

**TESTE MONTE CARLO NA AVALIAÇÃO DA
UNIDIMENSIONALIDADE DE PAINÉIS SENSORIAIS
PARA UMA VARIÁVEL**

ISABEL DE SOUSA AMORIM

2009

ISABEL DE SOUSA AMORIM

**TESTE MONTE CARLO NA AVALIAÇÃO DA
UNIDIMENSIONALIDADE DE PAINÉIS SENSORIAIS PARA UMA
VARIÁVEL**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, para obtenção do título de “Mestre”.

Orientador

Prof. Dr. Renato Ribeiro de Lima

Co-orientador

Prof. Dr. Eric Batista Ferreira

LAVRAS
MINAS GERAIS-BRASIL

2009

**Ficha Catalográfica Preparada pela Divisão de Processos Técnicos da
Biblioteca Central da UFLA**

Amorim, Isabel de Sousa.

Teste Monte Carlo na avaliação da unidimensionalidade de painéis sensoriais para uma variável / Isabel de Sousa Amorim. – Lavras : UFLA, 2009.

62 p. : il.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Lavras, 2009.
Orientador: Renato Ribeiro de Lima
Bibliografia.

1. Painel sensorial. 2. Teste Monte Carlo. 3. Unidimensionalidade. 4. Componentes principais. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD – 515.22

ISABEL DE SOUSA AMORIM

**TESTE MONTE CARLO NA AVALIAÇÃO DA
UNIDIMENSIONALIDADE DE PAINÉIS SENSORIAIS PARA UMA
VARIÁVEL**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, para obtenção do título de “Mestre”.

APROVADA em 20 de fevereiro de 2009.

Prof. Dr. Daniel Furtado Ferreira

UFLA

Profa. Dra. Rosemary Gualberto F. A. Pereira

UFLA

Prof. Dr. Eric Batista Ferreira

UNIFAL

Prof. Dr. Renato Ribeiro de Lima

UFLA

(Orientador)

LAVRAS

MINAS GERAIS - BRASIL

AGRADECIMENTOS

A Deus, por mais esta etapa vencida.

A minha família, que sempre esteve presente, encorajando-me e apoiando.

À Universidade Federal de Lavras e ao Programa de Pós-Graduação, que acreditou no meu trabalho.

Ao Professor Renato Ribeiro de Lima, pela orientação, confiança, apóio e ensinamentos.

Ao Professor e amigo Eric Batista Ferreira pela dedicação, confiança, ensinamentos, carinho e consideração.

Aos demais professores do Departamentos de Exatas pela convivência, ensinamento e amizade.

Aos colegas do Programa de Pós-Graduação pelas experiências vividas, o apóio nas horas difíceis, o carinho e amizade.

Aos demais funcionários do Departamentos de Exatas, em especial a secretária Josiane Oliveira, pela amizade verdadeira e o carinho.

A todos os amigos que conheci em Lavras, e que embora não foram citados, estão presentes no coração.

À CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), pela bolsa concedida, permitindo dedicação a este trabalho.

Meus sinceros agradecimentos.

SUMÁRIO

| | |
|--|----|
| LISTA DE TABELAS | i |
| LISTA DE FIGURAS | ii |
| RESUMO | iv |
| ABSTRACT | v |
| 1 INTRODUÇÃO | 1 |
| 2 REFERENCIAL TEÓRICO | 3 |
| 2.1 Ciência sensorial - um elo entre a teoria e a prática | 3 |
| 2.2 Análise sensorial e sensometria | 6 |
| 2.3 Análise sensorial de alimentos | 9 |
| 2.3.1 Painel sensorial - o ser humano como instrumento de medida | 9 |
| 2.4 Métodos para verificação da performance de painéis sensoriais. | 11 |
| 2.4.1 Análise de componentes principais | 15 |
| 2.4.2 Avaliação da consonância de um painel | 22 |
| 2.5 Análise sensorial de café | 26 |
| 3 METODOLOGIA | 30 |
| 3.1 Estudo de simulação | 30 |
| 3.2 Estudo com dados reais | 33 |
| 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO | 35 |
| 4.1 Teste Monte Carlo para unidimensionalidade (TMCU). | 35 |
| 4.2 Taxa de erro tipo I e poder do teste | 40 |
| 4.3 Resultados dos dados reais | 50 |
| 5 CONCLUSÕES | 55 |
| REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 56 |
| ANEXOS | 60 |

LISTA DE TABELAS

| | | |
|---|---|----|
| 1 | Taxa de erro tipo I considerando painéis com provadores ($K = 2, 5, 10, 15$) e produtos ($N = 5, 10, 15, 20$), para dois valores de C_ρ , (0, 95 e 0, 99) com nível de significância fixado em 5%. | 40 |
| 2 | Análise de variância para as notas de um painel sensorial de cafés especiais do Sul de Minas Gerais | 53 |

LISTA DE FIGURAS

| | | |
|----|---|----|
| 1 | Esquema das ciências sensoriais como uma elo entre relação pessoa-produto, (adaptado de Martens, 1999). | 5 |
| 2 | Esquema das etapas da análise sensorial. Fonte: Ferreira & Oliveira, 2006. | 8 |
| 3 | Hiper-matriz X ($N \times M \times K$) e uma fatia ($N \times K$). Fonte: Adaptado de Dijksterhuis, (1995). | 24 |
| 4 | Porcentagem da variância explicada pelo primeiro componente principal. | 37 |
| 5 | Poder do teste considerando número de provadores ($K=2$) e número de produtos ($N=5, 10, 15, 20$) | 42 |
| 6 | Poder do teste considerando número de provadores ($K=5$) e número de produtos ($N=5, 10, 15, 20$) | 43 |
| 7 | Poder do teste considerando número de provadores ($K=10$) e número de produtos ($N=5, 10, 15, 20$) | 44 |
| 8 | Poder do teste considerando número de provadores ($K=15$) e número de produtos ($N=5, 10, 15, 20$) | 45 |
| 9 | Poder do teste considerando número de produtos ($N=5$) e número de provadores ($K=2, 5, 10, 15$) | 46 |
| 10 | Poder do teste considerando número de produtos ($N=10$) e número de provadores ($K=2, 5, 10, 15$) | 47 |
| 11 | Poder do teste considerando número de produtos ($N=15$) e número de provadores ($K=2, 5, 10, 15$) | 48 |
| 12 | Poder do teste considerando número de produtos ($N=20$) e número de provadores ($K=2, 5, 10, 15$) | 49 |

| | | |
|----|--|----|
| 13 | Variância explicada pelos dois primeiros componentes principais (PC 1 e PC 2) | 50 |
| 14 | Correlação entre os provedores para o atributo qualidade global . . | 51 |
| 15 | Distribuição empírica gerada sob H_0 ao nível de significância de 5%. | 54 |

RESUMO

AMORIM, Isabel de Sousa. **Teste Monte Carlo na avaliação da unidimensionalidade de painéis sensoriais para uma variável** 2009. 62p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG. *

Um painel é dito unidimensional, para uma variável, quando todos os provadores pontuam tal variável ao longo de todos os produtos, da mesma forma. A confiabilidade das notas em análise sensorial depende do nível de unidimensionalidade do painel. Entretanto, uma vez estimado, o nível de unidimensionalidade deve ser testado. Este trabalho descreve um teste baseado em simulação Monte Carlo para avaliar a unidimensionalidade de painéis sensoriais. Essa avaliação é feita, usando análise de componentes principais (ACP). Para descrever o teste Monte Carlo para unidimensionalidade (TMCU), foram utilizados painéis virtuais e reais, sendo respectivamente, um estudo de simulação para avaliar a performance do teste (taxa de erro tipo I e poder do teste) e uma ilustração do método, utilizando dados de uma análise de cafés especiais do sul de Minas Gerais. O painel que analisou as amostras de café não foi considerado unidimensional pelo TMCU. Esse teste pode ser adotado como uma ferramenta para avaliar a eficiência do treinamento de painéis sensoriais. À medida que o número de provadores aumenta, o TMCU apresentou-se mais poderoso.

Palavras-chave: Painel sensorial, Teste Monte Carlo, Unidimensionalidade e Componentes principais.

* **Comitê orientador:** Renato Ribeiro de Lima - UFLA (Orientador); Eric Batista Ferreira - UNIFAL.

ABSTRACT

AMORIM, Isabel de Sousa. **Monte Carlo test for unidimensionality evaluation of sensory panels by considering one variable** 2009. 62p. Dissertation (Master in Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, MG. *

A sensory panel is said to be unidimensional for one variable when all assessors evaluate the attributes in the same way. In turn, reliability on scores in sensory analysis depends on the unidimensionality level of the panel. However, once estimated, the level of unidimensionality should be tested. This research describes a test based on Monte Carlo simulation process for evaluating the unidimensionality of a sensory panel. This evaluation is made using principal component analysis (PCA). For describing the Monte Carlo unidimensionality test (MCUT), were used virtual and real panels: one is a simulation study to evaluate the performance of the test (type I error rates and power) and the other is a illustration of the method using an evaluation of Brazilian special coffees. The panel that evaluated Brazilian coffees was considered not unidimensional by MCUT. The Monte Carlo based test can be adopted as a tool for checking the efficiency of the training process of a sensory panel. The MCUT revealed to be powerful for large panel and sample sizes and efficient to evaluating unidimensionality of sensory panels.

Key-words: Sensory panel, Principal Component Analysis, Unidimensionality, Monte Carlo test

* **Guidance Committee:** Renato Ribeiro de Lima - UFLA (Supervisor); Eric Batista Ferreira - UNIFAL.

1 INTRODUÇÃO

A indústria alimentícia, na busca de melhorar a qualidade de seus produtos e atender às exigências do mercado consumidor, tem utilizado cada vez mais a sensometria. Com base nas respostas aos estímulos externos percebidos pelos órgãos sensoriais humanos, a sensometria tem como finalidade quantificar as reações a um determinado produto, utilizando a estatística para lidar com o caráter subjetivo dos dados.

A avaliação sensorial é realizada, de maneira científica, por meio de um painel sensorial que consiste em um grupo de pessoas destinadas a avaliar certos atributos nos produtos. Em geral, admite-se que os resultados de uma análise sensorial são tão confiáveis quanto melhor for a performance do painel. Por sua vez, essa performance está relacionada com a habilidade do provador em identificar pequenas diferenças entre os produtos, e a sua capacidade de caracterizá-los, reproduzindo seus julgamentos. Portanto, para se ter uma análise com resultados confiáveis e precisos, é necessário utilizar métodos adequados para avaliar o desempenho do painel como um todo.

Na área da Sensometria, diversos métodos para avaliar esta performance de painéis sensoriais foram amplamente discutidos (Dijksterhuis, 1995; King et al., 2001; Derndorfer et al., 2005; Ferreira, 2007). Muitos baseiam-se em técnicas multivariadas, dentre as quais destaca-se a Análise de Componentes Principais (ACP).

Admite-se que, em um painel bem treinado, os provadores pontuam o mesmo produto de forma semelhante. Uma das formas para se avaliar a performance de um painel é verificar a consonância ou concordância do mesmo. A consonância do painel está relacionada com o nível de unidimensionalidade. Em um painel bem

treinado deseja-se que a consonância seja alta, ou seja, que o nível de unidimensionalidade do painel seja próximo da unidade para cada atributo ou variável. Isso pressupõe que a variabilidade das notas dos provadores, para um dado atributo, seja pequena, ou seja, considerando uma matriz com as notas do painel, a variância explicada pelo primeiro componente principal dessa matriz deve ser próxima de 100%.

Quando os dados apresentam a maior parte da variabilidade explicada pelo primeiro componente principal, conclui-se-se que existe consonância entre os provadores. Isso corrobora a idéia de que o nível de unidimensionalidade de um painel sensorial está relacionado com a performance do painel. Dijksterhuis (1995) propôs uma estatística baseada em componentes principais que permite obter uma estimação pontual de unidimensionalidade. Uma vez estimado, esse nível de unidimensionalidade deve ser testado.

Neste trabalho, objetivou-se propor um teste de hipótese via simulação Monte Carlo, para verificar a unidimensionalidade de um painel sensorial, para uma variável, inspirado na idéia de Dijksterhuis (1995). Esse teste será validado por meio de um estudo de simulação e será ilustrado com um conjunto de dados reais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Ciência sensorial - um elo entre a teoria e a prática

A epistemologia, ou teoria do conhecimento, interessa-se por duas questões principais: como se dá o conhecimento do homem sobre o mundo e como se justifica ou valida-se esse conhecimento. Segundo Ferreira & Oliveira (2007), não há outra maneira de percebermos o mundo externo além dos nossos sentidos. Tudo o que uma pessoa sabe, além de seus instintos básicos, foi descoberto por ela por meio de seus sentidos. É por meio deles que o homem se faz capaz de identificar características diversas e classificá-las de acordo com suas preferências.

A palavra sensorial tem origem do Latim *sensus*, que quer dizer sentido. De acordo com Martens (1999), a atual prática da ciência sensorial foi formada nos últimos 50 anos. Essa formação ocorreu em um contexto natural, científico e tecnológico, com ênfase na qualidade sensorial para produtos da indústria alimentícia. Os métodos utilizados atualmente na ciência sensorial surgiram há 150 anos com a psicologia experimental, cujas raízes remontam os 2500 anos da longa história da filosofia.

A ciência sensorial tem como foco os sentidos humanos. Trata-se de uma área multidisciplinar que compreende mensuração, interpretação e estudo das respostas humanas para as propriedades de produtos tais como são percebidas pelos sentidos: visão, olfato, tato, audição e paladar (Martens, 1999). A comunidade da ciência sensorial recebe grande contribuição da interação com os filósofos, não apenas em relação a história, mas principalmente a respeito de novas idéias para suas práticas. O simples fato de que o ser humano tem necessidade de alimentar-se para sobreviver e considerando que o homem demonstra suas preferências ao escolher seu alimento, justifica a importância dos estudos da qualidade sensorial

dos alimentos.

Martens (1999) afirma que as primeiras percepções sensoriais são sentidas pelo feto, antes mesmo do nascimento. Dessa forma, um cientista da área de análise sensorial poderia reescrever as palavras de Descartes “Eu me alimento, logo existo”, o que provavelmente é correto.

De forma geral, a ciência sensorial pode ser designada pela palavra elo, em razão da sua natureza, que liga teorias à resolução de problemas práticos. Segundo Martens (1999), há duas relações importantes a considerar no vasto campo da ciência sensorial: primeiramente, a relação pessoa-produto, em razão do simples fato de que o alimento (produto) interage com os seres humanos (pessoa) no ato de comer; e, em segundo, razão-afetividade (sentidos-sensibilidade) natural dos seres humanos. Essas relações estão interligadas pela ciência sensorial que é uma ponte entre a ciência analítica no laboratório e as ciências do comportamento no mercado, para o caso dos alimentos.

Na ciência sensorial, as interações entre pessoa-produto são vistas como uma série contínua. Na Figura 1, adaptada de Martens (1999), há a ilustração de um esquema da ciência sensorial com respectivo foco no produto (alimento) e na pessoa (consumidor), mostrando a ciência sensorial como elo entre as ciências naturais e as ciências humanas.

