



SÍNTIA CARLA CORRÊA

**PREDIÇÃO DA ACEITAÇÃO SENSORIAL DE
FRUTAS POR MEIO DE PARÂMETROS
FÍSICOS E FÍSICO-QUÍMICOS UTILIZANDO
MODELO MULTIVARIADO**

LAVRAS – MG

2014

SÍNTIA CARLA CORRÊA

**PREDIÇÃO DA ACEITAÇÃO SENSORIAL DE FRUTAS POR MEIO DE
PARÂMETROS FÍSICOS E FÍSICO-QUÍMICOS UTILIZANDO
MODELO MULTIVARIADO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência dos Alimentos, área de concentração em Ciência dos Alimentos, para a obtenção do título de Mestre.

Orientadora

Dra. Ana Carla Marques Pinheiro

Coorientadores

Dr. Cleiton Antônio Nunes

Dr. Eduardo Valério de Barros Vilas Boas

LAVRAS - MG

2014

**Ficha Catalográfica Elaborada pela Coordenadoria de Produtos e
Serviços da Biblioteca Universitária da UFLA**

Corrêa, Sítia Carla.

Predição da aceitação sensorial de frutas por meio de parâmetros físicos e físico-químicos utilizando modelo multivariado / Sítia Carla Corrêa. – Lavras : UFLA, 2014.

60 p. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Lavras, 2014.

Orientador: Ana Carla Marques Pinheiro.

Bibliografia.

1. Frutas. 2. Predição. 3. Aceitação do consumidor. 4. Modelo multivariado. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD – 664.8

SÍNTIA CARLA CORRÊA

**PREDIÇÃO DA ACEITAÇÃO SENSORIAL DE FRUTAS POR MEIO DE
PARÂMETROS FÍSICOS E FÍSICO-QUÍMICOS UTILIZANDO
MODELO MULTIVARIADO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência dos Alimentos, área de concentração em Ciência dos Alimentos, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 31 de Janeiro de 2013.

Dr. Eduardo Valério de Barros Vilas Boas UFLA

Dr. Vladimir Vietoris Slovak University of Agriculture Nitra

Dra. Ana Carla Marques Pinheiro
Orientadora

LAVRAS - MG

2014

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Lavras (UFLA) e ao Departamento de Ciência dos Alimentos (DCA) pela oportunidade concedida.

À CAPES pela concessão da bolsa de estudos.

Ao CNPQ pelo apoio financeiro ao projeto.

Ao CEASAMINAS e ao Gustavo pela parceria e apoio técnico e logístico.

À professora Ana Carla pela orientação, acolhimento, amizade, atenção e ensinamentos que foram de grande relevância para a realização deste trabalho e meu crescimento pessoal e profissional.

Aos professores Eduardo e Cleiton pela coorientação, atenção disponibilizada e exemplos de profissionalismo.

Às professoras Luciana e Maria Teresa pelos ensinamentos e incentivo durante a graduação.

À Heloísa pela dedicação e empenho durante a condução dos experimentos.

À Cidinha, Tina e Denise por serem sempre tão prestativas.

Às equipes de análise sensorial e análises físico-químicas pela grande contribuição e dedicação.

Aos colegas da pós-graduação, pela enriquecedora troca de conhecimento e experiências acadêmicas.

Aos provadores pela disponibilidade e paciência.

A meus pais e irmãos pelo apoio e carinho.

Ao José que me alegra e incentiva com sua atenção, força e vontade de vencer.

A todos aqueles que de forma direta ou indireta contribuíram para a concretização deste trabalho.

A Deus por ser o meu guia e estar sempre ao meu lado.

“Cada pessoa que passa em nossa vida, passa sozinha, é porque cada pessoa é única e nenhuma substitui a outra! Cada pessoa que passa em nossa vida passa sozinha e não nos deixa só porque deixa um pouco de si e leva um pouquinho de nós. Essa é a mais bela responsabilidade da vida e a prova de que as pessoas não se encontram por acaso.”

Charles Chaplin

RESUMO GERAL

Nos últimos anos, tem se observado um grande crescimento no consumo de frutas e hortaliças frescas pela população brasileira, o que demonstra a importância que a população tem dado à inclusão destes alimentos em seu cardápio. Uma etapa fundamental para que se realize a melhoria da qualidade de produtos hortícolas é a realização de ensaios que envolvam a identificação das variáveis físicas e físico-químicas que exercem maior influência sobre a aceitação sensorial de frutas e utilização de metodologias que possibilitem prever a aceitação dos frutos pelos consumidores. Desta forma, dados sobre impressão global e análises físicas e físico-químicas para laranjas, abacaxis e uvas foram analisados por Análise de Componentes Principais (PCA) e constatou-se que as variáveis sólido solúveis, relação sólido solúveis/acidez total titulável e pH contribuíram positivamente enquanto que a acidez total titulável contribuiu negativamente para a maior nota de impressão global, indicando a preferência por amostras mais doces e menos ácidas. Observou-se, portanto, a existência de influência de várias variáveis na aceitação global dos frutos em estudo. Além disso, modelos multivariados foram usados para correlacionar parâmetros físicos e físico-químicos com a aceitação do consumidor e criar modelos preditivos. A aceitação do consumidor por laranjas, abacaxis e uvas foi calibrada contra os parâmetros físicos e físico-químicos destas frutas usando Regressão Linear Múltipla. Os modelos obtidos foram então validados e testados usando os métodos de y-randomização e validação externa. Em todos os casos, modelos multivariados apresentaram R^2 para calibração > 0.7 , que foram superiores aos modelos univariados. Deste modo, os modelos construídos e validados para laranjas, abacaxis e uvas podem ser usados para prever a aceitação do consumidor por métodos físicos e físico-químicos fáceis e de baixo custo, sendo esta uma forma de garantir que a comercialização dos frutos seja feita levando-se em consideração a variação em sua qualidade.

Palavras-chave: Frutas. Predição. Aceitação do consumidor. Modelo multivariado.

GENERAL ABSTRACT

Over the past years, there has been a significant growth in the consumption of fruits and vegetables by the Brazilian population. This fact clearly indicates that Brazilians consider these items to be important for their diet. A major step in improving the quality of horticultural products is research involving the identification of physical and physical-chemical variables that most influence the sensory acceptance of fruits and the use of methods that allow the prediction of consumers' acceptance of the fruits. Therefore, data about overall liking and physical and physical-chemical analysis for oranges, pineapples, and grapes were analyzed by Principal Component Analysis (PCA). Results showed that the variables soluble solids, soluble solids/total titratable acidity ratio, and pH contributed positively, whereas total titratable acidity contributed negatively to the overall liking grade, indicating preference for sweeter and less acidic fruit samples. Thus, the present study showed that several variables influence the overall liking of the fruits. Furthermore, multivariate models were used to correlate physical and physical/chemical parameters with consumer acceptance and to create predictive models. Consumers' acceptance of oranges, pineapples, and grapes was calibrated against the physical and physical-chemical parameters of these fruits using Multiple Linear Regression. Models obtained were then validated and tested using y-randomization and external validation methods. In all cases, multivariate models featured R^2 values > 0.7 , which were higher than the univariate values. Thus, models built and validated for oranges, pineapples, and grapes can be used to predict consumers' approval through easy and low-cost physical and physical-chemical methods, ensuring that fruit commercialization takes variation in quality into consideration.

Keywords: Fruits. Prediction. Consumer Acceptance. Multivariate Model.

SUMÁRIO

PRIMEIRA PARTE	
1	INTRODUÇÃO 9
2	REFERENCIAL TEÓRICO 12
2.1	Qualidade 13
2.1.1	Aparência 13
2.1.2	Textura 14
2.1.3	Sabor 16
2.1.4	Aroma 17
2.2	Importância e qualidade de frutos consumidos no Brasil 18
2.2.1	Laranja ‘Pêra Rio’ 20
2.2.2	Abacaxi ‘Pérola’ 21
2.2.3	Uva ‘Niágara’ 22
2.3	Análise sensorial 23
2.3.1	Teste de Aceitação 24
2.4	Calibração multivariada 25
3	CONSIDERAÇÕES FINAIS 29
	REFERÊNCIAS 30
	SEGUNDA PARTE - ARTIGO 35
	ARTIGO 1 Prediction of the sensory acceptance of fruits by physical and physical-chemical parameters using multivariate models 35

PRIMEIRA PARTE

1 INTRODUÇÃO

De acordo com a pesquisa da POF 2002/2008 (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE, 2004, 2010), os dez frutos mais consumidos pela população brasileira são: banana, laranja, melancia, maçã, mamão, citros em geral, abacaxi, manga, uva e melão.

Com relação à laranja, seu consumo, que era de 4,7 kg/pessoa/ano em 2002, passou para 5,44 kg/pessoa/ano em 2008, aumento de cerca de 15%. Também se destaca nesta pesquisa a evolução do consumo de frutas habitualmente mais caras como o abacaxi, 0,84 kg/pessoa/ano em 2002 para 1,48 kg/pessoa/ano em 2008 e da uva, 0,58 kg/pessoa/ano em 2002 para 0,76 kg/pessoa/ano em 2008.

Baseado nessas informações, percebe-se um aumento da conscientização da população em relação à inclusão de frutas em seu cardápio. O consumo de produtos vegetais integrais e frescos tem sido estimulado cada vez mais uma vez que não veiculam colesterol, por apresentarem, como no caso de frutas, baixos teores de óleos e fontes insuperáveis de fibras, além de possuírem um excelente balanço entre vitaminas e minerais.

Associado ao aumento da inclusão de frutas, verifica-se também que desde 2008 a maior parcela do consumidor brasileiro já é classe média e representa o maior poder de consumo do País (IBGE, 2008). Com tal potencial de consumo, o setor hortícola também deve capturar parte dessa renda gerada. Para tanto é importante entender o comportamento do consumidor brasileiro e, especialmente, os critérios de qualidade que estes utilizam para a aquisição de frutas e hortaliças. Estes entendimentos são a base para se definir estratégias que

ampliem a comercialização de frutas e hortaliças destinadas ao mercado doméstico.

Assim, a melhoria constante da qualidade dos frutos – uma exigência cada vez maior do mercado consumidor – é hoje o maior desafio do setor frutícola, sendo a baixa qualidade dos frutos a causa principal dos valores de venda conseguidos pelos produtores e da insatisfação do consumidor perante os frutos que chegam à sua mesa. A qualidade envolve, além dos aspectos nutricionais e sanitários, os aspectos sensoriais, como a aparência, o aroma, o sabor e a textura, que podem ser percebidos pelos sentidos humanos e/ou avaliados instrumentalmente.

Uma etapa fundamental para que se realize a melhoria da qualidade de produtos hortícolas é a realização de ensaios que envolvam a identificação das variáveis físicas e físico-químicas que exercem maior influência sobre a aceitação sensorial de frutas e a utilização de metodologias que possibilitem prever a aceitação de frutas pelos consumidores.

