

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE ADMINISTRAÇÃO

CAROLINA CIARDI ROMEO

**O Mercado de Adquirência Brasileiro para Pequenos Empreendedores, Uma
Choice-Based Conjoint Analysis**

São Paulo, Brasil

2020

Prof. Dr. Vahan Agopyan
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Fabio Frezatti
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade

Prof. Dr. Andres Rodriguez Veloso
Coordenador do Curso de Graduação do Departamento de Administração

CAROLINA CIARDI ROMEO

**O Mercado de Adquirência Brasileiro para Pequenos Empreendedores, Uma
Choice-Based Conjoint Analysis**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Faculdade de Economia, Administração e Conta-
bilidade da Universidade de São Paulo.

Orientador/Orientadora: Prof. Dr. Guilherme de
Farias Shiraishi

São Paulo, Brasil

2020

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Romeo, Carolina Ciardi

O Mercado de Adquirência Brasileiro para Pequenos Empreendedores, Uma Choice-Based Conjoint Analysis / Carolina Ciardi Romeo – São Paulo, Brasil, 2020.

83f.: il.; 30 cm

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo. – Universidade de São Paulo

Orientador/Orientadora: Shiraishi, Dr. Guilherme de Farias

1. adquirentes. 2. conjoint analysis. 3. comportamento do consumidor. 4. marketing.

*“For every complex problem, there is an answer
that is clear, simple, and wrong.” –H. L. Mencken*

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu marido Daniel Fitzgibbon por sempre apoiar meus sonhos, acreditar em meu potencial e estar ao meu lado em todos os momentos, inclusive me incentivando durante a jornada da graduação.

Agradeço às minhas amigas Aida Polydoro e Letícia Mota que sem a amizade, ajuda e companheirismo não teria conseguido chegar aqui.

Agradeço a Silvana Barreto pelo suporte e auxílio na constante na busca do autoconhecimento e equilíbrio emocional.

Agradeço a professora Dr^a Graziella Comini pelo acolhimento nos momentos difíceis que foi fundamental para me ajudar a seguir em frente.

Agradeço ao meu orientador professor Dr Guilherme Shiraishi por ter aceito me orientar e pela paciência neste projeto.

E, finalmente, agradeço a FEA/USP por oferecer um ensino gratuito de alta qualidade.

RESUMO

ROMEO, Carolina Ciardi. *O Mercado de Adquirência Brasileiro para Pequenos Empreendedores, Uma Choice-Based Conjoint Analysis*. 2020. 83f. Manual – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil, 2020.

Com a evolução dos meios de pagamento no Brasil e a maior oferta de crédito no mercado, possuir uma maquininha de cartão virou uma necessidade básica de muitos pequenos empreendedores. Porém o processo de escolha de um adquirente é bastante complexo e depende de variáveis de precificação, características técnicas do equipamento e disponibilidade de atendimento ao empreendedor, tudo isso atrelado ao tipo do negócio que este possui.

Tendo em vista este cenário, o presente estudo tem por objetivo compreender a importância relativa que os empreendedores dão aos atributos no processo de escolha de uma máquina de cartão. Em aderência à teoria das escolhas, foi utilizada a técnica de *choice-based conjoint analysis* como método do experimento, no qual o público é exposto a estímulos compostos por arranjos de níveis de atributos e devem escolher a opção mais atrativa dentro do seu critério pessoal.

A amostra contemplada para este estudo foram pequenos empreendedores (pessoas físicas e jurídicas) localizados majoritariamente no estado de São Paulo e os adquirentes selecionados para dar base ao teste foram aqueles que ofertavam produtos para pequenos empreendedores, incluindo pessoas físicas.

Como resultado do estudo, conclui-se, dentro do contexto delimitado pelo experimento, que há diferença entre a importância relativa conferida aos atributos, sendo a que a existência de chip na máquina, preço do terminal e menores taxas para pagamento no crédito à vista são os atributos de maior relevância para o consumidor; e a oferta de um app de gestão é o atributo de menor relevância.

Considerando a proposta deste trabalho, o estudo apresenta algumas limitações como abrangência da amostra e a simplificação das variáveis de precificação para viabilizar a execução do projeto dentro do propósito que o incluem.

Palavras-chave: adquirentes; meios de pagamento; comportamento do consumidor; choice-based conjoint analysis; marketing.

ABSTRACT

ROMEO, Carolina Ciardi. Merchant Acquiring for Small Businesses in Brazil: a Choice-Based Conjoint Analysis. 2020. 83f. Manual – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil, 2020.

With the evolution of payment methods in Brazil and the increase in consumer credit having a POS terminal has become a basic need of many small businesses. However, the process of choosing one is quite complex and relies on variables such as pricing, equipment characteristics, and availability of customer support - and the link to the type of business one has.

In this scenario, this study aims to understand the relative importance given by entrepreneurs to key attributes in the process of choosing a POS. Following choice theory, the choice-based conjoint analysis technique was used to conduct an experiment, in which the public is exposed to stimuli composed by arrays of attribute levels and must choose the most attractive option within their personal criteria.

The sample included in this study were small businesses (entrepreneurs and enterprises) located mainly in the state of São Paulo and the acquiring companies selected to provide the basis for the test were those who offered products to said potential customers.

As a result of the study, it is concluded, within the context delimited by the experiment, that there is a difference between the relative importance given to the attributes, being that having a built-in connection to the internet, POS price and lower fees for credit-card payments are the attributes of greater relevance to the consumer while offering a management app is the least relevant attribute.

Considering the proposal of this work, the study has some limitations such as the scope of the sample and the simplification of the pricing variables to enable the execution of the project given its purpose and objectives.

Keywords: acquiring; payment methods; consumer behaviour; choice-based conjoint analysis; marketing.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Estrutura do Setor	19
Figura 2 – Sistema Fachado ou Esquema em 3 Partes	19
Figura 3 – Sistema Aberto ou Esquema em 4 Partes	20
Figura 4 – Fluxo da Transação	20
Figura 5 – Fluxo da Liquidação	21
Figura 6 – Modelo PDC	24
Figura 7 – <i>Continuum</i> do Processo de Decisão	25
Figura 8 – Levantamento Resumido de Fornecedores	32
Figura 9 – Desenho Simplificado de Atributos e Níveis	32
Figura 10 – Matriz de correlação de atributos e seus valores no design fatorial fractionado	34
Figura 11 – Faturamento Mensal dos Respondentes	37
Figura 12 – Possui CNPJ?	38
Figura 13 – Possui Maquininha?	38
Figura 14 – Cálculo de Taxas	38
Figura 15 – Probabilidades de escolha e intervalos de confiança para cada opção	39
Figura 16 – Importância relativa para cada atributo	41
Figura 17 – Formulário: Par de Opções 1	47
Figura 18 – Formulário: Par de Opções 2	47
Figura 19 – Formulário: Par de Opções 3	47
Figura 20 – Formulário: Par de Opções 4	48
Figura 21 – Formulário: Par de Opções 5	48
Figura 22 – Formulário: Par de Opções 6	48
Figura 23 – Formulário: Par de Opções 7	49
Figura 24 – Formulário: Par de Opções 8	49
Figura 25 – Formulário: Par de Opções 9	49
Figura 26 – Formulário: Parte Quantitativa 1	50
Figura 27 – Formulário: Parte Quantitativa 2	51
Figura 28 – Formulário: Parte Quantitativa 3	52
Figura 29 – Levantamento de Fornecedores	54

Figura 30 – Levantamento de Fornecedores	55
--	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Retorno do Modelo - Coeficientes e Desvios Padrão	40
--	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABECS	Associação Brasileira das Empresas de Cartão e Serviços
BCB	Banco Central do Brasil
CADE	Conselho Administrativo de Defesa Econômica
CIP	Câmara Interbancária de Pagamentos
IP	Instituição de Pagamento
IPO	<i>Initial Public Offering</i>
M2L	Mercado de Dois Lados
MDR	<i>Merchant Discount Rate</i>
NFC	<i>Near Field Communication</i>
QR Code	<i>Quick Response Code</i>
PIN	Personal Identification Number
POS	<i>Point-of-Sale</i>
SDE	Secretaria de Direito Econômico
SEP	Solução estendida do problema
SIP	Solução intermediária do problema
SLP	Solução limitada do problema
TCC	Termo de Compromisso de Cessão

LISTA DE CÓDIGOS FONTE

3.1	Definição de lista de atributos	33
3.2	Criação de design fatorial fracionado	33
3.3	Definição do modelo de regressão logística multinomial	36

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Objetivos	15
2	REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1	Mercado de dois lados	17
2.2	Estrutura dos meios de pagamentos eletrônicos	18
2.3	Evolução dos meios de pagamentos eletrônicos no Brasil	22
2.4	Estratégias de mercado	23
2.5	Processo de decisão de compra	24
2.6	Teoria da escolha racional	26
2.6.1	Economia comportamental	27
2.7	<i>Conjoint Analysis</i>	28
2.7.1	Choice-Based Conjoint Analysis (CBC)	29
3	METODOLOGIA	31
3.1	Seleção dos atributos e respectivos níveis	31
3.2	Criação de cartões estímulos	32
3.3	Pesquisa	34
3.3.1	Tamanho amostral	34
3.4	Execução da Regressão Logística	35
4	RESULTADOS	37
5	CONCLUSÃO	42
	REFERÊNCIAS	44
	APÊNDICE A – FORMULÁRIO	47
	APÊNDICE B – LEVANTAMENTO DE FORNECEDORES/ATRIBU- TOS	54
	APÊNDICE C – <i>NOTEBOOK</i> PARA CRIAÇÃO DE CARTÕES	56

APÊNDICE D – <i>NOTEBOOK</i> PARA CRIAÇÃO DO MODELO E ANÁLISE	62
--	-----------

1 INTRODUÇÃO

Os meios de pagamentos eletrônicos no Brasil sofreram grandes mudanças nas últimas décadas, desde de a popularização do cartão de crédito na década de 1990, até as grandes mudanças regulatórias ocorridas em 2009 que deram a cara atual ao setor. Porém o lançamento da maquininha de cartão para pessoas físicas e pequenos empreendedores em 2015 pela PagSeguro abriu as portas para um mercado nacional de grande potencial ainda inexplorado.

Esta mudança surgiu em decorrência dos avanços de tecnologia e internet que permitiram a criação de um terminal portátil de baixo custo, criando assim a oportunidade do usuário comprar a máquina e não ficar dependente do aluguel das maquininhas tradicionais, que era praticamente inviável para um pequeno empreendedor.

Após o sucesso da PagSeguro neste mercado, muitos outros concorrentes surgiram nos últimos anos com o intuito de aproveitar a oportunidade e hoje temos mais de 33 opções de máquinas disponíveis com esta finalidade, cada uma com seus atributos técnicos, preço e adicionais (conta digital, app de gestão) o que torna o processo de tomada decisão extremamente complexo.

Com base no exposto, este estudo se propõem através da metodologia de pesquisa *choice-based conjoint analysis* entender, de forma simplificada em vista a complexidade do assunto, quais atributos e em quais níveis possuem maior peso na tomada de decisão de um pequeno empreendedor.

1.1 Objetivos

Este estudo tem por objetivo geral compreender quais atributos tem maior importância relativa na escolha - resultado da tomada de decisão - do pequeno empreendedor, quando este decide adquirir uma máquina de cartão para o seu negócio.

A partir do objetivo geral, foram elaborados os objetivos específicos:

- Mapear os atributos de produtos ofertados por empresas adquirentes no Brasil que atendam pessoas físicas ;
- Selecionar os atributos mais recorrentes nas ofertas oferecidas pelos adquirentes que pudessem criar o efeito comparativo desejado neste estudo;

- Elaborar os cartões estímulos de forma enxuta para viabilizar a realização do projeto e pesquisa de forma remota, englobando todos os níveis dos atributos e garantindo representatividade estatística;
- Identificar quais atributos possuem maior importância relativa no processo de decisão do pequeno empreendedor utilizando apenas ferramentas gratuitas e garantindo que as etapas deste projeto sejam replicáveis em outros estudos acadêmicos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Mercado de dois lados

Tendo em vista o objetivo deste trabalho em entender quais atributos tem maior importância relativa na escolha de uma máquina de cartão, não podíamos deixar de mencionar a teoria de mercado de dois lados, que ajuda a entender o aumento na oferta de adquirentes para pessoas físicas e pequenos empreendedores e por que esses tem buscado por este meio de pagamento.

A teoria microeconômica de mercados de dois lados (M2L) define este tipo de mercado como aquele em que uma ou mais plataformas permitem a interação entre usuários finais e tentam trazer os dois lados a bordo, cobrando ambos em uma tentativa de ganhar ou pelo menos não perder dinheiro. Este tipo de estrutura se caracteriza pela presença de externalidades positivas de rede, portanto a utilidade do usuário de um dos lados dependerá da quantidade de usuários do outro lado. Desta forma cabe a plataforma incentivar para que os dois grupos se encontrem e proporcionar condições que favoreçam a maior quantidade de transações entre ambos. (ROCHET; TIROLE, 2006)

O mercado de cartões e pagamentos eletrônicos é um clássico exemplo de M2L, quanto mais portadores de cartões dispostos a utilizar este meio de pagamento, maior é o estímulo aos lojistas e empreendedores em buscarem credenciamento e ao mesmo tempo a aceitação de cartões em estabelecimentos, estimula a utilização dos mesmos.

O uso de cartões como meio de pagamento trazem praticidade, segurança, e maior controle dos gastos mensais para seus usuários, além da disponibilidade de um crédito pré aprovado no caso de pagamentos com cartão de crédito. As bandeiras e empresas emissoras de cartões também oferecem programas de fidelidade, pontos, cash-back, milhagens e outros atrativos para estimular o uso desta forma de pagamento pelos consumidores, que por sua vez podem ter que arcar com anuidades, tarifas em compras internacionais e etc. (BCB, 2010)

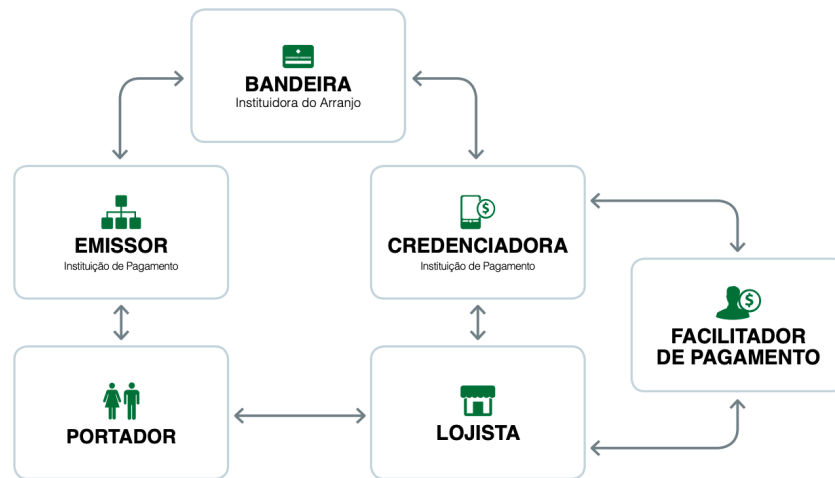
Já para o lojista e empreendedor, o estímulo está na oportunidade de aceitar meios de pagamento atrativos e com maior flexibilidade para seus consumidores com um menor risco (o risco de crédito está com o emissor do cartão), porém este precisa arcar com os custos e taxas do credenciamento como aluguel ou compra da máquina além das taxas cobradas em cima de cada transação de débito e crédito e etc. (BCB, 2010)

2.2 Estrutura dos meios de pagamentos eletrônicos

Para se entender o papel do adquirente, primeiramente precisamos compreender como funciona a dinâmica de um pagamento eletrônico realizado com cartões físicos. Tanto o cliente portador do cartão quando o empreendedor/ lojista que aceita este meio de pagamento são caracterizados por usuários finais, mencionados da teorica do M2L, porém a estrutura é formada por cinco participantes e dependendo do caso, podendo conter seis, sendo eles:

- Portador: Usuário que possui o cartão e o utiliza para pagamento de bens ou serviços.
- Emissor: É quem realiza a emissão dos cartões. Possui relacionamento com o portador e além da emissão é responsável por identificar limite de crédito ou saldo em conta, realizar a autorização dos pagamentos, cobrar faturas (cartões de crédito), habilitar e cuidar da manutenção do cartão.
- Bandeira: É quem faz o arranjo de pagamento, e tem responsabilidade de regular, fornecer a estrutura necessária, fiscalizar e prover normas operacionais além de garantir a segurança do sistema.
- Lojista: Empreendedores ou lojistas que aceitam receber cartões como meio de pagamento para seus produtos ou serviços.
- Credenciadora ou Adquirente: Entidade que credencia o empreendedor ou loja para a aceitação de dos meios eletrônicos de pagamento, ela que provê a maquininha e atua no processamento e liquidação das transações.
- Facilitador/ Subcredenciador: Participa do arranjo de pagamento que permite que o empreendedor ou lojista aceite um pagamento eletrônico mas não é credor do emissor e atua como um intermediário entre o lojista e o sistema de pagamentos. Este participante está muito presente nos comércio eletrônico, como por exemplo Paypal e MercadoPago. (ABECS, 2018)

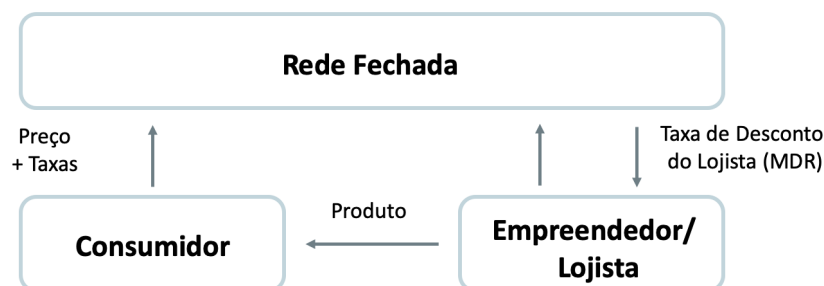
Figura 1 – Estrutura do Setor



Fonte – ABECS, 2018

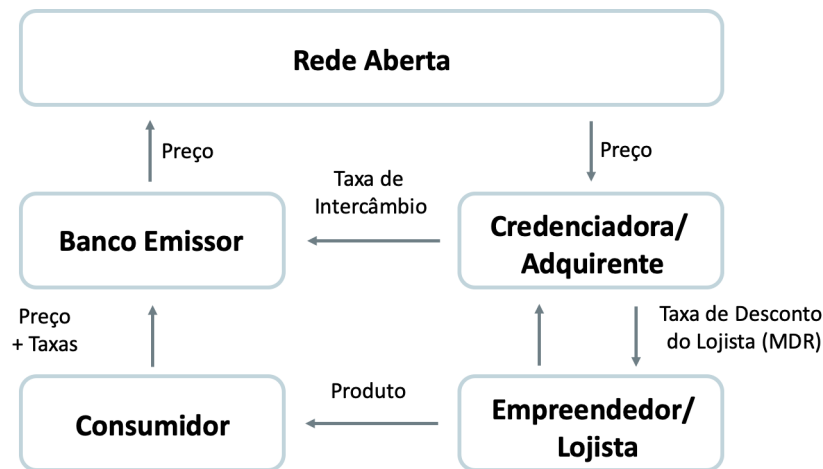
O mercado é definido por dois tipos de estruturas, as de quatro parte (sistema aberto) ou de três parte (sistema fechado/ marcas proprietárias). Os sistemas abertos permitem que qualquer banco ou instituição financeira possam negociar com uma bandeira para praticar as várias atividades da indústria, de tal modo que emissor e credenciador/ adquirente aparecem separados na estrutura. Já o sistema fechado, uma única empresa fornece os serviços de emissão e credenciamento, e é muito mais integrado que as estruturas de quatro partes. (ABECS, 2011)

