

RELATÓRIO TÉCNICO CONCLUSIVO

**O USO DE INDICADORES NÃO CONTÁBEIS PARA A REDUÇÃO DO RISCO DE
CONCESSÃO DE CRÉDITO COMERCIAL:
MODELO DE APOIO À DECISÃO BASEADO NA TÉCNICA ESTATÍSTICA DE
REGRESSÃO LOGÍSTICA**

Edmilson Luiz de Jesus (Mestrando)

Prof. Dr. Octavio Ribeiro de Mendonça Neto

Prof. Dr. José Carlos Tiomatsu Oyadomari

São Paulo – 2020



- Empresa ou organização social inovadora (EMP)*
- Processo, tecnologia e produto, materiais não patenteáveis (PROC)**
- Relatório técnico conclusivo (RTC)**
- Tecnologia Social (TEC)**
- Norma ou marco regulatório (NOR)
- Patente (PAT)
- Produtos/Processos em sigilo (PPS)
- Software / Aplicativo (SOF)**
- Base de dados técnico- científica (BDT)
- Curso para Formação Profissional (CUR)**
- Material didático (MAT)**
- Produto Bibliográfico na forma de artigo técnico/tecnológico (BIB) **

** irá requerer ajustes – consultar outro formulário*

*** formato específico das revistas e congressos*

Discente: Edmilson Luiz de Jesus

Link para currículo lattes: <http://lattes.cnpq.br/5082201579978618>

Docente orientador: Octavio Ribeiro de Mendonça Neto

Link para currículo lattes: <http://lattes.cnpq.br/6833517372823578>

Dissertação vinculada: O uso de indicadores não contábeis para a concessão de crédito comercial: modelo de apoio a decisão baseado na técnica estatística de regressão logística

Link para dissertação:

[http:// http://tede.mackenzie.br/jspui/handle/tede/4482](http://tede.mackenzie.br/jspui/handle/tede/4482)

Projeto de Pesquisa

Linha de Pesquisa

- Controle Gerencial e Sustentabilidade
- Finanças, Regulação Contábil e Tributária

Divulgação da Produção

Em fase de submissão

Objetivo da pesquisa:



As empresas necessitam adotar sistemas de informações que proporcionem uma melhor administração do risco de crédito e que ofereçam respostas às questões mais imediatas que influenciam no processo decisório de concessão. O presente estudo tem por objetivo a construção de um sistema de apoio à decisão baseado na técnica estatística de regressão logística que tenha capacidade de replicar, ou mesmo de ampliar, o sucesso obtido pela empresa objeto dessa pesquisa, na redução das perdas por inadimplência. Espera-se que a implantação do modelo estatístico de apoio à decisão permita estimar o risco de crédito com alta acuracidade e menos dependência da subjetividade envolvida no processo de análise baseado, quase que exclusivamente, no modelo julgamental ora vigente.

Demanda:

- (X) espontânea,
- () contratada ou
- () por concorrência.

Descrição: Para atender a necessidade de mitigação dos riscos envolvidos nas operações de crédito no campo empresarial deseja-se investigar os indicadores não contábeis que poderão ser utilizados na previsibilidade do comportamento futuro dos clientes tomadores e se os mesmos poderão alcançar acuracidade equivalente aos modelos existentes, os quais se utilizam de variáveis extraídas das Demonstrações Financeiras e, com base nesses indicadores construir um sistema de apoio à decisão baseado na técnica estatística de regressão logística que tenha capacidade de substituir com a mesma ou maior eficácia o modelo atual em uso que é um modelo julgamental baseado na experiência profissional do gestor da área. Em função das características dos clientes da empresa (empresas de pequeno e médio porte que disponibilizam poucas informações contábeis e financeiras) decorre a necessidade de incorporar ao modelo indicadores não financeiros.

Organização: empresa / organização beneficiada

V.I. IND. E COM. LTDA. – Resinas e Fibras de Vidro

Rua Cairus 144 – Guarulhos – SP – CEP 07230 – 030

www.vifiber.com.br.

Área impactada pela produção:

Área comercial e de gestão de riscos.

Impacto:

- a) Impacto realizado: () baixa, (X) média ou () alta transformação do ambiente ao qual se destina.
- b) Impacto potencial: () baixa, (X) média ou () alta capacidade de



transformação do ambiente ao qual se destina.

Aplicabilidade

Abrangência realizada; grau de facilidade com que o produto **foi empregado** para atingir seus objetivos específicos.

() baixa (X) média () alta

Abrangência potencial grau de facilidade com que o produto **pode vir a ser** empregado para atingir seus objetivos específicos

() baixa (X) média () alta

Replicabilidade.

() restrita (X) irrestrita () escalável

Justificativas

A pesquisa intervencionista é uma metodologia emergente que vem sendo sugerida como um tipo de pesquisa capaz de gerar resultados práticos e relevantes para a prática gerencial. No caso específico, a intervenção visa contribuir para a melhoria do modelo de análise na concessão de crédito comercial de uma distribuidora de produtos químicos, oferecendo um modelo de apoio à decisão baseado na técnica estatística de Regressão Logística, explorando outros procedimentos que possam agregar e melhorar o processo de análise de crédito hoje vigente. Desenvolver modelos de análise menos dependentes dos relatórios contábeis e que comprovem eficácia na mitigação dos riscos aos quais as empresas se expõem ao conceder crédito, pode representar importante contribuição à teoria e à pesquisa em empresas que atuam em mercados com características semelhantes. Reconhecer práticas de mercado com base na empresa estudada e replicar os critérios de análise e de decisão, pode significar importante estímulo ao desenvolvimento de modelos que atendam às necessidades desse importante segmento da economia representado pela grande maioria dos estabelecimentos empresariais.