Segundo Amerine et al. (1965), muitas espécies sempre demonstraram preferências por um alimento em relação a outro, verificando-se que os animais mais primitivos já faziam escolhas pelos seus alimentos. Porém, as distinções de sabor e preferências vieram a se desenvolver quando o homem passou a se fixar em vilas e começou a plantar cereais, domesticar animais e irrigar solos. Somente quando o alimento começou a se tornar abundante, a sociedade se diferenciou em produtores, artesãos, legisladores, guerreiros, pastores, etc. A partir de então essas

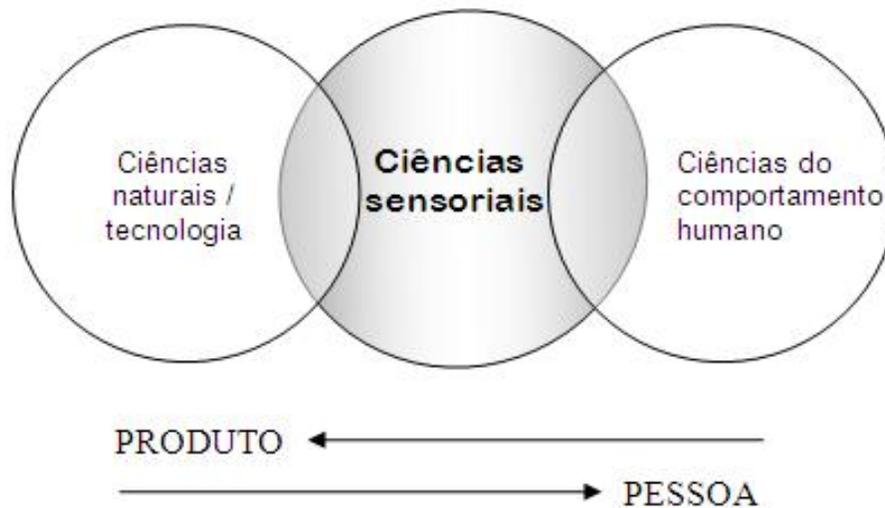


FIGURA 1: Esquema das ciências sensoriais como uma elo entre relação pessoa-produto, (adaptado de Martens, 1999).

distinções rapidamente se espalharam, especialmente dentro das classes sociais.

Durante a segunda guerra mundial, a ciência sensorial recebeu o primeiro impulso para seu desenvolvimento. Na ocasião, um balanceamento entre os componentes dos alimentos oferecidos aos soldados americanos e as exigências nutricionais normais do pessoal militar não foi suficiente para garantir a aceitação dos alimentos em razão da pobre qualidade sensorial. Então, as forças armadas americanas financiaram estudos para melhorar a qualidade sensorial desses alimentos e, assim, melhorar sua aceitação e aumentar o consumo (Stone & Sidel, 1985).

A ciência sensorial tem obtido sucesso em estudos para melhorar a qualidade nas indústrias de alimentos e de bebidas principalmente (Stone & Sidel, 1985; O'Mahony, 1996; Chaves, 2005; Minin, 2006). Entretanto, o potencial da avaliação sensorial para o desenvolvimento de produtos de qualidade tem sido cada vez mais explorado por outras indústrias, como, por exemplo, a têxtil, a farmacêutica, a automobilística e a de cosméticos. De acordo com Martens (1999), a forte com-

petitividade faz com que as indústrias procurem fornecer bens que satisfaçam as necessidades dos consumidores, o que implica no aumento da qualidade sensorial dos produtos.

2.2 Análise sensorial e sensometria

A análise sensorial é uma área do conhecimento que se ocupa em medir, descrever, entender e, até mesmo, reproduzir os mecanismos de percepção de estímulos externos pelos sentidos humanos básicos (Amerine et al., 1965).

O departamento de avaliação sensorial do *Institute of Food Science and Technology* - IFST (1975) define análise sensorial como a ciência utilizada para evocar, medir, analisar e interpretar as reações produzidas pelas características dos alimentos e materiais e como elas são percebidas pelos órgãos do sentido, tato, olfato, paladar, audição e visão (Stone & Sidel, 1985).

A análise sensorial é uma ciência utilizada no desenvolvimento de novos produtos, reformulação dos produtos já estabelecidos no mercado, determinação das diferenças e similaridades apresentadas entre produtos concorrentes, identificação das preferências dos consumidores por um determinado produto e, finalmente, para a otimização e melhoria da qualidade. A Figura 2, é um esquema da análise sensorial, em suas quatro etapas, adaptado de Ferreira & Oliveira (2007):

- (i) Planejamento: questões a serem respondidas, dentre as quais: Quais objetos avaliar? Quais atributos medir? Como medir? Como analisar? Quais os objetivos do experimento? O que fazer com os resultados?
- (ii) Execução: se refere à observação e medição dos fenômenos sensoriais. Na maioria das vezes, trata-se dos ensaios laboratoriais com provadores ou consumidores. Nesta fase, os métodos investigativos (laboratoriais) escolhidos são colocados em prática. Nesta etapa ocorre a experiência sensorial propri-

amente dita. Profissionais das ciências dos alimentos, psicólogos experimentais, fisiologistas, etc., são os principais responsáveis pela execução.

(iii) Análise: se refere ao tratamento estatístico dos dados. Essa é a etapa que melhor caracteriza a sensometria. Entretanto, a sensometria também é composta por planejamento e interpretação.

(iv) Interpretação: refere-se à compreensão multidisciplinar dos resultados. Todos os profissionais envolvidos no processo devem (ou deveriam) atuar nessa etapa.

É importante observar que as etapas de planejamento e interpretação não são exclusivas da sensometria.

A Figura 2 mostra o escopo da Sensometria, que é composta pelas etapas destacadas em cinza. O foco de estudo pode ser um produto ou o ser humano que interage com esse produto. Ferreira & Oliveira (2007) ressaltam que quando o principal interesse do pesquisador é compreender como um produto é percebido por uma pessoa (foco no produto), utiliza-se a análise sensorial e, para medir e ou quantificar os estímulos que são percebidos pelos sentidos humanos básicos, utiliza-se a sensometria.

A sensometria surgiu por volta dos anos 50 e 60 como um tipo de referência para a estatística aplicada à análise sensorial (Heymann, 2006). Essa ciência refere-se a todo o esforço feito no sentido de medir e ou quantificar estímulos percebidos pelos sentidos humanos básicos. A sensometria é definida como um grande subconjunto da análise sensorial (Ferreira, 2007). A sensometria analisa as sensações humanas pelos olhos da ciência e do método, trazendo a estatística para lidar com o caráter subjetivo das sensações provocadas por estímulos enviados ao cérebro.

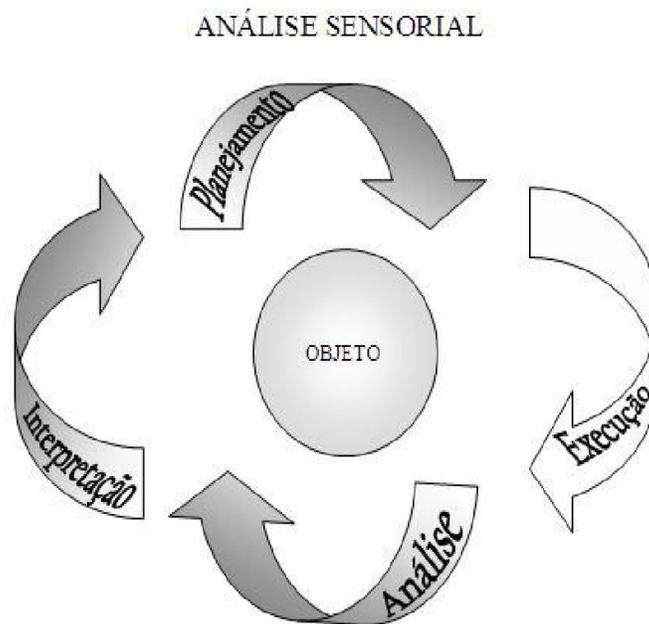


FIGURA 2: Esquema das etapas da análise sensorial. Fonte: Ferreira & Oliveira, 2006.

Nas últimas décadas, a estatística multivariada tem sido a principal ferramenta para a sensometria explorar as sensações por possibilitar a avaliação de várias variáveis simultaneamente (Sinesio et al., 1992; Dames et al., 1997; Dijksterhuis, 1995; King et al., 2001; Derndorfer et al., 2005; Laopez et al., 2005).

A estatística aplicada tem, como principais finalidades, o auxílio na solução de problemas práticos e nas pesquisas científicas. Nesse sentido, a sensometria procura estudar métodos estatísticos para que se entenda cada vez mais a complexa interação homem \times objeto \times ambiente. Segundo Ferreira & Oliveira (2008), a sensometria já nasceu sendo fundamental para o estudo das complexas experiências sensoriais.

2.3 Análise sensorial de alimentos

A ciência dos alimentos abrange todos os processos envolvidos na produção de alimentos até o consumo humano. Inclui portanto, todo o processo desde a colheita até o consumo. A análise sensorial dos alimentos é fundamental para melhorar a qualidade dos produtos alimentícios durante o processo de desenvolvimento, descrever suas propriedades sensoriais e compará-los com produtos concorrentes.

Segundo Amerine et al. (1965), a metodologia da análise sensorial de alimentos baseia-se na filosofia sensorial, ou seja, na compreensão da psicologia da percepção sensorial. Essa análise consiste no estudo das propriedades organolépticas de produtos diversos, usando o ser humano como instrumento de medida.

A avaliação sensorial de alimentos é feita com o auxílio de um painel sensorial, que consiste em um grupo de pessoas destinadas a avaliar certos atributos nos produtos. Um painel sensorial de alimentos é integrado por um grupo de pessoas treinadas, para detectar diferenças entre alimentos, medir a aceitação, identificar os atributos mais *positivos* e ou mais *negativos* de um alimento, ou até mesmo verificar se ele se encontra dentro dos limites de qualidade especificados por sua indústria de origem (Ferreira, 2004). De acordo com Noronha (2008), as técnicas de análise sensorial de alimentos se propõem a responder a questões referentes à descrição e discriminação de produtos e preferências por um produto, com base em sua influência sobre os receptores sensoriais humanos, antes e após a sua ingestão.

2.3.1 Painel sensorial - o ser humano como instrumento de medida

No contexto sensorial, as pessoas que avaliam um conjunto de objetos, sendo treinadas para tal, são ditas provadores. Esse grupo de provadores compõe um painel sensorial.

De acordo com O'Mahony (1986), em estudos sensoriais, as pessoas selecio-

nadas, geralmente treinadas para compor o painel sensorial, são chamadas de provadores e são responsáveis pela avaliação das características dos alimentos. Em análise sensorial, essas características são chamadas de *atributos* e todos os atributos de um painel formam o vocabulário sensorial do estudo. Os membros de um painel são classificados conforme o grau de treinamento de cada um. Provadores que foram exaustivamente treinados e têm muitos anos de experiência são ditos *provadores especialistas* ou “*experts*”. Denominam-se *provadores semi-treinados*, aqueles que foram brevemente treinados ou ainda, as pessoas que estão acostumadas com o jargão sensorial, já foram treinadas antes, mas não para o objeto em estudo. Existem ainda, pessoas não treinadas que são abordadas em qualquer lugar, independente dos pontos de venda do objeto em questão, ou que são abordadas no ponto de venda do objeto em estudo, estes são chamados de *consumidores*.

Os membros do painel sensorial são como instrumentos utilizados, principalmente, para classificar, caracterizar, diferenciar e avaliar as amostras do produto em estudo. Recomenda-se formar painéis com mais de um provador, como precaução. Os provadores são equivalentes às repetições (blocos). Se os provadores são bem treinados, exige-se um número menor de repetições (O’Mahony, 1986). Logicamente, um bom provador seria adequado para avaliar, de forma coerente e concisa, os atributos de interesse e classificar os produtos em estudo. Assim, em um painel sensorial bem treinado, pode-se considerar os provadores como instrumentos para medir ou quantificar as características referentes ao produto em estudo.

Quando os produtos são avaliados por um painel bem treinado e utilizando metodologias sensoriais estabelecidas, espera-se obter informações confiáveis sobre os produtos submetidos ao estudo (Castura et al., 2005). Assim, a validade dos

resultados em pesquisas sensoriais, depende da sensibilidade e da capacidade humana de reproduzir seus julgamentos. Kermit & Lengard (2006) afirmam que um bom painel sensorial fornece resultados com acurácia, discriminação e precisão.

2.4 Métodos para verificação da performance de painéis sensoriais

Em estudos de análise sensorial de alimentos realizados com pessoas não treinadas, os consumidores podem ser usados para o estudo a preferência por um determinado produto em detrimento dos demais, para indicar o nível de tal preferência ou ainda estimar a intenção de compra. Por outro lado, em estudo com painéis treinados, os provadores são utilizados para descrever um produto ou comparar um conjunto de possíveis formulações com um produto líder de mercado (Minin, 2006). Nesse caso, os provadores podem ser avaliados quanto a precisão (variância) e acurácia das suas avaliações, isto é, avaliar o sucesso do treinamento. Conseqüentemente o painel como um todo pode ser avaliado quanto ao seu desempenho. O sucesso da utilização de um painel sensorial depende do seu desempenho (Kermit & Lengard, 2006). Assim, métodos estatísticos são essenciais para se avaliar o desempenho do painel e, conseqüentemente, esta avaliação requer confiabilidade nos resultados fornecidos por pessoas treinadas (Latreille et al., 2006).

Um painel com bom desempenho é alcançado quando cada provador discrimina as diferenças entre os produtos, repete as avaliações pontuando de forma semelhante produtos iguais, e concorda com todos os outros provadores sobre a sensação sensorial que é descrita por um determinado atributo (Derndorfer et al., 2005).

Dijksterhuis (1995) ressalta que os aspectos importantes de painéis com bom desempenho são repetibilidade e reprodutibilidade entre os provadores e uma ca-

racterística essencial de um painel bem treinado é a consonância do painel. Define-se repetibilidade como a habilidade do provador em pontuar o mesmo produto de forma consistente e, reprodutibilidade como a habilidade de pontuar os produtos da mesma forma, em média, como os outros membros de painel (Rossi, 2001). A consonância é definida como a concordância entre provadores quanto à utilização do vocabulário sensorial, que é composto pelos atributos que estão sendo avaliados nos produtos em estudo. Em um painel consonante, espera-se que os provadores pontuem um atributo, para um produto, da mesma forma. (Dijksterhuis, 1995). A consonância entre os provadores indica o nível de unidimensionalidade do painel.

Quando o painel é bem treinado, os provadores que o compõe possuem tais habilidades. Assim, os provadores que compõem um painel avaliam os produtos em relação à diferentes características, que são denominadas atributos. Quando os provadores avaliam os diversos atributos dos produtos em estudo da mesma maneira, pode-se dizer que o painel possui consonância. Uma análise sensorial bem sucedida necessita de métodos adequados para avaliar o desempenho do painel.

Outros aspectos importantes são: a habilidade de detectar diferenças (Carbo-nell et al., 2007) e a confiabilidade das notas dos indivíduos treinados, especialmente quando os produtos são testados em várias sessões (Latreille et al. 2006). Todos estes fatores afetam a unidimensionalidade do painel, bem como o seu desempenho. A confiabilidade do painel como um todo, depende do seu nível de unidimensionalidade ou consonância entre os provadores. Esse nível é de primordial importância para se desenvolver pesquisas adequadas e tomar decisões. Ferreira & Oliveira (2007) apontam a sensometria como um rol de ferramentas estatísticas que podem ser úteis em diversas situações práticas, dentre as quais a avaliação d desempenho do painel.

Dijksterhuis (1995) propôs uma forma de estimar a consonância de um pai-

nel, utilizando uma metodologia multivariada baseada na análise de componentes principais (ACP) para detectar atributos pontuados consistentemente por todos os membros do painel. A idéia é simplesmente executar uma ACP nas matrizes que contêm, nas colunas, todos os provadores sobre a mesma variável. Se o painel é composto por provadores bem treinados, espera-se que a maior variabilidade seja explicada pela primeira dimensão, pois o painel será consonante, ou seja, os provadores estarão pontuando o mesmo atributo da mesma forma. Assim, toda variabilidade das notas pode ser explicada em única dimensão, ou seja, o painel é unidimensional, para essa variável. Com esse método, pode-se verificar se todo o painel ou algum provador apresenta desvios em relação com as notas e se o painel ou algum provador específico exige um treinamento complementar em relação com um determinado conjunto de atributos.

