



**FABIANA DE CARVALHO PIRES**

**MÉTODOS INSTRUMENTAIS ALTERNATIVOS PARA A  
PREDIÇÃO DA COR DO CAFÉ TORRADO**

**LAVRAS - MG  
2019**

**FABIANA DE CARVALHO PIRES**

**MÉTODOS INSTRUMENTAIS ALTERNATIVOS PARA A PREDIÇÃO DA COR DO  
CAFÉ TORRADO**

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

Profa. Rosemary Gualberto Fonseca Alvarenga Pereira  
Orientadora

Prof. Roney Alves da Rocha  
Coorientador

**LAVRAS - MG  
2019**

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

Pires, Fabiana de Carvalho.

Métodos instrumentais alternativos para a predição da cor do  
café torrado / Fabiana de Carvalho Pires. - 2019.

101 p.

Orientador(a): Rosemary Gualberto Fonseca Alvarenga  
Pereira.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Lavras,  
2019.

Bibliografia.

1. Nível de torra. 2. Valor Agtron. 3. Redes neurais artificiais.  
I. Pereira, Rosemary Gualberto Fonseca Alvarenga. II. Título.

**FABIANA DE CARVALHO PIRES**

**MÉTODOS INSTRUMENTAIS ALTERNATIVOS PARA A PREDIÇÃO DA COR DO  
CAFÉ TORRADO**

**ALTERNATIVE INSTRUMENTAL METHODS FOR COLOR OF ROAST COFFEE  
PREDICTION**

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

APROVADA em 30 de setembro de 2019.

Dra. Rosemary Gualberto Fonseca Alvarenga Pereira	UFLA
Dr. Roney Alves da Rocha	UFLA
Dra. Sara Maria Chalfoun de Souza	EPAMIG
Dr. Cleiton Antônio Nunes	UFLA
Dr. Carlos José Pimenta	UFLA

Profª. Rosemary Gualberto Fonseca Alvarenga Pereira  
Orientadora

**LAVRAS - MG  
2019**

*Aos meus pais que pelo amor incondicional me fizeram estar aqui.*

*Dedico*

## AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Lavras, especialmente ao Departamento de Ciência dos Alimentos e ao Polo de Tecnologia em Qualidade do Café pela oportunidade.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPq, pela concessão da bolsa de Mestrado.

Às agências de fomento FAPEMIG, CAPES e CNPq pelo apoio financeiro.

Aos produtores Maria Helena Brunelli e Pedro Brunelli pelo fornecimento das amostras de café.

A minha orientadora, professora Rosemary G.F.A. Pereira, que me acolheu com todo carinho desde o início da graduação. Ela quem me apresentou o mundo do café com todo seu entusiasmo e amor, assim foi fácil de me apaixonar pela bebida mais querida dos brasileiros. Graças às oportunidades concebidas pela professora a minha trajetória acadêmica na UFLA se deu predominantemente na área do café e não poderia ter sido melhor. Admiro seu jeito forte de conduzir as lições da vida com sabedoria, amor e fé, aprendi muito com você. Agradeço imensamente por sua amizade, conselhos, companheirismo, paciência, orientação e carinho nos últimos sete anos, sempre acolhendo e incentivando ser cada vez melhor. Agradeço por me permitir ter o prazer de trabalhar no Laboratório de Qualidade do Café no DCA, com pessoas incríveis e com o produto que amo, confesso que não tem sensação melhor, o famoso trabalhar com brilho nos olhos, como diria a professora. Sem você nada disso seria possível e, eu também não seria uma *coffee lover*.

Ao meu coorientador, professor Roney Alves da Rocha, que esteve comigo nesta jornada acadêmica desde a graduação e o TCC, me ensinando a descobrir novas áreas de conhecimentos, confesso que sozinha não teria conhecido. Agradeço por toda gentileza em sempre me mostrar novos assuntos e permitir meu constante aprendizado. Sua habilidade em ensinar é uma qualidade ímpar, que atrelada a sua boa vontade e a toda sua paciência em explicar sobre os mais diversos assuntos, possibilitou a realização deste trabalho. É o meu espelho, tanto de ser humano quanto de profissional, foram tantos ensinamentos proveitosos que vou levá-los para vida e espero sempre conseguir transmitir um pouco do que aprendi com você. Agradeço, de coração, por toda dedicação, orientação, preocupação e paciência que teve comigo ao longo dos anos. Agradeço também, por sua amizade, pelos conselhos que motivam, pelo carinho e por sempre acreditar no meu trabalho.

Aos membros da banca pelo aceite do convite e pela contribuição no trabalho.

À toda equipe do Departamento de Ciência dos Alimentos – UFLA por tornarem a vivência mais agradável.

Aos meus pais, Walmir Pires e Rosângela de Carvalho Pires, que com muito sacrifício e amor me permitiram concluir mais uma etapa nesta carreira de estudos.

Ao meu irmão Felipe de Carvalho Pires, por ser o apoio quando meus pais não estavam presentes.

Aos meus amigos da UFLA pela convivência dentro e fora das salas de aulas, pelos bons momentos compartilhados e pelo carinho. Agradeço em especial as minhas amigas Sabrina Alves, Giovana Stoco, Ana Elisa Amaral, Mayara Jarochinski, Suzana Moreira e as minhas amigas estrangeiras Dayana Blanco e Janet Simonetti pelo apoio diário, pelas risadas, por cada conversa regada a café, pelos momentos de diversão e por todo amor. Realmente, foram os melhores anos da minha vida, vou guardar com muito carinho cada lembrança e amizade.

Agradeço ao Núcleo de Estudos em Qualidade, Industrialização e Consumo do Café – QICAFÉ pelas amizades, oportunidades e aprendizado tanto profissional quanto pessoal.

Aos discentes com atividade vivencial neste trabalho, Ana Claudia Marques e Bruno Silva, agradeço pela amizade, ajuda e disponibilidade durante os experimentos.

A minha família e amigos por todo amor e carinho.

À Deus por toda generosidade e bondade ao me guiar.

**MUITO OBRIGADA!**

## RESUMO GERAL

O café é um dos produtos agrícolas de maior relevância para a economia do Brasil e sua qualidade final é determinada por fatores como a torra, que é um processo térmico dependente do binômio tempo e temperatura capaz de promover mudanças físicas e químicas nos grãos de café, entre elas a cor. A cor dos grãos de café torrado é um dos critérios qualitativos utilizados para interromper o processo de torra e pode ser utilizada como um parâmetro de avaliação. Um descritor específico de cor bastante utilizado pela indústria de café para avaliar o nível de torra é o valor Agtron, em que #25 é a tonalidade marrom mais escura e #95 é a tonalidade marrom mais clara. No entanto, na maioria das vezes, o nível de torra é monitorado de forma subjetiva pelo método visual e pela experiência do profissional responsável pela torra. Visando controlar, monitorar e valorizar a qualidade do café torrado, o presente trabalho teve como objetivo propor duas metodologias alternativas para a análise de cor, tanto para o café torrado em grãos quanto moído e, posteriormente correlacioná-las com o nível de torra, na mesma escala da variável Agtron, a fim de minimizar as variações de um julgamento visual subjetivo. A primeira metodologia consiste na predição da cor de torra de cafés especiais utilizando espectroscopia de infravermelho próximo (NIR) e regressão de mínimos quadrados parciais (PLS), que neste trabalho apresentaram coeficientes de determinação de  $R^2 = 99,53\%$  para o café moído e  $R^2 = 96,20\%$  para o café em grão. A segunda metodologia consiste na predição da cor da torra de cafés especiais utilizando processamento de imagens digitais e redes neurais artificiais (RNA) para o café torrado e moído ( $R^2$  treinamento =  $99,97\%$  e  $R^2$  validação =  $99,97\%$ ) e também para o café torrado em grãos ( $R^2$  treinamento =  $99,83\%$  e  $R^2$  validação =  $99,94\%$ ), ambos os resultados foram promissores e sugerem a possibilidade de utilizar estas técnicas para avaliar o café torrado em função da cor. Para o uso das RNAs foi desenvolvido um *software* (FRR 1.0) capaz de prever o valor Agtron e o nível de torra no qual as amostras de café estão classificadas, de maneira direta ao operador, portanto, apresenta um potencial de aplicabilidade nas torrefadoras de café. Este software foi registrado no Instituto Nacional de Propriedade Industrial – INPI, no dia 25 de outubro de 2019, com número de registro 512019002447-8. A terceira metodologia consiste na predição da variável Agtron em função dos parâmetros de cor da *Commission Internationale de l'Eclairage*, tais como  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ ,  $C^*$  e  $H^\circ$ , com  $R^2 = 99,33\%$  para o café torrado em grãos e  $R^2 = 99,88\%$  para o café torrado e moído. E na predição da variável Agtron em função da perda de massa com  $R^2 = 98,29\%$ . Os resultados obtidos por meio das três metodologias foram promissores e mostram a possibilidade de utilizar os ajustes dos modelos de predição para a variável Agtron em função dos parâmetros avaliados neste estudo.

**Palavras-chave:** Nível de torra. Valor Agtron e redes neurais artificiais.



## GENERAL ABSTRACT

Coffee is one of the most important agricultural products for the Brazilian economy and your final quality is determined by factor like the roast, which is the thermal process dependent binomial time and temperature able to promote physical and chemical changes in coffee beans, among them the color. The color of roasted coffee beans is one of the qualitative criteria used to interrupt the roasting process can be used as an evaluation parameter. A very specific color descriptor used by the coffee industry to evaluate the roast level is the Agtron value, where #25 is the darkest brown and # 95 is the lightest brown. However, most of times, the roast level is subjectively monitored by the visual method and the experience of the roasting professional. Aiming to control, monitor and promote the roasted coffee, the present work had as objective propose two alternative methodology to color analyse, so much to roasted coffee beans and ground and, subsequently correlate them with the roast level, in the same scale Agtron variable, in order to minimize the variations of a subjective visual judgment. The first methodology consist in the prediction of the roast color of specialty coffees using near infrared spectroscopy (NIR) and partial least square (PLS), which in this work presented determination coefficients  $R^2 = 99,53 \%$  for ground coffee and  $R^2 = 96,20 \%$  for coffee beans. The second methodology consist in the prediction of the roast color of specialty coffees using digital images processing and artificial neural networks (RNA) for roasted and ground coffee  $R^2$  training =  $99,97 \%$  and  $R^2$  valid. =  $99,97 \%$  and for roasted coffee beans  $R^2$  training =  $99,83 \%$  and  $R^2$  valid. =  $99,94 \%$ , both the results were promising e suggest the possibilities to use this techniques to evaluate the roasted coffee in function of the color. For the use of RNAs was developed a software (FRR 1.0) capable to predict the Agtron value and the roast level at which the coffee samples were classified, directly to the operator, therefore, present a potential applicability in the coffee roasters. This software was registered at the National Institute of Industrial Property (INPI), on October 25, 2019, with registration number 512019002447-8. The third methodology consist in the prediction of Agtron variable in function of the color parameters of the Commission Internationale de l'Eclairage, as  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ ,  $C^*$  and  $H^\circ$  with  $R^2 = 99,33 \%$  to roasted coffee beans and  $R^2 = 99,88 \%$  to roasted and ground coffee. And, in the prediction Agtron variable mass loss function with  $R^2 = 98,29 \%$ . The results obtained through three methodologies were promising and show the possibility of using the prediction model adjustments for the Agtron variable in function of the parameters used in this study.

**Keywords:** Level of roasting. Agtron value and artificial neural network.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

### PRIMEIRA PARTE

Figura 1 - Dados da produção mundial de café no ano 2018.....	19
Figura 2 - Dados do consumo mundial de café em 2017 e 2018.....	20
Figura 3 - Corte transversal de um grão de café verde, beneficiado e seco.....	21
Figura 4 - Representação do mecanismo da reação de <i>Maillard</i> .....	27
Figura 5 - Descrição das etapas da reação de caramelização em meio ácido. ....	28
Figura 6 - Descrição das etapas da reação de caramelização em meio alcalino.....	29
Figura 7 - Curvas que representam as características sensoriais do café em função dos níveis de torra. ....	30
Figura 8 - Dispositivos para avaliação da cor do café torrado. ....	35
Figura 9 - Esquema do cubo de cores RGB. ....	36
Figura 10 - Esquema geral do processo de calibração pelo método PLS para construção do modelo entre os espectros de NIR e as propriedades de <i>yn</i> .....	39
Figura 11 - Demonstração dos principais elementos do sistema de visão computacional utilizado neste trabalho. ....	41
Figura 12 - Diagrama esquemático das partes que compõem um neurônio biológico (a) e um neurônio matemático (b). ....	43

### SEGUNDA PARTE

#### ARTIGO 1

Figura 1 - Fotografia das amostras de café nos diferentes níveis de torra, de acordo com os valores dos discos Agtron/ SCAA. ....	57
Figura 2 - Espectros NIR na faixa de $4000\text{ cm}^{-1}$ a $10000\text{ cm}^{-1}$ para as amostras do café torrado em grãos. ....	60
Figura 3 - Análise de regressão entre as variáveis experimentais e os valores preditos pela calibração multivariada para os valores de Agtron do café torrado em grãos por meio do espectro de NIR.....	62
Figura 4 - Espectros NIR na faixa de $4000\text{ cm}^{-1}$ a $10000\text{ cm}^{-1}$ para as amostras do café torrado e moído.....	63
Figura 5 - Análise da capacidade preditiva entre as variáveis experimentais e os valores preditos pela calibração multivariada para os valores de Agtron do café torrado e moído por meio dos espectros do NIR. ....	65

#### ARTIGO 2

Figura 1 - Diagrama esquemático de um neurônio matemático.....	74
Figura 2 - Representação gráfica da metodologia realizada para a obtenção dos histogramas de cor do café torrado nas etapas 1 (a) e 2 (b) do processamento de imagens. ....	79
Figura 3 - Modelo conceitual da rede neural artificial utilizada neste trabalho, contendo uma camada de entrada, uma camada oculta e uma camada de saída. ....	80

Figura 4 - Análise de regressão entre os valores experimentais e os valores preditos pela RNA para a variável Agtron do café torrado em grãos. ....	83
Figura 5 - Análise de regressão entre os valores experimentais e os valores preditos pela RNA para a variável de Agtron do café torrado e moído. ....	85
Figura 6 - A figura (a) mostra a interface gráfica inicial do <i>software</i> FRR 1.0 e a figura (b) a interface gráfica do software após realizar o cálculo interno do valor Agtron...	86

