



PRISCILLA MAGALHÃES DE LIMA

**DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARES
PARA CLASSIFICAÇÃO DO CAFÉ CRU E
TORRADO ATRAVÉS DE INDICADORES
QUÍMICOS E FÍSICO-QUÍMICOS DE
QUALIDADE**

LAVRAS – MG

2017

PRISCILLA MAGALHÃES DE LIMA

**DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARES PARA
CLASSIFICAÇÃO DO CAFÉ CRU E TORRADO ATRAVÉS DE
INDICADORES QUÍMICOS E FÍSICO-QUÍMICOS DE QUALIDADE**

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

Orientador

Dr. Carlos José Pimenta

Coorientadores

Dr. Marcelo Ribeiro Malta

Dr. Roney Alves da Rocha

LAVRAS - MG

2017

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Lima, Priscilla Magalhães de.

Desenvolvimento de softwares para classificação do café cru e torrado através de indicadores químicos e físico-químicos de qualidade : . / Priscilla Magalhães de Lima. - 2017.

83 p. : il.

Orientador(a): Carlos José Pimenta.

Coorientador(a): Marcelo Ribeiro Malta, Roney Alves da Rocha.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Lavras, 2017.

Bibliografia.

1. Classificação do café. 2. Composição química. 3. Redes neurais. I. Pimenta, Carlos José. II. Malta, Marcelo Ribeiro. III. Rocha, Roney Alves da. IV. Título.

PRISCILLA MAGALHÃES DE LIMA

**DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARES PARA
CLASSIFICAÇÃO DO CAFÉ CRU E TORRADO ATRAVÉS DE
INDICADORES QUÍMICOS E FÍSICO-QUÍMICOS DE QUALIDADE**

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

APROVADA em 10 de março de 2017.

Dra. Caroline Lima Angélico	INCT
Dr. Marcelo Ribeiro Malta	EPAMIG
Dr. Roney Alves da Rocha	UFLA
Dra. Sara Maria Chalfoun	EPAMIG

Dr. Carlos José Pimenta
Orientador

**LAVRAS – MG
2017**

A Deus, por estar sempre presente em minha vida..
Aos meus pais, Isa e Achson, por todo amor, carinho e amizade.
Ao meu namorado, Luiz Gustavo, pelo carinho e compreensão.

DEDICO

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, meu pai eterno, pela vida, saúde e por iluminar meus caminhos em todos os momentos, por sua infinita misericórdia e pela vitória alcançada.

À Universidade Federal de Lavras, em especial ao Departamento de Ciência dos Alimentos, pela oportunidade de aperfeiçoar meus conhecimentos e conviver com pessoas queridas que sempre me apoiaram.

À CAPES, pela concessão da bolsa de estudos.

Ao Consórcio de Pesquisas Cafeeiras pelo financiamento do projeto.

Aos meus pais, Isa e Achson pelo amor, apoio e carinho dedicado, essencial para que tudo fosse possível. Muito obrigada por todas as orações e por torcerem sempre por mim.

Ao meu namorado Luiz Gustavo, pelo apoio, amor, companheirismo, paciência e pela grande ajuda em todos os momentos.

Ao José Márcio e Valéria, pelo apoio, amizade e grande auxílio na aquisição das amostras.

À minha amiga-irmã Thaís, pelo apoio, companheirismo, amizade e grande ajuda na aquisição das amostras. Muito obrigada amiga!

Ao meu orientador Carlos, pela orientação, ensinamentos, pelo apoio, confiança, compreensão e amizade.

Ao meu coorientador Prof. Roney, por todo apoio, orientação, paciência, disponibilidade e dedicação. Acima de tudo pela amizade, pelo exemplo de profissional e de pessoa humana, por contribuir tanto com esse trabalho. Obrigada por gentilmente ter me recebido em sua sala todas as vezes em que tive necessidade de contar com sua ajuda, opiniões e sugestões.

Ao meu coorientador Marcelo, pela orientação, apoio, amizade e ensinamentos, durante todos os anos de convivência, permitindo meu desenvolvimento desde os primeiros passos na iniciação científica.

Às Pesquisadoras Sara Chalfoun e Caroline Angélico, que gentilmente aceitaram o convite de participar como membros da banca que avaliou esse trabalho. A vocês os meus sinceros agradecimentos pelas dicas, sugestões e amizade.

Em especial, ao Ângelo, que me abriu as portas, sempre demonstrou verdadeira confiança e presteza.

Aos meus amigos da UFLA (Maria Cecília, Léo, Lorena, Taciene, Ana Paula, Amanda, Renata, Maysa, Luciana, Sabrina e Alexandra) pelo companheirismo, apoio, amizade, incentivo, por todos os momentos de descontração, seminários e trocas de conhecimentos.

À minha amiga Taísa, pelo apoio, amizade e grande ajuda na realização das análises.

À minha amiga Júlia, pela amizade, companheirismo, pelos momentos de descontração e por estar sempre presente.

À Roseane e Samuel, pelo apoio, amizade, e grande ajuda na realização das análises.

À Tina e à Creuza, pelo apoio, amizade, ensinamentos e grande ajuda na preparação das aulas práticas.

Aos professores, pelos ensinamentos que muito contribuíram para minha formação pessoal e profissional.

A todos que ajudaram, direta ou indiretamente, na realização deste trabalho. Os mais sinceros agradecimentos e minha eterna gratidão!

MUITO OBRIGADA!

RESUMO GERAL

A classificação da bebida do café é realizada através da análise física dos grãos e por meio da análise sensorial, tradicionalmente conhecida como 'prova de xícara'. Porém, trata-se de uma classificação subjetiva, variando de indivíduo para indivíduo. Desse modo, várias pesquisas têm sido feitas com o intuito de relacionar as características sensoriais da bebida com análises químicas e físico-químicas dos grãos crus e torrados, para que sirvam de auxílio para avaliação da qualidade do café. O presente trabalho teve por objetivo o desenvolvimento de programas computacionais para avaliação da qualidade do café, de acordo com seu padrão de bebida. Os grãos crus foram submetidos às análises de lixiviação de potássio, condutividade elétrica, acidez, pH, sólidos solúveis, atividade enzimática da polifenoloxidase e açúcares totais. Os resultados dessas análises foram usados como dados de treinamento e validação da rede neural do *Software* de classificação dos grãos crus (*Classcafe 1.0*). Em seguida, as amostras de café foram encaminhadas para a realização da prova de xícara por provadores treinados, a fim de confirmar a classificação obtida nas cooperativas. Após a classificação, os grãos torrados foram submetidos às análises de açúcares totais, açúcares redutores e açúcares não redutores, pH, sólidos solúveis, acidez e extrato etéreo. Os resultados dessas análises foram usados como dados de treinamento e validação da rede neural do *Software* de classificação dos grãos crus (*Classtorr 1.0*). O modelo neural utilizado no sistema desenvolvido classificou eficientemente 100% das amostras testadas. A rede neural foi capaz de classificar corretamente o café cru e torrado, de acordo com a sua classe sensorial, utilizando-se os dados de composição química dos grãos de café. Como o sistema é amigável e de fácil uso, o mesmo pode ser aplicado e testado por cafeicultores, cooperativas e por órgãos regulatórios, auxiliando o processo de qualificação do café.

Palavras-chave: Redes neurais. Qualidade do café. Composição química. Classificação do café.

GENERAL ABSTRACT

The coffee quality evaluation is performed by physical analysis of the grain and through sensorial analysis, by the "cup-proof" technique. However, this is a subjective classification which may vary from individual to individual. Thus, several researches have been done to relate the beverage sensorial characteristics with the chemical and physicochemical analyzes of the raw and roasted grains, helping on the quality assessment. In this way, this work aimed to create softwares capable to classify raw and roasted coffee according to their beverages class based on their chemical and physicochemical parameters. The raw grains were submitted to the physicochemical analysis: potash leaching, electrical conductivity, acidity, pH, soluble solids, enzymatic activity of polyphenoloxidase and total sugars. The results of these analyzes were used as training data and validation of the neural network of the Raw Grain Classification Software (Classcafe 1.0). Then, the coffee samples were sent to the cup test by trained providers to confirm the classification obtained in the cooperatives. After grading, the roasted beans were submitted to analysis of total sugars, reducing sugars and non-reducing sugars, pH, soluble solids, acidity and ethereal extract. The results of these analyzes were used as training data and validation of the neural network of the Roasted Grain Classification Software (Classtorr 1.0). The neural model used in the developed system correctly classified 100% of the samples tested. The neural network was able to correctly classify the raw and roasted coffee according to its sensory class using the chemical composition data of the coffee beans. The created systems are friendly and easy to use and they can be applied by coffee growers, cooperatives and by regulatory agencies, helping on the coffee qualification process.

Keywords: Neural networks. Coffee quality. Chemical composition. Coffee classification.

LISTA DE FIGURAS

PRIMEIRA PARTE

- Figura 1 Diagrama esquemático da estrutura de uma rede neural multiperceptron.30
- Figura 2 Diagrama esquemático-conceitual do modelo matemático de um neurônio artificial.32
- Figura 3 Representação gráfica da regra de parada antecipada baseada na análise simultânea dos erros de treinamento e validação.36
- Figura 4 Configuração típica de uma rede feedforward multicamadas.37

SEGUNDA PARTE

- Figure 1 Illustration of the k-fold cross-validation procedure used during neural network training. 71
- Figure 2 Example of grading a sample of raw coffee using Classcafe Software 1.0. In this figure coffee is classified as "Mole Only" with 99.9999% probability.75
- Figure 3 Example of grading a sample of raw coffee using Classtorr Software 1.0. In this figure the coffee is classified as "Strictly soft" with 100% probability.77

LISTA DE TABELAS

PRIMEIRA PARTE

Tabela 1 Classificação oficial brasileira da bebida do café. 18

SEGUNDA PARTE

Table 1 Classcafe1.0 Neural Network Score. 74

Table 2 Classtorr 1.0 Neural network score values. 76

SUMÁRIO

	PRIMEIRA PARTE	
1	INTRODUÇÃO GERAL	13
2	REFERENCIAL TEÓRICO	15
2.1	Caracterização do café no Brasil	15
2.2	Qualidade do café	16
2.3	Classificação do café de acordo com a bebida	17
2.4	Características físicas, químicas, físico-químicas e qualidade do café	19
2.4.1	Polifenoxidase (PFO)	20
2.4.2	Lixiviação de potássio e condutividade elétrica	22
2.4.3	Acidez e pH	23
2.4.4	Açúcares totais, redutores e não-redutores	24
2.4.5	Sólidos solúveis	26
2.4.6	Lipídeos	27
2.5	Inteligência computacional	28
2.5.1	Reconhecimento de padrões	28
2.5.2	Redes Neurais Artificiais (RNA's)	29
2.5.3	Projeto de uma rede neural	34
2.5.4	Redes <i>Perceptron</i>	35
	REFERÊNCIAS	39
	SEGUNDA PARTE – ARTIGO	61
	ARTIGO 1 Software development for classification of raw and roasted coffee in function of chemical and physicochemical parameters	62

PRIMEIRA PARTE

1 INTRODUÇÃO GERAL

O café é uma das bebidas mais populares e apreciadas do mundo. É a *commodity* mais importante economicamente depois do petróleo (SUNARHARUM et al., 2014). O consumo da bebida está aumentando gradativamente em todo o mundo e, em 2016, foi de aproximadamente 156 milhões de sacas de 60 quilos. Os líderes mundiais na produção de café são o Brasil, o Vietnã e a Colômbia, enquanto que os principais consumidores são os EUA, Alemanha, Japão, Itália e França (ICO, 2017).

O Brasil é o líder mundial na produção e exportação do café, com mais de 3, 2 milhões sacas de 60 quilos em novembro de 2016 (ICO, 2017). Deste modo, a adequada produção e comercialização são fundamentais para garantir a sustentabilidade e o aumento da participação no mercado mundial. Neste contexto, surge a necessidade de avaliação da qualidade da bebida, a fim de fornecer um produto que apresente características peculiares de sabor e aroma, visando atender aos diversos mercados (CLEMENTE et al., 2015).

No Brasil, a classificação do café quanto à qualidade, é baseada principalmente na análise sensorial da bebida, através da tradicional 'prova de xícara', em que provadores treinados podem enquadrá-la em classes superiores como estritamente mole, mole, e apenas mole, classe intermediária como bebida dura, ou classes inferiores como bebida riada, rio e rio zona. Porém, na situação atual, os pequenos cafeicultores não detêm informação sobre a qualidade do café produzido, assim como estão presos a um sistema de comercialização através dos atravessadores (corretores) locais, que depreciam a qualidade e, conseqüentemente, os preços pagos aos produtores (FREDERICO, 2013). Além disso, a precisão e validade da prova de xícara vêm sendo debatidas, tratando-se de uma avaliação subjetiva e limitada pela aptidão do provador, que em diversas ocasiões deve avaliar grande quantidade de lotes de cafés nas cooperativas.

Deste modo, vários trabalhos vêm sendo desenvolvidos com o objetivo de relacionar os componentes químicos e físico-químicos como forma de complementar ou auxiliar a interpretação dos resultados obtidos na análise sensorial (PIMENTA, 2001; PINTO 2002; SCHMIDT; MIGLIORANZA, 2010). Conforme constatado por esses autores, existe uma relação entre a qualidade do café e alguns de seus constituintes químicos e físico-químicos como, por exemplo, cafés de qualidade inferior apresentam menores teores de açúcares e maiores valores de acidez titulável total, condutividade elétrica e lixiviação de potássio. Apesar desses indicadores serem coerentes, isoladamente, não são suficientes para tal, surgindo a necessidade de correlacioná-los.

Devido a dificuldade de relacionar as características químicas e físico-químicas dos grãos com a qualidade sensorial, através de métodos estatísticos tradicionais, as redes neurais artificiais (RNA), têm se destacado como uma alternativa promissora. Trata-se de um conjunto de técnicas baseadas em princípios matemáticos e estatísticos não tão convencionais, que recentemente foi introduzido na análise de alimentos (FUNES et al., 2015). Uma classificação adequada através de características químicas específicas poderá ser satisfatória, com a utilização de sistemas capazes de expressar valores numéricos e nominais, de cada classe em uma linguagem de fácil compreensão. Desse modo, este trabalho foi realizado com o objetivo de construir dois *softwares* para a classificação do café cru e torrado com base nos parâmetros físico-químicos, capazes de classificar o café de acordo com seu padrão de bebida.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Caracterização do café no Brasil

O Brasil, em 2016, manteve sua posição de maior produtor e exportador mundial de café e de segundo maior consumidor do produto. A safra alcançou 51,37 milhões de sacas de café em 2016 (CONAB, 2017), em 15 estados, com destaque para Minas Gerais, que respondeu por 49,93% da produção nacional, seguido do Espírito Santo, São Paulo, Bahia, Rondônia e Paraná. O consumo da bebida está aumentando gradativamente em todo o mundo e, em 2016, foi de aproximadamente 156 milhões de sacas de 60 quilos (ICO, 2017).

O Brasil apresenta um parque cafeeiro complexo e diversificado, dispõe de grandes extensões de terra de diferentes altitudes e produz, conseqüentemente, uma grande variedade de tipos de bebidas, o que o favorece em relação aos outros países concorrentes. Na produção do café arábica, o Brasil se destaca por possuir o menor custo de produção e alta produtividade, o que lhe garante a competitividade no mercado internacional (MORAIS et al., 2008).

A principal forma de comercialização do café no Brasil é realizada em cooperativas, que são organizações que conciliam benefícios sociais e eficiência econômica, por meio do trabalho associado e ajuda mútua. As cooperativas têm importante destaque no agronegócio e na coordenação de sistemas agroindustriais, porque atuam de forma a gerar e distribuir resultados que muitas vezes não são possíveis em organizações com fins lucrativos (BIALOSKORSKI; NETO; SOUZA, 2012; MELLO, 2014).