A avaliação do nível de unidimensionalidade de um painel é útil, não apenas para a análise de painéis sensoriais de alimentos, mas para qualquer painel sensorial. Diferentes métodos têm sido descritos para avaliar a unidimensionalidade e o desempenho de um painel treinado. Rossi (2001) sugeriu a utilização das medidas de repetibilidade e reprodutibilidade definidas por John Mandel (1991) para estudar a capacidade de cada provador de pontuar o mesmo produto de forma consistente para um determinado atributo e a capacidade de cada provador pontuar os produtos, em média, como o painel de provadores. Alguns autores propuseram metodologias baseadas em estatísticas descritivas métodos univariados. Bi (2003) sugeriu que o estudo da confiabilidade de um painel deve ser feito com dois índices: o indicador de concordância, descrevendo o consenso das classificações de um mesmo produto e o indicador de confiabilidade para discriminar a capacidade do painel.

Carbonell et al. (2007) afirmam que o desempenho do painel pode ser avali-

ado por análise de variância (ANAVA) convencional do perfil de resultados. Dentre as ferramentas estatísticas utilizadas para avaliar as diferenças entre produtos, a ANAVA tem sido utilizada com maior frequência em razão da versatilidade, (Brockhoff, 2003). Este método univariado tem sido utilizado também para separar a variação total dos dados sensoriais dentro das fontes que afetam as respostas sensoriais (David & Mina, 1988). Entretanto, a análise multivariada tem sido cada vez mais útil em ciências sensoriais.

King et al. (2001) compararam os resultados provenientes de avaliações multivariadas de desempenho de painel (análise de agrupamento, análise de consonância, análise de componentes principais), com representações gráficas baseadas em ANAVA, fornecidas pelo programa GRAPES - Graphical Representations of Assessors Performance Schlich, 1994). Entretanto o método proposto por King et al. (2001) utilizando GRAPES fornece resultados gráficos difíceis de interpretar quando um número grande de avaliadores e atributos é analisado. Os mesmos autores afirmam que para uma análise abrangente do desempenho do painel, os métodos foram melhores quando utilizados em conjunto com outros.

Derndorfer et al. (2005) também introduziram um procedimento conciso para avaliar o painel sensorial, que é baseado em métodos estatísticos univariados e multivariados. Estes autores utilizaram um programa desenvolvido no software R (R Development Core Team, 2008). Foram utilizados, basicamente, a ANAVA e um método baseado em ACP.

Kermit & Lengard (2006) apresentaram métodos de análise univariada e multivariada para avaliar o desempenho individual e também de grupo em um painel sensorial. Os mesmos autores afirmam que estes dois métodos são complementares e ambos são necessários para uma imagem representativa do desempenho em um estudo sensorial. Foi apresentado um conjunto de ferramentas univariadas

baseadas em uma sequência de testes de ANAVA para realizar testes relativos à sensibilidade, reprodutibilidade do provador e concordância do painel, juntamente com testes multivariados para identificar as especificidades e as possíveis correlações entre os resultados dos testes univariados, utilizando ACP.

Tomic et al. (2005) e Dhal et al. (2008) apresentaram técnicas gráficas simples para avaliar o desempenho de painéis sensoriais treinados utilizando um programa distribuído livremente chamado PanelCHECK. Este foi desenvolvido pelo MATFORSK, um instituto de pesquisa norueguês com colaboração da DTU - Universidade Técnica da Dinamarca e a KU-LIFE - Faculdade de Ciências da Vida da Universidade de Copenhague. Este programa utiliza gráficos para avaliar resultados de análises descritivas baseadas em estatísticas univariadas e multivariadas. Os gráficos apresentados pelo PanelCHECK facilitam a avaliação individual dos provadores permitindo detectar diferenças individuais entre eles. As informações contidas nos gráficos podem ser utilizadas como uma base para selecionar e treinar provadores, avaliando a performance individual e o painel como um todo.

2.4.1 Análise de componentes principais

A análise de componentes principais (ACP) foi originalmente descrita por Pearson (1901). Posteriormente, Hotelling (1933) consolidou e estendeu o uso desse método, tornando-o de maior interesse para a ciência, utilizando-o como uma ferramenta de análise exploratória de dados e para tornar modelos preditivos.

A ACP é uma técnica multivariada de modelagem de estrutura de covariância. Minin (2006), associa a ACP à transformação de um conjunto original de variáveis em outro conjunto, os componentes principais, com a menor perda de informação possível. Segundo Ferreira (2008), a idéia básica é buscar variáveis latentes que representem combinações lineares de um grupo de variáveis sob estudo que são,

por sua vez relacionadas.

Pereira & Pereira (2004) considera um dos objetivos da técnica de componentes principais a simplificação estrutural dos dados, que consiste na transformação do conjunto original de variáveis em um outro conjunto, os componentes principais, de dimensões equivalentes. Isso permite resumir informações contidas no conjunto de variáveis originais, eliminando as informações redundantes existentes em decorrência das correlações entre variáveis.

Segundo Ferreira (2008), a ACP é definida como a explicação da estrutura de covariâncias por meio de poucas combinações lineares das variáveis originais e com o objetivo de reduzir a dimensão original, facilitando assim a interpretação das análises realizadas. A explicação de toda variabilidade do sistema determinado por p variáveis pode ser explicada por p componentes principais, mas grande parte dessa variabilidade pode ser explicada por k componentes principais, sendo $k \leq p$. Esse tipo de simplificação facilita a realização de inferências em relação ao grupo todo de variáveis a respeito de algum fenômeno em estudo.

De acordo com Reis et. al (2006), a ACP pode ser efetuada sobre a matriz de covariância ou de correlação. Quando se trabalha com os dados originais, a ACP é realizada a partir da matriz de covariância e os escores dos componentes principais são obtidos com as variáveis centradas na média. Quando as medidas são obtidas em escalas e unidade muito diferentes, em geral, ACP é realizada a partir da matriz de correlação. Nesse caso, trabalha-se com as variáveis padronizadas com média zero e variância um.

Ferreira (2008) ressalta que algumas características devem ser observadas na modelagem da matriz de covariâncias. Ao estudar um fenômeno, observando p variáveis relacionadas, obtêm-se p variáveis latentes que são os componentes principais e que devem ser não-correlacionadas. Deve-se adotar um critério para reter

apenas parte dessas variáveis latentes de tal forma que tenhamos a maior parte da variância total explicada pelos primeiros componentes principais. Dessa forma, obtém-se uma simplificação da estrutura da matriz de covariância do grupo original de variáveis se forem retidas $k \leq p$ variáveis latentes, sendo o valor de k pequeno e a quantidade de variância explicada por essas k variáveis latentes for grande.

Em geral, ordenam-se essas variáveis latentes em função de suas variâncias, sendo a primeira variável latente definida pela combinação linear de maior variância, a segunda por aquela que possui a segunda maior variância e, assim, sucessivamente, até a p -ésima variável latente de menor variância.

Os componentes principais, ou variáveis latentes, podem ser obtidos por meio da diagonalização de matrizes simétricas positivas semidefinidas. Segundo Ferreira (2008), a idéia geométrica por trás dessa técnica é realizar uma rotação rígida no sistema de eixos coordenados, fazendo com que os novos eixos resultantes sejam posicionados no sentido de maior variabilidade. A aplicação dessa técnica surtirá o efeito desejado quando tem-se muitas variáveis ($p \geq 2$) que sejam intrínseca e fortemente relacionadas. Dessa forma, as p dimensões originais se reduzem em um sistema $k < p$ coordenadas sem que haja perda de informação contida no sistema original.

Para se derivar os componentes principais, inicialmente define-se um conjunto de p variáveis X_1, X_2, \dots, X_p com médias $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p$ e variâncias $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_p^2$, respectivamente. Essas variáveis não são independentes, portanto, possuem covariância entre i -ésima e h -ésima variável definida por σ_{ih} , para $i \neq h = 1, 2, \dots, p$. Essas p variáveis podem ser representadas na forma vetorial por $\mathbf{X} = [X_1, X_2, \dots, X_p]'$ com vetor de médias $\boldsymbol{\mu} = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p]'$ e a matriz de covariância $\boldsymbol{\Sigma}$, $p \times p$ por

$$\Sigma = \begin{pmatrix} Var(X_1) & Cov(X_1, X_2) & \cdots & Cov(X_1, X_p) \\ Cov(X_2, X_1) & Var(X_2) & \cdots & Cov(X_2, X_p) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(X_1, X_p) & Cov(X_2, X_p) & \cdots & Var(X_p) \end{pmatrix}.$$

Em princípio, não assume-se nenhuma distribuição para o vetor \mathbf{X} . Assim, define-se o i -ésimo componente principal Y_i por:

$$Y_i = \mathbf{e}_i' \mathbf{X} = e_{i1}X_1 + e_{i2}X_2 + \dots + e_{ip}X_p,$$

em que o vetor desconhecido \mathbf{e}_i estabelece a i -ésima combinação linear, para $i = 1, 2, \dots, p$.

O componente principal Y_i é uma variável latente, ou seja, não é mensurável a partir do experimento ou levantamento amostral. Deve-se determiná-lo a partir das p variáveis contidas no vetor \mathbf{X} . A idéia é projetar os pontos coordenados originais em um plano, maximizando a distância entre eles, isso é equivalente a maximizar a variabilidade da variável latente Y_i . A variância Y_i é dada por:

$$Var(Y_i) = Var(\mathbf{e}_i' \mathbf{X}) = \mathbf{e}_i' Var(\mathbf{X}) \mathbf{e}_i$$

$$Var(Y_i) = \mathbf{e}_i' \Sigma \mathbf{e}_i,$$

e a covariância entre Y_i e Y_k ($i \neq k$), por:

$$Cov(Y_i, Y_k) = Cov(\mathbf{e}_i' \mathbf{X}, \mathbf{e}_k' \mathbf{X}) = \mathbf{e}_i' Var(\mathbf{X}) \mathbf{e}_k$$

$$= \mathbf{e}_i' \Sigma \mathbf{e}_k.$$

A definição dos componentes principais é baseada na maximização de sua variância. Entretanto, o máximo da variância do componente principal não existe, pois na medida em que os componentes do vetor de coeficientes e_i crescem, a variância tenderá para infinito. Portanto, deve-se impor a restrição de que a soma ao quadrado dos coeficientes do vetor, que estabelece a combinação linear dos componentes principais, seja igual a unidade. Assim, deve-se maximizar a variância $Var(Y_i) = e_i' \Sigma e_i$ com relação ao vetor e_i , sujeito à restrição de $e_i' e_i = 1$. Para isso, pode-se utilizar a técnica de multiplicadores de Lagrange, na qual deve-se maximizar

$$\max_{e_i} [e_i' \Sigma e_i - \lambda_i (e_i' e_i - 1)],$$

com relação a e_i , sendo λ_i o multiplicador de Lagrange.

Essa restrição pode ser imposta de forma mais tradicional, dividindo a função original por $e_i' e_i$, resultando em uma função que deve ser maximizada, dada a seguinte forma:

$$\lambda_i = \max_{e_i} \frac{e_i' \Sigma e_i}{e_i' e_i}.$$

O máximo pode ser obtido, em ambos os casos, derivando-se a função resultante em relação a e_i e igualando o sistema de equações a zero. Após algumas simplificações esse sistema resulta em

$$(\Sigma - \lambda_i \mathbf{I}) e_i = \mathbf{0}, \quad (2.1)$$

em que \mathbf{I} é uma matriz identidade $p \times p$. A demonstração da maximização dessa forma quadrática é apresentada por Ferreira (2008), Johnson & Wichern (1998), dentre outros.

Da observação do sistema de equações (1) verifica-se a seguinte relação:

$$\Sigma e_i = \lambda_i e_i, \quad (2.2)$$

de onde pode-se mostrar que a variância de Y_i é dada por:

$$Var(Y_i) = e_i' \Sigma e_i = e_i' \lambda_i e_i = \lambda_i e_i' e_i$$

e, assim,

$$Var(Y_i) = \lambda_i.$$

A covariância entre Y_i e Y_h ($i \neq h$) por:

$$Cov(Y_i, Y_h) = e_i' \Sigma e_h = e_i' \lambda_h e_h = \lambda_h e_i' e_h,$$

$$Cov(Y_i, Y_h) = 0, i \neq h$$

pelo teorema 2.2 apresentado em Ferreira, 2008, uma vez que e_i e e_h são ortogonais.

Segundo Ferreira (2008), a partir do sistema de equações (2) pode-se concluir que a definição dos componentes principais, é na verdade, a obtenção dos autovalores e autovetores da matriz Σ . O sentido da rotação dos eixos coordenados definidos pelas variáveis originais é representado pelos autovetores e_i ($i = 1, 2, \dots, p$) e as variâncias desses novos eixos coordenados são definidas pelos autovalores λ_i ($i = 1, 2, \dots, p$).

Os novos eixos, que são os componentes principais, são ortogonais, pois possuem covariâncias nulas entre os diferentes pares de eixos. Eles representam uma rotação rígida dos eixos originais. De uma maneira geral, o componente principal

de maior importância, é aquele que apresenta maior variância ($\max_i \lambda_i$), o segundo componente de maior importância, o que possui a segunda maior variância e assim sucessivamente, até o componente principal de menor importância. Pode-se ordenar as variâncias $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$, definindo-se assim os componentes principais $Y_1 = \mathbf{e}'_1 \mathbf{X}$, $Y_2 = \mathbf{e}'_2 \mathbf{X}$, ..., $Y_p = \mathbf{e}'_p \mathbf{X}$, respectivamente.

A partir da decomposição espectral da matriz Σ , dada, segundo Johnson & Wichern, (1998), como

$$\Sigma = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}'$$

em que \mathbf{P} é a matriz composta pelos autovetores de Σ em suas colunas e $\mathbf{\Lambda}$, é a matriz diagonal de autovalores de Σ , observa-se que

$$\begin{aligned} tr(\Sigma) &= tr(\mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}') = tr(\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}'\mathbf{P}) = tr(\mathbf{\Lambda}\mathbf{I}) \\ &= tr(\mathbf{\Lambda}) = \sum_{i=1}^p \lambda_i. \end{aligned}$$

Mas, $tr(\Sigma)$ é a soma dos elementos da diagonal, ou seja,

$$= tr(\Sigma) = \sum_{i=1}^p \sigma_{ii},$$

de onde conclui-se que a variabilidade total contida nas variáveis originais é igual à variabilidade total contida nos componentes principais.

$$\sum_{i=1}^p \sigma_{ii} = \sum_{i=1}^p \lambda_i.$$

Segundo Ferreira (2008), pode-se considerar a explicação individual de cada componente. Assim, a proporção da explicação do k -ésimo componente principal

é dada por:

$$P_k^2 = \frac{\lambda_k}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \times 100.$$

2.4.2 Avaliação da consonância de um painel

Para avaliar o desempenho de painéis sensoriais, Dijksterhuis (1995) sugeriu um método baseado em ACP que tem sido muito utilizado por diversos autores (Bárcenas et al., 2000; King et al., 2001; Kermit & Lengard, 2006; Carbonell et al., 2007). Esse método avalia a consistência do painel, denominada por “consonância” ou como os atributos são avaliados por cada provador individualmente. A consonância é a concordância entre os provadores. Quando tem-se unidimensionalidade em relação a uma variável, pode-se dizer que o painel é consonante em relação a essa variável.

Segundo Dijksterhuis (1995), para cada atributo, uma matriz contendo as notas dos provadores nos produtos é analisada. Se todos os provadores pontuarem um dado atributo da mesma maneira espera-se que o primeiro autovalor dessa matriz de dados tenha um valor alto. Dessa forma, a porcentagem da variância explicada pelo primeiro autovalor será próxima de 100% e o nível de unidimensionalidade ou consonância do painel será próximo da unidade.