### **ARTIGO 3**

Figura 1 - Análise de regressão entre os valores experimentais e os valores preditos por meio dos parâmetros de cor CIE $L^*a^*b^*C^*$ e $H^\circ$ para a variável Agtron. ....	97
Figura 2 - Análise de regressão entre os valores experimentais e os valores preditos pela perda de massa para a variável Agtron. ....	98

## LISTA DE TABELAS

### PRIMEIRA PARTE

Tabela 1 - Lista dos compostos químicos do café verde e torrado (g/100g) para as espécies <i>Coffea arabica</i> L. e <i>Coffea canephora</i> Pierre. ....	23
---	----

### SEGUNDA PARTE

#### ARTIGO 1

Tabela 1 - Classificação das amostras de café torrado em função do valor Agtron e a descrição de cada nível de torra.....	56
---	----

#### ARTIGO 2

Tabela 1 - Classificação das amostras de café torrado em função do valor Agtron e a descrição de cada nível de torra.....	76
Tabela 2 - Valores de RMSE e $R^2$ dos conjuntos de treinamento e validação da RNA em função do número de nós da camada oculta, para o cálculo do escore e do escore normalizado na faixa de zero a 100 para o café torrado em grão.....	82
Tabela 3 - Valores de RMSE e $R^2$ dos conjuntos de treinamento e validação da RNA em função do número de nós da camada oculta, para o cálculo do escore e do escore normalizado na faixa de zero a 100 para o café torrado e moído.....	84

#### ARTIGO 3

Tabela 1 - Classificação das amostras de café torrado em função do valor Agtron e a descrição de cada nível de torra.....	94
---	----

## LISTA DE SIGLAS

ABIC	Associação Brasileira da Indústria de Café
BSCA	Associação Brasileira de Cafés Especiais
CIE	<i>Commission Internationale de l'Eclairage</i> (Associação de padronização de cor)
CONAB	Companhia Nacional de Abastecimento
FTIR	Espectroscopia de Infravermelho por Transformada de Fourier
ICO	<i>International Coffee Organization</i>
INPI	Instituto Nacional de Propriedade Industrial
MIR	Espectroscopia de Infravermelho Médio
NIR	<i>Near Infrared Spectroscopy</i> (Espectroscopia de Infravermelho Próximo)
PLS	Regressão por Mínimos Quadrados Parciais
PRESS	<i>Predicted Residual Error Sum of Squares</i>
RGB	<i>Red, Green and Blue</i> (parâmetros de cor)
RMSE	Erro quadrático médio
RNAs	Redes Neurais Artificiais
SCA	<i>Specialty Coffee Association</i>
SCAA	<i>Specialty Coffee Association of America</i>
HMF	Hidroximetilfurfural

## LISTA DE SÍMBOLOS

$m_{\text{torrado}}$	Massa dos grãos de café torrado
$m_{\text{verde}}$	Massa dos grãos de café verde
$\Delta m$	Percentual de perda de massa do café torrado
$Y_{[n \times p]}$	Matriz $Y$ dos valores das $p$ variáveis de interesse das $n$ amostras
$X_{[n \times J]}$	Matriz $X$ dos valores de absorbância nos $J$ comprimentos de onda
$b_{[J \times p]}$	Matriz dos coeficientes do modelo
$E_{[n \times p]}$	Resíduo não explicado pelo modelo
$y_i$	Valor de referência para $i$ -ésima amostra
$\hat{y}_i$	Valor predito para a variável de interesse
$R^2$	Coefficiente de correlação
$nm$	Nanômetro = $10^{-9} m$
$u_k$	Saída do combinador linear
$w_{kj}$	Peso sináptico do neurônio $k$
$x_j$	Entrada da sinapse $j$ conectada ao neurônio $k$
$y_k$	Sinal de saída do neurônio
$\varphi(\cdot)$	Função de ativação
$b_k$	Bias
$v_k$	Potencial de ativação do neurônio

## SUMÁRIO

	<b>PRIMEIRA PARTE</b> .....	<b>16</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO GERAL</b> .....	<b>17</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>19</b>
<b>2.1</b>	<b>Mercado e produção do café</b> .....	<b>19</b>
<b>2.1.1</b>	<b>Mercado e produção mundial</b> .....	<b>19</b>
<b>2.1.2</b>	<b>Mercado e produção nacional</b> .....	<b>20</b>
<b>2.2</b>	<b>O café verde</b> .....	<b>21</b>
<b>2.2.1</b>	<b>O fruto do cafeeiro e o grão de café verde</b> .....	<b>21</b>
<b>2.2.2</b>	<b>O processamento do café verde</b> .....	<b>22</b>
<b>2.3</b>	<b>Torra e moagem do café</b> .....	<b>23</b>
<b>2.3.1</b>	<b>Aspectos físicos e químicos da torra do café</b> .....	<b>23</b>
<b>2.3.1.1</b>	<b>A reação de <i>Maillard</i> e os efeitos da caramelização no processo de torra do café</b> .....	<b>26</b>
<b>2.3.2</b>	<b>Alterações sensoriais no café decorrentes do processo de torra</b> .....	<b>29</b>
<b>2.3.3</b>	<b>Controle do processo de torra do café</b> .....	<b>31</b>
<b>2.3.4</b>	<b>Moagem do café</b> .....	<b>33</b>
<b>2.4</b>	<b>A cor do café e seu efeito sobre os parâmetros de qualidade</b> .....	<b>34</b>
<b>2.4.1</b>	<b>A percepção da cor</b> .....	<b>34</b>
<b>2.4.2</b>	<b>Os sistemas de medição da cor</b> .....	<b>34</b>
<b>2.4.2.1</b>	<b>Sistema Agtron/SCAA</b> .....	<b>34</b>
<b>2.4.2.2</b>	<b>Sistema CIELab</b> .....	<b>35</b>
<b>2.4.2.3</b>	<b>Sistema RGB</b> .....	<b>36</b>
<b>2.4.3</b>	<b>Análise da cor do café por meio de espectroscopia de infravermelho próximo e calibração multivariada</b> .....	<b>37</b>
<b>2.4.3.1</b>	<b>Espectroscopia de infravermelho próximo</b> .....	<b>37</b>
<b>2.4.3.2</b>	<b>Calibração multivariada</b> .....	<b>38</b>
<b>2.4.4</b>	<b>Análise de cor por meio de processamento de imagens digitais e redes neurais artificiais</b> .....	<b>40</b>
<b>2.4.4.1</b>	<b>Processamento de imagens digitais para análise de cor de café torrado</b> .....	<b>40</b>
<b>2.4.4.2</b>	<b>Calibração multivariada por meio de Redes Neurais Artificiais</b> .....	<b>42</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>46</b>
	<b>SEGUNDA PARTE – ARTIGOS</b> .....	<b>52</b>
	<b>ARTIGO 1 PREDIÇÃO DA COR DA TORRA DE CAFÉS ESPECIAIS UTILIZANDO ESPECTROSCOPIA DE INFRAVERMELHO PRÓXIMO (NIR) E REGRESSÃO DE MÍNIMOS QUADRADOS PARCIAIS (PLS)</b> .....	<b>52</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>54</b>
<b>2</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b> .....	<b>56</b>
<b>2.1</b>	<b>Obtenção e preparo das amostras de café</b> .....	<b>56</b>
<b>2.2</b>	<b>Processo de torra e moagem do café</b> .....	<b>57</b>
<b>2.3</b>	<b>Análise de Infravermelho Próximo (NIR)</b> .....	<b>58</b>
<b>2.4</b>	<b>Calibração multivariada para análise de cor</b> .....	<b>58</b>
<b>3</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	<b>60</b>
<b>3.1</b>	<b>Café em grãos</b> .....	<b>60</b>
<b>3.1.1</b>	<b>Análise descritiva dos dados</b> .....	<b>60</b>
<b>3.1.2</b>	<b>Análise de correlação entre a variável Agtron e os comprimentos de onda do NIR para o café torrado em grãos</b> .....	<b>60</b>
<b>3.1.3</b>	<b>Avaliação da capacidade preditiva do modelo regressor para o café torrado em grãos</b> .....	<b>61</b>

3.2	Café torrado e moído .....	62
3.2.1	Análise descritiva dos dados .....	62
3.2.2	Análise de correlação entre a variável Agtron e os comprimentos de onda do NIR para o café torrado e moído.....	63
3.2.3	Avaliação da capacidade preditiva do modelo regressor para o café torrado e moído .....	64
4	CONCLUSÃO.....	66
	REFERÊNCIAS.....	67
	<b>ARTIGO 2 PREDIÇÃO DA COR DA TORRA DE CAFÉS ESPECIAIS POR MEIO DE REDES NEURAS MULTIPERCEPTRON E PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS .....</b>	<b>70</b>
1	INTRODUÇÃO.....	72
2	MATERIAIS E MÉTODOS .....	76
2.1	Obtenção e preparo das amostras de café.....	76
2.2	Processo de torra e moagem do café.....	77
2.3	Fotografia digital das amostras de café.....	78
2.4	Obtenção dos histogramas de cor por meio do software de processamento de imagens digitais .....	78
2.5	Extração de informações de cor por meio de Redes Neurais Artificiais – RNA .....	80
3	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	81
3.1	Análise de cor .....	81
3.1.1	Café torrado em grãos .....	81
3.1.2	Café torrado e moído .....	84
3.2	Desenvolvimento de um <i>software</i> por meio de Redes Neurais Artificiais – RNA .....	86
4	CONCLUSÃO.....	87
	REFERÊNCIAS.....	88
	<b>ARTIGO 3 PREDIÇÃO DA INTENSIDADE DE COR NA ESCALA AGTRON DE CAFÉS ESPECIAIS POR MEIO DA ANÁLISE DE COR E DA PERDA DE MASSA.....</b>	<b>91</b>
1	INTRODUÇÃO.....	93
2	MATERIAIS E MÉTODOS .....	94
2.1	Obtenção e preparo das amostras de café.....	94
2.2	Processo de torra e moagem do café.....	95
2.3	Análise da cor pelo sistema CIE L*a*b*C* e H° do café em função dos níveis de torra e sua correlação com a cor .....	96
2.4	Análise da perda de massa do café em função dos níveis de torra e sua correlação com a cor .....	96
2.5	Análise estatística .....	96
3	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	97
3.1	Análise da cor pelo sistema CIE L*a*b*C* e H° do café em função dos níveis de torra e sua correlação com a variável Agtron.....	97
3.2	Análise da perda de massa do café em função dos níveis de torra e sua correlação com a variável Agtron .....	98
4	CONCLUSÃO.....	99
	REFERÊNCIAS.....	100



**PRIMEIRA PARTE**

## 1 INTRODUÇÃO GERAL

O café é um dos produtos agrícolas de maior relevância na economia do Brasil e, sua qualidade é influenciada por diversos fatores, tais como genética, origem, cultivo, processo de pós-colheita, armazenamento e torra. Nos últimos anos houve um crescimento no consumo de café especial. Esse aumento se deve, entre outros fatores, à maior conscientização do consumidor devido a busca por conhecimento em relação a qualidade do café, resultando em consumidores mais exigentes (Associação Brasileira de Cafés Especiais - BSCA, 2018).

A torra é um processo térmico dependente do binômio tempo e temperatura, que promove mudanças físicas e químicas nos grãos de café, dentre elas a cor, a expansão volumétrica e os atributos sensoriais de fragrância, aroma, doçura, sabor, acidez e corpo.

A cor é um dos critérios quali-quantitativos utilizados para interromper o processo de torra e, pode ser utilizada como um parâmetro de qualidade para a avaliação do nível de torra, principalmente quando associado a avaliação sensorial. De maneira geral, a avaliação do nível da torra é realizada pelo método visual da cor final desejada, que pode variar por fatores como o tipo de grão de café, o equipamento de torra, a condução do binômio tempo e temperatura durante o processo, o teor de umidade inicial dos grãos e a taxa de transferência de calor.

Um descritor específico de cor bastante utilizado pela indústria de café para avaliar o nível de torra é o valor Agtron, sua medição é realizada por meio de equipamentos como os espectrofotômetros portáteis ou pelos discos Agtron da *Specialty Coffee Association of America* – SCAA, que são discos de diferentes intensidades de marrom associados ao número Agtron, variando em uma escala numérica entre #25 e #95, em que #25 representa a tonalidade marrom mais escura e #95 a tonalidade marrom mais clara.

A metodologia utilizada para determinar a variável Agtron consiste em quantificar a energia que é refletida na superfície de uma amostra de café na região do infravermelho próximo e visível, que varia em uma escala entre zero e 100. Ambos os métodos (espectrofotômetros e discos Agtron/SCAA) são de alto custo e inacessíveis a pequenas indústrias de café para o controle da cor de seus cafés, por isso que na maioria das vezes, o nível de torra é monitorado de forma subjetiva pelo método visual e pela experiência do profissional responsável pela torra.

A cor externa do grão de café torrado indica qual o seu nível de torra, por isso a avaliação da cor do café torrado é uma maneira de padronizar o produto final, bem como de interromper o processo de torra. No entanto, vale ressaltar que a cor final do café especial não é um parâmetro de qualidade isolado, uma vez que outros fatores influenciam na qualidade

final do café, dentre eles, os aspectos sensoriais definidos por provadores treinados pela prova de xícara.

Pensando nisso, o presente trabalho teve como objetivo propor três metodologias alternativas para a análise de cor do café especial torrado em grão e moído, capazes de prever a cor da torra com base na mesma escala dos discos Agtron da SCAA, em substituição aos espectrofotômetros tradicionais e aos discos Agtron, minimizando a subjetividade de um julgamento visual e contribuindo para monitoramento e garantia da cor do café torrado.

A dissertação foi organizada em duas partes. Na primeira parte contém a revisão de literatura. A segunda parte consiste na apresentação dos resultados obtidos, a qual foi dividida na forma de três artigos científicos para posteriormente serem submetidos em revistas internacionais com seletiva política editorial. Essa divisão ocorreu por se tratar de técnicas distintas, embora com o mesmo objetivo de pesquisa, que foi prever a cor do café torrado.

