



FERNANDA PAES RIBEIRO FERNANDES BARBOSA

INTERVALOS DE CONFIANÇA VIA *BOOTSTRAP*
PARA CURVAS DE TEMPO INTENSIDADE

LAVRAS – MG
2018

FERNANDA PAES RIBEIRO FERNANDES BARBOSA

**INTERVALOS DE CONFIANÇA VIA *BOOTSTRAP*
PARA CURVAS DE TEMPO INTENSIDADE**

Monografia que será apresentada ao Colegiado do Curso de Engenharia de Alimentos, para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Alimentos.

Dra. Isabel de Sousa Amorim
Orientadora

LAVRAS – MG
2018

FERNANDA PAES RIBEIRO FERNANDES BARBOSA

**INTERVALOS DE CONFIANÇA VIA *BOOTSTRAP* PARA CURVAS DE TEMPO
INTENSIDADE**

**EVALUATION OF TIME INTENSITY CURVES BY BOOTSTRAP CONFIDENCE
INTERVALS**

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Graduação em Engenharia de Alimentos, para a obtenção do título de Bacharel.

APROVADA em 27 de junho de 2018.

Profa. Dra. Ana Carla Marques Pinheiro. UFLA

Prof. Dr. Cleiton Antônio Nunes. UFLA

Dra. Isabel de Sousa Amorim. UFLA

Dra. Isabel de Sousa Amorim.

Orientadora

LAVRAS – MG

2018

*À minha mãe, Rosane, por sempre estar ao meu lado e por ser
meu maior exemplo de vida.
Dedico.*

AGRADECIMENTOS

À Deus por ter sido meu refúgio espiritual por toda essa jornada.

À Universidade Federal de Lavras, especialmente ao Departamento de Ciência dos Alimentos por todo o suporte e oportunidade.

Ao Conselho Nacional de desenvolvimento Científico e Tecnológico, CNPq, pela concessão de bolsas.

À todos os professores que participaram da minha formação e a tornaram uma realidade.

Ao professor Renato Ribeiro de Lima por me abrir portas em novas áreas e ter me orientado por todos esses anos.

À Isabel por todo o apoio em todas as etapas, por ter aceitado me orientar mesmo em uma fase agitada e por toda paciência que teve comigo.

Ao Victor por me mostrar um mundo que eu nunca imaginei existir.

À minha mãe Rosane, por todo apoio e amor incondicional em todas as etapas da minha vida.

À minha vó, Maria de Lourdes, por me inspirar a buscar um mundo melhor e ser melhor a cada dia.

Ao Lucas Pedro, pelo amor, carinho e paciência e por acreditar em mim até em momentos que nem eu mesma acredito.

À Betânia que em pouco tempo se tornou imprescindível para essa conquista e se tornou muito especial pra mim.

Ao Giovanni por todos os ensinamentos otimistas, por todo o companheirismo e por toda empatia que teve por mim.

À Ligia por se tornar mais que uma amiga durante esses anos de graduação.

Ao Vitor por todo o apoio, suporte e amizade durante toda essa jornada.

À todos colegas de curso, técnicos e servidores que de alguma maneira contribuíram para a minha formação.

MUITO OBRIGADA!

RESUMO

Métodos descritivos são utilizados na análise sensorial para caracterizar qualitativa e quantitativamente diferentes produtos, ou seja, para descrever as propriedades sensoriais dos mesmos. Dentre esses métodos tem-se a análise de tempo-intensidade (T-I), com a qual se avalia a percepção da intensidade de um atributo ao longo de um período de tempo, com o objetivo de identificar a dinâmica da percepção sensorial do referido atributo. Os resultados da análise de T-I são apresentados em gráficos que contêm curvas que descrevem a intensidade ao longo do tempo, além de fornecer estimativas de parâmetros de interesse. Apesar das estimativas de alguns parâmetros das curvas de tempo-intensidade apresentarem informações relevantes, a avaliação da curva propriamente dita é necessária. Porém, não existe na literatura a proposição de intervalos associados a essas curvas, de tal maneira que seja possível a identificação de diferenças estatísticas entre as curvas referentes aos diferentes produtos avaliados. Sendo assim, o objetivo deste trabalho foi propor intervalos ou envelopes de confiança obtidos por simulação *bootstrap* para as curvas de tempo-intensidade e comparar as mesmas ao longo do tempo. Para ilustrar a metodologia proposta, foram utilizados dados provenientes da análise sensorial de uma goma de mascar, sabor morango, avaliada por provadores de dois países: Brasil e Eslováquia. Nesse experimento 20 provadores de cada país, entre eles 10 homens e 10 mulheres, avaliaram amostras da goma de mascar em relação ao atributo intensidade de sabor doce, ao longo do período de 120 segundos. Cada provador avaliou três amostras, tendo, portanto, três repetições para cada um deles. As curvas de T-I, bem como os intervalos *bootstrap* foram obtidos utilizando o software R (R Core Team, 2018). Os envelopes de confiança propostos foram relevantes e agregaram informações importantes aos resultados da análise de tempo-intensidade, agora os dados podem ser analisados em todo o período de tempo, e esses intervalos permitem que inferências estatísticas de interesse do pesquisador sejam feitas sobre o gráfico. Com as curvas de T-I, juntamente com os respectivos envelopes de confiança, foi possível verificar diferenças significativas na percepção da doçura por indivíduos de diferentes países e gêneros.

Palavras-chave: Intervalo de confiança, *Bootstrap*, Tempo-Intensidade.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	1
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	2
2.1	Análise Sensorial.....	2
2.2	Sensometria: estatística aplicada à análise de dados sensoriais.....	3
2.3	Teste tempo intensidade.....	4
2.4	Métodos para avaliação de dados tempo intensidade.....	5
2.5	Intervalos de confiança.....	6
2.5.1	Obtenção de intervalos de confiança.....	6
2.5.2	Nível de confiança.....	11
2.6	<i>Bootstrap</i>.....	11
2.7	Intervalo de confiança <i>bootstrap</i>.....	13
3	MATERIAL E MÉTODOS.....	13
3.1	Método de simulação <i>bootstrap</i>.....	13
3.2	Interpretação de intervalos de confiança	14
3.3	Conjunto de dados.....	15
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	15
5	CONCLUSÃO.....	19
6	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	21
	ANEXO I	25

1 INTRODUÇÃO

A busca por produtos de melhor qualidade e que atendam às exigências do mercado consumidor, tem feito com que a indústria alimentícia utilize cada vez mais métodos sensoriais. Pode-se definir análise sensorial, de acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT, 1993), como a disciplina científica usada para evocar, medir, analisar e interpretar reações das características dos alimentos e materiais como são percebidas pelos sentidos da visão, olfato, gosto, tato e audição.

Para analisar as características sensoriais de um alimento, pode-se utilizar uma equipe de pessoas treinadas, denominada painel sensorial, ou um grupo de consumidores. Dentre os objetivos da análise sensorial, Dutcosky (2011) destaca a avaliação e seleção da matéria prima a ser utilizada em um novo produto, o efeito de processamento, a qualidade da textura, o sabor, a estabilidade de armazenamento, a reação do consumidor, entre outros.

Para cada objetivo pode-se utilizar um tipo de método, sendo esses divididos como discriminativos, afetivos e descritivos. Os métodos discriminativos englobam testes que procuram estabelecer se existe ou não diferença sensorial entre dois ou mais produtos. Os métodos afetivos referem-se aos testes que buscam investigar a aceitação e preferência dos consumidores em relação às características específicas ou globais de um determinado produto. E por fim, os métodos descritivos, que permitem a descrição sensorial de um produto, ou seja, definir os atributos mais importantes do produto e mensurar a intensidade com que esses atributos ocorrem no produto avaliado (BROCKHOFF, 2011; DUTCOSKY, 2011; TEIXEIRA, 2009; MINIM, 2013). Os métodos descritivos possuem grande relevância na análise sensorial, uma vez que esses permitem descrever as características dos produtos e estabelecer diferenças entre os produtos por meio de um painel sensorial (Næs *et al.* 2010). Dentre os métodos descritivos destaca-se o teste tempo intensidade (TI).

