ANDRÉ MENDES

UM ESTUDO DO TESTE NÃO PARAMÉTRICO DE KOHLI APLICADO EM CONJOINT ANALYSIS

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada e Biometria, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS - BRASIL
2011

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e Classificação da Biblioteca Central da UFV

T
M538e
2011

Mendes, André, 1977-
Um estudo do teste não paramétrico de Kohli aplicado em *Conjoint Analysis* / André Mendes. – Viçosa, MG, 2011.
ix, 45f. : il. ; 29cm.

Inclui apêndices.
Orientador: Carlos Henrique Osório Silva.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.
Referências bibliográficas: f. 33-37

1. Estatística - Testes. 2. Comportamento do consumidor - Modelos matemáticos. 3. Consumidores - Preferência. 4. Analise conjunta (Marketing). 5. Pesquisa de mercado. 6. Levantamento de mercado. I. Universidade Federal de Viçosa. II. Título.

CDD 22. ed. 519.5354

ANDRÉ MENDES

UM ESTUDO DO TESTE NÃO PARAMÉTRICO DE KOHLI APLICADO EM CONJOINT ANALYSIS

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada e Biometria, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 05 de agosto de 2011

Prof. Jaques Silveira Lopes

Prof. Moyses Nascimento

Prof. José Ivo Ribeiro Júnior
(Co-orientador)

Prof. Carlos Henrique Osório Silva
(Orientador)

À minha esposa **Regiane**, com quem divido tudo, inclusive minha juventude. Que Deus permita envelhecermos juntos.

À minha filha **Maria Eduarda**, amor da minha vida e razão do meu viver. Papai te ama incondicionalmente.

Aos meus irmãos **Cristiano** e **Evandro Luiz** que estiveram sempre presente em boa parte da minha vida.

Ao meu pai **Evandro** pela amizade e companheirismo e, em especial, à minha mãe **Marlene**, por me ensinar o valor da vida em família e por me incentivar a estudar sempre.

AGRADECIMENTOS

Uma homenagem especial e o meu profundo agradecimento àqueles que contribuíram para mais uma etapa do meu crescimento:

A **Deus**, primeiramente, pois sem Ele nada sou e com Ele tudo posso;

Ao meu orientador, professor **Carlos Henrique Osório Silva**, por sua indescritível dedicação e zelo na orientação de cada etapa deste trabalho e, acima de tudo, pela amizade;

Ao meu prezado amigo Doutor Paulo Augusto Malta (**Guto**), pelas idas e vindas, pelo companheirismo e pela ajuda nos momentos mais cruciais ao longo dessa e de tantas outras caminhadas;

Aos **professores do departamento**, pela ajuda e conhecimentos transmitidos ao longo dessa etapa e, em especial, ao professor **Luiz Alexandre Peternelli**, pela enorme ajuda na simulação dos dados;

Aos **membros da banca**, pela confiança;

Aos amigos **Alex Temoteo, Tatiane Araújo** e **Maria de Lourdes (Lurdinha)**, por acreditarem na minha capacidade e me incentivarem a retomar o rumo dos estudos;

À diretora **Maria Amélia**, diretora da Escola Estadual Doutor Mariano da Rocha, pela disposição sempre que requisitada na elaboração de documentos necessários ao meu afastamento enquanto professor dessa escola;

À Maria de Lourdes (**Lurdinha**), minha sogra, por me acompanhar e cuidar da minha filha com tanto carinho e dedicação;

Ao Rogério Alves **(Gaúcho)**, companheiro do curso de Mestrado, grande amigo e parceiro durante esses dois anos de muita ralação;

A todos os **Amigos (as)** que, de alguma maneira, contribuíram para a obtenção desta conquista.

Muito obrigado!

BIOGRAFIA

ANDRÉ MENDES, filho de Evandro Iglesias Mendes e Marlene Sousa Mendes, nascido em 16 de abril de 1977, na cidade de Ponte Nova, MG.

Em fevereiro de 1992 iniciou o curso Técnico em Informática Industrial pela Escola Técnica Federal de Ouro Preto – MG (ETFOP).

Em março de 1998 ingressou no curso de Matemática na Universidade Federal de Viçosa – UFV.

Em março de 2009 iniciou o Mestrado no Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada e Biometria, do Departamento de Estatística, na Universidade Federal de Viçosa – MG, submetendo-se à defesa de Dissertação em 5 de Agosto de 2011.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS

LISTA DE FIGURAS

RESUMO

MENDES, André, M. Sc., Universidade Federal de Viçosa, agosto de 2011. **Um estudo do teste não paramétrico de Kohli aplicado em *Conjoint Analysis*.** Orientador: Carlos Henrique Osório Silva. Coorientadores: Fabyano Fonseca e Silva e José Ivo Ribeiro Júnior.

Neste trabalho avaliou-se o teste não paramétrico proposto por Kohli (1988), denominado teste h, para acessar a significância de atributos na *Conjoint Analysis* (CA). O referido teste foi comparado ao teste F da ANOVA (Análise de variância) com a execução de ambas as metodologias em 48 conjuntos de dados, sendo cada um a simulação da avaliação por 48 consumidores para oito tratamentos. Foram geradas notas de intenção de compra (ou preferência) numa escala ordinal formada pelos números inteiros de 1 a 9, sendo nota 1 para o tratamento menos preferido e 9 para o mais preferido, à semelhança de estudos realizados na área de Ciência e Tecnologia de Alimentos. Tomou-se como referência um modelo de CA aditivo e sem interação entre os atributos, com três atributos (A, B e C) e dois níveis cada, para formar os oito tratamentos num esquema fatorial completo 2^3. Foram definidos quatro cenários especificados por suas distintas Importâncias Relativas (IR%) entre os três atributos (e consequentemente amplitudes distintas entre os coeficientes de preferência): Cenário 1 – IR_A = 60%, IR_B = 30% e IR_C = 10%; Cenário 2 – IR_A= 40%, IR_B = 40% e IR_C = 20%; Cenário 3 – IR_A = 35%, IR_B = 35% e IR_C = 30% e Cenário 4 – IR_A = 5%, IR_B = 45% e IR_C = 50%. Para cada cenário, as notas foram geradas com erro aleatório seguindo duas distribuições de probabilidades distintas, ambas com média zero e desvio-padrão sigma (σ): distribuição normal e não normal (em forma de U). Adicionalmente, para cada uma destas duas distribuições foram utilizados diferentes valores de sigma (σ = 1,5; 2,0; 2,5; 3,0; 3,5 e 4,0). Concluiu-se que o teste h proposto por Kohli (1988) não deve ser recomendado com o intuito de apontar um atributo como significativo ou não, pois a utilização desse teste não permitiu relacionar a significância de um atributo com: (1) magnitude da importância relativa estimada na CA, (2) amplitude das estimativas dos coeficientes do modelo de regressão utilizado na CA comparada à magnitude da variância do erro aleatório do modelo, (3) ambas (1) e (2). Surpreendentemente, mesmo na ausência de normalidade do erro aleatório do modelo, o que teoricamente deveria desfavorecer o teste F da ANOVA em favor do teste h de Kohli (1988), este não se sobressaiu.

ABSTRACT

MENDES, André, M. Sc., Universidade Federal de Viçosa, August, 2011. **A study of nonparametric test of Kohli applied in *Conjoint Analysis***. Adviser: Carlos Henrique Osório Silva. Co-advisers: Fabyano Fonseca e Silva and José Ivo Ribeiro Júnior.

We conducted a consumers preference study with simulated data in order to compare Kohli's (1988) nonparametric test, called h test, for assessing attributes significance in Conjoint Analysis (CA), with the usual ANOVA F test. We simulated preference rates given by 48 consumers to eight treatments formed by a full factorial combination scheme of 3 attributes (A, B and C) with two levels each. Our main goal was to try to understand the theoretical basis for the h test. Thus, we considered an additive CA model with no interaction and defined four scenarios with distinct Relative Importances (RI) for the attributes (and consequently for the range of the part-worths, PW): Scenario 1 – RI_A = 60%, RI_B = 30% and RI_C = 10%; Scenario 2 – RI_A = 40%, RI_B = 40% and RI_C = 20%; Scenario 3 – RI_A = 35%, RI_B = 35% and RI_C = 30% and Scenario 4 – RI_A = 5%, RI_B = 45% and RI_C = 50%. For each scenario we also generated the random error values of the CA model from two distinct probability distribution models, both with zero mean and with standard deviation equal to sigma (σ): the normal distribution and a non-normal U shaped distribution. In addition, for each distribution we also investigated the following sigma values (σ = 1,5; 2,0; 2,5; 3,0; 3,5 and 4.0). Results did not allow us to relate significance of an attribute by Kohli's h test neither to (i) magnitude of the RI value, nor to (ii) range of PW's in comparison to the σ value. Even under non normal data the h test did not give understandable results (in a practical sense). We concluded that the h test should not be recommended.

1 INTRODUÇÃO

Compreende-se por *Conjoint Analysis*, métodos que permitem obter e analisar preferências, em experimentos de coleta de dados planejados para este propósito. O modelo estatístico empregado permite decompor as preferências globais por diferentes alternativas (comumente denominadas estímulos) em partes devidas às contribuições individuais de cada atributo que compõe o estímulo.

O termo Conjoint Analysis recebeu algumas traduções em português. Artes (1991) adotou o nome análise de preferência (AP) e justificou não utilizar a tradução literal porque o termo "conjunta" é utilizado em outras áreas da estatística com significado distinto. A tradução mais adequada parece ser experimento de análise de preferência. Esta é uma combinação da tradução feita por Artes (1991) e da expressão *Conjoint Analysis Experiment* que se encontra em Hair et. al. (1995, p. 564). Pretto (2007) utilizou a denominação Análise de Preferência Conjunta (APC). Já Temóteo (2008) e Bastos (2010) optaram por usar Análise Conjunta de Fatores (ANCF).

Neste trabalho ficou resolvido não traduzir a expressão *Conjoint Analysis* a qual será referida no texto pela sigla CA.

Nos estudos aplicados com CA, um dos objetivos é identificar quais são os atributos mais relevantes ou importantes na formação da preferência dos consumidores para novos estímulos (produto, serviço, idéias conceituais, etc). Na prática, um atributo é considerado como o mais importante quando apresenta a maior estimativa para o valor de Importância Relativa (IR%). Em alguns estudos, porém, pode-se empregar uma Análise de Variância (ANOVA) aos tratamentos avaliados. Sendo significativo o teste F da ANOVA, procede-se a aplicação de algum teste de comparação de médias, por exemplo, teste Tukey, conforme apresentado por Della Lucia (2008). Neste contexto, metodologias estatísticas que possam ser utilizadas para acessar a significância de um atributo, baseado no p-valor da estatística, merecem especial destaque.

Assim, no presente trabalho o objetivo geral foi conduzir um estudo para se avaliar o método estatístico apresentado por Kohli (1988) para acessar a significância de atributos na CA. Especificamente, objetivou-se compreender a base teórica desta metodologia num contexto mais aplicado, isto é, se a significância do atributo está relacionada à: (i) magnitude da importância relativa estimada na CA, (ii) amplitude das estimativas dos coeficientes do modelo de regressão utilizado na CA, comparada à magnitude da variância do erro aleatório do modelo, ou a ambos (i) e (ii). Portanto, realizou-se um estudo por simulação de dados para verificar o desempenho deste teste comparado ao teste F da ANOVA, em condições de normalidade ou não para um número pequeno de tratamentos (oito tratamentos).

Nos trabalhos científicos publicados no periódico *Journal of Marketing Research* no período de 1989 a 2011 e também em outros periódicos aplicados da área de marketing, tais como: Food Science and Technology, Journal of Marketing Practice, Journal of Business Research, International Journal of Research in Marketing (disponíveis no portal de periódicos da CAPES – www.periodicos.capes.gov.br) não se encontram referências quanto à utilização do teste proposto por Kohli (1988), fato este contrário a uma questão de interesse nos trabalhos aplicados que utilizam a CA: se o atributo deve ou não ser considerado como significativo.

Em síntese, neste trabalho objetivou-se verificar o porquê da não utilização do teste proposto por Kohli (1988), já que não se encontra referências a tal teste em nenhum trabalho científico publicado no periódico *Journal of Marketing Research* no período de 1989 a 2011 e também em outros periódicos aplicados da área de marketing, tais como: Food Science and Technology, Journal of Marketing Practice, Journal of Business Research, International Journal of Research in Marketing (disponíveis no portal de periódicos da CAPES – www.periodicos.capes.gov.br), fato este contrário a uma questão de interesse nos trabalhos aplicados que utilizam a CA: se o atributo deve ou não ser considerado como significativo.