- a) No primeiro artigo, utilizou-se a técnica de espectroscopia de infravermelho próximo (NIR) e a regressão de mínimos quadrados parciais (PLS) para a predição da cor do café torrado.
- b) No segundo artigo, utilizou-se a técnica de redes neurais multiperceptron e processamento de imagens digitais para a predição da cor da torra de cafés especiais. Para o uso das RNAs foi desenvolvido um *software* (FRR 1.0) com número de registro 512019002447-8 no Instituto Nacional de Propriedade Industrial – INPI, capaz de prever o valor Agtron e o nível de torra no qual as amostras de café se enquadram, tanto para o café torrado em grãos quanto para o café torrado e moído, apresentando potencial aplicabilidade nas torrefadoras de café.
- c) No terceiro artigo, foram utilizados os parâmetros de cor da *Commission Internationale de l'Eclairage* (CIE) e de perda de massa por meio de uma regressão para o ajuste do modelo preditivo da variável Agtron.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

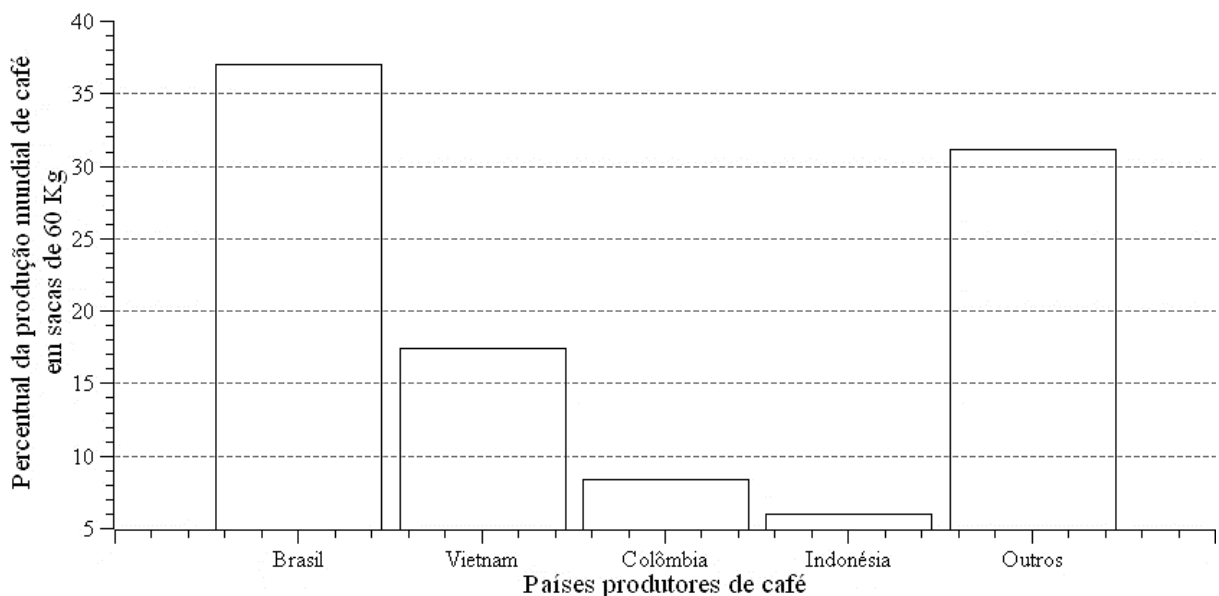
### 2.1 Mercado e produção do café

#### 2.1.1 Mercado e produção mundial

No mercado internacional, cerca de 98 % das espécies de café que possuem relevância comercial são *Coffea arabica* L. e a *Coffea canephora* Pierre, devido a sua qualidade de bebida e plantio (ALVES et al., 2017).

No ano de 2018, a produção mundial de café foi de aproximadamente 169 milhões de sacas de 60 kg, sendo que 61,28 % corresponde a espécie *Coffea arabica* L. e 38,78 % a espécie *Coffea canephora* Pierre. Os países que são responsáveis pela maior parte da produção mundial estão indicados na Figura 1 (INTERNATIONAL COFFEE ORGANIZATION - ICO, 2019).

Figura 1 - Dados da produção mundial de café no ano 2018.

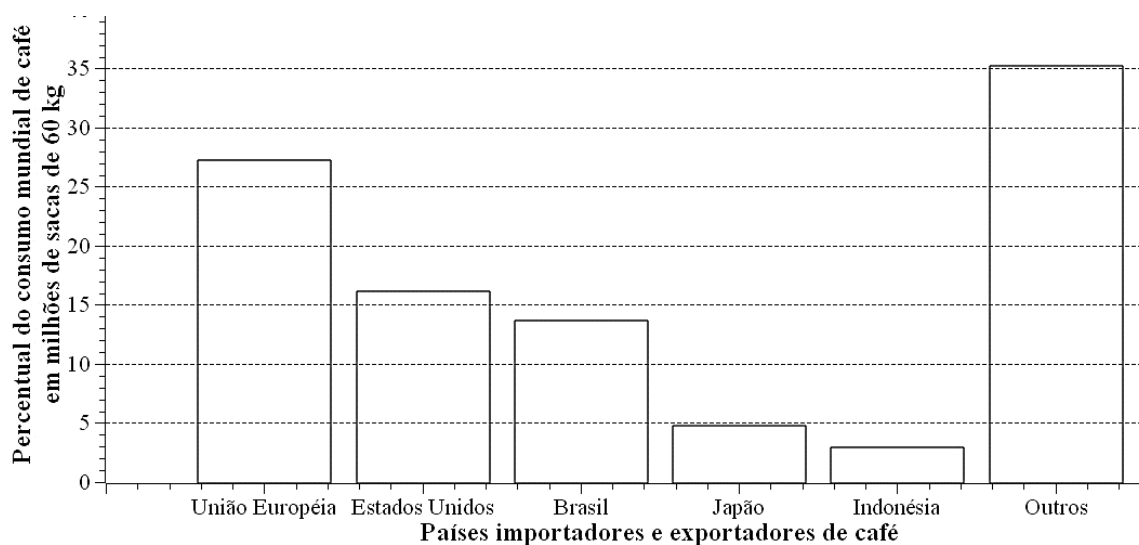


Fonte: adaptada de ICO (2019).

A Figura 1 apresenta o gráfico do percentual de produção mundial de café no ano de 2018. Na Figura 1 o Brasil é o maior produtor mundial de café, com 36,97 % do total, o equivalente a aproximadamente 62 milhões de sacas.

O consumo mundial de café durante os anos de 2017 e 2018 foi de 161, 381 milhões de sacas de 60 kg. Os países importadores e exportadores de café que mais o consomem estão indicados na Figura 2 (ICO, 2019).

Figura 2 - Dados do consumo mundial de café em 2017 e 2018.



Fonte: adaptada de ICO (2019).

A Figura 2 mostra o gráfico do percentual de consumo mundial de café nos anos de 2017 e 2018. Dentre os países exportadores o Brasil se destaca no consumo, com 13,63 %, o equivalente a aproximadamente 22 milhões de sacas.

### 2.1.2 Mercado e produção nacional

No Brasil, a produção de café das espécies *Coffea arabica* L. e *Coffea canephora* Pierre para a safra do ano de 2019 foi estimada em aproximadamente 48,99 milhões de sacas de 60 kg de café beneficiado, sendo que destas sacas 34,47 milhões são da espécie *C. arabica* e 14,52 milhões da espécie *C. canephora*. A maior parte desta produção está concentrada nos estados de Minas Gerais (*C. arabica*) com 24,41 milhões de sacas e do Espírito Santo (*C. canephora*) com 10,32 milhões de sacas (COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO - CONAB, 2019).

A Associação Brasileira da Indústria de Café (ABIC, 2018) afirma que o consumo interno de café atingiu aproximadamente 21 milhões de sacas no período compreendido entre novembro/2017 e outubro/2018, isso representa um aumento no consumo *per capita* do café torrado e moído em relação ao período anterior (novembro/2016 e outubro/2017) que foi de 4,65 para 4,82 kg/(Habitante x ano).

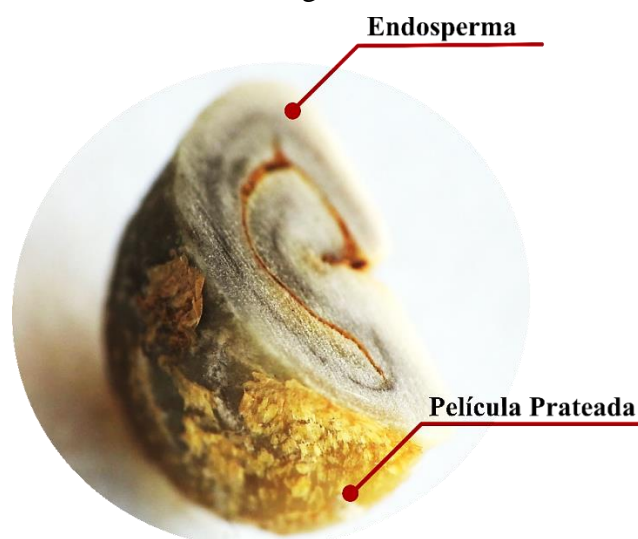
A Associação Brasileira de Cafés Especiais (BSCA, 2018) por meio de uma pesquisa realizada pela *Euromonitor International* indica que houve um crescimento médio de 18,1 % no consumo brasileiro de café especial entre os anos de 2012 e 2016. A projeção para o consumo de cafés especiais até o ano de 2021 é de 1,7 milhões de sacas. A ABIC atribui esse aumento, entre outros fatores, à maior conscientização do consumidor devido a busca por conhecimento em relação a qualidade do café, resultando assim em consumidores mais exigentes (ABIC, 2018).

## 2.2 O café verde

### 2.2.1 O fruto do cafeeiro e o grão de café verde

A anatomia do fruto do cafeeiro é constituída pelo exocarpo (casca), mesocarpo (mucilagem), endocarpo (pergaminho) e a semente (endosperma, película prateada e embrião). A composição química do endosperma (Figura 3) possui relevância para o café torrado, uma vez que afeta diretamente os compostos precursores de sabor e aroma e, conseqüentemente a qualidade da bebida (ALVES et al., 2017; BORÉM, 2008).

Figura 3 - Corte transversal de um grão de café verde, beneficiado e seco.



Fonte: O autor (2019).

O teor de água, a anatomia e a composição química dos frutos do cafeeiro durante a colheita possuem uma relação entre o estágio de maturação e a eficiência das operações de pós-colheita, pois a heterogeneidade dos frutos compromete a qualidade final da bebida de

café. Portanto, a colheita seletiva, a separação do café por diferentes estádios de maturação e a secagem bem conduzida pode produzir cafés de qualidade superior (MALTA, 2011).

### 2.2.2 O processamento do café verde

Existem dois métodos de processamento do café, via seca e via úmida, que influenciam na qualidade e composição dos grãos. No processamento via seca, os frutos são secos inteiros, sem a remoção do exocarpo, e são denominados como café natural. Já no processamento via úmida existem 3 diferentes formas de manipular os frutos.

- a) Café descascado: retira-se apenas a casca do fruto e a mucilagem remanescente não é removida dos grãos;
- b) Café despolpado: o fruto é descascado mecanicamente e a mucilagem remanescente é retirada por fermentação;
- c) Café desmucilado: o fruto é descascado e a mucilagem é removida mecanicamente (BORÉM, 2008).

A qualidade do café torrado se dá inicialmente pela composição química do café verde, que por sua vez, está diretamente relacionada a variedade, manejo, pós-colheita, condições de secagem e armazenamento. Embora a complexidade dos compostos químicos presentes no café verde seja importante para sua qualidade, é apenas no processo de torra que ocorrem as mudanças químicas, físicas e sensoriais, que afetam a cor, aroma e sabor característico do café (BELCHIOR et al., 2019; CAPORASO et al., 2018; CHO et al., 2017; CLARKE, 2003; CRAIG et al., 2018; GABRIEL-GUZMÁN et al., 2017).

A aceitação do café pelos consumidores também está relacionada com qualidade da bebida, devido a presença de diferentes compostos químicos nos grãos de café que originam experiências únicas de sabor, aroma, acidez e doçura na bebida, tais como os ácidos orgânicos e a sacarose (BORÉM et al., 2016).

Os consumidores de cafés especiais estão cada vez mais exigentes quanto a qualidade, principalmente pelos atributos sensoriais da bebida e estão dispostos a pagar mais por experiências diferenciadas. A busca por cafés especiais apresenta uma oportunidade de mercado promissora para o Brasil, pois as diversas regiões produtoras possuem condições favoráveis para a produção de cafés com características peculiares (GIOMO; BORÉM, 2011).

Na Tabela 1 a seguir estão apresentados alguns compostos químicos presentes no café verde e torrado das espécies *Coffea arabica* L. e *Coffea canephora* Pierre.

Tabela 1 - Lista dos compostos químicos do café verde e torrado (g/100g) para as espécies *Coffea arabica* L. e *Coffea canephora* Pierre.

Compostos químicos	<i>Coffea arabica</i> L.		<i>Coffea canephora</i> Pierre	
	Grão verde	Grão torrado	Grão verde	Grão torrado
<b>Polissacarídeos</b>	43,0 – 45,0	38,0	46,9 – 48,3	42,0
<b>Sacarose</b>	6,2 – 8,4	0,0	0,9 – 4,8	0,0
<b>Lipídios</b>	15,0 – 18,0	17,0	8,0 – 12,0	11,0
<b>Proteínas</b>	8,5 – 12,0	7,5	8,5 – 12,0	7,5
<b>Aminoácidos</b>	0,2 – 0,8	0,0	0,2 – 0,8	0,0
<b>Ácidos alifáticos</b>	2,0 – 2,9	1,6	1,3 – 2,2	1,6
<b>Ácidos clorogênicos</b>	6,7 – 9,2	2,5	7,1 – 12,1	3,8
<b>Cafeína</b>	0,8 – 1,4	1,3	1,7 – 2,4	2,4
<b>Trigonelina</b>	0,6 – 1,2	1,0	0,3 – 0,9	0,7
<b>Minerais</b> (principalmente potássio)	3,0 – 5,4	4,5	3,0 – 5,4	4,7
<b>Água</b>	8,0 – 12,0	0,0 – 5,0	8,0 – 12,0	0,0 – 5,0
<b>Melanoidinas</b>	0,0	23,0	0,0	23,0

Fonte: adaptada de Wang e Lim (2015).

Na sequência serão apresentados alguns tópicos importantes sobre o processo de torra, bem como os aspectos físicos, químicos e sensoriais do café torrado que envolvem a sua qualidade final.