Declaração de Impacto

Inovação intensidade do conhecimento inédito na criação e desenvolvimento do produto. Avalia-se o teor de inovação em:

() Alto – inovação radical, mudança de paradigma;

(X) Médio – inovação incremental, modificação de conhecimentos pré-estabelecidos

() Baixo – Inovação adaptativa, utilização de conhecimento pré-existente;



Justificativa

Desenvolver modelos de análise menos dependentes dos relatórios contábeis e que comprovem eficácia na mitigação dos riscos aos quais as empresas se expõem ao conceder crédito, pode representar importante contribuição à teoria e à pesquisa em empresas que atuam em mercados com características semelhantes. Reconhecer práticas de mercado com base na empresa estudada e replicar os critérios de análise e de decisão, pode significar importante estímulo ao desenvolvimento de modelos que atendam às necessidades desse importante segmento da economia representado pela grande maioria dos estabelecimentos empresariais. (VER DECLARAÇÃO DA EMPRESA EM ANEXO)

Complexidade grau de interação dos atores, relações e conhecimentos necessários à elaboração e ao desenvolvimento de produtos técnico-tecnológicos. Avalia-se a complexidade do produto em:

() Alta – associação de diferentes novos conhecimentos e atores (laboratórios, empresas etc.) para solução de problemas

(X) Média – alteração/adaptação de conhecimentos pré-estabelecidos por atores diferentes (laboratórios, empresas etc.).

() Baixa – combinação de conhecimento pré-existente por atores diferentes ou não.

Justificativa (até 50 palavras)

No processo de intervenção as soluções são construídas em um processo conjunto a partir de conhecimentos práticos e teóricos, ou seja, através de uma interação entre os pesquisadores e os práticos trabalhando em conjunto.

Financiamento (indicar se parcial ou total – mais que uma opção é possível)

() recursos próprios (X) empregador (X) organização estudada () projeto
Instituto Presbiteriano Mackenzie

V.I. IND. E COM. LTDA. – Resinas e Fibras de Vidro



**O USO DE INDICADORES NÃO CONTÁBEIS PARA A REDUÇÃO DO RISCO DE
CONCESSÃO DE CRÉDITO COMERCIAL:
MODELO DE APOIO À DECISÃO BASEADO NA TÉCNICA ESTATÍSTICA DE
REGRESSÃO LOGÍSTICA**

Edmilson Luiz de Jesus (Mestrando)

Prof. Dr. Octavio Ribeiro de Mendonça Neto

Prof. Dr. José Carlos Tiomatsu Oyadomari

São Paulo – 2020

CONTEXTUALIZAÇÃO

O presente projeto busca analisar e aperfeiçoar os procedimentos de análise e concessão de crédito adotados pela empresa V.I Industria e Comércio Ltda, estabelecida na cidade de Guarulhos e com unidades de negócios nos estados da Bahia, Goiás, Pernambuco, Espírito Santo, Rio de Janeiro e Rio Grande do Sul. Com o início de suas atividades em Janeiro de 1990, a V.I. IND. E COM. LTDA., atua no fornecimento de matérias-primas para indústrias químicas, transporte, construção civil e indústrias de pequeno porte dos mais variados setores. Distribuidor de matérias-primas para o setor de plásticos reforçados com fibra de vidro, está instalada em sede própria na cidade de Guarulhos-SP em uma área construída de 1400 m². A distribuição de seus produtos atinge níveis nacionais.

O atual sistema de análise de crédito se baseia em um modelo julgamental baseado na experiência profissional de um dos pesquisadores, Edmilson Luiz de Jesus que é o responsável pelo departamento de crédito da empresa.

A ideia central do projeto, que conta com o apoio formal do Sócio-Diretor, Sr. Fernando dos Santos Antônio, responsável pela gestão financeira, e pelo Sócio-Diretor, Sr. José Américo Potenza, responsável pela gestão comercial, é construir um modelo de análise



que incorpore a experiência do referido pesquisador, mas que torne o referido processo menos dependente do julgamento subjetivo deste e se transforme em um processo operacional devidamente formalizado que seja incorporado às rotinas operacionais da empresa, com as vantagens daí decorrentes.

OBJETIVO DO PROJETO

O presente projeto tem por objetivo a construção de um sistema de apoio à decisão baseado na técnica estatística de regressão logística que tenha a capacidade de replicar, ou mesmo de ampliar, o sucesso obtido pela empresa objeto dessa pesquisa, na redução das perdas por inadimplência. Espera-se que a implantação de um modelo estatístico de apoio à decisão permita estimar o risco de crédito com alta acuracidade e com menos dependência da subjetividade envolvida no processo de análise, baseado, quase que exclusivamente, no modelo julgamental ora vigente.

Conforme Mendes Filho et al., 1996, em muitas empresas, a avaliação da concessão de crédito é baseada em uma variedade de informações vindas de diversas fontes. Essas informações são tratadas de maneira subjetiva pelos gerentes e os fatores que influenciam as decisões, em grande parte, são fatores de natureza qualitativa. Além disso, ambientes concorrenciais são dinâmicos, sofrem constantes alterações e as decisões devem ser tomadas rapidamente. Schrickel (2000) afirma que a análise de risco envolve a habilidade de estabelecer uma regra de decisão para orientar a concessão de crédito, dentro de um cenário de incertezas e constantes mutações e informações incompletas.

Os dados históricos da empresa em estudo revelam que no período de 2014 a 2018, as taxas de inadimplência observadas situaram-se em patamares inferiores a 1%, bem abaixo dos índices observados na economia. Dessa forma pretende-se identificar quais variáveis utilizadas pelo decisor de crédito são relevantes no processo de decisão com a finalidade de incorporá-las ao modelo a ser construído.



FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

- **Análise subjetiva de crédito**

Securato (2002:59) considera que a análise subjetiva de crédito depende de um conjunto de informações, dentre as quais destacam-se as informações cadastrais, financeiras, patrimoniais, de idoneidade, de relacionamento e do negócio. Santos (2003:46) afirma:

“A análise subjetiva, ou caso a caso, é baseada na experiência adquirida dos analistas de crédito, no conhecimento técnico, no bom senso e na disponibilidade de informações (internas e externas) que lhes possibilitem diagnosticar se o cliente possui idoneidade e capacidade de gerar receita para honrar o pagamento das parcelas dos financiamentos”.

- **Análise objetiva de crédito**

A análise objetiva busca centrar-se nas metodologias estatísticas, com a finalidade de apurar resultados matemáticos que atestem a capacidade de pagamento dos tomadores atribuindo pontuações estatísticas de riscos Conforme Santos (2003:168):

“A pontuação de crédito é um instrumento estatístico desenvolvido para que o analista avalie a probabilidade de que determinado cliente venha a tornar-se inadimplente no futuro”.

