

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE MATEMÁTICA
BACHARELADO EM ESTATÍSTICA**

**ANÁLISE DISCRIMINANTE APLICADA NA APROVAÇÃO DE
PEDIDOS REALIZADOS COM CARTÃO DE CRÉDITO EM UM E-
COMMERCE**

Polyane Crhistie Nunes Quinarelli

Uberlândia - MG
2016

Polyane Crhistie Nunes Quinarelli

**ANÁLISE DISCRIMINANTE APLICADA NA APROVAÇÃO DE
PEDIDOS REALIZADOS COM CARTÃO DE CRÉDITO EM UM E-
COMMERCE**

Trabalho de conclusão de curso apresentado a Faculdade de Matemática da Universidade Federal de Uberlândia como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Estatística.

Orientador: Prof. Dr. Lúcio Borges de Araújo

Uberlândia - MG
2016

Polyane Crhistie Nunes Quinarelli

**ANÁLISE DISCRIMINANTE APLICADA NA APROVAÇÃO DE
PEDIDOS REALIZADOS COM CARTÃO DE CRÉDITO EM UM E-
COMMERCE**

Trabalho de conclusão de curso apresentado a Faculdade de Matemática da Universidade Federal de Uberlândia como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Estatística.

Aprovado em: ____ de _____ de _____.

BANCA EXAMINADORA

Professor Doutor Lúcio Borges de Araújo (Orientador) - Universidade Federal de Uberlândia

Professor Doutor José Waldemar da Silva – Universidade Federal de Uberlândia

Professora Doutora Priscila Neves Faria – Universidade Federal de Uberlândia

Este trabalho é dedicado à Albia Quinarelli, mulher que fez o possível e o impossível para que eu realizasse esse sonho. Mãe, você é a luz que ilumina meus dias e é por ti que busco ser melhor a cada dia.

AGRADECIMENTOS

Começo agradecendo a Deus, pelas bênçãos que me foram concedidas todos os dias. Meu Pai, tua bondade é infinita para comigo.

À minha mãe Albia, razão do meu viver, meu alicerce, por tudo que faz por mim, essa conquista também é sua.

Ao meu pai Udemberg, meus irmãos Danyel e Luiza por todo amor e incentivo.

À minha avó Dinorah, suas orações e colo nos dias de choro, foram muito importantes para mim.

Ao meu namorado Marco, por sempre estar ao meu lado e entender minhas ausências.

Ao Leandro de Carvalho, pela compreensão nos momentos em que precisei me ausentar do trabalho, pelos conselhos e apoio de sempre. Tenho orgulho em fazer parte da sua equipe.

Ao meu orientador, Lúcio Borges de Araújo, é uma alegria concluir o curso sob sua orientação. Seu conhecimento, carisma e humildade me inspiram. Dizer obrigada é muito pouco para agradecer o quanto me ajudou.

A todos os professores a quem tive a honra de ser aluna durante a graduação, vocês foram muito importantes para o meu desenvolvimento e me ensinaram mais que Estatística. Em especial, ao Janser Moura Pereira, José Waldemar da Silva, Lúcio Borges de Araújo, Marcelo Tavares, Patrícia Viana, Santos Alberto Enriquez Remigio, Raquel Romes Linhares e Tiago Vargas.

Aos professores José Waldemar da Silva e Priscila Neves Faria, por aceitarem o convite para participarem da banca e pelas contribuições ao trabalho.

Aos amigos, Leticia Garcês, Lorena Garcês, Edileide Martins, Dayanne Moraes, Gabriel Ferreira, Alex Andrade, Evandro Ferranti, Wendell Araújo, Juliana Nunes, Suélen Leite e Leticia Dias pelos bons momentos de descontração e palavras de incentivo.

Aos amigos e colegas do curso, pela convivência, conhecimentos e momentos inesquecíveis que compartilhamos. Especialmente ao Matheus Guerreiro, Laura Godoi, Katon Oliveira, Michelle Silva, Kamylla Rodrigues, Tatiane Gomes, Heverton Rodrigues, Mariana Pintar, Laíla Campos e Tiago Bortoletto.

RESUMO

O comércio eletrônico cresce rapidamente no Brasil e acompanhando esse desenvolvimento, existe o aumento do número de práticas fraudulentas utilizando cartão de crédito como forma de pagamento para realização de compras online. Este estudo teve por objetivo a construção de uma função discriminante capaz de classificar os pedidos desta modalidade de pagamento e assim poder contribuir com a loja na redução de custos com fraude e aumento na confiança dos clientes. A metodologia aplicada foi a Análise Discriminante que é uma técnica da Análise Multivariada, onde se classifica elementos de uma amostra ou população em grupos diferentes, nesse estudo, em dois grupos distintos, baixo risco onde se aprova o pedido ou alto risco, onde a compra é cancelada. Os dados foram disponibilizados por um *e-commerce* brasileiro, que cedeu uma amostra de 80 mil pedidos da empresa no ano de 2015. A função discriminante obtida nesse estudo, apresentou bons resultados apenas para classificar pedidos não contestados no grupo de baixo risco, não sendo eficaz na classificação de pedidos suspeitos no grupo de alto risco.

Palavras-chave: Análise Multivariada, Análise Discriminante; Fraude; Comércio Eletrônico; Análise de crédito.

ABSTRACT

The Brazilian e-commerce is growing fast and following this progress there is an increasing number of fraudulent practices that uses credit cards as form of payment to process online shopping. The aim of this study was to build a discriminative function that could be able to classify the order of payment method and so contribute with storeowners with cost reduction, fraud and the increase of customer confidence. The methodology applied was a Discriminant Analysis that is a technic that uses a Multivariate Analysis, where elements are classified from a sample or population in different groups. In this study, two distinct groups were used, that is, a low risk where we approve the order made by the customer and the high-risk, where the purchase is canceled. The data was supplied by a Brazilian e-commerce that gave a sample of 80 thousand company orders made in 2015. The discriminant function obtained in this study showed good results just to sort orders uncontested in the low risk group, not being effective in suspicious requests for classification in the high risk group.

Key words: Multivariate Analysis, Discriminant Analysis, Fraud, E-commerce, Credit Analysis.

SUMÁRIO

| | |
|---|-----------|
| 1 INTRODUÇÃO | 8 |
| 2 REFERENCIAL TEÓRICO | 10 |
| 2.1 COMÉRCIO ELETRÔNICO | 10 |
| 2.2 MEIOS DE PAGAMENTO NO E-COMMERCE | 12 |
| 2.3 FRAUDE NO E-COMMERCE | 13 |
| 2.4 ANÁLISE DE CADASTRO E CRÉDITO | 15 |
| 3 MATERIAL E MÉTODOS | 18 |
| 3.1 BASE DE DADOS | 18 |
| 3.2 VARIÁVEIS | 18 |
| 3.3 ANÁLISE MULTIVARIADA | 19 |
| 3.4 ANÁLISE DISCRIMINANTE | 19 |
| 3.4.1 REGRA DE CLASSIFICAÇÃO DE FISHER PARA DUAS POPULAÇÕES | 20 |
| 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO | 23 |
| 5 CONCLUSÕES | 29 |
| REFERÊNCIAS | 30 |

1 INTRODUÇÃO

O comércio eletrônico configura parcela significativa nas vendas de produtos e serviços no Brasil. De acordo com Alves (2014) apud Boston Consulting Group (2012), o e-commerce contribuiu em 2010 com 4,1% do Produto Interno Bruto (PIB) dos países que compõem o G-20, chegando ao valor de US\$ 2,25 trilhões. Para 2016, espera-se uma representatividade ainda maior, chegando a US\$ 4,23 trilhões, ou 5,3% do PIB desses países. Ainda segundo o autor, no Brasil, a representatividade das vendas pela internet está próxima aos de setores como Mineração e Eletricidade, Gás e Água.

