

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA**

FERNANDO IGOR SIBEMBERG

**MAXIMIZAÇÃO DA SOMA DAS RECEITAS DE COMPETIDORES POR
MEIO DE ANÁLISE CONJUNTA BASEADA EM ESCOLHAS: UM ESTUDO
APLICADO AO MERCADO DE EDUCAÇÃO SUPERIOR PRIVADO**

Porto Alegre

2017

FERNANDO IGOR SIBEMBERG

**MAXIMIZAÇÃO DA SOMA DAS RECEITAS DE COMPETIDORES POR
MEIO DE ANÁLISE CONJUNTA BASEADA EM ESCOLHAS: UM ESTUDO
APLICADO AO MERCADO DE EDUCAÇÃO SUPERIOR PRIVADO**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Economia, modalidade profissional, área de concentração Economia.

Orientador: Prof. Dr. Sabino da Silva Porto Júnior

Porto Alegre

2017

CIP - Catalogação na Publicação

Sibemberg, Fernando Igor
Maximização da soma das receitas de competidores
por meio de análise conjunta baseada em escolhas :
um estudo aplicado ao mercado de educação superior
privado / Fernando Igor Sibemberg. -- 2017.
54 f.

Orientador: Sabino da Silva Porto Júnior.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do
Rio Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas,
Programa de Pós-Graduação em Economia, Porto Alegre,
BR-RS, 2017.

1. Educação Superior. 2. Análise Conjunta Baseada
em Escolhas (CBC). 3. Otimização Global. 4.
Maximização de Receitas. 5. Teoria dos Jogos. I.
Porto Júnior, Sabino da Silva , orient. II. Título.

Elaborada pelo Sistema de Geração Automática de Ficha Catalográfica da UFRGS com os
dados fornecidos pelo(a) autor(a).

FERNANDO IGOR SIBEMBERG

**MAXIMIZAÇÃO DA SOMA DAS RECEITAS DE COMPETIDORES POR
MEIO DE ANÁLISE CONJUNTA BASEADA EM ESCOLHAS: UM ESTUDO
APLICADO AO MERCADO DE EDUCAÇÃO SUPERIOR PRIVADO**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Economia, modalidade profissional, área de concentração Economia.

Aprovada em: Porto Alegre, 10 de agosto de 2017.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Sabino da Silva Porto Júnior – Orientador
UFRGS

Prof. Dr. Tiago Wickstrom Alves
UNISINOS

Prof. Dr. Cristiano Machado Costa
UNISINOS

Prof. Dr. Sérgio Monteiro
UFRGS

AGRADECIMENTOS

A todos que colaboraram de alguma forma para o desenvolvimento deste trabalho, principalmente às instituições que autorizaram a utilização de seus dados.

RESUMO

O mercado de Educação Superior privado no Brasil apresenta altos índices de concentração, caracterizando-se como um oligopólio, podendo, portanto, ser estudado sob a ótica da Teoria dos Jogos. Uma das técnicas existentes para abordar este tipo de mercado é conhecida por Análise Conjunta Baseada em Escolhas (*Choice Based Conjoint Analysis*), que permite estimar as utilidades atribuídas para cada característica dos produtos, prevendo o desejo de cada produto gerado pela combinação dos seus atributos, possibilitando, assim, simular como as decisões de uma amostra de respondentes seriam distribuídas em um mercado simulado entre dois ou mais produtos competidores. Esses modelos, porém, limitam-se a maximizar a receita individual de cada produto, de forma isolada, não levando em conta a possibilidade das firmas terem interesses em maximizar a soma de dois ou mais produtos de forma conjunta. Isso se torna necessário, por exemplo, quando uma empresa comercializa dois produtos que competem no mesmo mercado. Com o objetivo de maximizar a receita conjunta de dois ou mais produtos, foi desenvolvido um método alternativo, baseado em Programação Não-Linear, que foi aplicado em uma cidade brasileira e em um país centro-americano. A comparação dos resultados do modelo desenvolvido com os do modelo tradicional evidencia que o modelo desenvolvido apresenta melhores resultados – soma das receitas das firmas de interesse – gerando uma taxa de crescimento na receita 3% maior, no caso brasileiro e 75% maior no estudo centro-americano. O modelo desenvolvido pode ser adaptado e utilizado em outros mercados oligopolistas ou para otimizar diferentes funções-objetivo.

Palavras-chave: Educação Superior. Análise Conjunta Baseada em Escolhas (CBC). Otimização Global. Maximização de Receitas. Teoria dos Jogos.

ABSTRACT

The Brazilian Higher Education private market shows high levels of concentration and can be considered an oligopoly. Therefore, one can study it as a Game Theory problem. Choice Based Conjoint Analysis – a technic that can be used to approach this kind of market – can estimates the utilities of each products' features and predict the desire of each product generated by the combination of its attributes. Such technic can simulate how the decisions of a sample of respondents would be distributed among the products of a market made of two or more competitor. These models, however, only maximize the revenues of individual products, not considering the possibility of firms wanting to maximize the sum of the revenue of two or more products. This is useful, for instance, when a company trends two or more products that compete in the same market. An alternative method, based on nonlinear programming, was developed, in order to maximize the conjoint revenue of two or more products and it was applied in a Brazilian city and in a Central American country. Comparing both models – the traditional versus the developed one –, we can see that the developed model shows better outcomes – ie, sum of both companies' revenues – resulting in a revenue increase rate 3% higher in the Brazilian case and 75% higher in the Central American study. This model can be fitted to other oligopolistic markets or to optimize others objective functions.

Keywords: Higher Education. Choice Based Conjoint Analysis (CBC). Global Optimization. Revenue maximizing. Game Theory.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Estudo brasileiro: importância relativa dos atributos.....	37
Tabela 2 – Estudo brasileiro: utilidade dos níveis dos atributos.....	37
Tabela 3 – Estudo brasileiro: participação de mercado (%) a diferentes níveis de preços.....	38
Tabela 4 – Estudo brasileiro: elasticidade a preço a diferentes níveis de preços.....	39
Tabela 5 – Estudo brasileiro: receita esperada a diferentes níveis de preços.....	39
Tabela 6 – Estudo brasileiro: crescimento da receita esperada a diferentes níveis de preços.	40
Tabela 7 – Estudo brasileiro: preços ótimos para cada produto de interesse.....	40
Tabela 8 – Estudo brasileiro: participação de mercado para diferentes cenários.....	41
Tabela 9 – Estudo brasileiro: receitas esperadas para diferentes cenários.....	41
Tabela 10 – Estudo brasileiro: comparação de cenários: preço de mercado, melhor resultado obtido pelo método tradicional e método desenvolvido.....	42
Tabela 11 – Estudo centro-americano: importância relativa dos atributos.....	43
Tabela 12 – Estudo centro-americano: utilidade dos níveis dos atributos.....	43
Tabela 13 – Estudo centro-americano: participação de mercado (%) a diferentes níveis de preços.....	44
Tabela 14 – Estudo centro-americano: elasticidade a preço a diferentes níveis de preços.....	45
Tabela 15 – Estudo centro-americano: receita esperada a diferentes níveis de preços.....	45
Tabela 16 – Estudo centro-americano: crescimento da receita esperada a diferentes níveis de preços.....	46
Tabela 17 – Estudo centro-americano: preços ótimos para cada produto de interesse.....	46
Tabela 18 – Estudo centro-americano: participação de mercado para diferentes cenários.....	47
Tabela 19 – Estudo centro-americano: receitas esperadas para diferentes cenários.....	47
Tabela 20 – Estudo centro-americano: comparação de cenários: preço de mercado, melhor resultado obtido pelo método tradicional e método desenvolvido.....	48

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACA	<i>Adaptative Conjoint Analysis</i>
ACBC	<i>Adaptive Choice-Based Conjoint</i>
BYO	<i>Build-Your-Own</i>
CADE	Conselho Administrativo de Defesa Econômica
CASI	<i>Computer Assisted Self Interviewing</i>
CBC	<i>Choice-Based-Conjoint</i>
CVA	<i>Conjoint Value Analysis</i>
DNA	Ácido desoxirribonucleico
FTC	<i>Federal Trade Commission</i>
GRG	<i>Generalized Reduced Gradient</i>
HB	<i>Hierarchical Bayes</i>
HHI	<i>Herfindahl-Hirschman Index</i>
IES	Instituição de Ensino Superior
IIA	<i>Independence of Irrelevant Alternatives</i>
INEP	Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira
MCMC	<i>Monte Carlo Markov Chain</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	9
2	REVISÃO DA LITERATURA.....	13
2.1	EDUCAÇÃO SUPERIOR PRIVADA NO BRASIL.....	13
2.2	MERCADOS OLIGOPOLISTAS.....	15
2.3	TÉCNICAS DE ANÁLISE CONJUNTA: MÉTODO TRADICIONAL.....	18
2.3.1	Origem e Evolução.....	19
2.3.2	Tipos de <i>Conjoint</i>	22
2.3.3	Design do Experimento de CBCs.....	25
2.3.4	Análises de CBCs.....	27
2.4	MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO.....	29
3	METODOLOGIA.....	32
3.1	MÉTODO DE PESQUISA.....	32
3.2	PROCEDIMENTOS DO EXPERIMENTO.....	33
4	RESULTADOS.....	37
4.1	CASO BRASILEIRO.....	37
4.2	CASO CENTRO-AMERICANO.....	42
5	CONCLUSÃO.....	49
	REFERÊNCIAS.....	51

1 INTRODUÇÃO

Para decidir que produtos colocar no mercado, os tomadores de decisão utilizam, além de sua intuição, as recomendações de suas equipes de desenvolvimento de produto e informações dos produtos dos competidores que já estão atuando neste mercado. Porém, segundo Orme (2010), esta é uma visão míope e reativa. Para o autor, em organizações orientadas para o consumidor, produtos potenciais são desenvolvidos através de avaliações de testes de conceito. Nestes experimentos, os consumidores-alvo são apresentados aos conceitos ou protótipos e são realizadas perguntas referentes à intenção de compra dos mesmos. Porém este processo é lento e dispendioso, gerando informações de apenas uma ou poucas variações de produtos conceituais.

Com a intenção de introduzir o conceito aos pesquisadores de marketing, Green e Rao (1971) aplicaram a noção de medição conjunta proposta por Luce e Tukey (1964) a problemas de marketing, qualificando-a como um método preocupado com o efeito conjunto de duas ou mais variáveis independentes na ordenação de uma variável dependente, sendo, portanto, uma possível solução a problemas complexos, como o enfrentado pelas empresas na definição de seus produtos. Este método está baseado na ideia de que o desejo por um produto ou serviço complexo pode ser interpretado como uma função dos valores percebidos de cada uma de suas partes ou atributos.

Orme (2010) afirma que, nos anos 1970, era comum as empresas e setores de pesquisa de mercado imprimirem cartões com diversas combinações de atributos, formando diferentes produtos conceituais, solicitando aos entrevistados que ranqueassem ou os classificassem. Segundo o autor, variando-se sistematicamente as características dos produtos e observando a reação dos respondentes aos produtos gerados, pode-se deduzir estatisticamente os escores (*part-worth*) para cada característica dos produtos que devem ter sido utilizados subconscientemente pelos respondentes para fazer a avaliação dos produtos-conceitos. Assim, ao invés de se perguntar diretamente aos entrevistados questões referentes aos atributos dos produtos – possivelmente recebendo a resposta de que todos os atributos são importantes – a utilização da análise conjunta faz com que os respondentes escolham um atributo ou conjunto de atributos em detrimento de outros (*trade-offs*), como nas escolhas reais, dando pesos diferentes, de acordo com as alternativas que possuem, simultaneamente, a atributos mais e menos desejáveis.

A grande vantagem deste método reside no fato de que não é necessário que cada respondente avalie todas as combinações de produtos que podem ser geradas pela alternância dos atributos, sendo necessárias apenas algumas combinações, cuidadosamente selecionadas através dos princípios de desenho de experimentos de independência e balanceamento. Os escores são utilizados para determinar que características são preferidas e as importâncias relativas de cada atributo. Conhecendo estes escores, pode-se somá-los – assumindo-se um modelo aditivo – para prever como cada respondente reagiria aos produtos gerados por cada uma das possíveis combinações das características do produto.

Wyner (1992) corrobora a ideia, afirmando que, com a Análise Conjunta, um grande número de combinações de produtos pode ser avaliado no contexto de um único estudo, enquanto os testes de conceito tradicionais são tipicamente limitados a um ou a um pequeno número de alternativas de produtos. O autor afirma que, diferentemente dos testes de conceito tradicionais, com a utilização da Análise Conjunta, os consumidores não precisam avaliar o produto específico de interesse, precisando apenas avaliar os atributos de interesse.

O conhecimento das utilidades dadas para cada característica permite, não só prever o desejo de cada produto gerado pela combinação das mesmas, como também simular como as decisões de uma amostra de respondentes seriam distribuídas em um mercado simulado entre dois ou mais produtos competidores (*Share of Choice* ou *Share of Preference*). Segundo Orme (2010), com uma pesquisa envolvendo, tipicamente, entre 300 a 600 respondentes, é possível estimar o resultado de milhões de possíveis combinações de testes de conceito e, se for adicionada a variável preço, algoritmos computacionais podem encontrar configurações ótimas de produtos – mantendo-se constantes os produtos dos competidores – que maximizem a participação no mercado ou a receita deste produto.

Esses modelos, porém, limitam-se a maximizar a receita individual de cada produto, de forma isolada, não levando em conta a possibilidade das firmas terem interesses em maximizar a soma de dois ou mais produtos de forma conjunta. Isso se torna necessário, por exemplo, quando uma empresa comercializa dois produtos que competem no mesmo mercado. Neste caso, os resultados ótimos gerados pelo método incorrem, muitas vezes, em um cenário onde um destes produtos aumenta sua parcela de mercado, devido a perda do outro produto da mesma empresa – o que é conhecido como

canibalização –, gerando resultados não-ótimos, quando analisados sob a ótica da maximização global. Seria possível, então, desenvolver um método de maximização que não padeça desse fenômeno?