Dentre as técnicas objetivas de gestão do risco de crédito, o credit scoring e os ratings são os mais usuais

Credit Scoring

Modelo de avaliação de crédito baseado em uma fórmula estatística desenvolvida com base em dados cadastrais, financeiros, patrimoniais e de idoneidade dos clientes. Os dados dos clientes referem-se aos “C’s” do crédito (caráter, capacidade, capital, condições e colateral). Para a composição dessa fórmula, as principais informações cadastrais dos clientes são selecionadas e, em seguida, atribuem-lhes pesos ou ponderações de acordo com a importância dessas informações. Como resultado final, obtém-se um sistema de pontuação que possibilita o cálculo de valores que serão



interpretados em conformidade com a classificação de risco adotada. Essa classificação de risco é dada por escalas numéricas, as quais recomendarão a aprovação ou recusa dos créditos demandados. Como regra básica, pontuações de propostas de crédito acima de um ponto de corte previamente definido recomendam a aprovação do financiamento; propostas com pontuações abaixo do ponto de corte recomendam a recusa do crédito.

Rating

Rating é uma classificação de risco de crédito dada por uma escala de letras ou números definida pelo órgão classificador.

No Brasil, a atribuição de ratings pelos bancos às operações de crédito tornou-se obrigatória a partir da Resolução 2682/99, emitida pelo Banco Central do Brasil, a qual especifica que todas as operações de crédito deverão ser classificadas de acordo com o número de dias de atraso dos tomadores. De acordo com a extensão do atraso, o Banco Central recomenda a constituição de provisões para perdas relacionadas aos valores financiados. A provisão para perdas de crédito tem o objetivo de estipular os eventuais prejuízos nas operações. Quando a provisão para perdas de crédito é constituída, seu valor é contabilmente debitado do resultado das agências bancárias por meio das provisões para devedores duvidosos. Caso ocorra uma recuperação dos recursos em atraso, o valor atribuído à provisão é somado via registro de crédito aos resultados financeiros da agência.

Regressão logística

Trata-se de um modelo de regressão em que a variável dependente é binária. Essa técnica, segundo Fávero et al. (2009, p. 440), “destina-se a investigar o efeito das variáveis pelas quais os indivíduos, objetos ou sujeitos estão expostos sobre a probabilidade de ocorrência de determinado evento de interesse”. A Regressão logística se caracteriza como uma técnica estatística que nos permite estimar a probabilidade de ocorrência de determinado evento em face de um conjunto de variáveis explanatórias além de auxiliar na classificação de objetos ou casos. Mais recentemente, vem sendo muito aplicada no desenvolvimento dos chamados *Credit Scoring*. A Regressão Logística busca explicar ou predizer valores de uma variável em



função de valores conhecidos de outras variáveis. Os resultados da variável dependente devem permitir interpretações em termos de probabilidade e não apenas classificações em categorias.

Vantagens operacionais da regressão logística

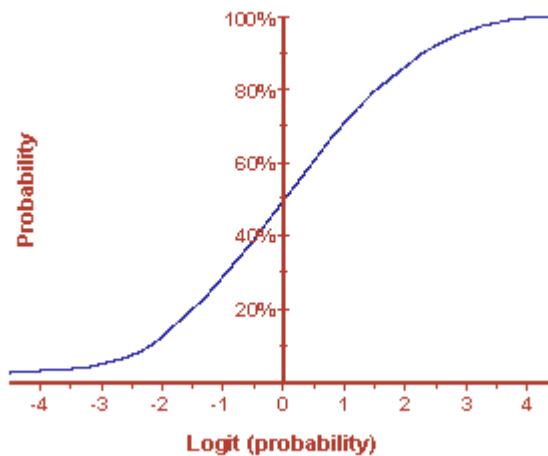
A Regressão logística se presta a realização de dois objetivos simultâneos: identificar a que grupo pertencem certos fenômenos e estimar a probabilidade de que eles possam se enquadrar em uma ou outra categoria. Comparada a outras técnicas, a Regressão Logística acomoda com mais facilidade variáveis categóricas, mostra-se mais adequada à solução de problemas que envolvem estimação de probabilidades, pois trabalha com uma escala de resultados que varia de 0 a 1, admite, simultaneamente, variáveis métricas e não métricas, não é necessário supor normalidade multivariada, apresenta facilidade computacional e facilita a construção de modelos destinados à previsão de riscos.

PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O presente trabalho caracteriza-se como um estudo exploratório, buscando analisar os procedimentos de concessão de crédito adotados pela empresa V.I Indústria e Comércio Ltda. Pretende-se desenvolver um modelo de apoio à decisão aplicando a técnica de estatística multivariada de Regressão Logística para identificar características comuns dos clientes inadimplentes, para isso utilizando como inputs, os indicadores utilizados pelo departamento de crédito da empresa no processo de avaliação e de decisão.

A Regressão Logística é a técnica mais utilizada no mercado para o desenvolvimento de modelos de *credit scoring* (ROSA, 2000; OHTOSHI, 2003). Ao contrário da análise discriminante, não exige a suposição da normalidade das variáveis independentes e é mais robusta quando a mesma não é atendida (HAIR JR. et al., 2009, p. 225). A regressão logística prediz a probabilidade de um evento ocorrer, a qual pode estar entre 0 e 1. A relação entre as variáveis independentes e a variável dependente se assemelha a uma curva em forma de S, conforme mostra a Figura 1

Figura 1 – Regressão Logística



Fonte; Sharma (1996, p 320)

- **Perfil dos clientes**

A V.I atende uma clientela variada composta, em sua maioria, por pequenas e médias empresas do mercado interno. Atua no fornecimento de matérias-primas para indústrias químicas, transporte, construção civil e indústrias dos mais variados setores (mobiliários urbanos, mobiliários internos, indústrias de eletrodomésticos, indústria naval, indústria aeronáutica, indústria agrícola e do lazer, de elementos decorativos, etc) A estratégia da V.I para obter vantagem competitiva frente aos seus concorrentes, cujo padrão de competição é baseado em preços e prazos de entrega, é manter uma estrutura pulverizada e pouco concentrada, formada por grande número de empresas de porte reduzido (no Brasil, segundo estudo do BNDES mais de 70% são microempresas, 22% pequenas empresas e 5% médias empresas) e manter estoques suficientes para atender aos clientes prontamente. Para oferecer preços competitivos a V.I adota como estratégia a obtenção de descontos junto aos fornecedores efetuando compras em volumes elevados e concentrando o esforço comercial nas vendas a prazo.