A seguir, apresenta-se uma breve revisão a respeito da CA, seus aspectos gerais, uma alternativa de modelagem estatística e exemplos de aplicações em algumas áreas do conhecimento, bem como detalhamento da metodologia proposta por Kohli (1988). Na seção 3 descreve-se a forma como foi conduzido o estudo por simulação de dados além da base teórica para a significância de um atributo em CA. Na seção 4 são apresentados os principais resultados da aplicação da metodologia proposta por Kohli em comparação à ANOVA, enquanto que as principais conclusões e considerações finais são apresentadas na seção 5.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 *Conjoint Analysis*

A CA é uma técnica multivariada bastante aplicada na área de marketing e teve como estopim, que desencadeou a sua popularização o trabalho desenvolvido por Green e Rao (1971). Especificamente é utilizada para entender como os consumidores desenvolvem preferências por produtos ou serviços e se baseia na premissa simples de que eles avaliam o valor de um tratamento (produto ou serviço ou conceito – real ou hipotética), combinando as quantias separadas de valor, fornecidas por cada atributo. Atualmente ela é utilizada em estudos da segmentação de mercado, do posicionamento e do desenvolvimento de novos produtos.

A base conceitual para medir valor em CA é um julgamento subjetivo de preferência, único para cada indivíduo, denominado utilidade. No presente texto abordou-se uma alternativa de CA denominada decomposicional e que emprega notas de preferência numa escala métrica (*ratings based*). Bastos (2010) apresenta um resumo do histórico do desenvolvimento das alternativas de modelagem nos estudos da preferência do consumidor; Silva e Bastos (2010) apresentam detalhes de duas alternativas decomposicionais de CA: *ratings based* e *choice based*.

A utilidade engloba todas as características de um tratamento e como tal é uma medida de preferência geral. Em CA, utilidade é tida como baseada no valor da soma das utilidades parciais colocadas em cada um dos níveis dos atributos, e é expressa em relação definida por um modelo de regressão que reflete a maneira como a utilidade é formulada para qualquer combinação de atributos. Então, assume-se que os tratamentos com maiores valores de utilidade sejam os preferidos e, portanto, possuem maiores probabilidades de escolha pelos consumidores.

A CA é única entre os métodos multivariados, no sentido de que o pesquisador primeiro constrói um conjunto de tratamentos reais ou hipotéticos combinando níveis selecionados de cada atributo. Essas combinações são então apresentadas aos respondentes, os quais fornecem apenas suas avaliações gerais. Assim, o pesquisador está pedindo ao respondente para realizar uma tarefa muito realística – avaliar entre um conjunto de tratamentos. Os consumidores nada mais precisam dizer ao pesquisador, como o quão importante é um atributo individual para eles ou o quão bem o produto funciona em relação a um atributo específico. Como o pesquisador construiu os tratamentos de uma maneira específica, a influência de cada atributo sobre o julgamento de um consumidor quanto à utilidade pode ser determinada a partir das avaliações gerais dos respondentes (HAIR et al., 2005).

A seguir apresenta-se uma descrição de alguns dos principais termos técnicos empregados em textos que descrevem trabalhos com aplicação da CA e, em seguida, uma revisão resumida sobre as etapas envolvidas com a utilização da CA, (adaptada de Joseph et al. (2005) e Bastos (2010)).

- ***Conjoint Analysis* tradicional** – Metodologia que emprega os princípios clássicos da CA, usando um modelo aditivo da preferência de consumidor.
- **Consumidor, respondente ou julgador** – Correspondem às pessoas que participam da avaliação dos tratamentos ou estímulos, respondem questionários, etc. Em geral, trata-se de uma amostra aleatória de consumidores.
- **Delineamento** – Definição do conjunto de estímulos e do modo de apresentação deste aos consumidores, em geral para exibir as propriedades estatísticas específicas de ortogonalidade e balanceado (MACFIE et al., 1989).
- **Delineamento balanceado –** Delineamento de estímulos no qual cada nível de um atributo aparece um número igual de vezes.
- **Efeitos principais –** são os efeitos que cada atributo tem individualmente sobre a preferência dos consumidores.
- **Estímulos –** É o conjunto de tratamentos ao qual o consumidor é apresentado para avaliar, julgar, atribuir uma nota, responder perguntas a respeito e etc. Pode ser uma instrução, um questionário, um objeto real ou hipotético a ser pesquisado.
- **Fatores ou atributos –** São as características que compõem o tratamento (produto ou serviço), objeto de estudo da CA. Também são denominados variáveis independentes e, geralmente, são representados por letras maiúsculas.
- **Fatorial completo –** Método para formar estímulos para avaliação que gera todos os possíveis tratamentos ou estímulos, pela combinação de um nível de cada um dos atributos.
- **Fatorial fracionado –** Uma alternativa a um fatorial completo, que emprega apenas um subconjunto dos possíveis estímulos necessários para estimar os efeitos de interesse com base na regra de composição assumida (modelo de CA). Sua tarefa primária é reduzir o número de avaliações coletadas por consumidor.

- **Método de perfil completo (*full-profile*) –** Método de apresentação dos estímulos aos respondentes para a avaliação que consiste na completa descrição do tratamento pela combinação de um nível de cada atributo.
- **Modelo aditivo –** Modelo baseado na regra de composição aditiva, que considera que indivíduos apenas adicionam as utilidades parciais para calcular um escore geral ou valor total que indica utilidade ou preferência.
- **Modelo de composição –** É o modelo estatístico adotado na CA que relaciona as variáveis dependentes e independentes. Pode ou não incluir interações entre os atributos. A escolha do modelo para a CA depende dos objetivos e restrições do estudo. Para a estimação dos parâmetros do modelo existem muitas alternativas (Artes, 1991).
- **Níveis –** São desmembramentos ou alternativas dos atributos que servem para quantificá-los ou qualificá-los.
- **Ortogonalidade –** É uma restrição matemática que exige que os efeitos dos atributos sejam estimados de forma independente uns dos outros. Dessa forma, o cálculo de um efeito não é alterado por variações dos outros efeitos.
- **Tratamentos –** são as combinações dos níveis de atributos que serão apresentados aos consumidores.
- **Utilidade parcial –** É a estimativa para as preferências ou utilidades associadas a cada nível dos atributos. É conhecida também como coeficiente da preferência (CP) do modelo da CA tradicional.
- **Utilidade total –** Refere-se ao valor atribuído pelo consumidor ao tratamento. Em CA é assumido que a utilidade é formada pela combinação das utilidades parciais de um específico conjunto de níveis dos atributos (tratamento).

Para ser bem sucedido em seu estudo, o pesquisador deve ser capaz de descrever o produto ou serviço em termos de seus atributos e todos os valores relevantes (níveis) para cada atributo (JACQUES, 2005). Em termos de CA, descreve-se um tratamento por meio de seus níveis sobre o conjunto de atributos que o caracterizam. Por exemplo, a marca e o preço de um determinado defensivo agrícola poderiam ser dois atributos. O nome da marca poderia ter dois níveis (marcas X e Y), ao passo que o preço poderia ter quatro níveis (R$17,90, R$18,90, R$19,90 e R$20,90). Quando o pesquisador seleciona os atributos e os níveis para descrever um produto ou serviço de acordo com um plano específico, a combinação é conhecida como um tratamento ou estímulo. Dessa forma, um tratamento para o exemplo apresentado poderia ser o defensivo agrícola da marca X a R$20,90.

A flexibilidade da CA viabiliza sua aplicação em diversas áreas na qual as decisões são estudadas (HAIR et al., 2005, p. 327), de modo que se possa considerar que qualquer conjunto de objetos (marcas, companhias, etc) ou conceitos (posicionamento, benefícios, imagens, etc) possam ser avaliados como uma coleção de atributos. Após determinar a contribuição de cada atributo na avaliação geral do consumidor, o pesquisador pode então:

- Definir o tratamento com a combinação ótima de características,
- Estimar as contribuições relativas de cada atributo e de cada nível do atributo para a avaliação geral do tratamento,
- Usar as estimativas obtidas para obter novas estimativas de preferências para tratamentos diferentes formados pela combinação de níveis dos atributos não avaliados no estudo inicial,
- Isolar grupos de clientes potenciais que atribuem diferente importância às características para definir segmentos com potenciais altos e baixos,
- Identificar oportunidades de marketing explorando o potencial de mercado para combinações de características indisponíveis no momento.

A CA é considerada um modelo de decomposição porque utiliza como variável resposta uma preferência geral do consumidor sobre um objeto ou produto e o modelo de análise utiliza os níveis especificados pelo pesquisador para decompor a resposta do respondente em efeitos para cada nível. Em linhas gerais existem basicamente duas alternativas de avaliação da preferência: métrica ou não-métrica. Na modalidade não-métrica os respondentes ordenam os estímulos segundo sua conveniência. Na modalidade métrica os respondentes realizam uma avaliação por meio de notas de aceitação, de ordenação ou de intenção de compra (MALHOTRA, 2001).

A avaliação dos resultados em uma CA pode ser realizada tanto ao nível de análise individual quanto agregada. No nível individual, as informações obtidas para cada consumidor são analisadas separadamente. No nível agregado, os consumidores são agrupados de acordo com as semelhanças de seus coeficientes de preferência (CP). A interpretação dos resultados, em ambas as análises, é feita a partir do modelo ajustado e das Importâncias Relativas (IR) estimadas. Neste processo, o atributo de maior importância é aquele que apresentar um maior valor de IR, conforme mencionado por Malhotra (2001, p. 559).

A simplicidade e flexibilidade da CA são baseadas em diversas suposições feitas pelo pesquisador, que, por sua vez, deve tomar várias decisões-chave ao planejar o experimento e analisar os resultados. Por não se tratar de objeto de interesse nesse estudo, a seguir são apresentados, de forma sucinta, os passos gerais seguidos no delineamento e execução de um experimento de CA (DELLA LUCIA, 2008):

1º passo: Seleção de atributos,

2º passo: Determinação dos níveis dos atributos,

3º passo: Escolha do modelo para análise,

4º passo: Seleção do método de coleta de dados,

5º passo: Definição do arranjo de tratamentos e da forma de apresentação,

6º passo: Avaliação dos tratamentos,

7º passo: Análise dos dados,

8º passo: Interpretação dos resultados.

2.2 Modelo Estatístico

Considere um experimento com n atributos (variáveis qualitativas ou quantitativas), cada um com m_i níveis. Cada tratamento é obtido pela combinação entre os níveis dos atributos, constituindo, assim, um fatorial. Se os valores de n e m_i forem pequenos, pode-se adotar um fatorial completo no experimento. Contudo, ao se aumentar n e m_i, poderá ocorrer um grande aumento no número de tratamentos, o que leva à fadiga do consumidor, tornando inviável a utilização do fatorial completo, dando lugar ao uso de fatoriais fracionados. Todos os tratamentos são submetidos à avaliação pelos consumidores, em geral quanto à aceitação ou intenção de compra. Estes consumidores podem, por exemplo, atribuir notas, em uma escala previamente estabelecida. Neste caso as notas são as variáveis respostas ou os dados submetidos à análise. Um modelo estatístico comumente utilizado em CA é

$$Y_{jk} = \tau_j + \varepsilon_{jk}, \qquad (2.1)$$

sendo

$$\tau_j = \beta_0 + \sum_{i=1}^{m_i} \beta_{1i} X_{1i}^{j} + \ldots + \sum_{i=1}^{m_n} \beta_{ni} X_{ni}^{j},$$

onde, Y_{jk} é a variável resposta (nota de aceitação ou intenção de compra) dada pelo k-ésimo consumidor ao j-ésimo tratamento, para j = 1, 2,..., N tratamentos avaliados por cada um dos k consumidores participantes da pesquisa. Para s = 1, 2,..., n atributos cada um com m_i níveis, tem-se $X_{si}^{j} = 1$ quando o i-ésimo nível do s-ésimo atributo está presente no j-ésimo tratamento e $X_{si}^{j} = 0$ caso contrário. β_{si} é o *part-worth* ou o coeficiente de preferência (CP) associado ao i-ésimo nível do s-ésimo atributo. O termo ε_{jk} é o erro aleatório não observável associado à observação Y_{jk}. Usualmente se assume independência entre e dentro de consumidores, normalmente distribuído com média igual a zero e variância σ^2 (homogeneidade). Na prática se admite que o erro aleatório inclui o efeito de todas as outras variáveis não contempladas pelo modelo tais como, diferenças de preferências entre os indivíduos, erros de medição na execução do experimento e/ou na coleta e digitação dos dados, dentre outras. O modelo (2.1) pode ser apresentado compactamente na notação matricial como $Y = X\beta + \varepsilon$, em que Y é o vetor de observações correspondente aos tratamentos avaliados, X é a matriz de variáveis indicadoras da presença ou ausência dos níveis dos atributos e β é o vetor de parâmetros a ser estimado. O modelo (2.1) é denominado de efeitos principais, pois não inclui interações entre os atributos. Segundo Siqueira (2000), em geral as interações explicam apenas 5 a 10% da variabilidade total. Adicionalmente, podem ser incluídas interações entre dois ou mais atributos, entretanto, a inclusão de tais interações implica na necessidade de estimação de novos parâmetros β_{si} e consequentemente na necessidade de um maior número de observações, isto é, na avaliação de um maior número de tratamentos pelos consumidores, o que em termos práticos pode inviabilizar o estudo.

