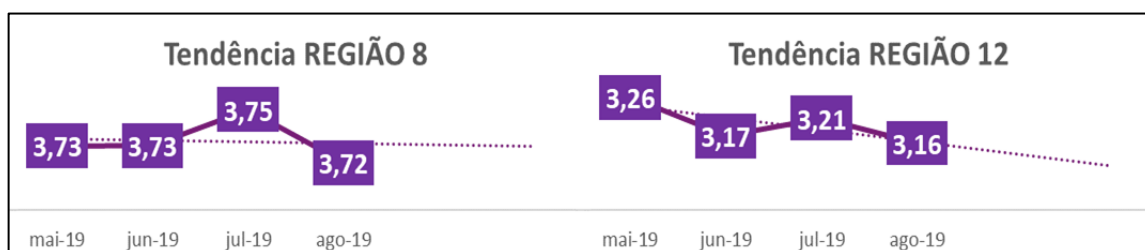


Figura 25 - Evolução da nota das Regiões 8 e 12
Fonte: Autoria própria

Como análise final desta comparação, a Figura 26 apresenta os dados de vencido e provisão de cada uma destas regiões para uma nova comparação entre os dados gerados até então pelo modelo e estatístico e painel.

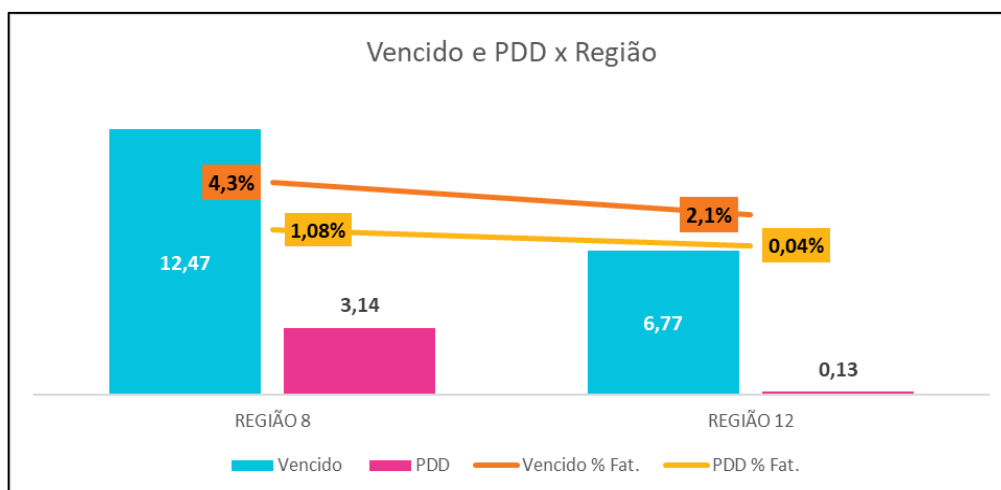


Figura 26 - Gráfico de Vencido e PDD das regiões 8 e 12
Fonte: Autoria própria

Conforme esperado, a Figura 26 comprova a diferença de risco entre estas regiões, enquanto a região do Paraná apresenta apenas 0,04% de seu faturamento em PDD, a região do Rio de Janeiro tem 1,08%, mais de 20 vezes maior. Com isto, podemos concluir que mesmo com comparações do nível de regiões de vendas, observa-se que o modelo desenvolvido apresenta boa relação com a situação real e confiabilidade.

Quando filtramos as análises para o nível de cliente, ou seja, cada uma das bolhas no mapa de risco, ao observarmos de forma mais detalhada alguns deles, pôde-se destacar uma possível falha para o modelo quanto ao mercado de varejo: aqueles clientes com grande porte, como hipermercados, acabam sendo classificados como maus pagadores devido ao fato de possuírem uma alta quantidade de restritivos perante ao mercado. No entanto, ao analisar alguns deles, pode-se concluir que estes apontamentos são irrelevantes percentualmente ao faturamento total dos clientes, não devendo estes serem classificados com uma nota ruim da performance externa.