Para avaliar a consonância, inicialmente considera-se um painel sensorial constituído por K provadores que julgam N produtos, utilizando M atributos. Os dados de tal painel devem ser arranjados em uma hiper-matriz de dados \mathbf{X} , de ordem $N \times M \times K$ com elementos x_{ijk} , com $i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, M, k = 1, \dots, K$. Para analisar tal matriz, primeiramente deve-se calcular a média geral dos K pro-

vadores, resultando em uma matriz de médias ($N \times M$)

$$\bar{x}_{ij} = K^{-1} \sum_{k=1}^K x_{ijk}, \quad (2.3)$$

que será analisada, em seguida, por meio de ACP. Implicitamente supõe-se que os M atributos foram avaliados da mesma forma, por todos os provedores. Entretanto, essa pressuposição geralmente não é satisfeita e pode-se verificá-la facilmente por meio do método da consonância de Dijksterhuis (1995). Em geral, a hiper-matriz de dados, \mathbf{X} é formada por K matrizes $k = 1, \dots, K$, de ordem ($N \times M$), uma para cada provedor. Naturalmente, outras fatias da hiper-matriz podem ser tomadas, por exemplo, matrizes $\mathbf{X}_j, j = 1, \dots, M$, de ordem ($N \times K$) (Figura 3).

As colunas das matrizes \mathbf{X}_j contêm o mesmo j -ésimo atributo para cada um dos K provedores. Esses atributos, vistos como variáveis, geram um espaço unidimensional. Nesse caso, os K provedores utilizam os atributos similarmente.

Na prática, o resultado da ACP não será exatamente unidimensional. Quando os resultados mostram um desvio significativo da unidimensionalidade, deve-se considerar que os atributos foram interpretados de maneira diferente pelos provedores e, nesse caso, não se calcula a média dos dados. Alguns provedores podem precisar de um treinamento adicional e/ou algum atributo necessita de uma melhor definição.

Dijksterhuis (1995) afirma que, quando as colunas da matriz \mathbf{X}_j estão padronizadas, a matriz $\mathbf{X}_j' \mathbf{X}_j$ contêm as correlações inter-provedores, que dão uma indicação da consistência do uso do j -ésimo atributo, mas uma estrutura dimensional principal não pode ser identificada a partir da inspeção direta da matriz de correlação. Um resultado unidimensional é indicado por um primeiro autovalor

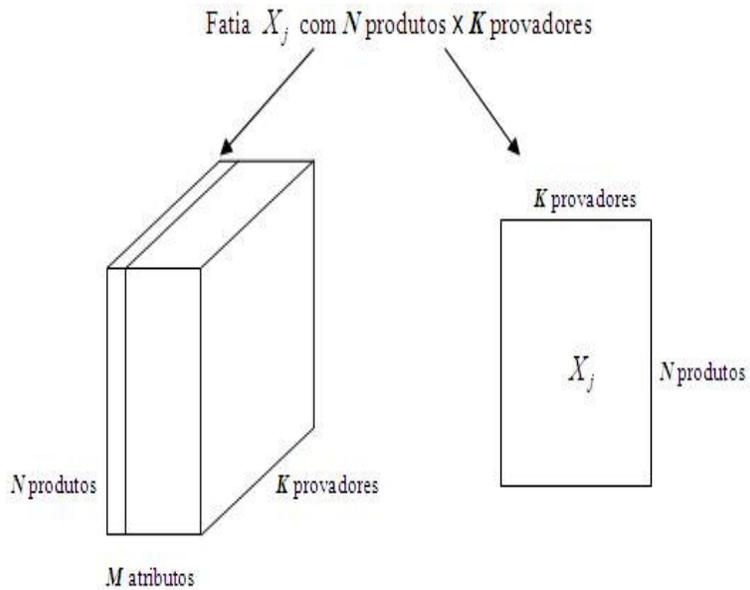


FIGURA 3: Hiper-matriz \mathbf{X} ($N \times M \times K$) e uma fatia ($N \times K$). Fonte: Adaptado de Dijksterhuis, (1995).

grande ou variância explicada elevada, do inglês, *Variance Accounted for*, (VAF). Essa quantidade é dada pelo valor da ACP aplicada à fatia \mathbf{X}_j da matriz de dados.

Como um resultado totalmente unidimensional dificilmente ocorrerá, é útil estudar o desvio da unidimensionalidade. Uma maneira de fazê-lo seria construindo uma representação bi-dimensional dos N produtos. Primeiramente, deve-se obter as matrizes \mathbf{Q} e Λ^2 a partir da decomposição dos autovalores, ou seja,

$$\mathbf{X}'_j \mathbf{X}_j = \mathbf{Q} \Lambda^2 \mathbf{Q}'$$

em que a matriz \mathbf{Q} contém os autovetores nas colunas e a matriz Λ^2 é dada por:

$$\Lambda^2 = \begin{pmatrix} \lambda_1^2 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda_k^2 \end{pmatrix}.$$

sendo λ_k^2 os autovalores em ordem decrescente ao longo de sua diagonal principal.

A matriz \mathbf{Y} , dada por $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{Q}\Lambda^{-1}$, representa os escores dos componentes principais dos K provadores para N produtos, em que Λ^{-1} é a matriz de inversa da raiz dos autovalores. Plotando as duas primeiras colunas de \mathbf{Y} tem-se os autovalores num espaço bidimensional. Deseja-se que a maior parte da variabilidade entre provadores seja explicada pelo primeiro componente principal, representado pela primeira dimensão ou eixo x .

Poderia-se obter \mathbf{Q} e Λ^2 a partir da decomposição dos autovalores de $\mathbf{X}_j\mathbf{X}'_j$, ou seja,

$$\mathbf{X}_j\mathbf{X}'_j = \mathbf{Q}\Lambda^2\mathbf{Q}'.$$

Nesse caso, o interesse do estudo seria a variabilidade dos produtos e os componentes principais explicariam a variabilidade entre N produtos, avaliados por K provadores.

Um painel ideal é formado por provadores que avaliam os atributos, em média, da mesma maneira. Isto resultará em soluções unidimensionais de ACPs nas matrizes \mathbf{X}_j , indicadas por um primeiro autovalor (λ_1^2) muito alto. Dimensões de ordem maior que um podem ser consideradas como erro ou ruído. Uma maneira de comparar a primeira dimensão com as outras seria utilizar estatística C_{ratio_j}

para cada atributo particularmente:

$$C_{ratio_j} = \frac{\lambda_1^2}{\sum_{r=2}^k \lambda_r^2},$$

em que λ_i^2 é o i -ésimo autovalor ($i = 1, 2, \dots, K$) da matriz $X_j'X_j$; X_j é uma matriz ($N \times K$) de informação do j -ésimo atributo, ($j = 1, 2, \dots, P$); N e K representam o número de produtos e provadores, respectivamente (Dijksterhuis, 1995).

Naturalmente os valores da VAF poderiam ser usados no lugar dos autovalores, isto não muda o valor de C_{ratio_j} . Uma desvantagem da estatística C_{ratio_j} ocorre em situações ideais, em que o painel sensorial se mostra muito bem treinado. Nessas situações, o primeiro componente principal tende à unidade e a soma dos demais componentes tende a um valor muito pequeno. Assim, a razão cresce rapidamente, tendendo ao infinito, mas se o denominador tender a zero tem-se uma indeterminação matemática.

Ferreira (2007) sugeriu uma transformação logarítmica na estatística de Dijksterhuis (1995) que foi denominada C^* . Segundo Dijksterhuis (1995), um resultado unidimensional é dado por um primeiro auto valor grande, ou *Variance Accounted For* (VAF) do primeiro componente, denominado por C_{vaf} . A estatística C_{vaf} expressa bem a consonância de um painel sensorial. Entretanto, a estatística C^* pode ser usada para magnificar tais diferenças quando o painel for muito bem treinado.

2.5 Análise sensorial de café

Consumido diariamente por milhões de pessoas, o café é uma bebida muito apreciada. A cafeicultura no Brasil é representada por mais de trezentos mil cafeicultores e, além do setor produtivo, a comercialização movimenta um considerável

número de pessoas e de dinheiro no país, sendo incalculável o número de profissionais que atuam nessa área. Minas Gerais lidera a produção de café no país, com uma safra estimada de 23,5 milhões de sacas em 2008 de acordo com o informe estatístico do café do Ministério da agricultura pecuária e abastecimento, (M.A.P.A.). Segundo os indicadores de desempenho da cafeicultura brasileira, o Brasil é o maior produtor mundial de café, sendo responsável por 30,5% da participação das exportações em relação às exportações mundiais em 2008.

Segundo o relatório de pesquisa, “Qualidade, prazer e saúde” da associação brasileira de indústria do café (ABIC), a cadeia produtiva do café no Brasil vem passando por profundas transformações nas últimas décadas. A grande oferta do produto nos mercados nacional e internacional faz com que o setor brasileiro se profissionalize, produza e comercialize, cada vez mais, com eficácia e qualidade. O consumidor, percebendo a grande diferença entre as diversas qualidades do produto, passa a valorizar, o café torrado e moído de melhor sabor, aroma, fragrância e pureza. Assim, cafés de melhor qualidade passam a ter preços mais atraentes no mercado nacional e internacional. A distinção entre os produtos faz-se por suas características de pureza, sabor e corpo.

O café é uma bebida que pode expressar uma infinidade de sabores e aromas. Segundo o relatório de pesquisa, “Qualidade e prazer e saúde” da ABIC, o café pode ser classificado industrialmente, conforme seu preparo, como estritamente mole, mole, apenas mole, duro, riado, rio e rio zona, onde estritamente mole é a bebida de sabor suave e adocicado e a rio zona é a bebida de sabor e odor acre ao paladar e ao olfato. Segundo a ABIC, especialistas em degustação de café, ao classificarem o produto, procuram em seu sabor o equilíbrio entre as seguintes sensações:

Doçura: Os cafés mais finos apresentam um sabor adocicado, o que permite

que sejam bebidos sem a adição de açúcar. A classificação quanto à doçura pode ser desde nula (sem doçura) até doçura muito boa. Porém, para que a doçura do café seja percebida, ele não pode conter grãos verdes, pretos ou ardidos;

Amargor: É o gosto produzido pela cafeína e outras substâncias, que deve ser leve ou equilibrado nos cafés de melhor qualidade. Cafés muito torrados ou queimados, e os de pior qualidade têm amargor forte, que é sentido quando atinge a garganta;

Acidez: Um pouco de acidez pode ser bastante desejável no café, principalmente em alguns países do mercado europeu, como a Alemanha. O café colombiano é muito aceito naqueles mercados porque é bastante ácido. Já os cafés brasileiros são menos ácidos;

Aroma: Compreende os elementos perceptíveis pelo olfato. Bons cafés desprendem aromas fortes e complexos. Os aromas do café podem ser: frutado, florado, achocolatado, pão torrado e outros.

Todas essas características têm influência no sabor, no aroma e na qualidade geral do produto. Naturalmente, influenciam também o custo de produção e o preço ao consumidor. De acordo com o relatório de pesquisa da ABIC, existem outras formas de classificar o café que são complementares à classificação por sabor: pela quantidade de impurezas e de defeitos (pau, pedra, grãos pretos ou verdes, ardidos, quebrados, brocados etc.), pelo grau de torra (americana, européia, convencional e extra forte) e moagem (fina ou grossa), pela cor e tamanho dos grãos etc.

Segundo Borém (2008), os cafés especiais vêm conquistando nichos próprios no mercado e são caracterizados pela marca, local de origem e conteúdo qualitativo permanente de alto padrão, semelhante ao refinamento exigido pelos “gourmets” para queijos e vinhos. A indústria tem buscado melhorar a qualidade global e as

características sensoriais da bebida do café. A caracterização sensorial dos cafés “commodities” que são comercializados nas bolsas de mercado, são regidas pela instrução normativa número 8 de 11/06/2003 da legislação do café do ministério da agricultura e pecuária e abastecimento (M.A.P.A). Esse regulamento, tem por objetivo definir as características de identidade e de qualidade para a classificação do café beneficiado grão cru.

A avaliação sensorial de café é realizada de acordo com um protocolo de degustação que determina as diferenças sensoriais entre amostras. Descreve sabores e aromas encontrados e determina preferências de produtos. De acordo com Borém (2008), pontuam-se, objetivamente onze importantes atributos para o café: fragrância, aroma, acidez, sabor, corpo, doçura, xícara limpa, balanço, finalização, uniformidade, defeitos e balanço geral. A pontuação final é calculada pela soma da pontuação dada a cada atributo. Somente cafés com pontuação acima de 80 são considerados cafés especiais.

Provadores, cuja habilidade deve ser adquirida por meio de anos de experiência, são os responsáveis pela avaliação subjetiva do café. Eles classificam a qualidade do café de acordo com o aspecto, o tipo da bebida, e pela prova de xícara. Esta classificação pode ser complementada com a adoção de métodos físicos e químicos que a tornem menos subjetiva (Leite et al., 1998).

3 METODOLOGIA

Este estudo propõe um teste para avaliar o desempenho de um painel quanto a sua unidimensionalidade, para uma variável, sem perda de generalidade para as demais. O algoritmo que o descreve será apresentado detalhadamente na seção 4.1.

Neste estudo, foram utilizados dois experimentos sensoriais. O primeiro é um estudo de simulação, que visa a avaliar o desempenho do teste aqui apresentado; e o segundo é um estudo com dados reais, que visa a ilustrá-lo. O primeiro conjunto de dados trata-se de painéis virtuais gerados a partir do método Monte Carlo. O outro refere-se a um painel formado por provadores treinados que realizaram a análise sensorial de amostras de café especiais de Minas Gerais.

3.1 Estudo de simulação

Com o intuito de avaliar o desempenho do teste de unidimensionalidade para painéis sensoriais, estudaram-se as probabilidades do erro tipo I e a função poder obtidas em relação aos resultados de um estudo de simulação. Na obtenção dos dados simulados, utilizou-se o método de Monte Carlo. O programa para obter os dados simulados foi desenvolvido no software R (R Development Core Team, 2008) e encontra-se em anexo. Para compor os painéis virtuais, foram geradas amostras considerando diferentes combinações dos números de produtos ($N=5, 10, 15, 20$) e provadores ($K=2, 5, 10, 15$). A partir dessas amostras, calculou-se o valor da variância explicada pelo primeiro componente principal de cada matriz de notas, comparando-se a mesma com a distribuição empírica sob H_0 obtida pelo teste.

Utilizou-se a matriz de correlação entre os provadores com estrutura equicor-

relacionada, uma vez que, sob H_0 espera-se que os provedores tenham a mesma correlação entre si e que essa correlação seja próxima de 1, para o painel seja considerado unidimensional. Assumindo a matriz com estrutura equicorrelacionada tem-se $\rho_{ij} = \rho$ para qualquer ij com i e j variando de 1 a K .

Segundo Ferreira (2008), existe uma relação entre a correlação entre as variáveis (ρ) e a proporção da variância explicada pelo primeiro componente principal (C_ρ), quando a matriz de correlação possui estrutura equicorrelacionada, ou seja, as correlações entre os provedores são iguais. Essa relação é dada por:

$$C_\rho = 100[1 + (K - 1)\rho]/K\%, \quad (3.1)$$

em que ρ é correlação entre os provedores e K é número de provedores em estudo.

O número de componentes principais é igual ao número de variáveis. Assim tem-se K componentes principais. Em estruturas equicorrelacionadas, os $(K - 1)$ componentes principais remanescentes possuem variância igual e, portanto, determinam eixos ortogonais de mesma dimensão, que, segundo Ferreira (2008), é conhecida por estrutura esférica nas últimas $K - 1$ dimensões. Se a correlação ρ for alta, próxima de 1, a variância explicada pelos $(K - 1)$ últimos componentes será pequena, sendo que a maior parte da informação contida nas variáveis originais será explicada pelo primeiro componente. Estudou-se o comportamento de C_ρ , quando K varia, na seção (4.1).