De acordo com dados CyberSource (2012), o comércio eletrônico duplicou em apenas dois anos e o que tem barrado esse crescimento ser ainda maior são as preocupações com a segurança e fraude, que os consumidores possuem no momento de efetuar compras online. Na mesma linha de pensamento, o portal Monitor das Fraudes (2015), diz que um dos fatores mais repressores para o sucesso de uma iniciativa de vendas online é a existência de um plano de prevenção de fraudes efetivo. Estimativas apontam que mais de 90% dos novos e-commerces encerram suas atividades ou quebram no primeiro ano de vida, em sua grande maioria devido às fraudes online e além desse fato financeiro, existe a perda da credibilidade do cliente em relação aos serviços prestados pela loja.

Ainda segundo o portal Monitor das Fraudes (2015), o motivo da maioria das fraudes registradas pelo comércio eletrônico estão na insuficiente segurança, limitações dos meios de pagamento e na grande dificuldade prática em verificar e garantir a identidade do cliente/comprador. A forma principal de fraude no comércio eletrônico é a compra de um bem através de um meio de pagamento fraudulento, sendo o cartão de crédito (clonado, roubado, etc.) o meio de pagamento mais usado para este fim.

Realizando esta pesquisa, pode-se colaborar para que a Empresa obtenha uma redução de custos com fraude e além de contribuir para a construção de uma estratégia de abordagem à proteção de clientes e empresa pela aplicação de uma técnica multivariada denominada Análise Discriminante.

O trabalho teve como objetivo contribuir para a construção de uma função discriminante capaz de classificar os pedidos de clientes no grupo de baixo risco onde se aprova o pedido ou alto risco, onde a compra é cancelada.

Este estudo foi estruturado da seguinte forma: Neste primeiro capítulo, de introdução, apresenta-se o tema, o problema de pesquisa, os objetivos, as hipóteses de pesquisa e a justificativa do trabalho. No capítulo dois, tem-se a fundamentação teórica

que aborda os temas de comércio eletrônico, meios de pagamento, fraude no e-commerce e análise de crédito. O terceiro capítulo é composto pela metodologia aplicada, destacando-se a Análise Multivariada Discriminante e detalhamento dos dados. No quarto e quinto capítulos, são apresentados os resultados obtidos e as considerações finais do estudo. Por fim, após o capítulo cinco, a lista das referências utilizadas nesse estudo.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. COMÉRCIO ELETRÔNICO

Compreende-se por *e-commerce* ou comércio eletrônico as transações realizadas através de internet, podendo assim, ser exemplificado pela venda e compra de produtos ou serviços em lojas virtuais.

Seguindo essa linha de pensamento encontra-se a definição feita por Magalhães (2007) *apud* Martin (1999), no qual diz que “O comércio eletrônico envolve a compra e venda de produtos, informações e serviços pela Net”, ou seja, o comércio eletrônico mantém todas as características de um mercado presencial, mas necessita totalmente da estrutura da internet para existir.

O autor Takahashi (2000) faz uma definição mais abrangente do negócio de e-commerce como sendo:

“As atividades econômicas que se utilizam de redes eletrônicas como plataforma tecnológica têm sido denominadas negócios eletrônicos (e-business). Essa expressão engloba os diversos tipos de transações comerciais, administrativas e contábeis, que envolvem governo, empresas e consumidores. E o comércio eletrônico (e-commerce) é a principal atividade dessa nova categoria de negócios” (Takahashi, 2000).

De acordo com Alves (2013), o segmento do *e-commerce* apresenta seis tipos de negócios, que são as transações de empresa para empresa (B2B), de empresa para consumidor (B2C), de consumidor para consumidor (C2C), de consumidor para empresa (C2B), de empresa para administração (B2A ou B2G) e de consumidor para administração (C2A OU C2G).

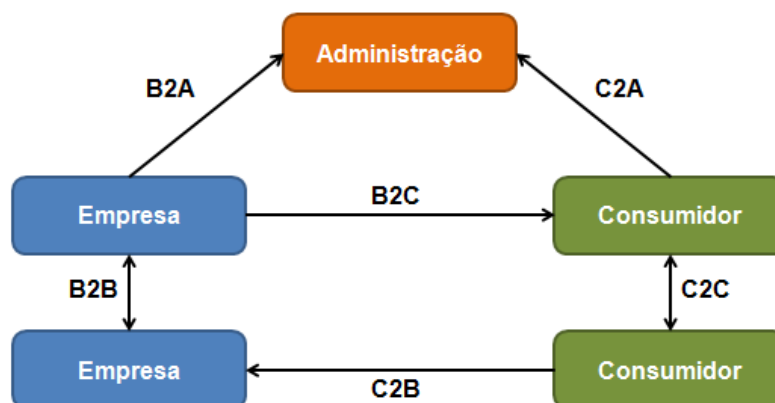


Figura 1: Tipos de negócio no e-commerce

Fonte: Autoria própria

Nesse estudo, direcionou-se a atenção para o tipo de negócio B2C, que se distingue pelo estabelecimento de relações comerciais eletrônicas entre as empresas e os consumidores finais.

O começo da utilização da internet comercial no Brasil ocorreu por volta do ano de 1995, dando início aos primeiros portais e sites *e-commerce*. Até o ano de 2004, o segmento ainda não apresentava relevância significativa e somente após o ano de 2005, pôde-se observar o crescimento da operação.

A partir do relatório disponibilizado pelo e-Bit (2001-2013), empresa especializada em informações do comércio eletrônico, pode-se ver que vários fatores foram importantes para a conquista de excelentes números e na evolução do varejo virtual, como o começo da participação das classes de baixa renda que começaram a comprar pela internet por volta de 2008, ao grande sucesso e influência das redes sociais em 2009, a consolidação de grandes fusões que uniram empresas bem sucedidas no ramo, a comercialização de itens com *ticket* médio alto, ao crescimento de setores pouco explorados como moda e cosméticos, a chegada de grandes *players* internacionais, a utilização de compras coletivas, aos investimentos para melhorias de ferramentas como formas de pagamento e logística, a grandes lojas do varejo tradicional que criaram canais no *e-commerce* e entre outros fatores que envolvem o governo como a redução de IPI (imposto sobre produtos industrializados) e políticas de defesa ao consumidor.

O autor Ladeira (2000) indica que o varejo online “vem como uma solução ao oferecer justamente conveniência, maior número de informações e de melhor qualidade e preços menores, entre outras diversas variáveis que podem influenciar e por vezes determinar a opção de compra virtual”.

O que se pode esperar para o futuro do varejo virtual, são números cada vez mais significativos; o Brasil tem alto potencial para crescer nesse canal de comércio, considerando que é um dos países que possuem maiores números de usuários de internet no mundo. Em paralelo, observa-se também nas previsões sobre tendência de mercado apresentadas pelo e-Bit (2015), que o setor movimentou R\$ 35,8 bilhões em 2014, crescendo nominalmente 24%, em relação a 2013, quando o faturamento chegou a R\$ 28,8 bilhões. Ao todo, foram mais de 51,5 milhões de consumidores únicos, sendo 10,2 milhões de novos entrantes ao longo do ano e mais de 103,4 milhões de pedidos realizados, a um *ticket* médio de R\$ 347.