Para prever a aceitação sensorial do consumidor por medições físicas e físico-químicas, a técnica de correlação quantitativa entre propriedades físico-químicas e aceitação sensorial pode ser usada para correlacionar parâmetros físico/químicos com a aceitação do consumidor e criar modelos preditivos (SOUZA et al., 2012). No presente estudo, esta técnica possibilitará que os frutos possam ser comercializados e preços de vendas estabelecidos de acordo com a nota recebida na aceitação sensorial.

Diante deste contexto, o objetivo deste trabalho foi identificar as variáveis físicas e físico-químicas que exercem maior influência sobre a aceitação sensorial das frutas laranja (variedade Pera Rio), abacaxi (variedade Pérola) e uva (variedade Niágara) bem como desenvolver modelos preditivos da aceitação sensorial do consumidor, baseados em respostas físicas e físico-químicas rápidas, de baixo custo e objetivas, a fim de contribuir, deste modo,

com a qualidade destes alimentos na mesa do consumidor e sua consequente satisfação.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Os novos hábitos alimentares, bem como o novo estilo de vida, expõem o homem a uma gama de fatores de risco para as doenças crônicas não transmissíveis (DCNT). Dentre esses fatores de risco está o consumo de dietas desequilibradas, além de uma vida estressante e sedentária, que pode agravar-se quando associada ao tabagismo, alcoolismo e uso de contraceptivos. Isso leva a uma mudança no perfil epidemiológico dos países, onde se observa um número crescente de doenças como a obesidade, diabetes, hipertensão, doenças cardiovasculares, osteoporose e vários tipos de cânceres (VOLP; RENHE; STRINGUETA, 2009).

Nesse contexto, a ênfase na busca por alimentos que contribuam para a obtenção de uma saúde adequada tem aumentado significativamente em todo o mundo. Em face disso, o consumo de vegetais tem aumentado, dada as propriedades benéficas que estes apresentam.

As recomendações de dietas para uma vida saudável são unânimes quanto à inclusão ou ao aumento do consumo de frutas e hortaliças, por representarem excelentes fontes de fibras, vitaminas, minerais e fitonutrientes, contribuindo efetivamente para uma boa nutrição e a prevenção de doenças crônico-degenerativas.

Adicionalmente, e não menos importante, os consumidores procuram aumentar a incorporação de frutas e hortaliças em sua dieta, mas sem abrir mão da satisfação sensorial.

A satisfação sensorial almejada pelos consumidores está envolvida diretamente com a qualidade inerente do produto. Os alimentos, veículos de nutrientes para o corpo humano, devem reunir atributos que satisfaçam a exigência do consumidor. A coordenada e harmônica reunião desses atributos caracteriza a qualidade dos alimentos.

2.1 Qualidade

De um modo abrangente, qualidade pode ser definida como o conjunto de características que diferenciam componentes individuais de um mesmo produto e que têm significância na determinação do grau de aceitação desses produtos pelo consumidor (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

A qualidade de um alimento envolve, dentre outros, os aspectos sensoriais, como aparência, aroma, sabor e textura, percebidos pelos sentidos humanos, os quais são fortemente influenciados pelas características físicas, físico-químicas e químicas.

Os atributos sensoriais devem ser considerados em conjunto, pois são pouco representativos da qualidade como um todo se considerados isoladamente (CHITARRA; CHITARRA, 2005). Dentre os atributos de qualidade, destacam-se:

2.1.1 Aparência

Embora todos os aspectos sensoriais sejam relevantes do ponto de vista da qualidade, normalmente a aparência constitui-se o primeiro aspecto avaliado pelo consumidor no momento da aquisição de um alimento. Um produto reprovado pela avaliação visual do consumidor geralmente não passa por qualquer outro tipo de avaliação sendo, de imediato, rejeitado (VILAS BOAS, 2006).

A aparência é um atributo sensorial que sensibiliza a visão do consumidor. O tamanho, a forma, a coloração, o brilho, a presença ou ausência de defeitos constituem-se quesitos básicos na avaliação da aparência de um alimento (VILAS BOAS, 2006). Contudo, frequentemente, a coloração é um dos quesitos mais atrativos para o consumidor sendo predominante na sua preferência (BRUNINI et al., 2004).

Alterações da coloração são uma das mais flagrantes modificações observadas durante o armazenamento de vegetais *in natura*. A coloração é, geralmente, utilizada como indicador de qualidade e maturação dos frutos e, conseqüentemente, do aroma, textura, valor nutritivo e, mesmo, da integridade do vegetal (FERNANDES; SOUZA, 2001).

Os pigmentos vegetais, com destaque para as clorofilas, carotenóides e antocianinas, desempenham um papel fundamental na coloração dos vegetais. Genericamente, os frutos quando imaturos apresentam uma coloração esverdeada que vai cedendo lugar a outras cores (amarelo, vermelho, azul, violeta) com o amadurecimento (VILAS BOAS, 2006).

A coloração do produto hortícola pode ser analisada, visualmente, com o auxílio de escalas subjetivas, padrões ou escalas descritivas, estabelecidas em função do grau de maturação de cada produto. Pode-se ainda analisar o teor de pigmentos por diferentes métodos químicos ou a coloração do produto por métodos objetivos não-destrutivos (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

2.1.2 Textura

A textura pode ser definida como o conjunto de propriedades do alimento, composta por características físicas perceptíveis pelo tato e que se relacionam com a deformação, desintegração e fluxo do alimento, sob a aplicação de uma força. Nas frutas em geral, a textura é em grande parte ditada pela maciez ou pela firmeza da polpa. Na sua maioria, a perda progressiva da firmeza ou seu amaciamento ocorre como consequência do amadurecimento normal, um processo complexo que envolve diferentes mecanismos tais como perda do turgor celular, redução no tamanho e distribuição dos polímeros das paredes celulares, ação de enzimas hidrolíticas, dentre outras (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

A textura dos vegetais se associa diretamente com seu teor de fibras, amido e água. As fibras são constituídas basicamente por compostos da parede celular. A parede celular é um intrincado amálgama entre carboidratos (celulose, hemicelulose e substâncias pécticas), lignina, proteínas, minerais e substâncias incrustantes, como cutina e suberina. Os polissacarídeos da parede celular, principalmente as substâncias pécticas, têm sido os compostos mais associados às modificações texturais de vegetais (VILAS BOAS, 2006).

As enzimas hidrolíticas como pectinametilesterase, poligalacturonase, celulase e outras glucanidrolases das paredes celulares atacam os carboidratos estruturais e são, em grande parte, responsáveis pela perda de firmeza dos tecidos vegetais (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

A pectinametilesterase atua removendo grupos metoxílicos (OCH_3) das substâncias pécticas, reduzindo o seu grau de metoxilação, liberando metanol e íons hidrogênio. Já a poligalacturonase atua de forma aleatória sobre as ligações glicosídicas, liberando resíduos de ácido galcturônico (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

A conversão de amido em açúcares e vice-versa também influencia nas modificações texturais de vegetais. Em alguns frutos, o amaciamento é mediado principalmente pela hidrólise de amido (VILAS BOAS, 2006).

A textura pode ser avaliada sensorialmente ou com auxílio de equipamentos. Nos métodos subjetivos, as avaliações são realizadas pela associação dos sentidos: paladar, olfato e tato. A combinação das sensações ou a interação desses sentidos servem como medida da qualidade na mente do provador. Os métodos objetivos correspondem a uma expressão numérica das características da firmeza com o auxílio de instrumentos, entre os quais os penetrômetros, pressurômetros, dentre outros (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

2.1.3 Sabor

O sabor, um fator decisivo na escolha e na aceitação dos alimentos, é uma resposta integrada, principalmente, à sensação do gosto e do aroma. O gosto é atribuído aos compostos não voláteis nos alimentos, tais como açúcares, sais, limonina e ácidos, determinando os quatro gostos básicos conhecidos como doce, salgado, amargo e ácido, respectivamente (THOMAZINI; FRANCO, 2000).

O amadurecimento de frutas, em geral, conduz a um aumento na doçura devido ao aumento no teor de açúcares simples, decréscimo da acidez e da adstringência, respectivamente, pela redução nos teores de ácidos e fenólicos (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

A doçura e a acidez são predominantes em alguns produtos. O amargor também é importante, do mesmo modo que a adstringência, sendo ambos decorrentes do tipo de compostos fenólicos presentes (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

Os açúcares podem ser avaliados qualitativamente e quantitativamente por métodos químicos ou cromatográficos e, dessa forma, as modificações relativas ao aumento da doçura em frutos podem ser estabelecidas. O teor de sólidos solúveis é utilizado como uma medida indireta do teor de açúcares, uma vez que aumenta à medida que esses teores vão se acumulando na fruta. A sua medição não representa o teor exato dos açúcares, no entanto os açúcares constituem cerca de 80 a 90% dos sólidos solúveis (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

A acidez é conferida pela presença de ácidos orgânicos nos tecidos vegetais. Os ácidos cítrico, málico e tartárico predominam no reino vegetal. O ácido cítrico é proeminente em frutas cítricas, o málico encontrado em abundância em banana e maçã, enquanto o tartárico é característico de uvas (VILAS BOAS, 2006).

A acidez é usualmente determinada por titulometria, ou por potenciometria. E o pH (potencial hidrogeniônico) pode ser determinado com auxílio de papel indicador ou de potenciômetro.

O teor de ácidos orgânicos, com poucas exceções, diminui com a maturação do fruto, em decorrência do seu uso como substrato no processo respiratório ou de sua conversão em açúcares. Em muitos frutos, o equivalente entre os ácidos orgânicos e os açúcares é utilizado como indicativo de sabor (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

2.1.4 Aroma

Os aromas são misturas complexas, os quais exercem fortes sensações de odor ainda que presentes em baixas concentrações, sendo, portanto os compostos voláteis os responsáveis pelo aroma percebido em uma matriz (ALVES; FRANCO, 2003; FRANCO, 2003). Os compostos voláteis, responsáveis pelo aroma, são de diferentes classes químicas, termolábeis e presentes em quantidades extremamente diminutas nos alimentos. As moléculas existentes em aromas apresentam diferentes funções químicas como cetonas, ésteres, ácidos, aldeídos, pirazinas, lactonas, álcoois entre outras (FRANCO, 2003).

O aroma característico dos alimentos é geralmente o resultado de dezenas ou centenas de compostos voláteis, encontrados em nível de traços. Mesmo os compostos voláteis presentes em concentrações muito baixas, em nanograma ou picograma, influenciam na formação do aroma característico do alimento. Porém em alguns alimentos, existem os compostos voláteis considerados de impacto, que sozinhos são capazes de “lembrar” o aroma do alimento, enquanto os demais compostos voláteis são denominados contribuintes, que juntos formam o aroma pleno do alimento (GARRUTI et al., 2003).