## 2.3 Torra e moagem do café

### 2.3.1 Aspectos físicos e químicos da torra do café

Durante o processo de torra os grãos de café verde são submetidos a uma faixa de temperaturas, variável entre 180 e 250 °C ao longo da operação, capaz de desenvolver diferentes níveis de torra dependendo do modelo do torrador, tipo de transferência de calor e preferência do consumidor. Esse processo térmico ocorre em três estágios que são a secagem, a pirólise e o resfriamento. A temperatura de aproximadamente 50 °C é marcada pelo início da ruptura da estrutura do tecido celular dos grãos e, com o aumento contínuo da temperatura inicia-se a fase de secagem em torno de 100 °C, na qual ocorrem a desnaturação das proteínas, evaporação da água superficial e parte da água livre. O aumento da temperatura



indica o início da segunda fase, em que os grãos de café sofrem escurecimento devido as reações de *Maillard* e degradação de *Strecker*, dando origem a diversos compostos, dentre eles as melanoidinas (BICHO et al., 2012; CID; PEÑA, 2016; CLARKE, 2003).

Por volta de 150 °C, as substâncias gasosas formadas como o vapor de água, dióxido de carbono e monóxido de carbono são liberadas e o volume do grão de café aumenta entre 50 e 80 %. Em temperaturas entre 180 e 200 °C ocorrem as reações de pirólise, com a ruptura do endosperma, fissuração dos grãos, formação dos compostos aromáticos e de sabor que são característicos do café. Para se evitar o escurecimento excessivo e não perder os compostos de aroma e sabor, inicia-se a terceira fase, em que os grãos de café são removidos do torrador para interromper o processo térmico e, são resfriados com uma corrente de ar frio ou com água pulverizada (BICHO et al., 2012; CID; PEÑA, 2016; CLARKE, 2003).

O processo de torra implica na perda de massa entre o café verde e o torrado, essa perda pode variar entre 12 e 20 % dependendo de alguns fatores como a origem genética, umidade do grão verde, condições de armazenamento, processo de torra e o nível de torra. Tal perda é resultante da liberação da água vaporizada, da transformação da matéria orgânica em substâncias voláteis e do desprendimento da película prateada, que pode representar até 1 % deste total. A taxa de perda de massa do café torrado geralmente é maior nos estágios iniciais do processo de torra, devido à desidratação dos grãos verdes e conseqüentemente a evaporação da água, enquanto que a perda de matéria orgânica se dá nos estágios mais avançados do processo (BICHO et al., 2012; SCHENKER; ROTHGEB, 2017).

Uma das maneiras de determinar o nível de torra é pelo cálculo da perda de massa (Equação 1), de acordo com Schenker e Rothgeb (2017). Para Sivetz (1963) os percentuais de perda de massa variam entre 13 % para torra clara; 15 % para a torra média e 17 % para torra escura.

$$\Delta m = \frac{m_{verde} - m_{torrado}}{m_{verde}} \times 100 \quad (\text{Equação 1})$$

Em que:  $\Delta m$  é o percentual de perda de massa do café torrado;  $m_{verde}$  é a massa dos grãos de café verde (kg) e  $m_{torrado}$  é a massa dos grãos de café torrados (kg).

Outra mudança física que ocorre durante o processo de torra é o aumento do volume dos grãos de café, que está relacionado com a distribuição da força, expansão dos gases no endosperma e conseqüentemente isso implica no inchaço das células vegetais do grão de café.

Uma alta quantidade de dióxido de carbono ( $CO_2$ ) é liberada durante o processo de torra, aproximadamente 87% dos compostos gasosos, isso ocorre devido as reações de degradação térmica, no entanto, uma parte do  $CO_2$  permanece retida nas matrizes de café e apenas é liberada após o resfriamento (BICHO et al., 2012; SCHENKER; ROTHGEB, 2017; WANG; LIM, 2015).

A expansão do grão de café durante o processo de torra se dá por uma força motriz entre a formação de gases, vapor de água e a resistência da parede celular. Os gases que são gerados pelo processo de torra são resultados da pirólise e da reação de *Maillard*, como por exemplo, o dióxido de carbono ( $CO_2$ ), monóxido de carbono ( $CO$ ) e nitrogênio ( $N_2$ ). Schenker et al. (2000) em um estudo concluiu que a pressão dentro do grão de café após a torra pode exceder o valor de 10 bars. De maneira geral, a parede celular do café está preparada para suportar uma pressão como essa sem se romper, pois o volume dos poros do grão de café se expandem gradualmente durante o processo de torra. No entanto, algumas falhas estruturais, como rachaduras, ocorrem durante os estágios finais do processo, liberando uma pequena quantidade de gás que origina sons, conhecidos *crack* ou *pop* (SCHENKER; ROTHGEB, 2017).

O nível de torra possui relação com a expansão do grão, por exemplo, na torra escura ocorre uma maior produção de gás o que aumenta a sua porosidade e volume. Além disso, também ocorre a migração dos lipídios, por meio das fissuras da parede celular até a superfície do grão de café. Este processo de migração dos óleos é mais rápido na torra escura, pois a sua força motriz é mais intensa, tal fato pode ser observado visualmente nos últimos estágios da torra, apenas quando a torra é muito escura, ou durante o armazenamento dos grãos de café de torra escura (SCHENKER; ROTHGEB, 2017).

Quanto aos aspectos químicos do processo de torra destacam-se a reação de *Maillard*, degradação de Strecker, pirólise, caramelização, desnaturação e degradação de proteínas e a degradação de ácidos, bem como as reações de escurecimento não-enzimático que garantem que as suas características peculiares de sabor, aroma e cor sejam adquiridas. Essas reações podem ser divididas em dois mecanismos principais: *Maillard* e caramelização, no que diz respeito a formação de compostos de pigmento (melanoidinas), conforme Araújo (2015).

Os grãos de café verde contêm na sua composição química aminoácidos e açúcar redutor, que sob altas temperaturas atuam na reação de *Maillard*, levando à formação de compostos de sabor, aroma e de cor, como as melanoidinas. A caramelização da sacarose também leva à produção de compostos voláteis e não voláteis de importância sensorial. Essas reações são complexas e difíceis de elucidar (CLARKE, 2003; GETACHEW; CHUN, 2019).

O produto final da reação de *Maillard* que possui pigmentação marrom são as melanoidinas, um dos principais componentes do café torrado devido a sua contribuição na coloração final e atributos sensoriais característicos, corresponde em até 25 % da matéria seca do café torrado (CID; PEÑA, 2016).

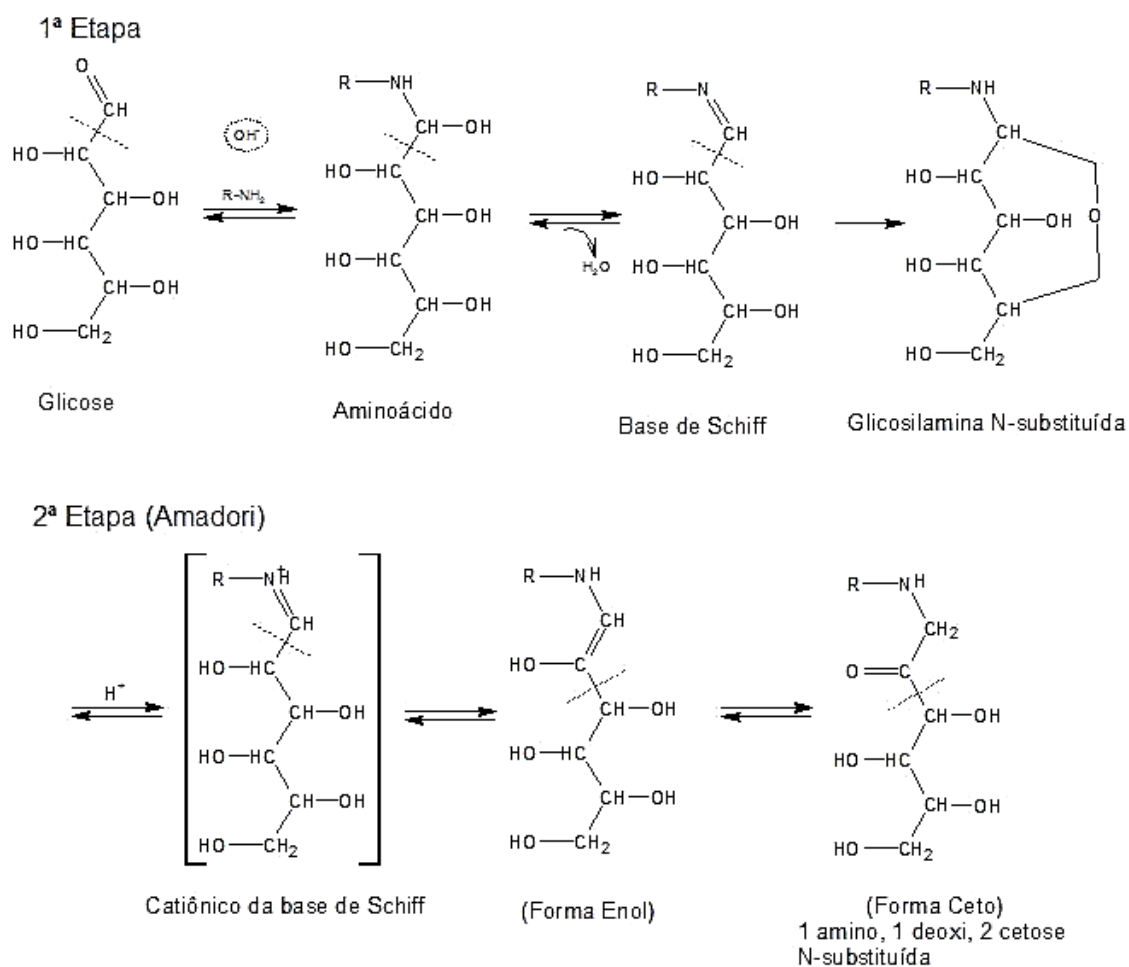
### **2.3.1.1 A reação de *Maillard* e os efeitos da caramelização no processo de torra do café**

A reação química entre um açúcar redutor, D-glicose, e um grupamento amina é conhecida como reação de *Maillard*, que implica na formação compostos de cor, como as melanoidinas (FENNEMA; DAMODARAN; PARKIN, 2010).

Essa reação ocorre preferencialmente em meio alcalino por meio de três etapas, de acordo com a Figura 4. Na primeira etapa da reação de *Maillard*, a glicose (açúcar redutor) condensa-se com o aminoácido. Essa condensação se faz no carbono reativo e é acelerada com a ação do calor e na presença de água. O composto formado desidrata, levando à formação da base de Schiff, insaturada e instável. O rearranjo para a forma cíclica é imediato e mais estável, em que N-glicosilamina substituída está em equilíbrio com a solução aquosa, e assim, encerra-se a primeira etapa (OETTERER; REGITANO-D'ARCE; SPOTO, 2006).

A segunda etapa é o rearranjo de Amadori, ela é considerada importante para o escurecimento. Ocorre entrada e saída de um  $H^+$ , inicialmente formado da base de Schiff. É a forma cetoseamina, mais estável, que encerra a segunda etapa. A terceira etapa consiste na formação das redutonas que são grupamentos de alto poder redutor e fonte de escurecimento na forma de deidrorredutona, sendo esse o escurecimento oxidativo. Também nesta etapa obtem-se o hidroximetilfurfural, que reage com outros compostos formando as melanoidinas. Nesta etapa ocorre também a liberação de  $CO_2$ , que aparece devido à degradação dos aminoácidos e aldeídos, e essa reação recebe o nome de degradação de Strecker (OETTERER; REGITANO-D'ARCE; SPOTO, 2006).

A caramelização também afeta a cor do café durante o processo da torra. Essa reação se dá pelo aquecimento de carboidratos, em particular a sacarose e açúcares redutores, na ausência de compostos nitrogenados (aminoácidos ou proteínas), originando o caramelo e compostos de aroma e sabor. O mecanismo da reação química de caramelização ocorre em meio ácido e/ou em meio alcalino, conforme citado a seguir (FENNEMA; DAMODARAN; PARKIN, 2010).

Figura 4 - Representação do mecanismo da reação de *Maillard*.**3ª Etapa**

- Formação de redutonas
- Formação de hidroximetilfurfural
- Degradação de Strecker - perda de  $\text{CO}_2$

Fonte: adaptada de Oetterer, Regitano-D'arce e Spoto (2006).

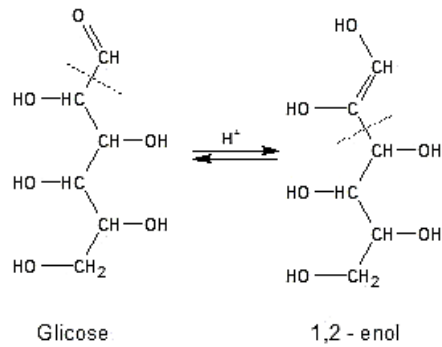
**a. Caramelização em meio ácido**

A caramelização em meio ácido pode ser dividida em três etapas, conforme descrito na Figura 5. Na primeira etapa, a glicose ou outro açúcar redutor sofre isomerização formando o 1,2-enol. Na segunda etapa ocorrem as desidratações e a saída de três moléculas de água. Após a primeira molécula de água sair ocorre um rearranjo que leva ao surgimento de um isômero insaturado (altamente instável) que logo se transforma em um isômero saturado mais estável e perde as outras duas moléculas de água. Esse isômero se encolhe a ponto de formar uma ligação hemiacetálica entre os carbonos 2 e 5, chamado de hidroximetilfurfural (HMF), que é precursor da cor, embora seja um composto incolor. Por fim, na terceira etapa ocorre a

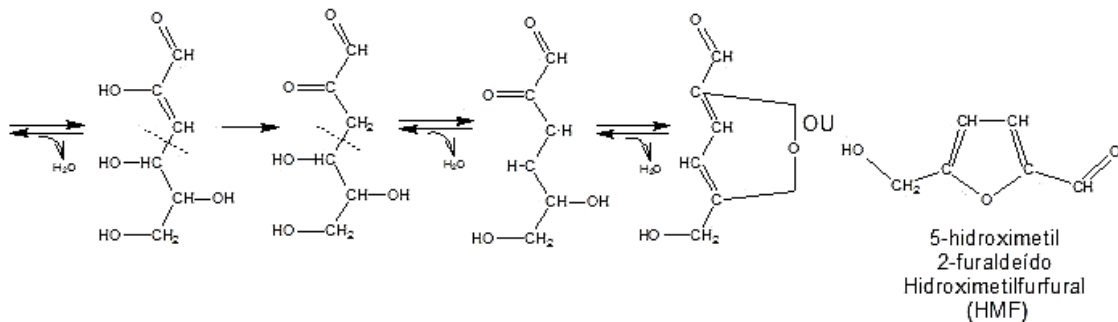
polimerização do HMF que resulta em um polímero colorido, chamado de melanoidinas (ARAÚJO, 2015; OETTERER; REGITANO-D'ARCE; SPOTO, 2006).