De acordo com Alves (2014) apud Boston Consulting Group (2012), para 2016, espera-se que o *e-commerce* represente 4,3% do PIB do Brasil.

Pode-se ver na Figura 2, a participação significativa do comércio eletrônico brasileiro na América Latina.



Figura 2: E-commerce na América Latina

Fonte: Relatório CyberSource (2015)

2.2. MEIOS DE PAGAMENTO NO E-COMMERCE

Entendem-se como formas de pagamento no e-commerce os meios pelo qual os clientes pagam pelo produto ou serviço adquirido e de acordo com o autor Felipini (2015), um comércio eletrônico deve dispor de diversas bandeiras de cartões de crédito, débito em conta, boletos bancários, entre outros.

Nas compras com boleto bancário, o cliente imprime o boleto no final da compra e paga no banco de sua escolha. O boleto bancário ainda é um meio de pagamento muito utilizado no e-commerce, dado que nem todos os usuários possuem cartão de crédito e outros ainda possuem receio de utilizar o cartão para compras na internet.

Já nas compras com cartão de crédito, ao optar por esse meio de pagamento na página de check-out, o consumidor informa o número do cartão, nome do titular, data de validade e código de segurança por meio de uma conexão segura, diretamente no sistema da operadora. Após a aprovação do crédito, a compra é concluída.

Ainda de acordo Felipini (2015), no pagamento de compras com débito em conta ou transferência eletrônica, o cliente digita a senha do banco em uma conexão segura com o banco e autoriza a transferência do valor da compra para a conta da loja. Após a liberação por parte do banco a compra está concluída.

O portal E-commerce de Sucesso (2014), diz que quanto mais meios de pagamento (cartões e boletos) e opções de pagamento (à vista e parcelado) um site tiver, mais consumidores poderão comprar.

Segundo notícia do portal e-commerce news (2015), o cartão de crédito é o meio de pagamento usado em 73% das compras no comércio eletrônico. Esse fato se deve segundo ao Igor Senra, CEO do Moip (empresa brasileira de soluções para pagamentos), a facilidade do parcelamento.

“Mesmo antes do recente aumento do crédito, esta forma de pagamento sempre foi a preferida do consumidor, exatamente pela possibilidade de não precisar realizar o pagamento à vista. E da internet se tratar, em grande parte, de compras por impulso, o fato de não precisar arcar com os custos totais no momento torna a experiência mais real, acredita.” Igor Senra

Os autores Balan e Popescu (2011), alertam para a possibilidade de crescimento no número de fraudes com cartões de crédito não presenciais, em virtude do aumento da utilização de cartões como instrumento de pagamento.

2.3. FRAUDE NO E-COMMERCE

De acordo com o relatório Cielo (2015), as fraudes crescem na mesma medida que as vendas pela internet, com isso, muitas lojas virtuais amargam com prejuízos consideráveis que acaba resultando no encerramento de suas operações. Segundo Alves, Gonçalves; Moizinho (2013), as ameaças do e-crime comprometem o desenvolvimento desse modelo de negócio e também, que os crimes eletrônicos são os problemas financeiros e tecnológicos decorrentes de ações criminosas no ambiente da internet.

As fraudes geradas através dos pagamentos das compras virtuais impactam de várias formas nos lucros, podem acarretar em perdas diretas de receita e custos associados aos serviços e produtos roubados, além do gasto com a entrega do produto, custos com manutenção de análises de compra manuais, gestão de reclamações por fraudes dentre outros.

O desafio é permitir que as lojas virtuais prosperem em faturamento e que suas fraudes sejam controladas, para isso é importante conhecer os possíveis tipos de fraudes e procurar como minimizá-las.

Segundo Valle (2016a), o índice de fraudes no e-commerce brasileiro e no mundo, fica em torno de 1,4% do valor total das receitas do setor. O autor diz ainda, que esse número já foi maior e vem apresentando queda em função do avanço tecnológico dos sistemas antifraude.

Um conceito importante nesse tópico, é a definição de *chargeback* que segundo o portal Curso de E-commerce (2016), é o cancelamento de uma venda realizada com cartão de débito ou crédito. Assim, o lojista vende o produto ou serviço e depois descobre que o valor da venda não será creditado pois a compra foi considerada inválida. Logo, se o valor já tiver sido creditado para a loja, ele será imediatamente estornado ou lançado o débito no caso de inexistência de fundos no momento do estorno.

Segundo Freitas (2013), o consumidor que é vítima de fraude no cartão de crédito, tem o direito de pedir a suspensão das compras realizadas indevidamente e dessa forma a perda financeira é atribuída ao lojista.

Pode-se dividir as fraudes com cartões de crédito realizadas em lojas virtuais, em três principais categorias: a Fraude Efetiva, a Auto Fraude e a Fraude Amiga (VALLE 2016a).

A primeira delas, a fraude efetiva, ocorre quando um estelionatário acessa a loja virtual e efetua compras com um cartão de crédito roubado ou clonado. Por ter todos os dados necessários à compra, o processo transcorre normalmente sem qualquer problema. A administradora de cartões de crédito recebe a requisição e aprova a transação dando início ao processo de entrega do produto. Ao receber a fatura do cartão de crédito com o lançamento indevido, o titular do cartão entra em contato com a administradora e questiona o lançamento alegando não reconhecer aquela compra, o que gera o *chargeback*.

Já na segunda, a auto fraude, o titular do cartão, agindo de má fé, efetua a compra na loja virtual e ao receber o extrato liga para a administradora de cartões de crédito alegando não reconhecer a compra e exigindo o estorno do lançamento na fatura. A Auto Fraude é muito mais comum do que se imagina e não tem como ser identificada pelo sistema ou gestor de meios de pagamento do comércio eletrônico.

Finalmente, no terceiro tipo de fraude, tem-se a fraude amiga que é bastante comum em lojas virtuais. Ocorre quando a compra é feita por pessoas relacionadas ao titular do cartão e que tem acesso a todas as informações para concretização da compra, como por exemplo, parentes próximos como filhos, esposa, marido ou irmãos. Nesta situação especificamente não existe má fé propriamente dita, mas a falta de conhecimento do titular do cartão sobre aquela despesa levando assim ao pedido de cancelamento da mesma e o seu consequente *chargeback*.

De acordo com Balan e Popescu (2011) existem diferentes maneiras em que são obtidos os dados dos cartões de crédito utilizados para fraudar. Entre elas, estão:

1 - Relação de números de cartões de crédito roubados disponibilizados na internet ou vendidos aos fraudadores;

2 - Membros da família usando cartões de familiares sem autorização;

3 - Atividades fraudulentas imediatamente após o extravio, perda ou roubo dos cartões;

4 - Acesso às informações na internet por “*hackers*” que utilizam os dados dos cartões e informações bancárias;

5 - Solicitações de dados por e-mails falsos que oferecem viagens ou prêmios ao “sorteado”.

6 - Compras realizadas em sites falsos cujo objetivo é apenas conseguir os dados do cartão da vítima;

7 - Cópia do cartão em estabelecimentos comerciais, tais como bares e restaurantes, para posterior utilização não autorizada.

O consultor em *e-commerce*, Valle (2016b), afirma que a questão da prevenção de fraudes no comércio eletrônico é uma preocupação presente em qualquer debate sobre gestão de lojas virtuais e seus meios de pagamento. Os sistemas para prevenção de fraudes no e-commerce evoluíram muito nos últimos tempos, mas os riscos ainda existem, pois na medida em que as técnicas e ferramentas evoluem, os criminosos também aperfeiçoam seus métodos. Como não é possível se conservar 100% em relação às fraudes no *e-commerce*, como no mundo físico, a saída às vezes é enfrentar o problema como um risco sistêmico do negócio.