O teste de tempo intensidade baseia-se no monitoramento da percepção da intensidade de determinados atributos sensoriais ao longo do tempo. Geralmente esses atributos são aroma, sabor ou textura. Para executar esse tipo teste, cada provador deverá dar uma nota a cada segundo, conforme a intensidade do atributo a ser avaliado no produto em estudo. Dessa maneira cada teste deve ser feito avaliando um atributo por vez. A análise de dados é feita por meio das médias das notas dos provadores em cada tempo e, com essas médias, obtêm-se uma curva para cada amostra. A partir dos parâmetros estimados das curvas, obtêm-se os resultados de cada uma das amostras (DUTCOSKY, 2011; MINIM, 2013).

Apesar dos parâmetros estimados para as curvas de tempo intensidade apresentarem informações interessantes, não existe na literatura a proposição de análise de dados levando-se em consideração a integralidade dos dados das curvas, o que possibilitaria diferenciar estatisticamente os tratamentos ao longo do tempo. Portanto, este trabalho tem como objetivo propor o uso de intervalos de confiança, obtidos por simulação *bootstrap*, com o intuito de comparar as curvas ajustadas ao longo do tempo, em uma análise de tempo-intensidade.

A seguir, na seção 2, apresentaremos o referencial teórico deste trabalho. Na seção 3 apresentaremos o material e métodos, seguidos dos resultados e discussão que serão apresentados na seção 4. Finalmente, na seção 5, apresentaremos as conclusões e perspectivas para novos trabalhos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Análise Sensorial

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. Assim, os métodos utilizados atualmente na ciência sensorial surgiram há cerca de 150 anos com a psicologia experimental, cujas raízes remontam os 2500 anos da longa história da filosofia.

A análise sensorial tem como foco os sentidos humanos. Portanto, 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). Segundo Amorim (2009), a comunidade da ciência sensorial recebeu grande contribuição da interação com os filósofos, não apenas em relação a história, mas principalmente a respeito de novas ideias 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 modo forma geral, a ciência sensorial pode ser

designada pela palavra elo, em razão da sua natureza, que liga teorias à resolução de problemas práticos. Assim, 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. Assim, a ciência sensorial, pode ser vista como um elo entre as ciências naturais e as ciências humanas.

O potencial da avaliação sensorial para o desenvolvimento de produtos de qualidade tem sido cada vez mais explorado, não apenas pela indústria de alimentos, como também por outras indústrias, como, por exemplo, a têxtil, a farmacêutica, a automobilística e a de cosméticos (Amorim, 2009). De acordo com Martens (1999), a forte competitividade 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 Sensometria: estatística aplicada à análise de dados sensoriais

A área da ciência que aplica métodos matemáticos e estatísticos para analisar dados sensoriais é conhecida como Sensometria (BROCKHOFF, 2011). De acordo com Amorim (2015), em sensometria as percepções sensoriais são analisadas por meio científico, baseando-se em métodos estatísticos e matemáticos adequados para lidar com o caráter subjetivo das sensações provocadas pelos estímulos sensoriais enviados ao cérebro.

A Sensometria é uma área da ciência que se relaciona com muitas outras áreas, pois a qualidade sensorial não é uma característica própria do produto em estudo e sim o resultado da interação entre o produto e o ser humano, ou seja, a Sensometria abrange as características intrínsecas do produto interagindo com as condições fisiológicas, psicológicas e sociológicas do indivíduo. Por isso, a sensometria engloba estudos de psicologia e fisiologia humana, engenharia de alimentos e, principalmente, o domínio de técnicas estatísticas (VARELA & ARES, 2014).

As pesquisas em Sensometria iniciaram na década de 30. Nos anos 40 e 50 as pesquisas continuaram com aplicação da inferência estatística em análise sensorial. Nesse período houve uma forte influência das tendências em psicologia experimental e das técnicas de

estatística aplicadas à agricultura (STONE & SIDEL, 2004). Segundo Minin (2013) houve um impulso na utilização dos métodos sensoriais durante a segunda guerra mundial. 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. Nas décadas seguintes a sensometria expandiu obtendo 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). De acordo com Christensen (2012), nos últimos 20 anos a Sensometria se desenvolveu, passando a aplicar métodos estatísticos avançados para análise de dados sensoriais.

Assim, a Sensometria é uma ciência que utiliza métodos estatísticos e tem sido aplicada em muitas situações, tais como desenvolvimento de novos produtos, reformulação dos produtos já existentes no mercado, controle e garantia de qualidade de produtos, determinação das diferenças e similaridades apresentadas entre produtos concorrentes, identificação de preferências dos consumidores por um determinado produto e otimização da qualidade (NÆS *et al.*, 2010).

2.3 Teste tempo intensidade

O teste tempo intensidade é muito utilizado em análise sensorial para avaliar a intensidade de uma determinada característica sensorial ao longo de um período de tempo. Esse teste é mais adequado em relação aos outros, principalmente em situações em que se deseja avaliar alimentos que levam um certo tempo para que os atributos sejam percebidos e dependendo do alimento é importante avaliar como os atributos são percebidos ao longo do tempo (MINIM, 2006).

Testes de tempo intensidade são realizados, geralmente, por provadores treinados e requer o auxílio de algum *software* para a coleta de dados, ou alguém que monitore o tempo com auxílio de um cronômetro, pois cada provador dará uma nota na escala de zero a dez de acordo com a intensidade percebida a cada segundo. A nota zero indica nenhuma percepção do atributo em estudo, enquanto que dez indica percepção extrema do mesmo (RODRIGUES *et al.*, 2014). Dentre os *softwares* para coleta de dados de testes de tempo intensidade destacam-se o Sensomaker e o Sensorika. Ambos permitem a coleta de dados, tanto em testes de tempo-intensidade (TI), quanto em testes de Tempo de Dominância Sensorial (TDS). O

primeiro, desenvolvido na Universidade Federal de Lavras, por Pinheiro *et al.* (2013) trata-se de um *software* livre para coleta e análise de dados de estudos sensoriais com uma interface gráfica bastante amigável. O segundo, desenvolvido pela *Slovak University of Agriculture*, na Eslováquia, foi programado em eslovaco e traduzido para português para que fosse utilizado para a coleta de dados que foram utilizados neste trabalho.

A partir da coleta de dados, por meio de um *software*, uma curva para cada provador sobre cada amostra pode ser obtida. É comum também obter curvas com as médias dos provadores para cada amostra. Uma vez ajustadas as curvas, parâmetros de interesse prático são estimados (TEIXEIRA, 2009). Segundo Meilgaard *et al.* (2007), os principais parâmetros analisados neste tipo de análise são: tempo para atingir a intensidade máxima ($T_{I_{max}}$), tempo em que a intensidade máxima começa a declinar (T_d), tempo de duração da intensidade máxima (*Plateau*), área total sob a curva (AUC), tempo total de duração do estímulo (T_{tot}) e intensidade máxima percebida (I_{max}).

2.4 Métodos para avaliação de dados tempo intensidade

Para fins de comparações de produtos, a abordagem mais simples é extrair os parâmetros da curva, como por exemplo, I_{max} , T_{max} , AUC. Alguns *softwares* para coleta de dados sensoriais geram essas medidas automaticamente. Assim, os parâmetros da curva podem ser tratados como dados pontuais como em qualquer avaliação sensorial, o que permite fazer comparações estatísticas (LAWLESS & HEYMANN, 2003).