O presente trabalho tem por objetivo geral, portanto, desenvolver uma metodologia que torne possível a maximização da receita conjunta de dois ou mais produtos, neste contexto, de forma que possa ser aplicado a diversas outras pesquisas. Para isso, dois estudos reais que utilizaram o método tradicional de análise conjunta baseada em escolhas (*Choice Based Conjoint Analysis*) serão analisados: o primeiro, com uma universidade privada brasileira, que oferta o mesmo curso em diferentes turnos, a diferentes preços. O segundo caso, com duas universidades privadas concorrentes, pertencentes ao mesmo grupo mantenedor, que operam em um país da América Central. Para testar a eficiência do modelo, os resultados obtidos com o método tradicional – com receitas otimizadas individualmente e, posteriormente, somadas – serão comparados com o resultado global, gerado pelo método desenvolvido no presente estudo.

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- a) identificar, nos dois mercados estudados, as utilidades agregadas de potenciais alunos de ensino superior, para cada atributo analisado, assim como as suas sensibilidades a preço;
- b) identificar as contribuições relativas de cada nível dos atributos – marca, preço e turno, no mercado brasileiro; e marca, preço, número de matérias e liberdade de horário, no mercado centro-americano;
- c) simular os mercados a diferentes preços, gerando cenários baseados nas utilidades identificadas;
- d) identificar, em cada estudo, os preços que maximizam as receitas dos diferentes produtos de interesse, de forma isolada;
- e) identificar os preços ótimos, de forma que a receita global das universidades seja maximizada, em cada um dos mercados analisados;
- f) comparar os resultados obtidos, considerando-se os dois produtos de forma isolada e de forma conjunta, no caso da marca brasileira; e os seis produtos de forma isolada e conjunta, no caso do mercado centro-americano;
- g) identificar eventuais diferenças entre os resultados dos dois estudos realizados.

Este trabalho está estruturado em 5 seções. Inicialmente, foram delineados o tema e objetivos do estudo. Na próxima seção, apresentar-se-á um panorama da Educação Superior no Brasil, seguido por uma breve descrição da técnica de Análise Conjunta (*Conjoint Analysis*) e de métodos de otimização. A seção três abordará o método utilizado na pesquisa, assim como os procedimentos utilizados no experimento. Os resultados obtidos com os diferentes modelos utilizados serão apresentados e comparados na quarta seção. Na última parte, o trabalho será concluído com as considerações finais.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Para a realização deste trabalho, foi importante revisar a literatura de quatro temas principais. Primeiramente, discutir-se-á brevemente o mercado de educação superior privado no Brasil, seguido pela visão econômica de mercados oligopolistas. Em seguida, discorrer-se-á sobre a técnica conhecida por Análise Conjunta (*Conjoint Analysis*): sua origem e evolução, nomenclaturas utilizadas, os diferentes tipos de *Conjoint*, modos de desenhar o experimento e os métodos tradicionais utilizados para estimar as utilidades e analisar os seus resultados. Por último, os principais métodos de otimização em Pesquisa Operacional serão abordados.

2.1 EDUCAÇÃO SUPERIOR PRIVADA NO BRASIL

De acordo com o INEP (2016), no Brasil, existem 2.364 Instituições de Ensino Superior (IES), das quais, 88% são privadas. Destas, 748 localizam-se em capitais, enquanto que 1.321 estão espalhadas por cidades do interior. A distribuição nas unidades federativas é bastante concentrada: tomando-se somente os 3 estados com maior número de instituições – São Paulo, Minas Gerais e Paraná – tem-se a presença de 47% das IES privadas. Quanto à organização acadêmica, o mercado privado é composto por 88 universidades, 140 centros universitários e 1.841 faculdades. Foram realizadas em 2015, em instituições privadas, um total de 6.075.152 matrículas, divididas pelos 22.732 cursos ofertados, sendo Direito, Administração e Pedagogia os mais cursados, com, respectivamente, 13%, 11% e 9% do total de alunos matriculados.

O *Horizontal Merge Guidelines* (US; 2010), publicado pelo Departamento de Justiça Norte-Americano em conjunto com a Comissão de Comércio Federal (FTC), classificam os mercados quanto a suas concentrações, de acordo com o Índice *Herfindahl-Hirschman* (HHI) – obtido pela soma dos quadrados das participações de mercado de cada competidor – em 3 grupos:

- a) mercados desconcentrados: $HHI < 0,15$;
- b) mercados moderadamente concentrados: $0,15 < HHI < 0,25$;
- c) mercados altamente concentrados: $HHI > 0,25$.

O Conselho Administrativo de Defesa Econômica (CADE), em suas avaliações de Atos de Concentração Horizontal, utiliza o HHI para a mensuração do grau de concentração de mercados, com a mesma faixa de classificação dos mercados adotadas pelo órgão norte-americano. Segundo o CADE (2016) o HHI é utilizado no tipo de análise clássica empregada na etapa de análise da variação do poder de mercado unilateral, sendo flexibilizado quando:

- a) houver indício de coordenação entre os agentes de mercado;
- b) uma das partes for uma empresa que apresente um nível de rivalidade do tipo disruptivo;
- c) a fusão ou aquisição envolver uma entrante recente ou potencial;
- d) existe significativa participação cruzada entre as empresas analisadas e suas concorrentes;
- e) o grau de concentração não refletir a real dinâmica concorrencial deste mercado;
- f) a fusão ou aquisição aumentar o poder de portfólio; dentre outros.

Com base nos dados do Censo de Educação Superior Brasileiro de 2015 (INEP, 2017), seguindo estes parâmetros, de forma geral, o mercado de educação superior privado brasileiro apresenta mercados altamente concentrados: dos 1.189 municípios que possuem instituições de ensino superior – sejam através de educação presencial ou polos de educação a distância – 93,3% apresentam índices de concentração superiores a 0,25. Dos 80 municípios que apresentam índice inferior a 0,25, apenas 23 são inferiores a 0,15, sendo considerados descentralizados. A média do HHI nos municípios brasileiros é de 0,72, com um desvio padrão de 0,30. Considerando-se que existem estudantes que residem em um município e estudam em outro, a mesma análise foi realizada à nível microrregional, dentro dos estados. Das 461 microrregiões brasileiras que possuem IES, 77,2% são consideradas concentradas, segundo o HHI, 15,8% moderadamente concentradas e 6,9% descentralizadas, com uma média de HHI microrregional de 0,50 e desvio padrão de 0,30.

Olivera et al (2009), referenciando o mercado de educação privado brasileiro, defendem que “o número de fornecedores tende a se concentrar ainda mais nos próximos anos e uma fatia significativa do mercado tende a ficar com os maiores grupos”. Desta forma, segundo Besanko *et al.* (2009), é razoável pensar que, em um

mercado com poucos competidores, os preços e escolhas de cada firma afetará as demais, resultando em um impacto tangível no mercado de forma geral. Kon (1999) corrobora essa atitude, afirmando que a competição entre um pequeno número de empresas levará, inevitavelmente, à interdependência entre as ações das mesmas. Assim, os preços neste mercado, diferentemente do que ocorre em mercados de concorrência perfeita, não são dados como constantes, sendo influenciados diretamente pelos demais competidores.

2.2 MERCADOS OLIGOPOLISTAS

A abordagem moderna sobre Oligopólios – o estudo de interações de mercados com um pequeno número de firmas – está fundamentada, quase que inteiramente, na teoria dos jogos (VARIAN, 1992). Church e Ware (2000) corroboram, afirmando que a Interdependência Estratégica (*Payoff Interdependency*) é o motivo pelo qual esta abordagem é atraente, enquanto que os modelos tradicionais de monopólio e concorrência perfeita não se aplicam bem aos problemas de oligopólio. Segundo os autores, Interdependência Estratégica (*Payoff Interdependency*) ocorre quando a escolha ótima de um agente depende da ação de outros. Quando em um mercado, todos os *players* possuem interdependência estratégica mútua, configura-se uma situação de teoria dos jogos, que está fundamentada em dois pressupostos:

- a) racionalidade: os jogadores estão interessados em maximizar os seus *payoffs*; e
- b) conhecimento mútuo: todos os jogadores conhecem a estrutura do jogo, sabem que seus oponentes são racionais e que eles também sabem que os outros competidores são racionais.

Quanto a ordem dos movimentos, os jogos podem ser classificados como estáticos – quando todos os *players* tomam suas decisões de forma simultânea – ou dinâmicos – quando os *players* jogam de forma sequencial, tendo uma ideia, mesmo que imperfeita, sobre a decisão de seus rivais. Estes últimos, ainda podem ser divididos em jogos de informação perfeita – quando todos os jogadores sabem a história completa do jogo na sua vez de jogar – e jogos de informação imperfeita – quando ao menos algum *player* tem apenas uma ideia parcial do jogo, na sua vez de jogar. O presente estudo foi

realizado, considerando-se que a decisão dos competidores se dá de forma simultânea, já que os preços das mensalidades são reajustados de forma quase simultânea pelas instituições de ensino, antes do início do período letivo e se mantém até o final da etapa sem alterações. No próximo período letivo, inicia-se outro jogo, com todos os players decidindo novamente seus preços, sem saber as ações que serão tomadas pelos demais competidores, configurando-se, assim, um jogo estático.

Os jogos também podem ser classificados quanto ao conhecimento dos *payoffs* dos demais jogadores: quando todos os competidores sabem, não só os seus, mas também os *payoffs* dos demais jogadores, tem-se um jogo de informação completa. Porém, quando ao menos um dos jogadores não conhece o *payoff* dos demais, configura-se um jogo de informação incompleta. Para este estudo, considerar-se-á que o jogo é de informação incompleta, pois, de forma geral, os competidores não conhecem a curva de elasticidade dos potenciais clientes e, por conseguinte, desconhecem a participação de mercado de cada instituição, resultante das possíveis combinações de preços. Em outras palavras, para conhecerem os *payoffs* (lucro) dos demais competidores, mesmo que se possa estimar os custos de cada firma, não se pode chegar às receitas esperadas somente a partir dos preços de cada competidor, pois é necessário conhecer-se também o número de clientes que a firma terá, para cada nível de preço.

Uma abordagem tradicional para resolver problemas similares é o uso dos modelos de Cournot (COURNOT, 1960¹ apud CHURCH; WARE, 2000), que partem do princípio de que:

- a) os produtos são homogêneos;
- b) as firmas definem as ações que irão tomar;
- c) as decisões são tomadas de forma simultânea e apenas uma vez; e
- d) não há espaço para a entrada de novos competidores.

Este problema, portanto, configura-se como um jogo estático de informação completa – mais especificamente, o problema conhecido como o Dilema do Prisioneiro. Neste jogo, os competidores objetivam maximizar seus lucros $\pi_i = \pi_i(q_1, q_2, q_3, \dots, q_n)$, sendo q_i as quantidades produzidas por cada competidor i . Ou seja, para produzir a quantidade que maximiza o seu lucro, cada firma tem de estimar as quantidades que

¹ Cournot, A. A. 1960. Researches into the Mathematical Principles of the Theory of Wealth. 1838. Trans. N. T. Bacon. New York: Augustus M. Kelley.

serão produzida por seus competidores, considerando que cada competidor seguirá o mesmo raciocínio, resultando em um Equilíbrio de Nash, com as seguintes propriedades:

- a) o preço de equilíbrio excederá os custos marginais de ambas as firmas;
- b) o poder de mercado dos oligopolistas será limitado pela elasticidade da demanda deste mercado;
- c) existe uma relação endógena entre participação de mercado e custos marginais, fazendo com que firmas mais eficientes – ie, com custo marginais mais baixos – obtenham maiores participações de mercado;
- d) quanto maiores as barreiras de entrada neste mercado, menor será o número de competidores e, por consequência, maior será o poder de mercado de cada um deles.

Esta abordagem, porém, apresenta limitações para ser aplicado ao presente estudo, uma vez que a quantidade produzida por cada competidor está limitada a sua estrutura – impossibilitando o crescimento a curto prazo – e a regulação governamental do setor, que controla a abertura de novas vagas, de acordo com os cursos ofertados, a modalidade de cada instituição de ensino e sua localização.

Crítico ao modelo de Cournot, Bertrand (1988 apud CHURCH; WARE, 2000)² acreditava que as firmas escolhem preços – não quantidades – e que possuem fortes incentivos para baixa-los mutuamente. Existem diversas variações dos Jogos de Bertrand, sendo o modelo mais comum quando:

- a) os produtos são homogêneos;
- b) as firmas possuem o mesmo custo de produção unitário;
- c) não há restrições de capacidade de produção das firmas.

Neste modelo, os competidores objetivam maximizar seus lucros $\pi_i = \pi_i(p_1, p_2, p_3, \dots, p_n)$, sendo p_i os preços de cada competidor i , resultando em um Equilíbrio de Nash, em que os preços são igualados ao custo marginal, conhecido como Paradoxo de Bertrand, uma vez que não é esperado que mercados oligopolistas resultem em mercados de concorrência perfeita. A introdução de diferenciação nos produtos ou

² Bertrand, J. 1988. “Review of Walras’s *Theorie mathematique de la richesse sociale* and Cournot’s *Recherches sur les principes mathematiques de la theorie des richesses*.” *Journal des Savants* (1883): 499–508. Rpt. in *Cournot Oligopoly*, ed. A. Daughety. Cambridge: Cambridge University Press, 73–81.

restrições nas capacidades produtivas das firmas elimina este paradoxo. No segundo caso, introduzido ao modelo de Bertrand por Edgeworth (1925³ apud CHURCH; WARE, 2000), a firma com capacidade limitada não conseguirá atender à demanda. Para este jogo, não existe um equilíbrio de estratégias puras, resultando no Ciclo de Edgeworth: as firmas irão reduzir seus preços mutuamente, até que atinjam seu preço de produção. Um dos competidores irá subir seu preço novamente, com todos os demais competidores o seguindo, fazendo com que o ciclo se repita.