2.4. ANÁLISE DE CADASTRO E CRÉDITO

Conforme Alves; Gonçalves e Moizinho (2013) apud Oates (2001) a prevenção, detecção e processo dos crimes cibernéticos tem o objetivo de reduzir o seu impacto sobre os negócios e a confiança do público. Nesse contexto, os setores públicos, privados e internacionais, devem compartilhar informações sobre os métodos usados para evitar e eliminar tais ocorrências com a finalidade de minimizar o *e-crime*.

Segundo Famá e Santos (2007) os profissionais da área de crédito das principais instituições financeiras utilizam dois procedimentos para analisar o risco de pessoas físicas em concessões de créditos rotativos como o cartão de crédito, sendo elas a “Análise Subjetiva” e a “Análise Objetiva”.

A análise subjetiva de crédito 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. Essa análise de crédito depende de um conjunto de informações contidas em um dossiê ou pasta de crédito como as informações cadastrais, financeiras, patrimoniais, de idoneidade e de relacionamento.

Já na análise objetiva de crédito, busca-se centrar-se nas metodologias estatísticas, com a finalidade de apurar resultados matemáticos que atestem a capacidade de pagamento dos tomadores.

As análises de pedidos realizados no *e-commerce* ocorrem da mesma forma, podendo uma compra passar por análise automática (objetiva) ou análise manual (subjetiva). Na mesma linha de informação, Alves; Gonçalves e Moizinho (2013) dizem que um sistema seguro de detecção de fraude possui duas fases, que são: a triagem automática que avalia automaticamente os pedidos de acordo com seus próprios dados, e em seguida o processo de investigação manual feita por uma equipe de revisão que por meio de ferramentas vai validar os pedidos questionáveis.

Como disponibilizado no relatório de fraude online da CyberSource (2012) o custo para administrar as fraudes do comércio eletrônico continua sendo muito alto para os mais diversos lojistas.

De acordo com Valle (2016b), para evitar fraudes, a solução mais segura está na prevenção das fraudes e para isso os lojistas podem optar pela terceirização dos processos de verificação e autenticação de compras ou a criação de um sistema interno de análise de risco nas compras online. Na Terceirização das análises antifraude, apesar de ser um pouco mais cara em termos de custos de processamento, é mais prática devido ao fator de poupar uma estrutura interna e custos indiretos. Já no sistema próprio de análise de risco, essa estrutura terá como função estratégica a identificação do comprador e validação da forma de pagamento.

Em qualquer uma das opções, vale lembrar que esse processo precisa ser rápido e categórico, pois a transação não poderá ficar “em análise” por muito tempo, sob risco de se perder a venda.

Outro ponto importante destacado por Alves; Gonçalves e Moizinho (2013) está na redução de falsos positivos, pois o excesso de conservadorismo pode ocasionar a rejeição de compras online de bons pagadores. Tal negação consiste em perda de receita legítima. De acordo com o relatório CyberSource (2015), o comércio eletrônico brasileiro rejeita cerca de 3,8% dos pedidos e 16% dos pedidos passam por análise manual. Na Figura 3, pode-se ver informações sobre o sistema de gerenciamento de risco de alguns países.

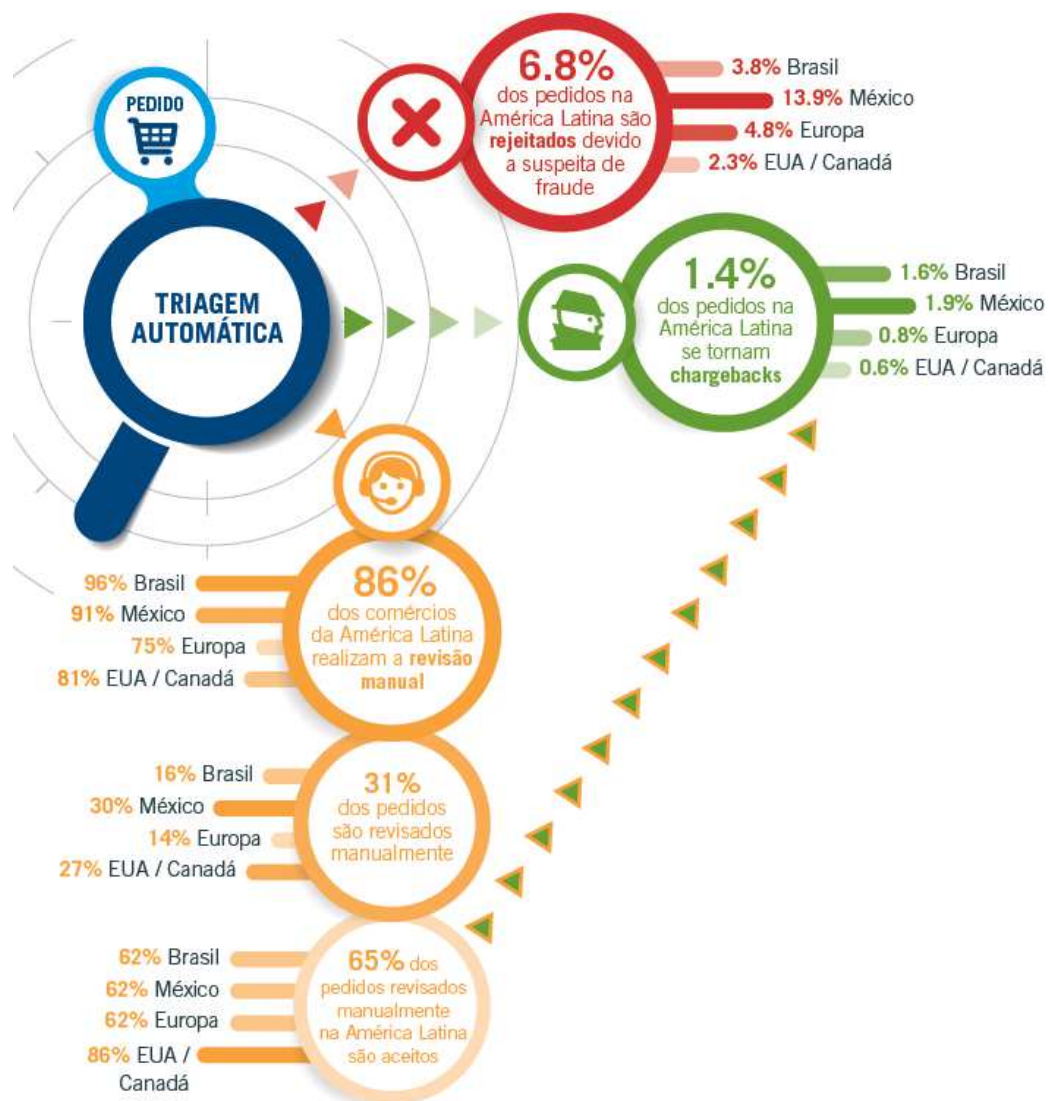


Figura 3: Sistema de gerenciamento de Risco

Fonte: Relatório CyberSource (2015)

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1. ORIGEM DOS DADOS

Os dados para análise desse estudo pertencem a um e-commerce brasileiro que vende mais de 15.000 produtos de diversas categorias, tais como: Telefonia, Informática, Games, Eletrônicos, Eletrodomésticos, Eletroportáteis, Utilidades Domésticas, Móveis, Alimentos entre outros departamentos. Comercializa seus produtos em todo o território nacional e é reconhecida pela empresa e-Bit, como loja Diamante, isso indica que na visão dos consumidores está entre as melhores empresas de comércio eletrônico do Brasil.