Figura 2 – Sistema Fechado ou Esquema em 3 Partes



Fonte – Adaptado de PEREZ; BRUSCHI, 2018

Figura 3 – Sistema Aberto ou Esquema em 4 Partes

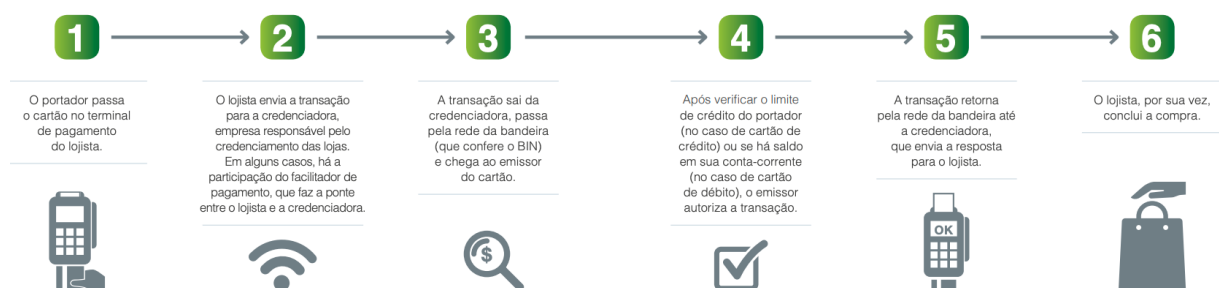


Fonte – Adaptado de PEREZ; BRUSCHI, 2018

Uma característica dos sistemas fechados é que a mesma instituição define as taxas que são cobradas dos dois lados, tanto dos consumidores com anuidades, juros e programas de fidelidade; quanto dos empreendedores/ logistas com a *Merchant Discount Rate* (MDR, taxa cobrada em cima de cada transação). No sistema aberto a bandeira cobra taxas do emissor e adquirente (*switch fee*), e estabelece a taxa de intercâmbio, como é chamada a taxas que o emissor cobra da credenciadora/ adquirente pela transação. (PEREZ; BRUSCHI, 2018)

O fluxo de uma operação de pagamento com cartão se inicia com o portador passando o cartão no terminal do empreendedor/ lojista que envia as informações do pagamento à adquirente (ou subcredenciadora, dependendo do caso), depois as informações passam pela bandeira e seguem para o emissor, que irá verificar a existência de saldo/ limite no cartão, verificar a senha (PIN) e autorizar/ negar a transação. Após este processo a transação retorna a bandeira e a adquirente que envia a resposta ao lojista. (ABECS, 2018)

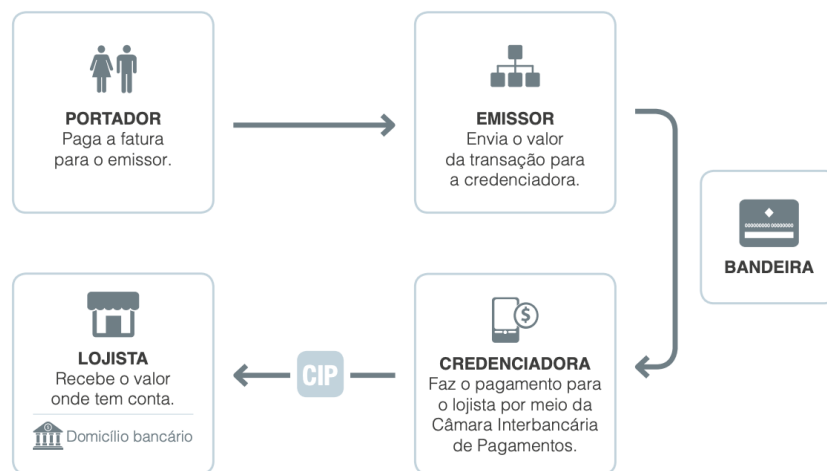
Figura 4 – Fluxo da Transação



Fonte – ABECS, 2018

A liquidação das transações se dá com o pagamento da fatura/ baixa no saldo da conta pelo portador ao emissor, que envia o valor para a credenciadora que faz o repasse para o lojista. (ABECS, 2018) No fluxo sob cada transação o emissor ganha a taxa de intercâmbio, a bandeira recebe a *switch fee*, e o adquirente recebe a MDR, taxa que ele estipula para cada modalidade de pagamento (débito, crédito a vista e crédito parcelado). Portanto toda a cobrança que mantém este fluxo é feita em cima do empreendedor/ lojista que pode repassar o custo ou não para o consumidor.

Figura 5 – Fluxo da Liquidação



Fonte – ABECS, 2018

Além das taxas mencionadas acima, o empreendedor/ lojista ainda arca com os custos de aluguel ou compra do terminal (maquininha), porém uma grande fonte de ganhos para as adquirentes são as taxas de antecipação de recebíveis. Cada adquirente tem suas taxas, planos e modalidade de repasse em dias, mas uma prática muito comum é cobrar taxas mais altas para repassar em um prazo menor o valor de transações feitas no crédito a vista e principalmente parcelado. Muitos estabelecimentos menores acabam optando por esta modalidade para auxiliar no fluxo de caixa, e algumas adquirentes voltadas para pequenos empreendedores só possuem esta modalidade de repasse antecipada, já imbutindo taxas maiores nos planos contratados.

A compreensão destes conceitos é de fundamental uma vez que os atributos de precificação são diversos e de considerável importância relativa no momento de escolha de um adquirente por um empreendedor/ lojista.

2.3 Evolução dos meios de pagamentos eletrônicos no Brasil

Os meios de pagamento se desenvolveram no decorrer da história, partido do escambo para moeda-mercadoria e até a criação do papel moeda. Porém, a partir do século passado, iniciou-se o processo de desmaterialização do dinheiro com a criação dos cartões de crédito e meios de pagamentos eletrônicos.

O modo como o meio de pagamento evolui se compara ao crescimento das trocas comerciais, de tal modo que uma alteração na demanda por mais velocidade, segurança ou conveniência impacta a maneira como os pagamentos são feitos (FUZITANI; SAUAIA, 2007), e dentro deste contexto, pudemos observar nas últimas décadas um maior alastramento do uso de cartões de crédito e débito substituindo o uso da moeda em espécie decorrente dos avanços da tecnologia.

No Brasil, o cartão de crédito chegou em 1956 com o Diners Club, logo após seu lançamento nos EUA em 1950, através de uma sociedade dos empresários Haus Tauber e Horácio Klabin. O primeiro concorrente surgiu apenas em 1968 com um cartão de crédito emitido pelo Bradesco, porém a popularização e expansão deste meio de pagamento só ocorreu na década de 1990. Já o cartão de débito, surgiu no país em 1983 para utilização em caixa eletrônicos e em 1994 a Credicard lançou o primeiro cartão de débito para compras. (COSTA, 2010)

Um fato importante na história dos cartões brasileiros é que até ano de 2010 o país teve um duopólio verticalizado com as duas principais bandeiras do mercado. Visa e Mastercard possuíam um contrato exclusivo com duas adquirentes VisaNet (atual Cielo) e Redecard respectivamente e detinham mais de 90% do mercado de débito e 80% do mercado de crédito nacional. (PEREZ; BRUSCHI, 2018)

Este cenário de duopólio só foi alterado a partir de 2009 com duas principais mudanças regulatórias. A primeira foi a suspensão da relação de exclusividade contratual entre Visa e Visanet através da assinatura de um Termo de Compromisso de Cessação de Prática (TCC) após uma investigação da Secretaria de Direito Econômico (SDE) ter identificado a relação como inibidora de competição, em seguida a empresa alterou seu nome para Cielo desvinculando seu nome da bandeira. Já a segunda foi uma exigência do Banco Central do Brasil (BCB) demandando maior transparência das bandeiras frente as suas práticas comerciais garantindo acesso de outras adquirentes as informações necessárias para operação. (PEREZ; BRUSCHI, 2018)

Outro fator de influência no setor foram as mudanças que permitiram a bancarização e maior acesso ao crédito das classes mais baixas da população. Estas mudanças se deram a partir de

2003 durante o governo do presidente Luiz Inácio Lula da Silva com destaque ao "pacote do microcrédito" que concedia serviços financeiros para populações de baixa renda expandindo a bancarização e ofertando crédito para consumo através de bancos públicos. (BARONE; SADER, 2008)

Em 2015, a PagSeguro que já estava consolidada no mercado de pagamentos online, inovou no setor de adquirentes quando lançou uma maquininha de cartão sem aluguel e taxa de adesão, destinada a pequenos negócios, podendo ser utilizada por pessoas físicas e jurídicas. (UOL, 2015) Esta aposta rendeu grande retorno para a empresa, garantindo a maior oferta inicial de ações (IPO) de uma empresa nacional na Bolsa de Nova York (LAFLOUFA, 2018) e abriu portas para outras empresas seguirem o mesmo caminho, ofertando maquininhas portáteis para pequenos empreendedores que se beneficiaram com a maior competitividade no setor.

O novo modelo implantado pela PagSeguro, que hoje conta com uma base de 5.3 milhões de clientes, permitiu redução do preço dos aluguéis e diversas diminuições nos preços das maquininhas, inclusive contando com subsídio das adquirentes no valor de aquisição dos terminais. Também ocorreram novas regulações do mercado pelo CADE através de assinatura de TCC para impedir práticas anticompetitivas e vendas casadas.

2.4 Estratégias de mercado

O estudo do marketing tradicional, conhecido como Marketing 1.0, era visto apenas como uma orientação tática que apoiavam outras áreas da empresa e cujo objetivo era gerar demanda para os serviços e produtos ofertados. Dentro deste contexto McCarthy criou o amplamente conhecido conceito de 4 Ps (produto, preço, praça e promoção), porém com a evolução da economia e tecnologia o cenário de ofertas e demandas foi se alterando, de tal forma que novos Ps foram incluídos (pessoas, processos, poder político, etc) e o papel do marketing passou de um patamar tático para estratégico. Nesta evolução, antes do desenvolvimento dos 4 Ps, estratégias como definição de público-alvo, segmentação e posicionamento eram elaboradas. (KOTLER; KARTAJAYA; SETIAWAN, 2010)

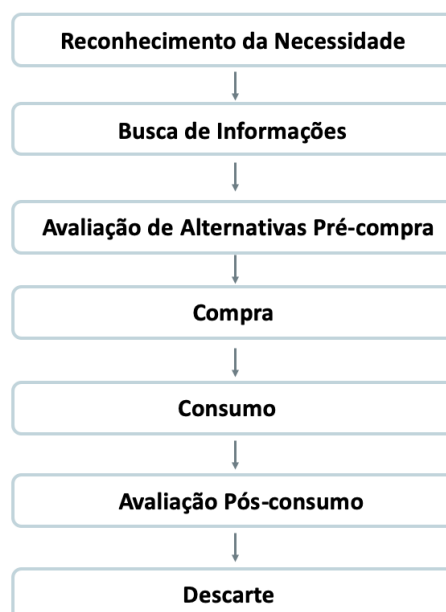
A abordagem de segmentação e público-alvo trazida pelos estudos mais atuais de marketing refletem diretamente no objeto de estudo deste projeto que são as maquininhas de cartão para pequenos empreendedores (incluindo pessoas físicas), apesar do mercado de adquirência ser ativo no país há algumas décadas, apenas em 2015 foi lançado um produto voltado para este público como uma aplicação da estratégia de Oceano Azul.

Oceano Azul é como se nomeia os espaços de mercado inexplorados, que possuem grande potencial de demanda e oportunidade de geração de lucro, porém grande parte dos Oceanos Azuis se origina de Oceanos Vermelhos, ou seja, a partir de setores já existentes e bem consolidados. (KIM; MAUBORGNE, 2007) O caso das maquininhas é exatamente este, em um país com milhões de pequenos empreendedores que surgem por oportunidade e necessidade frente às crises econômicas e instabilidades políticas, aproveitou o desenvolvimento da tecnologia e internet que barateou os custos de um terminal e aliou com uma maior demanda de portadores de cartão de crédito, para trazer um produto novo para este segmento do mercado.

2.5 Processo de decisão de compra

Dentro da literatura tradicional de marketing, temos que o processo de decisão de compra do consumidor pode ser representado conforme a Figura 6, passando por sete etapas de tomada de decisão que começam muito antes da decisão de compra, no momento em que o consumidor identifica uma necessidade ou problema, e vão até após o consumo com o descarte no caso de consumo de produtos. (BLACKWELL; MINIARD; ENGEL, 2005) Kotler afirma que não necessariamente o consumidor irá passar por todas as etapas, que em sua obra são abordadas em cinco ao total, e por isso os agentes de marketing devem desenvolver atividades e programas que atinjam os consumidores em todos os estágios. (KELLER; KOTLER, 2016)

Figura 6 – Modelo PDC

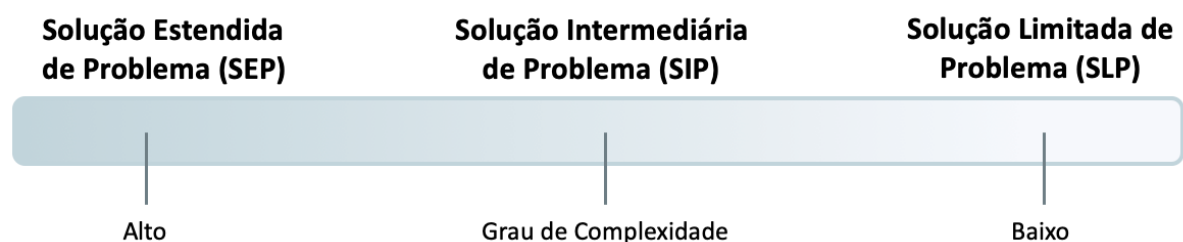


Fonte — Adaptado de BLACKWELL; MINIARD; ENGEL, 2005

Quando uma tomada de decisão é mais complexa, ela demanda mais tempo e energia no processo do que situações mais simples e comuns. Porém independente da complexidade envolvida, quando é a primeira vez daquela tomada de decisão, o indivíduo precisa se apoiar em alguma maneira de solução de problemas.

Solução estendida do problema (SEP) é como a literatura chama situações mais difíceis de processo de decisão, e solução limitada de problema (SLP) seriam situações com menor complexidade. No meio termo temos a solução intermediária de problema (SIP). Em uma decisão inicial por SEP, que entendemos como o processo em que a escolha de uma máquina de cartão se insere, é comum ocorrer incertezas e medos, muitas vezes ocasionadas por falta de informação ou experiência e por isso o consumidor fica mais receptivo a fatores que tentam impulsioná-lo a escolha correta, desta forma o consumidor SEP usualmente realiza muitas pesquisas sobre opções e consulta diversas fontes externas para contribuir no processo de decisão. (BLACKWELL; MINIARD; ENGEL, 2005)

Figura 7 – *Continuum* do Processo de Decisão



Fonte – Adaptado de BLACKWELL; MINIARD; ENGEL, 2005

Já na SLP, pela baixa complexidade, o consumidor recorre menos a informações e avaliações antes da compra, porém produtos e serviços que possuam alguma diferenciação competitiva podem se beneficiar uma vez que existe a possibilidade do consumidor estar aberto a experimentação uma vez que a compra tem baixa importância e impacto. No caso da SIP, é possível chegar a uma tomada de decisão com moderada deliberação. (BLACKWELL; MINIARD; ENGEL, 2005)

A quantidade de escolhas diárias que os consumidores fazem dentro de um cenário rico em informações e oportunidades é abordado no conceito de superescolha (*hyperchoice*), onde a realização de repetidas decisões acaba drenando a energia psicológica dos consumidores e diminui sua habilidade de realizar boas escolhas. (SOLOMON, 2018)

2.6 Teoria da escolha racional

No campo de estudo do comportamento do consumidor, ao longo das últimas décadas, várias abordagens foram apresentadas por autores que vão desde marketing até psicologia com objetivo de entender o comportamento do consumidor na tomada de decisão. Solomon e Kotler definem como o estudo dos processos envolvidos quando indivíduos ou grupos selecionam, compram, avaliam ou descartam produtos, serviços, ideias ou experiências para satisfazer suas necessidades e desejos. (SOLOMON, 2018) (KELLER; KOTLER, 2016)

Neste projeto, onde utilizamos a metodologia de *choice-based conjoint analysis* para identificar quais atributos possuem maior importância relativa na tomada de decisão do consumidor, não poderíamos deixar de mencionar a teoria da escolha racional e sua conexão com o uso moderno do termo utilitarismo.

Dentro desta abordagem, uma maneira de analisar as escolhas de um indivíduo é estabelecendo um axioma que caracterize um comportamento racional, para isso é necessário definir preferências. Se para um indivíduo A é preferível a B, isso implica que ele se sente melhor em situações A do que em situações B. Nicholson e Snyder relacionam três propriedades básicas para as relações de preferência:

I. Completude (*Completeness*): Se A e B são duas situações quaisquer, o consumidor sempre pode especificar umas das três seguintes possibilidades:

1. "A é preferível a B";
2. "B é preferível a A"; ou
3. "A e B são igualmente atrativas".

Este postulado indica que o indivíduo possui compreensão e informações para realizar comparações e decidir pela melhor alternativa sem ficar paralizado pela indecisão. Ele também elimina a possibilidade de um indivíduo, ao mesmo tempo, considerar A preferível a B e B preferível a A.

II. Transitividade (*Transitivity*): Se um indivíduo informa que "A é preferível a B" e que "B é preferível a C", então ele também deverá dizer que "A é preferível a C". Esta suposição assume que as escolhas internas dos indivíduos são consistentes.

III. Continuidade (*Continuity*): Se um indivíduo informa que "A é preferível a B", então uma alternativa muito próxima a A também deve ser preferível a B. Esta suposição serve para

descartar algumas preferências descontínuas que trariam problemas matemáticos para a teoria.