Uma alternativa simples e conveniente para se estimar o vetor e parâmetros β é aplicar o método dos mínimos quadrados ordinários com as restrições $\sum_{i=1}^{m_i} \beta_{si} = 0$, para todo s. Estas restrições completam o posto da matriz X, de modo que o sistema de equações normais $X'X\hat{\beta} = X'Y$ passa a ter solução única $\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y$ e, adicionalmente, permitem interpretações importantes para as estimativas dos $\hat{\beta}_{si}$.

Pode-se concluir que $\hat{\beta}_{si} < 0$ significa efeito desfavorável do nível do atributo, ou seja, diminui a nota de preferência ou intenção de compra pelo tratamento, enquanto $\hat{\beta}_{si} > 0$ significa efeito favorável na preferência do consumidor. Os valores $\hat{\beta}_{si}$ para $i = 1, 2, ..., m_i$ fornecem a estimativa da importância $(\hat{I}_s)$ do s-ésimo atributo,

$$\hat{I}_s = max(\hat{\beta}_{si}) - min(\hat{\beta}_{si}), \tag{2.2}$$

ou seja, a importância de um atributo é estimada pela amplitude de seus CP's.

A Importância Relativa (IR) de cada atributo é estimada, em porcentagem, como:

$$\widehat{IR}_s(\%) = \frac{\hat{I}_s}{\sum_{s=1}^{n} \hat{I}_s} . 100 \qquad (2.3)$$

A importância relativa de cada atributo pode ser interpretada como o "impacto" ou o efeito que o atributo tem na avaliação do produto pelo consumidor. Note que a soma de todas as *IR*'s resulta em 100%.

Para a estimação dos parâmetros do modelo CA não são requeridos os testes estatísticos de normalidade, homocedasticidade e independência. Portanto, isto permite caracterizar a CA como uma metodologia de natureza não-paramétrica (*distribution-free procedure*).

Em termos de pacotes computacionais, há muitas alternativas para implementação da CA, tais como: Sawtooth Software Inc. – http://www.sawtooth.com/index.php; Pacote R – http://www.r-project.org/ e SAS – procedimentos TRANSREG, para CA baseada em notas e PHREG, para CA baseada em escolhas. No programa SAS, comumente utilizado por vários autores, não há implementado dentro do procedimento TRANSREG um teste que permita acessar a significância de atributos.

2.3 Exemplo de aplicação

Castro (2006) aplicou a CA na indústria hoteleira (Habitat Hotel de Leme, na cidade de São Paulo), com o objetivo de avaliar os pacotes de serviços preferidos pelos clientes deste hotel e, então, definir uma estratégia de marketing para atender melhor às demandas dos hóspedes desse hotel e direcionar as ações e investimentos, de forma a incrementar a taxa de ocupação e a diária média do empreendimento. Para tanto, foram definidos cinco atributos e seus níveis, descritos na Figura 1.

Atributos	Níveis	Descrição
Equipamentos	A	TV 20" a cabo, Telefone com discagem direta, Frigobar e Ar-Condicionado.
	B	TV 14" a cabo, Telefone com discagem direta e Frigobar.
	C	TV 14", Telefone com discagem direta.
Conforto do apartamento	A	Amplo(20m2), Cama Box-Spring, Bancada de Trabalho com acesso a Internet.
	B	Mediano (17m2), Colchão de espuma densidade 33 (D33), Bancada de Trabalho.
	C	Pequeno (12m2), Colchão de espuma densidade 33 (D33).
Serviços disponíveis	A	Recepção e Room -Service 24h, troca diária das roupas de cama e banho.
	B	Recepção 24h, Room-Service das 15h às 22h, troca das roupas de cama e banho a cada 2 dias.
	C	Recepção 24h, troca das roupas de cama e banho a cada 3 dias.
Conforto do banheiro	A	Ducha
	B	Chuveiro
Café da manhã	A	Ampla variedade e sortimento
	B	Variedade e sortimento limitados

Figura 1: Atributos e níveis do experimento

Fonte: CASTRO, L. R., (2006)

Aos 33 hóspedes participantes do estudo foram apresentadas 18 alternativas (cartão de estímulos) resultantes de um delineamento fatorial fracionário 1/6 advindo de 108 (=3x3x3x2x2) possibilidades de tratamentos (fatorial completo). Um resumo dos resultados obtidos é apresentado na Figura 2.

Atributo	Nível do Atributo	Descrição	Utilidade	Importância Relativa
Equipamentos	A	TV 20" a cabo, Telefone com discagem direta, Frigobar e Ar-Condicionado.	1,6162	27,60%
	B	TV 14" a cabo, Telefone com discagem direta e Frigobar.	-0,3308	
	C	TV 14", Telefone com discagem direta.	-1,2854	
Conforto do apartamento	A	Amplo(20m2), Cama Box-Spring, Bancada de Trabalho com acesso a Internet.	0,5505	32,38%
	B	Mediano (17m2), Colchão de espuma densidade 33 (D33), Bancada de Trabalho.	1,0543	
	C	Pequeno (12m2), Colchão de espuma densidade 33 (D33).	-1,6048	
Serviços disponíveis	A	Recepção e Room-Service 24h, troca diária das roupas de cama e banho.	0,7273	17,15%
	B	Recepção 24h, Room-Service das 15h às 22h, troca das roupas de cama e banho a cada 2 dias.	-0,0530	
	C	Recepção 24h, troca das roupas de cama e banho a cada 3 dias.	-0,6742	
Café da manhã	A	Ampla variedade e sortimento	-0,5076	12,77%
	B	Variedade e sortimento limitados	0,5076	
Conforto do banheiro	A	Ducha	0,6136	10,19%
	B	Chuveiro	-0,6136	

Figura 2: Resultados da estimação do modelo.

Fonte: CASTRO, L. R., (2006)

Os resultados demonstraram que o atributo conforto do apartamento foi considerado como sendo o de maior importância, quando comparado com os demais atributos do estudo. Seguindo a ordem de preferência, os atributos: equipamentos, serviços disponíveis, café da manhã e conforto do banheiro. Adicionalmente, os resultados mostram ainda que um pacote ideal de serviços oferecidos pelo hotel é aquele que contém ducha no banheiro, variedade e sortimento limitados no café da manhã, recepção e room-service 24h, troca diária das roupas de cama e banho, apartamento mediano (17m^2), colchão de espuma densidade 33 (D33) com bancada de trabalho e TV 20” a cabo, telefone com discagem direta, frigobar e ar-condicionado.

2.3.1 Outros exemplos de aplicação

Algumas das principais aplicações da CA em marketing são:

- ✓ Decidir quais características deverão ser incorporadas em uma nova versão de um produto.
- ✓ Simular a participação de um novo produto no mercado (*market share*) frente aos concorrentes.
- ✓ Auxiliar no entendimento de padrões de consumo (estrutura da preferência) entre diferentes segmentos de consumidores de um mesmo produto.

A seguir citaremos alguns recentes trabalhos com a aplicação da CA para ilustrarmos que a significância estatística dos atributos não é diretamente avaliada e sim por meio das estimativas de sua importância relativa.

Ryan (2000) aplicou a CA a um grupo de 160 pessoas para avaliar a prestação de serviços oferecidos em três clínicas de ortodontia. Cada tratamento avaliado foi composto pelos seguintes três atributos: (1) tempo de espera para o primeiro atendimento (quatro níveis), (2) localização do primeiro atendimento para diagnóstico (dois níveis) e (3) localização do segundo atendimento para fixação do aparelho (dois níveis) e conclui que as pessoas esperam, em média, de 1 a 2 meses pela primeira consulta e preferem, tanto para o diagnóstico quanto para segunda consulta, uma clínica.

Murphy et al. (2004) identificaram os atributos mais importantes na intenção de compra de queijo artesanal e separou em dois grupos quanto à preferência de leite utilizado na fabricação do queijo: leite pasteurizado e leite cru.

Mennecke et al. (2007) avaliaram a preferência por atributos de carne bovina para 1468 consumidores de carne dos EUA e obteve os seguintes resultados na análise agregada: (1) IR = 19,61 % para região de origem, (2) IR = 14,06 % para raça animal, (3) IR = 11,59 % para rastreabilidade, (4) IR = 11,17 % para alimentação animal, (5) IR = 10,06 % para qualidade da carne, (6) IR = 9,88 % para custo de corte, (7) IR = 8,55 % para propriedade agrícola, (8) IR = 7,55 % para promotores de crescimento e (9) IR = 7,52 % para garantia do produto e concluiu que a raça animal foi o atributo mais importante na avaliação dos consumidores de carne.

Della Lucia (2008) avaliou a preferência por atributos do rótulo de iogurte light sabor morango e obteve os seguintes resultados na análise agregada: (1) Informação sobre o conteúdo de açúcar, IR = 60,20 %, (2) Informação sobre o conteúdo de gordura, IR = 10,6 % e (3) Informação sobre o conteúdo de proteína, IR = 29,20 % e concluiu que os consumidores avaliaram o atributo informação sobre conteúdo de açúcar como o mais importante .

Palhares (2010) aplicou a CA no mercado imobiliário para estimar a função utilidade relacionada a atributos de imóveis. Foram entrevistados 27 profissionais com ampla experiência no setor imobiliário, os quais avaliaram 19 tratamentos elaborados por meio de um delineamento fatorial fracionado. Foram estimadas as IR's para os seguintes seis atributos: (1) IR = 51,85 % para área da unidade, (2) IR = 9,89 % para tipologia (isolado ou geminado), (3) IR = 6,51 % para equipamentos de lazer, (4) IR = 8,21 % para localização, (5) IR = 20,30 % para preço e (6) IR = 3,24 % para área verde.

Guerrero et. al. (2010) aplicaram CA no mercado alimentício para estimar a função utilidade relacionada a atributos de tomates. Os entrevistados avaliaram 9 tratamentos elaborados por meio de um delineamento fatorial fracionado e foram estimadas as IR's para os seguintes quatro atributos: (1) IR = 29,54 % para nível de frescura, (2) IR = 13,90 % para país de origem, (3) IR = 37,66 % para preço e (4) IR = 18,90 % para método de produção.

2.4 Metodologias propostas por Kohli

Em estudos envolvendo CA seria de interesse a aplicação de testes estatísticos para acessar a significância de atributos, o que permitiria (1) confirmar a hipótese de haver efeito do atributo nas diferenças entre os tratamentos avaliados pelos consumidores, (2) eliminar atributos insignificantes, visando-se reduzir o tempo e o custo envolvido nos estudos e consequentemente (3) planejar "melhores" estudos subsequentes para a mesma classe de produtos.

Adiante no texto serão apresentadas minuciosamente duas metodologias estatísticas propostas por Kohli (1988), para se acessar a significância de atributos em CA. Ambas são recomendadas quando os indivíduos avaliam todas as possíveis combinações entre os níveis dos atributos (*full-profile*). A primeira metodologia (teste C) requer o cálculo da estatística do teste a nível individual. Já a segunda metodologia (teste h) permite obter a estatística do teste a nível agregado. Como na CA é usual a interpretação dos resultados a nível agregado, foi empregado para o presente estudo a segunda metodologia. Inicialmente serão apresentadas algumas notações, conceitos e cálculos empregados no desenvolvimento da estatística do teste C. Embora esta metodologia não seja aplicada no presente trabalho, sua compreensão e entendimento são importantes para a aplicação da metodologia do teste h.

2.4.1 Teste C

Seja I o número de indivíduos amostrados no estudo e n o número de tratamentos avaliados por cada indivíduo. Considere um atributo com m níveis, sendo que o nível j aparece em n_j tratamentos. Considere, ainda, X_{jk}, k = 1, 2, ..., n_j, os tratamentos em que o nível j aparece. Por exemplo, considere um atributo com 2 níveis (m = 2) e cada nível aparecendo em 4 tramentos ($n_1 = n_2 = 4$ e $n = 8$). Então X_{11}, X_{12}, X_{13}, X_{14} denotam os quatro tratamentos em que o nível 1 aparece e X_{21}, X_{22}, X_{23}, X_{24} denotam os 4 tratamentos em que o nível 2 aparece.