No estudo de simulação, foram geradas 1000 amostras de painéis virtuais para cada uma das 16 combinações dos números de produtos (N) e provedores (K). Para simular os painéis virtuais, fixou-se o valor da correlação entre os provedores igual a ρ com diferentes valores para cada combinação, obtendo, assim, painéis com diferentes níveis de unidimensionalidade, ou seja, diferentes porcentagens da variância explicada pelo primeiro componente principal dada por C_ρ . O procedi-

mento para gerar essas amostras via Monte Carlo consiste nos seguintes passos:

- (i) estabelecer as hipóteses que se deseja testar. Para este estudo as hipóteses são:

$$\begin{cases} H_0 : \text{ o painel é unidimensional} \\ H_a : \text{ o painel não é unidimensional.} \end{cases}$$

O processo para gerar a distribuição empírica sob H_0 está detalhado na seção 4.1.

- (ii) Sob H_0 , para cada uma das 16 combinações dos valores de N e K , geram-se 1000 amostras de uma variável aleatória $\mathbf{Y}_{K \times 1}$ que tem distribuição normal multivariada, ou seja,

$$\mathbf{Y}_{K \times 1} \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}),$$

em que $\mathbf{Y}_{K \times 1}$ são vetores com as notas dos N produtos avaliados por K provadores, tal que $\boldsymbol{\mu} = [0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$, $\boldsymbol{\Sigma} = \sigma^2 \mathbf{R}$ e

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} 1 & \rho & \dots & \rho \\ \rho & 1 & \dots & \rho \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho & \rho & \dots & 1 \end{pmatrix}. \quad (3.2)$$

Pode-se observar em (3.2) que \mathbf{R} apresenta uma estrutura equicorrelacionada e para compor a matriz $\boldsymbol{\Sigma}$, considerou-se $\sigma^2 = 1$, sem perda de generalidade, ou seja, $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{R}$. O interesse encontra-se no estudo das covariâncias, isto é,

o quanto as notas de cada provador estão positivamente correlacionadas com as notas dos demais.

- (iii) Foram gerados painéis sensoriais com K representando o número de provadores. Supondo que os K provadores avaliaram N produtos, combinaram-se os valores de K : 2, 5, 10, 15 com os seguintes valores de N : 5, 10, 15, 20. O coeficiente de correlação ρ , que representa a correlação entre os provadores, foi fixado para cada uma das 16 combinações de N e K , adotando os valores de 0,05 a 0,95 a cada 0,05 e 0,99, totalizando 20 valores de ρ . Para cada uma das 320 combinações de K , N e R foram geradas 1000 matrizes.

Calculou-se o valor de C_ρ para os painéis virtuais e comparou-se com a distribuição empírica gerada com os respectivos valores para K e N . A partir dos resultados obtidos, calcularam-se as taxas de erro tipo I, computando quantas vezes o teste rejeitava H_0 , quando hipótese nula era verdadeira, obtendo assim, as taxas de erro tipo I. Gerou-se o gráfico de poder do teste de forma análoga, computou-se quantas vezes o teste rejeitava H_0 quando a hipótese nula era falsa, estimando-se assim a função poder do teste.

3.2 Estudo com dados reais

Os dados reais analisados neste trabalho foram provenientes da avaliação de 30 amostras de cafés especiais de Minas Gerais. Um painel com nove provadores avaliou esses cafés especiais utilizando a escala da Specialty Coffee Association of America (SCAA). É importante ressaltar que esses provadores, embora sejam treinados, não receberam nenhum treinamento em conjunto.

Vários atributos foram avaliados pelo painel, porém apenas o atributo qualidade global foi submetido a análise, uma vez que o objetivo foi ilustrar a aplicação do teste proposto. Realizou-se uma análise exploratória de dados utilizando-se

o software PanelCHECK (Matforsk, A. S. The Panel Check project, 2008). Os dados foram submetidos à análise de variância para identificar se há efeito significativo entre provedores e calculou-se a matriz de correlação entre provedores para verificar se há correlação entre as notas dos provedores para o atributo em estudo.

Para a análise de variância, foi considerado o seguinte modelo estatístico misto para descrever a j -ésima nota do i -ésimo produto:

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j + \epsilon_{ij}, \quad (3.3)$$

em que y_{ij} é a nota atribuída ao i -ésimo produto ($i = 1, \dots, n$) pelo provedor j ($j = 1, \dots, k$); μ é a média geral; τ_i é o efeito do i -ésimo produto; β_j é o efeito do j -ésimo provedor e ϵ_{ij} é o erro associado à nota y_{ij} . Os termos do modelo são definidos de modo que $\epsilon_{ij} \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$ e $\sum_i \tau_i = 0$, $\beta_j \sim N(0, \sigma_b^2)$ e $\sum_i \epsilon_{ij} = \sum_j \epsilon_{ij} = 0$. O efeito de produto τ_i é considerado aleatório e o efeito de provedor β_j é

A matriz de correlação (\mathbf{R}) foi estimada, calculando-se o coeficiente de correlação entre o j -ésimo e j' -ésimo provedor e é definida conforme King et al., (2001), como a razão:

$$\rho_{jj'} = \frac{\sum_i \tau_i^2 + \sum_i \epsilon_{ij} \epsilon_{ij'}}{\sqrt{[(\sum_i \tau_i^2 + \sum_i \epsilon_{ij}^2)(\sum_i \tau_i^2 + \sum_i \epsilon_{ij'}^2)]}}. \quad (3.4)$$

A fórmula (3.4) mostra que a soma de quadrados do efeito de produto ($\sum_i \tau_i^2$) tem uma grande influência no valor do coeficiente de correlação. Quando a soma de quadrados é grande em relação ao resíduo, o coeficiente de correlação será grande, o primeiro autovalor (determinado por componentes principais) será grande e o valor da consonância entre os provedores será alto indicando que o painel é unidimensional para essa variável (King et al., 2001).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Teste Monte Carlo para unidimensionalidade (TMCU)

O teste proposto tem o objetivo de avaliar o desempenho de um painel sensorial quanto a sua unidimensionalidade, ou seja, verificar quanto da variabilidade é explicada pelo primeiro componente principal. Existe uma forte relação entre o valor de ρ das correlações da matriz de covariância e a proporção da variação total explicada pelo primeiro componente principal, quando a matriz de covariância possui estrutura equicorrelacionada (Ferreira, 2008).

A princípio, admitiu-se que a matriz de covariância Σ é igual a matriz de correlação \mathbf{R} uma vez que $\Sigma = \sigma^2 \mathbf{R}$ e $\sigma^2 = 1$. A matriz de correlação \mathbf{R} possui estrutura equicorrelacionada, ou seja, todas as correlações entre pares de variáveis diferentes é igual a ρ . Segundo Ferreira (2008), nesse caso particular de estrutura, existe solução explícita para os componentes principais, ou seja, para os autovalores e autovetores de Σ . O primeiro componente principal é definido, segundo Morrison (1990), pelo par de autovalor e autovetor dado, respectivamente por:

$$\lambda_1 = \sigma^2[1 + (K - 1)\rho]$$

e

$$e_1 = \left[\frac{1}{\sqrt{K}}, \frac{1}{\sqrt{K}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{K}} \right]^T,$$

em que

λ_1 e e_1 são o primeiro autovalor e o primeiro autovetor de Σ ;

σ^2 é a variância das notas dadas pelos K provadores.

ρ é a correlação entre os K provadores.

Por definição, um coeficiente de correlação pode assumir valores de -1 a 1 .

Porém, espera-se que o coeficiente ρ , definido na matriz de covariância R , assumam valores de 0 a 1, pois em um painel treinado, é natural supor que as notas dadas pelos provadores sejam positivamente correlacionadas. Assim, fixando um valor para ρ , a equação dada em (3.1), passa a ser função de K , número de provadores, que assume valor maior ou igual a 1. Ao estudar o comportamento dessa função, observa-se que, quando k é igual a 1, $C_\rho = 100\%$. Quando K tende ao infinito tem-se

$$\lim_{K \rightarrow \infty} \frac{[1 + (K - 1)\rho]}{K} = \lim_{K \rightarrow \infty} \left[\frac{(1 - \rho)}{K} + \rho \right] = \rho. \quad (4.1)$$

Portanto, pode-se verificar que $\rho \leq C_\rho \leq 1$. Não faz sentido realizar a avaliação de desempenho de painéis sensoriais com apenas um provador. Assim tem-se $K \geq 2$ sempre e, conseqüentemente $C_\rho = 1$ se $\rho = 1$ para qualquer $K \geq 2$. Na Figura 4.1 mostra-se a porcentagem da variância explicada pelo primeiro componente principal (C_ρ), para diferentes valores de K e ρ . O número de provadores (K) varia de 2 a 40. Verifica-se que a porcentagem da variância explicada pelo primeiro componente principal torna-se assintótica ao valor de ρ à medida que o número de provadores K aumenta. Observa-se que para $K < 10$ essa porcentagem é maior que ρ , sugerindo que o teste seja mais liberal nessas situações, sendo isso mais evidente para valores menores de ρ .

Traçou-se uma curva para valores de ρ igual a 0,05, 0,25, 0,50, 0,75 e 0,95 e, conforme foi demonstrado algebricamente em (4.1), verifica-se que a porcentagem de explicação é, no mínimo, igual a ρ .

Com base na relação entre ρ da matriz de covariância e a proporção da variação total explicada pelo primeiro componente principal, propôs-se um teste para avaliar a unidimensionalidade de painéis sensoriais, sendo considerado unidimensional aquele painel que possui um alto valor, próximo de 100%, para a proporção

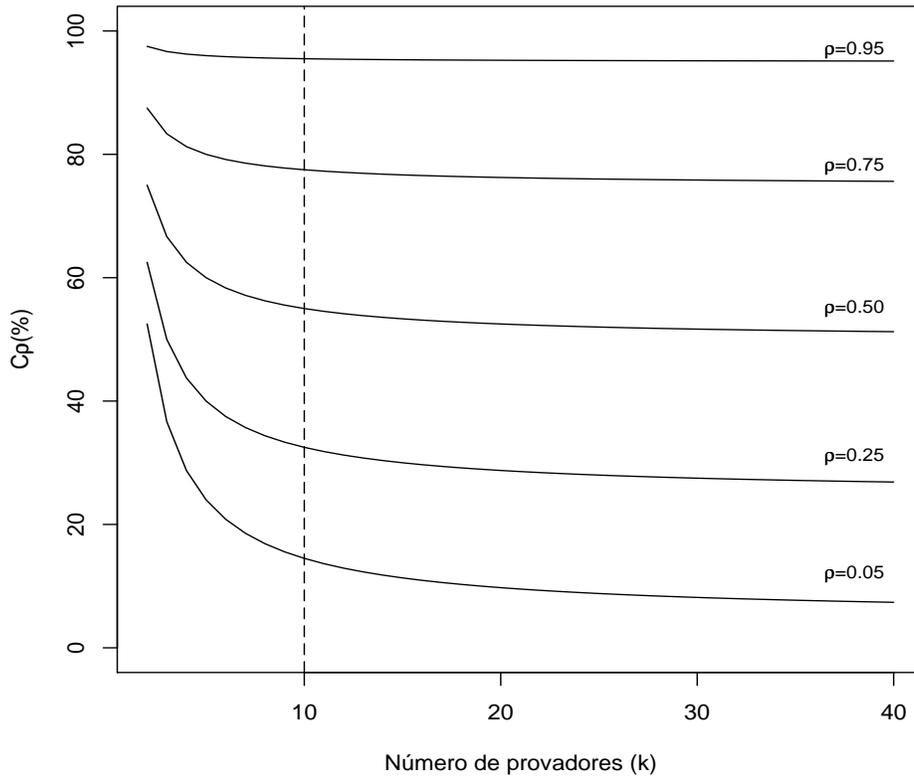


FIGURA 4: Porcentagem da variância explicada pelo primeiro componente principal.

da variância explicada pelo primeiro componente principal. Embora exista uma relação explícita entre essa proporção e o valor de ρ , não existe uma distribuição conhecida para C_ρ . Assim, obteve-se uma distribuição empírica para C_ρ buscando estabelecer a região crítica.

No teste proposto neste estudo considera-se a hipótese H_0 : o painel é unidimensional. Isso é equivalente ao teste de que a porcentagem de explicação do primeiro componente principal é um valor crítico próximo de 100%, uma vez que

este nunca poderá ser 100%, pois, para um conjunto de dados apresentar a porcentagem de explicação do primeiro componente principal igual a 100%, a matriz $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ teria suas colunas como combinações lineares uma das outras, ou seja, essa matriz seria singular. Nesse caso, a matriz $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ não teria posto coluna completo e o seu espaço multivariado se degeneraria.

O TMCU foi desenvolvido utilizando o software R e o programa encontra-se em anexo. Utilizou-se o seguinte algoritmo para o TMCU:

- (i) estabelecer as hipóteses que se deseja testar. Como exemplo, considere as seguintes hipóteses:

$$\begin{cases} H_0 : & \text{o painel é unidimensional, } C_\rho \geq C_{\rho 0} \\ H_a : & \text{o painel não é unidimensional, } C_\rho < C_{\rho 0}. \end{cases}$$

- (ii) gerar uma distribuição empírica, sob H_0 , para a porcentagem da variância explicada pelo primeiro componente principal, (C_ρ), utilizando simulação Monte Carlo, seguindo o algoritmo semelhante ao anteriormente descrito para gerar os painéis virtuais. Assim, sob H_0 foram geradas 1000 amostras de uma variável aleatória $\mathbf{X}_{K \times 1}$ que tem distribuição normal multivariada, ou seja,

$$\mathbf{X}_{K \times 1} \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}),$$

em que $\mathbf{X}_{K \times 1}$ são vetores com as notas dos N produtos avaliados por K provadores, tal que $\boldsymbol{\mu} = [0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$, $\boldsymbol{\Sigma} = \sigma^2 \mathbf{R}$, e

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} 1 & \rho & \dots & \rho \\ \rho & 1 & \dots & \rho \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho & \dots & \rho & 1 \end{pmatrix}.$$

- (iii) efetuar a análise de componentes principais e determinar a porcentagem da variância explicada pelo primeiro componente principal, para cada uma das 1000 amostras simuladas;
- (iv) fixar o valor nominal de significância α e determinar o valor crítico na distribuição empírica (C_α), para um percentil α .
- (v) calcular \hat{C}_ρ considerando a matriz de dados observados, utilizando-se:

$$\hat{C}_\rho = \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^K \lambda_i},$$

em que λ_i é o i -ésimo autovalor. Vale lembrar que os componentes principais devem ser expressos em escalas padronizadas.

- (vi) Regra de decisão: a hipótese H_0 de unidimensionalidade será rejeitada se

$$\hat{C}_\rho < C_\alpha$$

É importante ressaltar que o valor de unidimensionalidade, $C_{\rho 0}$, deve ser escolhido arbitrariamente para a hipótese nula. Esse valor pode variar em função de quanto o pesquisador deseja considerar um painel como unidimensional. O rigor do teste aumenta à medida que esse valor se aproxima de 100%.

4.2 Taxa de erro tipo I e poder do teste

Os resultados descritos nessa seção correspondem à avaliação do desempenho do TMCU. São apresentadas as taxas referentes a ocorrência do erro tipo I, obtidas via simulação Monte Carlo e os gráficos de poder do teste.

Na Tabela 1 estão apresentadas as probabilidades de ocorrência do erro tipo I para duas situações: utilizando-se $\rho = 0,95$ e $\rho = 0,99$, no processo de simulação Monte Carlo. Tais resultados foram obtidos para painéis com diferentes combinações dos valores de K e N .