Quando a comparação é feita apenas entre dois produtos, utiliza-se o teste *t* de *Student*. Quando a comparação acontece entre três ou mais produtos, a análise de dados é feita através da análise de variância (ANAVA) (MANN, 2015; MONTGOMERY, 2013). Nos casos em que o teste F para produto é significativo, é necessário fazer testes de comparações de médias. As médias e as diferenças significativas entre elas podem ser apresentadas em forma de gráficos ou tabela para cada atributo e produto (NÆS *et al.*, 2010; LAWLESS & HEYMANN, 2003). Esse é o tipo de análise utilizada mais comumente para dados de tempo intensidade. Morais *et al.* (2013), Souza *et al.* (2012), Cadena & Bolini, (2011) avaliaram dados de tempo intensidade utilizando ANAVA comparando os parâmetros das curvas. Fernandes *et al.*, (2012) utilizou parcela subdividida no tempo para avaliar os dados de tempo intensidade, considerando os dados como longitudinais. Em Amorim *et al.*, (2012) ajustou-se modelos lineares e não-lineares para dados de tempo intensidade. Nesse trabalho, comparou-se três modelos, o modelo linear quadrático e os não-lineares de Wood e o bioexponencial,

para ajustar curvas de dados de tempo intensidade utilizando o *software* R. Mostrou-se que o modelo bioexponencial apresentou melhor ajuste pelo critério de Akaike.

Apesar dos parâmetros estimados para as curvas de tempo intensidade apresentarem informações interessantes, esses não são suficientes para informar o que acontece com os produtos ao longo de todo o tempo em que os mesmos foram avaliados. Intervalos de confiança para as curvas das notas dos provadores seriam uma alternativa interessante para se obter mais informações sobre o produto em estudo. Isso possibilitaria diferenciar estatisticamente os produtos ao longo do tempo. Na literatura científica não se encontrou nenhum material propondo a utilização de intervalos em relação às curvas de TI.

2.5 Intervalos de confiança

Uma estimativa pontual não fornece por si só qualquer informação sobre a precisão e confiabilidade da estimativa, visto que essa estimativa é representada por um único número. Dessa forma, uma maneira para informar um único valor sensível para o parâmetro sendo estimado é calcular um intervalo inteiro de valores plausíveis (DEVORE, 2015).

Um intervalo de confiança (IC) é um intervalo estimado de um parâmetro de interesse de uma população. Em vez de estimar o parâmetro por um único valor, é dado um intervalo de estimativas prováveis. O quanto estas estimativas são prováveis será determinado pelo coeficiente de confiança $(1 - \alpha)$, para $\alpha \in (0, 1)$.

Assim, para se calcular o intervalo de confiança, primeiro deve-se escolher o nível de confiança, sendo 90, 95 e 99% os mais utilizados. Isso implica que se for escolhido o nível de 90%, por exemplo, 90% de todas as amostras forneceriam um intervalo que inclui o parâmetro que está sendo estimado, ou seja, apenas 10% de todas as amostras dariam um intervalo que não inclui o parâmetro estimado (MONTGOMERY & RUNGER, 2015).

Assim, de acordo com Devore (2015), se o nível de confiança for alto e o intervalo resultante bastante restrito, o conhecimento do valor do parâmetro será razoavelmente preciso. Um intervalo de confiança muito amplo, por outro lado mostra muita incerteza em relação ao valor que está sendo estimado.

2.5.1 Obtenção de intervalos de confiança

Considere uma amostra aleatória cuja distribuição de probabilidade depende do parâmetro desconhecido θ . Sejam U e V duas estatísticas, isto é, funções dessa amostra. Dado

$$P[U < \theta < V] = 1 - \alpha$$

então o intervalo aleatório $[U, V]$ é um intervalo de confiança com nível $100(1 - \alpha)\%$. Portanto, o intervalo de confiança pode ser interpretado como um intervalo que contém os valores mais prováveis que o parâmetro θ pode assumir. Dessa forma, a amplitude do intervalo está associada a incerteza que temos a respeito do parâmetro.

Se consideramos, por exemplo, uma amostra aleatória X_1, X_2, \dots, X_n de tamanho n , retirada de uma população com distribuição normal, com média μ desconhecida e desvio padrão conhecido $\sigma = 1$. Seja Q uma quantidade pivotal, isto é, Q é uma função da amostra aleatória (X_1, X_2, \dots, X_n) e do parâmetro desconhecido, cuja distribuição não depende do parâmetro. Dado o nível de confiança $1 - \alpha$, tomamos:

$$1 - \alpha = P[q_1 < Q(X_1, X_2, \dots, X_n; \mu) < q_2]$$

Se a quantidade pivotal Q for invertível, podemos resolver a inequação acima em relação a μ e obter assim, um intervalo de confiança.

Suponha que se deseja estimar a média μ de uma população com distribuição normal com valor médio μ e desvio padrão σ . Independentemente do tamanho amostral n , a média amostral \bar{X} é normalmente distribuída com valor esperado μ e desvio padrão σ/\sqrt{n} (O'MAHONY, 1986).

Utilizaremos a distribuição normal padrão. Para obtenção da variável normal padrão Z , padroniza-se \bar{X} , primeiramente, subtraindo seu valor esperado e, então, dividindo por seu desvio padrão. Assim:

$$Z = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1) \quad (1)$$

Em virtude de a área sob a curva normal padrão entre $-1,96$ e $1,96$ ser $0,95$ temos que

$$P\left(-1,96 < \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} < 1,96\right) = 0,95$$

Assim, para deixar as desigualdades dentro do parêntesis na forma equivalente à

$$LI < \mu < LS,$$

em que os extremos LI e LS envolvem \bar{X} e σ/\sqrt{n} , manipula-se as desigualdades por meio da seguinte sequência de operações:

Multiplique por σ/\sqrt{n} :

$$-1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \bar{X} - \mu < 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

Subtraia \bar{X} de cada termo:

$$-\bar{X} - 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < -\mu < -\bar{X} + 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

Multiplique por -1 para eliminar o sinal negativo de μ :

$$\bar{X} + 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{X} - 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

Isto é:

$$\bar{X} - 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{X} + 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

A equivalência de cada conjunto de desigualdades ao conjunto original implica que

$$P\left(\bar{X} - 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{X} + 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 0,95 \quad (3)$$

Em 3 a quantidade aleatória aparece nas duas extremidades, enquanto a constante desconhecida μ aparece no meio. Para interpretar essa equação, pense em um intervalo aleatório tendo um limite inferior $\bar{X} - 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ e um limite superior $\bar{X} + 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$.

Em notação intervalar temos:

$$\left(\bar{X} - 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} ; \bar{X} + 1,96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)$$

Esse intervalo é aleatório, pois suas duas extremidades envolvem uma variável aleatória. A amplitude do intervalo é $2 \cdot (1,96) \cdot \sigma/\sqrt{n}$, que não é aleatória, apenas a localização do intervalo (seu ponto médio \bar{X}) é aleatória, ou seja, a probabilidade é de 0,95 de que o intervalo aleatório inclua ou cubra o valor verdadeiro de μ (DEVORE, 2015).

Considere agora uma amostra aleatória X_1, X_2, \dots, X_n de tamanho n de uma população com distribuição normal. Temos duas situações a serem consideradas, quando a variância σ^2 é

conhecida ou não. Para este trabalho, o foco maior é no caso da variância desconhecida, pois no teste de interesse, o teste de tempo intensidade, geralmente, o número de amostras é muito pequeno, assim não se sabe qual o tipo de distribuição dos dados.

Assim, seja tal que $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ em que σ^2 é conhecida. A quantidade pivotal é dada por

$$\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$$

I. O intervalo de confiança para μ , quando a variância σ^2 é conhecida é dado por:

$$P\left(\bar{X} - z_{\frac{\alpha}{2}} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{X} + z_{\frac{\alpha}{2}} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$

O quantil superior $100(\alpha/2)\%$ $z_{\frac{\alpha}{2}}$, tem distribuição normal padrão.