- **Coleta e tratamento de dados**

Para operacionalizar o presente estudo de caso, o departamento de Crédito da Empresa, com autorização do Sócio-Diretor, Sr. Fernando dos Santos Antônio, responsável pela gestão financeira, e pelo Sócio-Diretor, Sr. José Américo Potenza,



responsável pela área comercial e logística, apresentou as bases de dados contendo arquivo com o cadastro de clientes e arquivo contendo todas as duplicatas emitidas nos anos de 2014 a 2018, pagas e não pagas. Os dados foram exportados e tratados em planilhas do programa Excel da Microsoft e, posteriormente, para o software estatístico SPSS para análise dos dados. Neste estudo foram considerados inadimplentes os títulos vencidos há mais de 180 dias. O cadastro de clientes foi complementado com informações obtidas no site da Receita Federal através da consulta da Situação Cadastral de Pessoa Jurídica

- **Critérios de decisão adotados pelo departamento de crédito nas vendas a prazo**

Informações que confirmem, por exemplo, que o cliente é quem ele diz ser, se possui reputação no mercado e se ele é merecedor de crédito são imprescindíveis para uma tomada de decisão consistente.

Em situações de incerteza, a análise e mensuração do risco de crédito baseada em informações cadastrais e comportamentais da empresa e dos sócios que possam indicar eventuais inconsistências, adquire importância vital nas estratégias de negócios. Informações cadastrais básicas como Data de Fundação, Localização, Porte (M.E.I, M.E, E.P.P, etc) Setor (Primário, Industrial, Comercial, Serviços), Ramo de Atividade, Informações dos Sócios, Regime fiscal (optantes pelo Simples Nacional, Lucro Presumido ou Lucro Real) e informações comportamentais como, por exemplo, demanda por crédito e hábito de pagamentos, entre outras, são levantadas e devidamente avaliadas

Dentre as variáveis listadas, o analista escolhe um conjunto de informações de caráter quantitativo e qualitativo para minimizar a subjetividade julgamental envolvida no processo de decisão. Variáveis como data de fundação e porte da empresa, capital social, ramo de atividade, tempo de relacionamento, histórico de compras e de pagamentos, limites de crédito, valores acumulados, pagamentos pontuais, em atraso



ou em cartório; apontamentos restritivos (protestos, cheques sem fundo, pendências comerciais, pedidos de recuperação judicial, falências requeridas, dívidas bancárias, processos judiciais, dívidas tributárias e quaisquer apontamentos que indiquem eventuais possibilidades de inadimplência) juntamente com referências comerciais e/ou referências bancárias, quando disponíveis, normalmente são utilizadas para embasar as decisões. Para clientes novos a avaliação do risco é baseada em consultas aos serviços de informações creditícias fornecidas pelos “bureaux”, Serasa Experian e Boa Vista Serviços, administradora do SCPC – Serviço Central de Proteção ao Crédito. Através da consulta é considerado um cliente de risco elevado aquele que tiver apontamentos recentes. Alguns apontamentos são considerados restritivos, mas não necessariamente impeditivos para a concessão. As decisões se embasam nos critérios abaixo descritos: 1) Protestos antigos de valores baixos combinados com informações de comportamento comercial positivo no que diz respeito à quantidade de títulos informados com pagamentos pontuais, são ponderados com outras informações como, por exemplo, data de fundação, capital social, setor de atividade , faturamento presumido, limite sugerido pelo bureau, alterações no quadro societário, se existe ou não apontamentos para sócios e , de acordo com as informações retornadas o pedido poderá ser aprovado integralmente, parcialmente ou com solicitação de alguma parcela à vista. 2) Informações recentes sobre cheques sem fundo, requerimentos de recuperação judicial ou pedidos de falência, são considerados impeditivas para a concessão. Para clientes com compras recorrentes, consultas aos bureaux são feitas periodicamente para fins de manutenção. Apontamentos restritivos são anotados na ficha cadastral. As decisões são tomadas baseadas no tempo de relacionamento, no histórico de compras x pagamentos, na frequência de compras, no comportamento comercial, no atraso médio, nas alterações recentes no quadro societário, nos limites x acumulado atual x maior acúmulo, na existência de duplicatas vencidas, no valor da operação, nas informações comerciais e no resultado da consulta.

O processo de liberação de crédito adotado está alinhado às decisões estratégicas definidas pela empresa, cujas diretrizes determinam a rápida conversão das vendas em caixa e negociações de prazo com fornecedores superiores aos prazos concedidos aos clientes a fim de obter um ciclo financeiro favorável e evitar situações de necessidade



de financiamentos onerosos. Dentro desse espírito de gestão do fluxo de caixa e do capital de giro o departamento de crédito contribui para o atingimento da meta de eficiência das contas do ativo circulante, notadamente da conta clientes (contas a receber) adotando um modelo de decisão que minimize as perdas representadas pelas eventuais faltas de pagamento das duplicatas emitidas. As taxas de inadimplência observadas na empresa em estudo são bastante reduzidas quando comparadas com as taxas do mercado.

- **Resumo das duplicatas emitidas no período de 2014 a 2018 – Vendas x Recebimentos – Tabelas**

As tabelas foram elaboradas com base no banco de dados das duplicatas emitidas no período de 2014 a 2018. A denominação “vencidos” se refere às duplicatas vencidas há mais de 180 dias na base de dados, sendo consideradas perdas por inadimplência

Tabela 1 – Notas fiscais e duplicatas emitidas no período de 2014 a 2018 por Unidade de Negócio com quantidades e valores pagos e vencidos há mais de 180 dias