Kreps e Scheinkman (1983) sugerem que o modelo de Cournot é indicado quando firmas tem restrições em sua capacidade produtiva e o investimento em capacidade é moroso, enquanto que o modelo de Bertrand é apropriado em casos onde há retornos de escala constantes e as firmas não possuem restrições na capacidade produtiva. Church e Ware (2000) complementam, destacando que, apesar do modelo de Bertrand descrever melhor o comportamento real no qual as empresas escolhem seus preços, evidências empíricas estão mais de acordo com as previsões dos modelos de Cournot.

2.3 TÉCNICAS DE ANÁLISE CONJUNTA: MÉTODO TRADICIONAL

Segundo Hair et al (2005), Análise Conjunta é uma técnica multivariada usada especificamente para entender como os respondentes desenvolvem preferências por produtos ou serviços. É baseada na premissa simples de que os consumidores avaliam o valor de um produto, serviço ou ideia – reais ou hipotéticos – combinando as quantias separadas de valor fornecidas por cada atributo.

Green e Rao (1971) afirmam que a Análise Conjunta é uma técnica que estuda o efeito conjunto de duas ou mais variáveis independentes sobre a ordenação de uma variável dependente, objetivando estudar a influência exercida por cada variável independente na variável dependente.

Kotler (2000) afirma que a Análise Conjunta é uma técnica estatística que decompõe as preferências por diferentes produtos, para determinar a importância relativa de cada fator do produto e acrescenta que a técnica tornou-se uma das

³ Edgeworth, F. 1925. "The Pure Theory of Monopoly." *Giornale degli Economisti* 40 (1897): 13–31. Rpt. in *Papers Relating to Political Economy*. ed. F. Edgeworth. London: Macmillan & Co., Vol. 1, 111–142.

ferramentas de maior utilização para o desenvolvimento e teste de conceito, dado seu potencial de definir, com grande precisão, estas importâncias relativas.

Malhorta (2001) afirma que a análise conjunta procura determinar a importância relativa que os consumidores dão a atributos relevantes e a utilidade que eles associam aos níveis de atributos, sendo que a utilidade, segundo Varian (1999), representa o benefício ou a satisfação percebida por um consumidor.

A Análise Conjunta é uma pesquisa de Marketing que utiliza conceitos de Projeto de Experimentos e Análise de Regressão para planejar, coletar, analisar, realizar simulações e apresentar os resultados relevantes sobre o comportamento do consumidor, em relação a uma situação específica de marketing. Em Análise Conjunta, os respondentes realizam um trade-off (relação de compromisso) ao avaliar produtos ou serviços, reais ou hipotéticos, normalmente apresentados por um conjunto planejado de atributos. A partir das avaliações dos respondentes é gerado um modelo de preferência, capaz de representar o comportamento do consumidor. (BATTESINI; CATEN, 2001⁴ apud BATTESINI; CATEN, 2005, p. 32).

Battesini (2002) complementa, afirmando que se pode avaliar a sensibilidade que os consumidores possuem aos diferentes atributos estudados no modelo, o que pode ser utilizado em testes de conceito e desenvolvimento de novos produtos e serviços, em simulações, na segmentação e na análise do tamanho de mercados, em modelos de canibalização e na mensuração de elasticidade a preço.

2.3.1 Origem e Evolução

Em 1971, o Professor de Marketing Paul Green, em conjunto com Rao Vithala, publicou o histórico artigo “*Conjoint measurement for quantifying judgmental data*” no Journal of Marketing research, baseado no artigo de 1964 de Luce e Tukey, denominado “*Simultaneous conjoint measurement: A new type of fundamental measurement*”, utilizando pela primeira vez o conceito de análise conjunta a problemas de marketing, objetivando entender como consumidores tomam decisões complexas de compra, estimar preferências e importância de características de produtos e prever o comportamento de compra dos consumidores. O estudo conduzido utilizava apenas um cartão para cada produto, contendo todas as características do produto. Cada

⁴ BATTESINI, Marcelo; CATEN, C.S.T. **Uso de Análise Conjunta do Desenvolvimento de Produtos**. In: Congresso Brasileiro de Gestão de Desenvolvimento de Produtos. 2001, Florianópolis.

respondente era orientado a organiza-los em ordem de preferência, de forma que os pesquisadores pudessem deduzir estatisticamente a importância relativa de cada característica para cada respondente e os níveis mais desejados de cada uma delas. Deste modelo, surgiu uma variação, em que os respondentes eram orientados a pontuar cada cartão em uma escala – por exemplo, de 0 a 10 – permitindo que se utilizasse do método dos Mínimos Quadrados Ordinários para se calcular as preferências dos respondentes.

No mesmo *Journal of Marketing Research*, de forma independente, Richard Johnson publicou em 1974 o artigo “*Trade-off Analysis of Consumer Values*”, apresentando estudo que tinha por objetivo resolver um problema mais complexo: 28 características de produto (atributos), cada uma com aproximadamente 5 níveis possíveis. Neste caso, ao invés de oferecer um cartão com todas as características do produto, o autor dividiu o problema em cartões envolvendo apenas 2 *trade-offs* de atributos por vez, orientando os respondentes a ordenar a sua preferência, dentre possíveis combinações destes dois atributos apresentadas nos cartões. Com base nestes rankings das matrizes, foram estimados, para cada indivíduo, as suas preferências e importância de atributos, possibilitando, assim, a inclusão de mais atributos do que quando realizados estudos com todas as características de um produto em apenas um cartão.

Jordan Louviere e George Woodworth (1983) adaptaram a ideia de escolha discreta entre as alternativas disponíveis e regressão logística multinomial para problemas de transporte e marketing, baseados nos trabalhos de Daniel McFadden (1973). A ideia era atrativa, já que os compradores não ranqueiam ou pontuam os produtos antes da compra; eles simplesmente observam as alternativas de produtos e fazem uma escolha. Assim, a análise da escolha discreta é mais defensiva sob um ponto de vista estatístico e teórico. Porém, ainda haviam alguns desafios sob o ponto de vista prático, já que este método de análise era extremamente ineficiente, uma vez que exige que os respondentes leiam mais informações antes de tomar a decisão, além do fato de que a alternativa escolhida apenas indica a alternativa preferida, não sugerindo a força desta preferência individuais. A alternativa foi usar modelos que agregavam as respostas dos entrevistados, o que incorria em problemas como a inclusão no modelo de alternativas irrelevantes e a ignorância de funções de preferências distintas de subgrupos latentes.

Segundo Orme (2010), no início dos anos 1980, o método de Análise Conjunta foi ganhando popularidade dentre pesquisadores e acadêmicos que possuíam conhecimento estatístico e de programação, culminando com a criação, em 1985, de um software para computadores IBM, desenvolvido por Steve Hermann, vice-presidente da Bretton-Clark, baseado no trabalho de Green. No mesmo ano, Johnson criou a empresa Sawtooth Software, que desenvolveu o software *Adaptive Conjoint Analysis (ACA)*, com base na ideia de que o computador poderia adaptar o questionário para cada respondente em tempo real, perguntando apenas os *trade-offs* mais relevantes, tornando assim o questionário mais curto e encorajando respostas mais realistas. Com estes softwares comerciais, veio a inclusão de funcionalidades que simulavam o mercado, com base nas escolhas dos respondentes, tornando possível para os tomadores de decisão simular novos produtos em ambientes competitivos. Assim, segundo o autor, a Análise Conjunta se tornou rapidamente a técnica *survey* mais difundida e poderosa para a medição e predição de preferência de consumidores. Vale ressaltar que, durante esta década, apenas uma pequena parcela de especialistas utilizava o modelo baseado em escolhas discretas, devido à falta de ferramentas que facilitassem o seu uso.

Nos anos 1990, foram desenvolvidos novos softwares, que permitiam o uso de análise discreta. A empresa Sawtooth Software fomentou a discussão sob os diferentes tipos de Análise Conjunta, por meio de conferências e de publicações de pesquisas de seus usuários, tentando descobrir sob quais condições cada método de Análise Conjunta funcionava melhor. Durante este período, o método mais empregado ainda era o ACA (VRIENS; HUBER; WITTINK, 1997). Segundo Orme (2010), dois fatores foram decisivos para que o método *Choice-Based-Conjoint (CBC)* ultrapassasse o uso do ACA na virada do século:

- a) o lançamento de software comercial, em 1993, que facilitava o uso de CBC;
- e
- b) a aplicação do método *Hierarchical Bayes (HB)* para estimar utilidades individuais, baseadas em escolhas discretas, principalmente devido aos artigos e tutoriais desenvolvidos por Greg Allenby, da Universidade Estadual de Ohio.

Com este método de estimação, os problemas de atributos irrelevantes e de agregação foram resolvidos, ou ao menos controlados. Ainda nesta década, segundo o autor, foram desenvolvidas melhorias:

- a) nos modelos de segmentação em classes latentes – possibilitando a classificação dos respondentes em grupos relativamente homogêneos, com base em suas preferências;
- b) na coleta de dados online;
- c) na tecnologia computacional para a criação de gráficos;
- d) na memória e velocidade computacional, tornando técnicas como HB possíveis;
- e) no entendimento sobre a eficiência e o desenho dos questionários, utilizando-se conceitos de balanceamento de níveis, *overlap*, ortogonalidade e balanço de utilidade; dentre outros.

Na década de 2000, estudos acadêmicos começaram a utilizar métodos relacionados com o HB para desenvolver modelos mais complexos de preferência do consumidor, relaxando o pressuposto utilizado até então de modelo aditivo (Dieckmann et al, 2009; Ding, 2011). Além disso, nessa década, foram desenvolvidos modelos de customização de escolhas discretas para cada respondente, adaptando-se as respostas obtidas em tempo real. Também foi desenvolvida a metodologia *Adaptive Choice-Based Conjoint* (ACBC), em que, primeiro, o respondente seleciona um conjunto de produtos consideráveis (*screening task*), para então focar nos *trade-offs* (*choice task*), fazendo com que o modelo seja mais acurado, principalmente para produtos e serviço com alto grau de envolvimento, descrito por muitos atributos (GASKIN et al, 2007; JOHNSON; ORME, 2007). A Análise Conjunta continua evoluindo nos anos 2010, com estudos envolvendo novas aplicações, como Neuromarketing e Neuroeconomia (HEINONEN, 2016; GOUCHER-LAMBERT, 2017).

2.3.2 Tipos de Conjoint

Além do método tradicional de Análise Conjunta, onde os cenários são avaliados com escalas ordinais ou intervalar, Hair et al (2005) elencam duas variações: uma análise conjunta adaptativa (*Adaptive Conjoint Analysis - ACA*), para lidar com um

grande número de atributos; e uma análise conjunta baseada em escolhas (*Choice Based Conjoint Analysis - CBC*), para fornecer tarefas de escolha mais realistas que, ao invés de solicitar que o consumidor ordene ou avalie determinado fator, permite apenas que uma das alternativas de conjuntos de atributos seja escolhida – ou nenhuma delas.

O método tradicional, também conhecido como *Conjoint Value Analysis (CVA)* ou *Full-Profile Conjoint Analysis*, segundo Green e Srinivasan (1978), pode ser utilizado para medir até 6 atributos, podendo ser utilizados em *surveys* que utilizam lápis e papel. Neste tipo de Análise Conjunta, é possível medir a interação entre atributos – como marca e campus, por exemplo –, já que dois ou mais atributos são agrupados em um só atributo composto, com mais níveis. Porém, segundo Orme (2010), interações entre atributos com mais de 2 ou 3 níveis, são melhores mensuradas ao se utilizar o método CBC.

A vantagem do método adaptativo (ACA) é a possibilidade de avaliar-se mais atributos do que nos métodos tradicionais ou CBC. Isso é possível, pois os respondentes não avaliam todos os atributos de uma só vez, o que evita vieses de excesso de informação, estudados por Gilbride e Allenby (2004); Yee et al (2007); e Johnson e Orme (2007). Este método híbrido, que combina avaliações explícitas de atributos e níveis com comparações dois-a-dois, pode conter até 30 atributos, embora os estudos típicos que utilizam este método possuam entre 8 e 15 atributos (ORME, 2010). Como este método é adaptativo, ou seja, o questionário avança conforme as respostas anteriores do entrevistado, necessariamente precisa ser realizado com a ajuda de um computador. Primeiro, os entrevistados ranqueiam ou atribuem notas aos níveis dos atributos; Em seguida, eles classificam a importância de cada atributo; Com base nessas informações, são apresentados pares de produtos, que serão confrontados em uma escala de preferência. Porém, apenas alguns atributos – geralmente 2 ou 3 – destes produtos serão apresentados por vez. Como este método não inclui a interação entre os atributos, seu uso em estudos que queiram avaliar a sensibilidade a preço de cada marca, por exemplo, fica limitado. Outra desvantagem deste método ocorre quando se pretende utilizar o preço como um dos atributos: estudos conduzidos por Pinnell (1994) e Williams e Kilroy (2000) estimam que ocorra uma subestimação de sua importância, na ordem de 2 a 3 vezes. Segundo Huber (1997), este método funciona bem para compras que envolvem um envolvimento maior, sendo outros métodos mais indicados para processos de compra que envolvem poucos atributos.

De acordo com Sawtooth Software Inc (2013), hoje, a Análise Conjunta Baseada em Escolhas (CBC) é o mais difundido e utilizado método de análise conjunta. A empresa afirma que a principal característica que a distingue dos outros tipos de análises conjuntas é que os respondentes expressam preferências escolhendo conceitos de um *set* deles, ao invés de ordenar ou pontuá-los. Orme (2010) corrobora, afirmando que o método CBC mimetiza o processo de compra em contextos competitivos, pois, como no mundo real, o respondente escolhe dentre as opções disponíveis de produtos – podendo ver todos os atributos simultaneamente – ou ainda pode optar por desistir da compra, através da escolha da opção “nenhum”. Huber (1997) afirma que tarefas de escolhas – como as da CBC – são mais concretas que os abstratos exercícios de ranqueamento e avaliação por meio de notas e que, quando comparado aos métodos tradicional e ACA, geralmente o CBC resulta em maior ênfase nos atributos que são importantes e menor nos atributos desimportantes. Este método de *conjoint*, seguramente, é o mais próximo da realidade do aluno que pretende entrar em uma IES, pois, de forma geral, o mesmo escolherá apenas um conjunto de atributos (marca, campus, turno, preço, etc) dentre as opções, descartando as demais possibilidades.