Dadas as suposições acima, é possível demonstrar formalmente que os indivíduos são capazes de ordenar todas as situações possíveis da menos atrativa para a mais atrativa, e esta ordenação pode ser chamada de utilidade. Ou seja, se uma pessoa prefere a situação A a situação B, podemos dizer que a utilidade atribuída a a opção A excede a utilidade atribuída a opção B. (NICHOLSON; SNYDER, 2008)

Como a utilidade se refere a satisfação como um todo, ela é afetada por um conjunto de fatores além do produto em si, como atitudes psicológicas, pressões externas, experiências pessoais e ambiente cultural. Apesar destes fatores serem de grande interesse, é necessário estreitar o foco e dedicar atenção exclusiva a opções quantificáveis enquanto se mantém constante as demais opções. Esta abordagem é conhecida como *ceteris paribus* do latim "todo o mais é constante", e é utilizada em análises econômicas de maximização de utilidade para tornar as análise de escolhas administráveis em um contexto simplificado. (NICHOLSON; SNYDER, 2008)

2.6.1 Economia comportamental

Como contraposição à teoria das escolhas racionais temos os estudos no campo da economia comportamental onde se destacam Tversky e Kahneman que em 1979 apresentaram a teoria dos prospectos (ou teoria da perspectiva) como crítica ao modelo descritivo de tomada de decisão sob risco da teoria utilitarista. A teoria indica que a tomada de decisão é inconsistente e influenciada pela maneira como as opções são apresentadas (*framed*) como perdas ou ganhos, o que demonstra que o processo de decisão nem sempre é racional. Os estudos apresentados indicam que os usuários tem maior repulsão a perda do que atração para o ganho. (KAHNEMAN; TVERSKY, 1979)

Fatores de irracionalidade na tomada de decisão também são abordados no princípio da limitação de conhecimento de Thaler e Sunstein que concluíram que os indivíduos tem melhores condições de tomar melhores decisões quando possuem boas informações e *feedback* rápido. Ariely também trouxe a tona as limitações de racionalidade das escolhas em decorrência de restrições nos processos de pensamento, principalmente voltadas a percepção de valores e preços. (ÁVILA; BIANCHI, 2015)

A estrutura do Sistema Dual teorizada por Kahneman auxilia no entendimento das razões pelas quais as decisões muitas vezes não estão alinhadas com noções de racionalidade. O estudo aborda o conceito de heurística, ou seja, atalhos cognitivos que ajudam as pessoas a encontrar respostas para problemas, porém muitas vezes de forma imperfeitas; e também aborda o conceito de vieses que são tendências sistemáticas de cometer algum erro por distorções que ocorrem durante a tomada de decisão. Na estrutura do Sistema Dual as pessoas possuem dois sistemas, o sistema 1 é caracterizado pelas heurísticas e é o causador dos vieses; este sistema consiste em processos mentais, rápidos, automáticos, intuitivos e parcialmente inconscientes. Já o sistema 2 é mais lento, analítico, deliberativo e reflexivo, e procura monitorar as operações mentais. Entre as principais heurísticas causadas pelo sistema 1 temos a da representatividade, disponibilidade, ancoragem e a do afeto. (ÁVILA; BIANCHI, 2015)

- Representatividade: As pessoas avaliam a probabilidade de uma situação X a partir da similaridade da situação X com uma situação Y conhecida, realizando julgamentos através de similaridade.
- Disponibilidade: Os indivíduos recorrem a fatos e exemplos que surgem rapidamente em suas mentes para julgar a probabilidade ou frequência de uma situação.
- Ancoragem: O processo de escolha é feito tomando por referência uma informação recebida há pouco tempo na qual o indivíduo ficou "ancorado".
- Afeto: As emoções influenciam os julgamentos e decisões a partir dos afetos ou desaletos que uma pessoa possui com um determinado produto ou situação. (KAHNEMAN, 2011)

2.7 *Conjoint Analysis*

Para entender melhor quais são os estímulos de maior importância que tornam pessoas mais propensas a consumirem produtos e serviços, no começo da década de 1970, surgiu uma das primeiras formalizações de como quantificar preferências de consumidores e fornecer ferramentas à tomadores de decisões (GREEN; RAO, 1971), inspirada pela formulação teórica de um psicólogo matemático e um estatístico (LUCE; TUKEY, 1964). Uma posterior publicação na *Harvard Business Review* (WIND; GREEN, 1975) ajudou a expandir o conhecimento do assunto e tangibilizar os possíveis usos do que na época foi chamada de *conjoint measurement* (medição conjunta) e que depois se tornou popular nos ramos tanto acadêmico quanto corporativo como *conjoint analysis* (análise conjunta).

No início das aplicações deste método, eram realizadas pesquisas em que os respondentes ordenassem por ordem de preferências o conjunto de atributos que lhes fossem apresentados para um determinado produto. Com avanços na teoria, foram tornando mais fáceis as aplicações das pesquisas através de comparações diretas entre dois atributos específicos (JOHNSON, 1974) ou trocando a ordem por uma escala de preferência fixa (de 1 a 10, por exemplo).

Durante a década de 1980, a popularidade desse método de pesquisa de marketing cresceu ainda mais, impulsionada pelos lançamentos de software capazes de realizar análise conjunta (ORME, 2010) ordenando preferências dos respondentes (*full-profile conjoint analysis*). Johnson, aproveitando seu conhecimento de pesquisas que pudesse rapidamente comparar efeitos de atributos de modo mais rápido, adaptou o método a um software chamado *Adaptive Conjoint Analysis* (JOHNSON, 1987).

2.7.1 *Choice-Based Conjoint Analysis (CBC)*

Outra modalidade de *conjoint analysis* que se desenvolveu ao longo dos anos foi a *choice-based conjoint analysis*. Nela, pretende-se modelar as preferências de consumidores através de uma resposta prática: escolher, de um conjunto de produtos e seus atributos, uma opção preferida. Após diversos conjuntos apresentados para uma amostra da população, pretende-se entender o peso de cada atributo e seus respectivos níveis no processo de decisão do produto ou serviço avaliado. Um dos primeiros exemplos de uso desse método foi apresentado na década de 1970 por Daniel McFadden, sendo explicado através de diversos axiomas e posteriormente sendo apresentada uma aplicação prática (MCFADDEN et al., 1973).

Para quantificar preferências de atributos em uma *conjoint analysis* tradicional, baseia-se no conceito de utilidade para determinar quão favorável é um conjunto de atributos através de um modelo de regressão. Um exemplo do modelo é mostrado abaixo (LOUVIERE; WOODWORTH, 1983):

$$U_a = \beta_{0a} + \sum_k \beta_{ka} \cdot x_k \quad (2.1)$$

onde:

U_a = utilidade percebida do conjunto a de atributos avaliados

β_k = coeficiente de regressão (também definido como *part-worth utility* ou utilidade do atributo k para o conjunto a)

x = vetor de atributos k (comumente uma variável *dummy* para quantificar a presença do atributo k no conjunto a)

k = atributo do objeto de avaliação

Em casos como no método *full-profile*, a utilidade é muitas vezes o *ranking* dado para cada conjunto e a regressão linear ajusta a equação de modo que cada atributo tenha um coeficiente (ou utilidade respectiva). No entanto, em modelos de escolha entre conjuntos de atributos, a variável resposta nesse caso é binária: ou um conjunto é escolhido (1) ou não (0). Para isso, frequentemente é utilizado o modelo de regressão logística multinomial, como a descrita abaixo:

$$P_a = \frac{1}{1 + e^{-\sum_k \beta_{ka} \cdot x_k}} \quad (2.2)$$

onde:

P_a = probabilidade do conjunto a ser escolhido

e = constante de Euler

β_k = coeficiente de regressão (também definido como *part-worth utility* ou utilidade do atributo k para o conjunto a)

x = vetor de atributos k (comumente uma variável *dummy* para quantificar a presença do atributo k no conjunto a)

k = atributo do objeto de avaliação

A aplicação do modelo de regressão logística se demonstrou mais complexa ao longo dos anos e só ganhou maior uso ao longo da década de 1990 com, novamente, o surgimento de mais *softwares* contendo esta aplicação no mercado e facilitando a aplicação para empresas (ORME, 2010). Mas percebe-se que também podem ser atribuídos os coeficientes como utilidades respectivas dos atributos analisados e inferir preferências da população analisada a partir dos dados obtidos.

3 METODOLOGIA

Visando entender as preferências que pequenos empreendedores possuem na hora de escolher um meio de aquisição de pagamentos, foi escolhido o método de análise conjunta via escolhas realizadas (*choice-based conjoint analysis*). Consumidores realizam julgamentos sobre suas preferência acerca de produtos ou marcas, que representam combinações sistemáticas de atributos, porém se perguntados diretamente, muitos terão dificuldade em determinar qual atributo eles estavam pensando e como foram combinados para a tomada de decisão. Em grande parte das escolhas, os consumidores passam por situações de *trade-off* onde terão que decidir dentro do seu processo mental qual atributo tem maior peso no conjunto de possibilidades. (IACOBUCCI, 2015)

A metodologia de *choice-based conjoint analysis* permite inferir qual atributo tem maior importância relativa a partir de uma regressão logística em cima dos dados capturados pela combinação de escolhas dos respondentes, sendo uma simulação muito mais realista de um momento de decisão de um produto (IACOBUCCI, 2015).

3.1 Seleção dos atributos e respectivos níveis

A principal fonte de informação e meio para contratar e comprar uma máquina de cartão como meio de pagamento é a página da internet do próprio fornecedor. Ao visitá-la, geralmente se é apresentado à diversas ofertas existentes de equipamentos com seus respectivos preços e taxas para cada modalidade de pagamento; as páginas também contém fluxos de aquisição rápidos e simples para estimular a contratação do produto.

Seguindo o mesmo processo de pesquisa de um usuário, o levantamento se iniciou em ferramentas de busca na internet para localizar os principais fornecedores de máquinas voltadas para pequenos empreendedores e foram identificados 10 fornecedores principais e 33 modelos de máquinas diferentes. Apesar de cada máquina do mesmo fornecedor possuir características técnicas e preços de aquisição diferentes, o modelo de precificação de taxas (MDR) se apresentou o mesmo para todos os produtos do mesmo provedor, porém foram identificadas grandes variações entre os fornecedores. Na figura 8, temos a tabela resumida do levantamento feito entre as principais marcas e o estudo completo se encontra no apêndice B.

Devido à grande complexidade das variáveis técnicas e de precificação das maquininhas de cartão, e visando a viabilidade da condução do estudo dentro do propósito que o inclui, a pesquisa foi realizada com uma quantidade menor de variáveis do que as existentes do mercado

Figura 8 – Levantamento Resumido de Fornecedores

Fornecedor	Preço Compra Desconto	Taxa Débito	Taxa Crédito A Vista	Taxa Crédito Parcelado	Tem Chip?	Adicionais	Central de Atendimento
Rede	De R\$58.8 a R\$237.6	0.0199	3.98%	4.98% + 2.99% por parcela	Opção com e sem chip	App de gestão de vendas	Telefone - Seg a Sáb - 8h as 22h + Dom e Feriados - 9h as 21h
Safra Pay	De R\$57.6 a R\$297.6	1,98%/ 1,88%	2,99%/ 1,99%/ 1,89%/ 3,05%	5,45%	Opção com e sem chip	N/A	Chat (bot 24h) + Telefone - Dias úteis - 8h as 21h
GetNet	De R\$58.8 a R\$358.8	2.00%/ 1.95%	2.00%/ 3.09%/ 3.09%	6.40%	Opção com e sem chip	App de gestão GetNet	Telefone 24h
Izettle (PayPal)	178.8	2,39%	4,99%	+ 1,99% por parcela (até 12x)	Não, precisa de celular	Aplicativo de gestão de negócio, Galeria de produtos, Relatórios de vendas	Telefone - Dias úteis - 8h as 18h + Sábado - 9h as 15h
Cielo	De R\$226.8 a R\$298.8	1,99% por um ano/ 2,39%	4,99%	5,59% + 2,99% por parcela	Opção com e sem chip	N/A	Chat 24h Seg a Sáb - 8h as 22h
Sumup	202.8	1.90%	4.6%/ 3.10%	3.90% de 2x a 12x	Não, precisa de celular	N/A	Chat (bot 24h) + Telefone - Dias úteis - 8h as 22h + Sáb - 9h as 18h
Mercado Pago	De R\$58.8 a R\$298.8	1.99%	4.74%/ 3.79%/ 3.03%	3x 5,41%/ 6x 9,20%/ 12x 16,15%	Opção com e sem chip	Ferramenta de Gestão	Telefone - Dias úteis - 8h as 22h + Sáb - 8h as 20h
Stone	De R\$58.8 a R\$238.8	1.99%	4.98%/ 3.98%/ 3.49%	Taxa crédito parcelado + 1.99% por parcela	Opção com e sem chip	Gestão de vendas no app	Telefone 24h
PagSeguro	De R\$58.8 a R\$238.8	1.99% por um ano/ 2.39%	4.99%/ 3.99%/ 3.19%	Taxa Antecipação + 1.41% por parcela	Opção com e sem chip	App PagVendas + Conta Rendeira	Chat + Telefone 7 dias - 24h

Fonte – Elaborado pela autora

e também foram simplificados para até três níveis de atributos. Deste modo foi desenhada a seguinte proposta com as sete principais variáveis, das quais quatro se referem a precificação em que os níveis foram estabelecidos como alto, médio e baixo utilizando como referência as taxas mais elevadas, a média das taxas, e as mais baixas oferecidas no mercado. Foram utilizados valores numéricos ao invés de critérios como alto, médio e baixo para reduzir o viés do respondente e aproximar o máximo possível o experimento de uma situação real.

Figura 9 – Desenho Simplificado de Atributos e Níveis

	Preço Máquina	Taxa Débito	Taxa Crédito	Taxa Crédito Parcelado	Tem Chip?	Tem app de gestão de vendas?	Central de Atendimento 24h
Nível 1	R\$50	1.90%	2.00%	+1.5%	Sim	Sim	Sim
Nível 2	R\$150	2.10%	3.50%	+2.00%	Não	Não	Não
Nível 3	R\$250	2.30%	5.00%	+2.50%			

Fonte – Elaborado pela autora

3.2 Criação de cartões estímulos

Devido à seleção de atributos observados em sites de fornecedores de máquinas de aquisição e os diferentes níveis criados para cada um, eram possíveis 648 combinações diferentes de produtos para usar no experimento como cartões estímulo. No entanto, por este número ser alto demais para elaborar uma pesquisa em torno, foi necessário recorrer à criação de um desenho de

experimento mais enxuto. Para tanto, foi aplicado o método de design fatorial fracionado, cujo intuito é justamente promover uma investigação mais prática e econômica de relacionamentos de causa-e-efeito em um ambiente experimental (GUTHRIE, 2020).

Utilizando um pacote de código na linguagem de programação R dedicado a análises conjuntas (BAK; BARTLOMOWICZ, 2012), foi possível recriar o conjunto de atributos e variáveis definidos e depois criar um design fatorial fracional dos cartões estímulos através do código abaixo:

```
1 atributos <- expand.grid(
2   PcMaquina = c("50", "150", "250"),
3   TxDebito = c("1.9", "2.1", "2.3"),
4   TxCreditoVista = c("2.0", "3.5", "5.0"),
5   TxCredParcelas = c("1.5", "2.0", "2.5"),
6   Chip = c("Nao", "Sim"),
7   AppGestao = c("Nao", "Sim"),
8   Atendimento24h = c("Nao", "Sim")
9 )
```

Código 3.1 – Definição de lista de atributos

Importante notar que é possível utilizar os atributos de maneira não-encodificada para gerar a lista de opções através da função `expand.grid`.

```
1 design_otimo <- caFactorialDesign(atributos, type = 'fractional', cards =
   18, seed = 123)
2
```

Código 3.2 – Criação de design fatorial fracionado

Com a função acima, foi possível receber um conjunto de 18 cartões estímulo para realizar a pesquisa proposta e ter um número mais enxuto de perguntas para que não fosse exaustivo ao respondente. Com o resultado da função acima, foi feito um gráfico a partir da matriz de correlação entre os níveis de atributos para que fosse comprovado que os cartões tivessem todas as possibilidades e mantivesse ortogonalidade.

Com o resultado da matriz, mostrou-se uma escolha dos cartões a partir do desenho performato pela função. No apêndice C, encontra-se o código fonte inteiro para a criação dos atributos, da redução de cartões e criação da visualização.

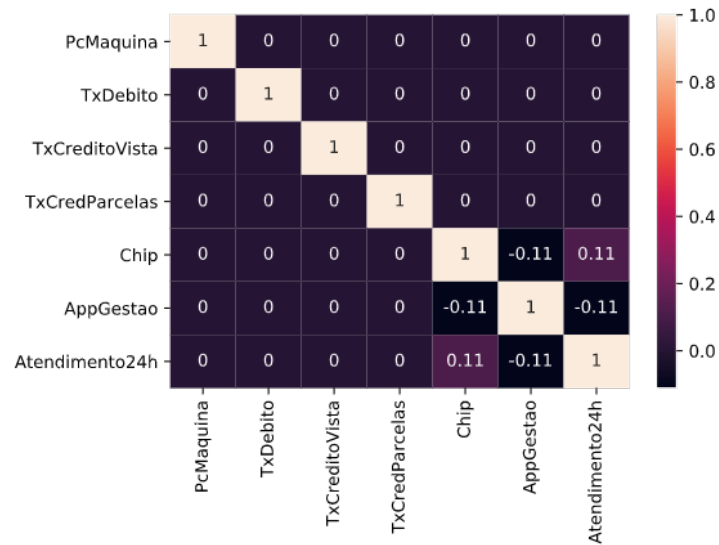


Figura 10 – Matriz de correlação de atributos e seus valores no design fatorial fractionado

3.3 Pesquisa

Através da ferramenta *Google Forms*, foi elaborada uma pesquisa com 9 conjuntos, comparando pares de cartões estímulos com os atributos e níveis mencionados. Os cartões criados foram sorteados em pares para que as escolhas fossem feitas comparando um cartão com outro e o formulário enviado continha a mesma ordem de cartões para todos os respondentes no intuito de simplificar o processo de pesquisa. Adicionalmente, o formulário contou com um questionário qualitativo para melhor entender o perfil dos respondentes porém foi garantido o anonimato dos respondentes e não foram discriminados perfis para a análise. A divulgação da pesquisa se deu de forma exclusivamente digital através de grupos em mídias sociais com foco em pequenos empreendedores e núcleos de empreendedorismo. O formulário completo pode ser encontrado no apêndice A.

3.3.1 Tamanho amostral

Segundo Orme, uma maneira simples de calcular o tamanho necessário da amostra para uma *choice-based conjoint analysis* é pela equação abaixo (ORME, 2010):

$$n \geq \frac{(c * 500)}{(t * a)} \quad (3.1)$$

onde:

n = amostra necessária

c = máximo número de níveis em um atributo

t = número de escolhas a serem feitas

a = número de cartões para cada escolha a ser feita

Para a pesquisa em questão, é estimado pela equação um tamanho amostral de pelo menos 84 respostas individuais.

3.4 Execução da Regressão Logística

Para a realização da regressão logística multinomial conforme comentado no referencial teórico, foi utilizado um pacote de funções estatísticas chamado *statsmodels* (SEABOLD; PERKTOLD, 2010). Diferentemente de ferramentas já conhecidas no mercado tais como o *software* SPSS e plataformas web como *QuestionPro*, a vantagem desse método se dá pela transparência do código e cálculos efetuados pelo pacote (todo o código fonte é disponibilizado em repositórios de código tais como GitHub) e a gratuidade de acesso frente às alternativas comentadas.

O modelo em questão levou em conta os atributos como variáveis *dummy* para cada um de seus n níveis. Para evitar elevada colinearidade entre os atributos, levou-se em consideração $n - 1$ níveis e, desses, apenas aqueles que fossem considerados a princípio mais vantajosos para o empreendedor. Ou seja, para o atributo de taxa de débito, levou-se em consideração os níveis de taxa igual a 2.1% e 1.9% por serem as menores taxas entre os níveis do atributo.