Esta metodologia requer o cálculo da soma dos postos atribuídos pelo indivíduo i aos n_j tratamentos onde o nível j aparece, para todos os indivíduos e para todos os níveis de cada atributo. Cada indivíduo informa sua preferência para cada um dos n tratamentos, ou seja, são atribuídos postos (*rank*) sendo "1" ao de menor preferência e "n" ao de maior preferência.

Denote por $r_i(X_{jk})$ o posto que o indivíduo i atribui ao tratamento X_{jk}, e r_{ij} a soma dos postos para os n_j tratamentos onde o nível j aparece. Portanto:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^{n_j} r_i(X_{jk}). \tag{1}$$

Para iniciar o desenvolvimento da estatística da metodologia 1, inicialmente admitamos que os j níveis de um atributo não influenciam na preferência do indivíduo i (hipótese de nulidade). Dessa forma, deve ocorrer uma associação aleatória entre os níveis do atributo e a ordenação dos postos atribuídos aos tratamentos, sendo que cada tratamento recebe qualquer um dos n postos, com probabilidade igual a $1/n$. Portanto, o valor esperado dos postos atribuídos aos tratamentos é dado por:

$$E[r_i(X_{jk})] = \sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{n_j}\left(\frac{1}{n}\right) r_i(X_{jk}) = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{n_j} r_i(X_{jk}). \tag{2}$$

Como o indivíduo atribui um único posto de 1 a n para cada tratamento,

$$\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{n_j} r_i(X_{jk}) = 1 + 2 + \cdots + n = \frac{n(n+1)}{2}\,. \tag{3}$$

Substituindo (3) em (2) obtém-se:

$$E[r_i(X_{jk})] = \frac{1}{n}\frac{n(n+1)}{2} = \frac{n+1}{2}. \tag{4}$$

A variância dos postos atribuídos aos tratamentos é dada por:

$$Var[r_i(X_{jk})] = E\left[r_i(X_{jk})^2\right] - \{E[r_i(X_{jk})]\}^2 = \sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{n_j}\left(\frac{1}{n}\right)[r_i(X_{jk})]^2 - \left(\frac{n+1}{2}\right)^2. \tag{5}$$

Como $\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{n_j}\left(\frac{1}{n}\right)[r_i(X_{jk})]^2 = \frac{1^2 + 2^2 + \cdots + n^2}{n} = \frac{n(n+1)(2n+1)}{6n} = \frac{(n+1)(2n+1)}{6}$,

$$Var[r_i(X_{jk})] = \frac{(n+1)(2n+1)}{6} - \frac{(n+1)^2}{4} = \frac{(n+1)(n-1)}{12}. \tag{6}$$

De acordo com a notação apresentada, designam-se dois tratamentos distintos como X_{jk} e $X_{j'k'}$, com pelo menos $j \neq j'$ ou $k \neq k'$ ou ambos. A covariância entre os postos atribuídos a quaisquer dois tratamentos distintos é dada por:

$$Cov[r_i(X_{jk}), r_i(X_{j'k'})] = E\left\{\left[r_i(X_{jk}) - E\left(r_i(X_{jk})\right)\right]\left[r_i(X_{j'k'}) - E\left(r_i(X_{j'k'})\right)\right]\right\}. \tag{7}$$

Substituindo (4) em (7) obtém-se:

$$Cov[r_i(X_{jk}), r_i(X_{j'k'})] = E\left\{\left[r_i(X_{jk}) - \left(\tfrac{n+1}{2}\right)\right]\left[r_i(X_{j'k'}) - \left(\tfrac{n+1}{2}\right)\right]\right\}. \tag{8}$$

Para $r_i(X_{jk}) = t$ e $r_i(X_{j'k'}) = s$ para $t \neq s \in \{1, 2,..., n\}$, basta considerar o arranjo dos n postos tomados 2 a 2, $A_{n,2} = \frac{n!}{(n-2)!} = \frac{n(n-1)(n-2)!}{(n-2)!} = n(n-1)$, para estabelecer a probabilidade conjunta, sob a hipótese nula, $P(s,t) = \frac{1}{n(n-1)}$, o que permite obter:

$$Cov[r_i(X_{jk}), r_i(X_{j'k'})] = \sum_{\substack{t=1 \\ t \neq s}}^{n} \sum_{s=1}^{n} \left[t - \left(\frac{n+1}{2}\right)\right]\left[s - \left(\frac{n+1}{2}\right)\right]\frac{1}{n(n-1)}, \quad (9)$$

Considerando-se o termo *t* = *s* no somatório duplo, tem-se:

$$Cov[r_i(X_{jk}), r_i(X_{j'k'})] = \sum_{t=1}^{n} \sum_{t=1}^{n} \left[t - \left(\frac{n+1}{2}\right)\right]\left[t - \left(\frac{n+1}{2}\right)\right]\frac{1}{n(n-1)} -$$

$$\left[t - \left(\frac{n+1}{2}\right)\right]^2 \frac{1}{n(n-1)} = \frac{1}{n(n-1)}\left\{\sum_{t=1}^{n}\left[t - \left(\frac{n+1}{2}\right)\right]\right\}\left\{\sum_{t=1}^{n}\left[t - \left(\frac{n+1}{2}\right)\right]\right\} -$$

$$\frac{1}{(n-1)}\sum_{t=1}^{n}\left[t - \left(\frac{n+1}{2}\right)\right]^2 \frac{1}{n}. \quad (10)$$

Pode-se notar na expressão (10) que:

$$(i) \sum_{t=1}^{n}\left[t - \left(\frac{n+1}{2}\right)\right] = \sum_{t=1}^{n} t - \sum_{t=1}^{n}\frac{n+1}{2} = \frac{n(n+1)}{2} - \frac{n(n+1)}{2} = 0.$$

$$(ii) \sum_{t=1}^{n}\left[t - \left(\frac{n+1}{2}\right)\right]^2 \frac{1}{n} = \left[\sum_{t=1}^{n} t^2 - (n+1)\sum_{t=1}^{n} t + \sum_{t=1}^{n}\left(\frac{n+1}{2}\right)^2\right]\frac{1}{n} =$$

$$\frac{n(n+1)(2n+1)}{6}\frac{1}{n} - \frac{n(n+1)^2}{2}\frac{1}{n} + \frac{n(n+1)^2}{4}\frac{1}{n} = \frac{(n+1)(n-1)}{12}.$$

Portanto, pode-se reescrever a expressão (10):

$$Cov[r_i(X_{jk}), r_i(X_{j'k'})] = 0 - \frac{1}{(n-1)}\frac{(n+1)(n-1)}{12} = -\frac{n+1}{12}. \quad (11)$$

Portanto, o valor esperado e a variância da soma dos postos atribuídos pelo indivíduo *i* aos n_j tratamentos contendo o nível *j* são dados por:

$$E(r_{ij}) = E\left[\sum_{k=1}^{n_j} r_i(X_{jk})\right] = \sum_{k=1}^{n_j} E[r_i(X_{jk})] = \sum_{k=1}^{n_j}\left(\frac{n+1}{2}\right) = n_j\left(\frac{n+1}{2}\right). \quad (12)$$

$$Var(r_{ij}) = Var\left[\sum_{k=1}^{n_j} r_i(X_{jk})\right] = \sum_{k=1}^{n_j} Var[r_i(X_{jk})] + \sum_{\substack{X_{jk},X_{j'k'} \\ X_{jk} \neq X_{j'k'}}} Cov\,[r_i(X_{jk}), r_i(X_{j'k'})]. \quad (13)$$

Na expressão (13), o termo variância aparece n_j vezes e o termo covariância aparece $\frac{n_j(n_j-1)}{2}$ vezes, já que o somatório se estende por todos os pares distintos de tratamentos. Desta forma, pode-se reescrever a expressão (13), usando (6) e (11):

$$Var(r_{ij}) = \frac{n_j(n+1)(n-1)}{12} - \frac{n_j(n_j-1)(n+1)}{12} = \frac{n_j(n+1)(n-n_j)}{12}. \quad (14)$$

Nas expressões (12) e (14), r_{ij} é a soma de n_j variáveis aleatórias. A distribuição de r_{ij} assintoticamente ($n_j \to \infty$) se aproxima ou converge em distribuição $\left(\xrightarrow{d}\right)$ para a distribuição normal (Kohli[1/], 1988). Portanto,

$$\frac{r_{ij} - E(r_{ij})}{\sqrt{Var(r_{ij})}} \xrightarrow{d} N(0,1) \quad (15)$$

O quadrado de uma variável aleatória com distribuição normal tem distribuição de qui-quadrado com 1 grau de liberdade. Portanto,

$$C_{ij} = \frac{[r_{ij} - E(r_{ij})]^2}{Var(r_{ij})} \xrightarrow{d} \chi_1^2 \quad (16)$$

Adicionalmente, a soma de *m* variáveis aleatórias independentes com distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade cada, tem distribuição de qui-quadrado com *m* graus de liberdade. Portanto, se os C_{ij} (j = 1,2,..., m) fossem estatísticas independentes, teria-se:

$$C_i = \sum_{j=1}^{m} C_{ij} \xrightarrow{d} \chi_m^2 \quad (17)$$

Entretanto, os C_{ij} não são independentes porque a soma dada por r_{ij} é constante. A estatística[/2] a seguir tem distribuição de qui-quadrado com (m – 1) graus de liberdade:

$$C_i = \sum_{j=1}^{m} C_{ij}\left(\frac{n-n_j}{n}\right) \xrightarrow{d} \chi_{m-1}^2 \quad (18)$$

[1/] Forma alternativa do Teorema Central do Limite, o Teorema de Wald-Wolfowitz (NOETHER, 1967).

Esta aproximação assintótica é tanto melhor quanto maiores forem todos os n_j $(n_j \to \infty \text{ simultaneamente})$.

Substituindo-se os resultados obtidos em (12) e (14) em (18) obtém-se a estatística do teste (metodologia 1) proposto por Kohli (1988):

$$C_i = \frac{12}{n(n+1)} \sum_{j=1}^{m} \frac{\left[r_{ij} - \frac{n_j(n+1)}{2}\right]^2}{n_j} \ \overset{d}{\to} \ \chi^2_{m-1} \tag{19}$$

A estatística dada pela expressão (19) é equivalente à obtida por Kruskal-Wallis (1952) e é válida para grandes valores de n e n_j. Entretanto, em CA, estes valores são relativamente pequenos. Trabalhos citados por Kohli[/3] (1988) sugerem que a aproximação da distribuição de C_i pela distribuição de qui-quadrado é apropriada quando n e n_j são pequenos.

A estatística obtida em (19) permite acessar a significância de um atributo a nível individual. Entretanto, na CA é usual a interpretação dos resultados a nível agregado. A estatística a seguir tem distribuição de qui-quadrado com $I(m-1)$ graus de liberdade e nos permite acessar a significância de um atributo a nível agregado.

$$C = \sum_{i=1}^{I} C_i \ \overset{d}{\to} \ \chi^2_{I(m-1)} \tag{20}$$

2.4.2 Teste h

Esta metodologia requer o cálculo da soma dos postos atribuídos por todos os indivíduos aos n_j tratamentos onde o nível j aparece, para todos os níveis de cada atributo.

[2/] Este resultado é demonstrado por Kruskal (1952), citado por Kohli (1988).

[3/] Kruskal-Wallis (1952) utilizou pequenos valores de n_j e níveis de significância inferiores a 10%. McSweeney e Penfield (1969) utilizaram uma normal e uma uniforme e usando simulação de Monté Carlo avaliaram 5, 6, 8, 10 e 12 tratamentos para cada um dos 3 níveis de um atributo. Feir-Walsh e Toothaker (1974) utilizaram amostras de tamanho 28, provenientes de uma normal e de duas exponenciais. Os resultados obtidos nesses trabalhos indicaram que o teste de Kruskal-Wallis foi conservador.

Recorde da primeira metodologia que I denota o número de indivíduos amostrados no estudo, n o número de tratamentos avaliados por cada indivíduo, e também que para um atributo com m niveis, que o nível j aparece em n_j tratamentos. Recorde ainda que cada indivíduo informa sua preferência para cada um dos n tratamentos, de forma que são atribuídos postos (*rank*) de 1 a n e que $r_i(X_{jk})$ indica o posto que o indivíduo i atribui ao tratamento X_{jk}.