Assim, as cooperativas têm tido um papel importante no sistema agroindustrial do café. Uma parte do produto é armazenada, beneficiada e

comercializada nessas organizações que atuam também na torrefação e na classificação da bebida, contribuindo para a definição de qualidade dessa *commodity*.

2.2 Qualidade do café

A qualidade do café é descrita por meio da avaliação de suas características físicas e sensoriais, baseadas na classificação por tipo, aspecto visual e análise sensorial da bebida (BRASIL, 2003). Já a sua qualidade sensorial é determinada, principalmente, pelo sabor e aroma formados durante a torração com base em precursores presentes no grão cru. A formação e a presença desses precursores dependem de fatores genéticos e ambientais, assim como de interferências do processamento, da secagem e do armazenamento do café (ALVES et al., 2011; AVELINO et al., 2002; AVELINO et al., 2005; BARBOSA et al., 2014; BERTRAND et al., 2006; BORÉM et al., 2013; DECAZY et al., 2003; FIGUEIREDO et al., 2013 ; ISQUIERDO et al., 2011; RIBEIRO et al., 2011).

Além do sabor e aroma, também são analisados outros atributos sensoriais como acidez, amargor, corpo, doçura e impressão global da bebida. Assim, pode-se dizer que a qualidade sensorial do café é definida pela medida da intensidade e equilíbrio desses atributos na bebida (BORÉM et al., 2008). Além disso, Leroy et al. (2006), afirmam que as características sensoriais, bem como a preparação de uma amostra para realizar a degustação de uma xícara de café, são características altamente complexas determinantes da qualidade do café.

2.3 Classificação do café de acordo com a bebida

A classificação da bebida do café tem dois objetivos principais: avaliar a qualidade do café que será comercializado, e definir os *blends* que valorizem determinados lotes de café. É influenciada pela ocorrência de grãos verdes, verdes-pretos, pretos ou ardidos, ou ainda pela ocorrência de fermentações nos grãos, durante a fase de colheita ou preparo (GUIMARÃES, 1977; ANGÉLICO, 2008).

A análise sensorial do café é adotada no Brasil desde 1917, e é conhecida como ‘prova da xícara’, em que provadores treinados classificam a bebida pelo aroma e pelo sabor apresentados de acordo com as normas estabelecidas pela Instrução Normativa nº 08 de junho de 2003, do Ministério de Estado da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (BRASIL, 2003).

Para a análise sensorial da bebida, 150 gramas de grãos torrados no ponto de torração clara, e moídos em granulometria grossa, são utilizados. Dez gramas da amostra torrada e moída são levadas para as mesas de prova em potes de cerâmica ou vidro, aos quais serão acrescentados 100 mL de água filtrada ou mineral, à temperatura de 90°C. A técnica da ‘prova da xícara’ consiste na sorção, degustação e descarte da bebida. A seguir, as amostras são classificadas segundo a Tabela Oficial de Classificação do Café (TABELA 1) quanto à bebida (BRASIL, 2003).

Tabela 1 Classificação oficial brasileira da bebida do café.

Classificação	Características
Estritamente mole	Café que apresenta, em conjunto, todos os requisitos de aroma e sabor “mole”, porém mais acentuado;
Mole	Café que apresenta aroma e sabor agradável, brando e adocicado;
Apenas Mole	Café que apresenta sabor levemente doce e suave, mas sem adstringência ou aspereza de paladar;
Dura	Café que apresenta sabor acre, adstringente e áspero, porém não apresenta paladares estranhos;
Riado	Café que apresenta leve sabor, típico de iodofórmio;
Rio	Café que apresenta sabor típico e acentuado de iodofórmio;
Rio Zona	Café que apresenta aroma e sabor muito acentuado, assemelhado ao iodofórmio ou ao ácido fênico, sendo repugnante ao paladar.

Fonte: Brasil (2010).

Apesar da análise sensorial ser a metodologia adotada pela Organização Internacional do Café (OIC), é ainda, muito sujeita a críticas. Trata-se de uma técnica que demanda a utilização de provadores especializados, que dependendo do treinamento, ou mesmo da frequência com que provam determinados tipos de café ou também da região em que atuam, podem desenvolver habilidades sensoriais distintas. Isso pode acarretar distorções, fazendo com que, frequentemente, haja discordância entre amostras provadas por diferentes provadores (MAZZAFERA et al., 2002; Pinheiro, 2015).

Deste modo, a procura por parâmetros químicos e físico-químicos de boa precisão para determinar a qualidade da bebida do café, tem sido intensa.

Conforme constatado por Farah et al. (2006), existe uma relação entre a qualidade do café e sua composição química, sendo possível utilizá-la como ferramenta adicional para avaliar a qualidade do café de maneira mais objetiva.

2.4 Características físicas, químicas, físico-químicas e qualidade do café

A qualidade do café está diretamente relacionada aos diversos constituintes químicos e físico-químicos, que são responsáveis pela aparência do grão torrado, pelo sabor e aroma característicos das bebidas, destacando entre esses constituintes os compostos voláteis, fenólicos, ácidos graxos, proteínas, açúcares, acidez, índice de coloração, degradação da parede celular dos grãos com consequentes alterações em seus constituintes e algumas enzimas, cuja presença, teores e atividade conferem ao café sabor e aromas peculiares (LOCKHART, 1957; GNAGY, 1961; AMORIM; SILVA, 1968; FELDMAN et al., 1969; AMORIM, 1972; OLIVEIRA, 1972; VALÊNCIA-ARISTIZABAL, 1972; AMORIM; TEIXEIRA, 1975; PIMENTA, 2003; PEREIRA, 2008).

Durante o processo de maturação, os grãos do café passam por uma série de modificações na composição química que conduzem o fruto ao ponto ideal de colheita, no qual os constituintes químicos atingem teores que lhe conferem características peculiares da maturação completa (CARVALHO; CHALFOUN, 1985 citados por PINTO, 2002).

O fruto no estágio cereja compreende o período no qual os constituintes químicos atingem teores que conferem características peculiares da maturação completa, conduzindo o fruto ao ponto ideal de colheita. Após o amadurecimento total (café cereja), no estágio passa, os frutos entram em um período em que o catabolismo predomina sobre o anabolismo, iniciando-se a fase de senescência dos frutos. Nesta fase, ocorrem fermentações com produções de alcoóis e ácidos indesejáveis, ruptura de estrutura da parede por modificações

de pectinas, celulosas e hemicelulosas, escurecimento de casca e polpa, devido a oxidações de compostos fenólicos e pigmentos, e a qualidade do café tende a decrescer acentuadamente (CHALFOUN; CARVALHO, 1998).

Os diversos componentes químicos do café sofrem transformações com o processo de torração. Estas transformações são ocasionadas por reações que originam novos compostos, os quais dependem da composição química original do grão do café. Os teores destes constituintes químicos são influenciados pela genética da planta, estágio de maturação, pelas condições climáticas, pelo manejo, pelos cuidados nas fases de colheita e pós-colheita, pelo armazenamento e beneficiamento. Desta forma, é notória a importância de preservar a integridade física do grão de café (SILVA, 2005).

Na sequência serão apresentados alguns constituintes químicos e físico-químicos considerados por Pimenta (2003), Matiello et al., (2010), e outros como bons indicadores de qualidade dos grãos de café, como Polifenoloxidase, Lixiviação de Potássio, Condutividade Elétrica, Acidez, pH, Açúcares e Lipídeos. Estes trabalhos comprovam a relação destes constituintes como bons indicadores de qualidade isoladamente, surgindo a necessidade de correlacioná-los e chegar a uma classificação objetiva e segura. Desse modo, surge a busca por uma metodologia computacional adequada para tal.

2.4.1 Polifenoloxidase (PFO)

A polifenoloxidase é uma enzima cúprica largamente distribuída na natureza. Está relacionada com o escurecimento enzimático de frutos e vegetais e também com a qualidade da bebida em café (AMORIM, 1978; CARVALHO et al., 1997). Esta enzima foi detectada em várias partes do fruto de café e se encontra ligada às membranas celulares. No entanto, quando estas membranas sofrem danos, liberam as PPO, que são ativadas, podendo reagir com substratos

fenólicos intra e extracelulares, oxidando-os a quinonas (AMORIM, 1978). As quinonas inibem a atividade da polifenoloxidase (WHITAKER, 1972).

Diversos fatores tais como tipo de cultivo, processamento e condições de armazenamento, contribuem para a redução da atividade da PPO (OLIVEIRA et al., 1976; VALÊNCIA, 1972). Por esse motivo, a preservação da integridade da membrana nas fases de pré e pós-colheita é essencial para a manutenção dessa enzima com alto nível de atividade, de modo a se preservar a qualidade do café (GOULART et al., 2003).

Pimenta (1995) em seus trabalhos mostrou haver diferença significativa da atividade da polifenoloxidase entre os cafés em diferentes estádios de maturação, podendo ressaltar que à medida que ocorre o processo de maturação dos frutos, a atividade da enzima tem seu valor aumentado. Leite et al. (1998) avaliando a qualidade do café pré-processado via seca e via úmida concluíram que cafés de bebida de qualidade superior (pela análise sensorial) apresentaram maior atividade da enzima polifenoloxidase.

Os cafés de melhor qualidade apresentam uma maior atividade da polifenoloxidase em relação aos cafés de qualidade inferior (CARVALHO et al., 1994; LEITE et al., 1998; MAZZAFERA et al., 2002). Com a intenção de complementar o teste de degustação (prova de xícara), Carvalho et al., (1994) correlacionaram a classificação da bebida do café com a atividade da polifenoloxidase, encontrando maiores valores da atividade enzimática para o café estritamente mole (67,66 - 74,66), seguido pelos café mole e apenas mole (62,99 - 67,66), duro (55,99 - 62,9) e rio e riado (valores inferiores a 55,99).

Sperotto et. al. (2015), ao avaliarem a qualidade de cafés armazenados em dois tipos de embalagens e submetidos a dois tipos de processamento observaram que alterações na qualidade dos grãos podem ser atribuídas aos danos às estruturas das paredes celulares, por consequência, alterando a atividade da enzima polifenoloxidase.

2.4.2 Lixiviação de potássio e condutividade elétrica

Os testes de condutividade elétrica e lixiviação de potássio, têm se apresentado como indicadores consistentes da integridade da membrana (AMORIM, 1978; PRETE, 1992). Estas análises têm tido uma correlação positiva em relação à qualidade do café. A perda da seletividade da membrana celular está associada a diversos fatores, dentre eles, os danos sofridos pelo café durante as etapas de processamento e secagem (REINATO et. al., 2012).

Grãos com membranas celulares desorganizadas, lixiviam maior quantidade de solutos, podendo ser indicadas pelos testes de condutividade elétrica e lixiviação de potássio, os quais têm sido utilizados em várias pesquisas como indicadores consistentes da integridade de membranas (ANGÉLICO et al., 2011; MALTA et. al., 2005; NOBRE et al., 2011; REINATO et al., 2012; RIBEIRO et al., 2011; SAATH et al., 2012; TAVEIRA, 2009).

Alguns autores têm relacionado os resultados obtidos por meio do teste de condutividade e lixiviação com as análises de qualidade da bebida do café. Prete (1992) verificou uma relação inversa entre a qualidade da bebida e a condutividade elétrica e a lixiviação de potássio de exsudatos de grãos crus. Romero, Romero e Gomes (2003), utilizaram a metodologia proposta por Prete (1992) para determinação da condutividade elétrica, e posterior separação de 18 cultivares de *Coffea arabica* L., chegando a conclusão de que é possível diferenciar esses genótipos quanto a qualidade do grão, por meio do teste de condutividade elétrica.

Goulart et al. (2007) associando a análise de fotomicrografias de cortes do endosperma de grãos de café classificados como bebida Mole, Dura e Rio com a condutividade elétrica, confirmaram que grãos de pior qualidade apresentam maior condutividade e menor estruturação e organização celular,

concluindo que a condutividade elétrica realmente pode ser relacionada à qualidade de bebida (GOULART citado por DALVI et. al, 2013).

Malta, Pereira e Chagas (2005) avaliaram a influência dos fatores, tamanho e tipos de defeitos dos grãos de café na determinação da condutividade elétrica e lixiviação de potássio de exsudatos. Com relação ao tamanho dos grãos de café, sem a retirada de defeitos, verificou-se que as menores peneiras apresentaram maiores valores de condutividade elétrica e lixiviação de potássio. Quando foram retirados os defeitos dessas amostras, os grãos normais apresentaram menores valores de condutividade elétrica, no entanto, os grãos de café ardidos e pretos apresentaram maiores valores.

Goulart et al. (2003) fizeram uma análise comparativa entre lixiviação de potássio e condutividade elétrica, em diversas amostras de café do estado de Minas Gerais, com diferentes padrões de qualidade, concluindo que os valores da lixiviação de potássio e condutividade elétrica, aumentaram com a queda da qualidade do café; ambas se adequaram para separar amostras de café consideradas de melhor qualidade (estritamente mole, mole e apenas mole) das de pior qualidade (duro e riado), colocando em último lugar a amostra de bebida rio.

2.4.3 Acidez e pH

A acidez percebida no café é um atributo importante para a análise sensorial do produto, e sua intensidade é influenciada por diversos fatores como condições climáticas durante a colheita e secagem, local de origem, tipo de processamento e estágio de maturação (SIQUEIRA; ABREU, 2006 citados por AGNOLETTI, 2015).

Segundo Siqueira e Abreu (2006), o pH do grão é um indicativo de eventuais transformações dos frutos de café, como as fermentações indesejáveis,

que ocorrem na pré ou na pós-colheita, originando defeitos e, conseqüentemente, redução do pH e deterioração da bebida. As fermentações que ocorrem durante o processo de secagem, possui uma relação inversa com a qualidade, quanto maior a acidez, pior a qualidade do café (FRANCA; MENDONÇA; OLIVEIRA, 2005; MARTINEZ et al., 2013).

Coelho e Pereira (2002), avaliando a influência de grãos defeituosos em características químicas do café observaram que a inclusão crescente dos defeitos verde, ardido e preto, alterou significativamente os valores de acidez titulável em café bebida ‘estritamente mole’. Segundo Carvalho et al. (1994), a acidez titulável total dos grãos de café beneficiados tem uma relação inversa com a qualidade da bebida do café, tendo essa análise boa correlação com a atividade enzimática da polifenoloxidase. Esses autores avaliaram a acidez nos diferentes padrões de bebida (estritamente mole, mole, apenas mole, duro, rio e riado) e concluíram que houve um crescente aumento da acidez com a diminuição da qualidade do café, sendo que os cafés de bebida inferior apresentaram maior acidez.

O grau de acidez da bebida do café é formado pelos compostos com características ácidas gerados nas etapas iniciais da torra e que, posteriormente, quando degradados, diminuem a acidez inicial (GINZ et al., 2000). Yate e Tuo (1995) ressaltam que o grau da torração é determinante da acidez, a bebida de café ligeiramente torrada apresenta uma acidez facilmente percebida pelo consumidor, enquanto a torração mais escura é pouco ácida.

2.4.4 Açúcares totais, redutores e não-redutores

O processo de amadurecimento dos frutos de café é caracterizado por uma série de fatores, destacando-se o aumento no teor de açúcares solúveis em função da degradação de moléculas de amido. Os açúcares presentes no café são

importantes substratos para as reações de pirólise que ocorrem durante o processo de torração (SILVA, 2005).

Dentre os açúcares presentes no café cru, predominam os não redutores (sacarose) em torno de 7%, e os redutores em pequenas quantidades, em torno de 1%. Esses açúcares apresentam variações em função do estágio de maturação dos frutos, aumentando de forma gradativa, com a evolução da maturação; condições climáticas e regiões de cultivo também assumem importante papel nas variações dos teores desses açúcares (PIMENTA, 2003).