Para que fosse realizado o modelo, também levou-se em consideração que cada atributo tivesse apenas um efeito independente na variável resposta (a escolha do cartão, nesse caso). Assim, não foi considerada uma inter-relação entre os atributos para o modelo - o que também traria uma dificuldade maior para a realização do desenho do experimento e posterior análise dos resultados. Trazendo o exemplo para o caso de uma regressão linear para simplificação, a equação do modelo seria a seguinte:

$$\begin{aligned}
U_a = & \beta_0 + \\
& \beta_{PcMaquina_{R\$50}} \cdot PcMaquina_{R\$50} + \beta_{PcMaquina_{R\$150}} \cdot PcMaquina_{R\$150} + \\
& \beta_{TxDebito_{1,9\%}} \cdot TxDebito_{1,9\%} + \beta_{TxDebito_{2,1\%}} \cdot TxDebito_{2,1\%} + \\
& \beta_{TxCreditoVista_{2,0\%}} \cdot TxCreditoVista_{2,0\%} + \beta_{TxCreditoVista_{3,5\%}} \cdot TxCreditoVista_{3,5\%} + \\
& \beta_{TxCreditoParcela_{1,5\%}} \cdot TxCreditoParcela_{1,5\%} + \beta_{TxCreditoParcela_{2,0\%}} \cdot TxCreditoParcela_{2,0\%} + \\
& \beta_{Chip_{dummy}} \cdot Chip_{dummy} + \\
& \beta_{AppGestao_{dummy}} \cdot AppGestao_{dummy} + \\
& \beta_{Atendimento_{dummy}} \cdot Atendimento_{dummy} +
\end{aligned}$$

Para atributos como *Chip* ou *Atendimento*, entende-se que o valor 0 representa níveis teoricamente menos desejados (sem chip e atendimento apenas em dias de semanas nesses casos, respectivamente). Para o modelo em questão, o código registrado para efetuar essa operação no pacote mencionado foi:

```

1  choices_mod = logit("answer_var ~ PcMaquina_Q_50 + PcMaquina_Q_150 +
    TxDebito_Q_19 + TxDebito_Q_21 + TxCreditoVista_Q_20 + TxCreditoVista_Q_35 +
    TxCredParcelas_Q_15 + TxCredParcelas_Q_20 + ChipBin + AppGestaoBin +
    AtendimentoBin", quantitative_dummies)
2
3  choices_fit = choices_mod.fit()

```

Código 3.3 – Definição do modelo de regressão logística multinomial

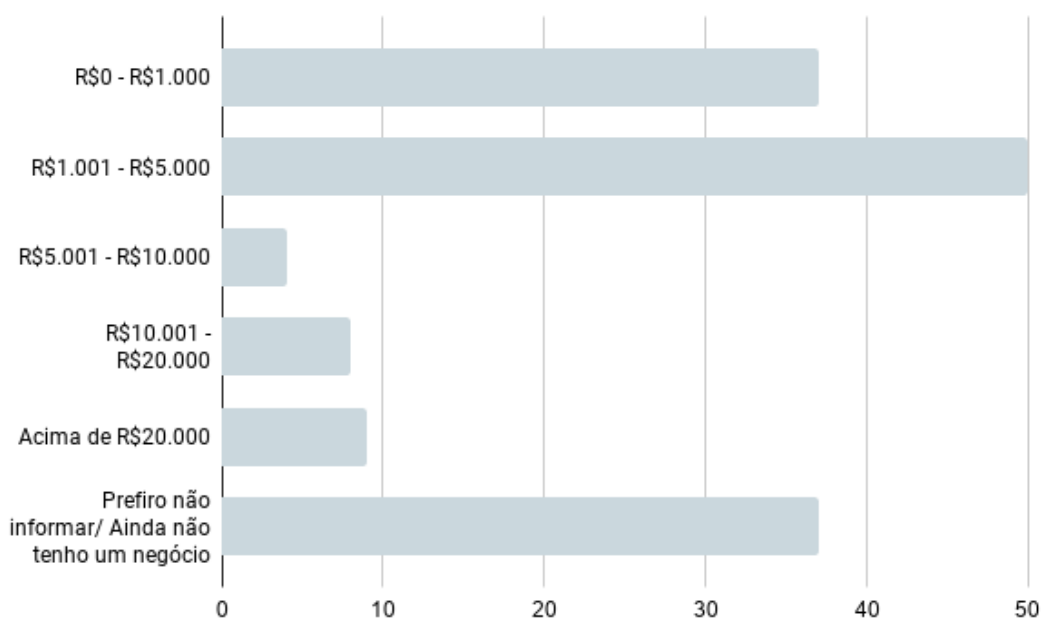
Através do código em questão, busca-se, iterativamente, uma solução que tenha convergência para uma equação de regressão logística multinomial com que se pode posteriormente analisar os coeficientes encontrados e, também, fazer predições de outros cenários de níveis de atributos conforme necessário. No apêndice D, encontra-se todo o código fonte para a criação do modelo, assim como definição das variáveis *dummy* e criação de visualizações utilizadas.

4 RESULTADOS

A coleta de dados através do formulário obteve aderência de 145 respondentes ao total, sendo portanto maior que tamanho amostral mínimo previamente calculado de 84 respostas individuais. Além dos cartões-índices para as escolhas dos conjuntos de atributos, o formulário apresentava algumas perguntas de perfil dos respondentes para auxiliar no entendimento do público pesquisado.

A amostra retornou respostas de 11 estados brasileiros, sendo que 77,24% estavam concentrados no Estado de São Paulo, e deste público, 84,26% dos respondentes que declararam sua faixa de faturamento mensal, possuem receita de até R\$5.000,00 mensais.

Figura 11 – Faturamento Mensal dos Respondentes



Fonte – Elaborado pela autora

Na distribuição dos respondentes, 46,21% informaram que não possuem CNPJ e empreendem como pessoa física, e 32,41% ainda não possuem uma maquininha e estão no processo de

escolha de uma para seu negócio.

Figura 12 – Possui CNPJ?

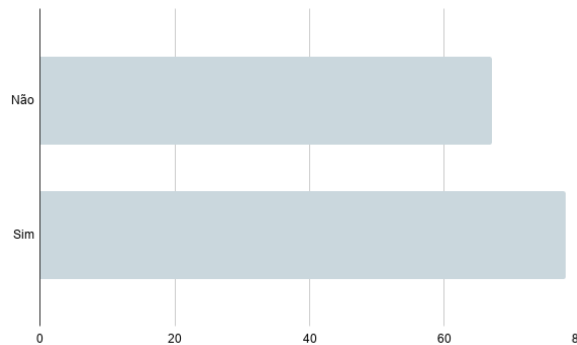
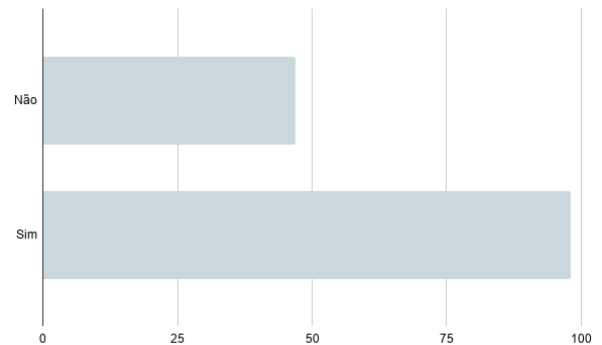


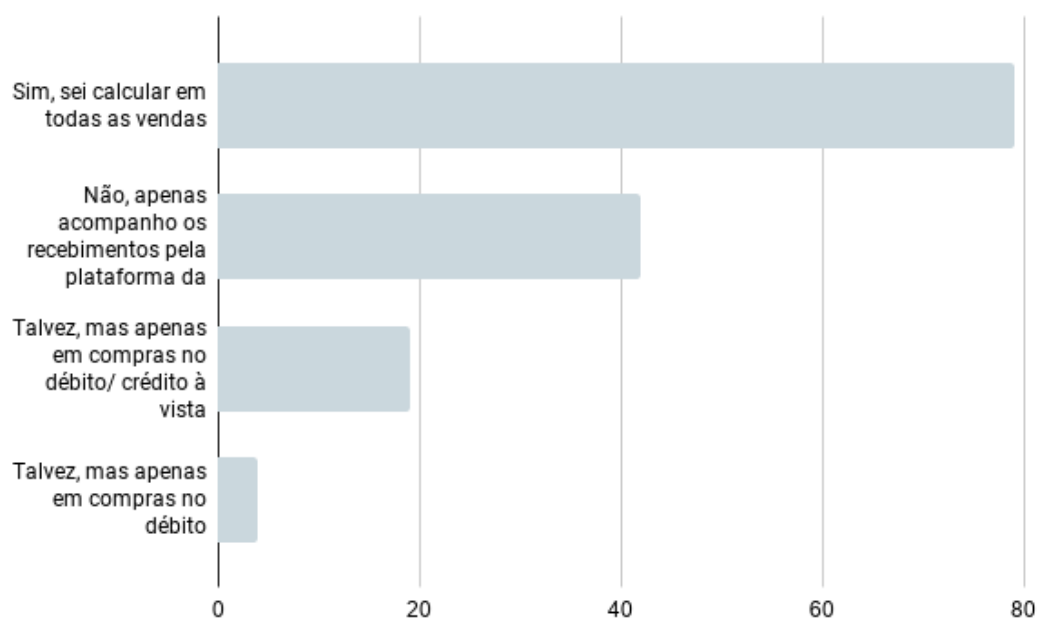
Figura 13 – Possui Maquininha?



Fonte – Elaborado pela autora

Uma informação muito relevante trazida pela pesquisa é que 45,14% dos respondentes alegaram que não sabem calcular de forma independente todas as taxas que são cobradas pelos adquirentes. Quando olhamos apenas para os respondentes que já possuem uma máquina de cartão, este número cai para 36,73% dos usuários que dependem da plataforma do adquirente para poder consultar o valor exato dos seus recebimentos.

Figura 14 – Cálculo de Taxas



Fonte – Elaborado pela autora

Em relação às preferências estabelecidas entre os cartões estímulo, foi percebido que em todos os processos de escolha houve uma alternativa claramente favorita pelas probabilidades avaliadas e nenhuma sobreposição dos intervalos de confiança entre as opções (obtidos pelo pacote seaborn de visualização de dados estatísticos na linguagem Python (WASKOM et al., 2020)).

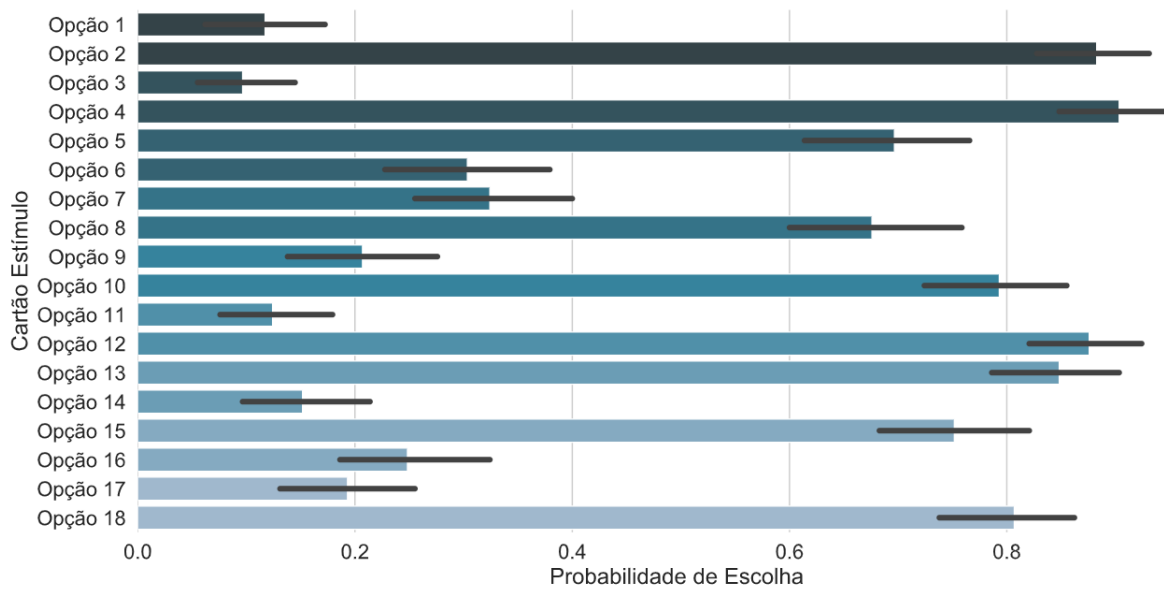


Figura 15 – Probabilidades de escolha e intervalos de confiança para cada opção

Após a realização da regressão logística, foi possível obter os resultados apresentados na Tabela 1 para o coeficiente utilitário e erro padrão para cada um.

Observando os coeficientes referente ao atributo do preço da máquina, ocorreu o que era pressuposto pois teoricamente espera-se que a utilidade de um serviço decresça com o aumento de seu preço. No entanto, o coeficiente do menor preço acabou sendo menor do que do preço intermediário. Já em relação à taxa de débito, existe um valor negativo para as utilidades de cada nível, não condizente com o que seria esperado. Inicialmente, traça-se duas hipótese a partir desses resultados: a primeira seria que a percepção da diferença entre os níveis na hora da escolha não seria significativa frente a outros atributos (por exemplo, optando por maiores taxas para se ter a disponibilidade de chip) ou de que faltaram mais observações de diferentes combinações (pares) de conjuntos a serem comparados.

Tabela 1 – Retorno do Modelo - Coeficientes e Desvios Padrão

Atributo	Nível	Coeficiente/"Utilitário"	Desvio Padrão
Constante		-1.841	0.165
Preço da Máquina	R\$ 50	0.607	0.105
	R\$ 150	1.155	0.112
Taxa de Débito	1.90%	-0.244	0.114
	2.10%	-0.603	0.112
Taxa de Crédito	2.00%	1.000	0.108
	3.50%	-0.535	0.111
Taxa de Crédito	1.50%	0.391	0.110
(por Parcela)	2.00%	-0.020	0.111
Chip	Com	1.494	0.091
App de Gestão	Com	-0.177	0.089
Atendimento	24h	0.364	0.090

Em relação às outras taxas, também observou-se um comportamento inesperado com o nível de 3.5% para o atributo da taxa de crédito em que foi observado um coeficiente negativo. No entanto, para o nível de 2%, o coeficiente é positivo e relativamente alto frente aos outros. Finalmente, em relação à taxa por parcela referente às transações no crédito, o que pode ser observado é de que, para essa amostra, só existe uma percepção de ganho de utilidade para a taxa de 1.5% por parcela.

Por último, em relação aos atributos qualitativos, o atributo do chip se destaca pelo maior coeficiente e menor desvio padrão e indica que potencialmente possui uma importância relativa alta entre os atributos para a escolha de uma máquina. Para calcular as importâncias relativas de cada um, calculou-se a amplitude de coeficiente de atributos (ou seja, a diferença entre o menor e maior valor dos coeficientes de cada atributo, considerando o coeficiente dos níveis que não foram modelos como 0). O percentual que cada amplitude representava no total dos atributos foi considerada como a importância relativa do respectivo atributo. O resultado pode ser visto na figura 16.

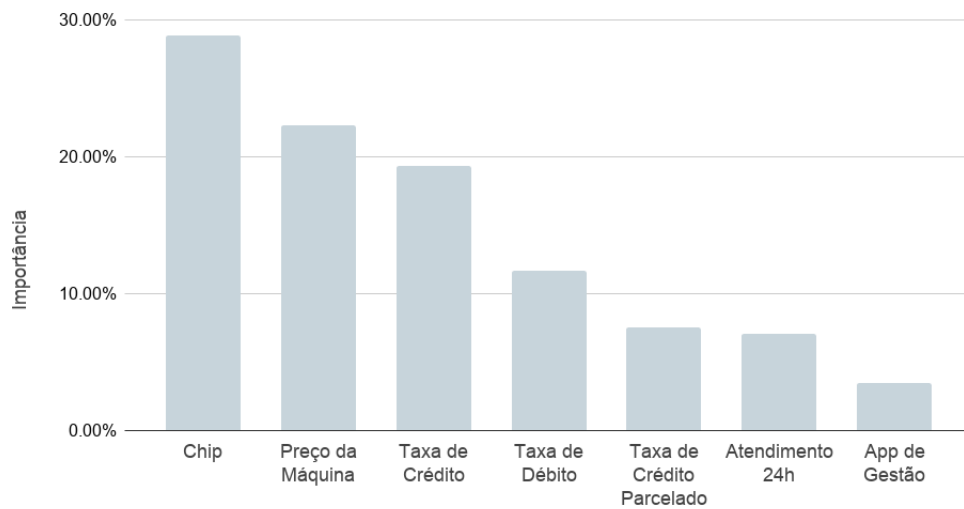


Figura 16 – Importância relativa para cada atributo

Como pode-se observar na figura, o chip possui a maior importância relativa, seguida pelo preço da máquina e pela taxa de crédito. Diante do contexto do mercado e da amostra selecionada, é possível estipular que existe uma procura por máquinas de baixo custo que possa dar flexibilidade de local para cobrar seus consumidores.

Para avaliar a relevância estatística de um modelo de regressão logística, frequentemente se olha para algumas métricas: o logaritmo da função de verossimilhança (em inglês, *log-likelihood*) do modelo e do modelo nulo (equivalente a um modelo com todos os coeficientes zerados) e os graus de liberdade da pesquisa feita (igual ao número de níveis existentes subtraído do número de atributos - o que, para este caso, é igual a 11). É possível também ter o valor de Chi-Quadrado do modelo como um todo, que é igual ao dobro da diferença entre os *log-likelihood* do modelo final e do modelo nulo. Para o caso em questão, o valor de Chi-Quadrado corresponde a 581 (LL do modelo nulo corresponde a -1809,1 e LL do modelo final corresponde a 290,5). Para um nível de significância α igual a 99%, um valor de Chi Quadrado igual a 25 é considerado suficiente (SAWTOOTH, 2017) - o que constata que as escolhas dos respondentes são significativamente afetadas pelos níveis e atributos considerados na pesquisa.

5 CONCLUSÃO

O objetivo deste estudo foi indentificar quais atributos possuem maior importância relativa na escolha de uma maquininha de cartão por um pequeno empreendedor a partir da simplificação das principais variáveis e níveis presentes no mercado.

Para aprofundar o entendimento do mercado de adquirência e as teorias que estudam o processo de tomada de decisão dos consumidores, foi desenvolvida uma revisão teórica sobre os principais estudos que abordam o tema no âmbito do marketing e economia comportamental. Também foi explorada a relação da metodologia de *choice-based conjoint analysis* com as teorias de utilidade que justificam a utilização esta metodologia por representar mais fielmente uma situação de escolha em situações reais.

A pesquisa foi aplicada para um público de pequenos empreendedores que já possuem ou pretendem adquirir uma máquina de cartão para seu negócio e os atributos e níveis simplificados foram construídos com base em opções reais do mercado para produtos ofertados para pequenos empreendedores e pessoas físicas.

Após a análise bibliográfica e dos dados provenientes da pesquisa com consumidores, verificamos que a grande quantidade de opções que o mercado oferece juntamente com a variedade dos atributos, principalmente de precificação, em diversos níveis, torna o processo de tomada de decisão extremamente complexo para o consumidor que muitas vezes não consegue decidir de forma completamente racional qual opção tem melhor custo-benefício para seu negócio.

Dentro da proposta do estudo e pesquisa, foi possível aferir que a presença de chip na máquina se destacou como atributo de maior importância relativa para o consumidor. Na sequência temos o preço de aquisição da máquina e em terceiro lugar a taxa de desconto para compras no crédito a vista, porém estas duas apresentaram valores próximos no indicador de importância.