II. Em situações em que σ^2 é desconhecida, temos a quantidade pivotal dada por:

$$\frac{\bar{X} - \mu}{s/\sqrt{n}} \sim t_{n-1}$$

O intervalo de confiança para μ , quando a variância σ^2 é desconhecida é dado por:

$$P\left(\bar{X} - t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{X} + t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$

O quantil superior $100(\alpha/2)\%$ $t_{\frac{\alpha}{2}, n-1}$ tem distribuição t de *Student*, com $n - 1$ graus de liberdade. Segundo Ferreira (2009), segue a demonstração do item (I):

Seja

$$Z = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} \sim N(0,1)$$

uma quantidade pivotal. Vamos agora pivotar, isto é,

$$q1 \leq \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} \leq q2$$

$$q1\sigma \leq \sqrt{n}(\bar{X} - \mu) \leq q2\sigma$$

$$q1 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq (\bar{X} - \mu) \leq q2 \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

$$-\bar{X} + q1 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq -\mu \leq -\bar{X} + q2 \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

$$\bar{X} - q_1 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \geq \mu \geq \bar{X} - q_2 \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

$$T_1 = \bar{X} - q_2 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq T_2 = \bar{X} - q_1 \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

O tamanho do intervalo é dado por:

$$C_{T_1 T_2} = \left(\bar{X} - q_1 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right) - \left(\bar{X} - q_2 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

$$= (q_2 - q_1) \frac{\sigma}{\sqrt{n}},$$

que é o mesmo que

$$1 - \alpha = \int_{q_1}^{q_2} f_z(k) dk = F_z(q_2) - F_z(q_1), \quad (4)$$

em que $f_z(z)$ é a função densidade da normal padrão.

Diferenciando (4) em relação à q_1 , temos:

$$\frac{d}{dq_1} (F_z(q_2) - F_z(q_1)) = \frac{dq_2}{dq_1} f_z(q_2) - f_z(q_1) = 0$$

Isso implica em

$$\frac{dq_2}{dq_1} = \frac{f_z(q_2)}{f_z(q_1)} \quad (5)$$

Para minimizar C_{T_1, T_2} , portanto fazemos $dC_{T_1, T_2}/dq_1$, isto é,

$$\frac{dq_2}{dq_1} (q_2 - q_1) \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = \left(\frac{dq_2}{dq_1} - 1 \right) \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = 0 \quad (6)$$

Substituindo (5) em (6), temos:

$$\left(\frac{f_z(q_2)}{f_z(q_1)} - 1 \right) \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = 0$$

Isso ocorrerá se $q_2 = q_1$. Entretanto, $\int_{q_1}^{q_2} f_z(k) dk \neq 1 - \alpha$. Ou pode ser que $-q_2 = q_1$ já que $f_z(-q_2) = f_z(q_1)$ pois a distribuição Z é simétrica. Assim, podemos obter

$$\int_{q_1}^{-q_2} f_z(k) dk = 1 - \alpha$$

Portanto, para minimizar C_{T_1, T_2} deve-se considerar $-q_2 = q_1$. Considerando $q_1 = z_{\alpha/2}$, então $-q_2 = -z_{\alpha/2}$ e segue o resultado do item (I). O resultado do item (II) segue nos mesmos moldes, apenas substituindo σ por S .

Para interpretar o intervalo de confiança para a média, assumimos que os valores foram amostrados de forma independente e aleatória de um população com distribuição normal com média μ e variância σ^2 . Dado que estas suposições são válidas, podemos dizer que há $(1 - \alpha)\%$ de chance de que o intervalo conter o verdadeiro valor da média populacional. Em outras palavras, se produzirmos diversos intervalos de confiança provenientes de diferentes amostras independentes de mesmo tamanho, podemos esperar que aproximadamente $(1 - \alpha)\%$ destes intervalos devem conter o verdadeiro valor da média populacional.

2.5.2 Nível de confiança e precisão

Segundo Devore (2015) para a escolha do nível de confiança deve-se levar em consideração que quanto maior o grau de confiança desejado, mais largo será o intervalo resultante. Isso ocorre porque a variável normal padrão Z é diretamente proporcional ao nível de confiança.

Se imaginarmos a amplitude do intervalo como a especificação de sua precisão, sua confiabilidade estará inversamente relacionada à sua precisão. Uma estimativa altamente confiável do intervalo pode ser imprecisa quando as extremidades do intervalo estiverem muito distantes, enquanto um intervalo bastante preciso pode implicar confiabilidade relativamente baixa (DEVORE, 2015). Assim, intervalos de confiabilidade menores são preferíveis para que se tenha mais precisão.

2.6 Bootstrap

Segundo Filho (2010) quando se tem amostras grandes, existem métodos de estimação e testes de significância que produzem estimadores e testes estatísticos com propriedades desejáveis. Porém, em amostras menores é de extrema importância o estudo do desempenho dos estimadores ou de intervalos de confiança para determinação de quão confiável é a inferência assintótica obtida.

Uma saída para realizar esse estudo é utilizando métodos de reamostragem. Esses métodos permitem quantificar incertezas calculando erros padrões e intervalos de confiança, assim como realiza testes de significância. Além disso, esses métodos requerem menos

suposições e geralmente fornecem respostas mais precisas do que os métodos tradicionais (MOORE, ET AL. 1996).

É importante salientar que a reamostragem apresenta diversas vantagens. Por exemplo, esses métodos não exigem que as distribuições sejam normais, e as amostras não necessitam ser grandes, ou seja, se aplica em amostras com n menor que 60. Quando comparados com os métodos clássicos, os métodos que envolvem reamostragem apresentam maior precisão e possuem generalidade, ou seja, esses métodos são bastante similares para um grande número de estatísticas e não exigem novas fórmulas para cada uma delas (FILHO, 2010).

Em situações nas quais não se tem um modelo conhecido para a população e não é possível a extração de uma quantidade muito grande de amostras, a técnica de reamostragem *bootstrap* encontra o cenário ideal para sua utilização. Os métodos de simulação *bootstrap* fazem parte dessa classe de métodos de reamostragem, utilizado quando não se conhece a distribuição do parâmetro de interesse ou quando as suposições de um modelo são violadas (DAVISON e HINKLEY, 2008).

Os métodos *bootstrap* são divididos em paramétricos e não paramétricos. Na reamostragem paramétrica, assumimos que um modelo paramétrico para os dados $F(y; \cdot)$ é conhecido para o vetor de parâmetro desconhecido θ . Então, os dados *bootstrap* são reamostrados de $F(y; \cdot \hat{\theta})$, em que $\hat{\theta}$ é, geralmente, a estimativa de máxima verossimilhança dos dados originais (CARPENTER & BITHELL, 2000). No método não paramétrico, a distribuição da população é obtida por reamostragem. Assim, a distribuição da população finita representada pela amostra pode ser vista como uma pseudo-população, com características análogas às da verdadeira população, por meio da geração repetida de amostras aleatórias desta pseudo-população. Assim, a distribuição de amostragem de uma estatística pode ser obtida, uma vez que no método *bootstrap* gera-se amostras aleatórias a partir da distribuição empírica da amostra (GEBERT, 2014; BASTOS, 2013; DAVISON e HINKLEY, 2008).

Uma informação importante é que o *bootstrap* não é um substituto para o acréscimo de dados com vistas ao aumento da precisão. Segundo Filho (2010) a ideia do *bootstrap* é de empregarem as médias das reamostras para de estimar como a média amostral de uma amostra de tamanho N , retirada dessa população, varia em decorrência da amostragem aleatória.