Na metodologia 2 calcula-se r_j, a soma dos postos para todos os indivíduos, para os n_j tratamentos onde o nível j aparece:

$$r_j = \sum_{i=1}^{I} r_{ij}. \tag{21}$$

Assim como na metodologia anterior, o desenvolvimento da estatística da segunda metodologia pressupõe que cada tratamento recebe qualquer um dos n postos, com probabilidade igual a $1/n$. Portanto:

$$E(r_j) = E\left[\sum_{i=1}^{I} r_{ij}\right] = \sum_{i=1}^{I} E(r_{ij}) = \frac{In_j(n+1)}{2}. \tag{22}$$

$$Var(r_j) = Var\left[\sum_{i=1}^{I} r_{ij}\right] = \sum_{i=1}^{I} Var(r_{ij}) = \frac{In_j(n+1)(n-n_j)}{12}. \tag{23}$$

Nas expressões (22) e (23) r_j é a soma de In_j variáveis aleatórias. Novamente, a distribuição de r_j assintoticamente $(In_j \to \infty)$ se aproxima ou converge em distribuição $\left(\xrightarrow{d}\right)$ para a distribuição normal (veja nota de rodapé 1). Assim,

$$\frac{r_j - E(r_j)}{\sqrt{Var(r_j)}} \xrightarrow{d} N(0,1) \tag{24}$$

e, consequentemente,

$$h_j = \frac{\left[r_j - E(r_j)\right]^2}{Var(r_j)} \xrightarrow{d} \chi_1^2 \tag{25}$$

Adicionalmente e conforme anteriormente, a soma de m variáveis aleatórias independentes com distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade cada, tem distribuição de qui-quadrado com (m - 1) graus de liberdade. Portanto, se os h_j (j = 1,2,..., m) fossem estatísticas independentes, teria-se:

$$h = \sum_{j=1}^{m} h_j \overset{d}{\rightarrow} \chi^2_m \tag{26}$$

Entretanto, os h_j não são independentes porque a soma dada por r_{ij} é constante. A estatística[/4] a seguir tem distribuição de qui-quadrado com (m – 1) graus de liberdade:

$$h = \sum_{j=1}^{m} h_j \left[\frac{(n+1)(m-1)}{m(n-1)}\right] \overset{d}{\rightarrow} \chi^2_{m-1} \tag{27}$$

Esta aproximação assintótica é tanto melhor quanto maiores forem todos os In_j ($In_j \rightarrow \infty$ simultaneamente).

Substituindo-se os resultados obtidos em (22) e (23) em (27) obtém-se a estatística do teste h proposto por Kohli (1988):

$$h = \frac{12(m-1)}{mI(n-n_j)} \sum_{j=1}^{m} \frac{\left[r_j - \frac{In_j(n+1)}{2}\right]^2}{n_j(n-n_j)} \overset{d}{\rightarrow} \chi^2_{m-1} \tag{28}$$

A estatística dada pela expressão (28) é idêntica à obtida por Friedman (1937), se $n_j = 1$, para todo j = 1, 2,..., m. Se $n_j = n/m$, isto é, todos os níveis de um atributo aparecem em uma mesma quantidade de tratamentos, o teste é uma generalização à obtida por Friedman e proposta por Conover (1980).

Na seção 3 será descrito um estudo por simulação de dados planejado com o intuito de elucidar a base teórica da metodologia proposta por Kohli (1988) para decidir se um atributo deva ser considerado como significativo ou não em CA.

[4/] Este resultado é demonstrado por Wilks (1937), citado por Kohli (1988).

3 METODOLOGIA

Este estudo foi desenvolvido utilizando-se os recursos e instalações do Departamento de Estatística da Universidade Federal de Viçosa (UFV). As análises estatísticas foram realizadas nos softwares SAS versão 9.2 (Statistical Analysis System, SAS Institute Inc., Cary, NC, USA) for Windows, licenciado para a UFV 2011, e também no sistema de domínio público R, versão 2.9.2 (http://www.r-project.org).

3.1 Base teórica para a significância de um atributo na *Conjoint Analysis*

Nesta alternativa de CA métrica apresentada no texto, comumente utilizada nos estudos envolvendo CA, a importância prática de um atributo é obtida com base nas estimativas de IR (%). Entretanto, a significância estatística de um atributo nem sempre é alvo de investigação no estudo. Neste contexto, surge uma dúvida que motivou a metodologia adotada neste trabalho: significância estatística do atributo está relacionada a IR (%)?

Suspeitou-se inicialmente que a significância de um atributo indicado pelo teste h estivesse diretamente relacionada à comparação entre os valores da amplitude dos CP's do atributo e a variância do erro aleatório do modelo (σ^2). Especificamente, que um atributo fosse apontado pelo referido teste como significativo quando a amplitude fosse maior que σ em certa proporção, ou seja, para algum k, que a seguinte afirmação fosse verdadeira:

Significativo se: $\frac{\text{Amplitude}}{\sigma} \geq K$ e não-significativo se: $\frac{\text{Amplitude}}{\sigma} < K$

Entretanto, resultados obtidos numa investigação inicial (apresentados no Anexo A) não apresentaram qualquer padrão que nos permitisse associar significância de um atributo proposto pelo teste h como sendo o resultado da relação da amplitude pelo σ.

3.2 Simulação de dados

Alternativamente, suspeitou-se que a significância de um atributo indicado pelo teste h pudesse estar relacionada à comparação entre a magnitude da importância relativa estimada na CA, o valor da amplitude dos CP's e à magnitude da variância do erro aleatório do modelo. Partindo dessa linha de raciocínio, foram consideradas oito alternativas de um produto hipotético formado pela combinação num esquema fatorial completo de três atributos (A, B e

C) com dois níveis cada. Neste estudo por simulação de dados, foram geradas notas de preferência atribuídas por 48 consumidores para cada alternativa do produto (tratamento). As notas de preferências geradas foram valores inteiros de 1 a 9, sendo que ao tratamento de menor preferência (pior) foi atribuída a nota 1 e ao tratamento de maior preferência (melhor) foi atribuída nota 9. No apêndice B são apresentados os códigos SAS utilizados para simular valores Y_{jk} iguais a 1, 2, 3,..., 9. Essas notas foram avaliadas por um modelo aditivo e sem interações, comumente utilizado em CA. Optou-se por não considerar a interação entre os atributos, pois implicaria na necessidade de estimação de um maior número de parâmetros e, consequentemente, na simulação de mais dados, o que não acrescentaria informações adicionais ao estudo. Adotou-se o modelo descrito a seguir:

$$Y_{jk} = \tau_j + \varepsilon_{jk} = \beta_0 + \sum_{i=1}^{2} \beta_{1i} X_{1i}^{j} + \sum_{i=1}^{2} \beta_{2i} X_{2i}^{j} + \sum_{i=1}^{2} \beta_{3i} X_{3i}^{j} + \varepsilon_{jk} \qquad (3.1)$$

onde, Y_{jk} é a nota atribuída pelo *k*-ésimo consumidor ao *j*-ésimo tratamento, cujo efeito é τ_j, para k = 1, 2,..., 48 e j = 1, 2,..., 8; β_{si} é o *part-worth* ou o coeficiente de preferência (CP) associado ao *i*-ésimo nível do *s*-ésimo atributo; $X_{si}^{j} = 0$ ou $X_{si}^{j} = 1$ é a indicadora da presença do *i*-ésimo nível do *s*-ésimo atributo no *j*-ésimo tratamento e ε_{jk} é o erro aleatório não observável do modelo.

O modelo (3.1) pode ser apresentado compactamente na notação matricial como $Y = X\beta + \varepsilon$, que, para o k-ésimo consumidor, é:

$$\begin{pmatrix} Y_{1k} \\ Y_{2k} \\ Y_{3k} \\ Y_{4k} \\ Y_{5k} \\ Y_{6k} \\ Y_{7k} \\ Y_{8k} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1&1&0&1&0&1&0 \\ 1&1&0&1&0&0&1 \\ 1&1&0&0&1&1&0 \\ 1&1&0&0&1&0&1 \\ 1&0&1&1&0&1&0 \\ 1&0&1&1&0&0&1 \\ 1&0&1&0&1&1&0 \\ 1&0&1&0&1&0&1 \end{pmatrix} . \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_{11} \\ \beta_{12} \\ \beta_{21} \\ \beta_{22} \\ \beta_{31} \\ \beta_{32} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1k} \\ \varepsilon_{2k} \\ \varepsilon_{3k} \\ \varepsilon_{4k} \\ \varepsilon_{5k} \\ \varepsilon_{6k} \\ \varepsilon_{7k} \\ \varepsilon_{8k} \end{pmatrix}$$

Nessa notação, Y é o vetor de observações (notas de preferências) correspondentes aos oito tratamentos avaliados, X é a matriz de variáveis indicadoras da presença ou ausência dos níveis dos atributos, β é o vetor de parâmetros a ser estimado e ε é erro aleatório não observável do modelo.

O fatorial completo, com os três atributos (A, B e C) resulta em $2^3 = 8$ tratamentos conforme especificados na Tabela 1.

Tabela 1 – Tratamentos resultantes da combinação no esquema fatorial completo, dos níveis (1 e 2) dos atributos (A, B e C) considerados no estudo por simulação de dados.

Tratamentos	Atributos e níveis		
	A	B	C
1	1	1	1
2	1	1	2
3	1	2	1
4	1	2	2
5	2	1	1
6	2	1	2
7	2	2	1
8	2	2	2

Baseado no modelo (3.1), a Importância do s-ésimo atributo (I_s) é dada por,

$$I_s = max(\beta_{si}) - min(\beta_{si}), s = 1{,}2{,}3 \tag{3.2}$$

Consequentemente, a Importância Relativa (IR) do s-ésimo atributo é dada por,

$$IR_s(\%) = \frac{\hat{I}_s}{\sum_{s=1}^{3} \hat{I}_s} . 100 \tag{3.3}$$

Dessa forma, foram definidos quatro cenários básicos, com distintas importâncias relativas ($IR\%$) dos três atributos (A, B e C), seus respectivos coeficientes de preferência (β_{si}) e amplitudes, conforme descritos na Tabela 2. No apêndice C é apresentado o programa SAS utilizado para estimar os valores β_{si}.

Tabela 2 – Cenários considerados no estudo por simulação de dados, com distintas importâncias relativas ($\boldsymbol{IR}$%) dos três atributos (A, B e C), seus respectivos coeficientes de preferência ($\boldsymbol{\beta_{si}}$) e amplitudes.

CENÁRIO	ATRIBUTO	(IR%)	β_{si}		AMPLITUDE = I_s
			β_{s1}	β_{s2}	
1	A	60	– 1,5	1,5	3,0
	B	30	– 0,75	0,75	1,5
	C	10	– 0,25	0,25	0,5
2	A	40	– 1,5	1,5	3,0
	B	40	– 1,5	1,5	3,0
	C	20	– 0,75	0,75	1,5
3	A	35	– 1,75	1,75	3,5
	B	35	– 1,75	1,75	3,5
	C	30	– 1,5	1,5	3,0
4	A	5	– 0,25	0,25	0,5
	B	45	– 2,25	2,25	4,5
	C	50	– 2, 5	2, 5	5,0

Com base em pesquisas bibliográficas, tomou-se β_0 = 4. Conforme o modelo (3.1) foram adicionalmente definidos os seguintes seis valores para sigma: 1,5; 2,0; 2,5; 3,0; 3,5 e 4,0. Portanto, esses 24 (4x6) cenários de simulação foram investigados no presente estudo, em cada um considerando-se ainda duas formas alternativas de distribuições para o erro aleatório do modelo: distribuição normal e distribuição não-normal (em forma de U), totalizando 48 cenários. A distribuição em forma de U foi gerada por uma transformação de locação e escala da distribuição beta (CASELLA e BERGER, 2002). Detalhes são apresentados em Temoteo (2008). Como o teste h proposto por Kohli (1988) e descrito em 2.4.2, utiliza no cálculo de sua estatística postos (notas) atribuídos pelos 48 consumidores, pode ser considerada uma metodologia não-paramétrica. Portanto, a utilização da distribuição não-normal (em forma de U) para o erro aleatório do modelo (3.1) pareceu bastante pertinente.

Adicionalmente, pode-se aplicar o teste F da análise de variância para testar as seguintes hipóteses dos efeitos de cada atributo:

H_{0_s} : as notas médias dos níveis do *s*-ésimo atributo são iguais;

H_{a_s} : pelo menos uma nota média se difere das demais.

A análise de variância (ANOVA) é feita a partir do modelo (3.1), sendo desnecessário, na estimação dos parâmetros, impor as restrições $\sum_{i=1}^{m_i} \beta_{si} = 0$, conforme já apresentado em 2.2.

A Tabela 3 representa o quadro da análise de variância, geralmente denotada por ANOVA, onde FV, GL e QM, representam, respectivamente, fontes de variação (atributos A, B e C), graus de liberdade e quadrado médio. Conforme o modelo (3.1) optou-se não analisar as interações.

Tabela 3 – Análise de Variância para o modelo de regressão ajustado.

FV	GL [/1]	QM	$F_{calculado}$
A	1	QMA	$\frac{QMA}{QMRes}$
B	1	QMB	$\frac{QMB}{QMRes}$
C	1	QMC	$\frac{QMC}{QMRes}$
Resíduo	380	QMRes	-
Total	383	-	-

[/1] – (GL) grau de liberdade igual a 1 para cada um dos três atributos, compostos por 2 níveis cada.