Existem ainda diversas variações do método CBC. Uma delas, conhecida por *Chip Allocation*, ao invés de escolher apenas um dos produtos-conceitos, os entrevistados são orientados a pensar sobre suas próximas 10 compras, indicando o quanto de cada um dos produtos compraria. Em outra variação, os respondentes devem ranquear ou escolher a melhor e a pior alternativa dentre o set de produtos apresentados em cada tarefa. Estas variações, naturalmente, aumentam o esforço necessário por parte dos respondentes. Contudo, ainda não está claro se elas resultam em dados mais acurados.

Com o objetivo de aumentar o número de atributos possíveis de se avaliar na CBC, ainda foi desenvolvido o método de CBC de Perfil-Parcial (*Partial-profile CBC*), que mostra em cada tarefa, apenas parte dos atributos estudados, aleatoriamente alternados, de forma que cada respondente considere todos eles ao longo do exercício, fazendo com que o tamanho de amostra necessária aumente. Outra solução com vistas a aumentar o número de atributos possíveis de se avaliar é a *Adaptive Choice-Based Conjoint (ACBC)*, desenvolvida por Johnson e Orme (2007), que parte da premissa de que, em um processo de compra com muitas alternativas, o comprador primeiro avalia algumas características-chave para definir um set mais restrito de opções (*screening*),

para somente então ponderar os pontos fortes e fracos de cada uma das alternativas deste set. Assim, o modelo se baseia em um exercício inicial onde o respondente desenha seu produto ideal (*build-your-own - BYO*), para criar uma série de produtos-conceito ligeiramente similares a este produto. Na segunda parte do questionário, alguns destes produtos são apresentados e o respondente deve indicar se cada um dos produtos é uma possibilidade ou se ele será descartado. Ao final da rodada, o software identifica os eventuais casos em que o respondente considera apenas um nível de algum atributo e confirma esta necessidade com o entrevistado, fazendo com que produtos que não possuam esta característica não sejam mais exibidos. O exercício segue então para uma terceira parte, onde o entrevistado deve escolher entre as opções apresentadas – que são geradas de acordo com os resultados das seções anteriores, ou seja, são produtos similares ao desenhado pelo entrevistado, avaliados como uma possibilidade, que possuem as características absolutamente necessárias (*must-have*) e que não possuem as desqualificantes (*must-avoid*). Assim, o entrevistado é forçado a discriminar os produtos que diferem apenas em características secundárias.

2.3.3 Design do Experimento de CBCs

Existem duas principais escolas de pensamento quando o assunto é como desenhar o exercício de CBC. Alguns pesquisadores preferem o desenho ortogonal fixo (*fixed orthogonal designs*) enquanto outros optam pelo desenho aleatório controlado (*controlled random designs*).

O primeiro tipo de desenho geralmente resulta em uma versão única de questionário vista por todos os respondentes, com a vantagem de ser eficiente na mensuração do efeito principal e da interação particular do desenho que foi realizado. Porém, para casos onde há uma diferença grande no número de níveis de cada atributo, este método pode oferecer menos eficiência, quando comparado ao desenho aleatório.

O segundo método, por sua vez, apresenta para cada respondente um *set* único de questões, podendo variar a ordem dos atributos e dos conceitos mostrados. Geralmente utilizado quando o questionário é administrado com a ajuda de um computador, este método desenha exercícios quase-ortogonais, sendo ligeiramente inferior do que o método ortogonal em desenhos simétricos, mas pode ser superior quando há assimetria entre o número de níveis dos atributos. Além disso, este método

permite a medição de todas as interações, independentemente de terem sido consideradas importantes ou não na hora de gerar o desenho. Outra vantagem deste método frente ao desenho fixo, é a redução de vieses de ordem (*order effect*) e de efeitos de aprendizagem (*learning effect*).

Para gerar designs aleatórios, 4 técnicas se destacam:

- a) *Complete Enumeration*;
- b) *Shortcut Method*;
- c) *Balanced Overlap Method*; e
- d) *Random Method*.

Os dois primeiros são algoritmos de desenho heurísticos, que criam o exercício com base nos princípios de:

- a) mínima repetição, ou seja, cada nível de um atributo é mostrado o menor número de vezes dentro da mesma tarefa;
- b) balanceamento de nível, isto é, cada nível de um atributo é mostrado aproximadamente o mesmo número de vezes; e
- c) ortogonalidade: os níveis dos atributos são escolhidos para serem mostrados de forma independente de outros atributos, fazendo com que o efeito de cada nível – utilidade – possa ser mensurada de forma independente de outros efeitos.

O terceiro método, *Balanced Overlap*, apresenta certo grau de repetição dos níveis dos atributos dentro da mesma tarefa, fazendo com que aumente a precisão do efeito principal, em detrimento da mensuração da interação entre os atributos. Esse efeito também pode ser obtido com os outros métodos, através do aumento do número de conceitos exibidos em cada tarefa. Já a última técnica, puramente aleatória, utiliza amostra aleatória com reposição dos conceitos selecionados. A menos que o objetivo principal do estudo seja entender os efeitos de interação entre os atributos, este método não é recomendado (SAWTOOTH SOFTWARE, 2017).

2.3.4 Análises de CBCs

Contrastando com os métodos tradicional e ACA, que provinham resultados de preferência a nível de respondente de forma individual, o método CBC, inicialmente, só era analisado de forma agregada. Esta abordagem foi bastante criticada, sob o argumento de que os consumidores têm preferências únicas e que a análise agregada, que assume certa homogeneidade, não poderia ser tão acurada quanto análises realizadas a nível individual. Além disso, a análise agregada também não é independente a alternativas irrelevantes (*Independence of Irrelevant Alternatives - IIA*), fazendo com que o modelo falhe ao prever a participações no mercado, quando há efeitos de substituição diferenciados entre marcas. Uma forma de estimar as utilidades de cada atributo, que vem sendo usada a mais de três décadas, é por meio de Regressão Logística (*Aggregate Logit*). Este método pode ser bastante útil para experimentos onde os respondentes não podem ver cada item na quantidade suficiente de vezes necessária para permitir uma análise a nível individual.

Um método alternativo é a Análise de Classes Latentes (*Latent Class Analysis*), que detecta a homogeneidade relativa dos segmentos de respondentes e calcula estimativas para cada um destes segmentos, ao invés de considerar todos os respondentes como um único grupo homogêneo. Em casos de mercados segmentados, este modelo simula a estrutura do mesmo, gerando uma melhor previsão, quando comparado ao modelo agregado. Em outras palavras, a Análise de Classes Latentes tem os benefícios da estimação agregada, ao mesmo tempo em que reconhece a heterogeneidade do mercado.

Outro método mais avançado e poderoso para estimar utilidades é a Estimação Hierárquica Bayesiana (*Hierarchical Bayes Estimation - HB*), que reduz o problema das alternativas irrelevantes (IIA), acertando mais nas suas previsões, tanto a nível individual como em simulações de participação de mercado. Desenvolvido em meados dos anos 1990, exigia uma computação tão intensiva para a época, que suas primeiras aplicações precisavam de duas semanas de esforço computacional nos computadores mais potentes disponíveis, o que hoje não passa de 15 minutos (SAWTOOTH SOFTWARE, 2017). Este método tem como sua principal vantagem a habilidade de prover estimações de *part-worth* a nível individual, considerando apenas algumas poucas escolhas realizadas por cada indivíduo, através da utilização de algoritmos de

Monte Carlo via Cadeia de Markov (*Monte Carlo Markov Chain - MCMC*). Em um nível mais elevado, assume-se que os *part-worth* individuais são descritos por uma distribuição normal multivariada, caracterizada por um vetor de médias e uma matriz de covariâncias. Já em um nível menor, assume-se que, dado os *part-worth* individuais, as probabilidades de se escolher uma alternativa particular são definidas por um modelo de regressão logística multinomial (SAWTOOTH SOFTWARE, 2009).

Com base nas utilidades estimadas, pode-se construir um simulador de escolhas, considerando que os produtos que compõem o modelo são os únicos disponíveis neste mercado. As principais formas de se gerar estas simulações são através dos métodos *First Choice*, *Share of Preference* e *Purchase Likelihood* (SAWTOOTH SOFTWARE, 2017). O primeiro deles, *First Choice*, é o modelo mais simples, que utiliza a regra da máxima utilidade: ele assume que o respondente escolherá o produto com a maior soma de utilidades dos seus atributos (*part-worth*). Este método é particularmente adequado para situações onde os produtos ofertados são bastante similares entre si, pois é imune ao problema das alternativas irrelevantes. Porém, como escolhe somente o produto com utilidade composta mais alta, apresenta a desvantagem de ignorar os demais produtos, o que gera um erro-padrão maior, necessitando de uma amostra de respondentes maior. Já o método *Share of Preference* utiliza-se de regressão logística para estimar as participações de mercado, resultando em uma distribuição de mercado mais equilibrada do que o modelo anterior, pois captura mais informação sobre a preferência de cada indivíduo, levando em consideração não apenas o produto preferido por cada um, como também o quão mais desejado ele é, diminuindo o erro-padrão associado. Esse equilíbrio na distribuição de parcelas de mercado pode ser ajustado, se desejado, através de um parâmetro de ajuste exponencial. Porém, este método está sujeito ao problema das alternativas irrelevantes, devendo ser evitado em casos onde os produtos são muito similares. O método *Purchase Likelihood* considera a probabilidade declarada de compra de cada produto, desde que o questionário tenha sido previamente calibrado para gerar este tipo de análise, com base em estudos anteriores. Segundo Sawtooth Software (2017), os respondentes tendem a exagerar suas próprias intenções de compra, portanto, os resultados não devem ser interpretados literalmente.

2.4 MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO

Pesquisa Operacional é uma abordagem científica para a tomada de decisão, que busca o melhor desenho e operação de um sistema, geralmente sob condições que requerem a alocação de recursos escassos (WINSTON, 2004). Segundo o autor, o termo foi cunhado durante a 2ª Guerra Mundial, quando o governo britânico utilizou-se da expertise de cientistas e engenheiros para analisar diversos problemas militares. Os modelos matemáticos utilizados nesta área do conhecimento têm o objetivo de prescrever ou otimizar – maximizar ou minimizar – uma função objetivo, dentre os possíveis valores das variáveis de decisão, que satisfaçam as restrições dadas. Em 1947, George Dantzig desenvolveu um método eficiente para solucionar problemas de Programação Linear, denominado Simplex. Segundo Winston (2004), desde a criação deste algoritmo, esta técnica tem sido utilizada para solucionar problemas de otimização nas mais diversas indústrias – Financeira, Educacional, Ambiental, Petroleira, Logística – abrangendo aproximadamente 85% das empresas que compõem a Fortune 500.

Os modelos de Pesquisa Operacional podem ser classificados quanto a sua periodicidade:

- a) estáticos, quando as variáveis de decisão não envolvem sequência de decisões sob múltiplos períodos de tempo; e
- b) dinâmicos, quando envolvem decisões sequenciais, ao longo do tempo.

Também podem ser divididos quanto a sua linearidade:

- a) lineares, quando a função objetivo é linear e cada restrição é composta por uma equação ou inequação linear; e
- b) não-lineares, quando a função objetivo ou uma de suas restrições não são lineares.

Nos problemas de programação linear, as soluções ótimas locais sempre coincidem com os ótimos globais. Porém, nos casos de programação não-linear, isso não é necessariamente verdadeiro.

Quando uma ou mais variáveis de decisão necessitam ser um número inteiro (por exemplo, quando trata-se de uma contagem), o modelo é dito como inteiro, contrastando com os modelos não-inteiros, que permitem o uso de medidas fracionadas.

Ainda quanto ao método utilizado para se solucionar o problema, os modelos podem ser classificados em:

- a) determinísticos, quando se tem certeza de que a solução encontrada é ótima;
e
- b) estocásticos, quando se introduz aleatoriedade no modelo de busca pela solução, permitindo-se a fuga de ótimos-locais, em casos que não podem ser solucionados por modelos determinísticos.

No presente estudo, objetiva-se maximizar a receita de um conjunto de produtos, de forma agregada. Assim, a função objetivo será definida como a soma dos produtos das participações de mercado com seus respectivos preços. Além disso, os modelos utilizados para se chegar às participações de mercado – dependentes das utilidades e dos preços – não são lineares, utilizando a função exponencial, e^x . Portanto, para resolver o problema deste estudo, será necessário o emprego de modelos de programação não-linear.

Para solucionar problemas com funções objetivo não-lineares e restrições lineares, Wolfe (1967) desenvolveu o método dos Gradientes Reduzidos, que foi generalizado por Abadie (1969), para também possibilitar não-linearidade nas funções de restrição. Baseado na programação em Fortran GRG2, desenvolvida por Lasdon *et al* (1978), o Solver GRG não-linear (*Non-linear Generalized Reduced Gradient*), é uma extensão não-linear do Simplex, também disponibilizada no pacote do Microsoft Excel[®]. Segundo Frontline (2011), este método, que é tido como um dos mais robustos e confiáveis para resolver problemas difíceis de Programação Não-Linear, encontra soluções ótimas quando a função objetivo e as restrições são funções suaves das variáveis – *ie*, quando a função original, assim como a sua derivada de primeira ordem, não apresenta descontinuidades – sejam as funções convexas ou não-convexas. Uma função f é convexa se, para quaisquer pontos x e y , e qualquer t entre 0 e 1, $f(tx + (1 - t)y) \leq tf(x) + (1 - t)f(y)$.

Para problemas não-convexos, o método geralmente encontrará um ótimo-local – se existir – podendo ser também um ótimo-global ou não. Para aumentar as chances de encontrar um ótimo-global, pode-se utilizar uma variação deste modelo, que inicia o algoritmo de forma automática de múltiplos pontos iniciais distintos (*Multistart*

method), fazendo com que diversos pontos ótimos-locais sejam encontrados e confrontados.