2014-2018

UNIDADE	Nº DE CLIENTES	Nº NFS	Nº DE DPLS	Soma de VALOR	VALOR MÉDIO NF	VALOR MÉDIO DPL
MATRIZ	4308	65715	116220	R\$ 218.932.285,50	R\$ 3.331,54	R\$ 1.883,77
Pagos	4081	65067	115076	R\$ 216.783.630,16	R\$ 3.331,70	R\$ 1.883,83
Vencidos	227	648	1144	R\$ 2.148.655,34	R\$ 3.315,83	R\$ 1.878,20
SUL	548	11611	19788	R\$ 42.125.278,87	R\$ 3.628,05	R\$ 2.128,83
Pagos	526	11571	19720	R\$ 41.912.124,12	R\$ 3.622,17	R\$ 2.125,36
Vencidos	22	40	68	R\$ 213.154,75	R\$ 5.328,87	R\$ 3.134,63
GOIANIA	1329	15931	22299	R\$ 24.427.279,57	R\$ 1.533,32	R\$ 1.095,44
Pagos	1292	15861	22194	R\$ 24.288.375,83	R\$ 1.531,33	R\$ 1.094,37
Vencidos	37	70	105	R\$ 138.903,74	R\$ 1.984,34	R\$ 1.322,89
BAHIA	1019	9399	13546	R\$ 21.761.984,51	R\$ 2.315,35	R\$ 1.606,52
Pagos	1006	9373	13502	R\$ 21.686.526,20	R\$ 2.313,72	R\$ 1.606,17
Vencidos	13	26	44	R\$ 75.458,31	R\$ 2.902,24	R\$ 1.714,96
RECIFE	512	7893	12245	R\$ 21.605.325,98	R\$ 2.737,28	R\$ 1.764,42
Pagos	493	7844	12140	R\$ 21.369.896,23	R\$ 2.724,36	R\$ 1.760,29
Vencidos	19	49	105	R\$ 235.429,75	R\$ 4.804,69	R\$ 2.242,19
RIO	640	9839	16042	R\$ 20.922.096,98	R\$ 2.126,45	R\$ 1.304,21
Pagos	615	9787	15953	R\$ 20.828.343,64	R\$ 2.128,16	R\$ 1.305,61
Vencidos	25	52	89	R\$ 93.753,34	R\$ 1.802,95	R\$ 1.053,41
ESP.SANTO	604	9548	15166	R\$ 18.208.857,17	R\$ 1.907,09	R\$ 1.200,64
Pagos	556	9421	14944	R\$ 17.858.727,55	R\$ 1.895,63	R\$ 1.195,04
Vencidos	48	127	222	R\$ 350.129,62	R\$ 2.756,93	R\$ 1.577,16
Total Geral	8960	129936	215306	R\$ 367.983.108,58	R\$ 2.832,03	R\$ 1.709,12
Pagos	8569	128924	213529	R\$ 364.727.623,73	R\$ 2.829,01	R\$ 1.708,09
Vencidos	391	1012	1777	R\$ 3.255.484,85	R\$ 3.216,88	R\$ 1.832,01



Fonte: Próprio autor

Tabela 2 – Quantidade de duplicatas emitidas no período de 2014 a 2018 por Unidade de Negócio com quantidades pagas e vencidos há mais de 180 dias

Contagem de DUPLICATA		ANO EMISSÃO					
UNIDADE		2014	2015	2016	2017	2018 Total Geral	
MATRIZ		22894	21867	22884	24001	24574	116220
Pagos		22679	21547	22619	23794	24437	115076
Vencidos		215	320	265	207	137	1144
GOIANIA		4682	4199	4213	4593	4612	22299
Pagos		4672	4143	4201	4588	4590	22194
Vencidos		10	56	12	5	22	105
SUL		4099	3854	3980	4007	3848	19788
Pagos		4084	3831	3970	4001	3834	19720
Vencidos		15	23	10	6	14	68
RIO		3352	3018	2636	3092	3944	16042
Pagos		3332	2985	2618	3079	3939	15953
Vencidos		20	33	18	13	5	89
ESP.SANTO		2360	2291	2771	3642	4102	15166
Pagos		2319	2252	2703	3613	4057	14944
Vencidos		41	39	68	29	45	222
BAHIA		3541	2901	2665	2325	2114	13546
Pagos		3535	2882	2653	2321	2111	13502
Vencidos		6	19	12	4	3	44
RECIFE		2022	1934	2377	2773	3139	12245
Pagos		2001	1923	2363	2733	3120	12140
Vencidos		21	11	14	40	19	105
Total Geral		42950	40064	41526	44433	46333	215306

Fonte: Próprio autor



Tabela 3 – Quantidade de duplicatas emitidas e soma de valor no período de 2014 a 2018 por Unidade de Negócio com valores e porcentagem pagos e vencidos há mais de 180 dias

PERÍODO 2014-2018

UNIDADE	Contagem de DPLS	Soma de VALOR	% do Valor Vendido
MATRIZ	116220	R\$ 218.932.285,50	100,00%
Pagos	115076	R\$ 216.783.630,16	99,02%
Vencidos	1144	R\$ 2.148.655,34	0,98%
SUL	19788	R\$ 42.125.278,87	100,00%
Pagos	19720	R\$ 41.912.124,12	99,49%
Vencidos	68	R\$ 213.154,75	0,51%
GOIANIA	22299	R\$ 24.427.279,57	100,00%
Pagos	22194	R\$ 24.288.375,83	99,43%
Vencidos	105	R\$ 138.903,74	0,57%
BAHIA	13546	R\$ 21.761.984,51	100,00%
Pagos	13502	R\$ 21.686.526,20	99,65%
Vencidos	44	R\$ 75.458,31	0,35%
RECIFE	12245	R\$ 21.605.325,98	100,00%
Pagos	12140	R\$ 21.369.896,23	98,91%
Vencidos	105	R\$ 235.429,75	1,09%
RIO	16042	R\$ 20.922.096,98	100,00%
Pagos	15953	R\$ 20.828.343,64	99,55%
Vencidos	89	R\$ 93.753,34	0,45%
ESP.SANTO	15166	R\$ 18.208.857,17	100,00%
Pagos	14944	R\$ 17.858.727,55	98,08%
Vencidos	222	R\$ 350.129,62	1,92%
Total Geral	215306	R\$ 367.983.108,58	100,00%
Pagos	213529	R\$ 364.727.623,73	99,12%
Vencidos	1777	R\$ 3.255.484,85	0,88%

Fonte: Próprio autor



Tabela 4 – Quantidade de duplicatas emitidas no período de 2014 a 2018 por Unidade de Negócio e prazos de venda mais comuns com porcentagem de vencidas há mais de 180 dias