Figura 5 - Descrição das etapas da reação de caramelização em meio ácido.

1ª Etapa



2ª Etapa



3ª Etapa

- Polimerização do HMF = melanoidinas (cor)

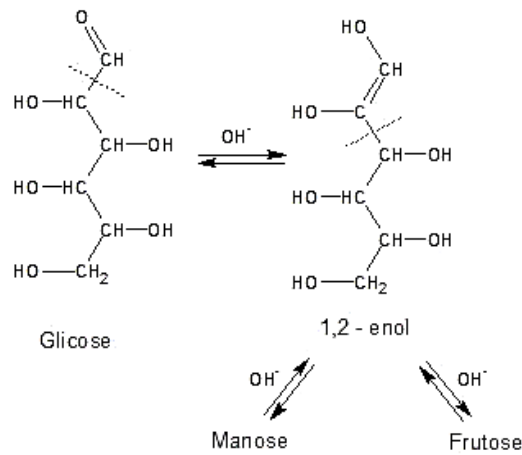
Fonte: adaptada de Oetterer, Regitano-D'arce e Spoto (2006).

## b. Caramelização em meio alcalino

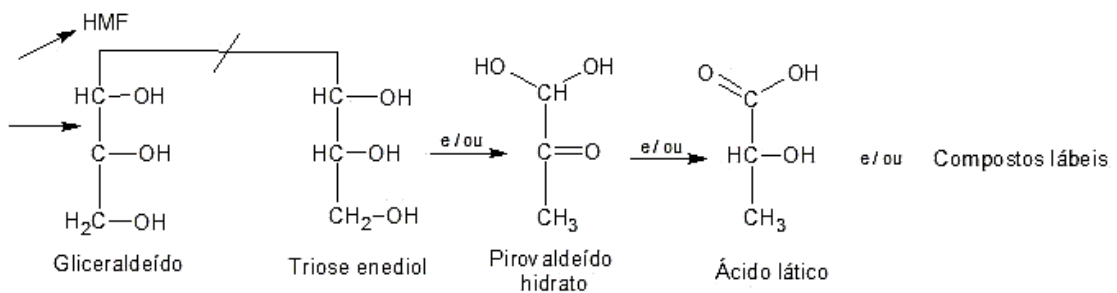
A caramelização em meio alcalino também pode ser dividida em três etapas, conforme a Figura 6. Na primeira etapa o açúcar redutor se isomeriza ou rearranja para enol. Na segunda etapa, fragmenta o 1,2 enol em compostos com três átomos de carbono (gliceraldeídos, triose enediol, piruválcido e ácido láctico) que são reativos, lábeis de rápida oxidação e escurecimento. A terceira etapa é a formação de polímeros, e consequentemente as melanoidinas (OETTERER; REGITANO-D'ARCE; SPOTO, 2006).

Figura 6 - Descrição das etapas da reação de caramelização em meio alcalino.

1ª Etapa



2ª Etapa (degradação de Holtamand)



3ª Etapa

- Polimerização = melanoidinas (cor)

Fonte: adaptada de Oetterer, Regitano-D'arce e Spoto (2006).

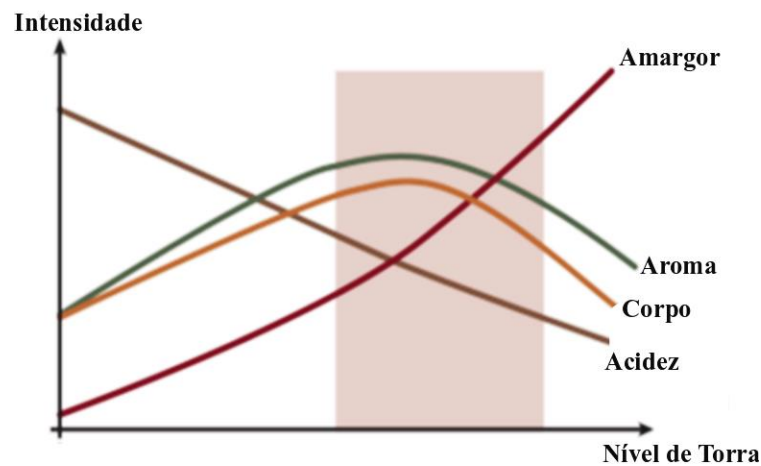
### 2.3.2 Alterações sensoriais no café decorrentes do processo de torra

A cinética de formação dos compostos aromáticos e de sabor durante o processo de torra ocorre em condições específicas das reações químicas, como a temperatura, atividade de água e pressão dos gases. E é controlada pelos parâmetros do processo, como a transferência de calor ao longo do tempo. Portanto, diferenças no binômio tempo e temperatura durante o processo de torra levam a perfis sensoriais únicos, a partir da mesma matéria-prima (POISSON et al., 2017).

O nível de torra tem sido associado com a qualidade da bebida de café devido as mudanças que ocorrem nas propriedades físicas e químicas do grão, tais como a formação e degradação de compostos que implicam no sabor e aroma do café torrado. A torra clara possui

como característica predominante a acidez, à medida com que a torra se torna mais escura essa característica diminui, acentuando aroma e corpo, como exemplificado na Figura 7. Já quando o grão se torna mais escuro ocorre à carbonização de alguns compostos prevalecendo o sabor de queimado. Um dos parâmetros que mais se utiliza para avaliar o nível da torra é o método visual, pela cor final desejada, que pode variar pelo tipo de grão de café utilizado, equipamento, binômio tempo e temperatura, teor de umidade inicial e a taxa de transferência de calor (CORRÊA et al., 2016; MELO, 2004).

Figura 7 - Curvas que representam as características sensoriais do café em função dos níveis de torra.



Fonte: adaptada de Poisson et al. (2017).

A composição química das espécies de café *Coffea arabica* L. e *Coffea canephora* Pierre são distintas, conforme apresentado anteriormente na Tabela 1, por isso seus grãos apresentam características sensoriais peculiares. A fração volátil do café torrado possui mais de 1000 compostos. De maneira geral, todos os constituintes químicos presentes no café verde são potenciais precursores de aroma, sabor e cor durante o processo de torra, tais como: carboidratos (oligossacarídeos e polissacarídeos), compostos nitrogenados (proteínas, trigonelina e cafeína), lipídios (ácidos graxos), ácidos orgânicos (ácido cítrico, ácido málico e ácido quínico) e água (POISSON et al., 2017).

Belchior et al. (2016) pela técnica de Espectroscopia de Infravermelho Difuso por Transformada de Fourier em conjunto com técnicas quimiométricas discriminaram com sucesso a intensidade do nível de torra e os parâmetros sensoriais de diferentes cafés torrados. No entanto, devido a complexidade do aroma do café torrado não foi possível atribuir uma classe específica destes compostos a um grupo de amostra em particular, embora todos os

modelos desenvolvidos no estudo apresentaram altos valores de sensibilidade e especificidade na discriminação dos cafés torrados.

A avaliação da qualidade sensorial de cafés especiais, intitulada de prova de xícara ou *cupping*, é realizada por meio de uma rigorosa metodologia, descrita pelo protocolo da *Specialty Coffee Association* (SCA, 2019). A metodologia possui critérios específicos para o desenvolvimento de cada etapa, inclusive para o processo de torra das amostras. A seguir são citados alguns dos critérios utilizados para a realização desta metodologia apenas quanto ao preparo das amostras durante o processo de torra e aos parâmetros para avaliação da cor do café torrado.

- a) A amostra deve ser torrada preferencialmente dentro de um prazo de 24 horas antes da análise sensorial e com um repouso mínimo de 8 horas após a torra.
- b) O tempo do processo de torra deve ocorrer entre 8 e 12 minutos.
- c) O nível de torra para análise sensorial deve ser medido entre 30 minutos e 4 horas após a torra.
- d) A coloração das amostras deve apresentar às seguintes medições, com uma tolerância de  $\pm 1,0$  unidades nos equipamentos: *Agtron "Gourmet"* = 63,0; *Agtron "Comercial"* = 48,0; *Colortrack* = 62,0; *Probat Colorette 3b*: 96,0; *Javalitics* = 63,0 ou 48,0; *RoastRite* = 63,0 e *Lightells* = 63,0.

### 2.3.3 Controle do processo de torra do café

A torra consiste em um processo térmico dependente do binômio tempo e temperatura que promove mudanças físicas e químicas nos grãos de café (CLARKE, 2003).

Em um processo de torra a transferência de calor se dá simultaneamente por meio de convecção, condução e radiação. A transferência de calor por convecção consiste na passagem do ar quente pela superfície dos grãos de café. A transferência de calor por condução ocorre quando o calor é transferido das paredes quentes da câmara do torrador para os grãos de café. Já a transferência de calor por radiação ocorre quando não existe contato direto entre uma superfície quente e os grãos de café, sua contribuição é limitada e insignificante quando comparada a condução e convecção (SCHENKER; ROTHGEB, 2017).

Durante o processo de torra, em sua fase inicial de secagem até 100 °C, é necessário o fornecimento de energia na forma de calor para evaporar a água do grão verde e induzir suas reações químicas, isto é chamado de fase endotérmica. A medida com que o processo evolui ocorre um balanço energético entre as reações químicas e o sistema se torna autocatalítico,



em torno de 170 °C e 220 °C, resultando na produção de compostos de sabor e aroma do café, esta é a chamada de fase exotérmica. Gradualmente o processo se aproxima das reações de combustão, que não são desejáveis para o produto final, por isso o o processo de torra deve ser interrompido e a amostra resfriada (POISSON et al., 2017; SCHENKER; ROTHGEB, 2017).

Diversos estudos foram realizados com o intuito de elucidar a influência da torra nos grãos de cafés e, conseqüentemente na qualidade da sua bebida (BAGGENSTOSS, 2008; GABRIEL-GUZMÁN et al., 2017; HERNÁNDEZ; HEYD; TRYSTRAM, 2008a, 2008b; ORTOLÁ et al., 1998; SCHENKER et al., 2000).

Para o controle de temperatura durante o processo de torra deve-se levar em consideração que o sensor de temperatura fica localizado dentro da câmara do torrador, onde está em contato tanto com os grãos de café quanto com ar quente, ou seja, a leitura do sensor sempre representará uma mistura entre a temperatura de ambos. Por isso, não é adequado comparar os valores de temperatura de um sistema de torra com outro (SCHENKER; ROTHGEB, 2017). Além disso, Silva (2008) avaliou diversas curvas de torra com dois equipamentos de medição de temperatura (termopar e termômetro à laser), neste estudo o autor observou que houve diferença entre as leituras e, atribui isto ao posicionamento e tipo de transferência de calor entre os equipamentos. Schenker et al. (2000) durante um experimento em pequena escala, conseguiu realizar a medição da temperatura no interior dos grãos de café, mas isso geralmente não é possível em escala industrial.

A escolha das variáveis tempo e temperatura dependem das características que são desejáveis para o produto final, inclusive para os compostos voláteis, que são importantes na formação do aroma do café. Baggenstoss et al. (2008) avaliaram o impacto de diversas combinações de tempo e temperatura durante o processo de torra tanto em um torrador industrial quanto em um torrador laboratorial e, compararam dois perfis de torra: baixa temperatura por longo tempo e alta temperatura com curto tempo. Os autores notaram que houve diferença significativa nas propriedades físicas dos grãos e na cinética de formação do aroma, uma vez que, na torra excessiva as quantidades de substâncias voláteis foram decrescentes ou estáveis. Além disso, concluíram que a medição da cor do café é um método eficiente, rápido e simples para determinar o nível de torra, isso quando comparado a técnicas complexas para análise de compostos químicos.

### 2.3.4 Moagem do café

O processo de moagem do café torrado consiste na aplicação de um esforço mecânico com o intuito de gerar partículas menores, aumentar a superfície de contato e possibilitar a extração dos compostos solúveis do grão para bebida de café. Um dos fatores que estão relacionados com o processo de moagem é o nível de torra do café. Um café com processo de torra rápido e com nível de torra escura aumenta a porosidade e fragilidade dos grãos o que conseqüentemente facilita a moagem, já o café com processo de torra lento, nível de torra clara e maior residual de umidade possui mais homogeneidade no tamanho dos poros e alta densidade o que requer um maior gasto de energia para moagem, no entanto o resultado final será mais homogêneo (VON BLITTERSDORFF; KLATT, 2017).

O teor de umidade nos grãos de café torrado (em torno de 1 e 2 %) bem como a sua distribuição são decisivos para uma moagem homogênea. Por isso, o tempo mínimo de descanso é de 6 a 12 horas entre o processo de torra e a moagem deve ser respeitado, a fim de garantir que a água se redistribua uniformemente por difusão no grão (VON BLITTERSDORFF; KLATT, 2017). Os grãos de café com mais de 6 % de umidade são muito elásticos e por isso são difíceis de serem moídos, mesmo após de um longo período de descanso (BAGGENSTOSS et al., 2008).

O processo de moagem também está relacionado com a avaliação sensorial do café especial, uma vez que para o preparo das amostras do *cupping* a moagem é um dos parâmetros de padronização exigidos pela metodologia oficial (SCA, 2019). A granulometria das amostras deve ser realizada para que ocorra a passagem de 70 % das suas partículas pela peneira de 20 mesh (0,84 mm) e o processo de moagem deve ser realizado com antecedência máxima de 15 minutos para a avaliação.

Os autores Bhumiratana, Adhikari e Chambers (2011) investigaram por meio de um painel sensorial treinado o impacto dos diferentes níveis de torra, moagem e preparo da bebida em relação aos atributos aromáticos do café. O resultado deste estudo foi que os painelistas detectaram características aromáticas mais intensas no café moído em comparação com o café em grão ou bebida, isso porque a moagem aumentou a área superficial, liberando mais compostos voláteis que são responsáveis pelo aroma.