Os açúcares redutores são encontrados em pequenas quantidades no café cru, entretanto, durante o processo de torração, pode ocorrer um relativo aumento dos mesmos devido à degradação dos açúcares não redutores, particularmente a sacarose. Durante a torração, os açúcares redutores reagem com aminoácidos (reação de Maillard), dando origem à coloração característica dos grãos torrados, além da formação de compostos responsáveis pelo aroma e sabor da bebida (FLAMENT, 2002; RODARTE, 2008).

O sabor doce desejável em cafés é baseado na presença de açúcares dos grãos após a torração. Os cafés melhores possuem maiores teores de açúcares totais, fato verificado por Chagas et al. (1996), Silva et al. (1999) e Silva et al. (2000) citados por Saath (2010).

Torres (2014) verificou variação significativa nos teores de açúcares totais nos grãos crus da região Sul de Minas Gerais, sendo que o café estritamente mole apresentou o maior teor, seguido do café mole e do apenas mole. Os cafés duro, rio e riado, não diferiram entre si. Já nos cafés do Cerrado de Minas, os cafés estritamente mole e mole apresentaram os maiores valores, não diferindo entre si, seguidos pelos cafés apenas mole, duro, rio e riado que apresentaram diferenças significativas entre si.

2.4.5 Sólidos solúveis

Os sólidos solúveis totais (SST) constituem um índice que avalia a concentração de sólidos que ocorrem na amostra de café. Segundo Lopes et al. (2000a), uma maior quantidade de sólidos solúveis é desejável, tanto do ponto de vista do rendimento industrial como pela sua contribuição em assegurar o corpo da bebida, propiciando a obtenção de bebida de boa qualidade.

Cafés de melhor qualidade apresentam maiores valores de sólidos solúveis e, após a torração, esses valores diminuem. O aumento de temperatura provoca, principalmente, a decomposição dos açúcares e a descarboxilação de ácidos carboxílicos (ARRUDA et al., 2012 citados por CELESTINO, 2015). As cultivares que apresentam maiores valores de sólidos solúveis nos grãos torrados, ou seja, apresentam as menores reduções entre cru e torrado, sobressaem como cafés que produzirão uma bebida de qualidade superior (CELESTINO, 2015).

O grau de torração dos grãos de café também influencia no teor de sólidos solúveis. As células dos grãos sendo rompidas aumentam a velocidade da extração e o rendimento dos componentes. Torrações mais severas conseguem aumentar a quantidade de SST em até 1%, pois ocorre solubilização de celulose, outros carboidratos e desnaturação de proteínas. Em temperaturas menores que a da pirólise, acontece desnaturação de proteínas do grão cru. Durante a fase de torração há hidrólise das ligações peptídicas das moléculas proteicas com liberação de carbonilas e aminas. É liberado em grande quantidade de ácido sulfídrico, sendo que dificilmente, este permanece no grão após torrado (PINTO, 2002).

De acordo com Pinto et al. (2002), as melhores bebidas, classificadas como estritamente mole, mole, apenas mole e duro, apresentaram maiores teores de sólidos solúveis totais, o que é desejável tanto pelo ponto de vista do

rendimento industrial como pela contribuição para assegurar corpo à bebida, que é importante para o café expresso. Alves (2009) verificou forte correlação entre qualidade da bebida e grau *brix* dos frutos maduros, sendo que 95% dos cafés que alcançaram nota superior a 80 apresentavam grau *brix* superior a 20 no momento da colheita.

2.4.6 Lipídeos

Os lipídeos desempenham um papel importante na qualidade café, particularmente em relação às características organolépticas, que o tornam desejável. Os lipídeos no café não contêm apenas triacilgliceróis, mas uma proporção considerável de outros compostos (ABRAHÃO, 2007).

Os lipídios possuem um efeito benéfico na qualidade da bebida do café (aroma e sabor), pois durante o processo de torração, os mesmos encontram-se nas áreas externas, formando uma camada protetora, evitando sua perda durante o processo. Entretanto, parte dos lipídios é perdida durante a moagem, explicando o motivo de cafés de melhor qualidade apresentarem maiores teores desse componente (AGUIAR, 2005; LEITE, 2009).

Goulart et al. (2007) verificaram que cafés de melhor qualidade tinham paredes e membranas íntegras, além de maior concentração de lipídios próximos às paredes celulares. Em cafés de qualidade inferior, havia ruptura das paredes e membranas, e os lipídios concentravam-se no centro da célula.

Segundo Dias et al. (2014), a quantidade total de lipídios aumenta durante a torra, especialmente para a espécie arábica indicando uma alta suscetibilidade ao calor nesta espécie, com valores para café torrado entre 4,1 a 14,1 g/100 g para café arábica e 3,2 a 8,3 g/100 g para café robusta durante o processo de torra avaliado até 10 minutos.

2.5 Inteligência computacional

A inteligência artificial agrupa um conjunto de modelos baseados em comportamentos observados na natureza, que tornam possíveis encontrar soluções de problemas complexos para os quais técnicas matemáticas falham, combinando aprendizagem, adaptação e evolução (SUMATHI; PANEERSELVAM, 2010).

A inteligência artificial é um ramo da computação natural, sendo constituída, principalmente, por computação evolutiva, lógica nebulosa, redes neurais artificiais e inteligência artificial. As principais aplicações da inteligência artificial são: problemas de otimização, problemas de controle, problemas de classificação e problemas de regressão (OLIVEIRA, 2015).

A classificação constitui-se numa tarefa complexa em produtos alimentícios, e o grande obstáculo é produzir um modelo computacional que seja capaz de descrever corretamente e detalhadamente o comportamento do alimento frente a diversas condições (OLIVEIRA, 2015)

2.5.1 Reconhecimento de padrões

O reconhecimento de padrões é um procedimento que busca a identificação de elementos nos dados de entrada em comparação a elementos já conhecidos, e sua posterior classificação dentro de categorias, de modo que o grau de associação seja maior entre elementos de mesma categoria e menor entre as categorias de elementos diferentes (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2009).

O trabalho de reconhecimento de padrões pode ser dividido em duas etapas: o pré-processamento e o reconhecimento propriamente dito (BISHOP, 1995). No pré-processamento são extraídas as características do objeto a ser

reconhecido, estas características serão utilizadas para facilitar o trabalho de classificação, eliminando informações que não sejam úteis, que possam impossibilitar o processo de reconhecimento (MOREIRA, 2002).

A aplicação de técnicas de reconhecimento de padrões vem sendo utilizada em diversas áreas além de, principalmente, a utilização para análises de cor de imagens (LEÓN et al., 2006), destacando-se os diagnósticos médicos (SILVA, 2014), reconhecimento de voz, investigação da qualidade do papel industrial, análise de eletrocardiogramas, sinais de radar, reconhecimento de faces, dentre outras.

2.5.2 Redes Neurais Artificiais (RNA's)

As RNA's são ferramentas úteis em análises de qualidade e segurança de alimentos, na modelagem de crescimento microbiano e na previsão de propriedades físicas, químicas e funcionais de produtos alimentícios durante o processamento e distribuição. As RNA's são promissoras para a modelagem de atividades complexas em processos de controle e simulação, e em aplicações de percepção por máquinas, incluindo a visão de máquina e o nariz eletrônico, que têm sido considerados por alguns, como uma revolução na análise sensorial (HUANG et al., 2007).

As RNA's são programas computacionais que imitam o funcionamento do cérebro humano, através de uma estrutura em rede, na qual as informações são passadas à camada de entrada, processadas em uma ou mais camadas ocultas (camadas intermediárias), e o resultado emerge na camada de saída (SOUSA et al., 2003).

As RNA's possuem estrutura semelhante ao sistema nervoso biológico. A arquitetura de uma RNA representa a maneira pela qual os neurônios estão

conectados, e a aprendizagem é o processo que adapta a rede de modo a computar uma função desejada ou realizar uma tarefa (FERNANDES, 2005).

Uma RNA é composta por uma combinação de neurônios em uma ou mais camadas, que podem conter um ou mais neurônios interligados por meio de sinapses (LUDWING JUNIOR; MONTGOMERY, 2007). As camadas da RNA são classificadas em três grupos:

a) Camada de entrada: nesta camada os padrões são apresentados à rede e a única função desta camada é distribuir os dados de entrada para cada neurônio da camada seguinte;

b) Camadas intermediárias ou ocultas: onde a maior parte do processamento é realizada, por meio das conexões ponderadas, por pesos, sendo consideradas extratoras de características (FERNANDES, 2005);

c) Camada de saída: camada na qual os resultados serão apresentados.

Na Figura 1 apresentada a seguir, está o diagrama esquemático de uma rede neural:

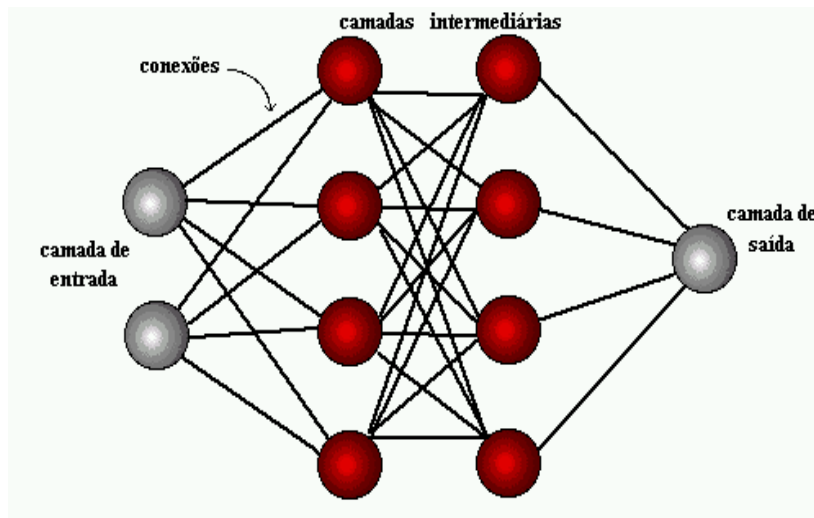


Figura 1 Diagrama esquemático da estrutura de uma rede neural multilayer perceptron.

Fonte: Redes (2017)

As redes neurais artificiais simulam sistemas humanos, exibindo características cerebrais de aprendizagem, adaptação e auto-organização. Elas funcionam por meio de aprendizagem, que pode ser supervisionada ou não supervisionada. A aprendizagem supervisionada consiste em fornecer informações à rede, através dos dados de entrada e dos resultados desejados. A rede, na fase de treinamento e validação, utiliza os dados de entrada e, através de pesos, tenta chegar ao resultado desejado pelo supervisor (SOUSA et al., 2003).

As principais arquiteturas de RNA'S, considerando a disposição de seus neurônios, assim como suas formas de interligação entre eles e a constituição de suas camadas, podem ser divididas em: redes *feedforward* de camada simples, as quais possuem apenas uma camada de entrada e uma única camada de neurônios, que é a própria saída, e redes *feedforward* de camadas múltiplas, que são constituídas de uma ou mais camadas ocultas escondidas de neurônios, empregadas na solução de problemas como: aproximação de funções, classificação de padrões, identificação de sistemas, controle de processos, dentre outros (SILVA, 2010).

De acordo com Anderson (1972), os neurônios são ligados através de conexões, cada uma com um peso (w) associado, que corresponde à contribuição do neurônio no processamento no sinal de saída. Pesos positivos correspondem a fatores de reforço do sinal de entrada, e pesos negativos correspondem a fatores de inibição. Desse modo, cada neurônio é capaz de processar um sinal de entrada e transformá-lo em um sinal de saída.

O esquema de um neurônio pode ser representado de acordo com a Figura 2.

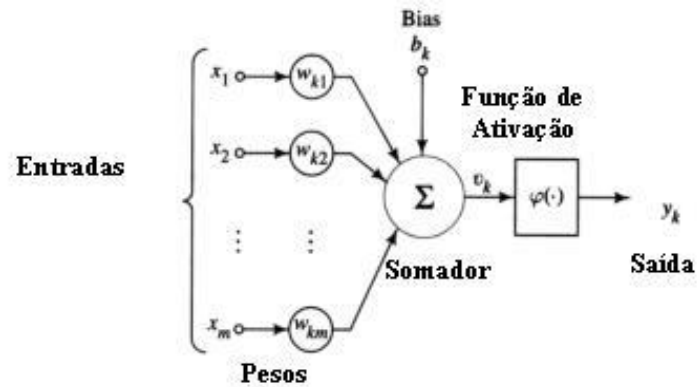


Figura 2 Diagrama esquemático-conceitual do modelo matemático de um neurônio artificial.

Fonte: (O NEURÔNIO, 2017).

De acordo com Oliveira (2015), a Figura 2 representa:

a) x_1, x_2, \dots, x_n correspondem aos sinais de entrada. Cada sinal de entrada possui um peso sináptico representado pela letra w . Os pesos sinápticos possuem a função de multiplicar o sinal em cada sinapse. Por exemplo, na sinapse n será multiplicada a entrada X_n pelo seu peso sináptico w_{kn} .

b) De acordo com a Equação 1, o somatório (Σ) corresponde à soma ponderada de cada entrada multiplicada pelo peso correspondente, assim, a função aditiva corresponde a:

$$V_k = \sum_{n=1}^n W_{kn} X_n \quad (1)$$

c) O bias b_x conhecido como limiar (*threshold*) tem a função de controlar a intensidade da função de ativação $\varphi(\cdot)$, assim esta vai evitar a adição progressiva dos valores de saída ao longo das camadas da rede, visto que tais funções possuem valores máximos e mínimos contidos em intervalos determinados. Assim, de acordo com a Equação 2, a saída da função de ativação é dada por:

$$y_k = \varphi(V_k + b_k) \quad (2)$$

Em que: V_k é a saída do combinador linear de entrada, b_k é o bias, $\varphi(.)$ é a função de ativação e y_k é a saída do neurônio.

Uma das principais propriedades das RNAs é a capacidade de aprendizado através de exemplos e fazer interpolações e extrapolações do que aprenderam. Quando uma RNA é utilizada na solução de um problema passa-se, primeiramente, por uma fase de aprendizagem, na qual a rede vai extrair informações importantes de padrões a ela apresentados, criando uma representação própria para o problema. Esta etapa consiste em um processo iterativo de ajuste de parâmetros da rede, e os pesos das conexões entre as unidades de processamento, que guardam ao final do processo, o ‘conhecimento’ que a rede adquiriu do ambiente em que está operando (HAYKIN, 2009). O processo de aprendizado de uma rede neural pode se dar de duas maneiras: o aprendizado supervisionado e o aprendizado não supervisionado. No aprendizado supervisionado é fornecido um conjunto de entradas e saídas por meio de um supervisor (professor) externo (OLIVEIRA, 2015).

De acordo com Braga, Carvalho e Ludermir (2014), o objetivo deste aprendizado é ajustar os parâmetros da rede, de forma a encontrar uma ligação entre os pares de entrada e saída fornecidos. A rede tem sua saída corrente (calculada) comparada com a saída desejada, recebendo informações do supervisor sobre o erro da resposta atual. A cada padrão de entrada a rede compara a saída calculada com a saída almejada e, assim, calcula-se o erro e os pesos para minimização do erro, de tal forma que estes sejam suficientemente pequenos.

O aprendizado não supervisionado não tem o acompanhamento de um supervisor, nele são somente fornecidas as entradas, não recebendo, portanto, informações sobre as saídas desejadas. A rede é treinada apenas com os valores de entrada e organiza sua estrutura de modo a fazer a classificação destes valores em grupos (OLIVEIRA, 2015). De acordo com Ludwing Junior e Montgomery

(2007), este tipo de rede tem por finalidade a classificação de dados pelo reconhecimento de padrões, ou seja, detecção de características em comum entre conjuntos de dados. Este tipo de organização ocorre por meio de processos de competição e cooperação entre os neurônios.