Contagem de DUPLICATA UNIDADE	SITUAÇÃO		Total Geral	% DE VENCIDOS
	Pagos	Vencidos		
MATRIZ	75753	853	76606	1,11%
30	32492	254	32746	0,78%
45	19684	242	19926	1,21%
60	19614	289	19903	1,45%
75	1991	23	2014	1,14%
90	1972	45	2017	2,23%
ESP.SANTO	9669	193	9862	1,96%
30	5049	64	5113	1,25%
45	1000	34	1034	3,29%
60	2999	78	3077	2,53%
75	112	5	117	4,27%
90	509	12	521	2,30%
RIO	9488	86	9574	0,90%
30	4296	24	4320	0,56%
45	1933	33	1966	1,68%
60	2604	28	2632	1,06%
75	178		178	0,00%
90	477	1	478	0,21%
BAHIA	7513	42	7555	0,56%
30	4011	17	4028	0,42%
45	1036	7	1043	0,67%
60	1829	17	1846	0,92%
75	267		267	0,00%
90	370	1	371	0,27%
GOIANIA	5682	19	5701	0,33%
30	3408	13	3421	0,38%
45	744	3	747	0,40%
60	1311	3	1314	0,23%
75	41		41	0,00%
90	178		178	0,00%
SUL	4959	7	4966	0,14%
30	2271	4	2275	0,18%
45	928	2	930	0,22%
60	1352	1	1353	0,07%
75	194		194	0,00%
90	214		214	0,00%
RECIFE	3057	26	3083	0,84%
30	1466	4	1470	0,27%
45	892	7	899	0,78%
60	595	9	604	1,49%
75	84	3	87	3,45%
90	20	3	23	13,04%
Total Geral	116121	1226	117347	1,04%

Fonte: Próprio autor



Tabela 5 – Vendas no período de 2014 a 2018 por prazos mais comuns com valores e porcentagens, incluindo vencidos há mais de 180 dias

EM VALOR Prazos	2014-2018			
	Pagos		Vencidos	Total Geral
30	R\$	80.484.040,45	R\$ 547.471,78	R\$ 81.031.512,23
45	R\$	43.723.503,43	R\$ 512.441,28	R\$ 44.235.944,71
60	R\$	55.304.675,02	R\$ 719.340,23	R\$ 56.024.015,25
75	R\$	6.578.714,01	R\$ 76.729,94	R\$ 6.655.443,95
90	R\$	10.069.370,64	R\$ 174.550,13	R\$ 10.243.920,77
Total Geral	R\$	196.160.303,55	R\$ 2.030.533,36	R\$ 198.190.836,91

Contagem de DUPLI 2014-2018				
UNIDADE	Pagos	Vencidos	Total Geral	
30		99,29%	0,71%	100,00%
45		98,76%	1,24%	100,00%
60		98,62%	1,38%	100,00%
75		98,93%	1,07%	100,00%
90		98,37%	1,63%	100,00%
Total Geral		98,96%	1,04%	100,00%

Fonte: O próprio autor

Tabela 6 – Duplicatas emitidas por setor no período de 2014 a 2017 com % de representatividade do setor e porcentagens vencidas há mais de 180 dias

Contagem de Duplicatas Setor	2014 a 2017				
	Pagos	Vencidos	Total Geral	% Total Geral	% Vencidos
Indústria em geral	73202	559	73761	60,18%	0,76%
Comércio em Geral (Atacado e/ou varejo)	25909	298	26207	21,38%	1,14%
Construção Civil	9511	198	9709	7,92%	2,04%
Serviços	11252	87	11339	9,25%	0,77%
Primário	1551	2	1553	1,27%	0,13%
Total Geral	121425	1144	122569	100,00%	0,93%

Fonte: Próprio autor

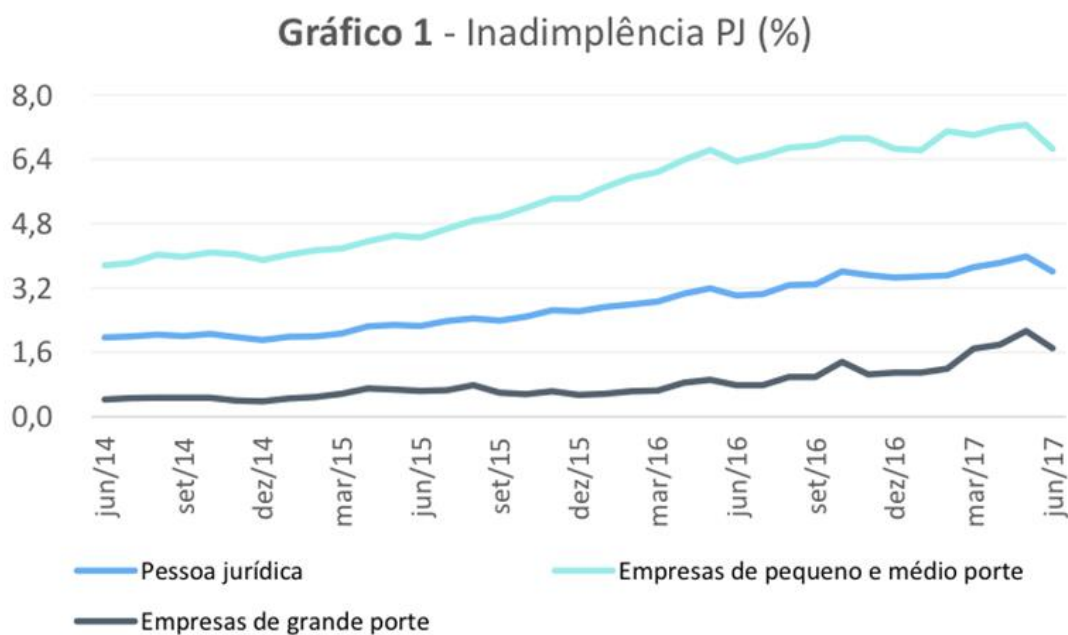


Tabela7 – Duplicatas emitidas por setor no período de 2018 com % de representatividade do setor e porcentagens vencidas há mais de 180 dias

Contagem de Dpls Setor	Ano 2018				
	Pagos	Vencidos	Total Geral	% Total Geral	% Vencidos
Indústria em geral	18615	96	18711	57,59%	0,51%
Comércio em Geral (Atacado e/ou varejo)	7310	64	7374	22,70%	0,87%
Construção Civil	2458	33	2491	7,67%	1,32%
Serviços	3544	28	3572	10,99%	0,78%
Primário	340		340	1,05%	0,00%
Total Geral	32267	221	32488	100,00%	0,68%