2.7 Intervalo de confiança *bootstrap*

A técnica *bootstrap* também pode ser aplicada para obtenção de um intervalo de confiança para um parâmetro θ . Considere que se deseja estimar a média μ de uma distribuição normal com desvio padrão σ desconhecido. Utilizando $\hat{\theta} = \bar{X}$ como estimador pontual temos que $1,96\sigma\sqrt{n}$ é o 97,5° percentil da distribuição $\hat{\theta} - \theta$, isto é

$$P(\bar{X} - \mu < 1,96\sigma\sqrt{n}) = P(Z < 1,96) = 0,9750.$$

Da mesma forma, $-1,96\sigma\sqrt{n}$ é o 2,5° percentil, assim

$$\begin{aligned} 0,95 &= P(2,5^\circ \text{ percentil} < \hat{\theta} - \theta < 97,5^\circ \text{ percentil}) \\ &= P(\hat{\theta} - 2,5^\circ \text{ percentil} > \theta > \hat{\theta} - 97,5^\circ \text{ percentil}) \end{aligned}$$

Isto é, com

$$LI = \hat{\theta} - 97,5^\circ \text{ percentil de } \hat{\theta} - \theta \quad (4)$$

$$LS = \hat{\theta} - 2,5^\circ \text{ percentil de } \hat{\theta} - \theta$$

O IC de θ é dado por [LI, LS]. Em algumas situações, os percentis apresentados em (4) não podem ser calculados diretamente, mas podem ser estimados a partir de amostras *bootstrap*. Considerando B=999 amostras *bootstrap*, pode-se calcular $\hat{\theta}_1^*, \dots, \hat{\theta}_{999}^*$ e $\bar{\theta}^*$ seguidos pelas 999 diferenças, $\hat{\theta}_1^* - \bar{\theta}^*, \dots, \hat{\theta}_{999}^* - \bar{\theta}^*$. A 25ª maior e a 25ª menor dessas diferenças são estimativas dos percentis desconhecidos em (4).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Método de simulação *bootstrap*

Para a obtenção dos intervalos de confiança para as curvas de dados de tempo intensidade desenvolveu-se uma função no *software* R (R Core Team, 2018) que permite obter os gráficos com as respectivas curvas dos intervalos de confiança, facilitando a interpretação dos resultados. Para gerar os intervalos de confiança, utilizou-se simulação *bootstrap*, por meio das funções apresentadas no Anexo I. A função denominada “ib.ti” (Anexo I) realiza a reamostragem *bootstrap* nas médias das notas observadas pelos provedores, com 95% de confiança e essa reamostragem ocorre 999 vezes (B=999). Esse tipo de reamostragem gera novas amostras de mesmo tamanho que a amostra original, considerando a amostragem com reposição das respectivas médias.

Segundo Carpenter & Bithell (2000) essa função segue um algoritmo geral para *bootstrap* não paramétrico, que é baseado nos seguintes passos:

- i. Amostragem n observações randomizada com substituição de y_{obs} para obter dados para *bootstrap* denotado Y^* .
- ii. Calcular a versão *bootstrap* da estatística de interesse, $\hat{\theta}^* = \hat{\theta}(Y^*)$.
- iii. Repetir os passos 1 e 2 um grande número de vezes, conhecido como B , para obter uma estimativa da distribuição *bootstrap*.

A função denominada “graphic.data” (Anexo I), gera os gráficos com as curvas para os dados de tempo de intensidade o intervalo de confiança via *bootstrap* obtido a partir dos resultados da função “ib.ti”. Assim, essa função gera a curva das médias observadas, apresentada em linha contínua e conjuntamente plota as curvas com os respectivos limites inferiores e superiores de cada tratamento, apresentadas em forma de linhas tracejadas.

3.2 Interpretação de intervalos de confiança.

O intervalo de confiança via *bootstrap* proposto neste trabalho tem como objetivo avaliar dados de tempo intensidade considerando todas as notas ao longo do tempo, não apenas os parâmetros que usualmente são estimados. Assim, o diferencial dessa metodologia é avaliar as curvas de tempo intensidade como um todo, ou seja, utilizando a avaliação dos provedores ao longo de todo o tempo em que o produto foi avaliado. Um intervalo de confiança via simulação *bootstrap* para cada curva, ao longo do tempo é apresentado. Para os intervalos de tempo em que os intervalos de confiança se sobrepõem, não existe diferença significativa entre os produtos avaliados ou entre os provedores comparados. Dessa forma, não é avaliado um parâmetro por vez, mas sim todos os dados ao longo do tempo. No entanto, caso seja necessário o estudo de cada parâmetro ainda é possível, observando os pontos nas curvas e seus respectivos intervalos de confiança obter as estimativas.

Compararam-se os intervalos de confiança obtidos via *bootstrap* com os parâmetros que usualmente são obtidos na metodologia utilizada tradicionalmente. Nessa metodologia, utiliza-se teste t de *Student* ou análise de variância para comparar os valores do parâmetro em estudo, assim como foi apresentado no item 3.3 da revisão de literatura.

Para essa comparação foram escolhidos dois parâmetros I_{max} e *Plateau*, sendo o I_{max} o valor da intensidade máxima e o *Plateau* o tempo em que a intensidade máxima permanece. Esses dois parâmetros foram escolhidos, por serem de mais fácil visualização no gráfico de

tempo intensidade. Os valores estimados dos parâmetros I_{\max} e Plateau foram obtidos utilizando o *software* Sensomaker (NUNES & PINHEIRO, 2012). Para comparar os valores estimados de I_{\max} e Plateau foi aplicado o teste *t*, utilizando as três repetições dos homens e mulheres de cada país. O teste *t* foi realizado utilizando o *software* R.

3.3 Conjunto de dados

Para exemplificar a aplicação da metodologia proposta neste trabalho utilizou-se um conjunto de dados proveniente de um experimento associado à avaliação sensorial de goma de mascar sabor morango por provadores de dois países, Brasil e Eslováquia (Amorim *et al.*, 2013). Nesse experimento 20 provadores de cada país, entre eles 10 homens e 10 mulheres, avaliaram amostras da goma de mascar da marca *Bubbaloo* em relação a intensidade de gosto doce, ao longo do período de 120 segundos. Cada provador avaliou três amostras, tendo, portanto, três repetições para cada um deles. Totalizando-se 60 observações para cada país sendo 30 observações para mulheres e 30 observações para homens.

As gomas de mascar utilizadas nesse experimento foram obtidas do mesmo lote. Os provadores entraram em cabines individuais e cada um recebeu uma amostra de goma de mascar. A cada segundo cada provador pontuava de 0 a 10 a intensidade do gosto doce, sendo 0 a ausência desse atributo e 10 a intensidade máxima de doçura. Cada provador realizou três sessões distintamente. Os dados do teste de tempo intensidade foram coletados utilizando o *software* Sensorika *version* 1.2. Esse *software* foi utilizado tanto com os provadores brasileiros quanto com os eslovacos.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A tabela 1 apresenta os valores estimados dos parâmetros I_{\max} e Plateau das curvas de percepção de doçura de goma de mascar. Na tabela 2 apresentamos os valores *p* dos testes *t* de *Student* realizados para as comparações de interesse.

Tabela 1: valores estimados dos parâmetros I_{\max} e Plateau para os dados de goma de mascar.

Tratamento	I_{\max}	Plateau
Mulheres Brasileiras	3,6619	17,0333
Homens Brasileiros	4,4549	23,1667
Mulheres Eslovacas	3,6476	66,0333
Homens Eslovacos	4,3301	40,3667

Tabela 2: Valores p as comparações de interesse realizadas para os dados de goma de mascar.

Comparação	valor p (I_{\max})	Valor p (<i>Plateau</i>)
Mulheres X Homens Brasil	0,0721	0,0511
Mulheres X Homens Eslováquia	0,0011	0,1461
Mulheres Brasil X Mulheres Eslováquia	0,9348	0,2046
Homens Brasil X Homens Eslováquia	1,0000	0,1993

De acordo com os resultados apresentados na tabela 2, verifica-se, com 95% de confiança que, para o parâmetro I_{\max} , os únicos provadores que se observou diferença estatística significativa somente entre as mulheres e homens da Eslováquia na percepção de doçura, pois o valor p foi menor do que 0,05. Já para o parâmetro *Plateau*, pela análise de dados tradicional, nenhuma das comparações de interesse apresentara diferença estatística, os valores foram maiores do que 0,05 para todas as comparações de interesse.

Nas Figuras de 1 a 4 estão representadas as curvas de tempo intensidade da percepção de doçura em goma de mascar sabor morango de homens e mulheres de dois países diferentes, Brasil e Eslováquia. Nas curvas apresentadas, as linhas contínuas representam as médias observadas das notas para cada tempo. As curvas apresentadas com linha tracejada representam os limites de confiança obtidos por meio da reamostragem *bootstrap*. A partir desses intervalos de confiança pode-se concluir sobre a existência ou não de diferença estatística entre os tratamentos em determinados tempos, pois a sobreposição de envelopes de confiança indica que não há diferença estatística entre as curvas.