Os compostos orgânicos voláteis formados durante as transformações bioquímicas da maturação são responsáveis pelo aroma típico e tem grande importância na aceitação dos produtos hortícolas, notadamente das frutas. As frutas climatéricas são mais aromáticas que as não-climatéricas, em decorrência da ação do etileno no estímulo rápido das reações de síntese (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

As alterações mais comuns do aroma na fase pós-colheita estão relacionadas com o grau de maturação e com a estação de colheita, bem como, com as práticas culturais, manuseio, armazenamento e o amadurecimento artificial (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

Para determinação dos compostos voláteis em frutas é feita a separação por cromatografia gasosa, sendo em seguida realizada uma análise sensorial por técnicas olfatométricas para a identificação dos compostos odoríferos. A identificação é realizada por espectrometria de massa, o que permite identificar compostos presentes em misturas complexas (CHITARRA; CHITARRA, 2005).

2.2 Importância e qualidade de frutos consumidos no Brasil

Atividades pós-colheita, como padronização, classificação e rotulagem de frutas e hortaliças, são extremamente importantes para o processo comercial, pois favorecem a manutenção da qualidade do produto, melhoram sua apresentação, identificam a procedência e fornecem uma série de informações de interesse dos consumidores. Existe demanda de produtos de diversos tamanhos e qualidade para atenderem nichos específicos de mercado e, quando os produtores estão atentos e com conhecimento desses mercados, conseguem comercializar seus produtos com rapidez e preços justos (ALVARENGA, 2011).

A lei nº 9972 de 25 de maio de 2000 instituiu a classificação obrigatória para os produtos vegetais, seus subprodutos e resíduos de valor econômico,

quando destinados diretamente ao consumo humano, nos atos de compra e venda do poder público e nos portos, aeroportos e postos de fronteira na importação e delegou ao Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento a organização normativa, a supervisão técnica, a fiscalização e o controle dessa classificação, que é regulamentada pelo decreto nº 6268 de 22 de novembro de 2007 (ALVARENGA, 2011). Entretanto, os padrões para classificação de frutos no Brasil ainda são escassos, o que dificulta e até mesmo impede o trabalho de fiscalização e controle.

Em um árduo trabalho de adesão voluntária, as CEASAs têm proposto padrões de qualidade, visando à classificação de frutos. Nessa classificação, os frutos são separados em grupo, subgrupo, classe ou calibre, subclasse e tipo ou categoria. Não obstante, importantes atributos sensoriais e subjetivos de qualidade, como o sabor, não são, normalmente, considerados, o que enfatiza a importância do presente trabalho.

O Brasil apresenta incontáveis espécies frutíferas disponíveis ao consumidor. Dentre elas destacam-se as culturas da laranja, abacaxi e uva, frutas extremamente apreciadas e que se encontram entre as dez frutas mais consumidas pelos brasileiros (IBGE, 2004, 2010).

A partir do momento em que se diminui o tempo entre a colheita e o consumo, com mais qualidade o produto chegará ao consumidor (ALMEIDA, 2011). Laranja, abacaxi e uva são frutos não climatéricos. Como tais, não amadurecem após a colheita, devendo, portanto, ser colhidos maduros, em condições ótimas de consumo. Entretanto, isso não vem acontecendo. Apesar da importância desses produtos para a fruticultura e o mercado consumidor brasileiro, a qualidade desses frutos, normalmente, deixa a desejar em função principalmente da colheita precoce, em ponto de maturação inadequado. Dessa forma, a expectativa sensorial do consumidor, seja a que ele traz na memória,

seja a criada pela aparência agradável de muitos frutos, é frustrada, comprometendo de certa forma, o setor da fruticultura no Brasil.

2.2.1 Laranja ‘Pêra Rio’

A laranjeira pertence ao gênero *Citrus* e à família das Rutaceae e, assim como todas as plantas cítricas, é nativa da Ásia, de onde foi levada, na Idade Média, para o norte da África e daí, para o sul da Europa. Da Europa, foi trazida para as Américas na época dos descobrimentos, por volta de 1500. Atualmente, os pomares mais produtivos encontram-se nas regiões de clima tropical e subtropical, destacando-se como grandes produtores de citrus o Brasil, Estados Unidos, Espanha, países do mediterrâneo, México, China e África do Sul (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE EXPORTADORES DE CÍTRICOS - ABECITRUS, 2012).

O Brasil é considerado o maior produtor de laranjas no mundo, ocupando o 1º lugar no ranking dos países produtores de laranja (FOOD AGRICULTURAL ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS - FAOSTAT, 2014). Em 2012, houve um aumento de 4% na área de cultivo estimada para laranjas no Brasil. Porém, a produtividade diminuiu 3,9%, totalizando cerca de 19.063.759 toneladas (IBGE, 2012).

A produção brasileira está distribuída principalmente nas regiões Sudeste (71,7%) e Nordeste (17,3%). O estado de São Paulo aparece como o maior produtor nacional, representando 66,1% da produção (IBGE, 2012) e 98% do suco que o país produz (FAOSTAT, 2014).

Os frutos da laranjeira são denominados bagas, recebendo o nome particular de hesperídio. Seu tamanho e sua forma mudam segundo a variedade. O fruto apresenta epicarpo (flavedo), mesocarpo (albedo), endocarpo e sementes (SIMÃO, 1998).

A laranja 'Pêra' é produzida praticamente o ano todo, sendo que a safra principal é de julho a outubro (MATTOS JUNIOR et al., 2005). Os frutos da laranjeira Pêra têm forma ovalada, com 3 a 4 sementes e peso médio de 145 g, sendo sua casca de cor alaranjada e de espessura fina a média. Tem polpa de cor laranja e textura firme (RODRIGUÉZ et al., 1991).

A composição da laranja Pêra varia conforme o clima, altitude, adubação, tratos culturais e estágios de maturação. A sua composição química é bastante complexa, apresentando os principais componentes: água, 86 a 92%; açúcares, 5 a 8%; pectina, 1 a 2%; componentes nitrogenados, 0,7 a 0,8%; lipídeos, 0,2 a 0,5%; óleo essencial, 0,2 a 0,5%; minerais 0,5 a 0,9% e outros componentes como: enzimas, pigmentos, constituintes voláteis, flavonóides e vitaminas (VIÉGAS, 1991).

2.2.2 Abacaxi 'Pérola'

O abacaxizeiro (*Ananas comosus* (L.) Merrill) é uma planta originária do continente americano, sendo encontrado desde a América Central até o norte da Argentina (SIMÃO, 1998).

O abacaxi (*Ananas comosus* L. Merrill) é uma autêntica fruta das regiões tropicais e subtropicais, consumido em todo o mundo, tanto ao natural quanto na forma industrializada, principalmente por suas apreciáveis características de sabor, aroma e cor (BENGOZI et al., 2007; MORETTI, 2007).

O Brasil é o segundo maior produtor mundial de abacaxi, perdendo apenas para a Tailândia (FAOSTAT, 2014). Em 2012, houve um aumento de 2,9% na área de cultivo estimada para abacaxis no Brasil em relação ao ano anterior, sendo que a produtividade aumentou em 7,0%, totalizando, então, cerca de 1.653.409 toneladas (IBGE, 2012).

A produção brasileira está distribuída principalmente nas regiões Nordeste (37,2%), Sudeste (31,7%) e Norte (21,5%). O estado do Pará, com

participação de 19,2% da produção nacional de abacaxi, destacou-se como o maior produtor brasileiro em 2012, seguido dos estados da Paraíba (17,7%) e Minas Gerais (15,2%) (IBGE, 2012).

As principais cultivares brasileiras são a ‘Smooth Cayenne’ e a ‘Pérola’, ambas utilizadas para exportação, embora a preferência dos importadores seja pela ‘Smooth Cayenne’, em função de suas características externas, enquanto o mercado interno prefere a ‘Pérola’ (PINHEIRO; VILAS BOAS; LIMA, 2005).

O abacaxi ‘Pérola’ apresenta polpa de coloração branco-pérola, muito suculenta e de sabor muito agradável, mais doce e menos ácida (ANTONIOLLI; BENEDETTI; SOUZA FILHO, 2003).

Os teores de sólidos solúveis variam entre as porções do fruto, sendo que a região basal apresenta valores sempre superiores às regiões mediana e apical (USBERTI FILHO et al., 1999). Tais valores podem variar entre 13,10 e 15,10° Brix para frutos maduros (MANICA, 1999). A acidez total titulável varia entre 0,57 e 0,67%, sendo expressa como porcentagem de ácido cítrico, enquanto o pH da polpa se enquadra na faixa de 3,5 a 3,9. Dentre os componentes vitamínicos, destaca-se o ácido ascórbico, com teores médios de 26,6mg.100g⁻¹ de polpa (USBERTI FILHO et al., 1999).

2.2.3 Uva ‘Niágara’

A uva Niágara Rosada é uma das uvas mais apreciadas e consumidas *in natura* no Brasil. Tem boa aceitação devido ao seu aroma e sabor adocicado característico e também pela polpa se desprender facilmente da casca. É uma videira rústica, com relativa resistência às doenças fúngicas, de médio vigor, decaindo de vegetação e de produção nas terras fracas, pobres de matéria orgânica. As bagas são médias, arredondadas, de viva e atraente tonalidade rosada, com polpa mole e doce (SOUSA; MARTINS, 2002).

O Brasil ocupa o 11º lugar no ranking dos países produtores de uva (FAOSTAT, 2014). Em 2012, houve um aumento de 0,6% na área de cultivo estimada para uvas no Brasil em relação ao ano de 2011, sendo que a produtividade aumentou 0,7% em relação ao ano anterior, totalizando cerca de 1.455.538 toneladas (IBGE, 2012).

A produção brasileira está distribuída principalmente nas regiões Sul (67,4%), Nordeste (19,7%) e Sudeste (12,9%). O estado do Rio Grande do Sul aparece como o maior produtor nacional, representando 57,7% da produção, seguido dos estados de Pernambuco (15,4%) e São Paulo (12,2%) (IBGE, 2012).

A uva, juntamente com seus derivados, constitui importante fonte de compostos fenólicos, que podem ser classificados entre flavonóides e não flavonóides (estilbenos e ácidos fenólicos). Do primeiro grupo fazem parte os flavanóis (catequina, epicatequina e epigallocatequina), flavonóis (kaempferol, quercetina e miricetina) e antocianinas, e ao segundo grupo pertencem os estilbenos (por exemplo, o resveratrol), os derivados de ácido cinâmico e benzóico e uma larga variedade de taninos (ABE et al., 2007; FRANCIS, 2000).

2.3 Análise sensorial

A análise sensorial é uma disciplina científica utilizada para evocar, medir, analisar e interpretar reações ocasionadas às características dos alimentos e outros materiais da forma com que são percebidos pelos sentidos da visão, olfato, gosto, tato e audição (INSTITUTE OF FOOD TECHNOLOGISTS - IFT, 1981).

Por meio da análise sensorial é possível determinar a aceitabilidade e a qualidade dos alimentos, com auxílio dos órgãos humanos dos sentidos. Para avaliar a qualidade devem-se levar em conta as propriedades sensoriais

aceitáveis bem como essenciais no momento da venda e consumo do produto (GULARTE, 2002).