Como o principal objetivo foi compreender a segunda metodologia (teste h) no intuito de estabelecer uma relação que permitisse apontar como significativo ou não os três atributos (A, B e C) que compuseram os 8 tratamentos apresentados na Tabela 3.1, foi apresentada na seção seguinte, os principais resultados da aplicação do teste h proposto por Kohli (1988) em comparação à ANOVA.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A seguir são apresentados os resultados obtidos no estudo por simulação, para os quatro cenários com distintas importâncias relativas, (IR%) dos três atributos (A, B e C) e suas respectivas amplitudes. Para cada cenário, as notas foram geradas para 48 consumidores segundo o modelo (3.1) com erro aleatório seguindo uma distribuição normal e não-normal (em forma de U) e os seguintes valores de sigma: 1,5; 2,0; 2,5; 3,0; 3,5 e 4,0. Adicionalmente, para cada cenário são apresentados os resultados obtidos com os testes F da ANOVA e h de Kohli (1988), sendo adotado, para ambos, 5% como nível de significância. Os códigos do programa R utilizados na obtenção da estatística h são apresentados no apêndice D.

Tabela 4 - Resumo dos resultados [1] obtidos com os testes, F da ANOVA (F [2]) e Kohli (1988) (h [3]), para 4 cenários com distintas importâncias relativas ($\boldsymbol{IR}\%$) dos três atributos (A, B e C) e suas respectivas amplitudes. Para cada cenário, notas geradas para 48 consumidores segundo o modelo (3.1) com erro aleatório seguindo uma distribuição normal e sigma σ = 1,5; 2,0 e 2,5.

CENÁRIO	ATRIBUTO	$IR\%$ (amplitude)	σ = 1,5		σ = 2,0		σ = 2,5	
			F	h	F	h	F	h
1	A	60 (3,0)	413,08 *	204,97 *	232,55 *	186,40 *	134,99 *	152,69 *
	B	30 (1,5)	94,15 *	93,35 *	52,18 *	80,77 *	29,55 *	64,03 *
	C	10 (0,5)	6,74 *	62,76 *	2,58 (ns)	51,73 *	1,12 (ns)	40,12 *
2	A	40 (3,0)	367,55 *	176,15 *	201,98 *	155,10 *	124,83 *	133,89 *
	B	40 (3,0)	314,49 *	157,58*	176,17 *	140,40 *	111,07 *	122,88 *
	C	20 (1,5)	65,09 *	70,35 *	33,18 *	58,97 *	20,40 *	50,36 *
3	A	35 (3,5)	392,07 *	175,50 *	250,40 *	163,08 *	155,75 *	139,25 *
	B	35 (3,5)	392,07 *	175,50 *	230,46 *	152,32 *	145,02 *	131,25 *
	C	30 (3,0)	269,24 *	131,44 *	158,96 *	113,75 *	100,34 *	97,97 *
4	A	5 (0,5)	3,35 (ns)	23,50 *	3,19 (ns)	21,77 *	0,82 (ns)	19,05 *
	B	45 (4,5)	592,17 *	231,33 *	376,01 *	211,77 *	246,66 *	189,75 *
	C	50 (5,0)	757,10 *	289,54 *	476,97 *	263,22 *	314,95 *	237,16 *

[1] - * e (ns) Significativo e não-significativo, respectivamente, a 5% de probabilidade.

[2] - $F(5\%; 1; 380) \cong 3{,}86$ e $F(1\%; 1; 380) \cong 6{,}70$.

[3] - $\chi_1^2(5\%) = 3{,}841$ e $\chi_1^2(1\%) = 6{,}635$.

Tabela 5 - Resumo dos resultados [1] obtidos com os testes, F da ANOVA (F [2]) e Kohli (1988) (h [3]), para 4 cenários com distintas importâncias relativas ($\boldsymbol{IR}\%$) dos três atributos (A, B e C) e suas respectivas amplitudes. Para cada cenário, notas geradas para 48 consumidores segundo o modelo (3.1) com erro aleatório seguindo uma distribuição normal e sigma σ = 3,0; 3,5 e 4,0.

CENÁRIO	ATRIBUTO	$IR\%$ (amplitude)	σ = 3,0		σ = 3,5		σ = 4,0	
			F	h	F	h	F	h
1	A	60 (3,0)	90,27 *	131,66 *	66,59 *	109,60 *	48,36 *	87,33 *
	B	30 (1,5)	21,30 *	56,44 *	14,15 *	40,34 *	10,78 *	31,13 *
	C	10 (0,5)	0,29 (ns)	33,54 *	0,15 (ns)	21,85 *	0,18 (ns)	15,27 *
2	A	40 (3,0)	84,66 *	113,06 *	50,26 *	96,94 *	47,55 *	83,94 *
	B	40 (3,0)	73,11 *	101,12 *	51,53 *	85,75 *	38,79 *	71,26 *
	C	20 (1,5)	13,82 *	39,84 *	8,54 *	30,66 *	6,62 *	24,76 *
3	A	35 (3,5)	109,26 *	124,56 *	77,64 *	105,28 *	58,47 *	92,31 *
	B	35 (3,5)	92,89 *	108,66 *	70,89 *	97,33 *	49,11 *	79,22 *
	C	30 (3,0)	68,02 *	84,52 *	45,78 *	67,72 *	35,16 *	59,69 *
4	A	5 (0,5)	0,79 (ns)	17,23 *	0,37 (ns)	14,87 *	0,41 (ns)	12,26 *
	B	45 (4,5)	161,08 *	163,93 *	126,80 *	153,41 *	86,86 *	126,24 *
	C	50 (5,0)	212,24 *	210,76 *	153,49 *	182,65 *	115,77 *	164,37 *

[1] - * e (ns) Significativo e não-significativo, respectivamente, a 5% de probabilidade.

[2] - $F(5\%; 1; 380) \cong 3{,}86$ e $F(1\%; 1; 380) \cong 6{,}70$.

[3] - $\chi_1^2(5\%) = 3{,}841$ e $\chi_1^2(1\%) = 6{,}635$.

Tabela 6 - Resumo dos resultados [/1] obtidos com os testes, F da ANOVA (F [/2]) e Kohli (1988) (h [/3]), para 4 cenários com distintas importâncias relativas ($\boldsymbol{IR}$%) dos três atributos (A, B e C) e suas respectivas amplitudes. Para cada cenário, notas geradas para 48 consumidores segundo o modelo (3.1) com erro aleatório seguindo uma distribuição não-normal (em forma de U) e sigma σ = 1,5; 2,0 e 2,5.

CENÁRIO	ATRIBUTO	IR% (amplitude)	σ = 1,5		σ = 2,0		σ = 2,5	
			F	h	F	h	F	h
1	A	60 (3,0)	123,50 *	160,17 *	64,54 *	112,71 *	36,73 *	75,68 *
	B	30 (1,5)	24,67 *	48,96 *	11,17 *	25,40 *	6,79 *	15,09 *
	C	10 (0,5)	1,50 (ns)	22,90 *	0,42 (ns)	7,80 *	0,30 (ns)	1,94 (ns)
2	A	40 (3,0)	107,26 *	132,08 *	61,40 *	99,64 *	37,62 *	73,21 *
	B	40 (3,0)	90,86 *	114,65 *	47,27 *	78,27 *	24,42 *	47,82 *
	C	20 (1,5)	18,56 *	37,80 *	9,68 *	21,39 *	4,76 *	10,03 *
3	A	35 (3,5)	139,59 *	149,36 *	78,62 *	116,32 *	47,47 *	86,44 *
	B	35 (3,5)	119,91 *	130,32 *	63,90 *	95,45 *	38,69 *	70,66 *
	C	30 (3,0)	69,83 *	81,86 *	36,12 *	56,05 *	21,80 *	40,31 *
4	A	5 (0,5)	5,40 *	17,01 *	5,35 *	10,05 *	4,16 *	7,72 *
	B	45 (4,5)	210,94 *	193,05 *	112,64 *	150,48 *	70,80 *	119,83 *
	C	50 (5,0)	235,33 *	213,95 *	118,86 *	158,62 *	68,37 *	115,74 *

[/1] - * e (ns) Significativo e não-significativo, respectivamente, a 5% de probabilidade.

[/2] - $F(5\%; 1; 380) \cong 3{,}86$ e $F(1\%; 1; 380) \cong 6{,}70$.

[/3] - $\chi^2_1(5\%) = 3{,}841$ e $\chi^2_1(1\%) = 6{,}635$.

Tabela 7 - Resumo dos resultados [1] obtidos com os testes, F da ANOVA (F [2]) e Kohli (1988) (h [3]), para 4 cenários com distintas importâncias relativas ($\boldsymbol{IR}$%) dos três atributos (A, B e C) e suas respectivas amplitudes. Para cada cenário, notas geradas para 48 consumidores segundo o modelo (3.1) com erro aleatório seguindo uma distribuição não-normal (em forma de U) e sigma σ = 3,0; 3,5 e 4,0.

CENÁRIO	ATRIBUTO	IR% (amplitude)	σ = 3,0		σ = 3,5		σ = 4,0	
			F	h	F	h	F	h
1	A	60 (3,0)	24,96 *	57,87 *	17,57 *	45,19 *	13,95 *	39,15 *
	B	30 (1,5)	4,45 *	10,34 *	2,94 (ns)	8,51 *	2,22 (ns)	8,38 *
	C	10 (0,5)	0,14 (ns)	0,34 (ns)	0,10 (ns)	1,37 (ns)	0,05 (ns)	2,72 (ns)
2	A	40 (3,0)	24,35 *	53,97 *	17,40 *	43,94 *	13,81 *	37,79 *
	B	40 (3,0)	15,36 *	34,04 *	10,10 *	25,97 *	7,54 *	21,59 *
	C	20 (1,5)	2,57 (ns)	5,69 *	1,64 (ns)	5,16 *	1,15 (ns)	5,05 *
3	A	35 (3,5)	32,71 *	69,54 *	22,31 *	53,96 *	17,14 *	46,27 *
	B	35 (3,5)	23,15 *	49,22 *	14,72 *	35,84 *	10,60 *	29,46 *
	C	30 (3,0)	13,29 *	28,25 *	8,52 *	21,04 *	6,05 *	17,77 *
4	A	5 (0,5)	3,51 (ns)	7,01 *	2,88 (ns)	7,31 *	2,78 (ns)	9,43 *
	B	45 (4,5)	43,92 *	87,51 *	26,88 *	62,56 *	18,89 *	50,01 *
	C	50 (5,0)	40,87 *	81,43 *	24,98 *	58,18 *	16,63 *	44,32 *

[1] - * e (ns) Significativo e não-significativo, respectivamente, a 5% de probabilidade.

[2] - $F(5\%;,1;380) \cong 3{,}86$ e $F(1\%;1;380) \cong 6{,}70$.

[3] - $\chi^2_1(5\%) = 3{,}841$ e $\chi^2_1(1\%) = 6{,}635$.

Os resultados estatísticos obtidos tanto para o teste F quanto para o teste h, apontaram como significativos os três atributos, para o cenário 3, independentemente da forma de distribuição para o erro aleatório (normal ou em forma de U). Portanto, pode-se considerar que quando se estabelece importâncias relativas próximas umas das outras para os três atributos (IR_A = IR_B = 35% e IR_C = 30%) eles foram apontados como significativos para ambos os testes.

Para os cenários de simulação investigados, conforme Tabelas 4 e 5, os resultados obtidos pelo teste h indicaram significâncias dos três atributos. No entanto, os resultados obtidos pelo teste F da ANOVA indicaram como não significativos os seguintes atributos:

- A, no cenário 4 (IR = 5%), para todos os valores de sigma,
- C, no cenário 1 (IR = 10%), para os seguintes valores de sigma: 2,0; 2,5; 3,0; 3,5 e 4,0.

Adicionalmente, a magnitude da estatística F foi diminuindo com o aumento do σ, o que é bastante pertinente.

Portanto, sob normalidade, o teste F da ANOVA foi a melhor alternativa.

Para os cenários de simulação investigados, conforme Tabelas 6 e 7, os resultados obtidos pelo teste h indicaram como não significativo o atributo:

- C, no cenário 1 (IR = 10%), para os seguintes valores de sigma: 2,5; 3,0; 3,5 e 4,0.

No entanto, os resultados obtidos pelo teste F da ANOVA indicaram como não significativos os seguintes atributos:

- C, no cenário 1 (IR = 10%), para todos os valores de sigma,
- C, no cenário 2 (IR = 20%), para os seguintes valores de sigma: 3,0; 3,5 e 4,0,
- A, no cenário 4 (IR = 5%), para os seguintes valores de sigma: 3,0; 3,5 e 4,0,
- B, no cenário 1 (IR = 30%), para os seguintes valores de sigma: 3,5 e 4,0.