TABELA 1: Taxa de erro tipo I considerando painéis com provadores ($K = 2, 5, 10, 15$) e produtos ($N = 5, 10, 15, 20$), para dois valores de C_ρ , (0,95 e 0,99) com nível de significância fixado em 5%.

| | | Taxa de erro tipo I | |
|----|----|---------------------|---------------|
| k | n | $\rho = 0,95$ | $\rho = 0,99$ |
| 2 | 5 | 0,046 | 0,003 |
| | 10 | 0,054 | 0,000 |
| | 15 | 0,056 | 0,000 |
| | 20 | 0,054 | 0,000 |
| 5 | 5 | 0,041 | 0,002 |
| | 10 | 0,042 | 0,000 |
| | 15 | 0,044 | 0,000 |
| | 20 | 0,054 | 0,000 |
| 10 | 5 | 0,052 | 0,003 |
| | 10 | 0,050 | 0,000 |
| | 15 | 0,052 | 0,000 |
| | 20 | 0,034 | 0,000 |
| 15 | 5 | 0,049 | 0,003 |
| | 10 | 0,047 | 0,000 |
| | 15 | 0,064 | 0,000 |
| | 20 | 0,044 | 0,000 |

Pode-se observar na Tabela 1, que o TMCU foi eficiente no controle do erro tipo I uma vez que os valores das probabilidades de rejeição de H_0 , quando esta é verdadeira, encontraram-se próximos ou inferiores ao nível nominal de signifi-

cância adotado de 5%, para $\rho = 0,95$ e $\rho = 0,99$, respectivamente. Observa-se que o teste se mostrou conservativo, apresentando probabilidade próxima do nível nominal de significância ($\alpha = 5\%$).

Nas Figuras de 5 a 12 estão apresentadas as curvas de poder do teste para diferentes valores de K e N , adotando-se $H_0: C_\rho \geq 0,95$. Nas figuras 5 a 8 fixou-se o número K de provedores e variou-se o número N de produtos. De forma similar, nas figuras de 9 a 12 fixou-se o número de produtos (N) e variou-se o número de provedores (K). Observa-se nessas Figuras que o teste apresentou probabilidade de rejeitar H_0 próxima de 1, quando a hipótese nula é realmente falsa, ou seja, quando ρ está bem abaixo de 0,95. Essa probabilidade se reduz à medida que o valor de ρ se aproxima do valor assumido ($\rho = 0,95$). Analisando-se os valores de N , observa-se um aumento no poder do teste, à medida que o N aumenta. O mesmo ocorre quando aumenta-se a variável K . Portanto, o teste torna-se mais poderoso quando aumenta-se o número de provedores (K) e o número de produtos (N), nos painéis. Para valores pequenos, por exemplo $K = 2$ e $N = 5$, observa-se uma probabilidade maior de cometer o erro tipo II.

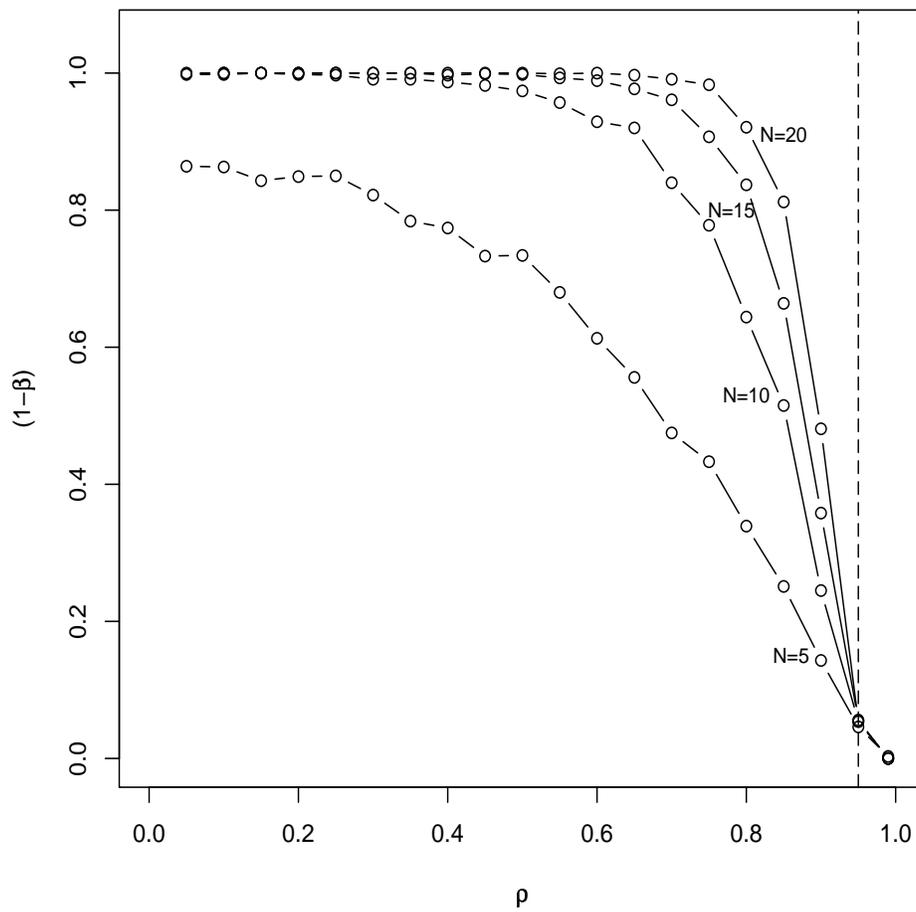


FIGURA 5: Poder do teste considerando número de provadores ($K=2$) e número de produtos ($N=5, 10, 15, 20$)

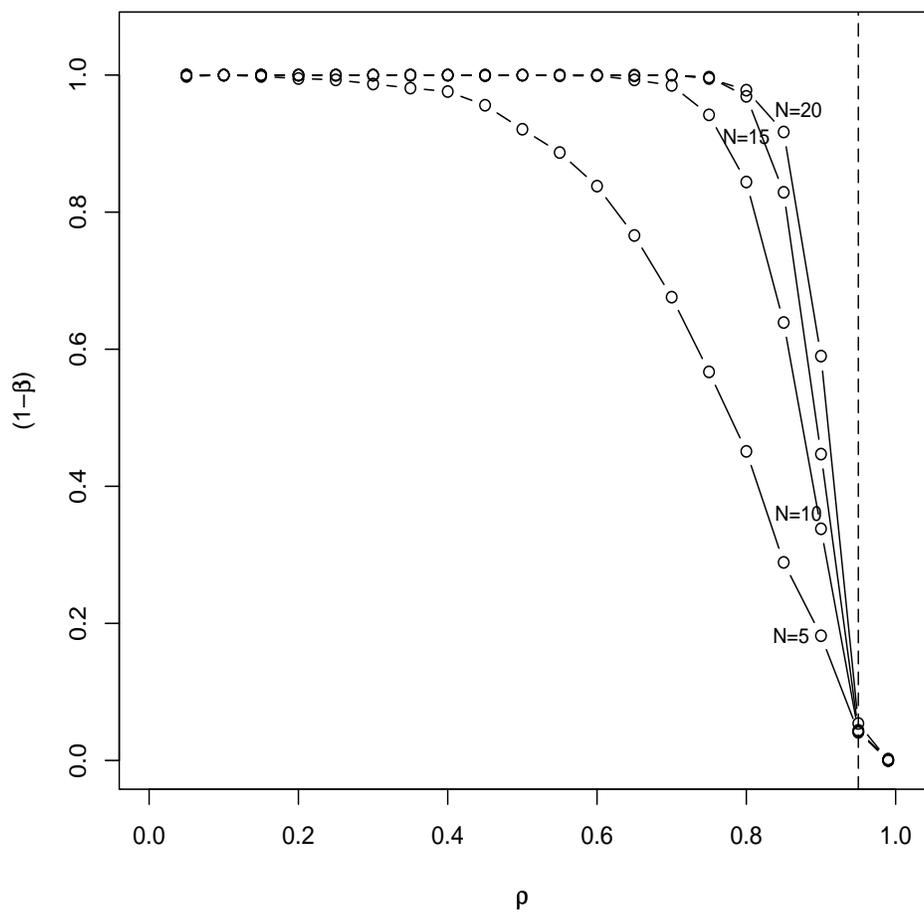


FIGURA 6: Poder do teste considerando número de provedores ($K=5$) e número de produtos ($N=5, 10, 15, 20$)

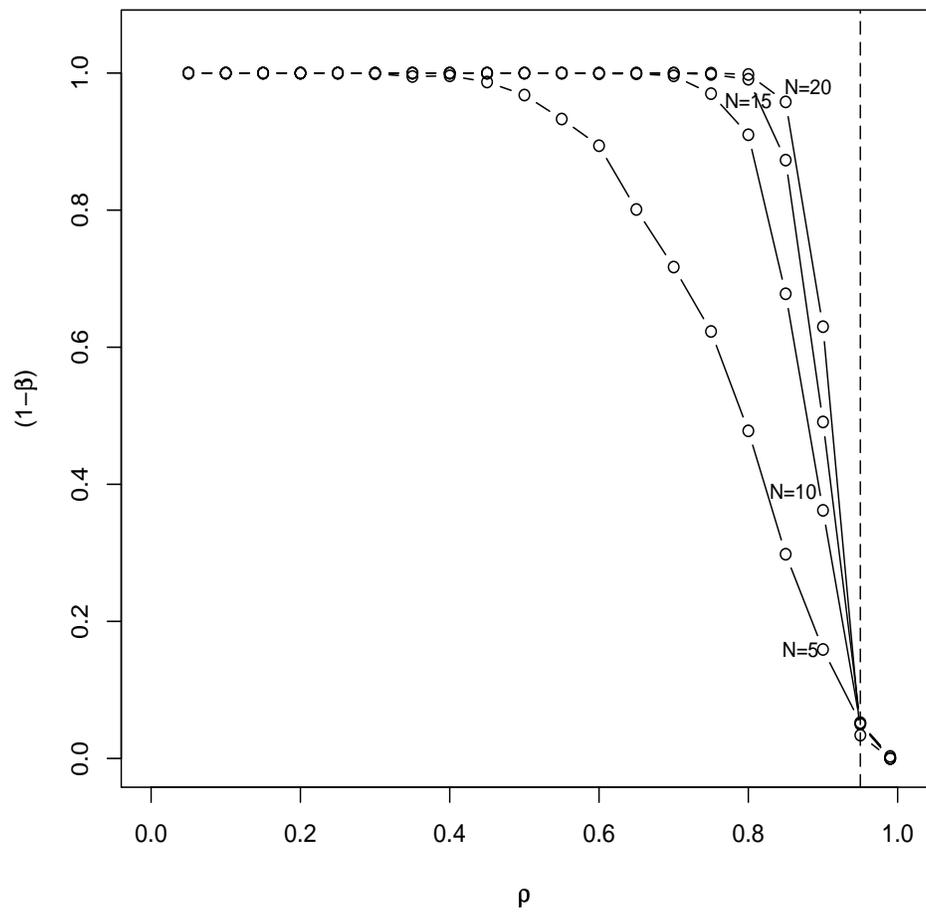


FIGURA 7: Poder do teste considerando número de provedores ($K=10$) e número de produtos ($N=5, 10, 15, 20$)

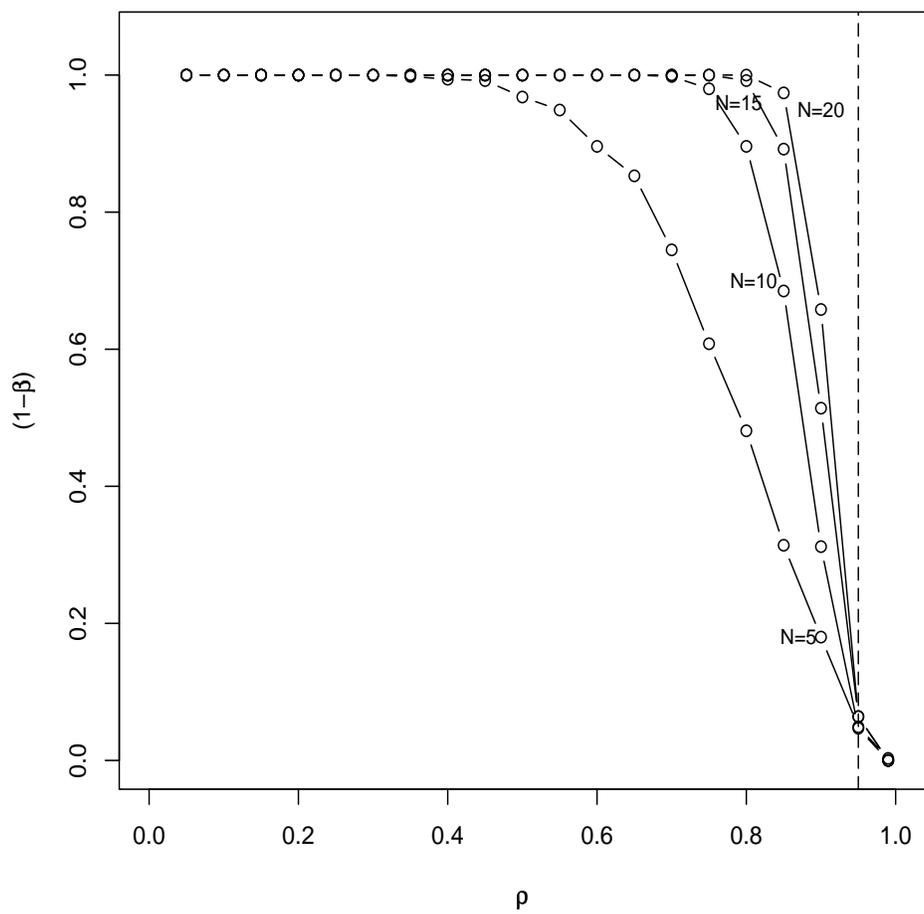


FIGURA 8: Poder do teste considerando número de provedores ($K=15$) e número de produtos ($N=5, 10, 15, 20$)

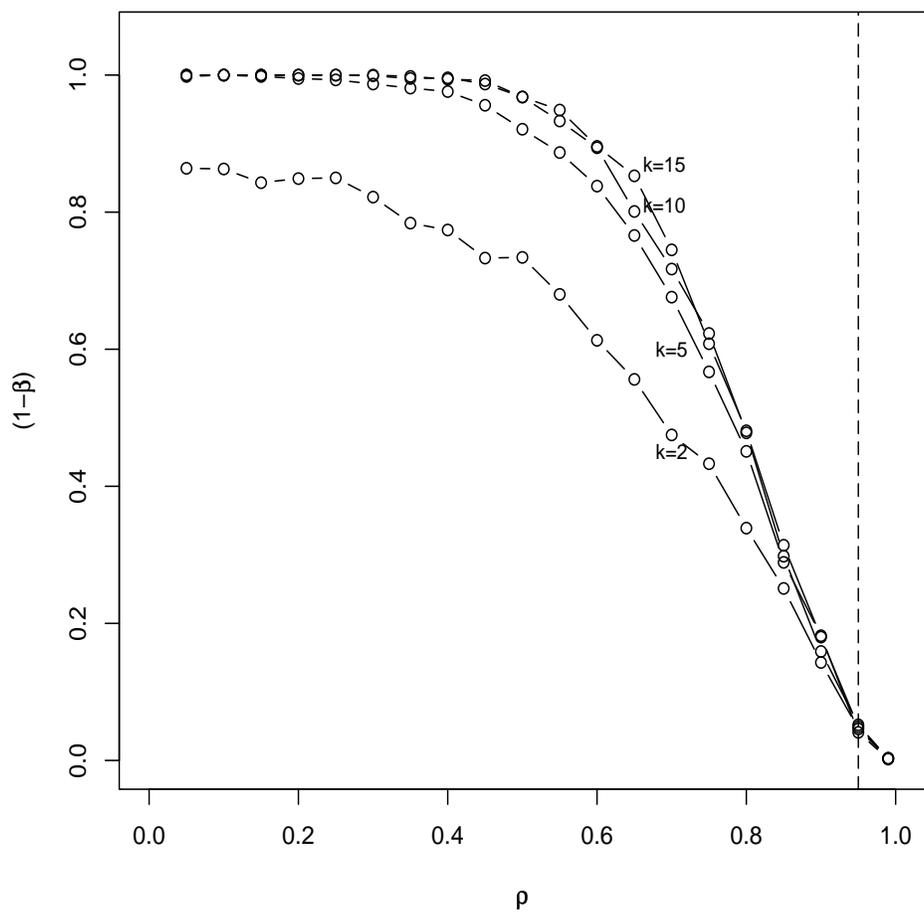


FIGURA 9: Poder do teste considerando número de produtos ($N=5$) e número de provedores ($K=2, 5, 10, 15$)