Porém, existem problemas de otimização não-suaves e descontínuos, que não podem ser solucionados por estas metodologias abordadas. Nestes casos, pode-se utilizar um algoritmo genético ou evolucionário. Diferentemente dos métodos clássicos, estes algoritmos não-determinísticos, partem de amostras aleatórias – ou pseudoaleatórias – podendo gerar diferentes soluções para o mesmo problema, a cada execução. Estes métodos, ao invés de manter armazenada apenas uma solução ótima ao longo do processo, salva a cada iteração, uma população de candidatas a solução. Inspirados no papel das mutações no DNA dos seres vivos e no processo evolucionário das espécies, periodicamente, mudanças aleatórias são realizadas em um ou mais membros destas populações, resultando em novos possíveis candidatos a solução, que podem ser melhores ou piores do que os membros existentes na população anterior. De forma análoga à reprodução sexual, os algoritmos combinam elementos das soluções existentes, criando novas soluções com características mistas das soluções-pais, em uma operação de *crossover*, onde herdamos os valores das variáveis de decisão. Correspondente à Seleção Natural, um processo de seleção é realizado para definir quais membros continuam e quais serão descartados do modelo, baseado no cumprimento às restrições e na função objetivo.

Segundo a mesma empresa, o Método Evolucionário (*Evolutionary Solver*), geralmente encontra boas soluções para problemas em que o objetivo ou as restrições possuam funções não-suaves ou descontínuas. Quando este algoritmo estocástico é aplicado a problemas convexos suaves, será menos efetivo e eficiente do que o GRG não-linear. Pode-se também ser aplicado a problemas suaves não-convexos (que podem possuir múltiplos ótimos-locais) com a finalidade de se encontrar um ótimo-global – ou simplesmente outro ótimo-local melhor do que o encontrado com o método GRG não-linear puro. Porém, a empresa destaca que o método GRG não-linear com múltiplos inícios, solucionará estes problemas de forma igualmente satisfatória ou melhor.

3 METODOLOGIA

Este capítulo será dividido em dois tópicos: métodos de pesquisa e procedimentos do experimento.

3.1 MÉTODOS DE PESQUISA

A natureza do presente estudo é considerada aplicada, pois visa melhorar a eficiência ou eficácia de algo (GIL, 2007), visto que, identificadas as utilidades e sensibilidades a preço, pode-se simular os mercados em questão para se definir o preço que maximizará as receitas das firmas estudadas.

O trabalho também pode ser classificado, com base no seu objetivo geral, como uma pesquisa descritiva, pois essas pesquisas “têm como objetivo primordial a descrição das características de determinada população ou fenômeno ou, então, o estabelecimento de relações entre as variáveis” (GIL, 2007, p. 42).

A abordagem pode ser considerada hipotético-dedutivo, pois “se inicia pela percepção de uma lacuna nos conhecimentos, acerca da qual formula hipóteses e, pelo processo de inferência dedutiva, testa a predição da ocorrência de fenômenos abrangidos pela hipótese” (LAKATOS; MARCONI, 2003, p. 106), uma vez que pretende-se verificar se o novo método sugerido é mais eficiente que o anteriormente utilizado.

A pesquisa também pode ser considerada quantitativa, pois para se chegar aos resultados esperados serão utilizados métodos estatísticos, que permitem a constatação das relações entre as verificações simplificadas, obtidas a partir de conjuntos complexos, para posterior generalização sobre a sua natureza, ocorrência ou significado (LAKATOS; MARCONI, 2003).

Quanto aos procedimentos técnicos utilizados, a pesquisa pode ser considerada experimental, pois “consiste em determinar um objeto de estudo, selecionar as variáveis que seriam capazes de influenciá-lo, definir as formas de controle e de observação dos efeitos que a variável produz no objeto” (GIL, 2007, p. 47).

3.2 PROCEDIMENTOS DO EXPERIMENTO

Nos dois estudos abordados neste trabalho – realizados em uma cidade brasileira e outra da América Central – os questionários foram elaborados pela mesma equipe, com o auxílio do software *Lighthouse Studio 9*[®] e aplicados a alunos que estavam finalizando o ensino médio ou o haviam feito há não mais do que 12 meses. A coleta dos dados foi realizada em praças, shoppings e locais de grande circulação, por empresas terceiras locais, seguindo o método CASI (*Computer Assisted Self Interviewing*), forma em que o entrevistado responde a perguntas diretamente na tela de um computador, *smartphone* ou *tablet*. O controle da coleta foi realizado pela contratante, por meio de rigoroso processo de auditoria dos dados, realizado diariamente, durante os aproximados 30 dias de trabalho de campo, dentre os meses de maio e junho de 2016. Ao todo, foram realizadas e validadas 487 entrevistas na cidade brasileira, divididos em 4 cursos, e 441 na cidade da América Central, divididos entre 7 grupos de cursos relacionados.

Para determinar o tamanho amostral mínimo necessário, os desenvolvedores do software utilizado recomendam que a seguinte inequação seja satisfeita (ORME, 2010), onde n é o número de respondentes, t é o número de tarefas, a é o número de alternativas ou conceitos exibidos por tarefa – sem incluir a alternativa “nenhuma” – e c é o maior número de níveis dentre os atributos.

$$\frac{n \times t \times a}{c} \geq 500$$

No estudo conduzido na cidade centro-americana, para cada área de estudo, 63 entrevistados realizaram 14 tarefas cada, escolhendo entre 4 alternativas mais a opção “nenhuma”, sendo o atributo preço o que continha o maior número de níveis (7), resultando num índice de 504, o que satisfaz a inequação.

Já no estudo realizado no Brasil, foram 125 entrevistados no curso analisado, com o mesmo número de 14 tarefas e 4 conceitos, por respondente. Porém, neste caso, foram utilizados 9 níveis de preço. Assim, o índice calculado é de 778, também satisfazendo a inequação.

No estudo brasileiro, foram utilizados os seguintes atributos, com seus respectivos níveis:

- a) marca: A, B, C, D, E, F, G, H;
- b) turno: diurno, noturno;

- c) preço: -50%, -30%, -20%, -10%, preço de mercado, +10%, +20%, +30%, e +50%.

De forma similar, no estudo centro-americano, foram utilizadas as seguintes variáveis:

- a) marca: A, B, C, D, E, F;
 b) matérias: matrícula, mais 2, 3 ou 4 matérias;
 c) flexibilidade de horários: somente diurno, ou turno livre;
 d) preço: -30%, -20%, -10%, preço de mercado, +10%, +20%, +30%.

Em ambos os casos, não foram utilizadas restrições na formação dos conceitos, ou seja, todas as combinações dos diferentes níveis dos atributos foram consideradas válidas.

Os exercícios para ambos os estudos foram gerados da mesma forma: utilizou-se o método *Complete Enumeration*, com 300 versões de questionário cada. A figura 1 exemplifica o layout de cada tarefa, onde o respondente escolhe apenas uma alternativa, para o estudo centro-americano.

Figura 1 – Modelo de *Conjoint Based-Choice* utilizadas
 Dentre as opções abaixo, qual delas você prefere?

Tarefa 1 de 14				
Marca A	Marca B	Marca C	Marca D	
3 matérias + matrícula	4 matérias + matrícula	4 matérias + matrícula	2 matérias + matrículas	Nenhuma
Manhã e tarde	Manhã e tarde	Turno livre	Turno livre	
\$ 100	\$ 130	\$ 120	\$ 90	
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

O estudo brasileiro envolveu 4 cursos, sendo o de Pedagogia o que foi escolhido para este trabalho, pois sozinho, este curso representa 8,43% dos novos ingressos no Ensino Superior Privado brasileiro e 8,66% do total de matrículas (INEP, 2017). De

forma similar, o estudo centro-americano foi dividido em 7 agrupamentos de cursos em áreas do conhecimento. Foi utilizado neste estudo a área de Negócios, composta pelos cursos de Administração, Marketing, Contabilidade Pública e Economia. As análises dos dados foram realizadas com o auxílio dos softwares Lighthouse Studio 9® e Microsoft Excel 2013®. Primeiramente, os dados foram analisados pelo modelo tradicional. Logo em seguida, as alterações do modelo desenvolvido foram aplicadas, para posterior comparação entre os resultados dos dois modelos.

Para os dois casos estudados, o mesmo procedimento foi utilizado para a análise dos dados: (i) foram calculadas as utilidades de cada atributo e as respectivas contribuições relativas de cada nível; Para gerar as estimações de utilidade, foi empregado o método HB (*Hierarchical Bayes*), com 10.000 interações para cada respondente, sem adição de restrições ou covariações. Todos os atributos foram definidos como *part-worth*, com exceção do preço, que foi configurado como linear, uma vez que é plausível assumir todos os valores dentro do intervalo limitado como possíveis preços.

Em seguida, (ii) foram simuladas as participações de mercado para cada combinação de produto e nível de preço, para os cursos das instituições-foco do estudo, considerando-se estáveis os preços dos concorrentes. Este processo, realizado com base nas estimações de utilidade, se valeu do método *Share of Preference*, sem incluir a opção "Nenhuma" e com nível de precisão de 2 casas decimais. Foi utilizado um fator de escala exponencial igual a 1 e o preço foi definido como uma variável contínua.

Então, (iii) foram calculadas as sensibilidades a preço para cada nível de preço,

através da equação
$$Ep = \frac{\frac{\text{Participação de mercado } i}{\text{Participação de mercado } m} - 1}{\frac{\text{Preço } i}{\text{Preço } m} - 1}$$
, para os diferentes níveis de preço i ,

sendo m o valor de mercado, ou seja, quando $p = 1$.

Com base nestas informações, (iv) as receitas esperadas para cada produto de interesse foi calculada, através da equação $Re_i = p_i \times pm_i$, sendo p_i os diferentes i níveis de preço definidos e pm_i suas respectivas participações de mercado.

Em seguida, (v) através do método do Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) Não-Linear com múltiplos inícios, foram testados os preços ótimos para cada produto individualmente, mantendo-se os demais com preços constantes, possibilitando a seleção de infinitos preços intermediários à escala anteriormente definida.

Adicionalmente, (vi) simulou-se um cenário com cada produto precificado de acordo com o resultado de seu preço ótimo individual, de forma simultânea.

Então, (vii) as participações de mercado e as receitas esperadas de todas simulações realizadas foram comparadas.

O modelo desenvolvido é similar ao tradicional. Porém, ao invés de calcular-se os preços ótimos individualmente para cada produto, foi gerado um simulador que não parte da premissa anterior de que os preços dos demais *players* devem manter-se estáveis. Assim, (viii) foi definida a função objetivo como sendo a soma das receitas individuais de cada produto de interesse, com seus respectivos preços definidos como variáveis controladas, sujeitos as restrições de que cada preço deveria estar compreendido dentro da faixa de preço delimitada pelo modelo. Com o auxílio do suplemento para Excel *Solver*, as receitas conjuntas foram maximizadas, através do método GRG Não-Linear com múltiplos inícios e os resultados obtidos comparados com os do método tradicional.

4 RESULTADOS

Este capítulo será dividido em dois tópicos: caso brasileiro e caso centro-americano.

4.1 CASO BRASILEIRO

Para o estudo brasileiro, os atributos medidos foram: Marca, Turno e Preço. A tabela 1 apresenta a importância relativa de cada um deles, com seus respectivos desvios-padrão e limites inferior e superior, considerando-se um intervalo de confiança de 95%.

Tabela 1 – Estudo brasileiro: importância relativa dos atributos

Atributo	Importância	Desvio-Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
Marca	43,04	14,35	40,53	45,56
Turno	7,85	9,40	6,21	9,50
Preço	49,10	17,46	46,04	52,16

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Como pode ser observado, o atributo mais importante para este mercado é o preço, com 49,10% da importância relativa empregada pelos respondentes, seguido de perto por Marca, com 43,04%, ambos muito acima dos 7,85% da valorização do turno.

A tabela 2, análoga a tabela 1, apresenta as utilidades relativas dos níveis, para cada atributo. Observa-se que o nível mais desejado do atributo Marca é a Instituição C, seguida pelas Instituições H e G. Também pode-se perceber, sem análises adicionais, que os entrevistados preferem estudar à noite e que, como era de se esperar, o preço apresenta uma utilidade negativa.

Tabela 2 – Estudo brasileiro: utilidade dos níveis dos atributos

Atributo	Nível	Utilidade	Desvio-Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
Marca	A	-17,86	37,38	-24,42	-11,31
	B	5,55	25,36	1,10	9,99
	C	36,84	32,17	31,20	42,48
	D	-70,52	14,60	-73,08	-67,96
	E	-10,67	28,26	-15,62	-5,71
	F	2,31	21,51	-1,46	6,08
	G	26,94	39,75	19,98	33,91
	H	27,41	25,00	23,03	31,79
Turno	Diurno	-4,56	17,82	-7,69	-1,44
	Noturno	4,56	17,82	1,44	7,69
Preço	Preço	-145,09	58,29	-155,31	-134,87
Nenhuma		3,97	72,14	-8,68	16,62

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Para gerar as simulações do estudo brasileiro, foram definidos os 16 produtos possíveis, combinando-se Marca com os dois turnos do modelo, independentemente de serem ofertados ou não. Variou-se então o preço de cada produto por vez, mantendo-se os demais constantes, resultando na tabela 3, que resume este processo, apresentando as respectivas participações de mercado – em percentual – de cada produto, aos diferentes níveis de preço, sendo o turno Diurno representado pela letra D e o noturno por N. A preços de mercado, a marca C apresenta maior participação de mercado (46,99%), segundo o modelo, somando-se os turnos diurno e noturno, enquanto que a marca G – foco do estudo – apresenta 15,48%. Como era de se esperar, de uma forma geral, conforme o preço do produto aumenta, a participação de mercado diminui.