A Figura 27 ilustra alguns destes casos, são clientes com uma exposição maior de 10 milhões, por exemplo, e que somam mais de 30 apontamentos de dívidas no mercado, no entanto, quando somadas estas dívidas, não chegam a 5% do faturamento mensal das empresas, o que indica que, na verdade, tais companhias deveriam possuir uma boa nota perante ao mercado.

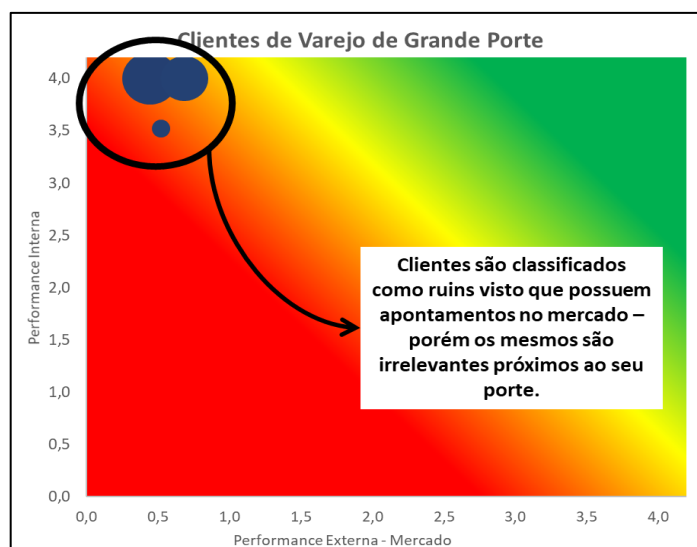


Figura 27 - Mapa de risco para clientes de grande porte
 Fonte: Elaboração própria

A Figura 27 indica que mesmo com uma boa acuracidade, os modelos matemáticos possuem erros para descrever algumas situações que não são esperadas quando elaborados e que existe espaço para estarem otimizando-os com mais simulações.

Mesmo com o erro identificado no modelo, o painel mostrou-se prático e intuitivo com os gráficos e indicadores criados, sendo possível que o time de vendas realize comparações entre as carteiras e sejam estimulados a melhorar o risco de seus negócios de forma proativa na busca de novos negócios ou corretiva através novas negociações com os atuais clientes.

4.3. MATRIZ DE RISCO

Ao final do estudo, os resultados de risco calculados até então foram identificados com seu respectivo resultado de retorno, no qual, como descrito no capítulo de método, foram utilizados a margem unitária média e o volume comercializado para cálculo.

4.3.1. Posição atual na matriz – identificação estratégica

Ao cruzar ambos os dados, foi possível preencher a matriz de risco e retorno na qual cada cliente foi identificado como um único ponto, não interessando o tamanho de suas negociações, afinal, isso já estaria sendo levando em conta em um dos critérios da nota de retorno. A matriz preenchida é apresentada na Figura 28.