## **2.4 A cor do café e seu efeito sobre os parâmetros de qualidade**

### **2.4.1 A percepção da cor**

A percepção da cor é o primeiro atributo avaliado pelos consumidores nos alimentos, ou seja, a cor é um componente importante na qualidade e aceitação do produto final. Nos últimos anos, os consumidores tornaram-se mais exigentes quanto à qualidade, por isso, a indústria de alimentos tem se preocupado em medir e controlar a cor de seus produtos. Nesse sentido, é fundamental utilizar e desenvolver sistemas para o monitoramento da cor durante as operações de processamento, de maneira objetiva e eficiente (WU; SUN, 2013).

Nos tópicos a seguir serão apresentados alguns parâmetros de qualidade que são comumente utilizados para a análise da cor do café torrado, tais como: Sistema Agrtron/SCAA, Sistema CIELab, Espectroscopia de Infravermelho Próximo (NIR) e o Processamento de Imagens Digitais.

### **2.4.2 Os sistemas de medição da cor**

A cor externa do grão de café torrado indica qual o seu nível de torra. A tonalidade do grão varia entre marrom clara e marrom escura, principalmente, devido à pirólise dos compostos orgânicos e à formação das melanoidinas (CID; PEÑA, 2016).

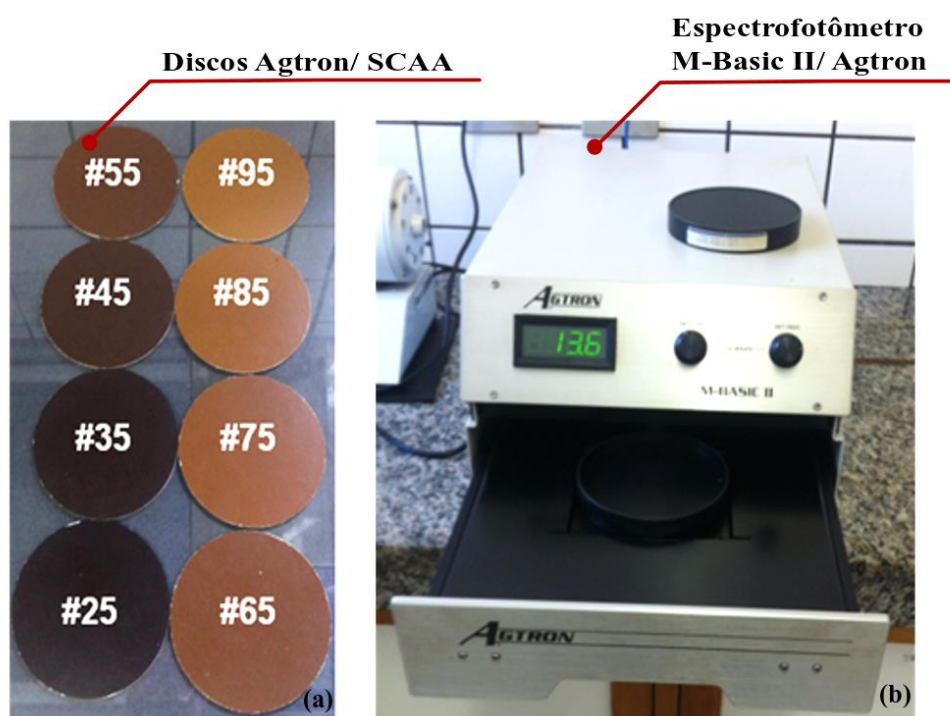
#### **2.4.2.1 Sistema Agrtron/SCAA**

Um descritor específico de cor que é bastante utilizado pela indústria de café para avaliar o nível de torra é o valor Agrtron, sua escala varia entre zero e 100. O valor de 75 representa a torra clara, 55 a torra média e 35 a torra escura (WANG; LIM, 2015).

A variável Agrtron consiste em medir a quantidade de energia que é refletida na superfície da amostra de café, na região do infravermelho próximo e visível. Os comprimentos de onda selecionados referem-se ao desenvolvimento de compostos orgânicos solúveis, como a caramelização da sacarose, que apresenta uma relação direta com o nível de torra. O Agrtron é calibrado por meio de uma escala de classificação do nível de torra, em que 0 representa a carbonização completa da sacarose e 100 representa a caramelização da sacarose entre 5 e 10% do valor médio da escala (AGTRON, 2010, 2019).

Na maioria das vezes, o nível de torra é monitorado de forma subjetiva, pelo método visual e pela experiência do profissional responsável pela torra. Pensando em padronizar esse método visual, a *Specialty Coffee Association of America* - SCAA desenvolveu modelos aceitos internacionalmente para monitorar indiretamente o nível de torra, como o *Roast Classification Color Disk* - SCAA que são discos de diferentes tonalidades de marrons (Figura 8.a). Além da análise visual é possível utilizar técnicas baseadas em reflectância na região do infravermelho próximo por meio espectrofotômetro, em luminosidade pelo parâmetro  $L^*$  e por colorímetro pelos parâmetros  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ ,  $C^*$  e  $H^\circ$  (CID; PEÑA, 2016). Um exemplo de espectrofotômetro projetado para fornecer com precisão o valor Agtron para posteriormente associar com o nível de torra é o equipamento M - Basic II da marca Agtron Inc. (Figura 8.b).

Figura 8 - Dispositivos para avaliação da cor do café torrado.



- Roast Classification Color Disk*: Discos Agtron/ SCAA. Estes discos variam entre #25 e #95 o grau de intensidade marrom, sendo 25 a tonalidade marrom mais escura e 95 a tonalidade marrom mais clara.
- Equipamento: Espectrofotômetro M - Basic II/ Agtron realiza a leitura direta do valor Agtron.

Fonte: O autor (2019).

#### 2.4.2.2 Sistema CIELab

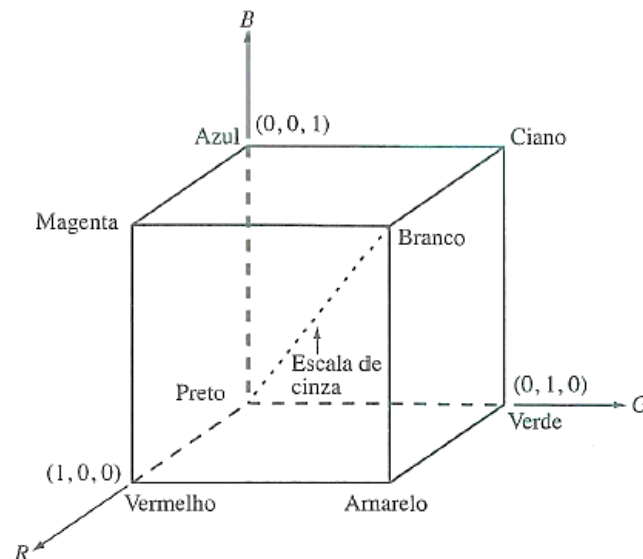
O sistema tridimensional de cores da *Commission Internationale de l'Eclairage* (CIE, 1986), denominado de CIE Lab é um sistema perceptivelmente uniforme, em que a distância

euclidiana entre duas cores diferentes corresponde, aproximadamente, à diferença de cor percebida o olho humano (HUNT, 1991). O parâmetro  $L^*$  representa a luminosidade da amostra, variando de zero a 100, em que as amostras com valores próximos a 0 são mais escuras enquanto que com valores próximos a 100 são mais claras. Os componentes cromáticos  $a^*$  e  $b^*$  variam entre +120 e -120, onde:  $+a^*$  indica vermelho,  $-a^*$  verde,  $+b^*$  amarelo e  $-b^*$  azul.

### 2.4.2.3 Sistema RGB

O modelo RGB é outro padrão de cor da CIE, que se baseia em um espaço de cores tridimensionais no sistema cartesiano, suas coordenadas são dadas por componentes espectrais primárias, como vermelho, verde e azul. O subespaço de cores deste modelo é o cubo, onde os valores primários de RGB (vermelho, verde e azul) estão em três vértices, as cores secundárias (ciano, magenta e amarelo) estão nos outros três vértices, o preto está na origem e o branco está no vértice mais distante da origem (FIGURA 9) (GOMES; VELHO, 1994; GONZALEZ; WOODS, 2010).

Figura 9 - Esquema do cubo de cores RGB.



Fonte: Gonzalez e Woods (2010).

Na Figura 9 os pontos ao longo da diagonal principal representam os valores de cinza, de preto na origem e branco no ponto (1, 1, 1), conforme Gonzalez e Woods (2010).

O conceito de colorimetria baseia-se na combinação de cores a partir de uma mistura aditiva dos padrões vermelho, verde e azul (HUNT, 1991). As quantidades necessárias destas cores para formar qualquer outra cor são chamadas de valores de triestímulo. Isto é possível porque o olho humano é capaz de distinguir as cores de acordo com a variação da sensibilidade dos cones da retina em relação aos diferentes comprimentos de onda. Para melhor representação numérica da cor, a CIE padronizou o pico das curvas de sensibilidade dos comprimentos de ondas: azul é 435,8 nm, verde é 546,1 nm e vermelho é 700,0 nm (GONZALEZ; WOODS, 2010; HUNT, 1991).

### **2.4.3 Análise da cor do café por meio de espectroscopia de infravermelho próximo e calibração multivariada**

#### **2.4.3.1 Espectroscopia de infravermelho próximo**

Os métodos de espectroscopia consistem em leituras de transmitância ou refletância, tais como: Espectroscopia de Infravermelho Próximo - NIR e Espectroscopia de Infravermelho por Transformada de Fourier – FTIR. Para aplicações na área de alimentos são mais utilizados os métodos baseados em refletância, pois exigem pouco preparo da amostra antes da análise (RODRIGUEZ-SAONA; ALLENDORF, 2011).

A técnica de NIR consiste na absorção da radiação eletromagnética em comprimentos de ondas na região espectral entre  $4000 - 14000 \text{ cm}^{-1}$  ( $780 - 2500 \text{ nm}$ ). Estes espectros são resultados das vibrações entre alguns compostos químicos, tais como: carbono e hidrogênio; oxigênio e hidrogênio; enxofre e hidrogênio; nitrogênio e hidrogênio. Por isso, é uma alternativa viável para a detecção dos compostos presentes no café (ESTEKI; SHAHSAVARI; SIMAL-GANDARA, 2018; GUIMARÃES, 2016).

Durante as duas últimas décadas, a utilização das análises de infravermelho próximo para avaliação objetiva da qualidade do café tem se mostrado técnicas confiáveis e promissoras (ALESSANDRINI et al., 2008; BAQUETA; COQUEIRO; VALDERRAMA, 2019; BAQUETA et al., 2019; BARBIN et al., 2014; ESTEKI; SHAHSAVARI; SIMAL-GANDARA, 2018).

Craig et al. (2018) constataram a eficiência da técnica de MIR para avaliar a qualidade da prova de xícara do café, em diferentes níveis de torra. Correia et al. (2018) utilizaram a técnica de NIR para avaliar a qualidade do café em relação a adulteração, em diferentes níveis de torrefação e, comprovaram a capacidade do método em predizer as adulterações com

níveis mínimos de quantificação. Catelani et al. (2018) propuseram o uso NIR para o monitoramento em processo de torra de café concluindo que essa técnica pode ser uma ferramenta de auxílio para detectar as perturbações durante o processo de torra.

#### 2.4.3.2 Calibração multivariada

A calibração multivariada é o procedimento utilizado para construção de um algoritmo matemático que demonstre a relação entre as variáveis de interesse e os resultados obtidos por instrumentos convencionais de laboratório, como é o caso do espectrofotômetro NIR que avalia apenas as regiões de absorvância das amostras. Por isso, que a avaliação e interpretação dos resultados destes espectros são comumente associados a técnicas quimiométricas, como a calibração multivariada por meio da regressão de mínimos quadrados parciais (*Partial Least Squares Regression* – PLS). A vantagem desta técnica é que uma vez que encontrado o modelo matemático, amostras desconhecidas poderão ter suas variáveis de interesse previstas a partir dele (FERREIRA et al., 1999).

O processo de calibração consiste em duas etapas: a primeira delas é chamada de treinamento que é a tentativa de desenvolver um modelo matemático capaz de reproduzir os valores de  $y$  a partir dos dados de  $x$ , neste caso utiliza-se o conjunto de dados de calibração para montar uma matriz  $X$  com as respostas instrumentais (variáveis independentes) e uma matriz  $Y$  com as respostas de interesse (variáveis dependentes). A segunda etapa é a validação, que afere a predição dos valores para as variáveis dependentes do conjunto de dados de validação, a partir do modelo matemático desenvolvido na etapa de calibração (GELADI; KOWALSKI, 1986).

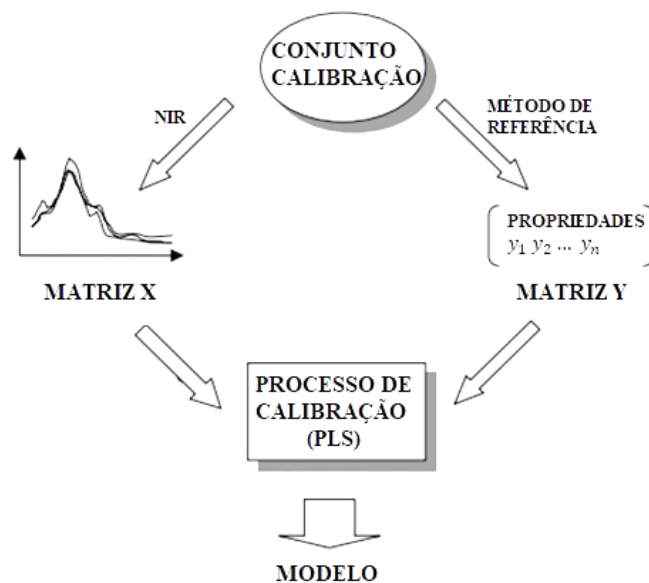
O modelo linear descrito pela Equação (2) representa a maneira pela qual a variável de interesse das amostras desconhecidas é prevista a partir da resposta instrumental.

$$Y_{[n \times p]} = X_{[n \times J]} b_{[J \times p]} + E_{[n \times p]} \quad \text{Equação (2)}$$

em que a matriz  $Y$  possui os valores das  $p$  variáveis de interesse das  $n$  amostras em análise,  $X$  possui os valores de absorvância avaliados ao longo dos  $J$  comprimentos de onda,  $b$  é uma matriz que possui os coeficientes do modelo e  $E$  é o resíduo não explicado pelo modelo (CARVALHO, 2007).