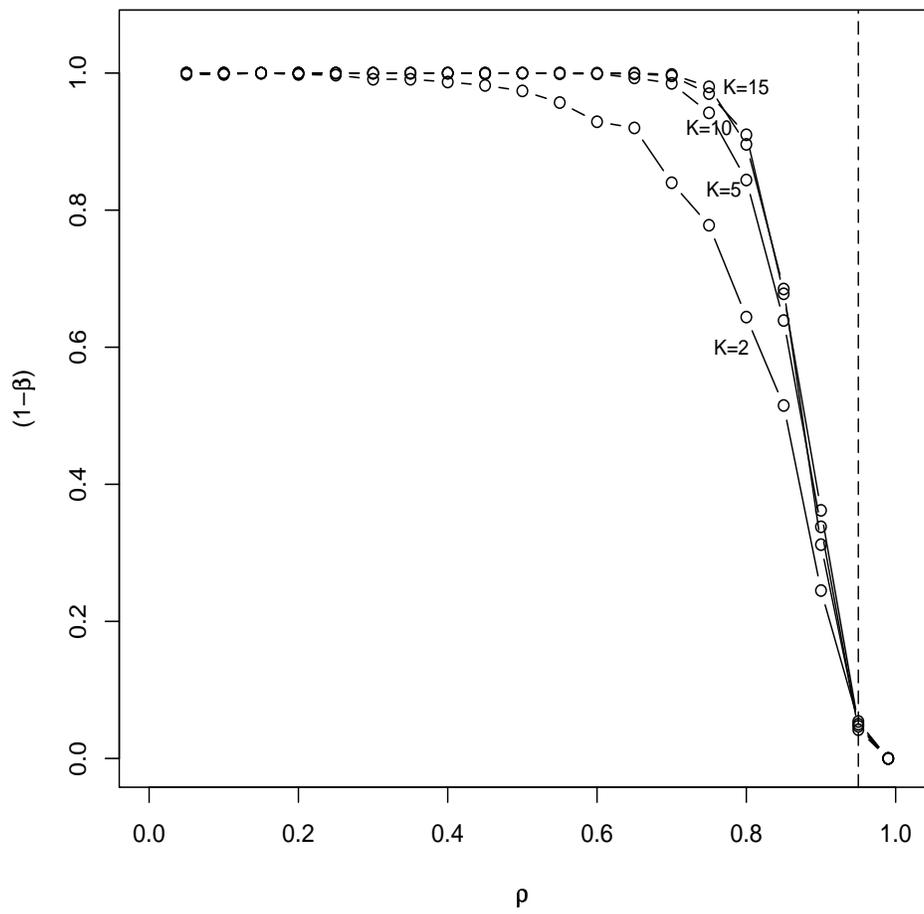


FIGURA 10: Poder do teste considerando número de produtos ($N=10$) e número de provedores ($K=2, 5, 10, 15$)

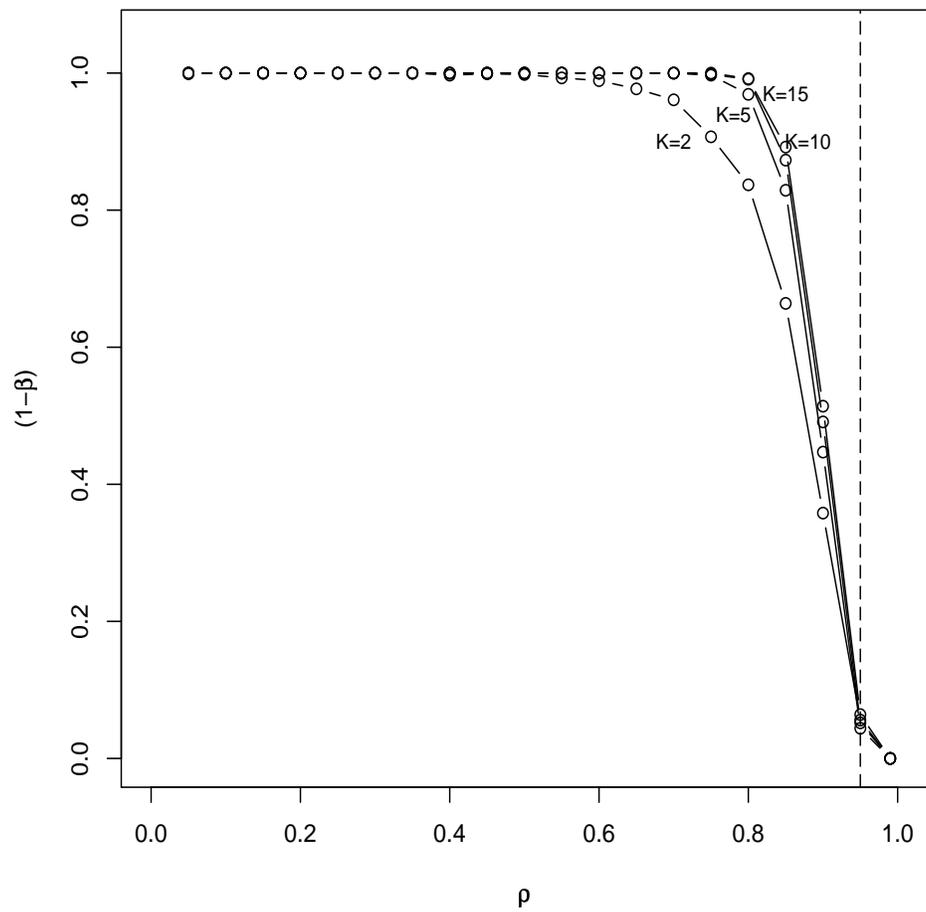


FIGURA 11: Poder do teste considerando número de produtos ($N=15$) e número de provedores ($K=2, 5, 10, 15$)

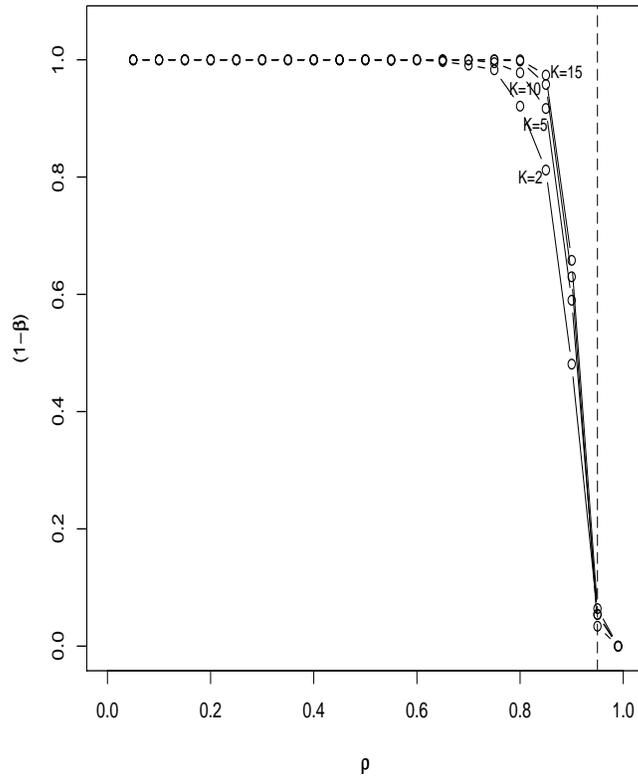


FIGURA 12: Poder do teste considerando número de produtos ($N=20$) e número de provedores ($K=2, 5, 10, 15$)

4.3 Resultados dos dados reais

Os resultados da análise exploratória dos dados reais são apresentados nas Figuras 13 e 14. Verifica-se, na Figura 13 que os dois primeiros componentes explicam a maior parte da variabilidade dos dados, sendo que o valor da explicação dada pelo primeiro componente principal é 74,18% em relação à variação total.

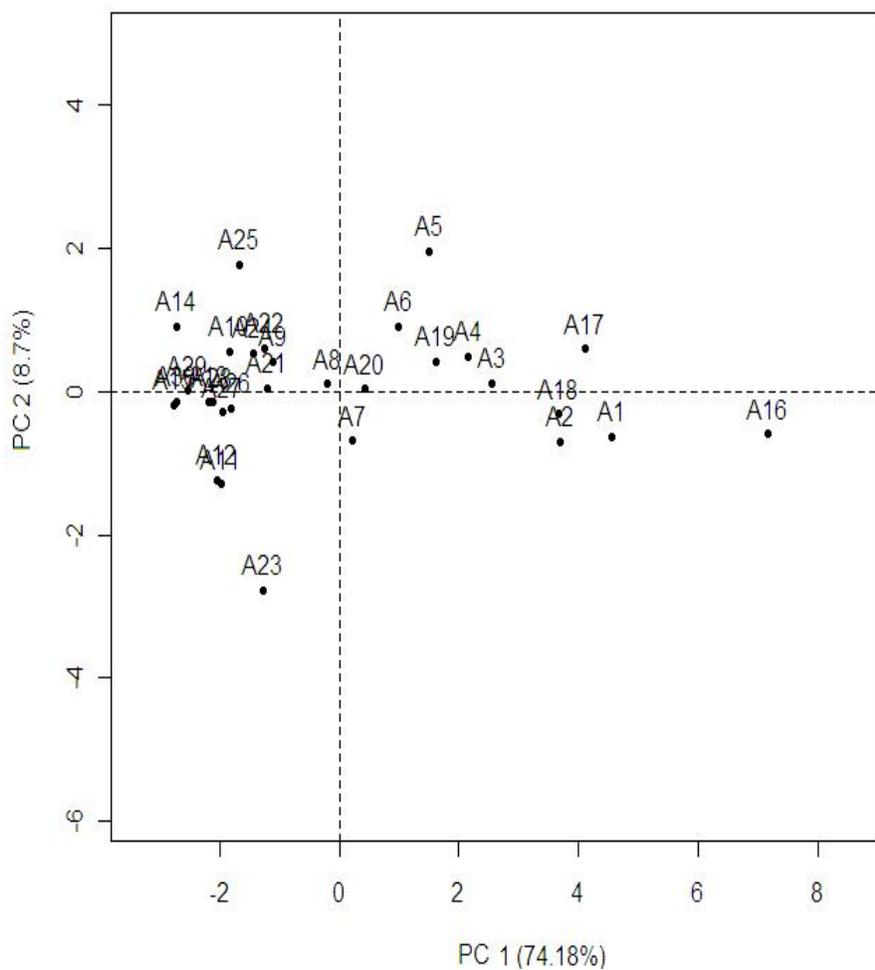


FIGURA 13: Variância explicada pelos dois primeiros componentes principais (PC 1 e PC 2)

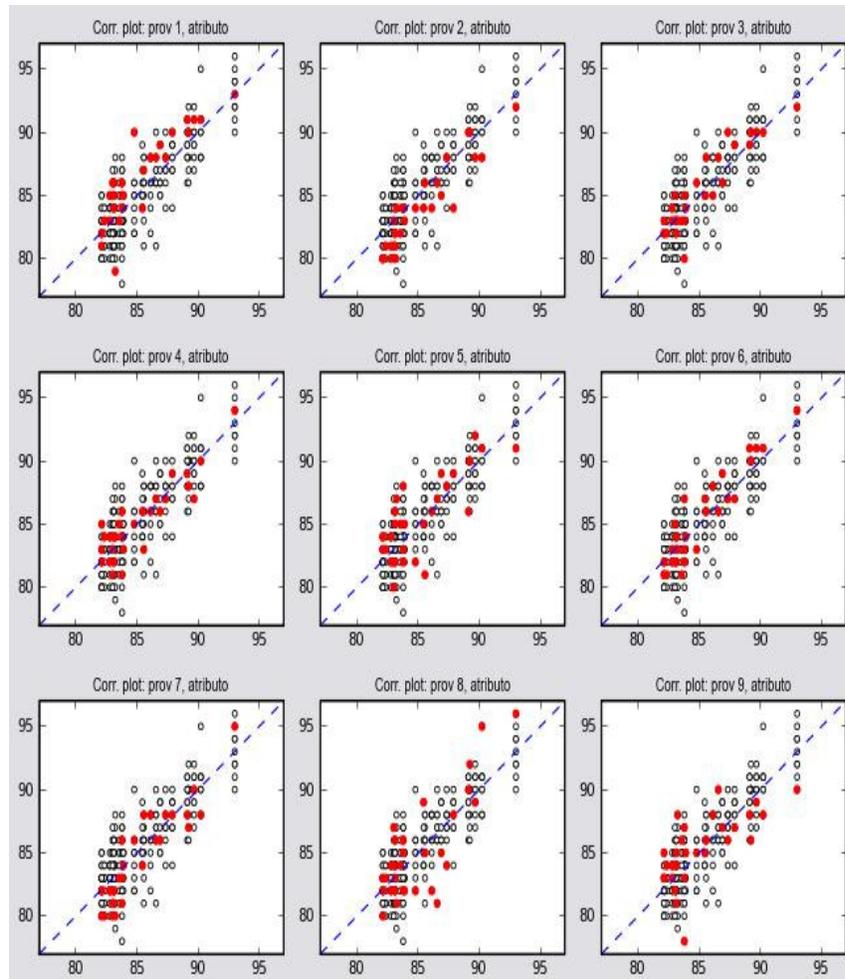


FIGURA 14: Correlação entre os provedores para o atributo qualidade global

Na Figura 14, pode-se verificar a relação entre as notas dos diferentes provedores (abscissas) e a nota média do painel (ordenadas), para um único atributo. Se as notas de um provedor são exatamente iguais às notas médias do painel, os pontos referentes a esse provedor estaria exatamente sobre a linha tracejada. Em cada um dos gráficos, os pontos cheios (pretos) correspondem às notas de um respectivo provedor, em relação à nota média do painel, para o atributo em estudo.

Observa-se que aparentemente as notas dadas pelos provadores estão próximas da nota média do painel, indicando uma certa correlação positiva entre as notas. Porém, observa-se que existe uma dispersão considerável entre as notas dos provadores para a mesma amostra, indicando uma falta de concordância entre eles, o que sugere um baixo nível de unidimensionalidade. Assim, pode-se entender que, embora todos os provadores sejam bem treinados, eles não receberam nenhum treinamento em conjunto.