Visando manter a confidencialidade da Empresa, não será mencionado o nome da companhia, assim, ela será referida nesse estudo como Empresa.

3.2. VARIÁVEIS

Para desenvolver o modelo discriminante, o presente estudo utilizou como amostra, pedidos da Empresa na condição de pagamento cartão de crédito, entre o período de janeiro de 2015 a dezembro de 2015.

A base de dados conta com 80 mil pedidos e informações como: número do pedido, data da compra, porte da cidade, cidade, estado, canal pelo qual o cliente acessou o site, se o cliente usou cupom desconto na compra, tipo de produto, quantidade de produtos no pedido, se houve parcelamento, quantidade de parcelas, bandeira do cartão, banco emissor do cartão, se houve erro no pagamento durante a compra, informação de *device* do computador utilizado no momento da compra, valor da compra, se houve frete, valor do frete, se adquiriu garantia estendida para o produto, se o pedido foi entregue em um endereço diferente do cadastrado e se foi confirmado *chargeback* na compra.

Dado que o cliente possui até 12 meses para contestar a compra (efetuar *chargeback*), o corte da informação para início do estudo foi na segunda quinzena de fevereiro.

É importante ressaltar que as variáveis categóricas, como bandeira do cartão, banco emissor do cartão, canal de acesso foram transformadas em variáveis do tipo Dummy indicadoras, onde se atribuiu o valor 1 (um) para a presença da característica e o valor 0 (zero) para a ausência da característica.

A base foi dividida em duas partes, a primeira com aproximadamente 85% das informações, foi utilizada para ajuste do modelo e a segunda com aproximadamente 15%, para validação do modelo.

Como método de seleção de variáveis, utilizou-se o *stepwise*, que consiste na sistemática adição ou remoção de variáveis baseado em um teste estatístico de significância de cada variável.

3.3. ANÁLISE MULTIVARIADA

Segundo Ferreira (2011), uma das áreas na estatística de maior importância e aplicabilidade é a Análise Multivariada. Na busca científica os fenômenos são estudados e analisados buscando-se soluções para problemas importantes para a sociedade e as respostas desses acontecimentos são mensuradas em mais de uma variável e, em geral, as análises são realizadas em particular para cada uma delas. As técnicas e métodos da Estatística Multivariada buscam contemplar todas essas variáveis de uma forma integrada, onde as inter-relações são discutidas em sua máxima profundidade e as respostas para os problemas são mais sólidas e úteis.

3.4. ANÁLISE DISCRIMINANTE

De acordo com Ferreira (2011), a Análise Discriminante é uma técnica utilizada para classificar elementos de uma amostra ou população em grupos diferentes $k \geq 2$ com base em um vetor de observações multivariada \mathbf{x} desse objeto. O termo discriminante é usado para descrever uma técnica exploratória em que o objetivo é avaliar a discriminação de n objetos às suas populações ou aos grupos de origem, que já são estabelecidos a priori considerando suas características gerais.

Parte-se do conhecimento de que os n indivíduos observados pertencem a diversos subgrupos e procura-se determinar funções das p variáveis observadas que melhor permitam distinguir ou discriminar entre esses subgrupos ou classes. Com isso, elabora-se uma função discriminante que seja combinação linear das características observadas e apresente o objetivo de minimizar as probabilidades de classificações incorretas, ou seja, o erro de dizer que um elemento pertence a uma população quando, na realidade, ele pertence à outra. Para cada novo elemento amostral, a regra (função) de classificação permitirá ao pesquisador decidir qual é a população mais provável de ter gerado seus valores numéricos nas p -características avaliadas.

As regras de decisão dependem de a densidade de probabilidade populacional ser conhecida ou não e dos custos de uma decisão errada. Se as populações não são conhecidas, suas características devem ser estimadas a partir de uma série histórica de valores.

Segundo Barroso e Artes (2003), na prática, as funções discriminantes são determinadas com base na amostra e são utilizadas para fazer a classificação de objetos extra-amostra em uma das populações.

3.4.1 REGRA DE CLASSIFICAÇÃO DE FISHER PARA DUAS POPULAÇÕES

Com base em Barroso e Artes (2003), considere que o vetor \mathbf{x} de variáveis aleatórias vindo de uma das duas populações τ_1 e τ_2 , cujos vetores de médias e matrizes de covariância sejam dados por

$$\mu_1 = E(\mathbf{x} | \tau_1): \text{vetor de médias de uma observação multivariada de } \tau_1,$$

$$\mu_2 = E(\mathbf{x} | \tau_2): \text{vetor de médias de uma observação multivariada de } \tau_2$$

e

$$\Sigma_1 = Cov(\mathbf{x} | \tau_1): \text{matriz de covariância de uma observação multivariada de } \tau_1,$$

$$\Sigma_2 = Cov(\mathbf{x} | \tau_2): \text{matriz de covariância de uma observação multivariada de } \tau_2.$$

O método de Fisher baseia-se na intuição e requer apenas como suposição que as matrizes de covariância do vetor \mathbf{x} para as suas populações sejam iguais, $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$.

Considere uma combinação linear das variáveis em estudo, $Y = \mathbf{l}^T \mathbf{x}$. As médias de Y para as duas populações são dadas por

$$\mu_{1Y} = E(Y | \tau_1) = E(\mathbf{l}^T \mathbf{x} | \tau_1) = \mathbf{l}^T \mu_1 \text{ ou}$$

$$\mu_{2Y} = E(Y | \tau_2) = E(\mathbf{l}^T \mathbf{x} | \tau_2) = \mathbf{l}^T \mu_2.$$

A variância de Y é

$$\sigma_Y^2 = Var(\mathbf{l}^T \mathbf{x}) = \mathbf{l}^T Cov(\mathbf{x}) \mathbf{l} = \mathbf{l}^T \Sigma \mathbf{l}$$

e é a mesma para qualquer das duas populações.



Figura 4: Comportamento para duas populações em duas situações hipotéticas

Fonte: Barroso e Artes (2003)

Os gráficos da Figura 4 representam o comportamento de Y para duas populações em três situações hipotéticas. As áreas comuns indicam regiões em que é difícil diferenciar as duas populações. Note que essas regiões diminuem quando as médias de Y para as duas populações estão distantes entre si (compare A e B) ou quando a variância de Y é pequena (compare A e C). Com isso em mente, o método de Fisher busca encontrar a melhor definição de Y (ou seja, l) no sentido de maximizar a distância entre duas médias e minimizar sua variabilidade.

A ideia é obter a combinação linear das variações que melhor discrimine as duas populações, ou melhor, obter a combinação linear que maximiza a razão

$$\begin{aligned} \frac{(\text{Distância ao quadrado entre as médias de } Y)}{(\text{variância de } Y)} &= \frac{(\mu_{1Y} - \mu_{2Y})^2}{\sigma_Y^2} \\ &= \frac{(l^T \mu_1 - l^T \mu_2)^2}{l^T \Sigma l} = \frac{l^T (\mu_1 - \mu_2) (\mu_1 - \mu_2)^T l}{l^T \Sigma l} = \frac{(l^T \delta)^2}{l^T \Sigma l} \end{aligned}$$

onde $\delta = (\mu_1 - \mu_2)$ é a diferença entre os vetores de médias.