Dentre os atributos apresentados, app de gestão da máquina e taxa de débito foram os de menor importância relativa nos resultados da pesquisa. Como possível explicação para a baixa importância da taxa de débito, foi levantada a hipótese de que como a variação percentual entre a menor e maior taxa é de apenas 0.4 pontos percentuais, os consumidores deram mais foco para os demais atributos cuja variação traria maior impacto no consumo do produto.

Em termos de contribuição, este trabalho se propôs a realizar toda manipulação e análise de dados através de ferramentas gratuitas - uma vez que a metodologia de *coinjoint analysis* é comercializada por empresas a preços impraticáveis para estudantes acadêmicos - de tal forma que todos os códigos e *notebooks* utilizados estão disponibilizados neste projeto para auxiliar

outros estudos no mesmo campo.

Como limitações do estudo temos a distribuição da amostra, que apesar de possuir um tamanho estatisticamente relevante, foi coletada por conveniência e pode não representar a população total de pequenos empreendedores que utilizam ou pretendem utilizar máquina de cartão. Outra limitação é a simplificação do estudo para a viabilidade do mesmo que excluiu atributos de marca, promoção, antecipação de recebíveis, garantia do equipamento, tecnologia NFC e QR code, redução dos níveis de atributos entre outros. Por fim, o fato de todos os respondentes terem recebido a mesma pesquisa com a mesma combinação de conjuntos de atributos comparados pode ser considerado um limitador por não corresponder a todas as possibilidades de comparações possíveis.

Como recomendação para a continuidade deste estudo, indicamos a realização de uma pesquisa de aborde os demais atributos, principalmente os de marca e promoção e que busque entender o porquê cada atributo possui a importância que tem, validando ou refutando a hipótese da taxa do débito. Além disso, indicamos também aprofundar em outros modelos de análise de escolha de consumidores tal como modelagem hierárquica Bayesiana.

REFERÊNCIAS

- ABECS. Análise econômica dos benefícios advindos do uso de cartões de crédito e débito. 2011. Disponível em: <<https://api.abecs.org.br/wp-content/uploads/2019/09/Impacto-dos-Carto%CC%83es-na-Economia-Tende%CC%82ncias.pdf>>. Acesso em: 18/06/2020.
- _____. Mercado de meios de pagamentos - guia prático. 2018. Disponível em: <<https://api.abecs.org.br/wp-content/uploads/2019/11/Cartilha-da-Abecs-sobre-o-Mercado-de-Meios-de-Pagamento.pdf>>. Acesso em: 18/06/2020.
- BAK, A.; BARTLOMOWICZ, T. Conjoint analysis method and its implementation in conjoint R package. In: *Pociecha J., Decker R. (Eds.), Data analysis methods and its applications, C.H. Beck*, p. 239–248, 2012. Disponível em: <http://keii.ue.wroc.pl/pracownicy/tb/Bak_A_and_Bartlomowicz_T_Conjoint_analysis_method_and_its_implementation_in_conjoint_R_package.pdf>. Acesso em: 10/06/2020.
- BARONE, Francisco Marcelo; SADER, Emir. Acesso ao crédito no brasil: evolução e perspectivas. Rio de Janeiro. Revista de Administração Pública, v. 42, n. 6, 2008. Disponível em: <https://www.scielo.br/scielo.php?pid=S0034-76122008000600012&script=sci_arttext&tlng=pt>. Acesso em: 17/06/2020.
- BCB. Relatório sobre a indústria de cartões de pagamentos adendo estatístico 2010. 2010. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/content/estatisticas/spbadendos/SPBCARTEST10-Relatorio_Cartoes_Adendo_2010.pdf>. Acesso em: 18/06/2020.
- BLACKWELL, Roger; MINIARD, Paul; ENGEL, James. *Processo de Decisão do Consumidor*. 9. ed. [S.l.]: São Paulo. Thomson Pioneira, 2005.
- COSTA, Fernando Nogueira da. Mercado de cartões de pagamentos no brasil. ABECS – Associação Brasileira de Empresas de Cartões de Crédito e Serviços, 2010. Disponível em: <<https://fernandonogueiracosta.files.wordpress.com/2012/07/costa-fn-coord-costa-c-a-n-contento-g-mercado-de-cartc3b5es-de-pagamento-no-brasil-10-09-2010.pdf>>. Acesso em: 16/06/2020.
- FUZITANI, Eric; SAUAIA, Antonio. Meio eletrônico de pagamento e desempenho no varejo: Estudo comparativo de adoção de um cartão de loja como meio de pagamento. 2007.
- GREEN, Paul E.; RAO, Vithala R. Conjoint measurement for quantifying judgmental data. *Journal of Marketing Research*, American Marketing Association, v. 8, n. 3, p. 355–363, 1971. ISSN 00222437. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/3149575>>. Acesso em: 18/06/2020.
- GUTHRIE, William F. *NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods (NIST Handbook 151)*. National Institute of Standards and Technology, 2020. Disponível em: <<https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>>. Acesso em: 17/06/2020.
- IACOBUCCI, Dawn. *Marketing research : methodological foundations*. 11. ed. Nashville, TN: Earlie Lite Books, Inc, 2015. ISBN 978-1507775547.
- JOHNSON, Richard M. Trade-off analysis of consumer values. *Journal of Marketing Research*, v. 11, n. 2, p. 121–127, 1974. Disponível em: <<https://doi.org/10.1177/002224377401100201>>. Acesso em: 18/06/2020.

_____. Adaptive conjoint analysis. In: *Sawtooth Software Conference on Perceptual Mapping, Conjoint Analysis, and Computer Interviewing*. Sun Valley, Idaho, EUA: [s.n.], 1987. p. 253–265. Disponível em: <https://www.sawtoothsoftware.com/support/technical-papers/conference-proceedings/proceedings1987>>. Acesso em: 18/06/2020.

KAHNEMAN, Daniel. *Rápido e Devagar: Duas formas de pensar*. [S.l.]: Rio de Janeiro. Objetiva, 2011.

KAHNEMAN, Daniel; TVERSKY, Amos. Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, v. 47, n. 2, p. 263–91, 1979. Disponível em: https://scholar.princeton.edu/sites/default/files/kahneman/files/prospect_theory.pdf>. Acesso em: 18/06/2020.

KELLER, Kevin Lane; KOTLER, Philip. *Marketing management*. 15. ed. [S.l.]: Pearson Education, 2016.

KIM, W Chan; MAUBORGNE, Renée. *A estratégia do oceano azul: como criar mais mercado e tornar a concorrência irrelevante*. [S.l.: s.n.], 2007.

KOTLER, Philip; KARTAJAYA, Hermanwan; SETIAWAN, Iwan. *Marketing 3.0*. [S.l.: s.n.], 2010.

LAFLOUFA, Jacqueline. “efeito moderninha”: a máquina que chacoalhou o mercado brasileiro de pagamentos”. *Gazeta do Povo*, 2018. Disponível em: <https://www.gazetadopovo.com.br/economia/nova-economia/efeito-moderninha-a-maquina-que-chacoalhou-o-mercado-brasileiro-de-pagamentos-19q17uhemct4za2kimvz84neh/>>. Acesso em: 17/06/2020.

LOUVIERE, Jordan J.; WOODWORTH, George. Design and analysis of simulated consumer choice or allocation experiments: An approach based on aggregate data. *Journal of Marketing Research*, American Marketing Association, v. 20, n. 4, p. 350–367, 1983. ISSN 00222437. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/3151440>>. Acesso em: 13/06/2020.

LUCE, R. Duncan; TUKEY, John W. Simultaneous conjoint measurement: A new type of fundamental measurement. *Journal of Mathematical Psychology*, v. 1, n. 1, p. 1–27, 1964.

MCFADDEN, Daniel et al. Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. Institute of Urban and Regional Development, University of California, 1973.

NICHOLSON, Walter; SNYDER, Christopher. *Microeconomic Theory: Basic Principles and Extensions*. 10 ed.. ed. [S.l.]: Thomsom South-Western, 2008. ISBN 9780324421620.

ORME, B.K. *Getting Started with Conjoint Analysis: Strategies for Product Design and Pricing Research*. Research Publishers, 2010. ISBN 9780972729772. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=u6ehQgAACAAJ>>. Acesso em: 17/06/2020.

PEREZ, Adriana Hernandez; BRUSCHI, Claudia. A indústria de meios de pagamento no brasil: movimentos recentes. 2018. Disponível em: <https://www.insper.edu.br/wpcontent/uploads/2018/03/A-Indu%CC%81stria-de-Meios-de-Pagamento-no-Brasilmovimentos-recentes.pdf>>. Acesso em: 18/06/2020.

ROCHET, Jean-Charles; TIROLE, Jean. Two-sided markets: A progress report. *The RAND Journal of Economics*, [RAND Corporation, Wiley], v. 37, n. 3, p. 645–667, 2006. ISSN 07416261. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/25046265>>. Acesso em: 17/06/2020.

SAWTOOTH. The cbc system for choice-based conjoint analysis. Sawtooth Software, 2017. Disponível em: <<https://www.sawtoothsoftware.com/support/technical-papers/cbc-related-papers/cbc-technical-paper-2013>>. Acesso em: 15/06/2020.

SEABOLD, Skipper; PERKTOLD, Josef. statsmodels: Econometric and statistical modeling with python. In: *9th Python in Science Conference*. [S.l.: s.n.], 2010.

SOLOMON, Michael R. *Consumer Behavior: Buying, Having, and Being*. [S.l.]: Pearson, 2018.

UOL. Pagseguro lança máquina de cartão sem aluguel nem taxa de adesão. 2015. Disponível em: <<https://economia.uol.com.br/noticias/redacao/2015/03/30/pagseguro-lanca-maquina-de-cartao-sem-aluguel-nem-taxa-de-adesao.htm>>. Acesso em: 17/06/2020.

WASKOM, Michael et al. *mwaskom/seaborn: v0.10.1 (April 2020)*. Zenodo, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.3767070>>.

WIND, Jerry; GREEN, Paul E. A new way to measure consumer judgments. *Harvard business review*, v. 53, p. 107–117, 07 1975.

ÁVILA, Flávia; BIANCHI, Ana Maria. Guia de economia comportamental e experimental. *EconomiaComportamental.org*, 2015. Disponível em: <www.economiacomportamental.org>. Acesso em: 17/06/2020.

APÊNDICE A – FORMULÁRIO

Figura 17 – Formulário: Par de Opções 1

	Opção 1	Opção 2
Preço Maquininha	12x R\$20,80	12x R\$12,50
Taxa de Débito	1,90%	2,10%
Taxa de Crédito - À Vista	5,00%	5,00%
Taxa de Crédito - Parcelado (por parcela)	2,50%	1,50%
Maquininha com Chip e Plano de Dados?	Sim	Sim
Possui App de Gestão de Vendas?	Não	Sim
Possui Central de Atendimento 24h?	Não	Sim

Figura 18 – Formulário: Par de Opções 2

	Opção 3	Opção 4
Preço Maquininha	12x R\$20,80	12x R\$20,80
Taxa de Débito	2,10%	2,30%
Taxa de Crédito - À Vista	3,50%	2,00%
Taxa de Crédito - Parcelado (por parcela)	2,00%	2,00%
Maquininha com Chip e Plano de Dados?	Não	Sim
Possui App de Gestão de Vendas?	Sim	Não
Possui Central de Atendimento 24h?	Não	Sim

Figura 19 – Formulário: Par de Opções 3

	Opção 5	Opção 6
Preço Maquininha	12x R\$12,50	12x R\$20,80
Taxa de Débito	2,10%	2,30%
Taxa de Crédito - À Vista	2,00%	3,50%
Taxa de Crédito - Parcelado (por parcela)	2,00%	1,50%
Maquininha com Chip e Plano de Dados?	Sim	Sim
Possui App de Gestão de Vendas?	Não	Sim
Possui Central de Atendimento 24h?	Não	Sim

Figura 20 – Formulário: Par de Opções 4

	Opção 7	Opção 8
Preço Maquininha	12x R\$12,50	12x R\$4,15
Taxa de Débito	1,90%	2,10%
Taxa de Crédito - À Vista	2,00%	2,00%
Taxa de Crédito - Parcelado (por parcela)	1,50%	2,50%
Maquininha com Chip e Plano de Dados?	Não	Sim
Possui App de Gestão de Vendas?	Não	Sim
Possui Central de Atendimento 24h?	Sim	Sim

Figura 21 – Formulário: Par de Opções 5

	Opção 9	Opção 10
Preço Maquininha	12x R\$4,15	12x R\$12,50
Taxa de Débito	1,90%	1,90%
Taxa de Crédito - À Vista	5,00%	3,50%
Taxa de Crédito - Parcelado (por parcela)	2,00%	2,50%
Maquininha com Chip e Plano de Dados?	Não	Sim
Possui App de Gestão de Vendas?	Sim	Sim
Possui Central de Atendimento 24h?	Sim	Não

Figura 22 – Formulário: Par de Opções 6

	Opção 11	Opção 12
Preço Maquininha	12x R\$20,80	12x R\$12,50
Taxa de Débito	2,10%	2,30%
Taxa de Crédito - À Vista	5,00%	3,50%
Taxa de Crédito - Parcelado (por parcela)	2,50%	2,50%
Maquininha com Chip e Plano de Dados?	Não	Não
Possui App de Gestão de Vendas?	Não	Não
Possui Central de Atendimento 24h?	Sim	Sim

Figura 23 – Formulário: Par de Opções 7

	Opção 13	Opção 14
Preço Maquininha	12x R\$4,15	12x R\$12,50
Taxa de Débito	2,30%	2,30%
Taxa de Crédito - À Vista	5,00%	5,00%
Taxa de Crédito - Parcelado (por parcela)	1,50%	2,00%
Maquininha com Chip e Plano de Dados?	Sim	Não
Possui App de Gestão de Vendas?	Não	Sim
Possui Central de Atendimento 24h?	Não	Não

Figura 24 – Formulário: Par de Opções 8

	Opção 15	Opção 16
Preço Maquininha	12x R\$20,80	12x R\$4,15
Taxa de Débito	1,90%	2,30%
Taxa de Crédito - À Vista	2,00%	2,00%
Taxa de Crédito - Parcelado (por parcela)	1,50%	2,50%
Maquininha com Chip e Plano de Dados?	Não	Não
Possui App de Gestão de Vendas?	Sim	Sim
Possui Central de Atendimento 24h?	Não	Não

Figura 25 – Formulário: Par de Opções 9

	Opção 17	Opção 18
Preço Maquininha	12x R\$4,15	12x R\$4,15
Taxa de Débito	2,10%	1,90%
Taxa de Crédito - À Vista	3,50%	3,50%
Taxa de Crédito - Parcelado (por parcela)	1,50%	2,00%
Maquininha com Chip e Plano de Dados?	Não	Sim
Possui App de Gestão de Vendas?	Não	Não
Possui Central de Atendimento 24h?	Não	Sim

Figura 26 – Formulário: Parte Quantitativa 1

Dados

Qual é o seu gênero? *

☐ Feminino

☐ Masculino

☐ Outros

☐ Prefiro não informar

Em qual Estado você mora? *

Choose ▼

Você já tem maquininha de cartão? *

☐ Sim

☐ Não

Se sim, qual marca/ modelo?

Your answer

Por que você escolheu esta máquina?

Your answer

Figura 27 – Formulário: Parte Quantitativa 2

Você sabe calcular exatamente quanto vai receber após uma venda? *

☐ Sim, sei calcular em todas as vendas

☐ Talvez, mas apenas em compras no débito

☐ Talvez, mas apenas em compras no débito/ crédito à vista

☐ Não, apenas acompanho os recebimentos pela plataforma da maquininha

Você possui CNPJ? *

☐ Sim

☐ Não

Como funciona seu negócio? É possível selecionar mais de uma opção *

☐ Venda presencial - Feiras e eventos

☐ Venda presencial - Loja física própria

☐ Venda presencial - Loja física multimarcas

☐ Venda online - Site próprio

☐ Venda online - Whatsapp e Telegram

☐ Venda online - Redes sociais (Instagram, Facebook, etc)

☐ Venda online - Plataforma de vendas de produtos (Elo 7, Mercado Livre, etc)

☐ Venda online - Plataforma de vendas de alimentos (iFood, Rappi, Uber Eats, etc)

☐ Ainda não tenho um negócio

Figura 28 – Formulário: Parte Quantitativa 3

Qual é seu volume de vendas mensais aproximado? *

☐ R\$0 - R\$1.000

☐ R\$1.001 - R\$5.000

☐ R\$5.001 - R\$10.000

☐ R\$10.001 - R\$20.000

☐ Acima de R\$20.000

☐ Prefiro não informar/ Ainda não tenho um negócio

Se você tem um negócio, qual é seu ramo de atuação?

Your answer

Foi difícil responder esta pesquisa? *

☐ Sim

☐ Não

Se sim, poderia me dizer o que foi mais difícil?