Tabela 3 – Estudo brasileiro: participação de mercado (%) a diferentes níveis de preços

Produto	-50%	-40%	-30%	-20%	-10%	Preço Merc.	+10%	+20%	+30%	+40%	+50%
A_D	52,23	47,17	38,75	24,73	9,98	2,68	0,77	0,36	0,24	0,18	0,14
A_N	54,12	47,26	35,84	20,11	7,28	2,06	0,76	0,43	0,31	0,25	0,21
B_D	59,48	53,98	45,49	30,79	13,39	4,37	1,63	0,80	0,48	0,33	0,24
B_N	62,17	55,73	43,90	24,53	8,56	2,97	1,43	0,87	0,59	0,43	0,33
C_D	69,48	66,67	62,98	56,72	44,32	24,49	8,99	3,41	1,78	1,18	0,88
C_N	76,29	72,84	67,80	59,27	43,09	22,50	10,38	5,66	3,69	2,68	2,07
D_D	11,21	2,61	0,54	0,16	0,07	0,04	0,03	0,02	0,02	0,01	0,01
D_N	8,37	2,07	0,61	0,26	0,15	0,10	0,07	0,05	0,04	0,04	0,03
E_D	51,15	43,15	30,24	14,84	4,91	1,49	0,65	0,41	0,31	0,26	0,23
E_N	53,79	43,57	28,09	12,44	4,51	2,07	1,28	0,94	0,76	0,66	0,59
F_D	58,27	51,16	37,66	17,47	5,03	1,61	0,77	0,49	0,36	0,29	0,25
F_N	61,08	51,35	33,79	13,85	4,53	2,00	1,22	0,88	0,70	0,59	0,52
G_D	68,41	61,65	47,83	26,94	12,36	6,65	4,54	3,59	3,07	2,76	2,55
G_N	74,82	65,61	47,87	27,07	14,09	8,83	6,57	5,37	4,64	4,17	3,85
H_D	66,17	61,37	53,70	39,62	20,49	8,03	3,50	1,94	1,27	0,91	0,69
H_N	74,27	68,63	57,76	39,60	20,82	10,10	5,88	4,04	3,01	2,35	1,92

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Calculou-se então a elasticidade a preço (E_p) para cada par de participação de mercado e preço apresentado na tabela 3, em relação aos seus valores equivalentes a preço de mercado. A tabela 4 apresenta o resultado destes cálculos.

Tabela 4 – Estudo brasileiro: elasticidade a preço a diferentes níveis de preços

Produto	-50%	-40%	-30%	-20%	-10%	+10%	+20%	+30%	+40%	+50%
A_D	-36,95	-41,47	-44,83	-41,11	-27,22	-7,11	-4,32	-3,04	-2,33	-1,90
A_N	-50,64	-54,95	-54,76	-43,88	-25,42	-6,31	-3,94	-2,82	-2,19	-1,79
B_D	-25,19	-28,35	-31,33	-30,19	-20,62	-6,27	-4,09	-2,97	-2,31	-1,89
B_N	-39,87	-44,42	-45,94	-36,30	-18,84	-5,19	-3,54	-2,67	-2,14	-1,77
C_D	-3,67	-4,30	-5,24	-6,58	-8,09	-6,33	-4,30	-3,09	-2,38	-1,93
C_N	-4,78	-5,59	-6,71	-8,17	-9,15	-5,38	-3,74	-2,79	-2,20	-1,82
D_D	-540,35	-155,12	-40,59	-14,01	-6,93	-3,24	-2,54	-2,08	-1,75	-1,50
D_N	-171,08	-51,11	-17,73	-8,58	-5,28	-2,82	-2,25	-1,85	-1,56	-1,35
E_D	-66,65	-69,89	-64,31	-44,81	-22,97	-5,66	-3,63	-2,63	-2,06	-1,69
E_N	-49,88	-50,03	-41,82	-25,00	-11,74	-3,81	-2,73	-2,11	-1,71	-1,43
F_D	-70,26	-76,81	-74,51	-49,17	-21,18	-5,22	-3,48	-2,58	-2,04	-1,69
F_N	-58,95	-61,55	-52,87	-29,56	-12,62	-3,91	-2,80	-2,17	-1,77	-1,48
G_D	-18,57	-20,67	-20,64	-15,25	-8,58	-3,18	-2,30	-1,79	-1,46	-1,23
G_N	-14,95	-16,08	-14,74	-10,33	-5,97	-2,56	-1,96	-1,58	-1,32	-1,13
H_D	-14,48	-16,61	-18,96	-19,67	-15,52	-5,64	-3,79	-2,81	-2,22	-1,83
H_N	-12,71	-14,49	-15,73	-14,60	-10,62	-4,18	-3,00	-2,34	-1,92	-1,62

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Como pode ser observado na tabela 4, a elasticidade não é constante para um mesmo produto, nos diferentes pontos testados, apresentando um valor absoluto maior quando se baixa o preço do que quando se o aumenta, indicando que os entrevistados são mais sensíveis à queda de preços do que ao aumento dos mesmos. Observa-se também que todos os coeficientes possuem valores absolutos maiores do que 1, configurando-se como uma demanda elástica ao longo de toda a faixa de preços testada. Ou seja, para todos os pontos testados, a variação percentual do preço provocará uma variação maior, em termos percentuais, na participação de mercado do produto em questão.

A receita esperada de i para cada produto de interesse foi calculada através da equação $Re_i = p_i \times pm_i$, sendo p_i os diferentes i níveis de preço e pm_i suas respectivas participações de mercado. No estudo brasileiro, objetivou-se maximizar as receitas da instituição G. Portanto, foram calculadas as receitas para cada nível de preço testado para os dois produtos ofertados pela marca G, que são apresentados na tabela 5.

Tabela 5 – Estudo brasileiro: receita esperada a diferentes níveis de preços

Produto	-50%	-40%	-30%	-20%	-10%	Preço Merc.	+10%	+20%	+30%	+40%	+50%
G_D	34,21	36,99	33,48	21,55	11,13	6,65	4,99	4,30	4,00	3,86	3,83
G_N	37,41	39,37	33,51	21,65	12,69	8,83	7,23	6,44	6,03	5,83	5,77

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Para facilitar a análise, a tabela 6, gerada a partir dos resultados da tabela 5, apresenta os crescimentos ou decrescimentos de receita percentual em relação ao preço de mercado, para cada nível de preço.

Tabela 6 – Estudo brasileiro: crescimento da receita esperada a diferentes níveis de preços

Produto	-50%	-40%	-30%	-20%	-10%	Preço Merc.	+10%	+20%	+30%	+40%	+50%
	G_D	414%	456%	403%	224%	67%	0%	-25%	-35%	-40%	-42%
G_N	324%	346%	280%	145%	44%	0%	-18%	-27%	-32%	-34%	-35%

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Como pode ser observado na tabela 6, dentre os níveis de preço testados, a melhor opção (ie, maior receita) tanto para o curso diurno ofertado pela marca G, quanto para o noturno, é com desconto de 40% no preço de mercado, resultando em aumentos na receita de 456% e 346%, respectivamente. Porém, os preços testados foram arbitrariamente definidos e não compreendem todas as possibilidades de preços. Para testar o preço ótimo para cada produto individualmente, utilizou-se do método do Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) Não-Linear, com múltiplos inícios, resultando nos valores apresentados na tabela 7.

Tabela 7 – Estudo brasileiro: preços ótimos para cada produto de interesse

Produto	Preço Mercado		Melhor nível de preço definido			Receita otimizada por GRG		
	Preço	Receita	Preço	Receita	Crescimento (%)	Preço	Receita	Crescimento (%)
G_D	1,00	6,65	0,60	36,99	456	0,61	43,68	557
G_N	1,00	8,83	0,60	39,37	346	0,58	43,41	392

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Observa-se que, com o método de maximização da receita utilizado, os preços ligeiramente se deslocaram dos arbitrariamente definido 0,60, fazendo com que ambos os produtos aumentassem o crescimento percentual da receita em relação aos preços de mercado.

Os novos preços encontrados maximizam as receitas individuais de cada produto, mantendo os demais produtos – concorrentes ou não – constantes. Porém, cada uma destas simulações realizadas tem o pressuposto de que os preços dos demais produtos estejam constantes. Esta restrição não pode ser atendida para todos produtos de uma só vez, o que geraria uma participação de mercado acumulada maior do que 100%, o que obviamente não é possível. Assim, para simular o mercado como um todo, os preços dos produtos de interesse foram configurados para serem iguais aos valores ótimos individuais encontrados, mantendo-se os demais produtos – concorrentes – inalterados. A tabela 8 compara as participações de mercado para cada um dos produtos de interesse, considerando 4 cenários: preço de mercado, um produto sendo individualmente otimizado por vez, e preços maximizadores individuais aplicados simultaneamente.

Tabela 8 – Estudo brasileiro: participação de mercado para diferentes cenários

Produto	Preço de Mercado	Maximizações Individuais		Maximizações Consolidadas
		G_D	G_N	
G_D	6,65%	60,80%	3,95%	35,93%
G_N	8,83%	6,67%	67,58%	41,86%
Total G	15,48%	67,47%	71,53%	77,79%

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Observa-se que no cenário inicial, com todos os produtos a preços de mercado, a soma das participações de mercado dos produtos da firma G equivalem a 15,48% de todo o mercado estudado. Quando considera-se a maximização individual, o maior valor possível ocorre quando maximiza-se o turno noturno e mantem-se o outro produto constante, somando 71,53% do mercado para a Instituição G. Porém, quando se utiliza o preço ótimo individualmente encontrado de forma simultânea, a soma das participações de mercado totaliza 77,79%, sendo o melhor cenário encontrado até o momento.

Análoga à tabela 8, a tabela 9 apresenta as receitas para os mesmos 4 cenários. Como era de se esperar, as duas maximizações individuais apresentam resultados mais satisfatórios do que a preços de mercado. Porém, apesar da maximização individual do produto G_N ser a que gerou maior participação de mercado, é a do G_D que gera a maior receita: 43,68, frente aos 43,42 do produto G_N e dos 15,48 do mercado atual. Entretanto, quando se consideram os preços obtidos com as maximizações individuais de forma conjunta, a receita apresenta valores ainda maiores: 46,31.

Portanto, considerando-se que a firma G tenha por objetivo maximizar a sua receita, ela optaria por alterar os preços dos cursos diurno e noturno, simultaneamente, concedendo descontos de, respectivamente, 39% e 41%. Se o objetivo for buscar uma maior participação de mercado, independentemente de sua receita, a instituição deveria optar pela mesma escolha. Porém, as possibilidades de maximização da receita e da participação de mercado ainda não foram esgotadas e serão exploradas a seguir, com a aplicação do método desenvolvido neste trabalho.

Tabela 9 – Estudo brasileiro: receitas esperadas para diferentes cenários

Produto	Preço de Mercado	Maximizações Individuais		Maximizações Consolidadas
		G_D	G_N	
G_D	6,65	37,01	3,95	21,87
G_N	8,83	6,67	39,47	24,44
Total G	15,48	43,68	43,42	46,31

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Objetivando chegar ao ponto máximo de receita possível, o problema em questão foi redesenhado, deixando de ter como pressuposto a manutenção do preço dos demais produtos constantes. Assim, a maximização das receitas de forma conjunta equivale a solução de um problema de otimização, com a função objetivo Z sendo

$Max Z = (p_{G_D} \times pm_{G_D}) + (p_{G_N} \times pm_{G_N})$, sujeito às restrições das seguintes inequações:

- a) $0,5 \geq p_{G_D} \geq 1,5$;
 b) $0,5 \geq p_{G_N} \geq 1,5$.

Onde, p_i representa os preços dos diferentes i produtos e pm_i suas respectivas participações de mercado. Novamente, utilizando-se do método do Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) Não-Linear com múltiplos inícios, chegou-se a valores de p_i – variável controlada – que resultam em uma maior receita conjunta acumulada, de 47,27, frente aos 46,31 obtidos anteriormente no melhor dos cenários. A tabela 10 apresenta os valores ótimos encontrados, comparando-os com os resultados anteriores.

Tabela 10 – Estudo brasileiro: comparação de cenários: preço de mercado, melhor resultado obtido pelo método tradicional e método desenvolvido

Produto	Preço de Mercado			Método Tradicional			Método Desenvolvido		
	Preço	Part. Merc.	Receita	Preço	Part. Merc.	Receita	Preço	Part. Merc.	Receita
G_D	1,00	6,65%	6,65	0,61	35,93%	21,87	0,65	38,52%	24,94
G_N	1,00	8,83%	8,83	0,58	41,86%	24,44	0,65	34,50%	22,33
Total		15,48%	15,48		77,79%	46,31		73,02%	47,27

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Como pode ser observado, com o melhor dos modelos anteriormente empregados, a receita apresentava um crescimento de 199%. Com a maximização conjunta aplicada, há um crescimento de 205% na receita esperada, em comparação com o preço de mercado, representando um aumento de 3% no crescimento da receita, se comparado ao método tradicional. Percebe-se também que, com o modelo de otimização das receitas de forma conjunta, apesar do crescimento da receita acumulada, a participação de mercado diminui em relação aos valores encontrados anteriormente, caindo de 77,79% para 73,02% do mercado estudado.

4.2 CASO CENTRO-AMERICANO

No estudo centro-americano, os atributos mensurados foram: marca da Universidade, quantidade de matérias a serem cursadas, disponibilidade de horários (livre ou limitado ao período diurno) e preço. A tabela 11 apresenta a importância relativa de cada um deles, com seus respectivos desvios-padrão e limites inferior e superior, considerando-se um intervalo de confiança de 95%. Para este estudo, o atributo mais importante é a marca da Universidade, com quase metade da importância,

seguido por preço, com aproximadamente 20% da importância relativa. Quase empatados como atributos de menor importância aparecem a quantidade de matérias e a disponibilidade de horário flexível.

Tabela 11 – Estudo centro-americano: importância relativa dos atributos

Atributo	Importância	Desvio-Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
Marca	48,94	15,05	45,77	52,10
Quant. Matérias	16,02	10,58	13,80	18,24
Horário	15,36	11,39	12,97	17,76
Preço	19,68	12,03	17,15	22,21

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

A tabela 12, análoga a tabela 11, apresenta as utilidades relativas dos níveis, para cada atributo.