Os coeficientes da combinação linear de Fisher são obtidos através da aplicação direta da desigualdade de Cauchy-Schwarz, que no caso é dada por

$$(l^T \delta)^2 \leq (l^T \Sigma l) (\delta^T \Sigma^{-1} \delta),$$

ou seja, $\frac{(l^T \delta)^2}{l^T \Sigma l}$ é maximizada por $(\delta^T \Sigma^{-1} \delta)$, ou ainda, $\frac{(l^T \delta)^2}{l^T \Sigma l}$ é igual ao valor máximo quando $l = c \Sigma^{-1} \delta = c \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2)$ em que c é uma constante diferente de zero. Tomando $c = 1$, temos a combinação

$$Y = l^T x = (\mu_1 - \mu_2)^T \Sigma^{-1} x$$

que é chamada função discriminante linear de Fisher.

Assim, considera-se para classificar uma nova observação (\mathbf{x}_0) em uma das populações, a função $Y = \mathbf{l}^T \mathbf{x} = (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x}$.

Considere y_0 como valor da variável transformada para essa nova observação, isto é, $y_0 = (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x}_0$ e seja m o ponto médio entre as duas médias populacionais de Y ,

$$m = \frac{1}{2}(\mu_{1Y} + \mu_{2Y}) = \frac{1}{2}(\mathbf{l}^T \boldsymbol{\mu}_1 + \mathbf{l}^T \boldsymbol{\mu}_2) = \frac{1}{2}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 + \boldsymbol{\mu}_2).$$

Pode se mostrar que

$$\begin{aligned} E(Y_0|\tau_1) - m &= E\left((\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x}_0 \mid \tau_1\right) - \frac{1}{2}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 + \boldsymbol{\mu}_2) \\ &= (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_1 - \frac{1}{2}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 + \boldsymbol{\mu}_2) \\ &= \frac{1}{2}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2) \geq 0. \end{aligned}$$

Analogamente, $E(Y_0|\tau_2) - m < 0$.

Isto significa que a observação pertence à população τ_1 , espera-se que y_0 seja maior ou igual a m e se pertence à população τ_2 , espera-se que seja menor do que m . Essa conclusão leva à regra de alocação que consiste no seguinte:

$$\begin{cases} \text{alocar } \mathbf{x}_0 \text{ em } \tau_1 \text{ se } y_0 = (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x}_0 \geq m \\ \text{alocar } \mathbf{x}_0 \text{ em } \tau_2 \text{ se } y_0 = (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x}_0 < m \end{cases}$$

ou, de modo alternativo,

$$\begin{cases} \text{alocar } \mathbf{x}_0 \text{ em } \tau_1 \text{ se } y_0 - m \geq 0 \\ \text{alocar } \mathbf{x}_0 \text{ em } \tau_2 \text{ se } y_0 - m < 0 \end{cases}$$

Todas as análises estatísticas foram realizadas nos softwares Microsoft Excel e SAS Guide.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A estatística é utilizada nesse trabalho como um poderoso recurso para auxiliar a tomada de decisões diante da incerteza. No processo de descrição e entendimento dos dados utiliza-se a estatística descritiva para ter-se uma visão panorâmica dos dados. As análises de algumas variáveis (bandeira do cartão, banco emissor do cartão, se houve erro no pagamento durante a compra, informação de *device* do computador utilizado no momento da compra, se houve frete, valor do frete e se adquiriu garantia estendida para o produto) não serão apresentadas nesse tópico por se tratarem de informações sigilosas da Empresa e outras variáveis (tipo de produto e canal pelo qual o cliente acessou o site) serão apresentadas na forma de códigos (A-Z).

Na análise das variáveis da amostra, observou-se que a Empresa apresentou um percentual que está entre 0,20% e 0,60% de *chargeback* e, portanto, menor que o índice de mercado brasileiro, que como consta no relatório CyberSource (2015) é de 1,6% a taxa de *chargeback* por receita.

A Empresa comercializou produtos para 25 estados mais Distrito Federal, sendo que 4 estados representam aproximadamente 70% da venda. Apenas 15,46% dos pedidos são de clientes residentes nas capitais dos estados e sobre o porte da cidade, 66,17% dos pedidos são de clientes residentes em cidades grandes (mais que 200 mil habitantes). Em geral, o valor médio de compra foi de 583,00 e com 1,6 produtos por pedido.

Sobre os produtos vendidos, observa-se a predominância de dois departamentos, (A e B) presentes em 54,78% pedidos. Pode-se ver a representatividade de cada departamento na Figura 5.

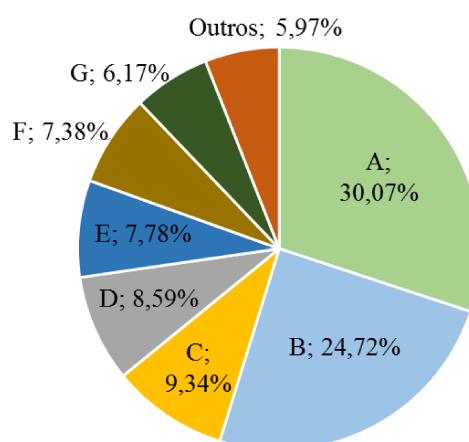


Figura 5: Distribuição dos tipos de departamentos comercializados pela Empresa

Observa-se na Figura 6, que no pagamento da compra, 68,65% dos clientes optam por parcelar o pagamento e 31,35% dos clientes pagam o pedido à vista. Quando parcelada a compra, a opção de 10 parcelas é a mais selecionada (30,53%).

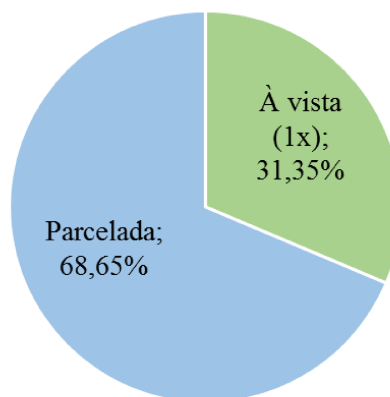


Figura 6: Distribuição dos tipos de parcelamento compra

A partir da Figura 7, pode-se ver que o tipo de endereço preferido pelo cliente para entrega do produto é o endereço principal cadastrado (70,53%) e o restante dos clientes (29,47%), escolhem que as entregas dos produtos sejam realizadas em endereços adicionais.

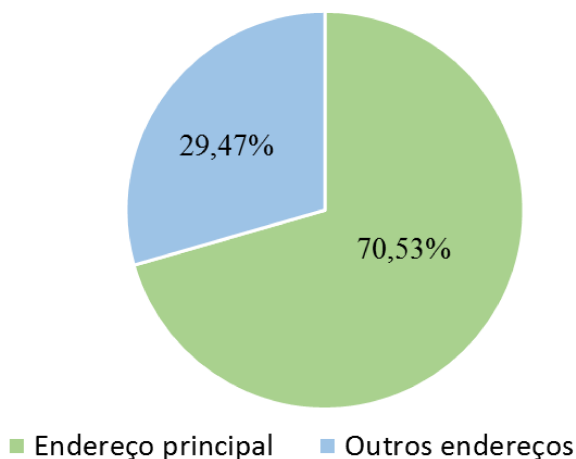


Figura 7: Distribuição dos tipos de endereço para entrega escolhidos pelo cliente

Para a variável canal de acesso, encontrou-se 7 canais de acessos diferentes que os clientes utilizaram para acessar o site e 2 deles (B e D), foram escolhidos em 60,40%

das compras. A distribuição de uso dos demais canais para acessar o site são apresentadas na Figura 8.