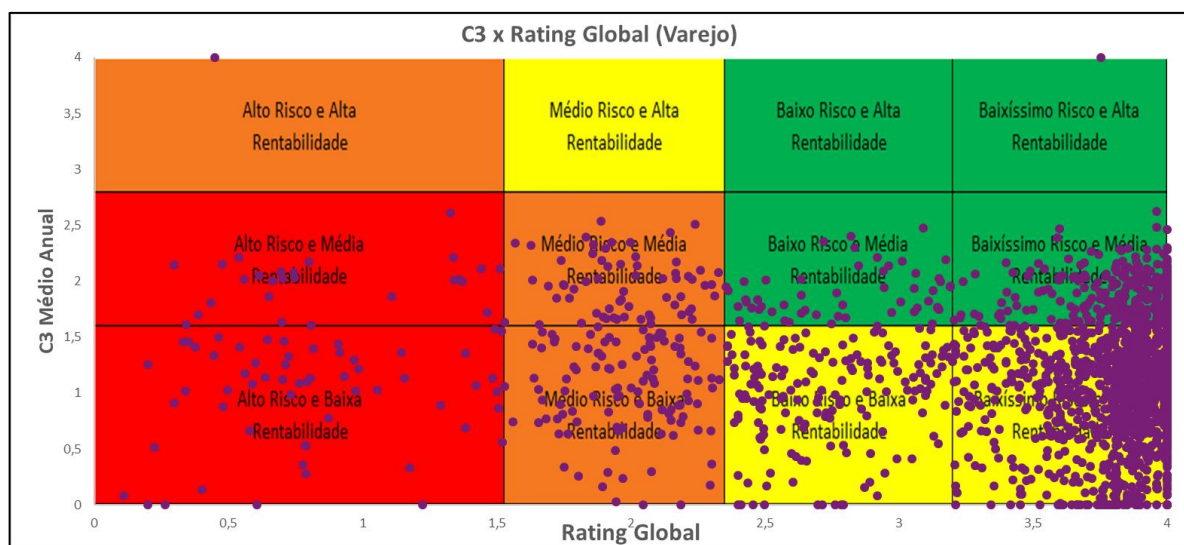


Figura 28 - Matriz de risco e retorno - Clientes Brasil
Fonte: Autoria própria

Observando a matriz, nota-se uma grande concentração de casos com baixíssimo risco e baixa-média rentabilidade, o que pode ser entendido como uma estratégia da companhia em se manter em negócios mais seguros, mesmo que se tenha de abrir mão da rentabilidade para isso.

Além disso, não foi observado a relação de risco e retorno esperado pela literatura, ou seja, não foi observado uma tendência de maior retorno para os casos de alto risco, ressaltando ainda mais a importância do painel criado anteriormente para redução de risco.

4.3.2. Negociações e seus impactos na matriz

Como última etapa do estudo, no intuito de simular algumas das ações que podem ser realizadas pelos agentes de vendas para que se altere o retorno de uma negociação ou para que se reduza o risco, por exemplo, foram analisados 4 diferentes abordagens que podem ser feitas com os clientes nas negociações e qual o reflexo das mesmas na matriz da Figura 28.

Em cada tópico abordado, haverá uma breve descrição do que se trata, apresentação da justificativa de seu efeito na matriz e por fim uma Figura – 29, 30, 31 e 32 - com indicadores do sentido do movimento na matriz.

- **Aumento de prazo:** o aumento de prazo na negociação, quando bem gerido, permite que o cliente injete mais capital de giro em seu negócio e dessa forma

possa realizar os pagamentos dos boletos sem atrasos, reduzindo o risco de ser inadimplente. No entanto, a concessão de prazo exige que a companhia tenha ceda uma maior quantidade de crédito para o cliente, aumentando seu risco, no caso de uma inadimplência. Além disso o aumento de prazo faz com que o cliente tenha de pagar maiores encargos financeiros, fazendo com que a companhia tenha um *spread* nesta operação. Em suma, a movimentação, irá aumentar o retorno do negócio mediante à um aumento de risco teórico, visto que quando bem gerenciado também se torna vantajoso para o cliente.

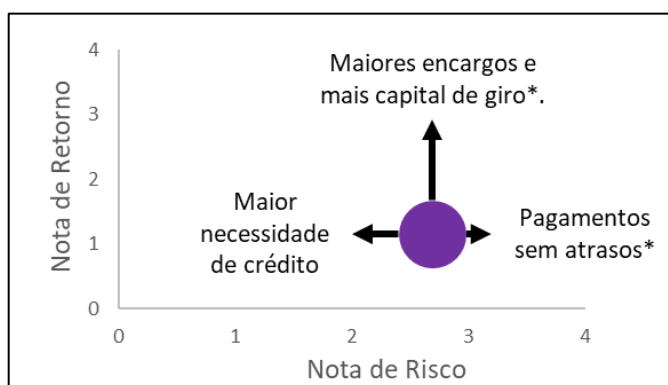


Figura 29 - Movimento da concessão de prazo na Matriz
Fonte: Elaboração própria

- **Aumento das propostas de pagamento de fundo perdido:** o fundo perdido é o dinheiro inicialmente injetado pela própria companhia em um negócio na troca da promessa de um volume futuro. A competição no mercado faz com que as companhias tenham de correr este risco para viabilizar novos negócios no mercado de combustíveis.