Your answer

APÊNDICE B – LEVANTAMENTO DE FORNECEDORES/ATRIBUTOS

Figura 29 – Levantamento de Fornecedores

Fornecedor	Nome Produto	Preço Compra Original	Preço Compra Desconto	Taxa Débito	Tempo de recebimento débito	Taxa Crédito A Visto	Tempo de recebimento crédito	Taxa Crédito Parcelado	Tempo de recebimento crédito parcelado	Taxa de Antecipação	Tempo de antecipação	Tem Chip?	Adicionais	Central de Atendimento
PagSeguro	Minizinha Chip 2	106,8	106,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta PagBank/ 7 dias outros bancos	4,99W/ 3,99W/ 3,19%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Taxa Antecipação + 1,41% por parcela	De acordo com modelo de antecipação escolhido	5,59W/ 4,59W/ 3,79%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Sim	App PagVendas + Conta Rendeira	Chat + Telefone 7 dias - 24h
	Moderninha X	358,8	238,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta PagBank/ 7 dias outros bancos	4,99W/ 3,99W/ 3,19%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Taxa Antecipação + 1,41% por parcela	De acordo com modelo de antecipação escolhido	5,59W/ 4,59W/ 3,79%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Sim	App PagVendas + Conta Rendeira	Chat + Telefone 7 dias - 24h
	Moderninha Pro 2	298,8	238,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta PagBank/ 7 dias outros bancos	4,99W/ 3,99W/ 3,19%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Taxa Antecipação + 1,41% por parcela	De acordo com modelo de antecipação escolhido	5,59W/ 4,59W/ 3,79%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Sim	App PagVendas + Conta Rendeira	Chat + Telefone 7 dias - 24h
	Moderninha Plus	178,8	82,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta PagBank/ 7 dias outros bancos	4,99W/ 3,99W/ 3,19%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Taxa Antecipação + 1,41% por parcela	De acordo com modelo de antecipação escolhido	5,59W/ 4,59W/ 3,79%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Sim	App PagVendas + Conta Rendeira	Chat + Telefone 7 dias - 24h
	Moderninha Smart	478,8	478,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta PagBank/ 7 dias outros bancos	4,99W/ 3,99W/ 3,19%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Taxa Antecipação + 1,41% por parcela	De acordo com modelo de antecipação escolhido	5,59W/ 4,59W/ 3,79%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Sim	App PagVendas + Conta Rendeira	Chat + Telefone 7 dias - 24h
	Minizinha	58,8	58,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta PagBank/ 7 dias outros bancos	4,99W/ 3,99W/ 3,19%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Taxa Antecipação + 1,41% por parcela	De acordo com modelo de antecipação escolhido	5,59W/ 4,59W/ 3,79%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Não - Precisa de celular	App PagVendas + Conta Rendeira	Chat + Telefone 7 dias - 24h
Sumup	SumUp Top	202,8	202,8	1,99%	1 dia útil	4,6W/ 3,10%	1 dia útil/ 30 dias	3,90% de 2x a 12x	Recbimento em parcelas 4,60% + 1,50% por parcela	4,60% + 1,50% por parcela	1 dia útil	Não - Precisa de celular	N/A	Chat (Bot 24h) + Telefone - Das 8des- 8h as 22h + Sáb- 9h as 18h
	SumUp On	598,8	598,8	1,99%	1 dia útil	4,6W/ 3,10%	1 dia útil/ 30 dias	3,90% de 2x a 12x	Recbimento em parcelas 4,60% + 1,50% por parcela	4,60% + 1,50% por parcela	1 dia útil	Sim	N/A	Chat (Bot 24h) + Telefone - Das 8des- 8h as 22h + Sáb- 9h as 18h
	SumUp Total	838,8	838,8	1,99%	1 dia útil	4,6W/ 3,10%	1 dia útil/ 30 dias	3,90% de 2x a 12x	Recbimento em parcelas 4,60% + 1,50% por parcela	4,60% + 1,50% por parcela	1 dia útil	Sim	N/A	Chat (Bot 24h) + Telefone - Das 8des- 8h as 22h + Sáb- 9h as 18h
Izettle (PayPal)	Izettle	178,8	178,8	2,39%	2 dias úteis	4,99%	2 dias úteis	+ 1,99% por parcela (até 12x)	Já está imbuído no crédito parcelado	N/A	N/A	Não - Precisa de celular	Kalixto de gestão de negócios, Col de produtos, Realizações de vendas	Chat (Bot 24h) + Telefone - Das 8des- 8h as 22h + Sáb- 9h as 18h
Safra Pay	Safra Pay com bobina 3G	562,8	297,6	1,98W/ 1,88%	Na hora/ 1 ou 30 dias	2,99W/ 1,99W/ 1,89W/ 3,05%	Na hora/ 1 dia/ 30 dias/ Sem antecipação	5,45%	Recbimento em parcelas 6x 12,10% a 17,88W/ 12x 16,88% a 35,76W (ara)	N/A	1 dia/ Na hora/ 30 dias	Sim	N/A	Chat (Bot 24h) + Telefone - Das 8des- 8h as 22h + Sáb- 9h as 18h
	Safra Pay sem bobina 3G	346,8	177,6	1,98W/ 1,88%	Na hora/ 1 ou 30 dias	2,99W/ 1,99W/ 1,89W/ 3,05%	Na hora/ 1 dia/ 30 dias/ Sem antecipação	5,45%	Recbimento em parcelas 3x 7,69W a 8,94W/ 6x 12,10% a 17,88W/ 12x 16,88% a 35,76W (ara)	N/A	1 dia/ Na hora/ 30 dias	Sim	N/A	Chat (Bot 24h) + Telefone - Das 8des- 8h as 22h + Sáb- 9h as 18h
	Safra Pay Bluetooth	142,8	57,6	1,98W/ 1,88%	Na hora/ 1 ou 30 dias	2,99W/ 1,99W/ 1,89W/ 3,05%	Na hora/ 1 dia/ 30 dias/ Sem antecipação	5,45%	Recbimento em parcelas 3x 7,69W a 8,94W/ 6x 12,10% a 17,88W/ 12x 16,88% a 35,76W (ara)	N/A	1 dia/ Na hora/ 30 dias	Não - Precisa de celular	N/A	Chat (Bot 24h) + Telefone - Das 8des- 8h as 22h + Sáb- 9h as 18h
Cielo	Cielo ZIP	298,8	298,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	4,99%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	5,99% + 2,59% por parcela	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	N/A	N/A	Sim	N/A	Chat 24h Seg a Sáb- 8h as 22h
	Cielo Flash	418,8	418,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	4,99%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	5,99% + 2,59% por parcela	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	N/A	N/A	Sim	N/A	Chat 24h Seg a Sáb- 8h as 22h
	Cielo Mini Zip	262,8	262,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	4,99%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	5,99% + 2,59% por parcela	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	N/A	N/A	Sim	N/A	Chat 24h Seg a Sáb- 8h as 22h
	Cielo Primeira Maquininha	226,8	226,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	4,99%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	5,99% + 2,59% por parcela	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	N/A	N/A	Não - Precisa de celular	N/A	Chat 24h Seg a Sáb- 8h as 22h
	Cielo Lio	598,8	598,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	4,99%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	5,99% + 2,59% por parcela	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	N/A	N/A	Sim	App de gestão integrado	Chat 24h Seg a Sáb- 8h as 22h
	Cielo Lio +	1078,8	1078,8	1,99% por um ano/ 2,39%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	4,99%	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	5,99% + 2,59% por parcela	Na hora - conta Cielo/ 2 dias outros bancos	N/A	N/A	Sim	App de gestão integrado	Chat 24h Seg a Sáb- 8h as 22h
Reide	Mega Pop	418,8	418,8	1,99%	1 dia útil	3,98%	2 dias úteis	4,98% + 2,59% por parcela	Já está imbuído no crédito parcelado	N/A	N/A	Sim	App de gestão de vendas	Telefone - Seg a Sáb- 8h as 22h + Dom e Feriados - 9h as 21h
	Pop	237,6	237,6	1,99%	1 dia útil	3,98%	2 dias úteis	4,98% + 2,59% por parcela	Já está imbuído no crédito parcelado	N/A	N/A	Sim	App de gestão de vendas	Telefone - Seg a Sáb- 8h as 22h + Dom e Feriados - 9h as 21h
	Mini Pop	58,8	58,8	1,99%	1 dia útil	3,98%	2 dias úteis	4,98% + 2,59% por parcela	Já está imbuído no crédito parcelado	N/A	N/A	Não - Precisa de celular	App de gestão de vendas	Telefone - Seg a Sáb- 8h as 22h + Dom e Feriados - 9h as 21h

Figura 30 – Levantamento de Fornecedores

Fornecedor	Nome Produto	Preço Compra Original	Preço Compra Desconto	Taxa Compra	Taxa Débito	Tempo de recebimento débito	Tempo de recebimento crédito	Taxa Crédito Parcelado	Tempo de recebimento crédito parcelado	Taxa de Antecipação	Tempo de recebimento antecipação	Tem Chip?	Adicionais	Central de Atendimento
GetNet	SuperGet com Bobina	718.9	358.8	2.00% / 1.95%		2 dias úteis ou 30 dias/ pagamento conforme vendas	2 dias úteis/ 30 dias/ pagamento conforme vendas	6.40%	Recebimento em parcelas -30,60,90 etc	3x 8.11% - 9.82%/ 6x 10.98% - 12.65%/ 12x 15.30% - 16.8	30 dias/ 2 dias úteis	Sim	App de gestão GetNet	Telefone 24h
	SuperGet Mobile	118.9	58.8	2.00% / 1.95%		2 dias úteis ou 30 dias/ pagamento conforme vendas	2 dias úteis/ 30 dias/ pagamento conforme vendas	6.40%	Recebimento em parcelas -30,60,90 etc	3x 8.11% - 9.82%/ 6x 10.98% - 12.65%/ 12x 15.30% - 16.8	30 dias/ 2 dias úteis	Não - Precisa de Celular	App de gestão GetNet	Telefone 24h
	SuperGet com Chip	238.9	118.8	2.00% / 1.95%		2 dias úteis ou 30 dias/ pagamento conforme vendas	2 dias úteis/ 30 dias/ pagamento conforme vendas	6.40%	Recebimento em parcelas -30,60,90 etc	3x 8.11% - 9.82%/ 6x 10.98% - 12.65%/ 12x 15.30% - 16.8	30 dias/ 2 dias úteis	Sim	App de gestão GetNet	Telefone 24h
	SuperGet 3G + Wifi	478.9	238.8	2.00% / 1.95%		2 dias úteis ou 30 dias/ pagamento conforme vendas	2 dias úteis/ 30 dias/ pagamento conforme vendas	6.40%	Recebimento em parcelas -30,60,90 etc	3x 8.11% - 9.82%/ 6x 10.98% - 12.65%/ 12x 15.30% - 16.8	30 dias/ 2 dias úteis	Sim	App de gestão GetNet	Telefone 24h
Stone	T1	142.8	58.8	1.99%		1 dia	1 dia/ 14 dias/ 30 dias parcelado + 1.99% por parcela	Taxa crédito parcelado + 1.99%	De acordo com modelo de antecipação escolhido	4.98%/ 3.98%/ 3.69% + 1.99% por parcela	1 dia/ 14 dias/ 30 dias	Não - Precisa de Celular	Gestão de vendas no app	Telefone 24h
	T2+	358.8	106.8	1.99%		1 dia	1 dia/ 14 dias/ 30 dias parcelado + 1.99%	Taxa crédito parcelado + 1.99%	De acordo com modelo de antecipação escolhido	4.98%/ 3.98%/ 3.69% + 1.99% por parcela	1 dia/ 14 dias/ 30 dias	Sim	Gestão de vendas no app	Telefone 24h
	T3	718.8	238.8	1.99%		1 dia	1 dia/ 14 dias/ 30 dias parcelado + 1.99%	Taxa crédito parcelado + 1.99%	De acordo com modelo de antecipação escolhido	4.98%/ 3.98%/ 3.69% + 1.99% por parcela	1 dia/ 14 dias/ 30 dias	Sim	Gestão de vendas no app	Telefone 24h
	T3 Pro	718.8	238.8	1.99%		1 dia	1 dia/ 14 dias/ 30 dias parcelado + 1.99%	Taxa crédito parcelado + 1.99%	De acordo com modelo de antecipação escolhido	4.98%/ 3.98%/ 3.69% + 1.99% por parcela	1 dia/ 14 dias/ 30 dias	Sim	Gestão de vendas no app	Telefone 24h
Mercado Pago	Point Pro	718.8	298.8	1.99%		Na hora	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	3x 5.41% / 6x 9.20% / 12x 16.15%	De acordo com modelo de antecipação escolhido	5.31%/ 4.36%/ 3.60%	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	Sim	Ferramenta de Gestão	Telefone - Dias úteis - 8h as 22h + Sáb - 8h as 20h
	Point Mini Chip	238.8	106.8	1.99%		Na hora	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	3x 5.41% / 6x 9.20% / 12x 16.15%	De acordo com modelo de antecipação escolhido	5.31%/ 4.36%/ 3.60%	A vista/ 14 dias/ 30 dias	Sim	Ferramenta de Gestão	Telefone - Dias úteis - 8h as 22h + Sáb - 8h as 20h
	Point Mini Chip	118.8	58.8	1.99%		Na hora	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	3x 5.41% / 6x 9.20% / 12x 16.15%	De acordo com modelo de antecipação escolhido	5.31%/ 4.36%/ 3.60%	A vista/ 14 dias/ 30 dias	Não - Precisa de Celular	Ferramenta de Gestão	Telefone - Dias úteis - 8h as 22h + Sáb - 8h as 20h
	Point Mini Chip	118.8	58.8	1.99%		Na hora	Na hora/ 14 dias/ 30 dias	3x 5.41% / 6x 9.20% / 12x 16.15%	De acordo com modelo de antecipação escolhido	5.31%/ 4.36%/ 3.60%	A vista/ 14 dias/ 30 dias	Não - Precisa de Celular	Ferramenta de Gestão	Telefone - Dias úteis - 8h as 22h + Sáb - 8h as 20h

APÊNDICE C – *NOTEBOOK* PARA CRIAÇÃO DE CARTÕES

20200513_designFracionado

June 19, 2020

1 20200513 - Criação de *Design* do Experimento

1.1 Importação de pacotes necessários para criação de conjuntos de cartões estímulos

```
[1]: # Pacotes da linguagem Python que auxiliam no gerenciamento de tabelas de dados ↵  
      ↪(dataframes)  
import pandas as pd  
import numpy as np  
import itertools  
  
# Pacote de interação da linguagem R dentro de um Jupyter Notebook  
import rpy2.rinterface
```

```
[2]: %load_ext rpy2.ipython
```

```
[3]: %%R  
# Pacotes da linguagem R para manipulação de tabelas de dados e realização de ↵  
      ↪conjoint analyses  
  
require(base)  
require(utils)  
require(conjoint)
```

R[write to console]: Loading required package: conjoint

R[write to console]: Registered S3 methods overwritten by 'ggplot2':

method	from
l.quosures	rlang
c.quosures	rlang
print.quosures	rlang

1.2 Listando o conjunto de atributos e variáveis escolhidos para o experimento e expandindo a lista em todas as possíveis combinações

[4]: `%%R -o atributos`

```
atributos <- expand.grid(
  PcMaquina = c("50", "150", "250"),
  TxDebito = c("1.9", "2.1", "2.3"),
  TxCreditoVista = c("2.0", "3.5", "5.0"),
  TxCredParcelas = c("1.5", "2.0", "2.5"),
  Chip = c("Nao", "Sim"),
  AppGestao = c("Nao", "Sim"),
  Atendimento24h = c("Nao", "Sim")
)
```

[5]: `atributos`

```
[5]:      PcMaquina TxDebito TxCreditoVista TxCredParcelas Chip AppGestao \
1         50        1.9          2.0          1.5  Nao    Nao
2        150        1.9          2.0          1.5  Nao    Nao
3        250        1.9          2.0          1.5  Nao    Nao
4         50        2.1          2.0          1.5  Nao    Nao
5        150        2.1          2.0          1.5  Nao    Nao
..      ...      ...      ...      ...      ...
644       150        2.1          5.0          2.5  Sim    Sim
645       250        2.1          5.0          2.5  Sim    Sim
646         50        2.3          5.0          2.5  Sim    Sim
647       150        2.3          5.0          2.5  Sim    Sim
648       250        2.3          5.0          2.5  Sim    Sim

      Atendimento24h
1             Nao
2             Nao
3             Nao
4             Nao
5             Nao
..            ...
644           Sim
645           Sim
646           Sim
647           Sim
648           Sim
```

[648 rows x 7 columns]

Existem 648 combinações possíveis - um número inviável de ser testado para o experimento em questão.

1.3 Criando um design fatorial para minimizar número de escolhas com melhor eficiência de ortogonalidade

```
[6]: %%R -o design_otimo

design_otimo <- caFactorialDesign(atributos, type = 'fractional', seed = 123)
```

```
[7]: design_otimo.shape
```

```
[7]: (17, 7)
```

O primeiro design possui um conjunto de 17 cartões. Para tornar o experimento de comparação em pares possível, será gerado um conjunto com 18 cartões.

```
[8]: %%R -o design_otimo

design_otimo <- caFactorialDesign(atributos, type = 'fractional', cards = 18,
  ↪seed = 123)
```

```
[9]: design_otimo
```

```
[9]:   PcMaquina TxDebito TxCreditoVista TxCredParcelas Chip AppGestao \
13      50      2.1      3.5      1.5 Nao      Nao
106     50      2.3      5.0      1.5 Sim      Nao
113    150      2.1      2.0      2.0 Sim      Nao
156    250      1.9      5.0      2.5 Sim      Nao
165    250      1.9      2.0      1.5 Nao      Sim
204    250      2.1      3.5      2.0 Nao      Sim
215    150      2.3      5.0      2.0 Nao      Sim
223     50      2.3      2.0      2.5 Nao      Sim
308    150      1.9      3.5      2.5 Sim      Sim
326    150      1.9      2.0      1.5 Nao      Nao
395    150      2.3      3.5      2.5 Nao      Nao
402    250      2.1      5.0      2.5 Nao      Nao
441    250      2.3      2.0      2.0 Sim      Nao
442     50      1.9      3.5      2.0 Sim      Nao
532     50      1.9      5.0      2.0 Nao      Sim
585    250      2.3      3.5      1.5 Sim      Sim
590    150      2.1      5.0      1.5 Sim      Sim
625     50      2.1      2.0      2.5 Sim      Sim
```

```
      Atendimento24h
13      Nao
106     Nao
113     Nao
156     Nao
165     Nao
```

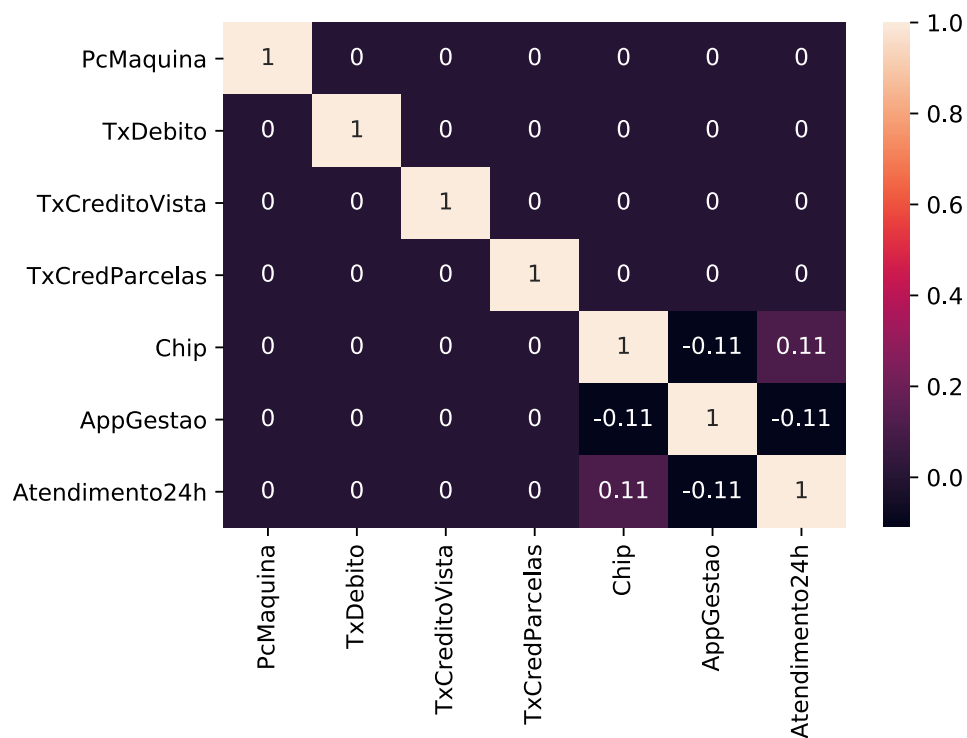
204	Nao
215	Nao
223	Nao
308	Nao
326	Sim
395	Sim
402	Sim
441	Sim
442	Sim
532	Sim
585	Sim
590	Sim
625	Sim

```
[10]: %%R -o cod_design_otimo  
  
cod_design_otimo <- caEncodedDesign(design_otimo)
```

1.3.1 Para compreender uma boa eficiência de ortogonalidade, é elaborada uma matriz de correlação entre os cartões.

```
[11]: import seaborn as sns  
      %matplotlib inline  
  
heat = cod_design_otimo.corr()  
  
sns.heatmap(heat, annot = True)
```

```
[11]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f89f4cce710>
```



1.4 Salvando o resultado em arquivos para consulta posterior e criação do formulário

```
[12]: design_otimo.to_csv('design.csv')
      cod_design_otimo.to_csv('cod_design.csv')
```