- **Interpretação dos resultados atuais**

Podemos considerar que os índices de inadimplência no período de 2014 a 2018, foram bastante baixos quando comparados com as publicações e estatísticas publicadas pela Serasa/Boa Vista e SEBRAE no mesmo período, conforme Gráfico 1. Dessa forma podemos concluir que o sistema de avaliação de crédito adotado pela empresa é um sistema eficaz. Todavia, cabe observar, que o sistema atualmente adotado é quase exclusivamente baseado no julgamento do analista podendo, assim, ser passível de inconsistências e erros de avaliação e morosidade nas decisões



Fonte: SEBRAE - Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas



MODELO ESTATÍSTICO PROPOSTO

O modelo estatístico proposto para apoiar as decisões do gestor de crédito é o modelo baseado na técnica de regressão logística. Simulações sucessivas com escolha das variáveis presentes no banco de dados fazem supor que a carteira de clientes da empresa representa baixo risco de crédito. No entanto, deve-se ponderar que a base de dados oferecida pode conter viés uma vez que os clientes rejeitados não estão incluídos na base ficando, apenas, aqueles clientes que passaram pelo crivo do analista. Foram processados 117428 registros de duplicatas emitidas no período de 2014 a 2017, sendo 116284 adimplentes e 1144 inadimplentes, e escolhidas como variáveis preditoras o setor, o tempo de relacionamento na data da compra e prazo de vendas. Foi incluída como variável preditora a Unidade de Negócio onde as transações ocorreram, por questão de praticidade. As unidades de negócios da empresa localizam-se em diversas regiões do país, substituindo, sem perda de acuracidade, a escolha por Unidade da Federação. As saídas do programa indicaram que a inclusão das variáveis era estatisticamente significativa. A estatística global resultante do modelo, inferior a 0,05 com todas as variáveis incluídas, revelam que o modelo pode ser utilizado com a mesma acurácia que o modelo rodado sem inclusão de variáveis. Sendo assim, escolhendo-se o ponto de corte, o modelo pode ser utilizado para automatização das aprovações dos clientes que obtiverem pontuações acima ponto de corte e reprovações daqueles com pontuações abaixo, restando ao gestor a análise daqueles que estiverem com pontuações intermediárias

- **Saídas do SPSS**

Case Processing

Summary



Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	117428	100,0
	Missing Cases	0	0,0
	Total	117428	100,0
Unselected Cases		0	0,0
Total		117428	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Toda amostra foi processada; não houve casos perdidos

Dependent Variable Variável dependente

Encoding

Original Value	Internal Value
Adimplen	0
Inadimpl	1

Fonte: Dados da pesquisa

Categorical Variables Codings	Variáveis independentes categóricas	Frequency	coding					
			(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
UNIDADE	BAHIA	6938	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	ESP.SANT	6922	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	GOIANIA	10216	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000	0,000
	MATRIZ	71243	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000
	RECIFE	5213	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000
	RIO	6015	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	1,000
SUL	10881	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
SETOR	Comércio	25251	1,000	0,000	0,000	0,000		
	Construç	8989	0,000	1,000	0,000	0,000		
	Indústria	70992	0,000	0,000	1,000	0,000		
	Primário	1536	0,000	0,000	0,000	1,000		
	Serviços	10660	0,000	0,000	0,000	0,000		

Fonte: Dados da pesquisa



Block 0: Beginning Block		Tabela sem nenhuma variável Independente							
Classification Table ^{ab}									
Observed				Predicted					
				SITUAÇÃO				Correct	
				Adimplen	Inadimpl				
Step 0	SITUAÇÃO	Adimplen		116284	0			100,0	
		Inadimpl		1144	0			0,0	
	Overall Percentage							99,0	
a. Constant is included in the model.		Inadimplentes =		1,0%					
b. The cut value is ,500									
o modelo considera todos os eventos na categoria de maior frequência. Ou seja, considera 100% adimplentes, acertando , portanto, 99% que é o índice de acerto sem inclusão de variáveis(previsoras)									
Variables in the Equation									
			B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	
Step 0	Constant		-4,622	,030	24195,863	1	0,000	,010	
Variables not in the Equation									
				Score	df	Sig.			
Step 0	Variables	UNIDADE		142,166	6	,000			
		UNIDADE(1)		17,917	1	,000			
		UNIDADE(2)		45,658	1	,000			
		UNIDADE(3)		25,102	1	,000			
		UNIDADE(4)		23,053	1	,000			
		UNIDADE(5)		3,104	1	,078			
		UNIDADE(6)		,744	1	,388			
		SETOR		191,501	4	,000			
		SETOR(1)		14,141	1	,000			
		SETOR(2)		152,275	1	,000			
		SETOR(3)		64,936	1	,000			
		SETOR(4)		11,492	1	,001			
		TempdeRelacionamento_DT_da_Compra		169,995	1	,000			
		PRAZO_VENDA		232,426	1	,000			
	Overall Statistics			699,722	12	,000			

a estatística global inferior a 0,05 indica que ao menos uma variável não incluída é relevante para o modelo pode ser melhorado incluindo novas variáveis

Fonte: Dados da pesquisa



Block 1: Method = Enter

H0 = o modelo com novas variáveis = modelo sem variáveis independentes(previsoras)

H1 = o modelo com novas variáveis ≠ modelo sem variáveis independentes(previsoras)

Como o nível de significância do modelo é inferior 0,05 assume-se a hipótese alternativa (a inclusão de variáveis previsoras modifica o modelo)

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	661,648	12	,000
	Block	661,648	12	,000
	Model	661,648	12	,000

Model Summary			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	12211,573 ^a	,006	,054

a. Estimation terminated at iteration number 9 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test			
Step	Chi-square	df	Sig.
1	18,216	8	,020

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test						
		SITUAÇÃO = Adimplen		Inadimpl		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 1	1	11734	11720,941	9	22,059	11743
	2	11695	11703,270	48	39,730	11743
	3	11684	11691,112	59	51,888	11743
	4	11672	11677,342	71	65,658	11743
	5	11656	11662,665	87	80,335	11743
	6	11669	11646,866	74	96,134	11743
	7	11622	11628,089	121	114,911	11743
	8	11606	11600,551	137	142,449	11743
	9	11541	11554,454	202	188,546	11743
	10	11405	11398,712	336	342,288	11741

Classification Table ^a					
Observed			Predicted		Correct
			SITUAÇÃO		
Step 1	SITUAÇÃO	Adimplen	116284	0	100,0
		Inadimpl	1144	0	0,0
Overall Percentage					99,0

a. The cut value is ,500

O modelo com variáveis preditoras mantém o nível de classificações corretas obtidas pelo modelo sem previsores.