Tabela 12 – Estudo centro-americano: utilidade dos níveis dos atributos

Atributo	Nível	Utilidade	Desvio-Padrão	Limite Inferior	Limite Superior
Marca	A	8,03	66,69	-5,98	22,05
	B	1,81	49,55	-8,61	12,22
	C	-5,35	39,67	-13,69	2,98
	D	67,92	94,92	47,97	87,86
	E	-47,67	48,14	-57,79	-37,56
	F	-24,73	48,22	-34,86	-14,60
Quant. Matérias	2	-11,79	32,82	-18,69	-4,89
	3	-9,45	23,30	-14,34	-4,55
	4	21,24	30,13	14,90	27,57
Horário	Livre	-2,80	38,29	-10,84	5,25
	Diurno	2,80	38,29	-5,25	10,84
Preço		-111,84	105,80	-134,07	-89,60
Nenhuma		-155,68	253,25	-208,90	-102,46

Fonte: Dados da pesquisa (2017)

Para o atributo marca, a Universidade mais desejada de forma isolada é a D, seguida de longe pela marca A. Estas marcas, coincidentemente, são os dois competidores pertencentes ao mesmo grupo, que se deseja maximizar a receita de forma conjunta. A quantidade de matérias a serem cursadas de forma simultânea mais desejadas no experimento é 4 matérias, seguida por 3, indicando que os respondentes são sensíveis aos descontos progressivos ofertados com o aumento do número de matérias. Ao contrário do pensamento intuitivo, o horário mais preferido foi o limitado ao período diurno. Isso pode ter ocorrido devido aos menores preços relativos desta modalidade, quando comparados ao horário livre.

Como a opção de flexibilidade de horários não é uma prática neste país, a simulação do mercado para os fins deste estudo foi realizada sem a inclusão deste atributo. Para isso, define-se arbitrariamente o mesmo valor de nível para todos os produtos e o efeito deste atributo é neutralizado. Assim, foi simulado o mercado com os 18 produtos possíveis, combinando-se as marcas e número de matérias. Realizou-se então o mesmo procedimento do estudo brasileiro: variou-se o preço de cada produto

por vez, mantendo-se os demais constantes, resultando na tabela 13, que resume este processo, apresentando as respectivas participações de mercado – em percentual – de cada produto, aos diferentes níveis de preço, sendo o nome do produto composto pela letra que representa a instituição e pelo número de matérias cursadas de forma simultânea. Como era de se esperar, para qualquer produto, quando menor o preço, maior é a participação de mercado esperada.

Tabela 13 – Estudo centro-americano: participação de mercado (%) a diferentes níveis de preços

Produto	-30%	-20%	-10%	Preço de Mercado	+10%	+20%	+30%
A_2	15,46	12,41	9,60	7,22	5,39	4,08	3,19
A_3	14,23	10,99	8,20	6,03	4,47	3,39	2,67
A_4	19,39	15,83	12,39	9,41	7,09	5,40	4,24
B_2	8,35	6,42	5,01	4,02	3,33	2,85	2,52
B_3	7,05	5,38	4,21	3,39	2,82	2,42	2,13
B_4	11,97	9,48	7,59	6,19	5,17	4,43	3,89
C_2	6,51	4,97	3,90	3,16	2,64	2,28	2,02
C_3	5,90	4,51	3,54	2,87	2,40	2,07	1,83
C_4	9,68	7,58	6,04	4,93	4,12	3,55	3,12
D_2	13,00	11,28	10,00	9,07	8,37	7,86	7,48
D_3	16,55	14,73	13,31	12,23	11,41	10,79	10,31
D_4	22,04	19,62	17,68	16,15	14,97	14,05	13,33
E_2	3,07	2,56	2,19	1,92	1,72	1,58	1,47
E_3	2,73	2,28	1,95	1,70	1,52	1,38	1,28
E_4	4,16	3,50	3,02	2,66	2,40	2,20	2,04
F_2	4,52	3,58	2,93	2,46	2,13	1,89	1,71
F_3	4,09	3,29	2,74	2,34	2,05	1,84	1,68
F_4	7,17	5,88	4,93	4,24	3,73	3,34	3,05

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

A tabela 14 exhibe os resultados dos cálculos de elasticidade a preço (E_p) para cada par de participação de mercado e preço. Assim como ocorre no estudo brasileiro, a elasticidade não é constante para um mesmo produto, nos diferentes pontos testados, apresentando valores absolutos maiores nos níveis de preço mais baixos. Vale ressaltar, porém, que, diferentemente do caso brasileiro, as elasticidades para este mercado apresentam alguns pontos com elasticidades com dimensão menores do que 1, o que significa que, nestes locais, a variação de 1% no preço vai acarretar em uma variação na participação de mercado menor do que 1%. Pode ser observado também que, de forma geral, as elasticidades para este estudo apresentam valores absolutos menores do que no estudo brasileiro, indicando que os alunos deste país são menos sensíveis a alterações no preço, embora os atributos analisados não sejam exatamente os mesmos.

Tabela 14 – Estudo centro-americano: elasticidade a preço a diferentes níveis de preços

Produto	-30%	-20%	-10%	+10%	+20%	+30%
A_2	-3,81	-3,60	-3,30	-2,53	-2,17	-1,86
A_3	-4,53	-4,11	-3,59	-2,59	-2,19	-1,86
A_4	-3,53	-3,41	-3,17	-2,47	-2,13	-1,83
B_2	-3,58	-2,98	-2,46	-1,71	-1,45	-1,25
B_3	-3,60	-2,94	-2,41	-1,69	-1,44	-1,24
B_4	-3,12	-2,66	-2,26	-1,64	-1,42	-1,24
C_2	-3,54	-2,88	-2,35	-1,63	-1,39	-1,20
C_3	-3,52	-2,86	-2,35	-1,64	-1,40	-1,21
C_4	-3,21	-2,70	-2,26	-1,63	-1,40	-1,22
D_2	-1,44	-1,22	-1,03	-0,76	-0,67	-0,58
D_3	-1,18	-1,02	-0,88	-0,67	-0,59	-0,52
D_4	-1,21	-1,07	-0,94	-0,73	-0,65	-0,58
E_2	-1,99	-1,65	-1,39	-1,03	-0,89	-0,79
E_3	-2,01	-1,69	-1,44	-1,08	-0,95	-0,84
E_4	-1,88	-1,58	-1,34	-1,00	-0,88	-0,77
F_2	-2,77	-2,27	-1,88	-1,35	-1,17	-1,02
F_3	-2,49	-2,04	-1,70	-1,23	-1,07	-0,94
F_4	-2,30	-1,93	-1,63	-1,21	-1,06	-0,94

Fonte: Dados da pesquisa(2017).

Com o objetivo de maximizar as receitas das marcas A e D, elas foram calculadas para cada nível de preço testado, para todos os produtos compostos pelas marcas A ou D, da mesma forma realizada no estudo brasileiro, por meio da equação $Re_i = p_i \times pm_i$, sendo p_i os diferentes i níveis de preço e pm_i suas respectivas participações de mercado. Os resultados são exibidos na tabela 15.

Tabela 15 – Estudo centro-americano: receita esperada a diferentes níveis de preços

Produto	-30%	-20%	-10%	Preço de Mercado	+10%	+20%	+30%
A_2	10,82	9,93	8,64	7,22	5,93	4,90	4,15
A_3	9,96	8,79	7,38	6,03	4,92	4,07	3,47
A_4	13,57	12,67	11,15	9,41	7,80	6,48	5,51
D_2	9,10	9,02	9,00	9,07	9,21	9,43	9,72
D_3	11,58	11,78	11,98	12,23	12,55	12,95	13,40
D_4	15,43	15,70	15,91	16,15	16,46	16,86	17,33

Fonte: Dados da pesquisa(2017).

Para facilitar a análise, a tabela 16, gerada a partir dos resultados da tabela 15, apresenta os crescimentos ou decrescimentos de receita percentual em relação ao preço de mercado, para cada nível de preço. As opções testadas que geram maior receita para os produtos da marca A são as do menor preço testado, correspondendo a 70% do valor de mercado – ie, desconto de 30% –, enquanto que as melhores opções para a marca D são os produtos de maior preço, correspondendo ao aumento máximo testado de 30%. Comparando com o caso brasileiro, observa-se que, devido à baixa sensibilidade a preço, mesmo com 30% de desconto na mensalidade, as participações de mercado não aumentam tanto quanto às daquele estudo.

Tabela 16 – Estudo centro-americano: crescimento da receita esperada a diferentes níveis de preços

Produto	-30%	-20%	-10%	Preço de Mercado	+10%	+20%	+30%
A_2	50%	38%	20%	0%	-18%	-32%	-43%
A_3	65%	46%	22%	0%	-18%	-32%	-43%
A_4	44%	35%	18%	0%	-17%	-31%	-41%
D_2	0%	0%	-1%	0%	2%	4%	7%
D_3	-5%	-4%	-2%	0%	3%	6%	10%
D_4	-4%	-3%	-2%	0%	2%	4%	7%

Fonte: Dados da pesquisa(2017).

Assim como no caso anterior, otimizou-se as receitas de forma individual, através do método do Gradiente Reduzido Generalizado, com múltiplos inícios. Porém, os valores que maximizavam as receitas individualmente estavam todos no limite do modelo – 0,7 para os produtos da marca A e 1,3 para os produtos da marca D – assim, os valores identificados na tabela 16 já eram ótimos. A tabela 17 resume estes valores.

Tabela 17 – Estudo centro-americano: preços ótimos para cada produto de interesse

Produto	Preço de Mercado		Melhor nível de preço definido			Receita otimizada por GRG		
	Preço	Receita	Preço	Receita	Cresc. (%)	Preço	Receita	Cresc. (%)
A_2	1,00	7,22	0,7	10,82	50%	0,7	10,82	50%
A_3	1,00	6,03	0,7	9,96	65%	0,7	9,96	65%
A_4	1,00	9,41	0,7	13,57	44%	0,7	13,57	44%
D_2	1,00	9,07	1,3	9,72	7%	1,3	9,72	7%
D_3	1,00	12,23	1,3	13,40	10%	1,3	13,40	10%
D_4	1,00	16,15	1,3	17,33	7%	1,3	17,33	7%

Fonte: Dados da pesquisa(2017).

Os preços encontrados até então maximizam as receitas de cada um dos produtos de forma individual, porém não necessariamente de forma agregada. Simulou-se então o mercado de forma conjunta, com os produtos das marcas A e D utilizando os preços ótimos individuais encontrados, mantendo-se os preços da concorrência constantes. A tabela 18 compara as participações de mercado desta simulação com os demais cenários simulados anteriormente.

Como pode ser observado, a preços de mercado, a marca A acumula parcela equivalente a 22,66% do mercado, enquanto a marca D é responsável por 37,45%, totalizando juntas, 60,11%. Esta parcela aumenta, quando se diminui individualmente os preços da marca A, porém decresce quando são aumentados individualmente os valores da marca D. Esse fenômeno pode ser explicado pelo fato da elasticidade a preço ser mais acentuada quando se baixam os preços do que quando se aumenta-os. No caso centro-americano, assim como no estudo brasileiro, o cenário composto pelas combinações de preços maximizados individualmente, apresenta uma maior participação de mercado do que a maximização individual de cada produto, com os demais constantes.

Tabela 18 – Estudo centro-americano: participação de mercado para diferentes cenários

Produto	Preço de Mercado	Maximizações Individuais						Maximizações Consolidadas
		A_2	A_3	A_4	D_2	D_3	D_4	
A_2	7,22%	15,46%	5,40%	4,93%	7,35%	7,35%	7,41%	10,34%
A_3	6,03%	4,49%	14,23%	4,24%	6,16%	6,21%	6,27%	9,07%
A_4	9,41%	7,05%	7,23%	19,39%	9,59%	9,65%	9,81%	14,37%
D_2	9,07%	8,77%	8,76%	8,67%	7,48%	9,31%	9,42%	7,52%
D_3	12,23%	11,92%	11,83%	11,74%	12,46%	10,31%	12,69%	10,34%
D_4	16,15%	15,69%	15,59%	15,34%	16,47%	16,59%	13,33%	13,25%
Total	60,11%	63,38%	63,04%	64,31%	59,51%	59,41%	58,93%	64,89%

Fonte: Dados da pesquisa(2017).

De forma complementar, a tabela 19 apresenta as receitas esperadas, segmentadas da mesma forma do que a tabela 18.

Tabela 19 – Estudo centro-americano: receitas esperadas para diferentes cenários

Produto	Preço de Mercado	Maximizações Individuais						Maximizações Consolidadas
		A_2	A_3	A_4	D_2	D_3	D_4	
A_2	7,22	10,82	5,40	4,93	7,35	7,35	7,41	7,24
A_3	6,03	4,49	9,96	4,24	6,16	6,21	6,27	6,35
A_4	9,41	7,05	7,23	13,57	9,59	9,65	9,81	10,06
D_2	9,07	8,77	8,76	8,67	9,72	9,31	9,42	9,77
D_3	12,23	11,92	11,83	11,74	12,46	13,40	12,69	13,44
D_4	16,15	15,69	15,59	15,34	16,47	16,59	17,33	17,22
Total	60,11	58,74	58,77	58,50	61,75	62,51	62,93	64,08

Fonte: Dados da pesquisa(2017).

Diferentemente do que ocorreu no estudo brasileiro, alguns valores de receita esperada total – especificamente, quando se baixamos preços dos produtos da marca A – são inferiores do que a receita que seria esperada originalmente, com preços de mercado. Ou seja, nestes casos, os preços que otimizaram as receitas individuais dos produtos A_2, A_3 e A_4, fazem com que a soma das receitas das marcas A e D caia. É importante salientar que, para as maximizações individuais dos produtos A_2 e A_3, mesmo se considerássemos somente a soma das receitas da marca A, os 22,66% de participação de mercado inicial, cairiam, respectivamente, para 22,36% e 22,60%.