APÊNDICE D – *NOTEBOOK* PARA CRIAÇÃO DO MODELO E ANÁLISE

20200617_utilidade

June 19, 2020

1 20200605 - Analisando resultados obtidos da pesquisa realizada

1.1 Importando pacotes necessários para execução de código e análise

```
[1]: # Pacotes da linguagem Python que auxiliam no gerenciamento de tabelas de dados
      ↳ (dataframes)
import pandas as pd
import numpy as np

# Pacote da linguagem Python que possibilita execução de regressões logísticas,
      ↳ entre outros modelos
from statsmodels.formula.api import logit

# Pacote da linguagem Python que constroi visualizações de modo fácil e
      ↳ intuitivo
import seaborn as sns

sns.set(style = "whitegrid")
sns.set_context("notebook", font_scale = 1.5, rc = {"lines.linewidth": 2.5})
```

1.2 Importando resultados obtidos em .csv do Google Forms

```
[2]: respostas = pd.read_csv('Responses.csv').iloc[:, 1:10]
```

```
[3]: respostas.head(10)
```

```
[3]: Qual das opções abaixo é mais atraente? \
0      Opção 2
1      Opção 2
2      Opção 2
3      Opção 2
4      Opção 2
5      Opção 2
6      Opção 2
7      Opção 2
```


8 Opção 2
9 Opção 2

Qual das opções abaixo é mais atraente?.1 \

0	Opção 4
1	Opção 4
2	Opção 4
3	Opção 4
4	Opção 4
5	Opção 4
6	Opção 4
7	Opção 4
8	Opção 4
9	Opção 4

Qual das opções abaixo é mais atraente?.2 \

0	Opção 5
1	Opção 5
2	Opção 6
3	Opção 6
4	Opção 5
5	Opção 5
6	Opção 5
7	Opção 5
8	Opção 5
9	Opção 5

Qual das opções abaixo é mais atraente?.3 \

0	Opção 8
1	Opção 7
2	Opção 7
3	Opção 8
4	Opção 8
5	Opção 7
6	Opção 8
7	Opção 8
8	Opção 8
9	Opção 8

Qual das opções abaixo é mais atraente?.4 \

0	Opção 9
1	Opção 10
2	Opção 9
3	Opção 9
4	Opção 10
5	Opção 10
6	Opção 10

7	Opção 10
8	Opção 10
9	Opção 10

Qual das opções abaixo é mais atraente?.5 \

0	Opção 12
1	Opção 12
2	Opção 12
3	Opção 11
4	Opção 12
5	Opção 12
6	Opção 12
7	Opção 12
8	Opção 12
9	Opção 12

Qual das opções abaixo é mais atraente?.6 \

0	Opção 14
1	Opção 13
2	Opção 13
3	Opção 13
4	Opção 13
5	Opção 13
6	Opção 13
7	Opção 13
8	Opção 13
9	Opção 13

Qual das opções abaixo é mais atraente?.7 \

0	Opção 16
1	Opção 15
2	Opção 15
3	Opção 16
4	Opção 15
5	Opção 15
6	Opção 16
7	Opção 15
8	Opção 15
9	Opção 16

Qual das opções abaixo é mais atraente?.8

0	Opção 18
1	Opção 18
2	Opção 18
3	Opção 18
4	Opção 18
5	Opção 17

6	Opção 18
7	Opção 18
8	Opção 18
9	Opção 18

1.3 Pivotando a tabela para ficar em formato long (i.e. uma linha por pergunta)

```
[4]: choice_columns = ['choice_1', 'choice_2', 'choice_3', 'choice_4', 'choice_5',
↳ 'choice_6', 'choice_7', 'choice_8', 'choice_9']

respostas.columns = choice_columns

respostas = respostas.reset_index()
respostas.columns = ['survey'] + choice_columns

respostas_melt = pd.melt(respostas, id_vars = 'survey').sort_values(['survey',
↳ 'variable'])
respostas_melt.columns = ['survey', 'choice', 'card']
```

```
[5]: respostas_melt.head(10)
```

```
[5]:
```

	survey	choice	card
0	0	choice_1	Opção 2
145	0	choice_2	Opção 4
290	0	choice_3	Opção 5
435	0	choice_4	Opção 8
580	0	choice_5	Opção 9
725	0	choice_6	Opção 12
870	0	choice_7	Opção 14
1015	0	choice_8	Opção 16
1160	0	choice_9	Opção 18
1	1	choice_1	Opção 2

1.4 Importando definição do que é cada opção

```
[6]: cards = pd.read_csv('cod_design_card.csv')
```

```
[7]: choices = respostas_melt.merge(cards, on = ['choice'], how = 'outer', suffixes=
↳ ('_chosen', '_available')).sort_values(['survey', 'choice'])
```

```
[8]: def mark_choice(available, chosen):
    if chosen == available:
        return 1
    else:
```

```

        return 0
    endif

choices['answer_var'] = choices.apply(lambda row:
    ↪mark_choice(row['card_available'], row['card_chosen']), axis = 1)

```

```
[9]: choices.head(10)
```

```
[9]:
```

	survey	choice	card_chosen	card_available	index	answer_var
0	0	choice_1	Opção 2	Opção 1	156	0
1	0	choice_1	Opção 2	Opção 2	590	1
290	0	choice_2	Opção 4	Opção 3	204	0
291	0	choice_2	Opção 4	Opção 4	441	1
580	0	choice_3	Opção 5	Opção 5	113	1
581	0	choice_3	Opção 5	Opção 6	585	0
870	0	choice_4	Opção 8	Opção 7	326	0
871	0	choice_4	Opção 8	Opção 8	625	1
1160	0	choice_5	Opção 9	Opção 9	532	1
1161	0	choice_5	Opção 9	Opção 10	308	0

```
[10]: attributes = pd.read_csv('cod_design.csv')
attributes.rename(columns = {attributes.columns[0]: "index"}, inplace = True)
```

```
[11]: choices = choices.merge(attributes, on = 'index').sort_values(['survey',
    ↪'choice'])
```

```
[12]: choices.head(10)
```

```
[12]:
```

	survey	choice	card_chosen	card_available	index	answer_var	\
0	0	choice_1	Opção 2	Opção 1	156	0	
145	0	choice_1	Opção 2	Opção 2	590	1	
290	0	choice_2	Opção 4	Opção 3	204	0	
435	0	choice_2	Opção 4	Opção 4	441	1	
580	0	choice_3	Opção 5	Opção 5	113	1	
725	0	choice_3	Opção 5	Opção 6	585	0	
870	0	choice_4	Opção 8	Opção 7	326	0	
1015	0	choice_4	Opção 8	Opção 8	625	1	
1160	0	choice_5	Opção 9	Opção 9	532	1	
1305	0	choice_5	Opção 9	Opção 10	308	0	

	PcMaquina	TxDebito	TxCreditoVista	TxCredParcelas	Chip	AppGestao	\
0	3	1	3	3	2	1	
145	2	2	3	1	2	2	
290	3	2	2	2	1	2	
435	3	3	1	2	2	1	
580	2	2	1	2	2	1	
725	3	3	2	1	2	2	

870	2	1	1	1	1	1
1015	1	2	1	3	2	2
1160	1	1	3	2	1	2
1305	2	1	2	3	2	2

	Atendimento24h	ChipBin	AppGestaoBin	AtendimentoBin	PcMaquina_Q	\
0	1	1	0	0	250	
145	2	1	1	1	150	
290	1	0	1	0	250	
435	2	1	0	1	250	
580	1	1	0	0	150	
725	2	1	1	1	250	
870	2	0	0	1	150	
1015	2	1	1	1	50	
1160	2	0	1	1	50	
1305	1	1	1	0	150	

	TxDebito_Q	TxCreditoVista_Q	TxCredParcelas_Q
0	1.9	5.0	2.5
145	2.1	5.0	1.5
290	2.1	3.5	2.0
435	2.3	2.0	2.0
580	2.1	2.0	2.0
725	2.3	3.5	1.5
870	1.9	2.0	1.5
1015	2.1	2.0	2.5
1160	1.9	5.0	2.0
1305	1.9	3.5	2.5

```
[13]: choices.shape
```

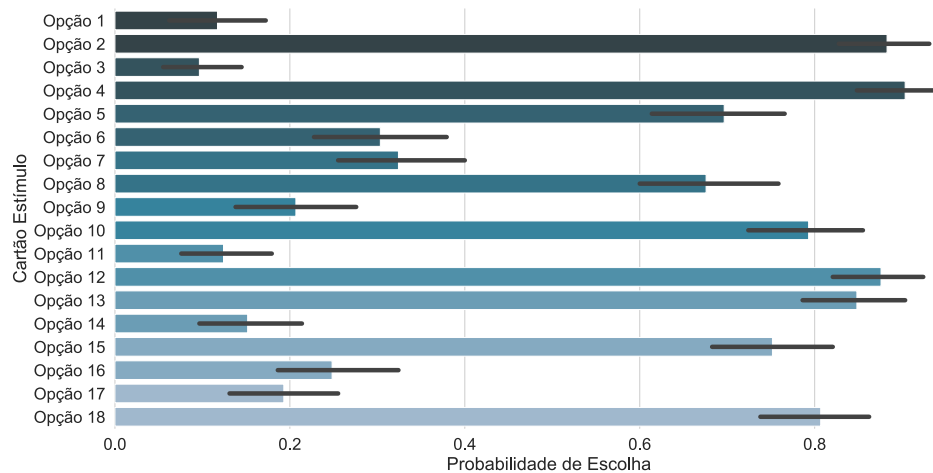
```
[13]: (2610, 20)
```

1.4.1 O resultado acima mostra agora uma linha por cartão estímulo para cada conjunto de pergunta por respondente. Ao todo, são 2610 observações.

1.5 Analisando alguns resultados iniciais

```
[14]: g = sns.catplot(y = "card_available", x = "answer_var", hue = "choice", data = choices,
    height = 7, kind = "bar", palette = "PuBuGn_d", aspect = 2,
    legend = False, dodge = False)
g.despine(left = True, bottom = True)
g.set_xlabels("Probabilidade de Escolha")
g.set_ylabels("Cartão Estímulo")
```

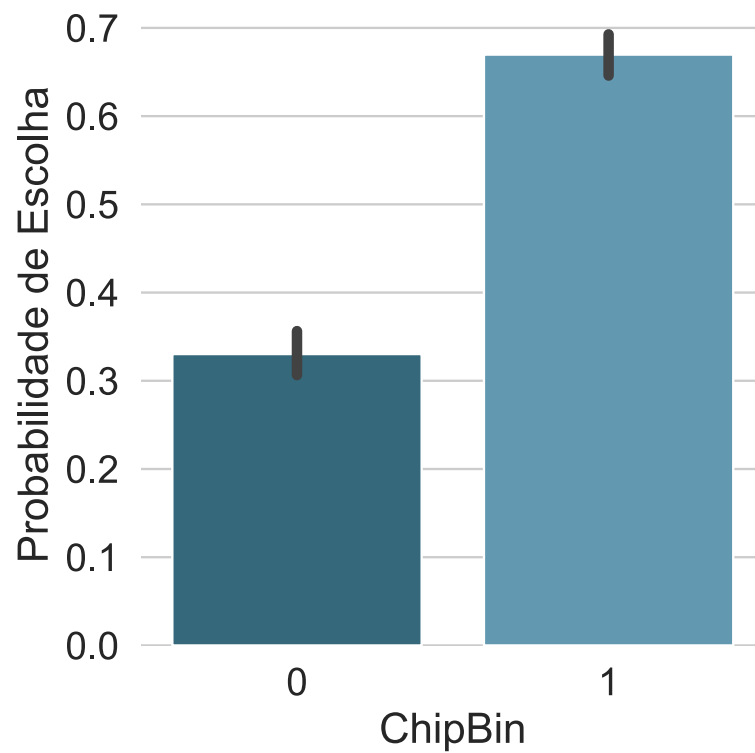
[14]: <seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7f889efc27c0>



1.5.1 Interessante observar que em nenhum par de cartões teve uma situação de ambiguidade de escolhas - existe uma preferência bastante clara para cada escolha em cada situação.

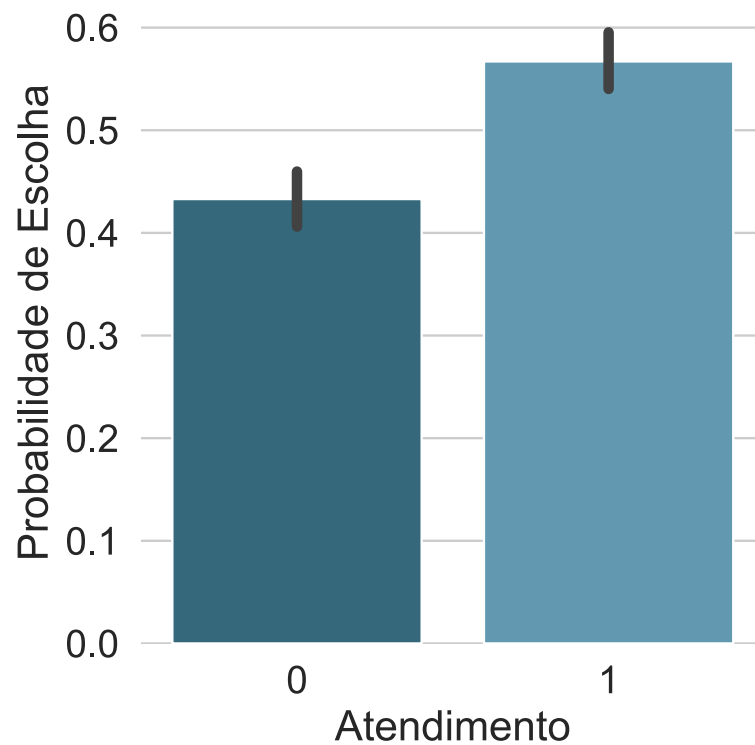
```
[15]: g = sns.catplot(x = "ChipBin", y = "answer_var", data = choices,
                    kind = "bar", palette = "PuBuGn_d", legend = False, dodge = True)
g.despine(left = True, bottom = True)
g.set_ylabels("Probabilidade de Escolha")
g.set_xlabels("ChipBin")
```

[15]: <seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7f88c894c2b0>



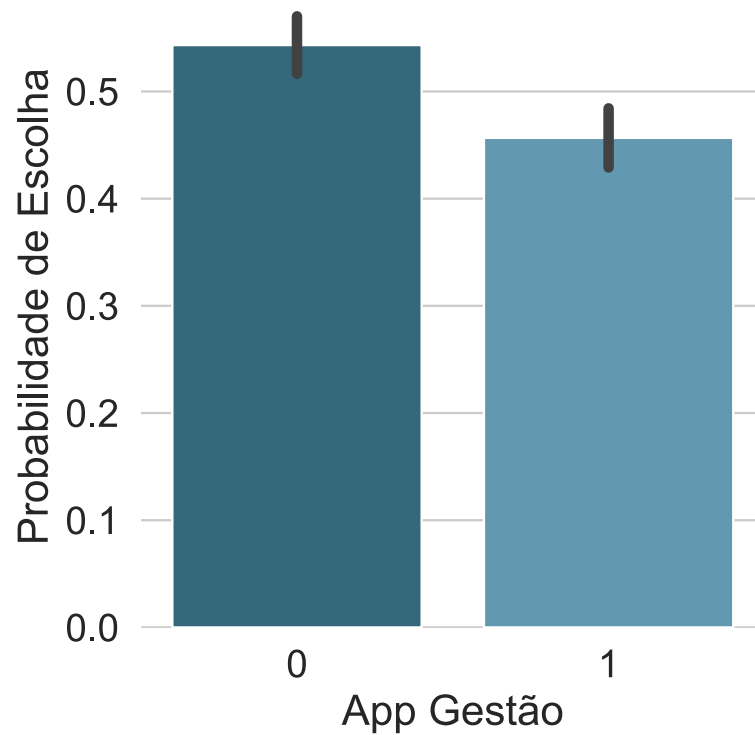
```
[16]: g = sns.catplot(x = "AtendimentoBin", y = "answer_var", data = choices,
                    kind = "bar", palette = "PuBuGn_d", legend = False, dodge =
                    ↪False)
g.despine(left = True, bottom = True)
g.set_ylabels("Probabilidade de Escolha")
g.set_xlabels("Atendimento")
```

```
[16]: <seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7f889e4f7ac0>
```



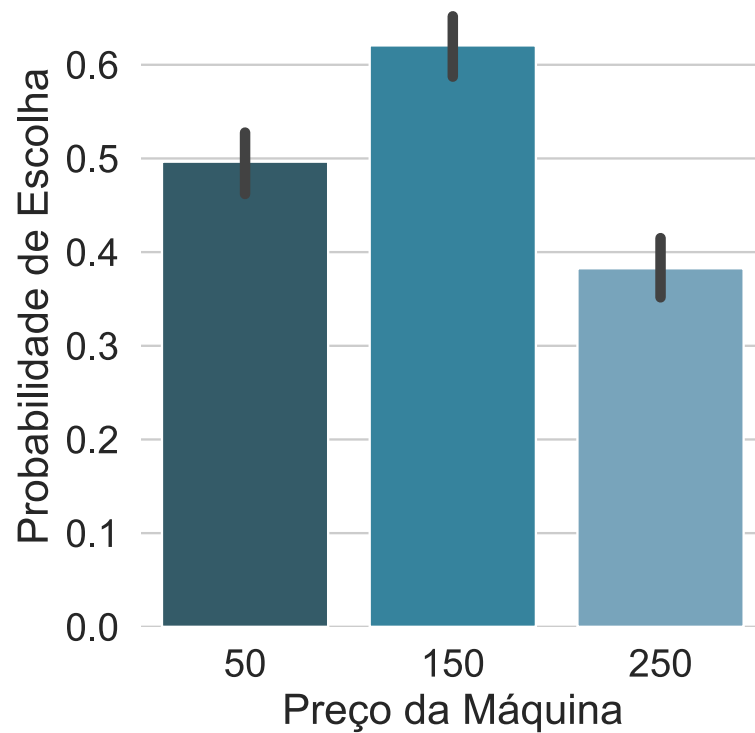
```
[17]: g = sns.catplot(x = "AppGestaoBin", y = "answer_var", data = choices,
                    kind = "bar", palette = "PuBuGn_d", legend = False, dodge =
                    ↪False)
g.despine(left = True, bottom = True)
g.set_ylabels("Probabilidade de Escolha")
g.set_xlabels("App Gestão")
```

```
[17]: <seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7f889c7ef580>
```

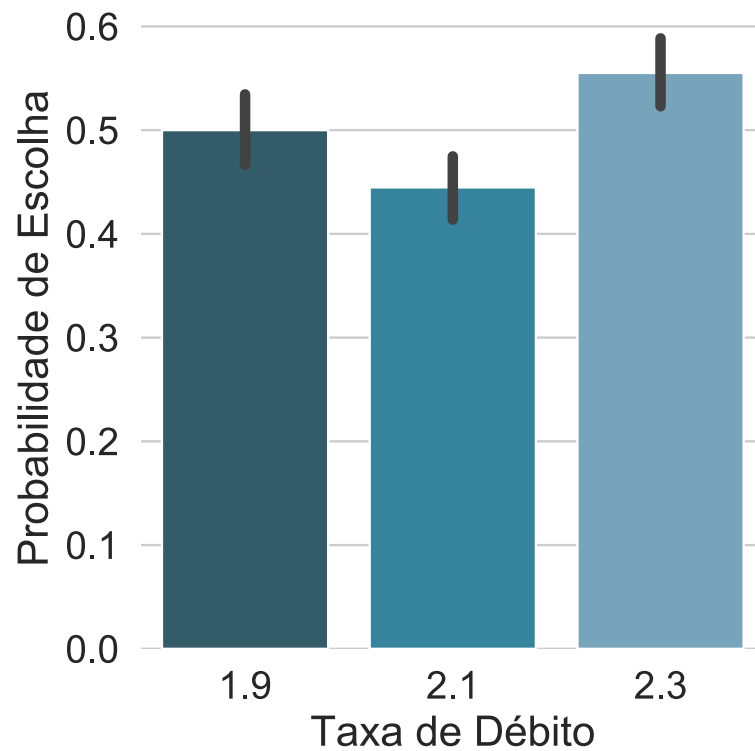
```
[18]: g = sns.catplot(x = "PcMaquina_Q", y = "answer_var", data = choices,
                    kind = "bar", palette = "PuBuGn_d", legend = False, dodge =
                    ↪False)
g.despine(left = True, bottom = True)
g.set_ylabels("Probabilidade de Escolha")
g.set_xlabels("Preço da Máquina")
```

```
[18]: <seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7f889e1e6dc0>
```