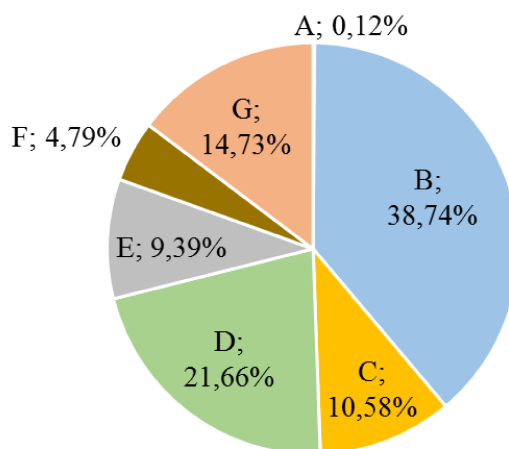


Figura 8: Distribuição do canal de acesso utilizado para acessar o site

Sobre a variável cupom desconto, pode-se ver que 54,90% dos clientes não utilizaram cupom desconto na compra e 45,10% fez o uso de cupom desconto (Figura 9).

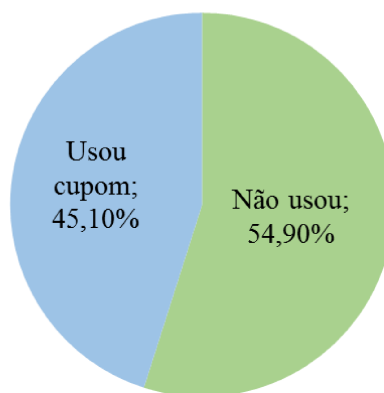


Figura 9: Distribuição do uso de cupom desconto na compra

Para iniciar o processo de construção da função discriminante, realizou-se a seleção das variáveis que são importantes para classificar um novo pedido, assim utilizou-se o método de seleção de variáveis *stepwise* com 43 passos ou *steps*. As variáveis selecionadas foram: Período do Mês (Fim), Período do Ano (Início), Porte da Cidade, Capital, Estado 1, Estado 2, Estado 3, Estado 4, Estado 5, Estado 6, Estado 7, Estado 8, Estado 9, Estado 10, Estado 11, Estado 12, Estado 13, Estado 14, Estado 15, Cupom Desconto, Canal de Acesso 1, Canal de Acesso 2, Canal de Acesso 3, Canal de Acesso 4, Categoria 1, Categoria 2, Categoria 3, Categoria 4, Compra Parcelada,

Bandeira 1, Bandeira 2, Banco Emissor 1, Banco Emissor 2, Banco Emissor 3, Banco Emissor 4, Banco Emissor 5, Banco Emissor 6, Banco Emissor 7, Informação do Computador, Valor da Compra, Valor do Frete e Pagou Frete.

Para obter a regra de classificação (função discriminante de Fisher), realizou-se o ajuste da função na base de treinamento (construção) com 69.744 pedidos e foi testada a suposição de igualdade das matrizes de variância e covariância dos dois grupos onde foi verificado que elas são estatisticamente iguais.

A função obtida foi:

$$\begin{aligned}
 Y = & 9,595 + (0,228 \times \text{PeríodoDoMêsFim}) + (-0,883 \times \text{PeríodoDoAnoInício}) \\
 & + (-0,831 \times \text{PortedaCidade}) + (-1,307 \times \text{Capital}) \\
 & + (-2,435 \times \text{Estado1}) + (3,124 \times \text{Estado2}) + (-5,275 \times \text{Estado3}) \\
 & + (1,351 \times \text{Estado4}) + (1,123 \times \text{Estado5}) + (1,462 \times \text{Estado6}) \\
 & + (1,556 \times \text{Estado7}) + (-10,832 \times \text{Estado8}) + (1,673 \times \text{Estado9}) \\
 & + (1,478 \times \text{Estado10}) + (0,923 \times \text{Estado11}) + (2,152 \times \text{Estado12}) \\
 & + (-16,464 \times \text{Estado13}) + (-1,565 \times \text{Estado14}) \\
 & + (2,287 \times \text{Estado15}) + (1,335 \times \text{CupomDesconto}) \\
 & + (-1,989 \times \text{CanalDeAcesso1}) + (-1,057 \times \text{CanalDeAcesso2}) \\
 & + (-0,86 \times \text{CanalDeAcesso3}) + (-0,572 \times \text{CanalDeAcesso4}) \\
 & + (-2,301 \times \text{Categoria1}) + (0,523 \times \text{Categoria2}) \\
 & + (0,867 \times \text{Categoria3}) + (0,496 \times \text{Categoria4}) \\
 & + (-0,302 \times \text{CompraParcelada}) + (0,282 \times \text{Bandeira1}) \\
 & + (-1,767 \times \text{Bandeira2}) + (-0,476 \times \text{BancoEmissor1}) \\
 & + (-0,734 \times \text{BancoEmissor2}) + (1,501 \times \text{BancoEmissor3}) \\
 & + (-1,532 \times \text{BancoEmissor4}) + (0,736 \times \text{BancoEmissor5}) \\
 & + (3,348 \times \text{BancoEmissor6}) + (1,006 \times \text{BancoEmissor7}) \\
 & + (-0,215 \times \text{InformaçãoDoComputador}) \\
 & + (-0,0006 \times \text{ValorDaCompra}) + (0,01 \times \text{ValordoFrete}) \\
 & + (-0,420 \times \text{PagouFrete})
 \end{aligned}$$

Utilizando a função linear discriminante obtida acima, deve-se substituir o valor de cada variável dos novos pedidos recebidos pela Empresa. O grupo ao qual o novo pedido (x_0) vai ser classificado é definido da seguinte forma:

$$\begin{cases} \text{Alocar } x_0 \text{ em "Baixo Risco" se } Y \geq 0 \\ \text{Alocar } x_0 \text{ em "Alto Risco" se } Y < 0 \end{cases}$$

O resumo da validação da função discriminante é apresentado na Tabela 1 e pode-se observar que a função linear discriminante obtida é adequada para classificar pedidos que não foram contestados (não houve *chargeback*) no grupo de baixo risco com 99,27% de acerto, mas não é eficaz na discriminação de pedidos que foram confirmados *chargeback* no grupo de alto risco com apenas 31,58% de acerto na classificação.

Tabela 1: Número de observações e percentual de classificação da variável *chargeback*

| | Classificado em | | Total |
|--------------------|-----------------|--------------|------------------|
| | Baixo Risco | Alto Risco | |
| Origem | | | |
| Baixo Risco | 9.889 99,27% | 73 0,73% | 9.962 100,00% |
| Alto Risco | 26 68,42% | 12 31,58% | 38 100,00% |
| Total | 9.915 | 85 | 10.000 |

O erro total do modelo é de 0,98% como pode se ver na Tabela 2, o que indica na prática que a cada 10.000 pedidos 98 podem estar sendo classificados de forma indevida. Considerando esse resultado, verifica-se que o modelo pode ser implementado pela Empresa para apoio na análise de pedidos, mas que não é recomendado ser usado como critério de decisão final, precisando assim de outra regra ou ferramenta para complementar a tomada de decisão.

Tabela 2: Estimativa da contagem de erro

| | Baixo Risco | Alto Risco | Total |
|-------------|-------------|------------|--------|
| Taxa | 0,0073 | 0,6842 | 0,0098 |

Visto a fragilidade desse modelo ajustado em prever pedidos que são de alto risco e classifica-los no grupo de alto risco, a sugestão seria utilizar outras técnicas, por exemplo, regressão logística, redes neurais, árvores de decisão e até mesmo a análise discriminante não paramétrica.