O esquema geral do processo de calibração, representado pela Figura 10, se dá por meio do desenvolvimento de um modelo matemático que consiste em extrair as informações relevantes dos espectros de NIR (matriz  $X$ ) e relaciona-las com a variável de interesse (matriz  $Y$ ), a partir dos dados das amostras do conjunto de calibração. O intuito deste modelo é que ele seja capaz de estimar os valores do método de referência quando as amostras desconhecidas forem submetidas a análise (SOTELO, 2006).

Figura 10 - Esquema geral do processo de calibração pelo método PLS para construção do modelo entre os espectros de NIR e as propriedades de  $y_n$ .



Fonte: adaptada de Sotelo (2006).

As variáveis de interesse podem ser aferidas de maneira indireta, por meio dos valores de medição de outras propriedades mensuráveis, denominadas de variáveis latentes. O método PLS consiste em encontrar as variáveis latentes entre os dados instrumentais e os de interesse para a construção do modelo de calibração. A validação cruzada é uma metodologia prática e confiável utilizada para estipular o número de variáveis latentes. O número ideal de variáveis latentes é determinado por meio da soma residual preditiva dos quadrados ou *predicted residual error sum of squares* (*PRESS*), conforme representado pela Equação 3, que consiste na diferença entre os valores  $Y$  de referência e o predito (FERREIRA et al., 1999; WOLD; SJÖSTÖM; ERIKSSON, 2001).

$$PRESS = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (\text{Equação 3})$$



em que  $y_i$  é o valor de referência para  $i$ -ésima amostra e  $\hat{y}_i$  é o valor predito desta amostra para a variável de interesse durante a validação cruzada. O decréscimo do valor de *PRESS* indica a habilidade do modelo em prever corretamente as variáveis de interesse das novas amostras (FERRÃO et al., 2004).

Para uma modelagem empírica é fundamental que se determine a complexidade do modelo corretamente, para que deste modo seja capaz de descrever o comportamento dos dados experimentais satisfatoriamente. Por isso, é necessário testar e garantir a validade do modelo, bem como a significância estatística da curva ajustada, por meio da análise de variância. O coeficiente de correlação múltipla, denominado de  $R^2$ , é a razão entre a soma quadrática da regressão e a soma quadrática total, em que  $0 \leq R^2 \leq 1$ , portanto quanto mais próximo de 1 estiver o valor de  $R^2$  melhor o ajuste do modelo descreve a variação em  $Y$  (PIMENTEL; BARROS NETO, 1996).

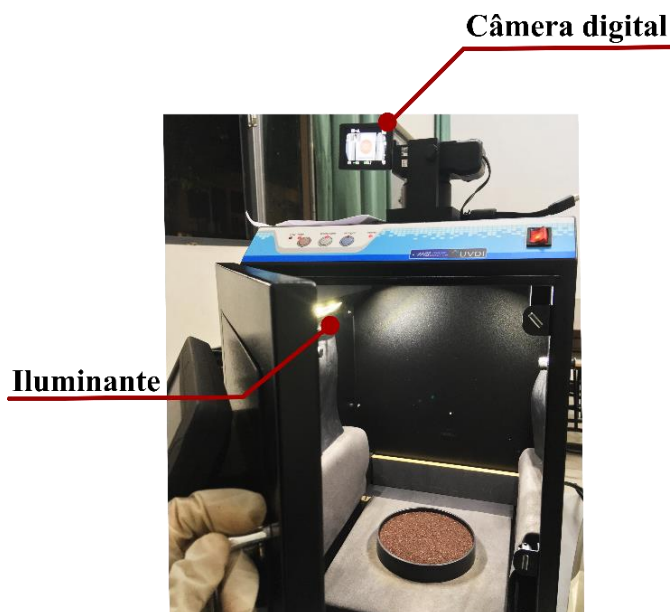
#### **2.4.4 Análise de cor por meio de processamento de imagens digitais e redes neurais artificiais**

##### **2.4.4.1 Processamento de imagens digitais para análise de cor de café torrado**

A ciência pela qual se estuda o desenvolvimento de algoritmos numéricos a partir da extração de informações de uma imagem, para uma posterior análise é chamada de visão computacional. Essa técnica tem como vantagem ser não invasiva, rápida e econômica. Um exemplo é a avaliação da cor, que são informações elementares armazenadas na forma de pixels de uma imagem digital e que podem ser associadas a outros atributos de qualidade, no caso dos alimentos (BROSNAN; SUN, 2004; DU; SUN, 2004; GUNASEKARAN, 1996).

Para a utilização de um sistema de visão computacional são necessários alguns elementos, tais como: um iluminante, uma câmera digital e um software de processamento de imagem, conforme a Figura 11 (YAM; PAPADAKIS, 2004).

Figura 11 - Demonstração dos principais elementos do sistema de visão computacional utilizado neste trabalho.



Fonte: O autor.

O sistema de visão computacional tornou-se uma ferramenta bastante útil para a avaliação, monitoramento e garantia da qualidade dos produtos na indústria de alimentos (GUNASEKARAN, 1996). Esse sistema, resumidamente, consiste em capturar a cor de cada pixel da imagem, a partir de três sensores de cor (ou um sensor com três filtros) por pixel (WU; SUN, 2013). O modelo de cor RGB é o mais usado, uma vez que cada sensor capta a intensidade a luz nos espectros de vermelho, verde e azul (LEÓN et al., 2006). Alguns estudos têm sido realizados para avaliar a cor do café a partir do processamento de imagens digitais. Leme et al. (2019) desenvolveram um modelo de visão computacional para identificação dos diferentes níveis de coloração dos cafés torrados e moídos, obtendo um alto grau de confiança entre os valores CIELab e Agtron. Oliveira et al. (2016) avaliaram a classificação dos grãos de café verde por redes neurais para transformação de RGB em CIELab e obtiveram 100% de precisão no conjunto de dados.

Ao utilizar um dispositivo como o sistema de visão computacional para predição de dados ocorrem erros numéricos decorrentes do próprio método, por isso realiza-se uma análise de erros nos dados estimados. A raiz do erro quadrático médio ou *root means square error* (*RMSE*) é uma estimativa do desvio padrão da componente aleatória nos dados, conforme representado pela Equação 4. O melhor ajuste do modelo se dá quando o valor de *RMSE* é próximo a zero (FERNANDEZ, 2017).

$$RMSE = \left( \frac{\sum_{i=1}^n w_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - m} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (\text{Equação 4})$$

em que  $y_i$  é o valor dos dados observados,  $\hat{y}_i$  é o valor previsto pelo ajuste,  $w_i$  é a ponderação aplicada para cada dado,  $n$  é o número de valores de resposta,  $m$  é o número de coeficientes estimados a partir dos valores de resposta (FERNANDEZ, 2017).

#### 2.4.4.2 Calibração multivariada por meio de Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são ferramentas de computação constituídas por um processador que opera de modo paralelo e distribuído, capaz de armazenar o conhecimento experimental e disponibiliza-lo para o uso, semelhante ao cérebro do sistema nervoso biológico. É um sistema promissor para o monitoramento, controle, modelagem e otimização de processos, principalmente as redes de classificação que são utilizadas para caracterizar variáveis distintas de um determinado processo e, as redes de predição que são capazes de prever os valores das variáveis de desempenho do processo, a partir de dados operacionais independentes (BAUGHMAN; LIU, 1995; HAYKIN, 2001; ROCHA, 2012).

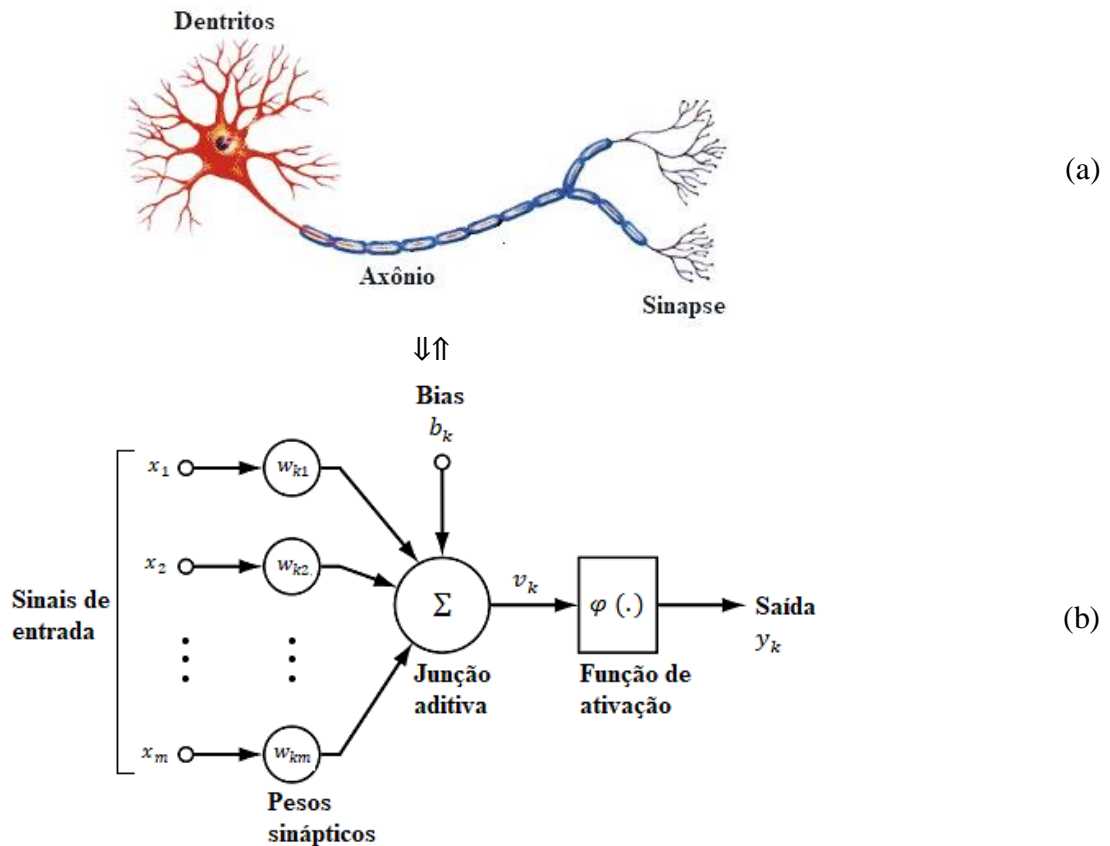
Nos últimos anos foi possível verificar a associação das RNAs na área de café, como os autores Omatu e Yano (2016) que desenvolveram um sistema de nariz eletrônico baseado em uma rede neural para a classificação de odores de cafés, independente dos seus níveis de concentração, o resultado foi uma capacidade preditiva de 89 % para a classificação dos odores. Outro trabalho envolvendo redes neurais é o de Muñiz-Valencia et al. (2014) que avaliaram o teor de diversos minerais por meio de espectrometria em grãos de café torrados de diferentes estados mexicanos, o resultado foi uma capacidade de previsão de 93 %, permitindo assim a sua diferenciação por regiões.

Uma das vantagens das redes neurais em relação a outras ferramentas de modelagem computacional são o seu comportamento adaptativo, habilidade em reconhecer diversos padrões e a sua capacidade em determinar apenas o essencial dos dados. No entanto, apresenta algumas limitações, como um longo período de tempo e uma grande quantidade de dados para realizar a etapa de treinamento (BAUGHMAN; LIU, 1995).

O neurônio matemático é análogo ao biológico, processa as informações de entrada por meio de interconexões entre os nós e calcula os sinais de saída (BAUGHMAN; LIU, 1995). As sinapses são unidades estruturais que intercedem as interações entre os neurônios biológicos, descritas matematicamente pelos dentritos cuja função é receber os estímulos

transmitidos por outros neurônios e pelo axônio que é responsável por transmitir os estímulos para outras células, conforme representado pela Figura 12.a e o diagrama em blocos da Figura 12.b apresenta os elementos básicos para a construção de um neurônio matemático (HAYKIN, 2001; LUDWING JUNIOR; MONTGOMERY, 2007).

Figura 12 - Diagrama esquemático das partes que compõem um neurônio biológico (a) e um neurônio matemático (b).



Fonte: adaptada de Haykin (2001).

A construção de um neurônio matemático se dá basicamente por três elementos: o primeiro deles é o conjunto de sinapses, em que cada conexão é caracterizada por um peso, sendo que o sinal  $x_j$  na entrada da sinapse  $j$  é conectado ao neurônio  $k$  e multiplicado pelo peso sináptico  $w_{kj}$ . O segundo elemento é a junção aditiva que consiste em somar os sinais de entrada ponderado pelas sinapses do neurônio, inclui também o uso do bias ( $b_k$ ) para aplicar uma transformação na saída do combinador linear ( $u_k$ ), a fim de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação dependendo se é positivo ou negativo, conforme descrito pelas Equações 5 e 6. O terceiro elemento é a função de ativação ( $\varphi$ ) utilizada para restringir a amplitude da saída do neurônio ( $y_k$ ), como apresentada pela

Equação 7, geralmente o intervalo normalizado da amplitude da saída de um neurônio é dado por um intervalo unitário fechado  $[0, 1]$  ou alternativamente  $[-1, 1]$  (HAYKIN, 2001).

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (\text{Equação 5})$$

$$v_k = (u_k + b_k) \quad (\text{Equação 6})$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (\text{Equação 7})$$

Em que  $u_k$  descreve a saída do combinador linear, sendo  $x_m$  os sinais de entrada e  $w_{km}$  os pesos sinápticos do neurônio  $k$ ;  $y_k$  representa o sinal de saída do neurônio, sendo  $\varphi(.)$  a função de ativação;  $b_k$  é o bias e  $v_k$  é o potencial de ativação do neurônio (HAYKIN, 2001).

Durante o desenvolvimento de um neurônio biológico ao longo do tempo ocorre um fenômeno chamado de plasticidade, o qual representa a adaptação do sistema nervoso perante ao meio ambiente, em um cérebro adulto a plasticidade pode ser atribuída a dois mecanismos: a criação de novas conexões sinápticas entre os neurônios e a modificação das sinapses que já existem (HAYKIN, 2001). Similarmente é o que ocorre para a construção de uma rede neural, a partir de três fases: aprendizagem, recordação e generalização (BAUGHMAN; LIU, 1995).