Portanto, mesmo sob não normalidade, o teste F da ANOVA foi a melhor alternativa.

Os resultados obtidos para o teste F da ANOVA e h de Kohli indicaram, como não significativo, o atributo C no cenário 1, para os seguintes valores de sigma: 2,5; 3,0; 3,5 e 4,0, conforme Tabelas 6 e 7. Adicionalmente, a magnitude da estatística F obtida no cenário 1 para o atributo C (IR = 10%) foi diminuindo com o aumento do sigma enquanto que a magnitude da estatística h não manteve o mesmo padrão, isto é, houve uma diminuição quando sigma variou de 2,5 para 3,0, e aumentos quando sigma variou de 3,0 para 3,5 e de 3,5 para 4,0.

Foi possível verificar também que o atributo C, no cenário 1 (IR = 10%) foi indicado como não significativo pelo teste h quando a amplitude de seus CP's foi de 0,5, para os seguintes valores de sigma: 2,5; 3,0; 3,5 e 4,0, conforme Tabelas 6 e 7. Entretanto, no cenário 4, o atributo A (IR = 5%) foi indicado como significativo pelo teste h quando a amplitude de seus CP's foi de 0,5, para todos os valores de sigma, conforme Tabelas 6 e 7. Portanto, não foi possível estabelecer uma relação entre a significância de um atributo apontada pelo teste h com a amplitude de seus CP's ou com a sua importância relativa.

De forma geral, não foi possível estabelecer uma relação entre a magnitude da importância relativa de um atributo estimada na CA e a sua significância, bem como relacionar significância de um atributo com amplitude das estimativas dos coeficientes do modelo de regressão comparada à magnitude da variância do erro aleatório do modelo.

5 CONCLUSÕES

O teste h proposto por Kohli (1988) foi desenvolvido no software R para todos os conjuntos de dados utilizados, caracterizando assim como uma ferramenta útil para estudos desta natureza.

Nas condições simuladas neste trabalho, o teste F da ANOVA foi mais conservador, comparado ao teste h proposto por Kohli (1988).

Portanto, a aplicação do teste h proposto por Kohli (1988) não nos permitiu concluir se a significância de um atributo está relacionada à magnitude da importância relativa estimada na CA, ou ainda, se a significância de um atributo está relacionada à amplitude das estimativas dos coeficientes do modelo de regressão utilizado na CA comparada à magnitude da variância do erro aleatório do modelo.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDRADE, D. F.; OGLIARI, P. J. **Estatística para as ciências agrárias e biológicas: com noções de experimentação.** Florianópolis: Editora da UFSC, 432 p., 2007.

ARTES, R. **Análise de preferência "Conjoint Analysis"**. 1991. 189 p. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo – SP.

BASTOS, F. S. **Análise conjunta de fatores baseada em escolhas: estimação e inferências.** 2010. 74 p. Dissertação (Mestrado em Estatística Aplicada e Biometria) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa – MG.

CARNEIRO, J. D. S. **Estudo dos fatores da embalagem e do rótulo de cachaça no comportamento dos consumidores.** 2007. 109 p. Tese (Doutorado em Ciências e Tecnologia de Alimentos) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa – MG.

CARNEIRO, J. D. S. **Impacto da embalagem de óleo de soja na intenção de compra do consumidor via conjoint analysis.** 2002. 80 p. Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia de Alimentos) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa – MG.

CASELLA, G.; BERGER, R. L. **Statistical inference.** California: Editora Duxbury. 2 ed, 2002. 660 p.

CASTRO, L. R. K. **Valor percebido como ferramenta para tomada de decisão: uma aplicação na indústria hoteleira utilizando a análise conjunta.** 2006. 187 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Paulo – SP.

CHURCHILL, Jr.; GILBERT, A. **Marketing research: methodological foundation.** Orlando: The Dryden Press, (1999).

DA SILVA, F. A. B. **Modelos paramétricos de escolha discreta aplicados à receita médica e automedicação no continente português.** Mestrado em Econometria Aplicada e Previsão, (2004).

DELLA LUCIA, S. M. **Métodos estatísticos para a avaliação da influência de características não sensoriais no comportamento do consumidor.** 2008. 135 p. Tese (Doutorado em Ciência e Tecnologia de Alimentos) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa – MG.

DEMÉTRIO, C. G. B. **Modelos Lineares Generalizados em Experimentação Agronômica.** (2002).

ENNEKING, U.; NEUMANN, C.; HENNEBERG, S. **How important intrinsic and extrinsic product attributes affect purchase decision. Food Quality and Preference.** (2007).

FONTES, A. C. F. **Obtenção dos níveis de significância para os testes de Kruskal-Wallis, Friedman e Comparações Múltiplas não-paramétricas.** 2000. 158 p. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Escola Superior de Agricultura "Luiz Queiroz", Universidade de São Paulo, São Paulo – SP.

GREEN, P. E.; RAO, V. R. **Conjoint measurement for quantifying judgmental data.** Journal of Marketing Research, v. 8, p. 355-363m (1971).

GREEN, P. E.; SRINIVASAN, V. **Conjoint Analysis in Consumer Research: Issues and Outlook.** Journal of Consumer Research. v. 5, September, p. 103-123, (1978).

GREEN, P. E.; SRINIVASAN, V. **Conjoint Analysis in Marketing: New Developments with Implications for Research and Practice.** Journal of Marketing. October, p. 3-19, (1990).

GREEN, P. E.; WIND, Y. **New way to measure consumer's judgments. Harvard Bussiness Review.** July-August, p. 107-117, (1975).

GUERRERO, J. F.; ABAD, J. C.; JIMÉNEZ, J. A.; RODRÍGUES, M. **Comparing alternative methods for conjoint analysis: A case of tomatoes in the German market.** African Journal of Agricultural Research, v. 20, n. 5, (2010).

HAIR, J. et al. **Análise multivariada de dados.** 5. ed. São Paulo: Bookman, 2005.

HAIR, J.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. **Conjoint Analysis.** In: Hair Junior; Anderson, R. E.; Tatham, Rl. L.; Black, W. C. Multivariate data analysis with readings. 4 ed. Englewood Cliss/New Jersey: Prentice Hall, p. 556-615, (1995).

HOLLANDER, M.; WOLFE, D. A. **Nonparametric statistical methods.** 2. ed. New York: John Wiley, 1999. 787 p.

JACQUES, P. A conjoint analysis. **LIMRA's MarketFacts Quarterly,** v.24, n.2, p. 18-21, Sping 2005.

JONCKHEERE, A. R. A distribution-free k-sample test against ordered alternatives. **Biometrika**, v. 41, n., p. 133-145, 1954.

JUPI, V. S.; RODRIGUES, M. A. **O comportamento do consumidor: fatores que influenciam em sua decisão de compra.** Revista de Administração Nobel, nº 3, p. 59-70, jan/jun. (2004).

KARAN, T. A. **Estudo da aplicação das técnicas análise conjunta e teoria de resposta ao item na obtenção de importância para atributos.** 2008. 104 p. Dissertação (Mestrado em Administração e Negócios) – Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia, Rio Grande do Sul – RS.

KENDALL, M. G.; STUART, A. **The advanced theory of statistics.** London: Chapman & Hall, 1938. 277 p.

KOHLI, R. Assessing Attribute Significance in Conjoint Analysis: Nonparametric Tests and Empircal Validation. **Journal of Marketing Research,** v. 25, no. 2 p. 123-133, (1988).

KRUSKAL, W. H.; WALLIS, W. A. Use of ranks in one-criterion variance analysis. **Journal of the American Statistical Association,** v. 47, n. 260, p. 583-621, 1952.

KUHFELD, W. F. **Marketing Research Methods in SAS: Experimental design, Choice, Conjoint and Graphical Techniques.** (2009).

LEHMANN, E. L.; D'ABRERA, H. J. M. **Nonparametrics**: statistical based on ranks. San Francisco: Holden-Day, 1956. 457 p.

LOUVIERE, J. J.; GAETH, G. J. **A comparison of rating and choice responses in conjoint analysis.** In R. M. Johnson (Ed), Proceedings of the Sawtooth Software Conference of Perceptual Mapping, Conjoint Analysis and Computer Interviewing (No. 2, p. 59-73). Ketchum, ID: Sawtooth Software, (1988).

LOUVIERE, J.; HENSHER, D.; SWAIT, J. **Conjoint preference elicitation methods in the broader context of random utility theory preference elicitation methods.** In A. Gustafsson, A. Herrmann e F. Huber (Eds.), Conjoint measurement – methods and applications (p. 279-318). Berlin: Springer, (2000).

LUCE, R. D.; TUKEY, J. W. **Simultaneous Conjoint Measurement: A New Type of Fundamental Measurement**. Journal of Mathematical Psychology: n. 1, 1-27, 1964.

MACFIE, H. J.; BRATCHELL, N.; GREENHOFF, K. and VALLIS, L. V. Designs to balance the effect of order of presentation and first-order carry-over effects in hall tests. **Journal of Sensory Studies**, v. 4, p. 129-148, (1989).

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

MANOLO, A. B. **Assessing the Importance of Apple Attributes: Agricultural Application of Conjoint Analysis**. New Hampshire Experiment Station, n. 1700, 1990.

MENNECKE, B. E.; TOWNSEND, A. M.; HAYES, D. J.; LONERGAN, S. M. **A study of the factors that influence consumer attitudes toward beef products using the conjoint market analysis tool.** Journal of Animal Science, n. 495, 54 p., 2007.

MINIM, V. P. R. **Análise sensorial: estudos com consumidores.** Viçosa: Editora UFV, 2006. 225 p.

MURPHY, M.; COWAN, C.; MEEHAN, H.; O REILLY, S. **A Conjoint Analysis of Irish Consumer Preferences for Farmhouse Cheese.** British Food Journal, v. 106, n. 4, p.228-300, (2004).

PALHARES, L. F. S. **Modelo de análise conjunta aplicado no mercado imobiliário.** 2010. 150 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Estadual Paulista, Bauru – SP.

PRETTO, K. **Modelando o efeito da omissão de atributos em um estudo de análise de preferência conjunta.** 2007. 90 p. Tese (Mestrado em Ciências) – Universidade de São Paulo, São Paulo – SP.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. 2010**. R: a language and environment for statistical computing**. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. Disponível em: <http://www.R-project.org>. Acesso em: 2010.

RYAN, M. Using conjoint analysis to elicit preferences for health care. **British Medical Journal,** 2000; 320, p. 1530-1533.

SAS Institute Inc., SAS Technical Report R-109, **Conjoint Analysis Examples,** Cary, NC: SAS Institute Inc., 1993. 85 p.

SILVA, C. H. O.; BASTOS, F. S. Minicurso - Introdução à Conjoint Analysis. In: **Encontro Mineiro de Estatística**, 9., 2010, Viçosa: Editora UFV.

SILVA, C. H. O. **A proposed framework for establishing optimal genetic designs for estimating narrow-sense heritability.** Dissertation (Doctor of Philosophy in Statistics) North Carolina State University – North Carolina, (2000).

SIQUEIRA, J. O. **Mensuração da estrutura de preferência do consumidor: uma aplicação da conjoint analysis em marketing.** 2000. 250 p. Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade de São Paulo, São Paulo – SP.

SPERS, E. E.; SAES, M. S. M.; SOUZA, M. C. M. **Análise das preferências do consumidor brasileiro de café: um estudo exploratório dos mercados de São Paulo e Belo Horizonte.** Disponível em: <http://www.rausp.usp.br\download.asp?file=V390153.pdf>. Acesso em: 2010.

TEMOTEO, A. S. **Análise conjunta de fatores: distribuição amostral da importância relativa por simulação de dados.** 2008. 94 p. Dissertação (Mestrado em Estatística Aplicada e Biometria) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa – MG.

TRINDADE, A. L. G; ROTONDARO, R. G. **Modificação da escala de classificação por postos utilizada em Análise Conjunta para aprimorar o modelo obtido por regressão com variáveis dummy.** Revista Produção Online, v. 4, p. 2678-2685, 2004.

VIEIRA, V. A. **Consumerismo: Uma revisão nas áreas de influência do comportamento do consumidor.** In Trabalho Acadêmico do Curso de Administração de Empresas e Comércio Exterior da Universidade Paranaense (UNIPAR) Campus Francisco Beltrão-PR, (2004).

APÊNDICE

APÊNDICE A – Resultados obtidos no estudo inicial conduzido para se avaliar o comportamento da estatística do teste h proposto por Kohli (1988).

Aqui são apresentados os resultados obtidos no estudo inicial (em forma de tabela) conduzido para se avaliar o comportamento da estatística do teste h proposto por Kohli (1988).