A matriz de correlações estimadas entre as notas dos 9 provadores, $\hat{\mathbf{R}}$, obtida a partir equação (7) é dada por:

$$\hat{\mathbf{R}} = \begin{pmatrix} 1,00 & 0,76 & 0,84 & 0,69 & 0,58 & 0,77 & 0,80 & 0,65 & 0,62 \\ 0,76 & 1,00 & 0,86 & 0,78 & 0,67 & 0,87 & 0,80 & 0,66 & 0,70 \\ 0,84 & 0,86 & 1,00 & 0,74 & 0,67 & 0,77 & 0,78 & 0,62 & 0,82 \\ 0,69 & 0,78 & 0,74 & 1,00 & 0,80 & 0,77 & 0,81 & 0,68 & 0,70 \\ 0,58 & 0,67 & 0,67 & 0,80 & 1,00 & 0,66 & 0,64 & 0,53 & 0,71 \\ 0,77 & 0,87 & 0,77 & 0,77 & 0,66 & 1,00 & 0,82 & 0,74 & 0,59 \\ 0,80 & 0,80 & 0,78 & 0,81 & 0,64 & 0,82 & 1,00 & 0,57 & 0,60 \\ 0,65 & 0,66 & 0,62 & 0,68 & 0,53 & 0,74 & 0,57 & 1,00 & 0,38 \\ 0,62 & 0,70 & 0,82 & 0,70 & 0,71 & 0,59 & 0,60 & 0,38 & 1,00 \end{pmatrix}$$

Observa-se que as estimativas dos coeficientes de correlação apresentados na matriz $\hat{\mathbf{R}}$ não foram tão próximos de 1 como se esperaria sob a hipótese H_0 de unidimensionalidade. Este resultado corrobora aos apresentados na Figura 14.

Na Tabela 2, observa-se que, de acordo com a análise de variância, os provadores foram considerados significativamente diferentes ($p < 0,01$).

Desejando avaliar o nível de unidimensionalidade e testar se esse painel está

TABELA 2: Análise de variância para as notas de um painel sensorial de cafés especiais do Sul de Minas Gerais

| FV | GL | SQ | QM | F | Valor de p | |
|----------|-----|---------|-------|---------|------------|-----|
| Produto | 29 | 2166,00 | 74,69 | 21,6799 | <2,2e-16 | *** |
| Provedor | 8 | 89,40 | 11,17 | 3,2437 | 0,001608 | ** |
| Erro | 232 | 799,27 | 3,45 | | | |
| Total | 269 | 3054,67 | | | | |

bem treinado, utilizou-se o TMCU. Para aplicar o teste, gerou-se uma distribuição empírica para C_ρ (Figura 15), considerando o mesmo número de provedores (K) e produtos (N) do painel de dados reais, sob a hipótese nula de $\rho = 0,95$. Observa-se na Figura 15 que o ponto crítico, para $\alpha = 0,05$, corresponde a $C_\alpha = 0,9286$. Conforme foi apresentado na Figura 13, o primeiro componente principal explicou 74% da variabilidade das notas, ou seja, $\hat{C}_\rho = 0,74$. Portanto, como $\hat{C}_\rho < C_\alpha$, conclui-se pelo TMCU, que o painel não é unidimensional para a variável qualidade global, concordando com os resultados da análise exploratória.

Na prática, sugere-se que esses provedores, embora treinados, devam receber um tipo de treinamento em conjunto, pelo menos para garantir que eles estejam avaliando as amostras de café da mesma maneira. Considerando tal procedimento, o painel deve tornar-se mais consonante, isto é, apresentar maior nível de unidimensionalidade.

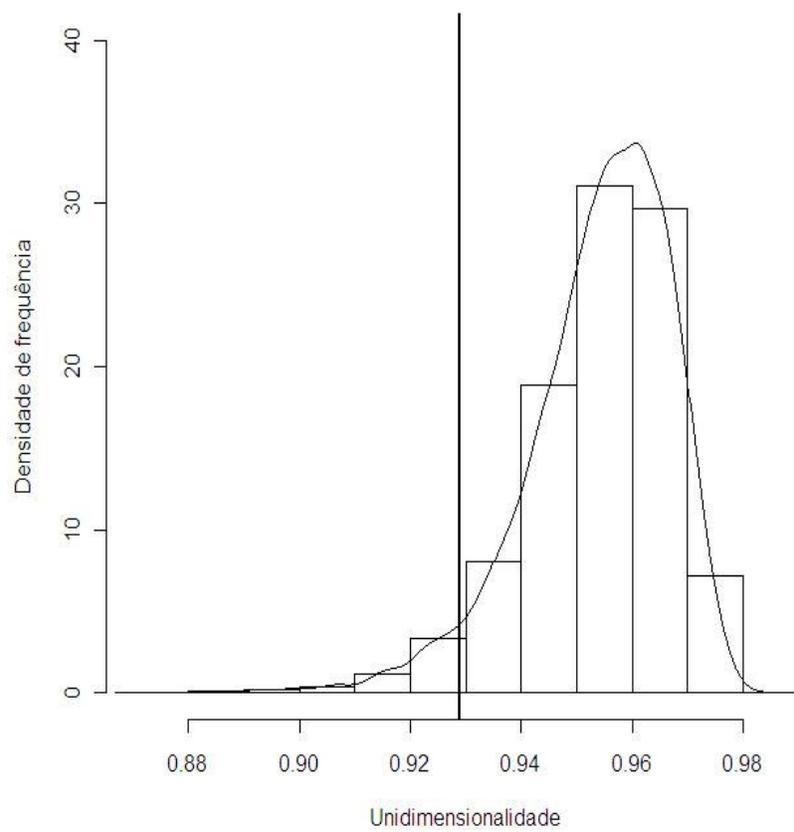


FIGURA 15: Distribuição empírica gerada sob H_0 ao nível de significância de 5%.

5 CONCLUSÕES

Diante da necessidade de avaliar a unidimensionalidade de painéis sensoriais, o teste via simulação Monte Carlo apresentou-se eficiente, para uma variável.

O TMCU pode ser utilizado para avaliar o nível de unidimensionalidade de painéis sensoriais formados por provadores que estejam avaliando quaisquer produtos, porém deve-se avaliar uma variável ou atributo por vez. Assim, torna-se necessário estender o teste para que se possa avaliar a unidimensionalidade do painel para todas as variáveis conjuntamente.

Neste estudo, considerando a taxa de erro tipo I, o TMCU mostrou-se liberal para painéis formados com número de provadores inferior a 10, principalmente para valores menores de ρ . Além disso, o teste mostrou-se poderoso em todas as situações estudadas, sendo mais poderoso para painéis sensoriais com número grande de provadores e de amostras.

O TMCU pode ser utilizado no processo de avaliação da unidimensionalidade de painéis sensoriais, sendo assim uma importante ferramenta para a avaliação do nível de treinamento dos provadores de um painel sensorial.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMERINE, M.A.; PANGBORN, R.M.; ROESSLER, E.B. **Principles of sensory evaluation of food**, San Francisco: Academic, 1965. 602p.

BÁRCENAS, P.; ELORTONDO, F.J.P.; ALBISU, M. Selection and screening of a descriptive panel for ewes milk cheese sensory profiling. **Journal of Sensory Studies**, Vitoria, v.15, p.79-99, 2000.

BORÉM, F.M. **Pós colheita do café**. Lavras: UFLA, 2008. 631p.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS INDÚSTRIAS DE CAFÉ. **Relatório de pesquisa: qualidade, prazer e saúde**. Disponível em: <<http://www.abic.com.br>>. Acesso em: 3 mar. 2009.

BI, J. Agreement and reliability assessment for performance of sensory descriptive panel. **Journal of Sensory Studies**, Richmond, v.18, p.61-67, 2003.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Legislação do café**. Disponível em <<http://www.agricultura.gov.br/>> Acesso em: 3 mar. 2009.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Relatórios e estatísticas**. Disponível em <<http://www.agricultura.gov.br/>> Acesso em: 3 mar. 2009.

BROCKHOFF, P.B. Statistical testing of individual differences in sensory profiling. **Food Quality and Preference**, Frederiksberg, v.14, p.424-434, 2003.

CARBONELL, L.; IZQUIERDO, L.; CARBONELL, I. Sensory analysis of Spanish mandarin juices. Selection of attributes and panel performance. **Food Quality and Preference**, Valencia, v.18, p.329-341, 2007.

CASTURA, J.C.; FINDLAY, C.J.; LESSCHAEVE, I. Monitoring calibration of descriptive sensory panels using distance from target measurements. **Food Quality and Preference**, Saint Catharines, v.16, p.682-690, 2005.

CHAVES, J.B.P. **Métodos de diferença em avaliação sensorial de alimentos e bebidas**. Viçosa: UFV, 2005. 91p.

DAEMS, V.; DELVAUX, F. Multivariate analysis of descriptive sensory data on 40 commercial beers. **Food Quality and Preference**, Heverlee, v.8, p.373-380, 1997.

DAVID, S.L.; MINA, R.M. The panelist effect- fixed or random? **Journal of Sensory Studies**, Oregon, v.3, p.113-121, 1988.

DAHL, T.; TOMIC, O.; WOLD, J.P.; NÆS, T. Some new tools visualizing mult-way sensory data. **Food Quality and Preference**, Oslo, v.19, p.103-113, 2008.

DERNDORFER, E.; BAIERL, A.; NIMMERVOLL, E.; SINKOVITS, E. A panel performance procedure implemented in R. **Journal of Sensory Studies**, Wien, v.20, p.217-227, 2005.

DIJKSTERHUIS, G. Assessing panel consonance. **Food Quality and Preference**, The Netherlands, v.6, p.7-14, 1995.

FERREIRA, D.F. **Estatística multivariada**. Lavras: UFLA, 2008. 661p.

FERREIRA, E.B. **Análise generalizada de Procrustes via R: uma aplicação em laticínios**. 2004. 115p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras.

FERREIRA, E.B. **Some topics in Procrustes analysis applied to sensometrics**. 2007. 131p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras.

FERREIRA, E.B.; OLIVEIRA, M.S. **Sensometria: uma abordagem com ênfase em Procrustes**. Santa Maria: UFSM, 2007. 71p. Apostila.

HEYMANN, H. Sensory science and sensometrics - yesterday, today and tomorrow. In: **SENSOMETRICS MEETING: IMAGINE THE SENSES**, 8. 2006, Norway. **Proceeding...** Norway: Sensometric Society, 2006. p.2.

HOTELLING, H. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. **Journal of Educational Psychology**, v.24, p.417-441, 1933.

KERMIT, M.; LENGARD, V. Assessing the performance of a sensory panel.

Panelist monitoring and tracking, Nedre Vollgate, v.8, p.185, 2006.

KING, M. C.; HALL, J.; CLIFF M.A. A Comparison of methods for evaluating the performance of a trained sensory panel. **Journal of Sensory Studies**, Summerland, v.16, p.567-581, 2001.

LAOPEZ, I.O.; BRO, R.; BREDIE, W.L.P. Univariate and multivariate modeling of flavor release in chewing gum using time-intensity: a comparison of data analytical methods. **Food Quality and Preference**, Frederiksberg, v.16, p.327-343, 2005.

LATREILLE, J.; MAUGER, E.; AMBROISENE, L.; TENENHAUS, M.; VICENT, M.; NAVARRO, S.; GUINOT, C. Measurement of the reliability of sensory panel performances. **Food Quality and Preference**, Summerland, v.17, p.369-375, 2006.

LEITE, A.A; CORRÊA, P.C.; OLIVEIRA, M.G.A.; REIS, F.P.; OLIVEIRA, T.T. Qualidade tecnológica do café (*coffea arábica L.*) pré-processado por “via seca” e “via úmida” avaliada por método químico. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiente**, Campina Grande, v.2, p.308-311, 1998.

MANDEL, J. The validation of measurement through interlaboratory studies. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v.11, p.109-119, 1991.

MININ, V.P.R. **Análise sensorial**: estudo com consumidores. Viçosa: UFV. 2006. 225p.

NORONHA, J.F. **Apontamentos de análise sensorial**. Coimbra: ESAC, 2008.
Disponível em:
< http://www.esac.pt/noronha/A.S/07_08/sumarios2008.html >.
Acesso em: 15 maio 2008.

MATFORSK, A.S. **The Panel Check project**. Disponível em:
<<http://www.matforsk.no/panelcheck>>. Acesso em: 10 jun. 2008.

O'MAHONY, M. Sensory measurement in food science: fitting methods to goals. **Food Technology**, v.49, p.72-82, 1995.

O'MAHONY, M. **Sensory evaluation of food**. New York: M. Dekker, 1986. 487p.

PEARSON, K. On lines and planes of closes fit systems of points in space. **Philosophical Magazine**, v.2, p.559-572, 1901.

PEREIRA, E.B.B.; PEREIRA, M.B. Um critério para o descarte de variáveis na análise de componentes principais. **Revista Universitária Rural, Seropédica, Ciências Exatas e da Terra**, Seropédica, v.23, p.1-7, 2004.

REIS, R.C.; REGAZZI, J.A., CARNEIRO, J.C.S., MININ, V.P.R. Mapa de preferência. In: MININ, V. P. R. **Análise sensorial**: estudo com consumidores. Viçosa: UFV. 2006. Cap.5, p.112-126.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2008. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 10 Mar. 2008.

ROSSI, F. Assessing sensory panelist performance using repeatability and reproducibility measures. **Food Quality and Preference**, Glenview, v.12, p.467-479, 2001.

SPECIALITY COFFEE ASSOCIATION OF AMERICA. **Coffee quality institute**. Disponível em: <<http://www.scaa.org>>. Acesso em: 25 Feb. 2009.

STONE, H.; SIDEL, J.L. **Sensory evaluation practices**. Orlando, Florida, 1985. 311p.

TOMIC, O.; NILSEN, A.; MARTENS, M.; NÆS, T. Visualization of sensory profiling data for performance monitoring. **LWT**, Osloveien, v.40, p.262-269, 2007.

ANEXO

| | Página |
|---|---------------|
| ANEXO A: Programa em R para TMCU | 61 |

ANEXO A

```
#Teste Monte Carlo para unidimensionalidade #H0: o painel é
unidimensional #H1: o painel não é unidimensional

uni.MC.test<-function(x, resmpl=1000, rho=0.95, plot=FALSE){

library(``mvtnorm'`) n<-dim(x)[1]; k<-dim(x)[2] b<-matrix(0,n,k)
uni.b<-numeric(0) p.value<-0

#Unidimensionalidade amostral
#uni.a<-PCA(x, graph=FALSE)$eig[1,2]/100
#value<-eigen(t(x)%*%x)$values
#uni.a<-value[1]/sum(value
pr<-(prcomp(x, scale=T)$sdev)^2
uni.a<-(pr/sum(pr))[1]

#Monte Carlo cont<-1 me<-numeric(k) Sig<-matrix(rho,k,k);
diag(Sig)<-1

while (cont < (resmpl+1)){
  b<-rmvnorm(n,me, Sig)
# val.b<-eigen(t(b)\%*\%b)\$values #
uni.b<-c(uni.b,(val.b[1]/sum(val.b))) #
uni.b<-c(uni.b,PCA(b, graph=FALSE)$eig[1,2]/100)
pr<-(prcomp(b, scale=T)\$sdev)^2$
uni.b<-c(uni.b,c((pr/sum(pr))[1]))

  cont<-cont+1
}

for(i in 1:resmpl) {

if(uni.b[i]<uni.a) p.value<-p.value + 1/resmpl
}
pc<-sort(uni.b)[floor((1-rho)*resmpl)] res<-list(p.value, uni.a, pc)
names(res)<-c(``p-valor'`,
``% amostral explicada'`,
```

```

``ponto crítico '')

if(plot==TRUE){ hist.s(uni.b,Main='',Xname='`Unidimensionality`',
Yname='`Relative Frequency Density`') abline(v=uni.a,lty=2)
}
res

#Gerar os painéis virtuais

library('`mvtnorm`') resmpl<-1000 n<-c(5,10,15,20) k<-c(2,5,10,15)

#por exemplo tome  $\rho=0.95$ 

rej<-matrix(0,4,4) #Matriz de proporção de rejeições: n x k
rownames(rej)<-n colnames(rej)<-k for(i in 1:4) {
  for(j in 1:4) {
    cont<-0
    med<-rep(0,k[j])
    S<-matrix(0.95,k[j],k[j]); diag(S)<-1
while (cont < resmpl){
  m<-rmvnorm(n[i],med,S)
  mc<-uni.MC.test(m)[[1]]
  if(mc < 0.05) {rej[i,j]<-rej[i,j]+(1/resmpl)}
  cont<-cont+1
}
}
}
}

```