Na Figura 1 têm-se as notas dadas pelos brasileiros, sendo os homens representados pela cor preta e mulheres representadas pela cor vermelha. Com base nas sobreposições dos intervalos de confiança, apenas no período de 5 a 21 segundos, verifica-se diferença significativa entre a percepção de doçura pelos provadores de sexos diferentes.

Na Figura 2 tem-se as curvas de tempo intensidade referente as notas dadas pelos provadores da Eslováquia, sendo que a cor preta se refere às notas dadas pelos homens e vermelho, pelas mulheres. Nesse gráfico, tem-se sobreposição de intervalos apenas nos tempos de 0 a 17 segundos e 90 a 120 segundos. Ou seja, no tempo 18 a 89 segundos há diferença significativa entre a percepção do gosto doce entre homens e mulheres eslovacos.

Na Figura 3 comparam-se as notas dadas pelos homens de cada país, sendo a curva em preto referente ao Brasil e a em vermelho à Eslováquia. No gráfico, tem-se sobreposição de intervalos de confiança apenas no período de 16 a 32 segundos. Nos demais tempos não há sobreposição dos intervalos, indicando que há diferença significativa na percepção do gosto doce entre os homens das duas nacionalidades.

Na Figura 4 têm-se as notas dadas pelos provadores do sexo feminino de cada país. Pelo gráfico têm-se alguns períodos de tempo em que os intervalos de confiança não se sobrepõem como entre 5 a 10 segundos, entre 40 a 55 segundos, entre 90 a 104 segundos e entre 110 a 120 segundos. Nesses períodos tem-se diferença significativa entre a percepção do gosto doce pelos provadores do sexo feminino de cada país. Porém, na maior parte do tempo essa sobreposição ocorre, indicando que não há diferença significativa na percepção do gosto doce pelas mulheres dos dois países avaliados.

Assim, nota-se pelos gráficos obtidos que homens e mulheres brasileiros não diferem na sensibilidade de percepção do gosto doce. Enquanto os homens da Eslováquia possuem maior sensibilidade de percepção desse atributo em relação às mulheres eslovacas. E quando a comparação é feita entre os mesmos gêneros de cada país não há diferença entre as mulheres, já entre os homens, os eslovacos possuem maior percepção do gosto doce. Esse tipo de diferença não era possível de ser notada apenas com os gráficos, mas sim com parâmetros das curvas, que para esse conjunto de dados essa diferença não seria notada em muitos parâmetros. Ou seja, o uso dos intervalos de confiança facilita a análise de dados de tempo intensidade, permitindo inferência estatística no gráfico, além de permitir a análise da integralidade da curva.

Figura 1. Curvas de tempo intensidade obtidas pelas notas dos provadores brasileiros (1-homens, 2- mulheres) com os respectivos intervalos de confiança via *bootstrap*.

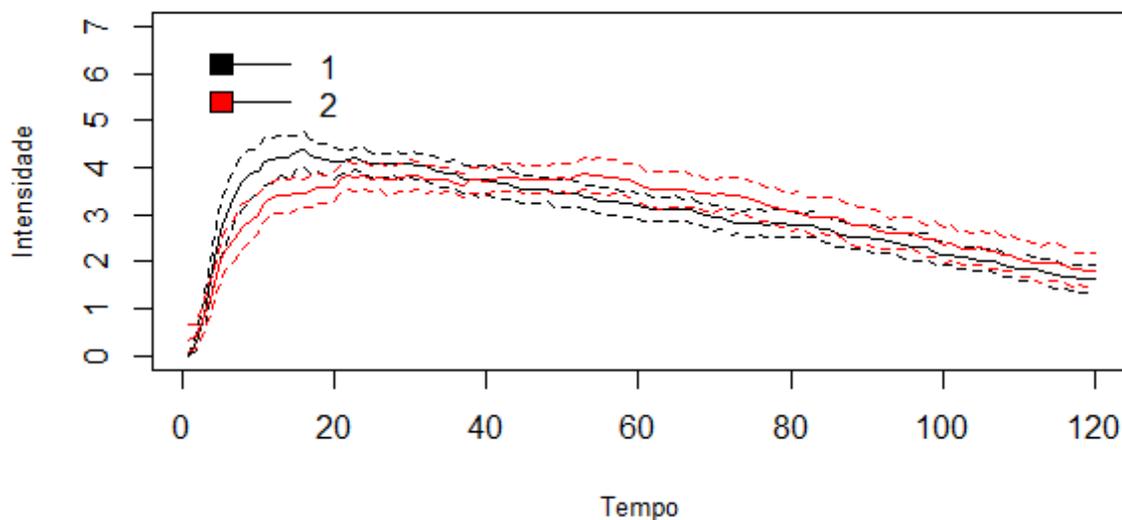


Figura 2. Curvas de tempo intensidade obtidas pelas notas dos provadores eslovacos (1- homens, 2- mulheres) com os respectivos intervalos de confiança via *bootstrap*.

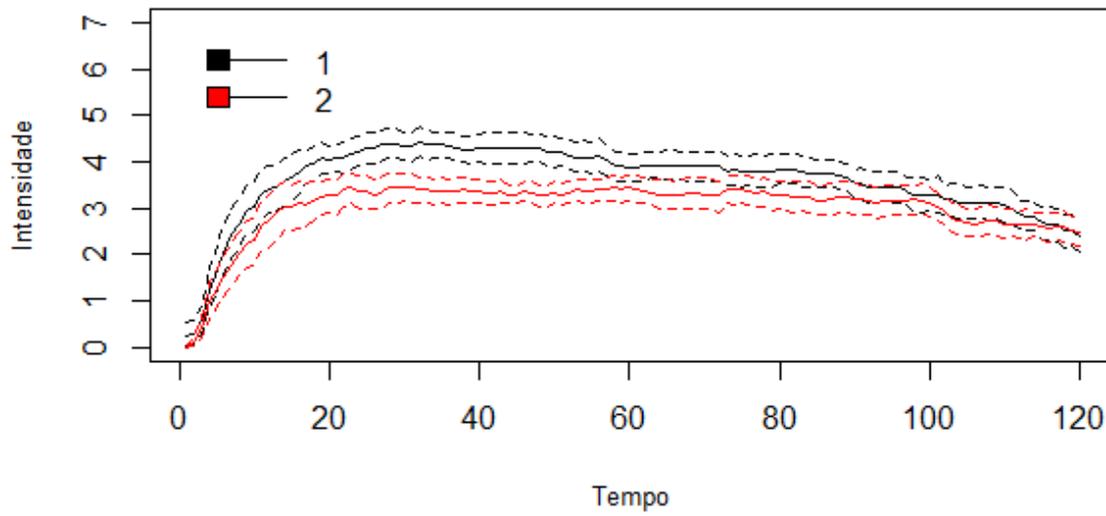


Figura 3. Curvas de tempo intensidade obtidas pelas notas dos provadores do sexo masculino dos dois países (1- Brasil, 2-Eslováquia).