		Coeficientes de preferência						Resultados obtidos pelo teste h para cada atributo		
Cenário	**Sigma**	β_{A1}	β_{A2}	β_{B1}	β_{B2}	β_{C1}	β_{C2}	**A**	**B**	**C**
1	1,0	- 1	1	- 0,5	0,5	- 2	2	33,61 *	22,89 *	106,06 *
2	2,5	- 1	1	- 0,5	0,5	- 2	2	17,50 *	18,01 *	74,15 *
3	3,0	- 1	1	- 0,5	0,5	- 2	2	13,30 *	16,09 *	65,59 *
4	3,5	- 1	1	- 0,5	0,5	- 2	2	8,23 *	12,79 *	55,29 *
5	4,0	- 1	1	- 0,5	0,5	- 2	2	6,06 *	10,95 *	45,35 *

6	4,5	- 1	1	- 0,5	0,5	- 2	2	3,92 *	8,92 *	39,67 *
7	5,0	- 1	1	- 0,5	0,5	- 2	2	2,83 (ns)	7,76 *	32,70 *
8	1,0	- 0,1	0,1	- 0,05	0,05	- 0,2	0,2	22,41 *	23,12 *	24,01 *
9	2,5	- 0,1	0,1	- 0,05	0,05	- 0,2	0,2	9,78 *	11,39 *	12,93 *
10	3,0	- 0,1	0,1	- 0,05	0,05	- 0,2	0,2	6,92 *	7,89 *	9,44 *
11	4,0	- 0,1	0,1	- 0,05	0,05	- 0,2	0,2	1,81 (ns)	2,62 (ns)	4,81 *
12	1,0	$- 10^{-2}$	10^{-2}	$- 5.10^{-3}$	5.10^{-3}	$- 2.10^{-2}$	2.10^{-2}	25,12 *	25,12 *	25,12 *
13	2,0	$- 10^{-2}$	10^{-2}	$- 5.10^{-3}$	5.10^{-3}	$- 2.10^{-2}$	2.10^{-2}	17,64 *	18,01 *	18,45 *
14	2,5	$- 10^{-2}$	10^{-2}	$- 5.10^{-3}$	5.10^{-3}	$- 2.10^{-2}$	2.10^{-2}	13,30 *	16,09 *	65,59 *
15	3,0	$- 10^{-2}$	10^{-2}	$- 5.10^{-3}$	5.10^{-3}	$- 2.10^{-2}$	2.10^{-2}	6,26 *	7,04 *	7,41 *
16	3,5	$- 10^{-2}$	10^{-2}	$- 5.10^{-3}$	5.10^{-3}	$- 2.10^{-2}$	2.10^{-2}	3,57 (ns)	4,32 *	4,66 *
17	4,0	$- 10^{-2}$	10^{-2}	$- 5.10^{-3}$	5.10^{-3}	$- 2.10^{-2}$	2.10^{-2}	2,89 (ns)	3,18 (ns)	4,15 *
18	4,5	$- 10^{-2}$	10^{-2}	$- 5.10^{-3}$	5.10^{-3}	$- 2.10^{-2}$	2.10^{-2}	0,92 (ns)	1,82 (ns)	2,46 (ns)
19	5,0	$- 10^{-2}$	10^{-2}	$- 5.10^{-3}$	5.10^{-3}	$- 2.10^{-2}$	2.10^{-2}	0,97 (ns)	1,46 (ns)	1,66 (ns)

APÊNDICE B – Códigos de Programação no SAS utilizados para simular valores Y_{jk} iguais a 1, 2,..., 9.

Aqui são descritos os comandos utilizados no software SAS 9.2 for Windows para a obtenção dos valores inteiros entre 1 e 9 para a variável resposta Y, a partir da avaliação dos 8 tratamentos para os 48 consumidores envolvidos no estudo. Como os procedimentos realizados foram os mesmos para os quatro cenários, alterando somente a forma da distribuição do erro aleatório (normal ou não-normal) e os valores de sigma (σ = 1,5; 2,0; 2,5; 3,0; 3,5 e 4,0), optou-se por apresentar apenas o Cenário 1 (IR_A = 60%, IR_B = 30% e IR_C = 10%), no qual a forma da distribuição do erro aleatório é normal, com sigma igual a 1,5.

```
options nodate pageno=1;
   proc format; *definindo os níveis dos fatores;
   value Af 1 = '1' 2 = '2';
   value Bf 1 = '1' 2 = '2';
   value Cf 1 = '1' 2 = '2';
run;

data a;
   format A Af. B Bf. C Cf.; *codificando os níveis dos fatores;
   retain trt 0;
   do A = 1 to 2;
   do B = 1 to 2;
   do C = 1 to 2;
      trt=trt+1;
      output;
   end; end; end;
run;

proc print data=a; *exibindo na tela os oito tratamentos obtidos pela
                   combinação dos dois níveis de cada um dos três atributos
                   A, B e C;
run;

data teste1;
 set a;
* retain trat 0;
IA1 = (A=1); *criando as variáveis indicadoras;
IA2 = (A=2);
IB1 = (B=1);
IB2 = (B=2);
IC1 = (C=1);
IC2 = (C=2);
b0=4; *fixando o valor de b0(β0 do modelo de regressão);
bA1=-1.5; bA2=1.5; *fixando os valores dos betas para o atributo A;
bB1=-0.75; bB2=0.75; *fixando os valores dos betas para o atributo B;
bC1=-0.25; bC2=0.25; *fixando os valores dos betas para o atributo C;
sigma=1.5;
do consumidor = 1 to 48;
```

```
        e = rannorm(24042011);
        y = b0 + IA1*bA1 + IA2*bA2 +
                 IB1*bB1 + IB2*bB2 +
                 IC1*bC1 + IC2*bC2 + sigma*e;
        if y < 1 then do; *se o valor de y gerado for menor que 1 então
                           rate (nota) recebe o valor inteiro 1;
            rate=1;
            end;
        else if y >= 10 then do; *se o valor de y gerado for maior ou
                                  igual a 10 então rate (nota) recebe o
                                  valor inteiro 9;
            rate=9;
        end;
        else rate=int(abs(y)); *se o valor de y gerado estiver entre 1 e
                                9, então rate (nota) recebe o valor
                                inteiro absoluto de y;

        output;
end;
output;
run;

proc print data=teste1; *exibindo as 384 observações, resultantes da
                         avaliação dos 8 tratamentos pelos 48 consumidores;

run;
```

APÊNDICE C – Códigos de Programação no SAS utilizados para a obtenção dos coeficientes de preferência (β_{si}).

Aqui são descritos os comandos utilizados no software SAS 9.2 for Windows para a obtenção dos coeficientes de preferência dos dois níveis (1 e 2) para cada um dos três atributos (A, B e C), considerando quatro cenários com distintas importâncias relativas para os três atributos.

CENÁRIO 1 – IR_A = 60% (amplitude = 3), IR_B = 30% (amplitude = 1,5) e IR_C = 10% (amplitude = 0,5).

```
data teste1;
do bA1 = -1.5 to 0 by 0.5;
  do bA2 = 0 to 1.5 by 0.5;
    do bB1 = -0.75 to 0 by 0.1;
      do bB2 = 0 to 0.75 by 0.1;
       do bC1 = -0.25 to 0 by 0.1;
          do bC2 = 0 to 0.25 by 0.1;
IA=(bA2-bA1);
IB=(bB2-bB1);
IC=(bC2-bC1);
IRA=IA/(IA+IB+IC);
IRB=IB/(IA+IB+IC);
IRC=IC/(IA+IB+IC);
output;
end; end; end; end; end; end;
proc print data=teste1(where=(0.5<IRA<=0.6 and 0.2<IRB<=0.3 and
                       0<IRC<=0.1));
var bA1 bA2 IA  IRA bB1 bB2 IB IRB bC1 bC2 IC IRC;
run;
```

CENÁRIO 2 – IR_A = 40%(amplitude = 3), IR_B = 40%(amplitude = 3) e IR_C = 20%(amplitude = 1,5).

```
data teste1;
do bA1 = -1.5 to 0 by 0.5;
  do bA2 = 0 to 1.5 by 0.5;
    do bB1 = -1.5 to 0 by 0.5;
      do bB2 = 0 to 1.5 by 0.5;
       do bC1 = -0.75 to 0 by 0.1;
          do bC2 = 0 to 0.75 by 0.1;
IA=(bA2-bA1);
IB=(bB2-bB1);
IC=(bC2-bC1);
IRA=IA/(IA+IB+IC);
IRB=IB/(IA+IB+IC);
IRC=IC/(IA+IB+IC);
output;
end; end; end; end; end; end;
proc print data=teste1(where=(0.3<IRA<=0.4 and 0.3<IRB<=0.4 and
                       0<IRC<=0.2));
var bA1 bA2 IA  IRA bB1 bB2 IB IRB bC1 bC2 IC IRC;
run;
```

CENÁRIO 3 – IR_A = 35%(amplitude = 3,5), IR_B = 35%(amplitude = 3,5) e IR_C = 30%(amplitude = 3).

```
data teste1;
do bA1 = -1.75 to 0 by 0.5;
  do bA2 = 0 to 1.75 by 0.5;
    do bB1 = -1.75 to 0 by 0.5;
      do bB2 = 0 to 1.75 by 0.5;
       do bC1 = -1.5 to 0 by 0.5;
          do bC2 = 0 to 1.5 by 0.5;
IA=(bA2-bA1);
IB=(bB2-bB1);
IC=(bC2-bC1);
IRA=IA/(IA+IB+IC);
IRB=IB/(IA+IB+IC);
IRC=IC/(IA+IB+IC);
output;
end; end; end; end; end; end;
proc print data=teste1(where=(0.3<IRA<=0.35 and 0.3<IRB<=0.35 and
                       0<IRC<=0.3));
var bA1 bA2 IA  IRA bB1 bB2 IB IRB bC1 bC2 IC IRC;
run;
```

CENÁRIO 4 – IR_A = 5% (amplitude = 0,5), IR_B = 45% (amplitude = 4,5) e IR_C = 50% (amplitude = 5).

```
data teste1;
do bA1 = -0.25 to 0 by 0.1;
  do bA2 = 0 to 0.25 by 0.1;
    do bB1 = -2.25 to 0 by 0.5;
      do bB2 = 0 to 2.25 by 0.5;
       do bC1 = -2.5 to 0 by 0.5;
          do bC2 = 0 to 2.5 by 0.5;
IA=(bA2-bA1);
IB=(bB2-bB1);
IC=(bC2-bC1);
IRA=IA/(IA+IB+IC);
IRB=IB/(IA+IB+IC);
IRC=IC/(IA+IB+IC);
output;
end; end; end; end; end; end;
proc print data=teste1(where=(0<IRA<=0.05 and 0.4<=IRB<=0.45 and
                       0.45<IRC<=0.5));
var bA1 bA2 IA  IRA bB1 bB2 IB IRB bC1 bC2 IC IRC;
run;
```

APÊNDICE D – Códigos de Programação no Software R

Aqui são descritas as rotinas utilizadas no software R-project versão 2.9.2 para obtenção da estatística h proposta por Kohli (1988).

```
#funcao para calculo automático do h

andre<-function(conj.de.dados,coluna.do.atributo.de.interesse) #seria o d criado abaixo

{

d<-conj.de.dados

atrib<-coluna.do.atributo.de.interesse

d<-data.frame(Obs=d$Obs,cons=d$cons,trat=d$tratamento,atr=d[,atrib],nota=d$nota) #dados referentes ao atributo de interesse

n<-length(unique(d$trat)) #número total de trat

I<-length(unique(d$cons)) #número de individuos

m<-length(unique(d$atr)) #número de níveis do atributo de interesse

rj<-NULL

nj<-NULL


#fazendo por parte só para ficar mais claro

for (i in 1:m)

{

d1<-d[which(d$atr==i),]#pegando so o atributo i

rj[i]<-sum(d1$nota)

nj[i]<-length(unique(d1$trat))
```

```
}

somatorio<-NULL
for (i in 1:m)
{somatorio[i]<-((rj[i]-(1/2)*I*nj[i]*(n+1))^2)/(nj[i]*(n-nj[i]))
}

somatorio<-sum(somatorio)
h<-(12*(m-1))/(I*m*(n-1))*somatorio
p.valor<-1-pchisq(h,m-1)
#obtendo o valor do quiquadrado tabelado para alfa=5%
qui.tab<-qchisq(.95,m-1)
interpretacao<-ifelse(h>qui.tab,"Rejeita H0 para alfa=5%", "Não rejeita H0")
return(list(valor.h=h,qui.quadr.tab=qui.tab,p.valor=p.valor,interpretação=interpretacao
))
}

#testando
#andre(dados,coluna.do.atributo.de.interesse=4)
```