Nos últimos anos, a indústria agroalimentar tem prestado atenção na análise sensorial, que tem se revelado como ferramenta para o controle e a gestão da qualidade, com o intuito de avaliar a qualidade de um produto (ANGULO, 1997; MINIM, 2006).

Para estudos de consumo, vários métodos podem ser utilizados no sentido de avaliar a aceitabilidade/preferência dos alimentos. Estes métodos são denominados afetivos e englobam vários tipos de testes que são direcionados ao consumidor. Dentre estes, o teste utilizando-se escala hedônica é muito efetivo na obtenção de informações sobre a aceitabilidade de características específicas ou globais de um determinado produto (MINIM, 2006).

2.3.1 Teste de Aceitação

Os testes afetivos não requerem treinamento dos provadores e são importantes por expressar a opinião dos consumidores sobre o produto a ser testado. É uma importante ferramenta, pois determina diretamente a opinião do consumidor em relação a ideias, características específicas ou globais de determinado produto, sendo, por isso, também denominado de teste de consumidor (MINIM, 2006).

Estes testes requerem equipe com grande número de participantes que representem a população de consumidores atuais ou potenciais do produto. A escala hedônica é um dos métodos mais empregados para medir a aceitação de produtos. Nela, o consumidor expressa sua aceitação em uma escala previamente estabelecida que varia, gradativamente, com base nos termos gosta e desgosta (CHAVES; SPROESSER, 1993).

Esta escala é uma escala facilmente compreendida pelos consumidores (MINIM, 2006), é de fácil entendimento, com mínimo de instrução para consumidores inexperientes (PAL; SACHDEVA; SINGH, 1997).

2.4 Calibração multivariada

Métodos de calibração multivariada encontraram terreno fértil para o desenvolvimento de aplicações em alimentos devido principalmente à complexidade e variedade de matrizes que esses produtos apresentam, tornando demorados e caros os métodos clássicos de análise química. Mesmo os instrumentos mais sofisticados dependem de complicados procedimentos de tratamento de amostras. Assim, uma das principais vantagens da aplicação da calibração multivariada a matrizes alimentícias é a redução ou até eliminação do tratamento das amostras. Estas etapas são normalmente substituídas por técnicas matemáticas de tratamento do sinal instrumental (FERREIRA, 1999; MARTENS; NAES, 1993).

A calibração multivariada é fundamentada no desenvolvimento de um modelo matemático que possa correlacionar uma propriedade de interesse (Y) com muitas medidas instrumentais (X), simultaneamente. A calibração multivariada consiste na execução de dois passos principais: calibração e validação (SKOOG; LEARY, 1992).

As amostras da calibração são normalmente utilizadas na etapa de calibração (construção do modelo) e na etapa de validação. Já as amostras de ensaio (não utilizadas na calibração) são usadas para testar a capacidade de previsão do modelo.

O desempenho da calibração é avaliado usando o erro quadrático médio de calibração (RMSEC) e o coeficiente de correlação da calibração (R^2 cal) (FAGAN et al., 2007).

Além disso, utiliza-se o teste de y-randomização para validar os modelos. O teste de y-randomização consiste em várias corridas em que os descritores originais da matriz X são mantidos fixos e apenas o vetor Y é codificado (aleatoriamente). Para este teste, calculam-se os parâmetros de desempenho RMSEY-rand e R^2 Y-rand. Os modelos obtidos em tais condições devem ser de má qualidade e sem significado real (randomização). O desempenho no teste de y-randomização equivalente ao desempenho da calibração indica um modelo ajustado devido à correlação ao acaso (KIRALJ; FERREIRA, 2009).

Os modelos devem ser, portanto, testados por meio do grupo externo de amostras de teste (amostras não inclusas na calibração, isto é, independente de todos os processos de construção do modelo), a fim de testar a capacidade de previsão do modelo. O erro quadrático médio de predição (RMSEp) e o coeficiente de correlação da predição (R^2 pre) são utilizados como parâmetros estatísticos para avaliar o desempenho do modelo na predição.

Modelos são considerados válidos quando apresentarem $R^2 > 0,8$ para calibração e $R^2 > 0,5$ para validação e teste. Além disso, estes parâmetros devem apresentar má qualidade no teste de y-randomização (KIRALJ; FERREIRA, 2009; TROPSHA, 2010). Outros autores recomendam valores de $R^2 > 0,7$ para calibração e $R^2 > 0,6$ para validação e testes (CHIRICO; GRAMATICA, 2011).

Entre os vários métodos para calibração multivariada temos o MLR (Multiple Linear Regression), que tem a vantagem de que toda a informação disponível nas variáveis empregadas nos cálculos é utilizada pelo modelo (BEEBE; PELL; SEASHOLTZ, 1998; MARTENS; NAES, 1993).

Recentemente, alguns estudos relataram que as medições físicas e/ou químicas correlacionaram bem com os atributos sensoriais descritivos determinados por provadores treinados em produtos alimentares por meio de modelos multivariados. Entre os casos de maior relevância, a predição de textura

sensorial de maçãs por medições instrumentais (penetrometria, compressão dupla e espectroscopia) (MEHINAGIC et al., 2004), pode ser destacada, assim como a previsão da amargura de chips de inhame por propriedades bioquímicas (fenóis, glicose, frutose e conteúdos de oxalato) (MESTRES et al., 2004), previsão de frescor de bacalhau por espectroscopia visível (NILSEN; ESAIASSEN, 2005) e a previsão da intensidade do gosto de queijos por pH, nitrogênio total, frações de caseína, ácido cítrico e ácido acético (CABEZAS et al., 2006).

Os métodos utilizados para estabelecer essas correlações foram baseados em regressão multivariada (KIRALJ; FERREIRA, 2009), que utilizam descritores múltiplos como variáveis independentes.

Estes trabalhos, no entanto, usam atributos sensoriais que nem sempre estão intimamente relacionados com a aceitação do produto pelo consumidor final, ou seja, são atributos sensoriais específicos determinados por provadores treinados.

Outros estudos têm relatado que a aceitação do consumidor pode ser indiretamente prevista por medições físicas (ou químicas) fáceis e rápidas. A correlação quantitativa entre propriedades físicas e aceitação sensorial foi usada para correlacionar parâmetros físicos com a aceitação do consumidor e criar modelos preditivos. A aceitação do consumidor para pão francês, pão de forma com farinha do resíduo da filetagem de peixe e cafés classificados como bebida dura com diferentes tipos de torra foi calibrada contra medidas físicas (SOUZA et al., 2012) utilizando MLR, obtendo modelos válidos e robustos, que apresentaram R^2 superior à 0,7 para calibração e valores superiores à 0,6 para validação externa, como recomendado pela literatura (CHIRICO; GRAMATICA, 2011).

Tendo em vista a necessidade do setor hortícola em estabelecer padrões que garantam a satisfação dos consumidores de fruta, a construção de modelos

multivariados para estimação da aceitação do consumidor em função de medidas físicas e físico-químicas pode ser uma técnica promissora uma vez que, existe uma grande interação entre características físicas, químicas e físico-químicas e a qualidade sensorial de alimentos.

3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os modelos construídos e validados para laranjas, abacaxis e uvas podem ser usados para prever a aceitação do consumidor por métodos físicos e físico-químicos fáceis e de baixo custo. Este estudo pode ser utilizado como base para estudos futuros que envolvam a previsão da aceitação sensorial de outras frutas. Mais estudos devem ser realizados com o intuito de caracterizar as frutas que atualmente são oferecidas para a população, verificando a influência da sazonalidade sobre a aceitação sensorial das mesmas bem como estudos que estabeleçam padrões mínimos de qualidade, etapas estas fundamentais para se garantir a qualidade destes alimentos na mesa do consumidor e sua consequente satisfação.

REFERÊNCIAS

ABE, L. T. et al. Compostos fenólicos e capacidade antioxidante de cultivares de uvas *Vitis lambrusca* L. e *Vitis vinífera* L. **Ciência e Tecnologia de Alimentos**, Campinas, v. 27, n. 2, p. 394-400, abr/jun. 2007.

ALMEIDA, G. C. Cuidados no armazenamento, manuseio e comercialização de frutas, legumes e verduras. **Manual Operacional das CEASAS do Brasil**. Belo Horizonte: AD2, 2011.

ALVARENGA, J. O. Padronização, classificação e rotulagem de frutas e hortaliças. **Manual Operacional das CEASAS do Brasil**. Belo Horizonte: AD2, 2011.

ALVES, G. L.; FRANCO, M. R. B. Headspace gás chromatography-mass spectrometry of volatile compounds in murici (*Bysonima crassifolia* L. Rich). **Journal of Chromatography A**, Amsterdam, v. 985, n. 1/2, p. 297-301, Jan. 2003.

ANGULO, Y. B. Nuevas tendencias del analisis sensorial en el queso. **Industrias Lacteas Españolas**, Madrid, n. 5, p. 24-28, abr. 1997.

ANTONIOLLI, L. R.; BENEDETTI, B. C.; SOUZA FILHO, M. S. M. Efeito do cloreto de cálcio na qualidade de abacaxi 'Pérola' minimamente processado. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 38, n. 9, p. 1105-1110, set. 2003.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE EXPORTADORES DE CÍTRICOS.
Disponível em: <www.abecitrus.com.br>. Acesso em: 12 abr. 2012.

BEEBE, K. R.; PELL, R. J.; SEASHOLTZ, M. B. **Chemometrics: a practical guide**. New York: J. Wiley, 1998.

BENGOZI, F. J. et al. Qualidades físicas e químicas do abacaxi comercializado na CEAGESP - São Paulo. **Revista Brasileira de Fruticultura**, Jaboticabal, v. 29, n. 3, p. 540-545, 2007.

BRUNINI, M. A. et al. Caracterização física e química de acerolas provenientes de diferentes regiões de cultivo. **Revista Brasileira de Fruticultura**, Jaboticabal, v. 26, n. 3, p. 486-489, dez. 2004.

CABEZAS, L. et al. Application of partial least squares regression to predict sensory attribute artisanal and industrial Manchego cheeses. **European Food Research and Technology**, Berlin, v. 222, n. 3/4, p. 223-228, Feb. 2006.

CHAVES, J. B. P.; SPROESSER, R. L. **Práticas de laboratório de análise sensorial de alimentos e bebidas**. Viçosa, MG: UFV, 1993.

CHIRICO, N.; GRAMATICA, P. Real external predictivity of QSAR models: how to evaluate it? Comparison of different validation criteria and proposal of using the concordance correlation coefficient. **Journal of Chemical Information and Modeling**, Washington, v. 51, p. 2320 -2335, July 2011.

CHITARRA, M. I. F.; CHITARRA, A. B. **Pós-colheita de frutas e hortaliças: fisiologia e manuseio**. 2. ed. Lavras: UFLA, 2005.

FAGAN, C. C. et al. Application of mid-infrared spectroscopy to the prediction of maturity and sensory texture attributes of cheddar cheese. **Food Engineering and Physical Properties**, Hoboken, v. 72, n. 3, p. E130-E137, Apr. 2007.