Estas técnicas não foram aplicadas neste trabalho por questões de tempo que a Empresa levou para disponibilizar os dados e também o tempo gasto para formatação do banco de dados e criação das variáveis Dummy.

Outra consideração importante está na classificação de pedidos de origem do grupo de baixo risco no grupo de alto risco, essa classificação pode ser considerada como alerta, dado que o cliente possui até 12 meses para contestar a compra e o corte de informação de *chargeback* da amostra foi realizado em fevereiro de 2016, sendo assim, as informações de pedidos do grupo de baixo risco podem ser alteradas até dezembro de 2016 e conseqüentemente alterar a configuração do banco de dados.

Para os próximos passos do estudo, propôs-se a Empresa atualizar a base de dados com novas informações que sejam específicas aos cliente e que começaram a ser coletadas após a realização desse estudo e assim analisar novamente os dados.

4 CONCLUSÕES

Assim, conclui-se que a análise discriminante apresentou bons resultados apenas para classificar pedidos não contestados (não houve *chargeback*) no grupo de baixo risco, mas não é eficaz na classificação de pedidos que foram confirmados o *chargeback* no grupo de alto risco.

De qualquer forma, recomenda-se a Empresa implementar o modelo desenvolvido e utiliza-lo como apoio do sistema atual de análise de pedidos. Assim, esses métodos de análise operando em conjunto, podem fornecer a empresa um sistema de prevenção a fraude seguro com o objetivo de reduzir perdas, economia com análise de pedidos e proporcionar confiança maior ao cliente sobre a loja.

REFERÊNCIAS

ALVES, L.; GONÇALVES, F.; MOIZINHO, L. *O custo da fraude: uma análise de um eCommerce brasileiro*. 2013. Disponível em: <<http://www.leandroalves.adm.br/#!/trabalhos/c24sk>>. Acesso em: 12 de fev. 2016.

ALVES, L. *Transparência, desempenho e risco: Uma comparação entre empresas de comércio eletrônico do Brasil e dos EUA*. 2014. 120f. Dissertação (Mestrado em Administração) - Faculdade de Gestão e Negócios, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2014.

ALVES, R. *Informática nas empresas e nos negócios*. 2013. Disponível em: <<http://fatesp-edu.com.br/adm/paginas/apostilas/pdf/077174cfc0bfe4fb12aa21c4b522b016.pdf>>. Acesso em: 26 de mai. 2016

BALAN, L; POPESCU, M. Credit card fraud. *The USV Annals of Economics and Public Administration*, v. 11, n. 1, p. 81-85, 2011. Disponível em: <<http://seap.usv.ro/annals/ojs/index.php/annals/article/viewArticle/370>>. Acesso em: Maio de 2016.

BARROSO, L.; ARTES, R. *Análise Multivariada*. Lavras: UFLA, 2003. 156p.

CIELO. *Saiba como se prevenir das fraudes e evitar prejuízos nas vendas*. 2015. Disponível em: <https://www.cielo.com.br/wps/wcm/connect/121b1b0b-3e0a-4d8c-b220-5e50fd641c8b/prevencao_fraudes.pdf?MOD=AJPERES&CONVERT_TO=url&CACHEID=121b1b0b-3e0a-4d8c-b220-5e50fd641c8b> Acesso em: 21 de nov. 2015.

CURSO DE E-COMMERCE. *O risco do chargeback nas vendas por cartão*. 2016. Disponível em: <<http://www.cursodeecommerce.com.br/chargeback/>>. Acesso em: 26 de mai. 2016

CYBERSOURCE. *Prevenção à fraude no comércio eletrônico na América Latina*. 2012. Disponível em: <<http://forms.cybersource.com/forms/LAC2012FR-SP>>. Acesso em: 21 de nov. 2015.

CYBERSOURCE. *Relatório sobre fraude on-line para América Latina*. eInstituto. São Paulo, 2015.

EBIT. *Webshoppers, todas as edições*. 2001-2013. Disponível em: <http://img.ebit.com.br/webshoppers/pdf/WebShoppersBrasil_TodasEdicoes.pdf>. Acesso em: 26 de nov. 2015

EBIT. *E-commerce Supera Expectativas*. 2015. Disponível em: <https://empresa.ebit.com.br/clip.asp?cod_noticia=3959&pi=1>. Acesso em: 26 de nov. 2015.

E-COMMERCE DE SUCESSO. Meios de pagamento: *Um e-commerce prevenido vale por dois*. 2014. Disponível em: <<http://ecommercedesucesso.com.br/04-meios-de-pagamento-um-e-commerce-prevenido-vale-por-dois/>> Acesso: 22 de nov. 2015.

E-COMMERCE NEWS. *Cartão de crédito é meio de pagamento usado em 73% das compras no comércio eletrônico*. 2015. Disponível em: <<http://ecommercenews.com.br/noticias/pesquisas-noticias/cartao-de-credito-e-meio-de-pagamento-usado-em-73-das-compras-no-comercio-eletronico>>. Acesso em: 25 de mai. 2016.

FAMÁ, R.; SANTOS, J. Avaliação da aplicabilidade de um modelo de credit scoring com variáveis sistêmicas e não-sistêmicas em carteiras de crédito bancário rotativo de pessoas físicas. *Revista. contab. Finanç.*, São Paulo maio/ago. 2007, vol.18, n.44, pp.105-117. 2007. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/rcf/v18n44/a09v1844.pdf>> Acesso em: 26 de nov. 2015

FELIPINI, D. *Meios de pagamento no ecommerce*. 2015. Disponível em: <<http://www.e-commerce.org.br/meios-de-pagamento-ecommerce>>. Acesso em: 6 de mai. 2016

FERREIRA, D. *Análise Multivariada*. Lavras: UFLA, 2011. 675p.

FREITAS, A. *Especialistas dão 7 dicas para consumidor que sofre fraude no cartão*. 2013. Disponível em: <<http://economia.uol.com.br/noticias/redacao/2013/05/09/especialistas-dao-7-dicas-para-consumidor-que-sofre-fraude-no-cartao.htm>>. Acesso em: 12 de mai. 2016.

LADEIRA, R. *Razões que levam consumidores brasileiros a comprarem pela Internet*. 2000. Tese (Doutorado em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo (FEA-USP), São Paulo, 2000.

MAGALHÃES, A. *E-Commerce e E-Banking no Brasil: Uma perspectiva do usuário*. 2007. 273f. Dissertação (Mestrado em Administração) - Dissertação (Mestrado em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.

MICROSOFT OFFICE 2007. *Microsoft Excel*. Microsoft Corporation, 2007.

MONITOR DAS FRAUDES. *Introdução e modalidades nas fraudes ao comércio eletrônico*. 2015. Disponível em: <<http://www.fraudes.org/showpage1.asp?pg=306>>. Acesso em: 06 de mai. 2016.

SAS 9.3. *SAS Enterprise Guide 5.1*. SAS Institute Inc, 2011.

TAKAHASHI, T. *Sociedade da informação no Brasil: Livro Verde*. Ministério da Ciência e Tecnologia. Brasília: MCT, 2000. 195p.

VALLE, A. *Fraudes com cartões de crédito em lojas virtuais*. 2016a. Disponível em: <<http://www.albertovalle.com.br/fraudes-cartoes-de-credito-lojas-virtuais/>>. Acesso em: 12 de mai. 2016

VALLE, A. *Prevenção de fraudes no e-commerce*. 2016b. Disponível em: <<http://www.albertovalle.com.br/prevencao-de-fraudes-no-e-commerce/>>. Acesso em: 12 de mai. 2016