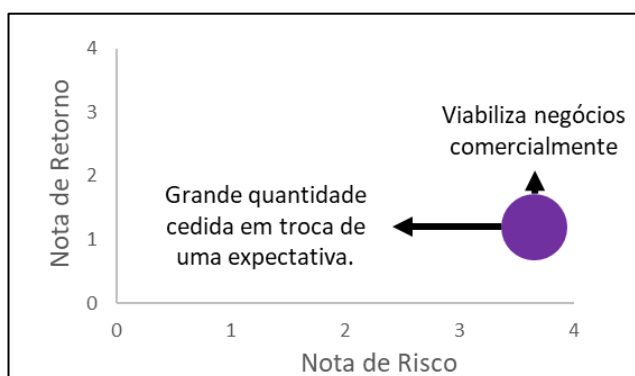


Figura 30 - Movimento do pagamento de FP na Matriz
Fonte: Elaboração própria

- **Exigência de garantias reais nas negociações:** as garantias reais são hipotecas ou alienações fiduciárias que os clientes assinam do prol da

companhia, assumindo parte do risco de uma negociação com um imóvel próprio. É a forma que as companhias tem de que o cliente também assume risco nos negócios e tenham capital próprio em jogo. Ao contrário do último movimento apresentado, o nível de exigência de garantias pode inviabilizar que um negócio seja acordado. O equilíbrio entre estes dois movimentos indica quão agressiva uma companhia de distribuição de combustíveis está sendo em suas negociações.

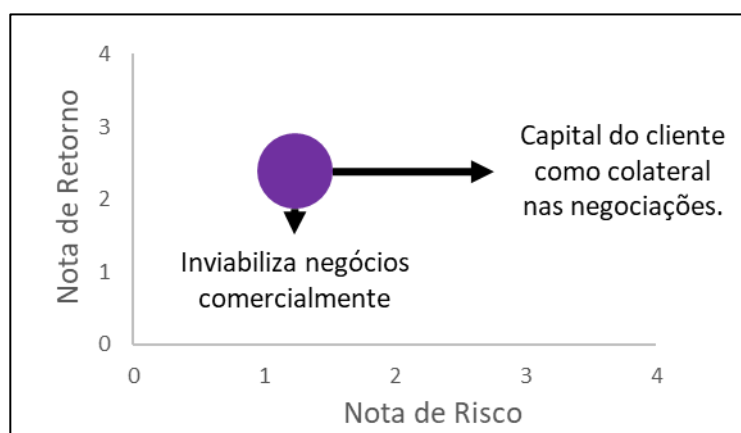


Figura 31 - Movimento de inclusão de garantias na Matriz
Fonte: Elaboração própria

- **Parcelamento:** opção adotada quando é necessário a redução do prazo de um cliente, visto que a companhia quer reduzir seu risco, porém cliente não possui capital de giro para injetar em no negócio. Assim, faz com que títulos em abertos do cliente sejam congelados e virem uma dívida futura, para que o cliente possa compensar injetando o dinheiro no negócio comprando novos produtos com prazo menor. O processo é feito juntamente com um levantamento de qual está sendo o resultado do posto para ver o quanto ele consegue arcar para pagamento de juros e principal da confissão de dívida realizada. Visto que os juros cobrados são abaixo do mercado e a ideia é que o cliente melhore sua performance, pois pagará menos encargos com um prazo menor, o processo é visto como um grande suporte para o cliente pela companhia. Além de ajudar o mesmo, a companhia acaba por reduzir sua exposição total em um caso.