FERNANDES, P. H. S.; SOUZA, S. D. O. **Tecnologia de produtos de origem vegetal: processamento de frutas e hortaliças**. Uberlândia: SENAI-MG, 2001.

FERREIRA, M. M. C. et al. Quimiometria I: calibração multivariada, um tutorial. **Química Nova**, São Paulo, v. 22, n. 5, p. 724-731, set./out. 1999.

FOOD AGRICULTURAL ORGANIZATION OF THE UNITED. **Production: countries by commodity**. Disponível em: <<http://faostat.fao.org/site/339/default.aspx>>. Acesso em: 18 jan. 2014.

FRANCIS, F. J. Anthocyanins and betalains: composition and applications. **Cereal Foods World**, Saint Paul, v. 45, n. 5, p. 208-213, May 2000.

FRANCO, M. R. B. **Aroma e sabor de alimentos: temas atuais**. São Paulo: Varela, 2003.

GARRUTI, D. S. et al. Evaluation of volatile flavor compounds from cashew apple (*Anacardium occidentale* L.) juice by the OSME gas chromatography–

olfactometry technique. **Journal of the Science of Food and Agriculture**, Hoboken, v. 83, n. 14, p. 1455-1462, Nov. 2003.

GULARTE, M. A. **Manual de análise sensorial de alimentos**. Pelotas: UFPel, 2002.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Levantamento Sistemático da Produção Agrícola**, Rio de Janeiro, v. 25, n. 11, p. 1-84, nov. 2012.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa de Orçamentos Familiares: POF 2002-2003**. Análise da Disponibilidade de alimentos e do estado Nutricional no Brasil. Rio de Janeiro, 2004.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa de Orçamentos Familiares: POF 2008-2009**. Aquisição Alimentar Domiciliar Per Capita. Rio de Janeiro, 2010.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios: PNAD**. Rio de Janeiro, 2008.

INSTITUTE OF FOOD TECHNOLOGISTS. Sensory evaluation division. Guidelines for the preparation and review of papers reporting sensory evaluation date. **Food Technology**, Chicago, v. 35, n. 4, p. 16-17, 1981.

KIRALJ, R.; FERREIRA, M. M. C. Basic validation procedures for regression models in QSAR and QSPR studies: theory and application. **Journal of the Brazilian Chemical Society**, São Paulo, v. 20, n. 4, p. 770-787, 2009.

MANICA, I. **Fruticultura tropical - 5: abacaxi**. Porto Alegre: Cinco Continentes, 1999.

MARTENS, H.; NAES, T. **Multivariate calibration**. Chichester: J. Wiley, 1993.

MATTOS JÚNIOR, D. et al. **Citros**. Campinas: IAC-Fundag, 2005.

MEHINAGIC, E. et al. Prediction of the sensory quality of apples by physical measurements. **Postharvest Biology and Technology**, Amsterdam, v. 34, n. 3, p. 257-269, Dec. 2004.

MESTRES, C. et al. Prediction of sensorial properties (color and taste) of amala, a paste from yam chips flour of West Africa, Through Flour Biochemical Properties. **Plant Foods for Human Nutrition**, Dordrecht, v. 59, n. 3, p. 93-99, 2004.

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

MORETTI, C. L. **Manual de processamento mínimo de frutas e hortaliças**. Brasília: Embrapa Hortaliças; SEBRAE, 2007.

NILSEN, H.; ESAIASSEN, M. Predicting sensory score of cod (*Gadus morhua*) from visible spectroscopy. **Lebensmittel-Wissenschaft & Technologie**, Amsterdam, v. 38, n. 1, p. 95-99, Feb. 2005.

PAL, D.; SACHDEVA, S.; SINGH, S. Methods for determination of sensory quality of foods: a critical appraisal. **Journal of Food Science and Technology**, New Delhi, v. 32, n. 5, p. 357-367, Oct. 1997.

PINHEIRO, A. C.; VILAS BOAS, E. V. B.; LIMA, L. C. Influência do CaCl₂ sobre a qualidade pós-colheita do abacaxi cv. 'Pérola'. **Ciência e Tecnologia de Alimentos**, Campinas, v. 24, n. 4, p. 32-36, out./dez. 2005.

RODRIGUÉZ, O. et al. **Citricultura Brasileira**, Campinas, v. 1, p. 228-264, jun. 1991.

SIMÃO, S. **Tratado de fruticultura**. Piracicaba: FEALQ, 1998.

SKOOG, D. A.; LEARY, J. J. **Principles of instrumental analysis**. 4. ed. New York: Sunders College, 1992.

SOUSA, J. S. I.; MARTINS, F. P. **Viticultura brasileira**: principais variedades e suas características. Piracicaba: FEALQ, 2002.

SOUZA, V. R. et al. Quantitative property-acceptance relationship analysis: Predicting consumer acceptance for sensory quality control of foods. In: SENSOMETRIC MEETING, 11., 2012, Rennes. **Anais...** Rennes: Agrocampus, 2012. p. 9.

THOMAZINI, M.; FRANCO, M. R. B. Metodologia para análise dos constituintes voláteis do sabor. **Boletim da Sociedade da Brasileira de Ciência e Tecnologia de Alimentos**, Campinas, v. 34, n. 1, p. 52-59, jan./jun. 2000.

TROPSHA, A. Best practices for QSAR model development, validation, and exploitation. **Molecular Informatics**, Weinheim, v. 29, n. 6/7, p. 476-488, July 2010.

USBERTI FILHO, J. A. et al. **Abacaxi gomo-de-mel**. Campinas: Instituto Agrônômico, 1999.

VIÉGAS, F. C. P. **A Citricultura brasileira**. 2. ed. Campinas: Cargill, 1991.

VILAS BOAS, E. V. B. **Qualidade de alimentos vegetais**. Lavras: UFLA/FAEPE, 2006.

VOLP, A. C. P.; RENHE, I. R. T.; STRINGUETA, P. C. Pigmentos naturais bioativos. **Alimentos e Nutrição**, Araraquara, v. 20, n. 1, p. 157-166, jan./mar. 2009.

SEGUNDA PARTE - ARTIGO**ARTIGO 1 Prediction of the sensory acceptance of fruits by physical and physical-chemical parameters using multivariate models**

Síntia Carla Corrêa^a, Ana Carla Marques Pinheiro^a, Heloísa Elias Siqueira^a,
Ezequiel Malfitano Carvalho^a, Cleiton Antônio Nunes^{a*}, Eduardo Valério de
Barros Vilas Boas^a

^aDepartment of Food Science, Federal University of Lavras, 37200-000, Lavras,
MG, Brazil,

*Corresponding author: Phone: +55 35 38291391. Fax: +55 35 38291401.

E-mail: cleitonnunes@dca.ufla.br

This manuscript will be submitted to **Food Research International - ISSN: 09639969**, being presented according to the rules of publication of this Journal.

Abstract

Data about overall liking and physical and physical-chemical analysis for oranges, pineapples, and grapes were analyzed by Principal Component Analysis (PCA). Results showed that solid soluble variables, soluble solids content/total titratable acidity ratio, and pH contributed positively and titratable acidity contributed negatively to the overall liking grade, indicating preference for sweeter and less acidic fruit samples. Consumer acceptances were calibrated against physical and physical-chemical measurements of those fruits using Multiple Linear Regression. The models obtained were then validated and tested using the widely used methods of y -randomization and external validation. In all cases, multivariate models presented R^2 values > 0.7 , which were higher than the univariate values. Therefore, the models built and validated for oranges, pineapples, and grapes can be used to predict the consumer acceptance by easy and quick physical and physical-chemical measurements, ensuring that fruit commercialization takes sensory acceptance into consideration.

1. Introduction

The research conducted by *Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística* (Brazilian Institute of Geography and Statistics) between 2002 and 2008 (IBGE, 2004; IBGE, 2010) reported a significant increase in the consumption of fresh fruits and vegetables by the Brazilian population. Consumption of these foods has been increasingly stimulated because they have high percentages of micronutrients, fibers, and bioactive compounds with functional properties, in addition to low energetic density (Lock et al, 2005).

A large variation is observed in the quality of fruits available throughout the year because of several preharvest and postharvest factors such as genetic factors, climatic conditions, cultural practices, maturity at harvest and harvesting method, postharvest handling procedures, and processing methods (Lee & Kader, 2000).

In Brazil, fruits are commercialized without any physical-chemical quality and sensory control. The quality variation prevents fruit commercialization and sale prices being established according to actual perceived quality that considers physical-chemical and sensory aspects. The lack of control of these aspects leads to commercialization of fruits based solely on supply and demand of products in the market, causing consumer to purchase low quality products, which consequently leads to customer dissatisfaction and frustration.

Some studies reported that physical and/or chemical measurements correlated well with descriptive sensory attributes determined by sensory panelists (Mehinagic, Royer, Symoneaux, Bertrand, & Jourjon, 2004; Mestres, Dorthe, & El, 2004; Nilsen & Esaiassen, 2005; Cabezas, González-Viñas, Ballesteros, & Martín-Alvarez, 2005). However, correlations between physical and physical-chemical parameters and consumer acceptance, as well as studies about the prediction of sensory acceptance of fruits, have not been reported.

Predictive models can be created by univariate analysis, wherein each variable is individually analyzed, or by multivariate analysis, wherein various variables are analyzed simultaneously. When there is no significant correlation in the univariate analysis, multivariate analysis can be an alternative for creating predictive models. Such models could be able to predict sensory acceptance by consumers through easy and quick physical and physical-chemical analyses to ensure that fruit commercialization takes quality variation into consideration.

Therefore, consumers will be able to acquire these products according to the quality/sale price relation.

The present study aimed to identify the physical and physical-chemical variables that have the greatest influence on the sensory acceptance of orange (“Pera Rio”), pineapple (“Pérola”), and grape (“Niágara”), as well as to identify the effectiveness of univariate and multivariate models in predicting customers’ sensory acceptance and constructing predictive models.

2. Material and Methods

2.1. Samples

“Pera Rio” oranges, “Perola” pineapples, and “Niágara” grapes were purchased at Central Supply Minas Gerais S/A (CEASA-MG), Contagem, MG, Brazil. They presented no injuries. In total, 26 orange samples (composed by approximately 20 oranges each), 28 samples of pineapples (composed by approximately 8 pineapples each), and 24 samples of grapes (composed by approximately 15 cluster grapes each), were evaluated over a year, with two months intervals.

The fruits were transported to Postharvest Fruit and Vegetable Laboratory in Food Science Department of Federal University of Lavras, Lavras, MG, Brazil, where they were sanitized. To standardize the samples to be assessed, the fruits (oranges and pineapples) were peeled and sliced perpendicular to the fruit main axis into three equal parts. The middle part was taken and further divided into four pieces. These pieces were then placed on a tray to homogenize the samples. The samples were divided into two batches, one for sensory analysis and the other for physical and physical-chemical analysis. With regard to grapes, berries were taken from the middle section of the cluster

bunch and the final quantity obtained was divided into two equal parts for physical and physical-chemical analysis and for sensory analysis. The analysis were performed bimonthly during one year, totaling six data collections (October/2012 until August/2013).