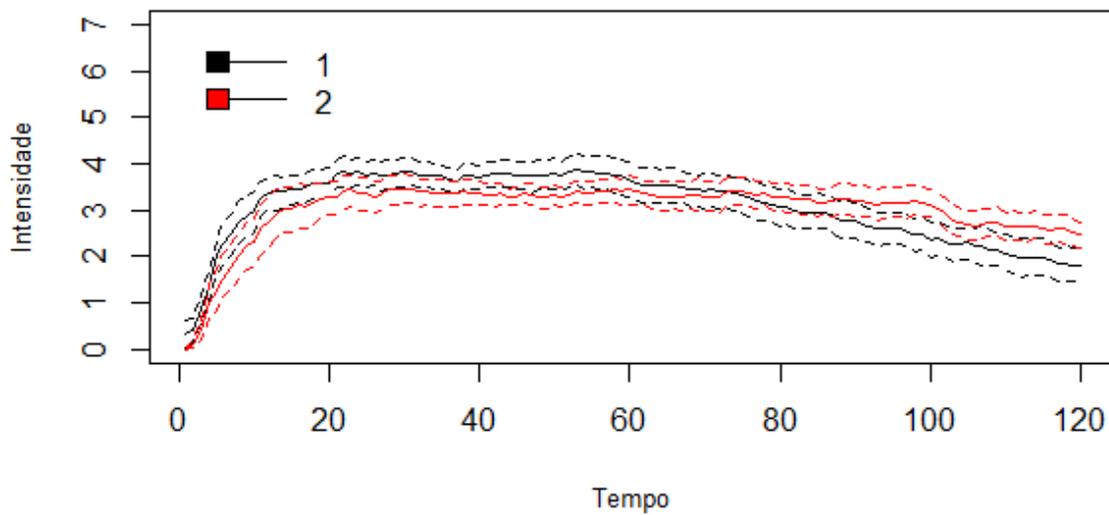
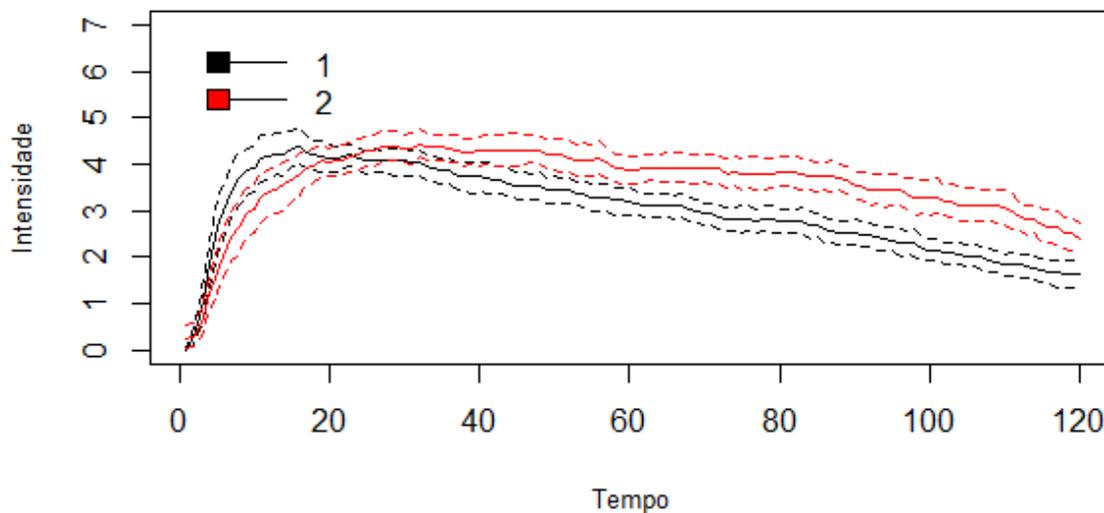


Figura 4. Curvas de tempo intensidade obtidas pelas notas dos provadores do sexo feminino dos dois países (1- Brasil, 2-Eslováquia).



Os resultados apresentados nas Figuras 1, 2, 3 e 4 obtidos a partir do intervalo de confiança via *bootstrap* proposto corrobora com os resultados apresentados em Souza *et al.*, (2012), no qual há diferença significativa na sensibilidade de percepção de doçura entre provadores de gêneros e nacionalidades diferentes.

Porém na Figura 2, nota-se que não há sobreposição dos intervalos de confiança, ou seja, há diferença estatística significativa na percepção de doçura entre homens e mulheres da Eslováquia. No entanto no *Plateau*, apresentado na tabela 2, foi estatisticamente não significativo (valor $p > 0,05$), ou seja, pela metodologia tradicional essa diferença não seria notada. Esse resultado diferente mostra que a metodologia proposta neste trabalho pode ser bastante interessante, visto que o parâmetro *Plateau* refere-se a um intervalo de tempo em que a intensidade é maior que 90% da intensidade máxima, ou seja, não é um parâmetro pontual.

Assim, verifica-se que os resultados dessa nova metodologia são mais fáceis de serem interpretados, uma vez que os intervalos de confiança apresentados em gráficos permitem fazer inferência sobre as curvas de tempo intensidade ao longo de todo o tempo que o produto foi avaliado e não apenas nos pontos de estimação dos parâmetros.

5 CONCLUSÃO

Os intervalos de confiança obtidos via simulação *bootstrap* para as curvas de tempo intensidade apresentaram resultados relevantes, que permitiram verificar diferenças na sensibilidade de percepção do gosto doce entre provadores de gêneros diferentes e entre

provedores de nacionalidades diferentes. Os envelopes de confiança obtidos via simulação *bootstrap* agregaram informações importantes para análise de dados de tempo-intensidade, agora esses dados podem ser analisados em todo o período de tempo, e esses intervalos permitem que inferências estatísticas de interesse do pesquisador sejam feitas sobre o gráfico. Isso torna o resultado mais confiável, pois o uso de intervalos de confiança associa uma precisão ao método que antes era realizado de forma pontual, e de mais fácil interpretação, visto que pelo próprio gráfico será possível a interpretação de resultados.

Neste estudo, foi apresentado os intervalos de confiança para dados de tempo intensidade. Em trabalhos futuros pretende-se propor os intervalos de confiança para curvas de Tempo de Dominância Sensorial (TDS). Pretende-se também, criar um pacote no *software* R para disponibilizar as funções que permitem gerar intervalo de confiança via *bootstrap* para ambos os testes, tanto TI quanto TDS. Além disso, esse pacote poderá ser disponibilizado na versão *shiny* (CHANG *et al.*, 2017) para facilitar o uso do mesmo pelos pesquisadores da área aplicada.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMORIM, I. S. 2009. Teste Monte Carlo na avaliação da unidimensionalidade de painéis sensoriais para uma variável. Dissertação. Universidade Federal de Lavras, Minas Gerais.

AMORIM, I. S. 2015. *Novel Effect Size Interpretation of Mixed Models Results with a View Towards Sensory Data*. PhD thesis, Universidade Federal de Lavras, Minas Gerais.

AMORIM, I.S.; FERNANDES, A. A. ; LIMA, R. R. ; VIETORIS, V. *Comparação de modelos lineares e não-lineares no ajuste de dados longitudinais de análise sensorial*. In: XI Encontro Mineiro de Estatística, 2012, Ouro Preto. XI Encontro Mineiro de Estatística, 2012.

AMORIM, I.S.; FERNANDES, A. A. ; LIMA, R. R. ; SOUZA, V. R. ; VIETORIS, V. Cross-cultural comparison of Brazilian and Slovak panels by using mixed models. In: Pangborn Sensory Science Symposium, 10, 2013, Rio de Janeiro. **Abstracts of ...**, Rio de Janeiro, 2013.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS – ABNT. Análise sensorial dos alimentos e bebidas: terminologia. 1993. 8 p.

BASTOS, R.L. **Proposição de testes *bootstrap* para o índice de qualidade sensorial**. 2013. 125p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2013.

BROCKHOFF, P.B. Sensometrics. **International Encyclopedia of statistical Science**, Lovric, Miodrag (Ed.) Springer. 2011.

CARPENTER, J., & BITHELL, J. (2000). Bootstrap confidence interval: when, which, what? A practical guide for medical statisticians. *Statistics in Medicine*. 1141-1164.

CADENA, E.S.; BOLINI, H.M.A. Time-Intensity analysis and acceptance test for traditional and light vanilla ice cream. **Food Research International**. V. 44, p. 677-683, 2011.

CHRISTENSEN, R. H. B. 2012. *Sensometrics: Thurstonian and Statistical Models*. PhD thesis, Technical University of Denmark, Lyngby, Denmark.

DAVISON, A.C.; HINKLEY D.V. ***Bootstrap methods and their application***. Cambridge University, 2008. 582p.

DEVORE, J. L. (2015). *Probabilidade e Estatística para engenharia e ciências*. Cengage Learning.