2.5.3 Projeto de uma rede neural

A fim de garantir uma boa funcionalidade e aplicabilidade da rede, cinco fases devem ser seguidas durante a construção de um modelo neural, (LUDWING JUNIOR; MONTGOMERY, 2007). As etapas correspondem a:

a) Coleta e seleção de dados: nesta etapa os dados são coletados e separados em duas categorias (treinamento e validação). Os dados de treinamento correspondem aos dados que serão utilizados para treinamento (75% dos dados) da rede, já os dados de validação (25% dos dados) serão utilizados para validar a rede.

b) Configuração da rede: nesta etapa é selecionada a configuração neural que deverá ser utilizada (*perceptron* simples, *perceptron* de múltiplas camadas etc). Em seguida, é definida a topologia da rede, isto é, o número de camadas e o número de neurônios em cada camada. Nesta fase, também deve-se escolher o algoritmo de treinamento a ser utilizado, taxa de aprendizado e outros parâmetros de treinamento. Assim determina-se a função de transferência que melhor se enquadra.

c) Treinamento: nesta etapa serão ajustados os pesos das conexões, assim serão definidos os valores iniciais dos pesos sinápticos (inicialização da rede), o algoritmo de aprendizagem e o tempo de treinamento para o aprendizado da rede.

d) Teste: esta etapa o conjunto de dados de validação serão utilizados para determinar o desempenho da rede com dados ainda não apresentados a ela.

e) **Integração:** corresponde a etapa final onde a rede neural será aplicada segundo o objetivo desejado. Após treinamento e validação da rede é possível integrá-la a um sistema. Este deverá conter facilidades de utilização, de aquisição de dados por meio de planilhas eletrônicas e interfaces com unidades de processamento de sinais ou arquivos padronizados.

2.5.4 Redes *Perceptron*

Entre os principais tipos de redes com arquitetura *feedforward* de camadas múltiplas encontram-se as redes *Perceptron multicamadas* (MLP) que são caracterizadas pela presença de pelo menos uma camada intermediária de neurônios, situada entre a camada de entrada e a respectiva camada neural de saída. Os estímulos ou sinais são apresentados à rede em sua camada de entrada. As camadas intermediárias, por sua vez, extraem a maioria das informações referentes ao seu comportamento e as codificam por meio dos pesos sinápticos e limiares de seus neurônios, formando assim, uma representação própria do ambiente em que está inserido o referido sistema a ser tratado. Finalmente, os neurônios da camada de saída recebem os estímulos advindos da última camada intermediária, produzindo um padrão de resposta que será a saída disponibilizada pela rede (SILVA, 2010).

A rede MLP pode operar durante o treinamento com o algoritmo Gauss-Newton, que utiliza uma expansão da série de Taylor para aproximar o modelo de regressão não linear com termos lineares e, então, aplica-se mínimos quadrados para estimar os parâmetros (BISHOP, 2006).

Durante a fase de treinamento de RNAs, um obstáculo é identificar um ponto de parada para o aprendizado, para a rede obter a melhor generalização e, conseqüentemente, o melhor resultado; sendo que uma forma de minimizá-lo é utilizar o método de validação cruzada (*k-fold cross-validation*), que realiza a

permutação de diferentes registros para o treinamento e validação. Esta consiste em uma técnica estatística, para validar o modelo obtido durante o treinamento da rede, utilizando um conjunto de dados diferentes dos usados, para estimar os parâmetros durante o treinamento (HAYKIN, 2001). O método consiste em acompanhar a evolução do aprendizado nas curvas correspondentes aos subconjuntos de dados de treinamento e de validação (FIGURA 3). Deste modo, o treinamento é interrompido, quando a curva de validação decresce a um erro mínimo.



Figura 3 Representação gráfica da regra de parada antecipada baseada na análise simultânea dos erros de treinamento e validação.

Fonte: Haykin (2001).

A Figura 4, a seguir, representa uma rede *multilayer* do tipo *feedforward* para entendimento de como ocorrem suas conexões e como esta fica estruturada.

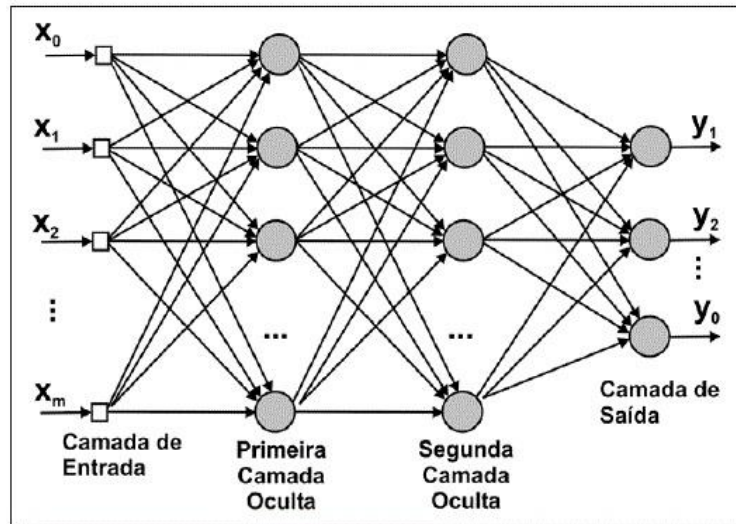


Figura 4 Configuração típica de uma rede feedforward multicamadas.
 Fonte: (BARBOSA; FREITAS; NEVES, 2005).

Uma das aplicações utilizando a Rede *Perceptron* multicamadas e algoritmo *backpropagation*, foi no desenvolvimento da língua eletrônica produzida pela Embrapa Instrumentação Agropecuária de São Carlos (SP), a qual é capaz de avaliar e classificar o café, segundo sua qualidade sensorial, qualidade, regiões e possivelmente produtores, detectar adulterações nos produtos comercializados e monitorar a consistência de paladar e qualidade dos produtos produzidos no país (SILVA, 2010).

Boccorh e Paterson (2002), com o objetivo de verificar se uma rede neural artificial é capaz de construir modelos para prever características de intensidade de sabor em bebidas, concluíram que modelos de redes neurais artificiais forneceram melhor previsão de intensidade de sabor em bebidas de groselha que modelos de mínimos quadrados parciais.

Messias (2009), com o objetivo de verificar o desempenho do método da rede neural artificial, no estabelecimento da correlação entre os valores da análise sensorial e os das análises químicas, em comparação com o resultado

obtido por meio da análise de regressão linear, concluiu que a RNA obteve um desempenho de 85,37% de acerto, na classificação do tipo da bebida do café, sendo um forte argumento para afirmar que existe uma relação entre a variação dos resultados de análise sensorial e os resultados das análises químicas de amostras de café, demonstrando assim, que o método de rede neural artificial é mais eficiente que o método de regressão linear múltipla para classificar o tipo de bebida do café em função dos resultados das análises químicas das amostras.

REFERÊNCIAS

- ABIC. **Associação Brasileira da Indústria do Café**. Disponível em: <
<http://www.abic.com.br/publique/cgi/cgilua.exe/sys/start.htm?tpl=home>>.
Acesso em: 12 dez. 2016.
- ABRAHÃO, S. A. Qualidade da bebida e atividade antioxidante do café *in vivo* e *in vitro*. 2007. 82p. Dissertação (Mestrado em Ciência dos Alimentos) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2007.
- AGUIAR, A. T. E. et al. Diversidade química de cafeeiros na espécie *Coffea canephora*. **Bragantia**, Campinas, v. 64, n. 4, p. 577-582, 2005.
- AGUIAR, C. M. G. Você aceita um cafezinho especial? Análise do perfil dos consumidores com relação a cafés diferenciados. In: SIMPÓSIO DE PESQUISA DOS CAFÉS DO BRASIL 1., **Anais...**Poços de Caldas, MG, 2000.
- AGNOLETTI, B.Z. **Avaliação das propriedades físico-químicas de café arábica (*Coffea arabica*) e conilon (*Coffea canephora*) classificados quanto à qualidade da bebida**. 2015. 110 p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2015.
- ALMEIDA, C. C. **Software para avaliação física e sensorial dos grãos de café**. 2012. 65 p. Dissertação (Mestrado em Sistemas de Produção na Agropecuária) - Universidade José do Rosário Vellano, Alfenas, MG, 2012.
- ALVES E. **Variabilidade espacial e temporal da qualidade do café cerejea produzido na região das Serras de Minas**. 2009. 122 p. Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.
- ALVES, H. M. R. et al. Características ambientais e qualidade da bebida dos cafés do estado de Minas Gerais. **Informe Agropecuário**, Belo Horizonte, v. 32, n. 261, p. 18-29, mar./abr, 2011.

AMORIM, H.V. **Aspectos bioquímicos e histoquímicos do grão de café verde relacionados com a deterioração de Qualidade.** 1978. Tese (Livre Docência) - Escola Superior de Agricultura Luiz Liz de Queiroz, Piracicaba, SP, 1978.

AMORIM, H. V.; SILVA, O. M. Relationship between the polyfenoloxidase activity of coffee beans and quality of the beverage. **Nature**, London, v. 219, n. 5152, p. 381-382, July 1968.

AMORIM, H. V.; TEIXEIRA, A. A. Transformações bioquímicas, químicas e físicas dos grãos de café verde e a qualidade da bebida. In: CONGRESSO 83 BRASILEIRO DE PESQUISAS CAFEEIRAS, 1975, Curitiba. **Resumos...** Rio de Janeiro: MIC/IBC, 1975. p. 21.

ANDERSON, J. A. A simple neural network generating an interactive memory. **Mathematical Biosciences**, New York, v. 14, p. 197-220, 1972.

ANGÉLICO, C. L. **Qualidade do café (Coffea arábicaL.) em diferentes estádios de maturação e submetido a cinco tempos de ensacamento antes da secagem.** 2008. 149 p. Dissertação (Mestrado em Ciência dos Alimentos) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2008.

ARRUDA, N. P. et al. Correlação entre precursores e voláteis em café arábica brasileiro processado pelas vias seca, semiúmida e úmida e discriminação através da análise por componentes principais. **Química Nova**, São Paulo, v. 35, n. 10, p. 2044-2051, 2012.

ARTEAGA, G. E.; NAKAI, S. Predicting protein functionality with artificial neural networks: foaming and emulsifying properties. **Journal of Food Science**, n. 58, p. 1152-1156, 1993.

AOAC. ASSOCIATION OF OFFICIAL ANALYTICAL CHEMISTS. **Official methods of analyses of the Association of Official Analytical Chemists.** 15. ed. Washington, 1990. 1117 p.

AVELINO, J. et al. Effects of slope exposure, altitude and yield on coffee quality in two altitude terroirs of Costa Rica, Orosi and Santa María de Dota. **Journal of Science Food and Agriculture**, Sussex, v. 85, n. 11, p. 1869-1876, Aug. 2005.

AVELINO, J. et al. **Rev. une identification de cafés-terroir au Honduras. Montpellier:** Plantations Recherche Developpement, 2002.

BALZER, H. H. Acids in coffee. In: **Coffee Recent Developments**; CLARKE, R. J.; VITZTHUM, O.G. (Eds.). Blackwell Science: Berlin, 2001, p. 18.

BANDEIRA, R. D. C. C.; TOCI, A. T.; TRUGO, L. C.; FARAH, A. Composição volátil dos defeitos intrínsecos do café por CG/EM-Headspace. **Química Nova**, v. 32, n. 2, p. 309- 314, 2009.

BARBOSA, A. H.; FREITAS, M. S. R.; NEVES, F. A. Confiabilidade estrutural utilizando o método de Monte Carlo e redes neurais. **REM: Revista Escola de Minas, Ouro Preto**, v. 58, n. 3, p. 247-255, jul./set. 2005.

BARBOSA, J. N. et al. Discrimination of production environments of specialty coffees by means of stable isotopes and discriminant model. **Journal of Agricultural Science**, Cambridge, v. 6, n. 5, p. 55-64, mar. 2014.

BÁRTHOLO, G. F.; GUIMARÃES, P. T. G. Cuidados na colheita e preparo do café. **Informe Agropecuário**, Belo Horizonte, v. 18, n. 187, p. 5-20, 1977.

BAUER, F.L. **Software Engineering - Information Processing**. Amsterdam: North Holland Publishing, 1972.

BERTRAND, B. et al. Comparison of bean biochemical composition and beverage quality of Arabica hybrids involving Sudanese-Ethiopian origins with traditional varieties at various elevations in Central America. **Tree Physiology**, Oxford, v. 26, n. 9, p. 1239-1248, oct. 2006.

BIALOSKORSKI NETO, S.; SOUZA, J. V. P.de. **Formação das Cooperativas de Café no Brasil: uma Análise Econômica e Institucional**. 2012. Disponível em: < www.sober.org.br/palestra/12/04O240.pdf>. Acesso em: 26 dez. 2016.

BICCHI, C. P. et al. Characterization of green and roasted coffes through the chlorogenic acid fraction by HPLC/UV and principal component analysis. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, Washington, v. 43, n. 6, p. 1549-1555, june 1995.

BISHOP, C. M., **Pattern Recognition and Machine Learning**. Springe. 710 p, 2006.

BOCCORH, R. K.; PATERSON, A. An artificial neural network model for predicting flavor intensity in blackcurrant concentrates. **Food Quality and Preference**, v. 13, p. 117- 128. 2002.

BOEHM, B.W. **Software Engineering Economics**. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1981.

BONA, E. **Integração de redes neurais artificiais ao nariz eletrônico: avaliação aromática de café solúvel**. 2008. 159 f. Tese (Doutorado em Ciência de Alimentos) – Universidade Estadual de Londrina, Londrina – PR, 2208.

BOMIO, M. Neural networks and the future of sensory evaluation. **Food Technology**, 52, 62-63. 1998.

BORÉM, F. M. et al. Evaluation of the sensory and color quality of coffee beans stored in hermetic packaging. **Journal of Stored Products Research**, Oxford, v. 52, p. 1-6, jan. 2013.

BORÉM, F. M.; NOBRE, G. W.; FERNANDES, S. M.; PEREIRA, R. G. F. A.; OLIVEIRA, P. D. de. Avaliação sensorial do café cereja descascado, armazenado sob atmosfera artificial e convencional. **Ciênc. Agrotecnologia**, Lavras, v. 32, n. 6, p. 1724-1729, 2008.

BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. C. P. L. F.; LUDERMIR, T. B. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. 2. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2014. 248 p.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Instrução Normativa nº 8, de 11 de Junho de 2003**. Regulamento Técnico de identidade e de qualidade para a classificação do café beneficiado grão cru. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, 24 de maio de 2010.

_____. **Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento**. Disponível em: <<http://www.agricultura.gov.br/vegetal/culturas/cafe/saiba-mais>>. Acesso em: 18 jan. 2017

BSCA. **Classificação por tipo e bebida**. Disponível em <<http://bsca.com.br/classificacao-tipo-bebida.php#>>. Acesso em: fev. 2017.

CARVALHO, V. D. de. **Cafeicultura empresarial: produtividade e qualidade**. Lavras: UFLA/FAEPE, 1997. v. 2, 73 p.

CARVALHO, V. D.; CHAUFON, S. M. Aspectos qualitativos do café. **Informe Agropecuário**, Belo Horizonte, v. 11, n. 126, p. 79-92, 1985.

CARVALHO, V. D.; CHAGAS, S. J. de R.; CHALFON, S. M.; BOTREL, N.; JÚNIOR, E. S. G. JUSTE. Relações entre a composição físico-química e química do grão beneficiado e da qualidade de bebida do café. **Pesq. Agropecu. Bras.**, Brasília, v. 29, n. 3, p.449-454, 1994.

CARVALHO, V. D. de. **Qualidade do café**. Lavras, UFLA/FAEPE, 1998. 73 p.

CASAL, S.; OLIVEIRA, M. B.; FERREIRA, M. A. HPLC/diode-array applied to the thermal degradation of trigonelline, nicotinic acid and caffeine in coffee. **Food Chemistry**, Oxford, v. 68, n. 4, p. 481-485, mar. 2000.

CELESTINO, S. M. A.; MALAQUIAS, J. V.; XAVIER, M.F. F. Agrupamento de acessos de café irrigado com melhores atributos para a bebida. **Coffee Science**, Lavras, v. 10, n. 1, p. 131-137. 2015.