2.2. Physical and physical-chemical analyses

Physical and physical-chemical characterization of the fruits were performed in six replications. pH, titratable acidity, soluble solids, brix-acid ratio or soluble solids content/titratable acidity (SSC/TA), color parameters and pulp firmness were analyzed for all fruits, but firmness in orange.

Evaluations of titratable acidity, soluble solids, and pH were performed in filtered homogenate, after grinding the pulp in a multiprocessor without adding water.

Titratable acidity (volume required, in mL of NaOH) was performed by titration with 0.01 N NaOH, using phenolphthalein as indicator, according to IAL (2008). Titratable acidity was expressed as percentage of citric acid for pineapples and oranges and percentage of tartaric acid for grapes.

A previously calibrated Atago PR100 digital refractometer was used to determine soluble solids content with automatic temperature compensation, at 25° C (AOAC, 1998). The results were expressed as °Brix.

The SSC/TA ratio was obtained by dividing the soluble solids content value by the acid concentration.

A previously calibrated TECNAL (Tec 3MP) pH meter was used to measure pH, according to IAL (2008).

Color parameters were measured using a Minolta colorimeter, model CR 400, with illuminant D65 and CIE L*a*b* color system, previously calibrated. Parameters L*, a*, and b* (lightness, degrees of redness and

yellowness according to scale CIE $L^*a^*b^*$, respectively) were measured to calculate chroma ($C = (a^{*2} + b^{*2})^{1/2}$) and hue angle ($h^\circ = \arctan(b^*/a^*)$). Readings were taken on opposite sides in six samples of fruits, directly on the surface of the pulp (pineapple and orange) or peel (grape).

Fruit firmness of peeled pineapple and unpeeled grape was measured by a puncture test. For this purpose, the penetrometer Magness–Taylor was used, with 3 mm and 5 mm diameter probes for pineapples and grapes, respectively. The results were measured in Newtons (N).

2.3. Consumer acceptance test

Consumers evaluated samples based on overall liking using a 9-point hedonic scale (1 = dislike extremely; 2 = dislike very much; 3 = dislike moderately; 4 = dislike slightly; 5 = neither like nor dislike; 6 = like slightly; 7 = like moderately; 8 = like very much; 9 = like extremely) (Stone & Sidle, 1993). Experiments were carried out in a closed cabin with white illumination. The samples were labeled with three random digits on a white surface. These samples had a monadic form and followed a balanced order of presentation (Wakeling & Macfie, 1995). The number of untrained adult consumers who judged the samples of oranges, pineapples, and grapes varied for each fruit. The number of tasters and samples analyzed in each data collection are displayed in Table 1.

Table 1. Number of tasters and analyzed samples in each data collection.

		1 st	2 nd	3 rd	4 th	5 th	6 th	Total
	Samples	5	5	3	5	5	3	26
Orange	Consumers	79	80	89	77	80	85	490
	Samples	5	5	4	5	4	5	28
Pineapple	Consumers	75	86	89	77	90	87	504
	Samples	4	5	2	5	5	3	24
Grape	Consumers	89	81	89	70	90	85	504

Of the tasters who analyzed the samples, 68.90% were women and 31.10% were men, and 96.85% of the tasters were between 18 and 45 years old. Regarding the frequency of fruit consumption, approximately half of the pineapple and grapes tasters (50.41 and 54.11%, respectively) consumed the respective fruit once a month. However, the consumption of oranges was well distributed. That is, 23.10% of the tasters consumed oranges once a month, 22.69% twice a month, 23.52% once a week, 22.68% twice a week and 7.98% on a daily basis.

Sensory analysis was conducted after the approval of this project by the Comitê de Ética em Pesquisas com Seres Humanos (COEP) (Committee of Ethics in Research with Human Beings) of the *Universidade Federal de Lavras, Brazil* (opinion # 209.405).

2.4. Statistical analysis

2.4.1. Detection of outliers

For detection of outlier samples, two complementary quantities were used: leverage and studentized residuals. Leverage is a measure of influence of a sample in the regression model. Residuals are another way to detect deviations. These correspond to variances between reference data and values estimated by the model. Because studentized residual is defined in units of standard variance of the mean value, values above ± 2.5 are considered high (Barthus, Mazo, & Poppi, 2005).

2.4.2. Principal Component Analysis

The mean values of the physical and physical-chemical characteristics and the mean consumer acceptance values were analyzed using Principal Component Analysis (PCA). The data set was organized in a matrix with samples arranged in rows and variables arranged in columns. Matrix was previously auto-scaled and analyzed by PCA.

2.4.3. Predicting models

The mean values of the physical and physical-chemical characterization data (X) were calibrated against the mean of the overall liking scores (Y), as shown in Table 2.

Table 2. Independent (X) and dependent (Y) variables used in the prediction models.

Sample	X	Y
Orange	pH, TA ^a , SSC ^b , SSC/TA, L*, C ^c , °h	overall liking
Pineapple	pH, TA ^a , SSC ^b , SSC/TA, L*, C ^c , °h, firmness	overall liking
Grape	pH, TA ^a , SSC ^b , SSC/TA, L*, C ^c , °h, firmness	overall liking

^a titratable acidity

^b soluble solids content

^c chroma

Initially, individual physical and physical-chemical parameters were calibrated against the sensory attribute by simple linear regression (1), quadratic regression (2), cubic regression (3), and 4th degree regression (4) (univariate calibrations), *i.e.*, the model specification in which the dependent variable is a function of an individual independent variable:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_i \quad (1)$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 \quad (2)$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \beta_3 x_i^3 \quad (3)$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \beta_3 x_i^3 + \beta_4 x_i^4 \quad (4)$$

where β s are the regression coefficients.

Physical and physical-chemical parameters were also calibrated against the overall liking by Multiple Linear Regression (MLR), *i.e.*, a multivariate calibration, wherein the dependent variable is a function of several independent variables:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots \beta_n x_n \quad (5)$$

The entire data set was split into two groups: calibration and test sets. The Kennard-Stone algorithm was used to separate the samples into calibration group and test group. This algorithm selects the samples based on the Euclidean distance. The first two samples selected are most distant from each other. The following sample is selected by its distance from the previously selected samples (Kennard & Stone, 1969). Calibration samples were used in the calibration step and in validation tests, while test samples (samples not used in calibration) were used to test the predictive ability of the model.

Calibration performance was evaluated using the root mean square error of calibration (RMSEC) and the squared correlation coefficient of calibration (R^2_{cal}) (Fagan et al., 2007).

A y-randomization test was also used to validate the models. This test consists of several runs for which the original descriptors matrix X is kept fixed, and only the vector y is scrambled (randomized). The performance parameters $\text{RMSE}_{Y\text{-rand}}$ and $R^2_{Y\text{-rand}}$ were also calculated. The models obtained under such conditions should be of poor quality and without real meaning (randomization). A performance on the y-randomization test equivalent to the performance of the calibration indicates a model adjusted because of chance correlation (Kiralj & Ferreira, 2009).

In order to provide insight about the statistical difference between R^2_{cal} and $R^2_{Y\text{-rand}}$, the performance parameters R^2_p need to be calculated (Roy, Paul, Mitra, & Roy, 2010; Mitra, Saha, & Roy, 2010).

This parameter was calculated by:

$$R^2_p = R^2_{cal} (R^2_{cal} - R^2_{y-rand})^{1/2} \quad (6)$$

Finally, the models were tested using the external group of test samples (samples not included in the calibration, i.e., independent from all model building processes) to test the predictive ability of the models. At this stage, five samples of each fruit were used. The root mean square error of prediction (RMSEP) and the squared correlation coefficient of prediction (R^2_{pre}) were used as statistical parameters to judge the model performance on prediction.

The root mean square errors (RMSE) and the squared correlation coefficients (R^2) were calculated by:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (7)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

where y_i is the reference value of the dependent variable, \hat{y}_i is the predicted value, \bar{y} is the mean value, and n is the number of samples.

The performance parameter R^2_m was then calculated to provide insight about the statistical difference between R^2 and R_0^2 (Roy et al., 2010; Mitra et al., 2010).

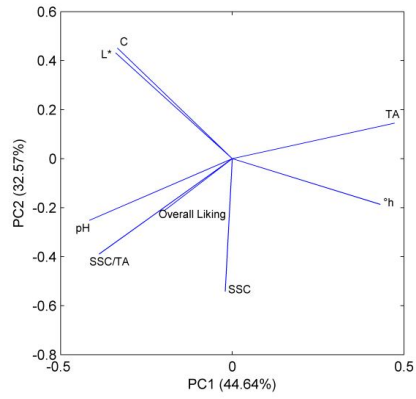
$$R^2_m = R^2(1 - \sqrt{(R^2 - R_0^2)}) \quad (9)$$

All these calculations (univariate and multivariate calibrations and Principal Component Analysis) were performed using the free software *Chemoface* version 1.5 (Nunes, Freitas, Pinheiro, & Bastos, 2012).

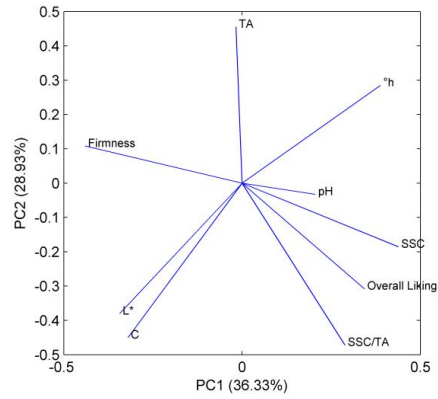
3. Results and Discussion

The presence or absence of outliers was verified by using studentized residuals (SR) and leverage, characterized by simultaneous presence of high leverage and high studentized residual. However, the 10th and 11th orange samples and the 5th pineapple sample were considered outliers. This divergence may be the result of an experimental error, such as an undesirable sensory characteristic of the fruit due to excessive ripeness. Thus, those were excluded from data collection. PCA and model adjustments were then performed.

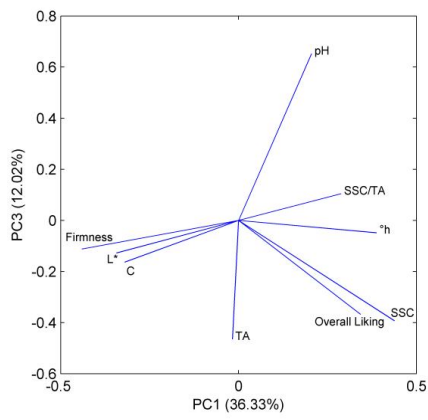
Data about overall liking and physical and physical-chemical analysis were analyzed by PCA; the result is shown in Figure 1. This analysis investigated the influence of physical and physical-chemical variables on the overall liking of the samples. Therefore, the data was self-scaled and loadings were plotted. For oranges, the first and second principal components accounted for over 70% of total variance; therefore, only PC1 and PC2 were built. For all other fruits, in addition to PC1 and PC2, PC3 was built to explain at least 70% of the total variance of data.