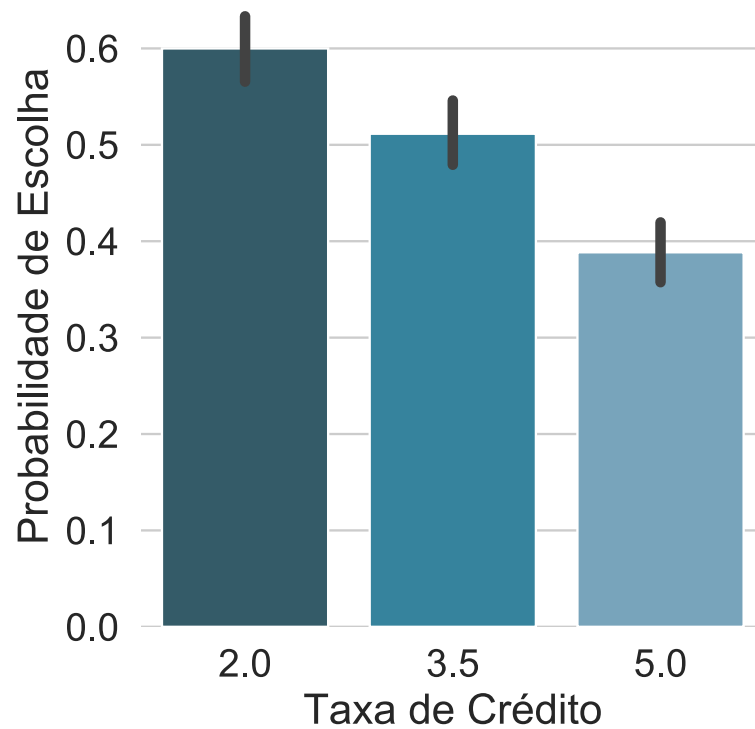
```
[19]: g = sns.catplot(x = "TxDebito_Q", y = "answer_var", data = choices,
                    kind = "bar", palette = "PuBuGn_d", legend = False, dodge =
                    ↪False)
g.despine(left = True, bottom = True)
g.set_ylabels("Probabilidade de Escolha")
g.set_xlabels("Taxa de Débito")
```

```
[19]: <seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7f889c7aa460>
```



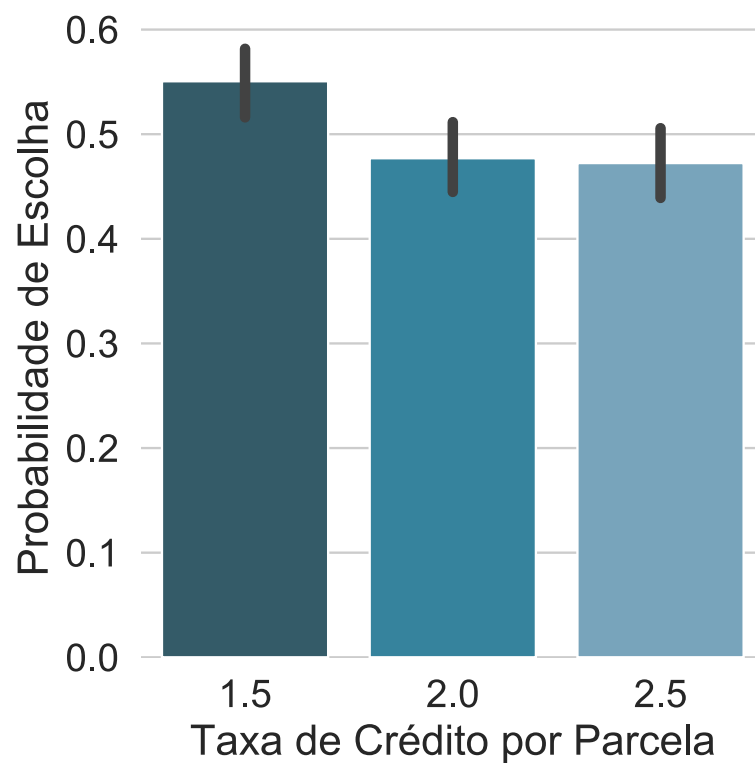
```
[20]: g = sns.catplot(x = "TxCreditoVista_Q", y = "answer_var", data = choices,
                    kind = "bar", palette = "PuBuGn_d", legend = False, dodge =
                    ↪False)
g.despine(left = True, bottom = True)
g.set_ylabels("Probabilidade de Escolha")
g.set_xlabels("Taxa de Crédito")
```

[20]: <seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7f889c675310>



```
[21]: g = sns.catplot(x = "TxCredParcelas_Q", y = "answer_var", data = choices,
                    kind = "bar", palette = "PuBuGn_d", legend = False, dodge =
                    ↪False)
g.despine(left = True, bottom = True)
g.set_ylabels("Probabilidade de Escolha")
g.set_xlabels("Taxa de Crédito por Parcela")
```

```
[21]: <seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7f889c6b0fa0>
```



```
[22]: choices.columns
```

```
[22]: Index(['survey', 'choice', 'card_chosen', 'card_available', 'index',  
          'answer_var', 'PcMaquina', 'TxDebito', 'TxCreditoVista',  
          'TxCredParcelas', 'Chip', 'AppGestao', 'Atendimento24h', 'ChipBin',  
          'AppGestaoBin', 'AtendimentoBin', 'PcMaquina_Q', 'TxDebito_Q',  
          'TxCreditoVista_Q', 'TxCredParcelas_Q'],  
          dtype='object')
```

1.6 Realizando a regressão logística via logit multinominal utilizando o pacote statsmodels

1.6.1 Para um primeiro momento, utilizou-se variáveis *dummy* para os atributos quantitativos

```
[23]: quantitative_dummies = pd.get_dummies(choices, columns = ['PcMaquina_Q',  
    ↳ 'TxDebito_Q', 'TxCreditoVista_Q', 'TxCredParcelas_Q'])  
  
def remove_dot(x):  
    if "." in x:  
        return x.replace('.', '')  
    return x  
  
quantitative_dummies = quantitative_dummies.rename(columns = remove_dot)  
  
quantitative_dummies.columns  
  
[23]: Index(['survey', 'choice', 'card_chosen', 'card_available', 'index',  
    'answer_var', 'PcMaquina', 'TxDebito', 'TxCreditoVista',  
    'TxCredParcelas', 'Chip', 'AppGestao', 'Atendimento24h', 'ChipBin',  
    'AppGestaoBin', 'AtendimentoBin', 'PcMaquina_Q_50', 'PcMaquina_Q_150',  
    'PcMaquina_Q_250', 'TxDebito_Q_19', 'TxDebito_Q_21', 'TxDebito_Q_23',  
    'TxCreditoVista_Q_20', 'TxCreditoVista_Q_35', 'TxCreditoVista_Q_50',  
    'TxCredParcelas_Q_15', 'TxCredParcelas_Q_20', 'TxCredParcelas_Q_25'],  
    dtype='object')
```

1.6.2 Para a regressão, utilizou-se n-1 níveis de cada atributo - para os casos quantitativos, o ponto médio foi retirado

```
[24]: choices_mod = logit("answer_var ~ PcMaquina_Q_50 + PcMaquina_Q_150 +  
    ↳ TxDebito_Q_19 + TxDebito_Q_21"  
    " + TxCreditoVista_Q_20 + TxCreditoVista_Q_35 +  
    ↳ TxCredParcelas_Q_15 + TxCredParcelas_Q_20"  
    " + ChipBin + AppGestaoBin + AtendimentoBin",  
    ↳ quantitative_dummies)  
  
choices_fit = choices_mod.fit()
```

```
Optimization terminated successfully.  
    Current function value: 0.581827  
    Iterations 6
```

```
[25]: print(choices_fit.summary())
```

Logit Regression Results

```

=====
Dep. Variable:          answer_var    No. Observations:          2610
Model:                  Logit         Df Residuals:              2598
Method:                 MLE           Df Model:                  11
Date:                   Fri, 19 Jun 2020    Pseudo R-squ.:          0.1606
Time:                   11:37:17           Log-Likelihood:         -1518.6
converged:              True            LL-Null:                 -1809.1
Covariance Type:        nonrobust        LLR p-value:            1.549e-117
=====

```

```

=====
                    coef      std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
-----
-----
Intercept           -1.8408        0.161     -11.457      0.000      -2.156
-1.526
PcMaquina_Q_50       0.6065        0.112       5.422      0.000       0.387
0.826
PcMaquina_Q_150      1.1546        0.112     10.294      0.000       0.935
1.374
TxDebito_Q_19       -0.2437        0.104      -2.340      0.019      -0.448
-0.040
TxDebito_Q_21       -0.6031        0.112      -5.401      0.000      -0.822
-0.384
TxCreditoVista_Q_20  1.0004        0.109       9.176      0.000       0.787
1.214
TxCreditoVista_Q_35  0.5354        0.111       4.839      0.000       0.319
0.752
TxCredParcelas_Q_15  0.3907        0.106       3.689      0.000       0.183
0.598
TxCredParcelas_Q_20  0.0199        0.111       0.179      0.858      -0.198
0.238
ChipBin              1.4945        0.091     16.415      0.000       1.316
1.673
AppGestaoBin         -0.1770        0.089      -1.987      0.047      -0.352
-0.002
AtendimentoBin        0.3637        0.090       4.040      0.000       0.187
0.540
=====
=====

```

Acima, podemos comprovar que o modelo converge. Porém, o atributo de taxa por parcela no crédito de 2.5% possui um p-valor muito alto - o que indica uma validação da hipótese do atributo não ser estatisticamente relevante. Além disso, observa-se que o aumento de taxa de débito aumenta a utilidade na função - o que a princípio não faz sentido. Uma hipótese seria a falta de aleatoriedade entre os cartões para comparar mais diretamente as variações desse atributo.

```
[26]: print(choices_fit.summary2())
```

Results: Logit

```
=====
Model:                Logit                Pseudo R-squared: 0.161
Dependent Variable:    answer_var            AIC:                3061.1375
Date:                 2020-06-19 11:37       BIC:                3131.5427
No. Observations:     2610                  Log-Likelihood:     -1518.6
Df Model:              11                    LL-Null:            -1809.1
Df Residuals:          2598                  LLR p-value:        1.5491e-117
Converged:             1.0000                Scale:            1.0000
No. Iterations:        6.0000

-----
                Coef.  Std.Err.   z      P>|z|   [0.025  0.975]
-----
Intercept      -1.8408   0.1607 -11.4570 0.0000 -2.1557 -1.5259
PcMaquina_Q_50  0.6065   0.1119  5.4223 0.0000  0.3873  0.8258
PcMaquina_Q_150 1.1546   0.1122 10.2943 0.0000  0.9348  1.3744
TxDebito_Q_19  -0.2437   0.1042 -2.3397 0.0193 -0.4479 -0.0396
TxDebito_Q_21  -0.6031   0.1117 -5.4013 0.0000 -0.8219 -0.3842
TxCreditoVista_Q_20 1.0004   0.1090  9.1757 0.0000  0.7867  1.2141
TxCreditoVista_Q_35 0.5354   0.1107  4.8387 0.0000  0.3186  0.7523
TxCredParcelas_Q_15 0.3907   0.1059  3.6891 0.0002  0.1831  0.5982
TxCredParcelas_Q_20 0.0199   0.1113  0.1790 0.8579 -0.1982  0.2381
ChipBin         1.4945   0.0910 16.4152 0.0000  1.3160  1.6729
AppGestaoBin    -0.1770   0.0891 -1.9867 0.0470 -0.3516 -0.0024
AtendimentoBin  0.3637   0.0900  4.0402 0.0001  0.1873  0.5402
=====
```

```
[27]: print(choices_fit.params)
```

```
Intercept      -1.840761
PcMaquina_Q_50  0.606524
PcMaquina_Q_150 1.154591
TxDebito_Q_19  -0.243717
TxDebito_Q_21  -0.603071
TxCreditoVista_Q_20 1.000405
TxCreditoVista_Q_35 0.535450
TxCredParcelas_Q_15 0.390666
TxCredParcelas_Q_20 0.019926
ChipBin         1.494473
AppGestaoBin    -0.176987
AtendimentoBin  0.363729
dtype: float64
```

```
[28]: choices_fit.get_margeff().summary()
```



```
[28]: <class 'statsmodels.iolib.summary.Summary'>
      """
          Logit Marginal Effects
          =====
Dep. Variable:          answer_var
Method:                dydx
At:                   overall
=====
=====
                        dy/dx    std err      z      P>|z|      [0.025
0.975]
-----
-----
PcMaquina_Q_50         0.1200     0.022     5.521     0.000     0.077
0.163
PcMaquina_Q_150        0.2285     0.021    11.086     0.000     0.188
0.269
TxDebito_Q_19         -0.0482     0.021    -2.349     0.019    -0.088
-0.008
TxDebito_Q_21         -0.1194     0.022    -5.495     0.000    -0.162
-0.077
TxCreditoVista_Q_20     0.1980     0.020     9.732     0.000     0.158
0.238
TxCreditoVista_Q_35     0.1060     0.022     4.921     0.000     0.064
0.148
TxCredParcelas_Q_15     0.0773     0.021     3.722     0.000     0.037
0.118
TxCredParcelas_Q_20     0.0039     0.022     0.179     0.858    -0.039
0.047
ChipBin                 0.2958     0.014    20.639     0.000     0.268
0.324
AppGestaoBin           -0.0350     0.018    -1.992     0.046    -0.069
-0.001
AtendimentoBin          0.0720     0.018     4.096     0.000     0.038
0.106
=====
=====
      """
```

```
[29]: choices_fit.pred_table(threshold = 0.5)
```

```
[29]: array([[ 886.,  419.],
       [ 274., 1031.]])
```

Segundo a matriz de confusão, o modelo prevê corretamente 1917 das escolhas feitas - o que significa um percentual de **73.45%** de acerto.

1.6.3 Fazendo um teste usando o mesmo modelo porém com as variáveis quantitativas em seus valores reais.

```
[30]: choices_mod = logit("answer_var ~ PcMaquina_Q + TxDebito_Q + TxCreditoVista_Q"
    "+ TxCredParcelas_Q + ChipBin + AppGestaoBin +
    ↳AtendimentoBin", choices)

choices_fit = choices_mod.fit()
```

```
Optimization terminated successfully.
    Current function value: 0.603128
    Iterations 5
```

```
[31]: print(choices_fit.summary())
```

Logit Regression Results

```
=====
Dep. Variable:          answer_var    No. Observations:          2610
Model:                  Logit         Df Residuals:              2602
Method:                 MLE          Df Model:                  7
Date:                  Fri, 19 Jun 2020    Pseudo R-squ.:          0.1299
Time:                  11:37:21          Log-Likelihood:         -1574.2
converged:              True            LL-Null:                -1809.1
Covariance Type:        nonrobust        LLR p-value:            2.361e-97
=====
=====
=====
```

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.1533	0.606	0.253	0.800	-1.034	1.340
PcMaquina_Q	-0.0026	0.001	-4.845	0.000	-0.004	-0.002
TxDebito_Q	0.5651	0.260	2.177	0.029	0.056	1.074
TxCreditoVista_Q	-0.3286	0.036	-9.205	0.000	-0.399	-0.259
TxCredParcelas_Q	-0.3154	0.102	-3.095	0.002	-0.515	-0.116
ChipBin	1.4333	0.087	16.447	0.000	1.263	1.604
AppGestaoBin	-0.1857	0.087	-2.145	0.032	-0.355	-0.016
AtendimentoBin	0.4224	0.087	4.870	0.000	0.252	0.592

```
=====
=====
```

```
[32]: print(choices_fit.summary2())
```

Results: Logit

```
=====
Model:                Logit                Pseudo R-squared: 0.130
Dependent Variable:   answer_var            AIC:                3164.3288
Date:                2020-06-19 11:37      BIC:                3211.2657
No. Observations:    2610                  Log-Likelihood:     -1574.2
Df Model:            7                     LL-Null:           -1809.1
Df Residuals:        2602                  LLR p-value:        2.3611e-97
Converged:           1.0000                Scale:            1.0000
No. Iterations:      5.0000
=====
```

	Coef.	Std.Err.	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	0.1533	0.6057	0.2531	0.8002	-1.0339	1.3405
PcMaquina_Q	-0.0026	0.0005	-4.8452	0.0000	-0.0037	-0.0016
TxDebito_Q	0.5651	0.2596	2.1771	0.0295	0.0564	1.0738
TxCreditoVista_Q	-0.3286	0.0357	-9.2046	0.0000	-0.3986	-0.2587
TxCredParcelas_Q	-0.3154	0.1019	-3.0951	0.0020	-0.5152	-0.1157
ChipBin	1.4333	0.0871	16.4469	0.0000	1.2625	1.6041
AppGestaoBin	-0.1857	0.0866	-2.1450	0.0320	-0.3554	-0.0160
AtendimentoBin	0.4224	0.0867	4.8696	0.0000	0.2524	0.5923

```
[33]: choices_fit.get_margeff().summary()
```

```
[33]: <class 'statsmodels.iolib.summary.Summary'>
```

```
"""
    Logit Marginal Effects
=====
Dep. Variable:            answer_var
Method:                  dydx
At:                      overall
=====
=====
dy/dx    std err          z      P>|z|      [0.025
0.975]
-----
-----
PcMaquina_Q      -0.0005      0.000      -4.924      0.000      -0.001
-0.000
TxDebito_Q       0.1171      0.054       2.185      0.029       0.012
0.222
TxCreditoVista_Q -0.0681      0.007     -9.768      0.000     -0.082
-0.054
```

TxCredParcelas_Q	-0.0654	0.021	-3.119	0.002	-0.106
-0.024					
ChipBin	0.2971	0.014	20.880	0.000	0.269
0.325					
AppGestaoBin	-0.0385	0.018	-2.151	0.031	-0.074
-0.003					
AtendimentoBin	0.0875	0.018	4.951	0.000	0.053
0.122					

=====

====

"""

```
[34]: choices_fit.pred_table(threshold = 0.5)
```

```
[34]: array([[904., 401.],
          [401., 904.]])
```

```
[35]: case = {
      'PcMaquina_Q': 250,
      'TxDebito_Q': 1.9,
      'TxCreditoVista_Q': 1.0,
      'TxCredParcelas_Q': 1.0,
      'ChipBin': 1,
      'AppGestaoBin': 0,
      'AtendimentoBin': 1
    }

      case_df = pd.DataFrame(case, index = [0])

      choices_fit.predict(case_df)
```

```
[35]: 0    0.85662
      dtype: float64
```