CERQUEIRA, E. O. de; ANDRADE, J. C. de; POPPI, R. J.; MELO, C. Redes neurais e suas aplicações em calibração multivariada. **Química Nova**, v. 24, n. 6, p. 864- 873. 2001.

CHALFOUN, S. M.; CARVALHO, V. D. de. **Colheita e preparo do café**. Lavras, UFLA/FAEPE, 1998, 49 p. (Curso de Pós-graduação “*Lato Sensu*”).

CHUM, O. K. Contribution of individual polyphenolic to total antioxidant capacity of plums. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, Easton, v. 5, n. 25, p. 7240-7245, dec. 2003.

CHANDRARATNE, M. R.; KULASIRI, D.; SAMARASINGHE, S. Classification of lamb carcass using machine vision: comparison of statistical and neural network analyses. **Journal of Food Engineering**, v. 82, p. 26-34, 2007.

CLEMENTE, A. C. S.; CIRILLO, M. A.; MALTA, M. R.; CAIXETA, F.; PEREIRA, C. C.; ROSA, S. D. V. F. Post-harvest operations and physical-chemical and sensorial quality of coffees. **Coffee Science**, Lavras, 10, p. 233-241, 2015.

CLIFFORD, M. N. Chlorogenic acids and other cinnamates: nature, occurrence, dietary burden, absorption and metabolism. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, Easton, v. 80, n. 7, p. 1033-1043, may 2000.

COELHO, K.F.; PEREIRA, R.G.F.A. Influência de grãos defeituosos em algumas características químicas do café cru e torrado. **Ciênc. Agro tecnologia**, Lavras, v. 26, p. 375-384, mar./abr., 2002.

CNA. Companhia nacional de abastecimento. **Avaliação da Safra Agrícola Cafeeira 2016** - Segunda Estimativa, Brasília, maio/2017.

CUNHA, D. A. da. **Integração de preços no mercado internacional de café.** 2008. 105f. Dissertação (Mestrado em Economia Aplicada) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG.

DALVI, L. P.; SAKIYAMA, N. S.; SILVA, F. A. P.; CECON, P. R. Qualidade de café nos estádios cereja e verde-cana via condutividade elétrica. **Dourados**, v.6, n.22, p.410-414, 2013.

DAMODARAN, S.; PARKIN, K.L.; FENNEMA, O.R. **Química de Alimentos de Fennema.** 4. ed. Porto Alegre: Artmed, 2010. 900 p.

DECAZY, F. et al. Qualidade de diferentes cafés hondurenhos em relação a diferentes meio ambientes. **Journal of Food Science**, Chicago, v. 68, n. 7, p. 2356-2361, dez. 2003.

DELLA LUCIA, S. M.; MINIM, L. A. In: DELLA LUCIA, S. M. (Ed.). **Análise Sensorial: Estudos com Consumidores.** Viçosa: UFV, 2006, p.173-194 (Chapter 7).

DESSALEGN, Y. et al. Genetic diversity and correlation of bean caffeine content with cup quality and green bean physical characteristics in coffee (*Coffea arabica* L.). **Journal of the Science Food and Agriculture**, London, v. 88, n. 10, p. 1726-1730, Aug. 2008.

DIAS, R. et al. Roasting process affects the profile of diterpenes in coffee. **European Food Research and Technology**, v. 239, n. 6, p. 961-970, 2014.

DÍAZ, C.; CONDE, J. E.; ESTÉVEZ, D.; OLIVERO, S. J. P.; TRUJILLO, J. P. P. Application of multivariate analysis and artificial neural networks for the differentiation of red wines from the Canary Islands according to the Island of origin. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, 51, p. 4303-4307, 2003.

FAGAN, E. B.; SOUZA, C. H. E. de; PEREIRA, N. M. B.; MACHADO, V. J. Efeito do tempo de formação do grão de café (*Coffea* sp) na qualidade da bebida. **Bioscience Journal**, v. 27, n. 5, p. 729-738, 2011.

FARAH, A. et al. Correlation between cup quality and chemical attributes of Brazilian coffee. **Food Chemistry**, London, v. 98, n. 2, p. 373-380, 2006.

FARAH, A.; DONANGELO, C. M. Phenolic compounds in coffee. **Brazilian Journal Plant of Physiology**, Londrina, v. 18, n. 1, p. 23-26, jan./mar. 2006.

FERNANDES, A. M. R. **Inteligência artificial**: noções gerais. 3. ed. Florianópolis: Visual Books, 2005. 160 p.

FERNANDES, S.M.; PEREIRA, R.G.F.A.; PINTO, N.A.V.D.; NERY, F.C. Constituintes químicos e teor de extrato aquoso de cafés arábica (*Coffea arabica* l.) e conilon (*Coffea canephora* pierre) torrados. **Ciência Agro tecnologia**, Lavras, v.27, n.5, p. 1076-1081, set./out., 2003.

FERREIRA, D. F. Sisvar: a computer statistical analysis system. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 35, n. 6, p. 1039-1042, 2011.

FIGUEIREDO, L. P. **Abordagem sensorial e química da expressão de genótipos de Bourbon em diferentes ambientes**. 2013. 127 p. Tese (Doutorado em Ciência dos Alimentos) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2013.

FLAMENT, I. Coffee flavor chemistry. Chichester: J. Wiley, 2002. 424p.
FRANCO, M.R.B.; JANZANTTI, N.S. Avanços na metodologia instrumental da pesquisa do sabor. In: FRANCO, M.R.B. **Aroma e sabor de alimentos**: temas atuais. Campinas: Livraria Varela, 2003. p.17-27.

FOLSTAR, P. L. In: CLARKE, R. J.; MACRAE, R. (Ed.) **Coffee**: chemistry. London: Elsevier Applied Science, 1985. p. 203-222.

FRANCA, A.S.; MENDONÇA, J.C.F.; OLIVEIRA, S.D. Composition of green and roasted coffees of different cup qualities. **LWT- Food Science and Technology**, Berlin, v. 38, n. 7, p. 709-15, 2005.

FREDERICO, S. Cafeicultura Científica Globalizada e as Montanhas Capixabas: a produção de café Arábica nas regiões do Caparaó e Serrana do Espírito Santo. **Soc. & Nat., Uberlândia**, v. 25, n. 1, p. 7-20, jan./abr/2013.

FUNES, E.; ALLOUCHE, Y.; BELTRÁN, G.; JIMÉNEZ, A.; REVIEW, A. Artificial neural networks as tool for control food industry process. **Journal of Sensor Technology**, v. 5, p.28-43. 2015.

GALLI, V.; BARBAS, C. Capillary electrophoresis for the analysis of short-chain organic acids in coffee. **Journal of Chromatography A**, Amsterdam, v. 1032, n. 1/2, p. 299-304, 2004.

GOULART, P. de F. P. **Purificação da polifenol oxidase e avaliação de métodos bioquímicos para aferir a qualidade da bebida café**. 2002. 80 p. Tese (Doutorado em Ciência dos Alimentos) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2002.

GOULART, P. de F. P.; ALVES, J. D.; MALTA, M. R.; MAGALHÃES, M. M.; PEREIRA, R. G. F. A.; MEYER, L. E. Análise comparativa entre lixiviação de potássio, condutividade elétrica, teor de ácido clorogênico e métodos de quantificação da atividade da polifenol oxidase em extratos semipurificados de amostras de café de diferentes padrões de qualidade. **Rev. Bras. Armazenamento**, Viçosa, Edição Especial, n. 7, p. 78-85, jul./dez. 2003.

GOULART, P. F. P.; ALVES, J. D.; CASTRO, E. M.; FRIES, D. D.; MAGALHÃES, M. M.; MELO, H. C. Aspectos histoquímicos e morfológicos de grãos de café de diferentes qualidades. **Ciência Rural**, v. 37, n. 3, p. 662-666, 2007.

GIOMO, G. S.; BORÉM, F. M. Cafés especiais no Brasil: opção pela qualidade. **Informe Agropecuário**, Belo Horizonte, v. 32, n. 261, p. 7-16, mar./abr. 2011.

GNAGY, M. J. Chlorogenic acid in coffee and coffee substitutes. *Journal Association Official Analytical Chemistry*, Washington, v. 44, n. 2, p. 272-275, 1961.

GUYOT, B. et al. Influence de l'altitude et de l'ombrage sur la qualité des cafés Arábica. *Plantations Recherche*, Paris, v. 3, p. 272-280, dec. 1996.

HUANG, Y.; KANGAS, L. J.; RASCO, B. A. Applications of Artificial Neural Networks (ANN's) in Food Science. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, v. 47, p. 113-126, 2007.

ICO. International Coffee Organization (ICO). **Exporting countries: total production.** (2017). Disponível em: <<http://www.ico.org/prices/po.htm>>. Acesso em: 13 dez. 2016.

ILLY, A.; VIANI, R. **Espresso coffee: the chemistry of quality.** London: Academic, 1995. 253 p.

ILLY, A.; VIANI, R. **Espresso coffee: the chemistry of quality.** 3th ed. San Diego: Academic, 1998. 253 p.

ISQUIERDO, E. P. et al. Qualidade do café desmucilado submetido ao parcelamento da secagem. *Coffee Science*, Lavras, v. 6, n. 1, p. 83-90, mar. 2011.

JOËT, T. et al. Influence of environmental factors, wet processing and their interactions on the biochemical composition of free Arabica coffee beans. *Food Chemistry*, London, v. 118, n. 3, p. 693-701, 2010.

KITZBERGER, C. S. G. **Caracterização e discriminação de cafés arábica de diferentes variedades cultivados nas mesmas condições edafoclimáticas.** 2012.146 p. Tese (Doutorado em Ciência de Alimentos) - Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2012.

LEITE, L.L. **Aceitação e preferência por cafés submetidos a diferentes métodos de extração de cafeína**. 2009. 121 p. Dissertação (Dissertação em Nutrição em Saúde Pública) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.

LEITE, R. A.; CORRÊA, P. C.; OLIVEIRA, M. G. de A.; REIS, F. P.; OLIVEIRA, T. T. de. Qualidade tecnológica do café (*Coffea arabica* L.) pré-processado por “via seca” e “via úmida” avaliada por método químico. **Rev. Bras. Agric. Ambiental**, Campina Grande, v. 2, n. 2, p. 308-311, 1998.

LEÓN, K. et al. Color measurement in L*a*b* units from RGB digital images. **Food Research International**, Barking, v. 39, n. 10, p. 1084-1091, dec. 2006.

LEROY, T.; RIBEYRE, F.; BERTRAND, B.; CHARMETANT, P.; DUFOUR, M.; MONTAGNON, C.; MARRACCINI, P.; POT, D. Genetics of coffee quality. **Revista Brasileira de Fisiologia Vegetal**, v. 18, p. 29-242, 2006.

LIAO, S. **Expert system methodologies and applications – a decade review from 1995 to 2004**. *Expert Systems with Applications*, 28, 93-109. 2005.

LIMA, V. R. de. **Desenvolvimento de um sistema baseado na Web para suporte ao programa de monitoração individual interna do IPEN**. 2007. 114 f. Dissertação (Mestrado em Ciências na área de Tecnologia Nuclear - Aplicações) – IPEN: autarquia associada a Universidade de São Paulo, São Paulo, 2017.

LINDER, R.; PÖPPL, S. J. A new neural network approach classifies olfactory signals with high accuracy. **Food Quality and Preference**, v. 14, p. 435-440, 2003.

LINGLE, T. R. **The coffee cupper's handbook: systematic guide to the sensory evaluation of coffee's flavor**. 4th ed. Long Beach: Specialty Coffee Association of America, 2011. 66 p

LOCKHART, E. E. **Chemistry of coffee**. New York: The Coffee Brewing Institute, 1957. 20 p.

LOUREIRO, A.A.F. et al. **Comunicação sem fio e computação móvel: tecnologias, desafios e oportunidades.** Minicurso apresentado no Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, Campinas, SP. ago, 2003.

LUDWING JUNIOR, O.; MONTGOMERY, C. E. **Redes neurais: fundamentos e aplicações com programas em C.** Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 2007. 136 p.

MACRAE, R. Nitrogenous compounds. In: CLARKE, R. J.; MACRAE, R. (Ed.). **Coffee.** London: Elsevier Applied Science, 1985. p. 115-152.

MALAVOLTA, E. **História do café no Brasil:** agronomia, agricultura e comercialização. São Paulo: Ceres, 2000. 464 p.

MALTA, M. R.; PEREIRA, R. G. F. A.; CHAGAS, S. J. de R. Condutividade elétrica e lixiviação de potássio do exsudato de grãos de café: alguns fatores que podem influenciar essas avaliações. **Ciênc. Agrotecnologia,** Lavras, v. 29, n. 5, p. 1015-1020, 2005.

MALTA, M. R.; CHAGAS, S. J. R. Avaliação de compostos não-voláteis em diferentes cultivares de cafeeiro produzidas na região sul de Minas Gerais. **Acta Scientiarum Agronomy,** Maringá, v. 31, n. 1, p. 57-61, 2009.

MARIA, C. A. B. de; MOREIRA, R. F. A.; TRUGO, L. C. Compostos voláteis do café torrado: parte I, compostos heterocíclicos. **Química Nova,** São Paulo, v. 22, n. 2, p. 209-217, mar./abr, 1999.

MARINI, F.; MAGRI, A. L.; BUCCI, R.; MAGRI, A. D. Use of different artificial neural networks to resolve binary blends of monocultivar Italian olive oils. **Analytica Chimica Acta,** v. 599, p. 232-240, 2007.

MARTINEZ, H. E. P.; POLTRONIERI, Y.; FARAH, A.; PERRONE, D. Zinc supplementation, production and quality of coffee beans. **Revista Ceres**, v. 60, n. 2, 2013.

MATIELLO, J.B.; SANTINATO, R.; GARCIA, A.W.R.; ALMEIDA, S.R.A.; FERNANDES, D.R. **Cultura do Café no Brasil**: Manual de Recomendações. Rio de Janeiro e Varginha: Fundação Procafé, 2010. 542 p.

MAZZAFERA, P. Chemical composition of defective coffee beans. **Food Chem.**, v. 64, p. 547-554, 1999.

MAZZAFERA P, SOAVE D, ZULLO MAT & FILHO OG. **Oil Content of green beans from some coffee species**. *Bragantia*, v. 57, p. 45-48, 1998.

MEDINA FILHO, H. P. et al. Breeding of Arabica coffee at IAC, Brazil: objectives, problems, and prospects. **Acta Horticulturae**, The Hague, v. 745, n. 25, p. 393-408, June 2007.

MELLO, R. B. Sistemas de informação na comercialização do café em uma cooperativa agrícola do Sul de Minas Gerais. 2014. 73f. Dissertação (Mestrado em Sistemas de Produção na Agropecuária) – UNIFENAS, Alfenas, MG, 2014.

MESSIAS, J.A.T. **Redes Neurais artificiais**: Nova abordagem para identificação da qualidade da bebida do café arábica utilizando-se resultados de análises químicas. 2009. 76 p. Tese (Doutorado em Ciência e Tecnologia de Alimentos) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG.

MONTEIRO, M. A. M. **Caracterização da bebida de café (Coffea arabica L.)**: análise descritiva quantitativa, análise tempo-intensidade e testes afetivos. 2002. 158 p. Tese (Doutorado em Ciência e Tecnologia de Alimentos) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2002.

MORAIS, S. A. L.; AQUINO, F. J. T. de; NASCIMENTO, E. A. do; OLIVEIRA, G. S. de; CHANG, R.; SANTOS, N. C. dos; ROSA, G. M. Análise de compostos bioativos, grupos ácidos e da atividade antioxidante do café arábica (*Coffea arabica*) do cerrado e de seus grãos defeituosos (PVA) submetidos a diferentes torras. **Ciênc. Tecnologia de Alimentos**, Campinas, p. 198-207, dez, 2008. (Supl.28).