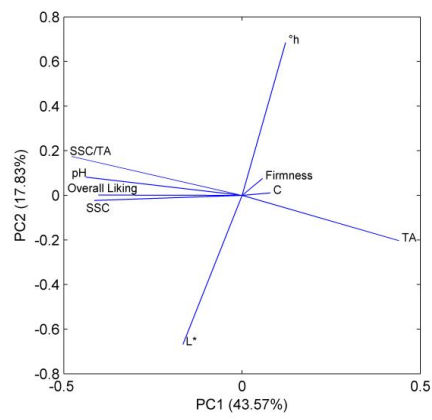
1-A



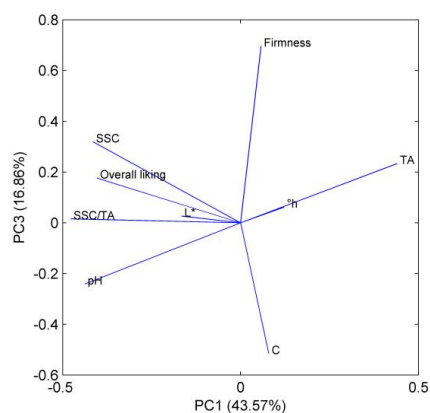
1-B



1-C



1-D



1-E

Figure 1. PCA loading plots of physical, physical-chemical and overall liking for orange (A), pineapple (B and C), and grape (D and E). TA: titratable acidity; SSC: soluble solids content; C: Chroma.

In oranges, the first and second dimensions of PCA explained 77.20% (dimension 1: 44.64% and dimension 2: 32.56%) of total variance. For pineapples and grapes, the first, second, and third dimensions of PCA explained 77.28% (dimension 1: 36.33%, dimension 2: 28.93%, and dimension 3: 12.02%) and 78.26% (dimension 1: 43.57%, dimension 2: 17.83%, and dimension 3: 16.86) of total variance, respectively.

PCA of oranges showed a positive effect of pH, SSC/TA ratio, and soluble solids on overall liking, as well as a negative effect of titratable acidity and hue angle variables. These effects are explained mainly by PC1. Furthermore, samples with higher pH, higher percentage of soluble solids, and higher SSC/TA ratio, as well as less acidic and more orange color samples, contributed to a greater overall liking. According to PC2, Physical variables L*

and chroma showed a positive effect on acceptance; however, it was not as strong as the other variables.

According to the PC1 results, which accounted for a significant proportion of the variance of pineapple data, the physical and physical-chemical variables soluble solids, and SSC/TA ratio had a positive influence on overall liking. The variables firmness, L* and chroma, however, had a negative influence on acceptance. Thus, samples with high content of soluble solids, higher SSC/TA ratio, less firmness, less lightness, and less saturated color contributed to higher overall liking. The physical-chemical variables titratable acidity (high score in PC2), and pH (high score in PC3) had a secondary contribution to acceptance because they presented low score in PC1. This way, it is observed that the pineapple consumers prize sweetness instead of fruit acidity. These variables displayed opposite behaviors in the graph, that is, acidity increased whereas pH decreased (Figures 1-B and 1-C). Related to the hue angle variable, the same presented high score in PC1 and PC2 and consequently also had a secondary contribution to acceptance.

Regarding grapes, the soluble solids, pH, and SSC/TA ratio variables had a positive contribution to overall liking (high score in PC1). In addition, titratable acidity variable had a high contribution to overall liking; however, in this case, the effect was negative. Thus, samples containing higher percentages of soluble solids, higher pH, higher SSC/TA ratio, and lower acidity contributed to higher overall liking. Physical variables, L* and °h (high score in PC2), and firmness and chroma (high score in PC3) had a secondary contribution to acceptance because they had low score in PC1 (Figures 1-D and 1-E).

In general, the variables that positively influenced overall liking of all fruits were soluble solids, SSC/TA ratio, and pH, whereas the variable that had the most negative effect on overall liking was titratable acidity. This indicates a preference for sweeter and less acidic samples. These parameters are strongly

related to fruit ripeness when there is a decrease in organic acids percentage and an increase in sugar percentage.

Therefore, the existence of several variables affecting overall liking of the fruits was observed in the present study.

Regarding model adjustment, the hypothesis to predict consumer acceptance using an individual descriptor variable was first tested for the data sets in this study. The models were obtained by simple linear regression, quadratic regression, cubic regression, and 4th degree regression, and their performances were evaluated.

Calibration R^2 (R^2_{cal}) and validation (R^2_{pre}) parameters were sufficient to conclude that the univariate models presented poor fits, with low values of R^2 . Only the cubic regression and 4th degree univariate models built for the physical-chemical variable SSC/TA ratio of grapes showed good adjustments for both parameters (R^2_{cal} and R^2_{pre}); however, the statistical parameter R^2_m was lower than expected (minimum of 0.5), indicating an incomplete adjustment of these models (TABLE 3).

Table 3. Performance parameters (R^2_{cal} and R^2_{pre}) of univariate models (1st, 2nd, 3rd, and 4th degrees) correlating physical and physical-chemical properties and overall liking.

		R^2_{cal}				R^2_{pre}			
		1 st	2 nd	3 rd	4 th	1 st	2 nd	3 rd	4 th
Orange	pH	0.03	0.13	0.11	0.12	0.40	0.09	0.41	0.54
	TA ^a	0.09	0.36	0.39	0.32	0.70	0.60	0.08	0.43
	SSC ^b	0.25	0.33	0.29	0.50	0.03	0.66	0.04	0.26
	SSC/TA	0.12	0.40	0.47	0.47	0.25	0.80	0.84	0.84
	L*	0.01	0.01	0.02	0.22	0.01	0.01	0.00	0.07
	C ^c	0.01	0.01	0.15	0.16	0.27	0.02	0.04	0.03
	°hue	0.02	0.06	0.33	0.21	0.28	0.30	0.00	0.00
Pineapple	pH	0.06	0.02	0.08	0.10	0.92	0.06	0.04	0.01
	TA ^a	0.05	0.06	0.09	0.10	0.10	0.13	0.02	0.10
	SSC ^b	0.52	0.56	0.61	0.66	0.76	0.54	0.83	0.91
	SSC/TA	0.27	0.43	0.44	0.43	0.48	0.11	0.14	0.26
	L*	0.02	0.01	0.02	0.02	0.01	0.13	0.46	0.53
	C ^c	0.02	0.03	0.04	0.11	0.02	0.02	0.01	0.02
	°hue	0.05	0.06	0.14	0.09	0.01	0.00	0.01	0.43
	Firmness	0.34	0.71	0.73	0.78	0.20	0.43	0.01	0.12
Grape	pH	0.39	0.59	0.58	0.64	0.25	0.39	0.21	0.01
	TA ^a	0.50	0.60	0.65	0.62	0.65	0.09	0.06	0.12
	SSC ^b	0.56	0.64	0.67	0.68	0.44	0.73	0.78	0.80
	SSC/TA	0.37	0.65	0.79	0.77	0.73	0.72	0.82	0.84
	L*	0.02	0.03	0.23	0.18	0.56	0.34	0.32	0.01
	C ^c	0.01	0.01	0.08	0.40	0.08	0.07	0.01	0.01
	°hue	0.06	0.01	0.10	0.12	0.10	0.01	0.80	0.24
	Firmness	0.09	0.23	0.27	0.33	0.60	0.53	0.02	0.22

^a titratable acidity

^b soluble solids content

^c chroma

These poor fits for the modeling of overall liking using single descriptors evidence that consumer acceptance can be correlated with various physical and physical-chemical parameters of fruits, and thus, a multivariate model would be more appropriate. In fact, Mehinagic et al (2004) have reported the superiority of multivariate models, as compared with univariate models, to correlate physical properties to sensory attributes from panelists.

Therefore, multivariate models were constructed by Multiple Linear Regression (MLR) using the descriptors listed in Table 2.

The performance of the models was evaluated by using the values of Root mean square error (RMSE) and R^2 for calibration test, and y-randomization test.

Models with $R^2 > 0.8$ for calibration and > 0.5 for validation and testing, in addition to poor RMSE and R^2 values for the y-randomization test (Tropsha, 2010; Kiralj & Ferreira, 2009) are assumed to be valid. Other authors recommend values of $R^2 > 0.7$ for calibration and > 0.6 for validation and testing (Chirico & Gramatica, 2011).

In this study, all MLR models (orange, pineapple, and grapes) presented R^2 values higher than 0.7 for calibration and test, as recommended in the literature (Chirico & Gramatica, 2011) (Table 4). The RMSE values were considerably low compared with the magnitude of the dependent variables. Considering that the dependent variable (overall liking) ranges from 1 to 9, the RMSE values obtained in the models (variation 0.18 to 0.36 in calibration and 0.29 to 0.45 in validation) will have little influence on the consumers' final response.

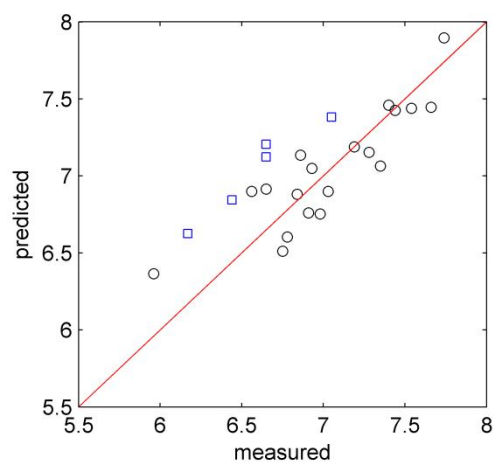
In addition, these parameters were considerably poor for y-randomization test, indicating models without over-fitting (Kiralj & Ferreira, 2009). The R^2_p and R^2_m parameters were also calculated. Values above 0.5, as

obtained for all three models, attest to the robustness of the model (Roy et al., 2010; Mitra et al., 2010).

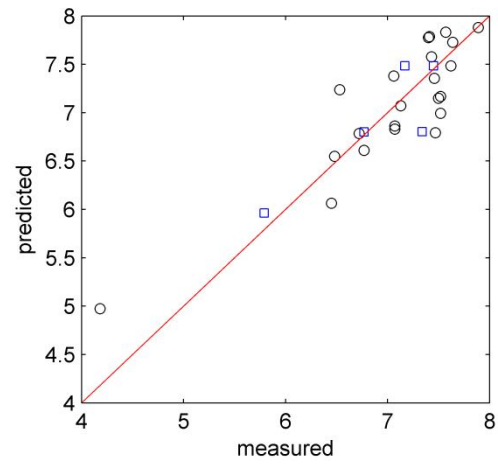
Table 4. Performance parameters of multiple linear regression (MLR) models correlating physical and physical-chemical descriptors and overall liking.