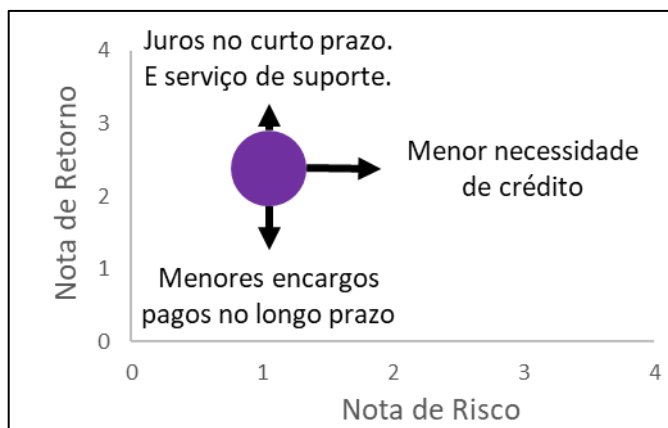


Figura 32 - Movimento do Parcelado na Matriz
Fonte: Elaboração própria

Consolida as informações relacionadas à alguns movimentos adotados nas negociações, encera-se aqui a análise dos resultados obtidos pelo estudo da modelagem e gerenciamento de uma carteira de crédito no mercado de combustíveis que buscar mitigar os riscos da concessão de capital e reduzir a exposição assumida pela companhia.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O mercado de distribuição de combustíveis no Brasil, apesar de controlado por três grandes empresas, mostra-se um mercado com grande competição, visto que a maior parte (40%) dos clientes ainda continuam como independente, sendo, então, necessário assumir maiores riscos para prosperar entre os concorrentes.

Conhecendo esta necessidade, o estudo mostrou-se útil ao estruturar e construir uma ferramenta de análise, controle e mitigação do risco de crédito. Por meio da regressão logística encontrou-se um modelo com mais de 90% de acuracidade que foi capaz de apontar indicadores que possuem alta correlação com a probabilidade dos clientes se tornarem inadimplentes, e que, ao adaptado para uma exibição gráfica em um painel com notas de risco para os clientes e agentes de venda, permitiu a identificação e acompanhamento de qualquer cliente com uma potencial chance de débito, indicando que ações para mitigar este risco proativamente deveriam tomadas.

Este painel, mostrou-se de fácil utilização e visualização, passando a ser utilizado em apresentações e em divulgações de resultados nos comitês realizados para a área comercial, sempre com o intuito de conscientizar a importância de trabalho conjunto para redução dos riscos nos negócios e incentivar que as medidas sejam tomadas pelo time que está na ponta das negociações.

Ao realizar testes no painel construído com os indicadores financeiros como o montante vencido ou o provisionamento de débito, comprovou-se, novamente, a eficiência e coerência do modelo e adaptações realizadas, pois as áreas indicadas como de alto risco pelo modelo eram as mesmas que apresentavam as maiores taxas de vencido.

Entretanto, mesmo com um ótimo resultado apresentado no modelo, observou-se que ainda há a oportunidade de melhorias no modelo criado, que podem ser atingidas incluindo testes com novas variáveis que traduzam cada vez mais a realidade e possam modelar até mesmo algumas das situações especiais já identificadas neste trabalho, por exemplo. Tal busca por melhorias se faz necessária devido ao fato de a inadimplência ocorrer – ao menos na empresa estudada – em menos de 10% dos clientes, ou seja, sua identificação já exige uma alta acuracidade do modelo e a falha

em apenas um dos casos pode prejudicar o resultado construído durante todo um mês. Apesar do apontamento, destaca-se a metodologia utilizada para o desenvolvimento do trabalho, sendo possível rebordá-la para um aprofundamento no caso.

Na última etapa do estudo, a matriz de risco e retorno demonstrou um potencial para que proposta arriscadas, porém com maior rentabilidade, fossem assumidas pela empresa. No entanto, vê-se necessário um estudo completo, através de um modelo matemático, para também se identificar os melhores indicadores de retorno além dos utilizados. Mesmo assim, foi possível identificar uma estratégia de preferência por negócios de menor risco e retorno, porém mais sólidos na companhia. Além disso, realizou-se um estudo com quatro das abordagens possíveis pelo comercial e sua relação na matriz.

Conclui-se que o estudo cumpriu com todos seus objetivos, entregando um modelo estatístico logarítmico do fator inadimplência, que, relacionado aos cinco C's de crédito mostrou-se útil para as análises de capital e condição dos clientes. Ao mesmo tempo, a construção do painel e matriz se mostraram com ferramentas de gestão e apresentação, o que aumentou, significativamente, a busca de condições colaterais, ou seja, a tentativa de apresentar negociações que compense pontos de fragilidade com a apresentação de novas garantias reais.