MOREIRA, F. C. Reconhecimento e classificação de padrões de imagens de núcleos de linfócitos do sangue periférico humano com a utilização de redes neurais artificiais. 2002. 69 p. Dissertação. (Mestrado em Ciência da Computação área de concentração Sistemas de Conhecimentos) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC, 2002.

MOREIRA, R. F. A.; TRUGO, L. C.; DE MARIA, C. A. B. Compostos voláteis do café torrado: parte II, compostos alifáticos, alicíclicos e aromáticos. **Química Nova**, São Paulo, v. 23, n. 2, p. 195-203, 2000.

NI, H.; GUNASEKARAN, S. Food quality prediction with neural networks. **Food Technology**, v. 52, p.60-65, 1998.

NOBRE, G. W. **Alterações qualitativas do café cereja descascado durante o armazenamento**. 2005. 135 p. Dissertação (Mestrado em Fitotecnia) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2005.

NOGUEIRA, M.; TRUGO, L. C. Distribuição de isômeros de ácido clorogênico e teores de cafeína e trigonelina em cafés solúveis brasileiros. **Ciência e Tecnologia de Alimentos**, Campinas, v. 23, n. 2, p. 296-299, maio/ago. 2003.

OLIVEIRA, J. C. **Relação da atividade enzimática da polifenoloxidase, peroxidase e catalase dos grãos de café e a Qualidade da bebida**. 1972. 80 p. Tese. (Doutorado em Bioquímica) – Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba, SP, 1972.

OLIVEIRA, J. C.; SILVA, D. M.; AMORIM, H. V.; TEIXEIRA, A. A.
Atividade enzimática da polifenoloxidase de grãos de quatro espécies de café durante o armazenamento. **Científica**, Jaboticabal, v. 4, n. 2, p. 114-119, 1976.

OLIVEIRA, E.M. **Sistema de visão computacional para avaliação física de cafés (Coffea arabica L.) de diferentes colorações**. 2015. 104 p. Dissertação. (Mestrado em Ciência dos Alimentos) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2015.

O NEURÔNIO artificial. Disponível em:
<http://www.grigma.ufsc.br/~popov/aulas/rna/neuronio_artificial/index.html>.
Acesso em: 09 fev 2017.

OTA (U.S. Office of Technology Assessment). **Technology, public policy and the changing structure of American Agriculture**. Washington: U.S. Government Printing Office (OTA-F- 225), 1986. Disponível em:
<http://govinfo.library.unt.edu/ota/Ota_3/DATA/1986/8633.PDF> Acesso em: 13 jun. 2015.

PÁDUA, F. R. M; PEREIRA, R. G. F. A; FERNANDES, S. M. Açúcares totais, redutores e não-redutores, extrato etéreo e umidade de diferentes padrões de bebida do café arábica e do café conilon. In: SIMPÓSIO DE PESQUISA DOS CAFÉS DO BRASIL, 2.; 2000, Poços de Caldas. **Anais...** Brasília: Embrapa Café de MINASPLAN, 2001. p.1426-1430.

PANIGRAHI, S.; BALASUBRAMANIAN, S.; GU, H.; LOGUE, C.; MARCHELLO, M. Neuralnetwork- integrated electronic nose system for identification of spoiled beef. **LWT**, v. 39, p. 135-145, 2006.

PAPADAKIS, S. E.; ABDUL-MALEKA, S.; KAMDEM, R. E.; YAM, K. L. A versatile and inexpensive technique for measuring color of foods. **Food Technol**, v. 54, n. 12, p. 48- 51, 2000.

PEREIRA, M. C. **Características químicas, físico-químicas e sensorial de genótipos de grãos de café (*Coffea arabica* L.)**. 2008. 101 p. Tese (Doutorado em Ciência dos Alimentos) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2008.

PIMENTA, C. J. **Qualidade do café (*Coffea arabica* L.) originado de frutos colhidos em quatro estádios de maturação**. 1995. 94 p. Dissertação (Mestrado em Ciência dos Alimentos) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 1995.

PIMENTA, C. S. J. Atividade da polifenoloxidase e lixiviação de potássio em café (*Coffea Arabica* L) colhido em quatro estádios de maturação. Pesquisa **Agropecuária Brasileira**, v. 2, n. 2, p. 171-177, 1997.

PIMENTA, C. J.; COSTA, L.; CHAGAS, S. J. R. Peso, acidez, sólidos solúveis, açúcares e compostos fenólicos em café (*Coffea arabica* L.), colhidos em diferentes estádios de maturação. **Revista Brasileira de Armazenamento**, Viçosa, MG, n. 1, p. 23-30, 2000. (Especial-Café).

PIMENTA, C. J. **Época de colheita e tempo de permanência dos frutos à espera da secagem, na qualidade do café**. 2001. 145 p. Tese (Doutorado em Química, Físico-Química e Bioquímica de Alimentos) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2001.

PIMENTA, C. J.; VILELA, E. R. Efeito do tipo e época de colheita na qualidade do café (*Coffea arabica* L.). **Acta Scientiarum: Agronomy**, Maringá, v. 25, n. 1, p. 131-136, 2003.

PIMENTA, C. J.; CHALFOUN, S. M.; PEREIRA, M. C.; ANGÉLICO, C. L.; TAVARES, L. S.; MARTINS, R. T. Avaliação físico-química e de qualidade do café (*Coffea arabica* L.) submetido a diferentes tempos de espera para secagem. **Ver. Bras. Armaz.**, Viçosa, n. 10, p. 36- 41, 2008. (Especial Café).

PINHEIRO, A.C.T. **Influência da altitude, face de exposição e variedade na caracterização da qualidade sensorial dos cafés da região das Matas de Minas.** 2015. 77 p. Dissertação (Mestrado em Fitotecnia) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 2015.

PINTO, N. A. V. D. **Avaliação química e sensorial de diferentes padrões de bebido café arábica cru e torrado.** 2002. 92 p. Tese (Doutorado em Ciência dos Alimentos) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2002.

PRESSMAN, R. S. **Engenharia de software.** 5. ed. Rio de Janeiro: McGraw-Hill, 2002. 843 p.

R DEVELOPMENT CORE TEAM (2008). **R: A language and environment for statistical computing.** Vienna, 2008. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 23 mar. 2016.

REDES NEURALS. Disponível em: <<http://www.din.uem.br/ia/neurais/>>. Acesso em: 20 jan. 2017.

REINATO, C. H. R.; BOREM, F. M.; CIRILLO, M. A.; OLIVEIRA, E. C. Qualidade do café secado em terreiros com diferentes pavimentações e espessuras de camada. **Coffee Science**, Lavras, v. 7, n. 3, p. 223-237, set./dez, 2012.

RIBEIRO, F. C. et al. Storage of green coffee in hermetic packing injected with CO₂. **Journal of Stored Products Research**, London, v. 47, n. 4, p. 341-348, oct. 2011.

RODARTE, M.P. **Análise sensorial, química e perfil de constituintes voláteis de cafés especiais.** 2008. 147 p. Tese (Doutorado em Ciência dos Alimentos) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2008.

ROGERS, W. J. et al. Biochemical and molecular characterization and expression of the 11S-type storage protein from *Coffea arabica* endosperm. **Plant Physiology and Biochemistry**. Paris, v. 37, p. 261-272, 1999.

ROMERO, J. C. P.; ROMERO, J. P.; GOMES, F. P. Condutividade elétrica (CE) do exsudato de grãos de *Coffea arabica* em 18 cultivares analisados no período de 1993 a 2002. **Revista de Agricultura**, Piracicaba, v. 78, n. 3, p. 293-302, dez. 2003.

RUSSEL, S. J.; RUSSEL, P. N. **Inteligência artificial**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004. 420 p.

SALVA, T. J.G; LIMA, V. B. Composição química do café e as características da bebida e do grão. **O Agrônomo**, Campinas, v. 59, n. 1, p. 57-59, 2007.

SAATH, R. Qualidade do café natural e despolpado em diferentes condições de secagem e tempos de armazenamento. 2010. 229 p. Tese (Doutorado em Agronomia Energia na Agricultura)- Universidade de São Paulo, Piracicaba, SP, 2010.

SCHMIDT, C. A. P.; MIGLIORANZA, E. Análise sensorial e o café: uma revisão the sensory analysis and the coffee: anrevisión. **Revista Científica Inovação e Tecnologia, Medianeira**, v. 1, n. 2, p. 16-24, jul. 2010.

SEGNINI, S.; DEJMEK, P.; OSTE, R.. A low cost video technique for color measurement of potato chips. **Food Sci. Technol**, v. 32, p. 216-222,1999.

SILVA, I. N. **Redes Neurais artificiais para Engenharia e Ciências aplicadas**.390 p. São Paulo-SP, 2010.

SILVA, L. F. C. **Modelo de Rede Neural Artificial Treinada com o Algoritmo Backpropagation**. 2003. 84p. Monografia de conclusão de curso (Graduação em Ciência da computação. Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, MG, 2003.

SILVA, M. C. da.; CASTRO, H. A. O.; FARNEZI, M. M. de M.; PINTO, N. A. V. D.; SILVA, E. B. Caracterização química e sensorial de cafés da Chapada de Minas, visando determinar a qualidade final do café de alguns municípios produtores. **Ciênc. Agrotecnologia**, Lavras, v. 33, p. 1782-1787, 2009. (Edição Especial).

SIQUEIRA, H. H.; ABREU, C. M. P. Composição físico-química e qualidade do café submetido a dois tipos de torração e com diferentes formas de processamento. **Ciênc. Agrotecnologia**, Lavras, v. 30, n. 1, p. 112-117, jan./fev, 2006.

SOUSA, E. A.; TEIXEIRA, L. C. V.; MELLO, M. R. P. do A.; TORRES, E. A. F. da S.; MOITA NETO, J. M. Aplicação de redes neurais para avaliação do teor de carne mecanicamente separada em salsicha de frango. **Ciênc. Tecnologia de Alimentos**, Campinas, v. 23, n. 3, p. 307- 311, set./dez, 2003.

SILVA, I. N. **Redes Neurais artificiais para Engenharia e Ciências aplicadas**. São Paulo: Editora Ltda, 2010. 390 p.

SILVA, R. N. **Identificação de pacientes com potencial para desenvolver o pé diabético baseada em técnicas de reconhecimento de padrões e ações de autocuidado**. 2014. 84 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistemas e Automação) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2014.

SOUZA, S. M. C. de. **O café (*Coffea arabica L.*) na região sul de Minas Gerais: relação da qualidade com fatores ambientais, estruturais e tecnológicos**. 1996. 171 p. Tese (Doutorado em Fitotecnia) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 1996.

SOUZA, M. C. M.; SAES, M. S. M.; OTANI, M. N. Pequenos agricultores familiares e sua inserção no mercado de cafés especiais: uma abordagem preliminar. **Informações Econômicas**, São Paulo, v. 32, n. 11, p. 16-26, nov. 2002.

SPEROTTO, F.C.S.; BIAGGIONI, M.A.M.; SILVA, M.A.P.; BRANDÃO, F.J.B.; SAATH, R. Qualidade dos grãos e da bebida do café armazenados em dois tipos de embalagens e dois tipos de processamento. **Energ. Agric.**, Botucatu, v. 30, n. 2, p. 210-216, 2015.

SUMATHI, S.; PANEERSELVAM, S. **Computational intelligence paradigms: theory and applications using MATLAB**. Boca Raton: CRC, 2010. 851 p.

SUNARHARUM, W. B.; WILLIAMS, D.J.; SMYTH, H.E. Complexity of coffee flavor: A compositional and sensory perspective. **Food Research International**, v. 62, p. 315-325, 2014.

TIGRINE-KORDJANI, N.; CHEMAT, F.; MEKLATI, B. Y.; TUDURI, L.; GIRAUDEL, L.; MONTURY, M. Relative characterization of rosemary samples according to their geographical origins using microwave-accelerated distillation, solid-phase microextraction and Kohonen self-organizing maps. **Analytical and Bioanalytical Chemistry**, v. 389, p. 631-641, 2007.

TOCI, A.; FARAH, A.; TRUGO, L. C. Effect of decaffeination using dichloromethane on the chemical composition of arabica and robusta raw and roasted coffees. **Química Nova**, São Paulo, v. 29, n. 5, p. 965-971, 2006.

TORRES, L.M. **Compostos bioativos, ácidos orgânicos, atividade antioxidante e suas correlações com a qualidade da bebida de café arábica**. 2014. 93 p. Dissertação (Mestrado em Ciência dos alimentos) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, 2014.

THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. **Pattern recognition**. 3rd ed. London: Academic, 2009. 984 p.

TRUGO, L. C. Analysis of coffee products. In: TRUGO, L. C.; FINGLAS, P. M. (Ed.). **Encyclopedia of food sciences and nutrition**. 2nd ed. New York: Academic, 2003. p. 1498-1506.

TRUGO, L. C.; MACRAE R. A Study of the Effect of Roasting on the Chlorogenic Acid Composition of Coffee Using HPLC. **Food Chemistry**, London, v. 15, p. 219-227, 1984.

VALE, C. M.; ZAMBIAZI, R. C. Previsão de estabilidade de óleos vegetais através da rede de inteligência artificial. **Ciênc. Tecnologia de Alimentos**, Campinas, v. 20, n. 3, set./dez. 2000.

VALÊNCIA-ARISTIZABAL, G. Actividad enzimática en el grano de café en relación con la calidad de la bebida de café. **Cenicafé**, Caldas, v. 23, n. 1, p. 3-18, ene./mar. 1972.

VILELA, E. R.; CHANDRA, P. K.; OLIVEIRA, G. A. de Efeito da temperatura e umidade relativa no branqueamento de grãos de café. **Revista Brasileira de Armazenamento**, Viçosa, n. 1, p. 31-37, 2000. (Edição Especial).

WARNER, B.; MISRA, M. Understanding neural networks as statistical tools. **The American Statistician**, v. 50, p. 284-293, 1996.

WHITAKER, H. R. **Principles of enzymology for the food sciences**. New York: Marcel Dekker, 1972. Cap. 22, p. 571-582.

WILSON, A. J.; PETRACCO, M.; ILLY, E. Some preliminary investigations of oil biosynthesis in the coffee fruit and its subsequent re-distribution within green and roasted beans. In: INTERNATIONAL COLLOQUIUM ON THE CHEMISTRY OF COFFEE, 17., 1997, Paris. **Proceedings...** Paris: ASIC, 1997. p. 92-99.

WU, D., SUN, D.W., 2013. Colour measurements by computer vision for food quality control: a review. **Food Sci. Technol.** 29 (1e2), 5se20.

YATE, D. K.; TUO, S. **Contribution a l'amélioration de la qualité du café par le choix d'une torréfaction optimale.** In: COLLOQUE SCIENTIFIQUE INTERNATIONAL SUR LE CAFÉ, 16., Kyoto (Japón), 1995. París (França), ASIC, p.886-901, 1995.

YEMN, E. W.; WILLIS, A. J. The estimation of carbohydrates in plant extracts by anthrone. **The Biochemical Journal**, v. 57, n. 2, p. 508-514, 1954.

YOURDON, E. **Análise estruturada moderna.** ALENCAR, D. C. de (Trad.) Rio de Janeiro: Campus, 1990.

ZYLBERSZTAJN, D.; FARINA, E. M. **Diagnóstico sobre o sistema agroindustrial de cafés especiais e de qualidade superior do Estado de Minas Gerais:** relatório final. São Paulo: PENSA/SEBRAE, 2001. 158 p.

SEGUNDA PARTE – ARTIGO

Artigo 1 Software development for classification of raw and roasted coffee in function of chemical and physicochemical parameters

Priscilla Magalhães de Lima^a, Roney Alves da Rocha^b, Jéssica Ferreira Rodrigues^c, Marcelo Ribeiro Malta^d, Taísa Resende Teixeira^e, Carlos José Pimenta^f

a Department of Food Science, Federal University of Lavras.

b Department of Food Science, Federal University of Lavras.

c Department of Food Science, Federal University of Lavras.

d Agricultural and Livestock Minas Gerais State Research Institution.

e Agricultural and Livestock Minas Gerais State Research Institution.

f Department of Food Science, Federal University of Lavras.