Obs: Como não há perda de acurácia, o modelo pode ser implantado com o objetivo de automatização

H0: b=0

H1: b≠0

o nível de significância inferior a 0,05 indica que os coeficientes das variáveis são diferentes de 0 (hipótese alternativa)

Variables in the Equation							Intervalo de confiança			
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)		
								Lower	Upper	
Step 1 ^a	UNIDADE			108,737	6	,000				
	UNIDADE(1) - BA	,264	,241	1,198	1	,274	1,302	,812	2,089	
	UNIDADE(2) - ES	1,425	,192	54,982	1	,000	4,160	2,854	6,063	
	UNIDADE(3) - GO	,395	,219	3,249	1	,071	1,484	,966	2,279	
	UNIDADE(4) - MATRIZ	1,155	,172	44,914	1	,000	3,173	2,264	4,447	
	UNIDADE(5) - RECIFE	,864	,211	16,739	1	,000	2,372	1,568	3,588	
	UNIDADE(6) - SUL	1,019	,210	23,628	1	,000	2,771	1,837	4,180	
	SETOR			142,929	4	,000				
	SETOR(1) - Comércio	,481	,123	15,187	1	,000	1,617	1,270	2,059	
	SETOR(2) - Construção	1,087	,131	68,808	1	,000	2,966	2,294	3,835	
	SETOR(3) - Indústria	,144	,117	1,500	1	,221	1,155	,917	1,454	
	SETOR(4) - Primário	-1,606	,716	5,025	1	,025	,201	,049	,817	
	TempodeRelacionamen to_DT_da_Compra	TempodeRelacionamen to_DT_da_Compra	-,074	,007	123,791	1	,000	,928	,916	,941
	PRAZO_VENDA	PRAZO_VENDA	,023	,002	235,384	1	,000	1,024	1,021	1,027
Constant	Constant	-6,574	,211	968,292	1	,000	,001			

a. Variable(s) entered on step 1: UNIDADE, SETOR, TempodeRelacionamento_DT_da_Compra, PRAZO_VENDA



CONSIDERAÇÕES FINAIS

O processo de liberação de crédito adotado está alinhado às decisões estratégicas definidas pela empresa, cujas diretrizes determinam a rápida conversão das vendas em caixa e negociações de prazo com fornecedores superiores aos prazos concedidos aos clientes a fim de obter um ciclo financeiro favorável e evitar situações de necessidade de financiamentos onerosos. Dentro desse espírito de gestão eficiente do fluxo de caixa e do capital de giro, o departamento de crédito adota o modelo julgamental de avaliação de risco de inadimplência e contribui consistentemente para o atingimento dessa meta evitando perdas de recursos aplicados no ativo circulante, notadamente na conta clientes (contas a receber).

As variáveis escolhidas pelo gestor de crédito (data de fundação e porte da empresa, capital social, ramo de atividade, tempo de relacionamento, histórico de compras x pagamentos, limite de crédito, valores acumulados, pagamentos pontuais, em atraso ou em cartório; apontamentos restritivos como protestos, cheques sem fundo, pendências financeiras, pedidos de recuperação judicial ou falências requeridas e, quando disponíveis, informações comerciais ou referências bancárias) provaram-se relevantes para embasar as decisões ao se considerar que as taxas de inadimplência observadas na empresa em estudo são bastante reduzidas quando comparadas com as taxas do mercado.

A aplicação da técnica de Regressão Logística em um modelo de apoio à decisão em complemento ao modelo julgamental hoje vigente pode representar expressivo ganho de produtividade por ensejar a automatização de boa parte das transações, justificando, assim, a implantação do modelo proposto e o acompanhamento dos resultados obtidos objetivando implementar eventuais aprimoramentos da técnica apresentada.

REFERÊNCIAS

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P.; SILVA, F. L.; CHAN, B. L. Análise de dados – Modelagem multivariada para tomada de decisões. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009



HAIR JR., J.F.; WILLIAM, B.; BABIN, B.; ANDERSON, R.E. Análise multivariada de dados. 6.ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

MENDES FILHO, E. F.; CARVALHO, A. C. P. L. F.; MATIAS, A. B. Utilização de redes neurais artificiais na análise de risco de crédito a pessoas físicas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE REDES NEURAS, 3, 1996, Recife. Anais.

OHTOSHI, C. Uma comparação de regressão logística, árvores de classificação e redes neurais: analisando dados de crédito. 2003. 147 f. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Curso de Pós-graduação em Estatística, Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

ROSA, P. T. M. Modelos de Credit Scoring: Regressão Logística, CHAID e REAL. 2000.125 f. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Curso de Pós-graduação em Estatística, Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2000.

SANTOS, J. O. dos. Análise de crédito – empresas e pessoas físicas. 2ª ed. São Paulo: Atlas, 2003

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

SEBRAE-SP, disponível em

https://m.sebrae.com.br/Sebrae/Portal%20Sebrae/UFs/SP/Pesquisas/inadimplencia_m pes_2002.pdf acessado em 02.06.2019

SECURATO, J. R. Crédito – análise e avaliação do Risco – pessoas físicas e jurídicas. São Paulo: Saint Paul Institute of Finance, 2002.



Fiberglass

Resinas e Fibras de Vidro

DECLARAÇÃO

Declaramos que a dissertação cujo título é “O uso de indicadores não contábeis para a redução do risco de concessão de crédito comercial : Modelo de apoio à decisão baseado na técnica estatística de regressão logística” desenvolvida por Edmilson Luiz de Jesus teve aderência à realidade da nossa organização e contribuiu de forma significativa para mitigar o problema inadimplência de clientes. No momento o modelo tem sido utilizado de forma adaptada às rotinas do departamento de crédito da empresa. A aplicação dos conceitos introduzidos na dissertação defendida colaboraram para a redução de 0,15 pontos percentuais nos índices históricos de inadimplência observados na carteira de clientes da empresa representando economia real em torno de R\$ 130.000,00/ano. Em relação ao porte e faturamento da empresa a contribuição para o fluxo de caixa é relevante

Guarulhos, 13 de novembro de 2020



FERNANDO DOS SANTOS ANTONIO – DIRETOR FINANCEIRO

+55 (11) 2413-0344

Rua Cariús, 144
Vila Nova Cumbica
Guarulhos - SP - Brasil
Cep: 07230-030

www.vifiber.com.br