	R^2_{cal}	RMSE_c	$R^2_{y\text{-rand}}$	$\text{RMSE}_{y\text{-rand}}$	R^2_p	R^2_{pre}	RMSE_p	R^2_m
Orange	0.76	0.20	0.35	0.34	0.50	0.94	0.45	0.76
Pineapple	0.76	0.36	0.30	0.62	0.52	0.77	0.29	0.62
Grape	0.85	0.18	0.48	0.32	0.51	0.94	0.42	0.63

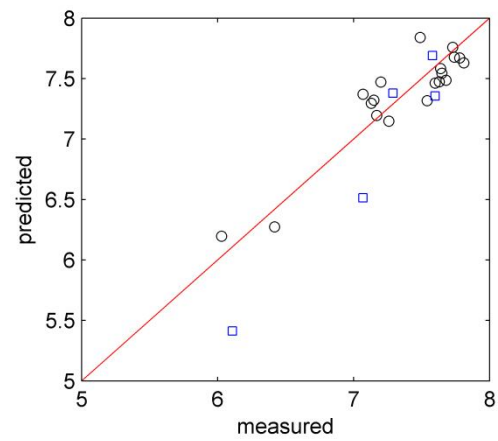
To better illustrate performance, a graphical comparison between measured and estimated values using the MLR models for calibration and test samples are presented in Figure 2, which depicts compatibility between measured and predicted values. The models obtained are shown in Table 5.



2-A



2-B



2-C

Figure 2. Graphical comparison of measured and predicted overall liking of orange (A), pineapple (B), and grape (C) by MLR models. ○: calibration; □: validation

Table 5. Multiple linear regression (MLR) models for acceptance prediction from physical and physical-chemical properties obtained for orange, pineapple, and grape.

Fruit	overall liking =
Orange	6.48 -0.38 pH -4.09TA ^a +0.47SSC ^b -0.17SSC/TA -0.01L* +0.04C ^c +0.03°h
Pineapple	13.17 -0.32pH -5.81TA ^a +0.69SSC ^b -0.24SSC/TA -0.02L* +0.04C ^c -0.04°h -0.18firmness
Grape	16.56 -1.07pH -8.19TA ^a +0.52SSC ^b -0.27SSC/TA -0.04L* - 0.05C ^c -0.002°h +0.07firmness

^a titratable acidity

^b soluble solids content

^c chroma

In summary, the univariate models did not provide adequate adjustments to estimate sensory acceptance based on individual physical or physical-chemical information. Thus, multivariate models were effectively built and validated.

For a better illustration of the functionality of the models built, the data of physical and physical-chemical analysis and their real overall liking grades and predictions obtained for the sample group used during model validation are displayed in Table 6.

Table 6. Data collected from physical and physical-chemical analysis and real and predicted overall liking grades obtained for samples used in model validation.

	Sample Validation	pH	TA ^a	SSC ^b	SCC/TA	L*	C ^c	°h	Firmness	Real	Predicted
Orange	1 st	4.04	0.65	10.30	15.85	37.49	9.98	85.25	-	6.65	7.01
	2 nd	4.01	0.69	11.02	15.97	38.38	10.89	87.12	-	7.05	7.26
	3 rd	3.88	0.84	8.40	10.00	39.79	11.22	97.15	-	6.44	6.78
	4 th	3.73	0.94	8.18	8.70	41.05	11.37	97.85	-	6.17	6.56
	5 th	3.99	0.50	6.82	13.64	61.67	36.08	71.21	-	6.65	6.76
Pineapple	1 st	4.05	0.59	14.15	23.98	60.88	15.17	98.71	1.51	7.17	7.62
	2 nd	3.64	0.71	14.63	20.61	60.06	13.39	102.11	3.71	7.45	7.61
	3 rd	3.56	0.78	13.38	17.15	64.73	12.44	101.21	5.04	6.77	6.86
	4 th	3.84	0.69	11.25	16.3	70.41	19.27	91.34	3.71	7.34	6.82
	5 th	3.86	0.59	9.85	16.69	73.39	21.00	89.09	6.41	5.79	5.95
Grape	1 st	3.65	0.61	11.35	18.61	27.32	8.22	353.56	3.31	7.07	6.56
	2 nd	3.20	0.94	13.53	14.39	22.45	5.62	180.63	4.98	7.29	7.40
	3 rd	3.86	0.56	16.93	30.23	23.08	5.29	124.99	5.28	7.60	7.42
	4 th	3.02	1.17	11.35	9.70	25.57	5.78	344.22	5.58	6.11	5.42
	5 th	3.33	0.71	13.52	19.04	20.88	3.84	332.32	4.64	7.58	7.70

^a titratable acidity

^b soluble solids content

^c chroma

The minimum and maximum differences between real and predicted overall liking grades for oranges were 0.11 and 0.39 points, respectively; grades remained between scores 6 to 7 after overall liking prediction.

Regarding pineapples, a minimum difference of 0.09 and a maximum difference of 0.52 between real and predicted grades was observed; the scores of 1st and 4th samples used in the validation decreased from 7 and 8 to 6 and 7 in overall liking grade.

Finally, regarding grape samples used in validation, the minimum and maximum differences between predicted and real overall liking grades were 0.11 and 0.69 points, respectively; the score range of the 1st sample was altered from 7 and 8 to 6 and 7, while the score range of the 4th sample was altered from 6 and 7 to 6 and 7 in overall liking grade.

Hence, comparison between real and predicted overall liking grades of oranges, pineapple, and grapes demonstrated the functionality of the created models. Excepting the 4th grape sample (with a 11,3% variation), the variation among real and predicted overall liking scores was $\leq 7.2\%$. Despite the difference between overall liking grades of some samples, there was good adjustment between the measured and predicted values using MLR models (Table 4 and Figure 2). Thus, once defined a minimum quality score for orange, pineapple and grapes, the presented models can be considered useful to establish the sensorial quality and sale prices to these fruits.

4. Conclusion

The variables soluble solids, SSC/TA ratio, and pH contributed positively, whereas titratable acidity contributed negatively to overall liking grades, indicating preference for sweeter and less acidic samples.

Multivariate models were superior to univariate models, indicating the multivariate nature of the consumer acceptance.

The models built and validated for oranges, pineapples, and grapes can be used to predict consumer acceptance by easy and quick physical and physical-chemical measurements.

Acknowledgments

CNPq, CAPES, FAPEMIG for providing financial support and CEASAMINAS and Gustavo Costa de Almeida, Head of the CEASAMINAS Planning Department, for providing logistic and technical support.

References

- AOAC — Association of Official Analytical Chemists. (1998). *Official methods of analysis of the Association of Official Analytical Chemists* (16th), Washington, DC: AOAC International.
- Barthus, R. C., Mazo, L. H., & Poppi, R. J. (2005). Determinação simultânea de NADH e ácido ascórbico usando voltametria de onda quadrada com eletrodo de carbono vítreo e calibração multivariada. *Eclética Química*, Araraquara, 30(4), 51–58.
- Cabezas, L., González-Viñas, M. A., Ballesteros, C., & Martín-Alvarez, P. J. (2005). Application of Partial Least Squares regression to predict sensory attributes of artisanal and industrial Manchego cheeses. *European Food Research and Technology*, 222(3-4), 223–228.
- Chirico, N., & Gramatica, P. (2011). Real External Predictivity of QSAR Models : How To Evaluate It ? Comparison of Different Validation Criteria and Proposal of Using the Concordance Correlation Coefficient. *Journal of Chemical information and Modeling*, 51, 2320–2335.
- Fagan, C. C., Donnell, C. P. O., Callaghan, D. J. O., Downey, G., Sheehan, E. M., Delahunty, C. M., Howard, V. (2007). Application of Mid-Infrared

Spectroscopy to the Prediction of Maturity and Sensory Texture Attributes of Cheddar Cheese. *Food Engineering and Physical Properties*, 72(3), E130–E137.

- IAL - Instituto Adolfo Lutz. (2008). *Normas analíticas do Instituto Adolfo Lutz: métodos químicos e físicos para análise de alimentos* (4th ed). São Paulo: IAL, 1020 pp.
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2004). *Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF 2002-2003*. Análise da Disponibilidade de alimentos e do estado Nutricional no Brasil. Rio de Janeiro: IBGE.
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE. (2010). *Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF 2008-2009*. Aquisição Alimentar Domiciliar Per Capita. Rio de Janeiro: IBGE.
- Kennard, R.W., & Stone, L.A. (1969). Computer aided design of experiments. *Technometrics*, 11, 137-148.
- Kiralj, R., & Ferreira, M. M. C. (2009). Basic Validation Procedures for Regression Models in QSAR and QSPR Studies: Theory and Application. *Journal of the Brazilian Chemical Society*, 20(4), 770–787.
- Lee, S. K., & Kader, A. A. (2000). Preharvest and postharvest factors influencing vitamin C content of horticultural crops. *Postharvest Biology and Technology*, 20, 207–220.
- Lock, K., Pomerleau, J., Causer, L., Altmann, D.R., & McKee, M. (2005). The global burden of disease attributable to low consumption of fruit and vegetables: implications for the global strategy on diet. *Bulletin of the World Health Organization*, 83(2), 100-8.
- Mehinagic, E., Royer, G., Symoneaux, R., Bertrand, D., & Jourjon, F. (2004). Prediction of the sensory quality of apples by physical measurements. *Postharvest Biology and Technology*, 34, 257–269.
- Mestres, C., Dorthe, S., & El, N. O. (2004). Prediction of Sensorial Properties (Color and Taste) of Amala , a Paste From Yam Chips Flour of West Africa , Through Flour Biochemical Properties. *Plant Foods for Human Nutrition*, 59, 93–99.

- Mitra, I., Saha, A., & Roy, K. (2010). Exploring quantitative structure – activity relationship studies of antioxidant phenolic compounds obtained from traditional Chinese medicinal plants. *Molecular Simulation*, 36(13), 37–41.
- Nilsen, H., & Esaiassen, M. (2005). Predicting sensory score of cod (*Gadus morhua*) from visible spectroscopy. *Lebensm.-Wiss. u.-Technol*, 38, 95–99.
- Nunes, C. A., Freitas, M. P., Pinheiro, A. C. M., & Bastos, S. C. (2012). Chemoface: a Novel Free User-Friendly Interface for Chemometrics. *Journal of the Brazilian Chemical Society*, 23(11), 2003–2010.
- Roy, P. P., Paul, S., Mitra, I., & Roy, K. (2010). Roy et al. On Two Novel Parameters for Validation of Predictive QSAR Models. *Molecules*, 2009, 14, 1660-1701. *Molecules*, 15, 604–605.
- Stone, H.S., & Sidel, J.L. (1993). *Sensory evaluation practices*, San Diego, CA: Academic Press.
- Tropsha, A. (2010). Best Practices for QSAR Model Development, Validation , and Exploitation. *Molecular Informatics*, 29, 476–488.
- Walkeling, I.N., & Macfie, J.H. (1995). Designing consumer trials balanced for first and higher orders of carry-over effect when only a subset of κ samples from τ may be tested. *Food Quality and Preference*, 6, 299-308.