DUTCOSKY, S.D. **Análise sensorial de alimentos**. Champagnat editora, 2011. 426p.

FERNANDES, A. A.; AMORIM, I.S.; LIMA, R. R.; VIETORIS, V. Análise de dados longitudinais em um experimento de tempo intensidade da acidez em goma de mascar. In: XI Encontro Mineiro de Estatística, 2012, Ouro Preto. XI Encontro Mineiro de Estatística, 2012.

FERREIRA, D. F. *Estatística Básica*. 2. ed. Lavras: UFLA, 2009. v. 1. 664p .

FILHO, A.S.S. **Inferência em amostras pequenas: Métodos Bootstrap**. Revista de Ciências Exatas e Tecnologia, V.5, p. 115-126, 2010.

GEBERT, D.N.P. **Uma solução via *bootstrap* paramétrico para o problema de *behrens-fisher* multivariado**. 2014. 120p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agropecuária) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2014.

MANN, P.S. **Introdução à estatística**. 8ª Edição, LTC, 2015.

MARTENS, M. A philosophy for sensory science. *Food Quality and Preference*, v. 10, p 233-244, 1999.

MEILGAARD, M; CIVILLE, G. V; CARR, B. T. **Sensory evaluation techniques**. 4. ed. BocaRaton: CRC Press, 2007, 460 p.

MINIM, V. P. R. **Análise sensorial: estudos com consumidores**. 3ª. Edição, Viçosa: UFV, 2013. 225p.

MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments**. 8ª Edição, John Wiley and Sons, Inc. 2013. 724p.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G.C. **Estaística aplicada e probabilidade para engenheiros**. 4ª Edição LTC, 2009.

MOORE, D.S.; McCABE, G.P.; DUCKWORTH, W.M.; SCLOVE, S.L. **The Practice of Business Statistics: Using data for decisions**. 1ª.ed. LTC: Rio de Janeiro, p. 785, 1996.

MORAIS, E. C.; CRUZ, A.G.; BOLINI, H.M.A. Gluten-free bread:multiple time-intensity analysis, physical characterization and acceptance test. **International Journal of Food Science and Technology**,V.48, p. 2176-2184, 2013.

NÆS, T., Brockhoff, P.B., & Tomic, O. 2010. *Statistics for Sensory and Consumer Science*. Chichester, UK: John Wiley and Sons Ltd.

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

PINHEIRO, A. C. M.; NUNES, C. A.; VIETORIS, V. Sensomaker: a tool for sensorial characterization of food products. *Ciência e Agrotecnologia*, Lavras, v. 37, p. 199-201, 2013.

R CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. 2018. Disponível em: <http://www.R-project.org/>.

RODRIGUES, J.F.; GONÇALVES, C.S.; PEREIRA, R.C.; CARNEIRO, J.D.S.; PINHEIRO, A.C.M. Utilization of temporal dominance of sensations and time intensity methodology for development of low-sodium mozzarella cheese using a mixture of salts. **Journal of Dairy Science**, v.97, n.8, p. 4733-4744, 2014.

STONE, H., & SIDEL, J. L. 2004. *Sensory Evaluation Practices*. California, USA: Elsevier Academic Press.

SOUZA, V. R. ; AMORIM, I.S. ; VIETORIS, V. ; PINHEIRO, A. C. M. ; LIMA, R.R. Cross-Cultural Comparisons of Brazilian and Slovak Students Taste Perception. Case Study of Chewing Gum Taste Attributes. In: 16th World Congress of Food Science and Technology - IUFoST, 2012, Foz do Iguaçu.

TEIXEIRA, L.V. Análise sensorial na indústria de alimentos. *Revista dos Instituto de Laticínios "Cândido Tostes"*. v.64, n.366, p.12-21, 2009.

W. CHANG, J. CHENG, J. ALLAIRE, Y. XIE, J. MCPHERSON (2017). shiny: Web Application Framework for R. R package version 1.0.5.

VARELA, P., ARES, G. 2014. *Novel Techniques in Sensory Characterization and Consumer Profiling*. Boca Raton: CRC Press

ANEXO I

CÓDIGO R DA FUNÇÃO PARA OBTER INTERVALOS DE CONFIANÇA VIA BOOSTRAP

#x: matriz de dados com tempo nas colunas e provadores nas linhas
#a matriz x (tempo nas colunas e provadores nas linhas), deve conter as colunas iniciando no primeiro tempo
#caso tenha uma coluna com os nomes ou números dos provadores, deve-se excluir esta coluna
nc: nível de confiança
n.boot: número de elementos na amostra bootstrap
B: número de repetições

```
ib.ti<- function(x,nc=0.95,n.boot=100,B=999){
  outm.obs<- apply(x, 2, mean)
  outq<- NULL
  tempos<- ncol(x)
  prov<- nrow(x)
  qinf<- (1-nc)/2
  qsup<- 1-qinf
  for(i in 1:tempos){
    saida.med<-NULL
    for(j in 1:B){
      am<- sample(x[,i], n.boot, replace=T)
      saida.med<- rbind(saida.med, mean(am))
    }
    outq<- rbind(outq, quantile(saida.med, probs=c(qinf,qsup)))
  }
  int.boot<- cbind(outq[,1],outm.obs, outq[,2])
  colnames(int.boot)<- c("LI","Mean","LS")
  saida<- data.frame(int.boot)
  names(saida)<- c("Lower.boot", "Mean", "Upper.boot")
  return(saida)
}
```

CÓDIGO DA FUNÇÃO PARA OBTER INTERVALOS DE CONFIANÇA VIA BOOSTRAP

#data: conjunto de dados, com uma coluna para amostra, provadores, tempo e nota atribuída de cada provador
#col.sample: coluna das amostras
#col.judge: coluna dos provadores
#col.time: coluna dos tempos
#col.y: coluna das notas

```
first.f<- function(data, col.sample,col.judge, col.time, col.y){
```

```

sample<-unique(data[,col.sample])
judge<-unique(data[,col.judge])
time<- unique(data[,col.time])
n.time<-length(time)
n.sample<- length(sample)
saida<- NULL
for(i in 1:n.sample){
  mat.dados<- matrix(data[data[,col.sample]==sample[i], col.y],
nrow=length(judge), byrow=T)
  saida<- rbind(saida, ib.ti(mat.dados))
}
saida$Sample<- as.factor(rep(sample, each=n.time))
saida$Time<- rep(time, n.sample)
return(saida)
}

```

CÓDIGO DA FUNÇÃO PARA OBTER OS GRÁFICO COM OS INTERVALOS OBTIDOS VIA *BOOTSTRAP*.

#data: conjunto de dados provenientes da função ib.ti
#sample: amostras de interesse
#col: cores utilizadas no gráfico
#lty: tipo de linha utilizada no gráfico

```

graphic.data <- function (data, sample=c("none"), col=c(1), lty=c(2)){
  if(sample[1]=="none"){
    return("None sample was selected")
  }
else {plot(data$Time[data$Sample==sample[1]], data$Mean[data$Sample==sample[1]],
  ylim=c(0,10), type="l", col=col[1], xlab="Tempo", ylab="Intensidade", cex.lab=0.8)
  lines(data$Time[data$Sample==sample[1]],
  data$Lower.boot[data$Sample==sample[1]], lty=lty[1], col=col[1]),
  lines(data$Time[data$Sample==sample[1]],
  data$Upper.boot[data$Sample==sample[1]], lty=lty[1], col=col[1])
  for(i in 2:length(sample)){
    lines(data$Time[data$Sample==sample[i]], data$Mean[data$Sample==sample[i]],
    col=col[i])
    lines(data$Time[data$Sample==sample[i]],
    data$Lower.boot[data$Sample==sample[i]], col=col[i], lty=lty[1])
    lines(data$Time[data$Sample==sample[i]],
    data$Upper.boot[data$Sample==sample[i]], col=col[i], lty=lty[1])
  }
}
  legend(0,10,bty="n", sample, col, lty=rep(1, length(sample)))
}

```