De forma geral, espera que o estudo, auxilie no crescimento e lucratividade da empresa alvo do trabalho, principalmente através da redução contábil de provisionamentos duvidosos – que afetam diretamente o resultado – e que será possível com a mitigação de risco resultante da aplicação das ferramentas desenvolvidas.

Para o autor, o trabalho contribuiu de forma relevante ao permitir o aprofundamento em conceitos estatísticos - tão utilizados nos meios corporativos – e também em conceitos que puderam ser aplicados de forma integrada no dia-a-dia do mercado de trabalho, como conceitos de indicadores financeiros, riscos e em análises de crédito, além de permitir o aprofundamento e desenvolvimento em ferramentas e softwares utilizados durante o estudo.

REFERÊNCIAS

ATHAR, Raimundo Aben. **Introdução à Contabilidade**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2005.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Boletim do Banco Central – Relatório de Crédito 2006**. Brasília. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br>>. Acesso em 11 out. 2019.

BARBOSA, L. **Igualdade e meritocracia: a ética do desempenho nas sociedades modernas**. FGV Editora, 1999.

CAOQUETTE, John B.; ALTMAN, Edward I.; NARAYANAN, Paul. **Managing Credit Risk: The Next Great Financial Challenge**. Rio de Janeiro: Qualitmark, 1999.

CORRAR, Luiz J.; PAULO, Edílson; DIAS FILHO, José M. **Análise Multivariada para os Cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia**. São Paulo: Atlas, 2007.

COMITÊ DE PRONUNCIAMENTO CONTÁBEIS (CPC). **Pronunciamento Técnico CPC PME: Contabilidade para Pequenas e Médias Empresas com Glossário de Termos**. 2009. Disponível em: <http://www.cpc.org.br/CPC/Documentos-Emitidos>

DUARTE JUNIOR, A. M. **Risco: Definições, Tipos, Medição e Recomendações para seu Gerenciamento**. São Paulo: Revista Resenha BM&F, Nº 114, novembro-dezembro de 1996, p. 25-3.

GITMAN, Lawrence J. **Principles of managerial finance**. 7.ed. São Paulo: Harbra, 1997.

GITMAN, Lawrence J. **Principles of managerial finance**. 12.ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

HOJI, Masakazu. **Administração financeira: uma abordagem prática**. São Paulo: Atlas, 2003.

HOSMER, D.W. and LEMESHOW, S. **Applied Logistic Regression**. John Wiley & Sons, Inc., New York, 1989.

JF Hair, WC Black, BJ Babin, RE Anderson, RL Tatham. **Multivariate data analysis**. Prentice Hall, 7 ed., 1998.

LINS J., ROSA R., & Motta V. **A meritocracia avança no Brasil: pesquisa da PricewaterhouseCoopers indica a gestão do desempenho como prática cada vez mais utilizada em grandes empresas no Brasil**. Revista Eletrônica PricewaterhouseCoopers, 2009

NETO, José Lima A., **O Mercado Brasileiro de Combustíveis**. São Paulo. Boletim de Conjuntura do Setor Energético - Fevereiro/2017. FGV Energia, 2017.

QUEIROZ, Renata S. B. de. **A Importância dos Modelos de Credit Scoring na Concessão de Crédito ao Consumidor no Varejo**. In: IX SEMEAD – Seminário em Administração da USP – Universidade de São Paulo, São Paulo, ago., 2006.

SCHRICKEL, Wolfgang Kurt. **Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos**. 4.ed. São Paulo: Atlas, 1998.

SECURATO, J. R. e outros. **Crédito – Análise e Avaliação do Risco – Pessoas Físicas e Jurídicas**. São Paulo: Saint Paul Institute of Finance, 2002.

SECURATO, José Roberto de. **Decisões financeiras em condições de risco**. 2.ed. São Paulo: Atlas, 2007.

SILVA, José Pereira. **Gestão e análise de risco de crédito**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2000.

THOMAS, Lyn. **A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers**. International Journal of Forecasting, v. 16, issue 2, p. 149-172, 2000.