Artigo a ser submetido na revista Food Research International

ABSTRACT

The coffee quality evaluation is performed by physical analysis of the grain and through sensorial analysis, by the "cup-proof" technique. However, this is a subjective classification which may vary from individual to individual. Thus, several researches have been done to relate the beverage sensorial characteristics with the chemical and physicochemical analyzes of the raw and roasted grains, helping on the quality assessment. In this way, this work aimed to create softwares capable to classify raw and roasted coffee according to their beverages class based on their chemical and physicochemical parameters. The raw grains were submitted to the physicochemical analysis potash leaching, electrical conductivity, acidity, pH, soluble solids, enzymatic activity of polyphenoloxidase and total sugars. The results of these analyzes were used as training data and validation of the neural network of the Raw Grain Classification Software (Classcafe 1.0). After grading, the roasted beans were submitted to analysis of total sugars, reducing sugars and non-reducing sugars, pH, soluble solids, acidity and ethereal extract. The results of these analyzes were used as training data and validation of the neural network of the Roasted Grain Classification Software (Classtor 1.0). The coffee samples were also submitted to the cup test trained tasters to confirm the classification obtained in the cooperatives. The neural model used in the developed system correctly classified 100% of the samples tested. The neural network was able to correctly classify the raw and roasted coffee according to its sensory class using the chemical composition data of the coffee beans. The created systems are friendly and easy to use and they can be applied by coffee growers, cooperatives and by regulatory agencies, helping on the coffee qualification process.

Keywords: Neural networks. Quality of coffee. Chemical composition, Class Beverage

1. INTRODUCTION

Coffee is one of the most popular and appreciated drinks in the world (SUNARHARUM et al., 2014). The beverage consumption is increasing gradually worldwide and in 2016 it was approximately 156 million bags of 60 kilos. Brazil, Vietnam, Colombia are the world leaders in coffee production; and the main consumers are the US, Germany, Japan, Italy and France (ICO, 2017).

Brazil is the world's largest coffee exporter, exporting more than 3.2 million bags of 60 kilos in November 2016. In 2016, it maintained its position as the world's largest coffee producer and exporter, and the second largest coffee consumer (ICO, 2017). Cooperatives have played an important role in this agro-industrial system, once the product is stored, benefited and marketed in these organizations and it also act in roasting and in the beverage classification process, evaluating the coffee quality.

The main interest in the evaluation of the beverage quality is the need to provide a product with peculiar characteristics of flavor and aroma, in order to serve the different markets (CLEMENTE et al., 2015). Normally, the coffee quality evaluation is performed by physical analysis of the grain and through sensorial analysis, by the "cup-proof" technique (BSCA, 2017). Initially the raw grains are evaluated and classified according to the norms established by the Ministry of Agriculture, Livestock and Supply (MAPA). In this evaluation, the sample is evaluated regarding the grains shape, size, color and number of defects. Thus, it is classified by type according to the number of defects, foreign matters and impurities present in the sample. After, the sample is analyzed by a trained sensory panel, who rate coffee regarding the sensory quality according: Strictly soft (Very smooth flavor; slightly sweet; low acidity), Soft (Smooth flavor; slightly sweet), Barely soft (Smooth flavor, but with slight astringency), Hard (Astringent flavor; rough taste; lacks sweetness), Rioysh (Slight taste of

iodoform or phenic acid), Rio (Strong unpleasant taste, reminding iodoform or phenic acid) and Rio Zona (Intolerable taste and smell).

This is a subjective classification which may vary from individual to individual. Thus, several researches have been done to relate the beverage sensorial characteristics with the chemical and physicochemical analyzes of the raw and roasted grains, helping on the quality assessment.

The complex physicochemical coffee composition defines the final quality of the beverage, and influence on its sensorial characteristics (PIMENTA, 2003). Thus, the chemical composition and electrical conductivity analysis, can complement the sensory quality evaluation, assuring reliability to the results (FARAH et al., 2006; MALTA et al., 2013; CLEMENTE et al., 2015). One example of this is that some authors noted that higher total and reducing sugars contents were related to the coffee beverage quality. These sugars confer specific flavor and aroma characteristics of roasted coffee (BORÉM et al., 2006; CHAGAS et al., 2013, CLEMENTE et al., 2015). Complementary analyzes can be used as a way to establish efficient relations between sensorial attributes and physicochemicals characteristics of grain and beverage (SCHOLZ et al., 2013).

Due to the difficulty of relating the chemical and physicochemical characteristics of grains to sensorial quality through traditional statistical methods, artificial neural networks (ANNs) have been highlighted as a promising alternative. They consist in a set of techniques based on not so conventional mathematical and statistical principles that can be applied to food analysis (FUNES et al., 2015). They are defined as computer programs that mimic the functioning of the biological nervous system through a network structure, in which information is passed to the input layer, processed in one or more layers (or intermediate layers), and the result emerges in the output layer (FERNANDES, 2005).

Therefore, an adequate classification by specific chemical characteristics may be satisfactory with the use of systems capable of expressing nominal values of each class in an easily understood language. In this way, this work aimed to create softwares capable to classify raw and roasted coffee according to their beverages class based on their physicochemical parameters.

2. MATERIAL AND METHODS

The data referring to the physical-chemical analyzes of 54 coffee samples of different beverage patterns, previously classified in (Strictly soft, Soft, Barely soft, Hard, Rioysh and Rio), were used in order to compose the training and validation files used for the construction of the Classcafe 1.0 Software neural networks of the raw coffee. It was used 9 samples from each class and all analyzes were performed in triplicate, totaling 162 data to compose the training data file and the Software validation. The samples, processed by natural processing, were obtained from seven cooperatives located in the southern region of Minas Gerais and in the eastern part of the São Paulo State, belonging to the 2015 harvest. To compose the Classtor 1.0 Software data file of the roasted coffee, the chemical analyzes data of these respective samples were used after passing through the roasting process.

Raw coffee analysis

The electrical conductivity, leaching, total sugars, soluble solids, pH, acidity and polyphenoloxidase were analysed in the raw grains. For the electrical conductivity and potassium leaching analyzes, the benefited raw coffee samples were stored in a cold room at 5° C before the analysis. For the other chemical analyzes, the samples were processed in a multipurpose refrigerated mill for one minute; after, it was added liquid nitrogen to facilitate the milling

process and to avoid the oxidation. Immediately after grinding, they were packed in PVC containers and stored in a freezer at -18°C .

2.1.1 Electric conductivity

The electric conductivity was determined according to the methodology proposed by Loeffler et al. (1988).

2.1.2 Potassium leaching

The quantification of the leached potassium was performed in flame photometer following the methodology proposed by Prete (1992).

2.1.3 Titratable acidity, soluble solids and pH

Total titratable acidity, soluble solids and pH were determined following the methodology proposed by AOAC (1990).

2.1.4 Total sugars in raw coffee

The total sugars analysis was performed according to the method proposed by Diche (1962).

2.1.5 Polyphenoloxidase activity (PPO)

Polyphenoloxidase was extracted according to Draetta and Lima (1976), adapted by (CARVALHO et al., 1994). The enzymatic activity was determined

by the method described by Ponting and Joslyng (1948) and DOPA (3, 4-DIYDROXYPHENYL) was used as substrate.

2.2 Rosted coffee analysis

After the rax coffee analyzis, the remaining samples were sent for sensory analysis. In this step, trained tasters (Q-graders) classified the beverages by aroma and flavor presented regarding the official coffee classification (strictly soft, soft, barely soft, hard, Rioysh and Rio) according to the Normative Instruction No. 8 of June 11, 2003 of the Ministry of Agriculture, Livestock and Supply (BRAZIL, 2003). After, the total, reducing and non-reducing sugars content, pH, soluble solids, lipids content and acidity were determined in roasted coffee.

2.2.1 Titratable acidity, soluble solids and pH

Total titratable acidity, soluble solids content and pH were determined following the methodology proposed by AOAC (1990).

2.2.2 Total, reducing and non-reducing sugars

The total sugars and non-reducing sugars were extracted by the Lane-Enyon method, (AOAC, 1990) and determined by the Somogy technique, adapted by Nelson (1944).

2.2.3 Lipids content

The ethereal extract was determined using the Soxhlet extractor, according to the methodology of (AOAC, 1990).

2.3 Neural networks

Two softwares were constructed to classify coffee from neural networks trained and validated with physicochemical analysis data from coffee samples. Classcafe 1.0 is the software to classify the coffee beverage from analyzes carried out on raw grains, whereas the Classtorr 1.0 is used to classify the beverage from analyzes on roasted grains. The neural networks used by the Classcafe 1.0 and Classtorr 1.0 software were modeled and constructed with the JMP software (SAS, 2016 with duly authorized use by the company that manufactures and markets it, by a temporary license of thirty days). Multicomponent Layer Perceptron (MLP) was used in this study. According to Bishop (2005, 2006) and Zhang (2000) this type of neural network is successfully used for classification and pattern recognition. It is a universal function approximation that can solve nonlinear systems and learn any arbitrarily complex linear function with an arbitrary precision level (HORNIK, 1991; HORNIK; STINCHCOMBE; WHITE, 1990). In general, an MLP is composed of an input layer with q inputs, one or more hidden layers with n hidden neurons, and an output layer with q outputs (Eq. 1). The output of the J th hidden neuron is computed as:

$$y_j^h = f^h \left(\sum_{k=1}^p w_{k,j}^h x_k + b_j^h \right), \quad j = 1, \dots, n \quad (1)$$

In which f^h is the hidden neuron activation function, $w_{j,i}^h$ is the weight between the input x_k and the hidden neuron j , and b_j^h is a term for hidden neurons. Thus, considering a MLP with a hidden layer, the i -th output (Eq. 2) is calculated as:

$$y_i = f^0 \left(\sum_{j=1}^n w_{j,i}^0 y_j^h + b_i^0 \right), \quad i = 1, \dots, q \quad (2)$$

In which f^0 is the activation function of the output neuron, $w_{j,i}^0$ is the weight between the hidden neuron j and the output neuron i , and b_i^0 is a polarization term for the output neuron.

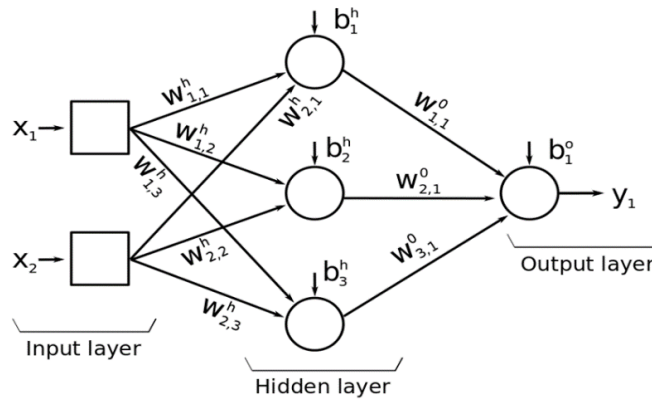


Figure 5: Example of MLP with 2 neurons in the input layer, 3 hidden neurons in the hidden layer and 1 neuron output.

Since there is no way to calculate an error signal for a given internal layer of the network. The learning algorithm used in the PMC training process is called Gauss-Newton. In this algorithm, which uses an expansion of the Taylor series to approximate the non-linear regression model with linear terms and then apply least squares to estimate the parameters (BISHOP, 2006).

For the Classcafe 1.0 software, a MLP neural network with a single hidden layer was used. Several tests were performed, varying the number of hidden layer neurons from 3 to 12 and recreating each network 16 times with different initial weights random. For Classtorr 1.0 software, the number of hidden layer neurons ranged from 4 to 10.

To verify the performance of each network, a k-fold cross-validation was performed, as shown in Figure 2. The data set was divided into k partitions (disjoint subsets) of the same dimension. This method consists of training the network using k-1 segments and testing it using the remaining segment. This process is repeated for the possible choices of the test set. In the tests of this work $k = 20$ were used for all simulations.

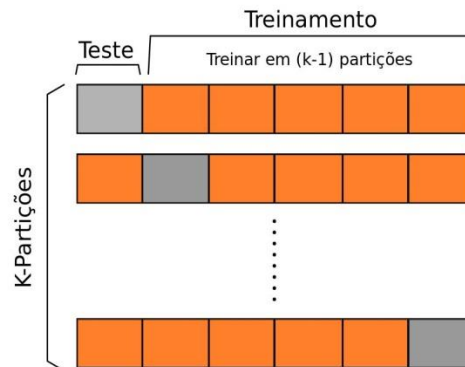


Figure 1: Illustration of the k-fold cross-validation procedure used during neural network training.

Obtaining the best number of iterations for the network training was also performed using the convergence technique for a better prediction capacity, which resulted in the lower validation data RMSE (square root of the mean square error) and the highest Score according to equation 3. In order to define the number of neurons in each network layers, a set of tests with different

configurations was performed. The criterion used to interrupt the training was the convergence for very small variations in the network output values, which, for training data, were of the 10^{-4} order. It is a procedure that is performed automatically by the software used in the network constructions, in which all errors in the rows in the training table are less than 10^{-4} .

The performance of the optimum network was evaluated by the correct classification rate of the data for each class evaluated and by the RMSE validation. The accuracy of optimal RNA classification was determined by calculating the smallest error by the following equation 3:

$$E = R_t^2 + R_v^2 / RMSE_T + RMSE_V \quad (3)$$

E= Empirical score, used as quality index of the neural network;

Rt= Correlation coefficient between the predicted network values and those used as training data;

Rv = Correlation coefficient between the predicted network values and those used as validation data;

RMSET = Standard deviation in the values predicted network values and those used as training data;

RMSEV = Standard deviation in the values predicted network values and those used as validation data.

2.3.1 Classcafe 1.0 Software

The program Lazarus Pascal (freepascal), in the public domain, was used to create the software. The software was designed to classify raw coffee according to the physicochemical analysis data (potassium leaching, electrical conductivity, acidity, soluble solids, pH, total sugars content and

polyphenoloxidase activity). According to the results of these analyzes the coffee can be classified into strictly soft, soft, barely soft, hard, Rioysh and Rio.

2.3.2 ClassTorr 1.0 Software

The program Lazarus Pascal (freepascal), in the public domain, was also used to create this software. The software was designed to classify roasted coffee according to the following chemical analyzes: percentage of lipids, reducing, non-reducing and total sugars content, pH, soluble solids (Brix) and total titratable acidity. Therefore, the coffee can be classified in strictly soft, soft, barely soft, hard, Rioysh and Rio.

3. RESULTS AND DISCUSSION

3.1 Classcafe 1.0 Software

In order to determine the RNA configuration prediction, an input layer composed of seven neurons represented by the physicochemical experimental data was used. These parameters were chosen, once they are an indicative of the quality beverage. In addition, physicochemical tests are often carried out in the laboratories that assist in the coffee classification. The number of hidden layer neurons was determined considering the smaller RMSE, according to table 2.

Table 1: Classcafe1.0 Neural Network Score.

PE	Training		Validation		Escore
	R2	RMSE	R2	RMSE	
3	0,895191	0,515325	0,953326	0,384205	2,182572
4	0,917398	0,489439	0,956332	0,362989	2,32847
5	0,960789	0,383889	0,885127	0,526688	1,900168
6	0,983995	0,260540	0,985267	0,250483	3,879852
7	0,998796	0,064007	0,999670	0,008607	36,91313
8	1,000000	0,000005	1,000000	0,000001	507401,3
9	1,000000	0,000004	1,000000	0,000007	162131,5
10	1,000000	0,000010	1,000000	0,000003	189623,8
11	0,999996	0,000156	0,999999	0,000026	14410,99
12	1,000000	0,000001	1,000000	0,000001	747458,6

*PE: Processing Element (Number of neurons in the hidden layer)

The output layer was composed by six neurons, one for each type of coffee class. The neural model determination for coffee classification was done using the experimental data of 154 samples to train the nets, and later, the experimental data of 8 samples were used to validate them. Among several tested architectures, the architecture composed of a hidden layer containing twelve neurons presented a minimum value for the validation data RMSE and the highest Score according table 2. Thus, this RNA configuration was selected for Classcafe 1.0 software. The neural model used in the developed system correctly classified 100% tested samples, presenting an average quadratic error of 10^{-6} for training and 10^{-6} for validation. In this way, the network was able to classify the raw coffee according to its beverage class.