De forma similar ao caso brasileiro, o melhor cenário até então para as receitas combinadas das marcas A e D – assim como para as participações de mercado – é a simulação realizada com o preço definido como os valores ótimos individuais anteriormente encontrados. Assim, a firma que objetive maximizar tanto a sua participação de mercado quanto a sua receita conjunta com as marcas A e D deveria baixar em 30% os preços dos produtos da marca A, enquanto aumenta em 30% os dos produtos da marca D.

Visando um montante de receita combinada ainda maior, o pressuposto de manutenção do preço dos demais produtos-foco foi novamente flexibilizado, gerando o problema de otimização não-linear, $Max Z = (p_{A_2} \times pm_{A_2}) + (p_{A_3} \times pm_{A_3}) + (p_{A_4} \times$

$pm_{A_4}) + (p_{D_2} \times pm_{D_2}) + (p_{D_3} \times pm_{D_3}) + (p_{D_4} \times pm_{D_4})$, sujeito às restrições das seguintes inequações:

- a) $0,7 \geq p_{A_2} \geq 1,3$;
- b) $0,7 \geq p_{A_3} \geq 1,3$;
- c) $0,7 \geq p_{A_4} \geq 1,3$;
- d) $0,7 \geq p_{D_2} \geq 1,3$;
- e) $0,7 \geq p_{D_3} \geq 1,3$;
- f) $0,7 \geq p_{D_4} \geq 1,3$.

Onde, p_i representa os preços dos diferentes i produtos e pm_i suas respectivas participações de mercado. A tabela 20 resume os valores encontrados após a maximização global – novamente realizada pelo método GRG não-linear com múltiplos inícios –, comparando-os com os valores de mercado e com os preços ótimos individuais, obtidos pelo método tradicional.

Tabela 20 – Estudo centro-americano: comparação de cenários: preço de mercado, melhor resultado obtido pelo método tradicional e método desenvolvido

Produto	Preço de Mercado			Método Tradicional			Método Desenvolvido		
	Preço	Part. Merc.	Receita	Preço	Part. Merc.	Receita	Preço	Part. Merc.	Receita
A_2	1,00	7,22%	7,22	0,70	10,34%	7,24	0,95	8,18%	7,79
A_3	1,00	6,03%	6,03	0,70	9,07%	6,35	0,97	6,65%	6,45
A_4	1,00	9,41%	9,41	0,70	14,37%	10,06	0,94	11,62%	10,91
D_2	1,00	9,07%	9,07	1,30	7,52%	9,77	1,30	7,79%	10,12
D_3	1,00	12,23%	12,23	1,30	10,34%	13,44	1,30	10,69%	13,89
D_4	1,00	16,15%	16,15	1,30	13,25%	17,22	1,30	13,76%	17,89
Total		60,11%	60,11		64,89%	64,08		58,69%	67,06

Fonte: Dados da pesquisa (2017).

Como pode ser observado, os preços encontrados que maximizam a receita global, geram uma receita esperada de 67,06, determinando um aumento de 11,55% na receita original de mercado, frente a receita de 64,08, obtida com o método tradicional, que representa um aumento de 6,61%. Apesar da participação de mercado esperada ser menor, inclusive do que a original, este novo método de maximização global resultou em um crescimento da receita 74,82% maior do que o obtido pelo método tradicional.

5 CONCLUSÃO

O presente estudo comparou os resultados de maximizações nas receitas advindas de produtos de uma mesma firma – no caso brasileiro – ou de firmas de um mesmo grupo, que visam maximizar a receita de forma conjunta – no caso centro-americano – de forma individual e conjunta. Diversos cenários foram simulados nos dois mercados estudados: maximizações na receita de cada produto de interesse de forma individual com os demais produtos constantes; utilização dos preços ótimos individuais encontrados de forma simultânea; e, finalmente, maximizações da receita da soma dos produtos de interesse de forma conjunta. Como pôde ser observado, o último modelo, desenvolvido neste estudo, apresentou receitas globais mais satisfatórias do que o modelo tradicional, resultando no cumprimento do objetivo deste trabalho. Cabe observar que, a função objetivo utilizada sempre foi a da soma das receitas, sendo a soma das participações de mercado uma consequência dos preços definidos pelos modelos utilizados. Assim, uma firma que tenha por estratégia maximizar a sua participação de mercado, deve considerar outra função objetivo. Além disso, neste estudo, não foi definida uma participação de mercado mínima ou máxima desejada, o que poderia facilmente ser acrescentado, através da inclusão desta restrição no modelo de maximização não-linear.

É importante ressaltar também que estes modelos não acertarão sempre as suas previsões, pois diversos aspectos da realidade não são considerados nos mesmos. Dentre eles, destacam-se:

- a) a limitação do mercado aos competidores escolhidos para o estudo;
- b) a perfeita simetria de informação considerada pelo modelo, em que os alunos conhecem todas as marcas, preços e demais características dos produtos;
- c) a existência de oferta de todos os produtos desenhados;
- d) a capacidade de absorção, infraestrutura e disponibilidade de vagas em todas as Instituições, para os diferentes cenários possíveis;
- e) a premissa de que os entrevistados são racionais e têm interesse, autoridade e habilidade para fazer a escolha.

Usualmente, as firmas têm por objetivo maximizar seus lucros. Este trabalho, porém, não abrangeu os custos das Instituições de Ensino, limitando-se à maximização das receitas, sem considerar as despesas. Deve-se alertar, portanto, que os preços ótimos encontrados podem resultar em despesas que superam as correspondentes receitas, incorrendo em prejuízos para as firmas. Para próximos estudos, sugere-se a inclusão da variável custo no modelo, de forma que a função objetivo possa ser substituída por outra, que maximize o lucro das firmas de interesse ao invés das receitas. Sugere-se, também, a utilização de modelos de programação não-linear inteira, já que o número de alunos é limitado a um número específico de pessoas, não podendo existir participações de mercado para todos os infinitos pontos percentuais assumidos pelo modelo.

REFERÊNCIAS

- ABADIE, Jean. Generalization of the Wolfe reduced gradient method to the case of nonlinear constraints. **Optimization**, Berlin, p. 37-47, 1969.
- BATTESINI, Marcelo. **Método de análise conjunta com estimulação em duas etapas**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002.
- BATTESINI, Marcelo; CATEN, Carla S. T. Análise conjunta com estimulação em duas etapas. **Produto e Produção**, Porto Alegre, v. 8, n. 1, p. 31-51, mar. 2005. Disponível em: <<http://www.seer.ufrgs.br/ProdutoProducao/article/download/3191/1759>>. Acesso em: 16 maio 2017.
- BESANKO, David et al. **Economics of strategy**. 6. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2009.
- CHURCH, Jeffrey R.; WARE, Roger. **Industrial organization: a strategic approach**. Boston: McGraw-Hill, 2000.
- CONSELHO ADMINISTRATIVO DE DEFESA ECONÔMICA – CADE. **Guia de análise de atos de concentração horizontal**. Brasília, DF, 2016. Disponível em: <http://www.cade.gov.br/aceso-a-informacao/publicacoes-institucionais/guias_do_Cade/guia-para-analise-de-atos-de-concentracao-horizontal.pdf>. Acesso em: 30 ago. 2017.
- DIECKMANN, Anja; DIPPOLD, Katrin; DIETRICH, Holger. Compensatory versus noncompensatory models for predicting consumer preferences. **Judgment and Decision Making**, [S.l.], v. 4, n. 3, p. 200-213, 2009.
- DING, Min et al. Unstructured direct elicitation of decision rules. **Journal of Marketing Research**, [S.l.], v. 48, n. 1, p. 116-127, 2011.
- FRONTLINE SYSTEMS, INC. **Frontline Solvers User Guide**. Frontline Systems, Inc. v11.5, 2011. Disponível em <http://www.solver.com/files/_document/FrontlineSolvers_UserGuideV11.pdf>. Acesso em: 8 maio 2017.
- GASKIN, Steven et al. **Two-stage models: identifying non-compensatory heuristics for the consideration set then adaptive polyhedral methods within the consideration set**. Proceedings of the Sawtooth Software Conference. 2007. p. 67-83.
- GIL, A.C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4 ed. São Paulo: Atlas, 2007.
- GILBRIDE, Timothy J.; ALLENBY, Greg M. A choice model with conjunctive, disjunctive, and compensatory screening rules. **Marketing Science**, Providence, v. 23, n. 3, p. 391-406, 2004.

GOUCHER-LAMBERT, Kosa; MOSS, Jarrod; CAGAN, Jonathan. Inside the Mind: Using Neuroimaging to Understand Moral Product Preference Judgments Involving Sustainability. **Journal of Mechanical Design**, [S.l.], 2017.

GREEN, Paul E.; SRINIVASAN, Venkatachary. Conjoint analysis in consumer research: issues and outlook. **Journal of Consumer Research**, Gainesville v. 5, n. 2, p. 103-123, 1978.

GREEN, Paul E.; RAO, Vithala R. Conjoint measurement for quantifying judgmental data. **Journal of Marketing Research**, Chicago, p. 355-363, 1971.

HAIR, Joseph F. et al. **Análise multivariada de dados**. 5 ed. Porto Alegre: Bookman, 2015.

HEINONEN, Jarmo. **Conjoint Analysis with fMRI: A Novel Analytical Approach**. Neuroeconomics and the Decision-Making Process. 2016.

HUBER, Joel. What we have learned from 20 years of conjoint research: When to use self-explicated, graded pairs, full profiles or choice experiments. **Sawtooth Software Research Paper Series**, 1997.

INSTITUTO NACIONAL DE ESTUDOS E PESQUISAS EDUCACIONAIS ANÍSIO TEIXEIRA – INEP. **Microdados do Censo da Educação Superior - 2015**. Brasília, DF: INEP, 2017. Disponível em: <http://download.inep.gov.br/microdados/microdados_censo_superior_2015.zip>. Acesso em: 13 maio 2017.

_____. Sinopse Estatística da Educação Superior 2015. Brasília, DF, 2016. Disponível em: <<http://portal.inep.gov.br/basica-censo-escolar-sinopse-sinopse>>. Acesso em: 16 maio 2017.

JOHNSON, Richard M. Trade-off analysis of consumer values. **Journal of Marketing Research**, Chicago. p. 121-127, 1974.

JOHNSON, Richard M.; ORME, Bryan K. **A new approach to adaptive CBC**. Sawtooth Software Conference Proceedings, Sequim, WA. 2007.

KON, Anita. **Economia industrial**. São Paulo: Nobel, 1999.

KOTLER, Philip. **Administração de marketing**. 10. ed. Rio de Janeiro: Prentice-Hall do Brasil, 2000.

KREPS, David M.; SCHEINKMAN, Jose A. Quantity precommitment and Bertrand competition yield Cournot outcomes. **The Bell Journal of Economics**, New York, p. 326-337, 1983.

LAKATOS, Eva M; MARCONI, Marina de A. **Fundamentos de metodologia científica**. 5 ed. São Paulo: Atlas, 2003.

LASDON, Leon S. et al. Design and testing of a generalized reduced gradient code for nonlinear programming. **ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)**, New York, v. 4, n. 1, p. 34-50, 1978.

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**, Chicago, p. 350-367, 1983.

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

MALHOTRA, Naresh. K. **Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada**. 3 ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

MCFADDEN, Daniel et al. **Conditional logit analysis of qualitative choice behavior**. 1973.

OLIVEIRA, Romualdo Portela de et al. A transformação da educação em mercadoria no Brasil. **Educação & Sociedade**, Campinas, v. 30, n. 108, p. 739-760, 2009.

ORME, Brian. **Getting Started with Conjoint Analysis: Strategies for Product Design and Pricing Research**, v. 2, p. 1. Madison: LLC, 2010.

SAWTOOTH SOFTWARE, INC. **CBC/HB v5: Software for Hierarchical Bayes Estimation for CBC Data**, Aug. 2009. Disponível em: <http://www.sawtoothsoftware.com/download/ssiweb/CBCHB_Manual.pdf>. Acesso em: 13 mai. 2017.

_____. **Lighthouse Studio 9**, version 9.3.1: Sawtooth Software Inc, 2017.

_____. The CBC System for Choice-Based Conjoint Analysis. **Sawtooth Software Inc Technical Paper Series**, v. 8, fev. 2013. Disponível em: <<http://www.sawtoothsoftware.com/support/technical-papers/cbc-related-papers/cbc-technical-paper-2013>>. Acesso em: 29 maio 2016.

PINNELL, Jon. **Multistage Conjoint Methods to Measure Price Sensitivity**. ART Forum, Beaver Creek, Colorado, June. 1994.

UNITED STATES - US. Department of Justice; The Federal Trade Commission - FTC, **Horizontal Merger Guidelines**. Washington, DC, 2010. Disponível em <<http://www.ftc.gov/os/2010/08/100819hmg.pdf>>. Acesso em: 23 abr. 2017.

VARIAN, Hal. **Intermediate microeconomics: a modern approach**. 5 ed. New York: Norton, 1999.

_____. **Microeconomic analysis**. 3 ed. New York: Norton & Company, 1992.

VRIENS, Marco; HUBER, Joel; DICK, Wittink. **The commercial use of conjoint in North America and Europe:** Preferences choices and self-explicated data. Unpublished working paper, 1997.

WILLIAMS, Peter; KILROY, Denis. **Calibrating price in ACA:** The ACA price effect and how to manage it. Proceedings of Sawtooth Software Conference, p. 81-95, 2000.

WINSTON, Wayne L. **Operations Research.** Algorithms and Applications. 4. ed. Belmont: Brooks/Cole, 2004.

WOLFE, P. Methods for linear constraints. **Nonlinear Programming**, [S.l.], p. 99-131, 1967.

WYNER, Gordon A. Uses and limitations of conjoint analysis-part I. **Marketing Research**, [S.l.], v. 4, n. 2, p. 42, 1992.

YEE, Michael et al. Greedoid-based noncompensatory inference. **Marketing Science**, Providence, v. 26, n. 4, p. 532-549, 2007.