The RNA described above was obtained from data produced on a laboratorial scale, where unknown coffee samples belonging to the various

beverage classes were tested. For all tests the software was able to classify the samples according to their beverage class. The objective of this step was to verify if the trained RNAs could work with coffees produced in other regions. The Figure 3 shows an example of the results, considering the physicochemical data of an unknown sample of a “Barely soft coffee”, where it is observed that through the Classtorr 1.0 software this sample was classified with 99,9999% probability in this class of drink.

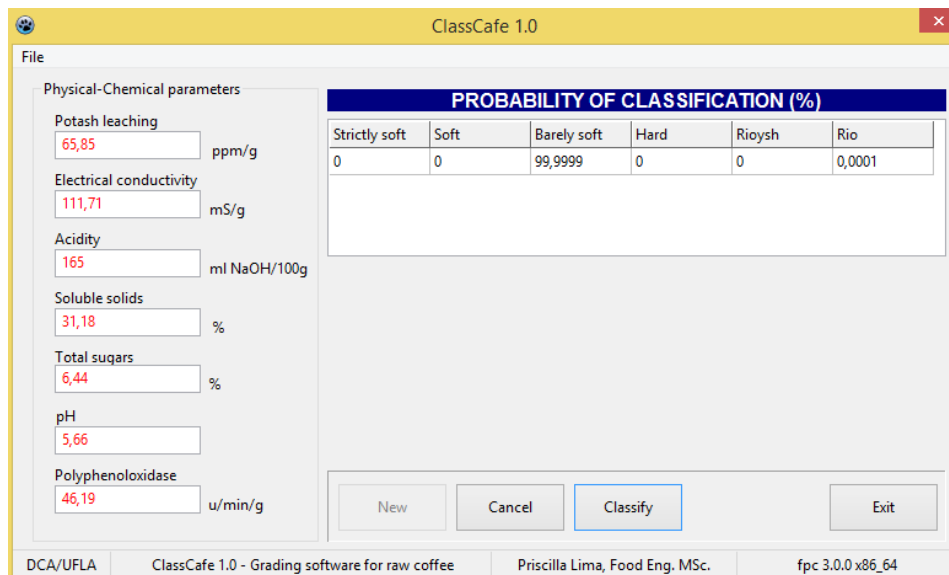


Figure 2: Example of grading a sample of raw coffee using Classcafe Software 1.0. In this figure coffee is classified as "Mole Only" with 99.9999% probability.

3.2 Classtorr 1.0 Software

In order to determine the RNA configuration prediction, an input layer composed of seven neurons represented by the chemical parameters experimental data was used. These parameters were chosen because, although they do not have a direct relation with the sensorial quality, they can contribute to the coffee quality. They are simple tests to be carried out and they have a low

cost. The results of these parameters were able to differentiate the roasted coffee according to its class. The number of hidden layer neurons was determined considering the lowest RMSE, according to table 3.

Table 2: Classtorr 1.0 Neural network score values.

PE	Training		Validation		Escore
	R2	RMSE	R2	RMSE	
4	0,960519	0,381912	0,967069	0,351586	3,946371
5	0,991159	0,197625	0,997188	0,079956	10,75554
6	0,998075	0,102035	0,999981	0,000474	29,24671
7	1	5,59E-06	1	1,22E-07	525118,1
8	0,999975	0,00094	0,999966	0,001017	1532,911
9	1	1,09E-05	1,0000	1,59E-06	239431,1
10	1	7,06E-07	1	3,46E-07	2852769

*PE: Processing Element (Number of neurons in the hidden layer)

The output layer was composed of six neurons, one for each type of coffee class. The determination of the neural model for coffee classification was done using the experimental data of 120 samples to train the nets, and later, the experimental data of 6 samples were used to validate them. Among several tested architectures, the architecture composed of a hidden layer containing twelve neurons presented a minimum value for the validation data RMSE and highest Score according table 3. Thus, this RNA configuration was selected for Classtorr 1.0 software. The neural model used in the developed system classified 100% tested samples, presenting an average quadratic error of $7,06 \cdot 10^{-7}$ for training and $3,46 \cdot 10^{-7}$ for validation. Therefore, the network was able to classify the roasted coffee according to its beverage class.

The Figure 4 shows an example of the results, considering the physico-chemical data of an unknown sample of a “Strictly Mole coffee”, where it is observed that through the Classtorr 1.0 software this sample was classified with 100% probability in this class of drink.

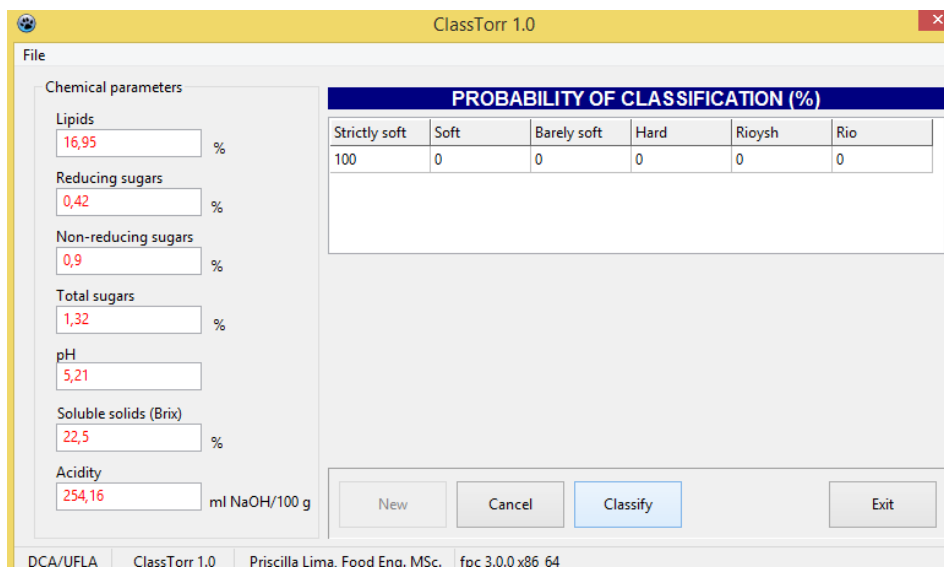


Figure 3: Example of grading a sample of raw coffee using Classtorr Software 1.0. In this figure the coffee is classified as "Strictly soft" with 100% probability.

According to the results obtained, the great potential of ANN to classify the coffee from physicochemical parameters according to its class of beverage is verified. Similar results were found by Oliveira et al. (2015), who developed a computer vision system to classify raw coffee computer vision system to classify raw coffee according to its color class (whitish, green, cane green and blue-green). For this, the authors used an image processing software based on RNAs, finding satisfactory results, as in this study. All samples were classified within the color class, demonstrating 100 % efficiency. Muñiz-Valencia et al. (2014) also obtained satisfactory results using multi-layered Perceptron Networks to classify coffees with different mineral contents from different regions of

Mexico. They obtained the differentiation of the coffees with 93% prediction capacity, concluding that Mexican coffees can be differentiated geographically according to their elemental composition.

Borsato et al. (2011) also used Multi-layered Perceptron Networks to differentiate coffees from different regions of the Paraná State according to sensory and physicochemical characteristics and they obtained satisfactory results, since the neural network presented 99% accuracy in training stage and 100% accuracy in the validation stage. In addition, the use of Multi-layered Perceptron Networks also allowed the discrimination of beers in the study of Debska and Guzowska-Swider (2011), which indicates the efficiency of the technique.

Messias et al. (2012), when correlating the results of total, reducing and non-reducing sugars with coffee drink classes through MLP networks found satisfactory results, since the neural network presented 80% accuracy in the training and test stage.

In the present study, it was noted that coffees can be differentiated and classified according to their physicochemical characteristics efficiently. The Classcafe 1.0 and Classtorr 1.0 systems have been developed in programming and user-friendly graphical interface, easy to use and run, with succinct and efficient programming. In the main programs screen, the classification simulations are executed from physicochemical data and in response, the system returns to the user the probability of the coffee type.

The results of this study will be of great importance for the coffee system, since the systems can be used by coffee growers, cooperatives and regulatory agencies to classify the beverage quickly and with low cost, inhibiting the adoption of fraudulent practices. However, more studies with other coffee samples from other regions are necessary to elucidate the systems accuracy.

4. CONCLUSION

The systems developed were efficient in identifying all samples of raw and roasted coffee tested, classifying them according to their sensorial quality. This demonstrates the great potential of using neural networks based on physicochemical parameters in the evaluation of coffee quality. Classcafe 1.0 and Classtorr 1.0 softwares are user-friendly and effective, and can be used by coffee growers, cooperatives and by regulatory agencies as a valuable and low-cost tool in evaluating coffee quality.

Although the results of this research indicated the great potential of the neural networks in the coffee classification, other studies must be done to increase the number of classification standards of the software data file, in order to expand the ranges of the chemical and Physical-chemical parameters and then increasing the network accuracy.

5. REFERENCES

AOACH. Association of Official Analytical Chemistry. **Official methods of analysis of the Association of Official Analytical Chemists**. 15th ed. Washington, v. 2, 1990.

BISHOP, C. M. **Neural networks for pattern recognition**, 2005.

Bishop, C. M. **Pattern recognition and machine learning**, 2006.

BORSATO, D.; PINA, M. V. R.; SPACINO, K. R.; SCHOLZ, M. B. S.; ANDROCIOLI, A. Application of artificial neural networks in the geographical identification of coffee samples. **European Food Research & Technology**, p. 533-543, 2011.

BORÉM, F. M. et al. Quality of coffee subjected to different temperatures, airflows and pre-drying periods, **Coffee Science**, v.1, p. 55-63, 2006.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). **Regulatory Instruction**. 2016. Available at: <http://www.abic.com.br/publique/media/CONS_leg_instnormativa08-03.pdf>. Last access: 30 jan. 2016.

BSCA. Brazil Specialty Coffee Association. **Sorting by type and beverage**. 2017. Available at: <<http://bsca.com.br/classificacao-tipo-bebida.php>> Last access: 30 jan. 2016.

CARVALHO, V. D. de; CHAGAS, S. J. de R.; CHALFOUN, S. M.; BOTREL, N.; JUSTE JUNIOR, E. S. G. Relationship between the physicochemical and chemical composition of the grain benefited and the quality of the coffee beverage. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, p. 449-454, 1994.

CHAGAS, E. N. et al. Selection of robust estimators used in analysis of sensory characteristics and identification of environments conducive to specialty coffee production. **Advanced Crop Science**, v. 3, p. 515-524, 2013.

CLEMENTE, A.C.S.; CIRILLO, M.A.; MALTA, M.R.; CAIXETA, F.; PEREIRA, C.C.; ROSA, S.D.V.F. Post-harvest operations and physicochemical and sensorial quality of coffees. **Coffee Science**, v.10, p. 233-241, 2015.

DEBSKA, B.; GUZOWSKA-SWIDER, B. Application of artificial neural network in food classification. **Analytica Chimica Acta**, p. 283-291, 2011.

DISHE, Z. General color reactions. In: WHISTLER, R. L.; WOLFRAN, M. L. **Carbohydrate chemistry**. New York: Academic Press, 1962. p. 477-512.

DRAETTA, I. S.; LIMA D. C. Isolation and characterization of coffee polyphenoloxidases. **Collection of Instituto de Tecnologia de Alimentos**, Campinas, v.7, p. 3-28, 1976.

FARAH A; MONTEIRO MC; CALADO V; FRANCA A; TRUGO LC Correlation between cup quality and chemical attributes of Brazilian coffee. **Food Chem.** p.373-380, 2006.

FERNANDES, A. M. R. **Artificial Intelligence: General**. 3. ed. Florianópolis: Visual Books, 2005.

FUNES, E., ALLOUCHE, Y., BELTRÁN, G., JIMÉNEZ, A & Review, A. Artificial neural networks as tool for control food industry process. **Journal of Sensor Technology**, v. 5, p. 28-43, 2015.

HAYKIN, S. **Neural Networks: principles and practice**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman. 2001.

HORNIK, K. **Approximation capabilities of multilayer feedforward networks**. *Neural Networks*, v. 4, p. 251–257, 1991.

HORNIK, K.; STINCHCOMBE, M.; WHITE, H. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks. **Neural Networks**, v. 3, p. 551–560, 1990.

ICO. International Coffee Organization. **Exporting countries: total production**. (2017). Available at: < <http://www.ico.org/prices/po.htm>>. Last access: 28 jan. 2017.

LOEFFLER, T. M.; TEKRONY, D. M.; EGLI, D. B. The bulk conductivity test as na indicator of soybean quality. **Journal of Seed Technology**, Lansing, v. 12, p. 37-53, 1988.

MALTA, M. R.; ROSA, S. D.V. F.; LIMA, P. M.; FASSIO, L. O.; SANTOS, J. B. Changes in the quality of coffee subjected to different forms of processing and drying. **Journal Engenharia na Agricultura**, p.431-440.

MESSIAS, J.A.T; MELO, E.C.; FILHO, A.F.L.; BRAGA, J.L.; CECON, P.R. Determination of the influence of the influence of the variation of reducing and non-reducing sugars on coffee quality with use of artificial neural network. **Eng. Agríc.**, v. 2, p. 354-360.

MUÑIZ-VALENCIA, R.; JURADO, J.M.; CEBALLOS-MAGAÑA, S.G. ALCÁZAR, Á.; HERNÁNDEZ-DÍAZ, J. Characterization of Mexican coffee according to mineral contents by means of multilayer perceptrons artificial neural networks. **J. Food Compos. Anal.** p. 7-11, 2014.

NELSON, N. A photometric adaptation of Somogy method for the determination of glucose. **Journal of Biological Chemists**, Baltimore, p. 375-384, 1944.

OLIVEIRA, E.M.; LEMES, D.S.; BARBOSA, H.G.B.; RODARTE, M.P.; PEREIRA, R.G.F.A.P. A computer vision system for coffee beans classification based on computational intelligence techniques. **J. Food. Eng.** p. 1-6, 2015.

PIMENTA, C. J.; VILELA, E. R. Effect of type and harvest season on coffee quality (*Coffea arabica* L.). **Acta Scientiarum: Agronomy**, p. 131 – 136, 2003.

PONTING, J. D.; JOSLYNG, M. A. Ascorbic acid oxidation and browning in apple tissue extracts. **Archives of Biochemistry**, p. 47-63, 1948.

PRETE, C. E. C. Electrical conductivity of coffee bean exudates (*Coffea arabica* L.) and their relation with the quality of the beverage. **Dissertation**. Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba, 1992.

SAS Institute Inc. 2016. **JMP® 13 Predictive and Specialized Modeling**. Cary, NC: SAS Institute, Inc., 2016.

SCHOLZ, M. B. S.; SILVA, J.V.N.; FIGUEIREDO, F.R.G. de; KITZBERGER, C.S.G. Sensory attributes and physicochemical characteristics of the beverage of coffee cultivars of IAPAR. **Coffee Science**, Lavras, v. 8, p. 6-16, 2013.

SUNARHARUM, W. B.; WILLIAMS, D.J.; and SMYTH, H.E. Complexity of coffee flavor: A compositional and sensory perspective. **Food Research International**, v. 62, p. 315-325, 2014.

ZHANG, G. P. **Neural networks for classification: A survey**.IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C Applications, 2000. v.30, p. 451-462, 2000.

(VERSÃO PRELIMINAR)