A primeira fase para a construção de uma rede neural é a de aprendizagem, realizada pelos métodos supervisionado ou não supervisionado. A aprendizagem supervisionada consiste em apresentar repetidamente um conjunto de dados de entradas e saídas conhecidas como padrões à rede, de modo que ajustando os pesos sinápticos entre nós seja possível produzir a saída desejada a partir da entrada especificada, em geral cerca de 75 % dos dados são utilizados durante a etapa de aprendizagem e os 25 % restantes são para a etapa de validação. A aprendizagem não supervisionada consiste em não apresentar nenhum padrão externo à rede, neste caso é a rede neural que desenvolve o seu próprio modelo de aprendizagem por meio de controles internos. A segunda fase é a de recordação, na qual submete-se a rede a diversos padrões de entrada que foram vistos no treinamento e introduz os ajustes necessários para tornar o sistema mais confiável, com o objetivo de testar a sua memória. A terceira fase é a de generalização, em que a rede é submetida à novos padrões de entrada, mas, com os dados de saída conhecido, com o intuito de monitorar o desempenho correto do sistema (BAUGHMAN; LIU, 1995; ROCHA, 2012).

As redes neurais artificiais são compostas por uma combinação de neurônios que estão organizados em três camadas: camada de entrada, camada oculta e camada de saída e cada uma destas camadas é essencial para o sucesso da rede. O modelo conceitual de uma rede neural artificial é representado pela Figura 12, em que a camada de entrada consiste em receber as informações de uma fonte externa por meio dos sinais de entrada e distribuir estes dados para cada neurônio da camada seguinte. A camada oculta é constituída por neurônios ocultos, cuja função é receber as informações da camada de entrada e realizar o processamento das informações. A camada de saída consiste em receber as informações processadas no interior da rede e enviar estes resultados para um receptor externo por meio do sinal de saída (BAUGHMAN; LIU, 1995; LUDWING JUNIOR; MONTGOMERY, 2007; ROCHA, 2012).

## REFERÊNCIAS

AGTRON. Specialty Coffee Association. **Roast color classification system**. Long Beach: SCAA, 2010. 9 p.

\_\_\_\_\_. **The M-Basic II Agtron process analyzer**. Nevada: Agtron, 2019. Disponível em: <[http://www.agtron.net/M\\_BasicII.html](http://www.agtron.net/M_BasicII.html)>. Acesso em: 1 set. 2019.

ALESSANDRINI, L. et al. Near infrared spectroscopy: an analytical tool to predict coffee roasting degree. **Analytica Chimica Acta**, Amsterdam, v. 625, n. 1, p. 95-102, Sept. 2008.

ALVES, R. C. et al. State of the art in coffee processing by-products. In: GALANAKIS, C. (Ed.). **Handbook of coffee processing by-products**. Portugal: Elsevier, 2017. cap. 1, p. 1-26.

ARAÚJO, J. M. A. **Química de alimentos**. 6. ed. Viçosa: Editora UFV, 2015. 668 p.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DA INDÚSTRIA DE CAFÉ (ABIC). **Indicadores da Indústria de Café**. Rio de Janeiro: ABIC, 2018. Disponível em: <<http://abic.com.br/estatisticas/indicadores-da-industria/indicadores-da-industria-de-cafe-2018/>>. Acesso em: 21 set. 2019.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE CAFÉS ESPECIAIS (BSCA). **Brasil: pesquisa aponta crescimento de 18,1 % no consumo de café especial**. Varginha: BSCA, 2018. Disponível em: <<http://blog.bsca.com.br/brasil-pesquisa-aponta-crescimento-de-181-no-consumo-de-cafe-especial/>>. Acesso em: 21 set. 2019.

BAGGENSTOSS, J. P. et al. Coffee roasting and aroma formation: application of different time- temperature conditions. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, Washington, v. 56, n. 14, p. 5836-5846, July 2008.

BAQUETA, M. R. et al. Quality control parameters in the roasted coffee industry: a proposal by using MicroNIR spectroscopy and multivariate calibration. **Food Analytical Methods**, New York, p. 1-11, May 2019.

BAQUETA, M.; COQUEIRO, A.; VALDERRAMA, P. Brazilian coffee blends: a simple and fast method by near-infrared spectroscopy for the determination of the sensory attributes elicited in professional coffee cupping. **Journal of Food Science**, Champaign, v. 84, n. 6, p. 1247-1255, June 2019.

BARBIN, D. F. et al. Application of infrared spectral techniques on quality and compositional attributes of coffee: an overview. **Food Research International**, Barking, v. 61, p. 23-32, July 2014.

BAUGHMAN, D. R.; LIU, Y. **Neural networks in bioprocessing and chemical engineering**. San Diego: Academic Press, 1995. 488 p.

BELCHIOR, V. et al. Attenuated Total Reflectance Fourier Transform Spectroscopy (ATR-FTIR) and chemometrics for discrimination of espresso coffees with different sensory characteristics. **Food Chemistry**, Barking, v. 273, p. 178-185, Feb. 2019.

\_\_\_\_\_. Potential of diffuse reflectance infrared fourier transform spectroscopy and chemometrics for coffee quality evaluation. **International Journal of Food Engineering**, Ghaziabad, v. 2, n. 1, p. 1-8, June 2016.

BHUMIRATANA, N.; ADHIKARI, K.; CHAMBERS, E. Evolution of sensory aroma attributes from coffee beans to brewed coffee. **Food Science and Technology**, London, v. 44, n. 10, p. 2185-2192, Dec. 2011.

BICHO, N. C. et al. Use of colour parameters for roasted coffee assessment. **Food Science and Technology**, Campinas, v. 32, n. 3, p. 436-442, jul./set. 2012.

BORÉM, F. M. **Pós-colheita do café**. Lavras: Editora UFLA, 2008. v. 1, 631 p.

BORÉM, F. M. et al. The relationship between organic acids, sucrose and the quality of specialty coffees. **African Journal of Agricultural Research**, Nigeria, v. 11, n. 8, p.709-717, Fev. 2016.

BROSNAN, T.; SUN, D. Improving quality inspection of food products by computer vision: a review. **Journal of Food Engineering**, London, v. 61, n. 1, p. 3-16, Jan. 2004.

CAPORASO, N. et al. Variability of single bean coffee volatile compounds of Arabica and robusta roasted coffees analysed by SPME-GC-MS. **Food Research International**, Barking, v. 108, p. 628-640, June 2018.

CARVALHO, B. M. A. **Detecção de soro de queijo em leite por espectrofotometria no infravermelho médio**. 2007. 125 p. Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia de Alimentos) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2007.

CATELANI, T. et al. Real-time monitoring of a coffee roasting process with near infrared spectroscopy using multivariate statistical analysis: a feasibility study. **Talanta**, London, v. 179, p. 292-299, Mar. 2018.

CHO, J. et al. Qualitative properties of roasting defect beans and development of its classification methods by hyperspectral imaging technology. **Food Chemistry**, Barking, v. 220, p. 505-509, Apr. 2017.

CID, M. C.; PEÑA, M.-P. Coffee: analysis and composition. **Encyclopedia of Food and Health**, Kidlington, p. 225-231, 2016.

CLARKE, R. J. Coffee: roast and ground. **Encyclopedia of Food Sciences and Nutrition**, New York, p. 1487-1493, 2003.

COMISSION INTERNACIONALE DE I'ECLAIRAGE (CIE). **Colorimetry**. 2. ed. Viena: Central Bureau of the CIE, 1986. 78 p.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO (CONAB). **Safra brasileira de Café**. Brasília: CONAB, 2019. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safra/cafes>>. Acesso em: 20 set. 2019.



CORRÊA, P. C. et al. Preservation of roasted and ground coffee during storage. Part 1: Moisture content and repose angle. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 20, n. 6, p. 581-587, jun. 2016.

CORREIA, R. et al. Portable near infrared spectroscopy applied to quality control of Brazilian coffee. **Talanta**, London, v. 176, p. 59-68, Jan. 2018.

CRAIG, A. P. et al. Mid infrared spectroscopy and chemometrics as tools for the classification of roasted coffees by cup quality. **Food Chemistry**, Barking, v. 245, p. 1052-1061, Apr. 2018.

DU, C.; SUN, D. Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation. **Trends in Food Science & Technology**, Cambridge, v. 15, n. 5, p. 230-249, May 2004.

ESTEKI, M.; SHAHSAVARI, Z.; SIMAL-GANDARA, J. Use of spectroscopic methods in combination with linear discriminant analysis for authentication of food products. **Food Control**, Guildford, v. 91, p. 100-112, Sept. 2018.

FENNEMA, R.; DAMODARAN, S.; PARKIN, K. **Química de alimentos de Fennema**. 4. ed. São Paulo: Artmed, 2010. 875 p.

FERNANDEZ, L. E. O. **Método genérico para estimação e modelagem do erro RMS em dados de profundidade de sensores para visão 3D**. 2017. 62 p. Tese (Doutorado em Engenharia de Computação e Automação) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2017.

FERRÃO, M. F. et al. Determinação simultânea dos teores de cinza e proteína em farinha de trigo empregando NIR – PLS e DRIFT – PLS. **Ciência e Tecnologia dos Alimentos**, Campinas, v. 24, n. 3, p. 333-340, jul./set. 2004.

FERREIRA, M. M. C. et al. Quimiometria I: calibração multivariada, um tutorial. **Química Nova**, São Paulo, v. 22, n. 5, p. 1678-7064, set./out. 1999.

GABRIEL-GUZMÁN, M. et al. Fractality in coffee bean surface for roasting process. **Chaos, Solitons & Fractals**, Oxford, v. 99, p. 79-84, June 2017.

GELADI, P.; KOWALSKI, B. R. Partial least squares regression: a tutorial. **Analytica Chimica Acta**, Amsterdam, v. 185, p. 1-17, 1986.

GETACHEW, A. T.; CHUN, B. Coffee Flavor. **Encyclopedia of Food Chemistry**, New York, p. 48-53, 2019.

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

GOMES, J.; VELHO, L. **Computação gráfica: imagem**. Rio de Janeiro: Instituto de Matemática Pura e Aplicada, 1994. 421 p.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento digital de imagens**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010. 624 p.

GUIMARÃES, G. C. **Espectroscopia no infravermelho próximo para classificação de sementes de café quanto à qualidade, origem e cultivar**. 2016. 75 p. Tese (Doutorado em Agronomia/Fitotecnia) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2016.

GUNASEKARAN, S. Review: computer vision technology for food quality assurance. **Trends in Food Science & Technology**, Cambridge, v. 7, n. 8, p. 245-256, Aug. 1996.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e práticas**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. 908 p.

HERNÁNDEZ, J.; HEYD, B.; TRYSTRAM, G. On-line assessment of brightness and surface kinetics during coffee roasting. **Journal of Food Engineering**, London, v. 87, n. 3, p. 314-322, 2008a.

\_\_\_\_\_. Prediction of brightness and surface area kinetics during coffee roasting. **Journal of Food Engineering**, London, v. 89, n. 2, p. 156-163, Nov. 2008b.

HUNT, R. G. Colour displays and colorimetry. In: TOWNSEND, K. G.; JACKSON, G. B. **TV and video engineer's reference book**. Oxford: Butterworth-heinemann, 1991. cap. 9, p. 1-12.

INTERNATIONAL COFFEE ORGANIZATION (ICO). **World coffee consumption**. London: ICO, 2019.

LEME, D. S. et al. Recognition of coffee roasting degree using a computer vision system. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 156, p. 312-317, Jan. 2019.

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.

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

MALTA, R. M. Processamento e qualidade do café. **Informe Agropecuário**, Belo Horizonte, v. 261, n. 32, p.66-75, mar./abr. 2011.

MELO, W. L. B. **A importância da informação sobre do grau de torra do café e sua influência nas características organolépticas da bebida**. São Carlos: Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, 2004. 4 p. (Comunicado Técnico, 58).

MUÑIZ-VALENCIA, R. et al. Characterization of Mexican coffee according to mineral contents by means of multilayer perceptrons artificial neural networks. **Journal of Food Composition and Analysis**, San Diego, v. 34, n. 1, p. 7-11, May 2014.

OETTERER, M.; REGITANO-D'ARCE, M. A. B.; SPOTO, M. H. F. **Fundamentos de ciência e tecnologia de alimentos**. Barueri: Manole, 2006. 612 p.

OLIVEIRA, E. M. et al. A computer vision system for coffee beans classification based on computational intelligence techniques. **Journal of Food Engineering**, London, v. 171, p. 22-27, Feb. 2016.

OMATU, S.; YANO, M. E-nose system by using neural networks. **Neurocomputing**, Amsterdam, v. 172, p. 394-398, Jan. 2016.

ORTOLÁ, M. D. et al. Influence of roasting temperature on physicochemical properties of different coffees. **Food Science and Technology International**, London, v. 4, n. 1, p. 59-66, Feb. 1998.

PIMENTEL, M. F.; BARROS NETO, B. Calibração: uma revisão para químicos analíticos. **Química Nova**, São Paulo, v. 19, n. 3, p. 268-277, 1996.

POISSON, L. et al. The chemistry of roasting: decoding flavor formation. In: FOLMER, B. **The craft and science of coffee**. Amsterdam: Academic Press, 2017. chap. 12, p. 273-309.

ROCHA, R. A. **Desenvolvimento de um software para definição em tempo real do processamento térmico de alimentos enlatados usando redes neurais artificiais**. 2012. 212 p. Tese (Doutorado em Ciência e Tecnologia de Alimentos) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2012.

RODRIGUEZ-SAONA, L. E.; ALLENDORF, M. E. Use of FTIR for rapid authentication and detection of adulteration of food. **Annual Review of Food Science and Technology**, Palo Alto, v. 2, n. 1, p. 467-483, 2011.

SCHENKER, S. et al. Pore structure of coffee beans affected by roasting conditions. **Journal of Food Science**, Champaign, v. 65, n. 3, p. 452-458, Apr. 2000.

SCHENKER, S.; ROTHGEB, T. The roast: creating the beans' signature. In: FOLMER, B. **The craft and science of coffee**. Amsterdam: Academic Press, 2017. chap. 11, p. 245-271.

SILVA, J. R. **Otimização do processo de torração do café pelo monitoramento de parâmetros e propriedades físicas e sensoriais**. 2008. 71 p. Dissertação (Mestrado em Ciência dos Alimentos) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2008.

SIVETZ, M. **Coffe processing tecnology**. Westport: AVI, 1963. v. 2, 379 p.

SOTELO, F. F. **Aplicação da espectroscopia de infravermelho próximo na caracterização de petróleo**: simulação de uma unidade de destilação atmosférica. 2006. 154 p. Tese (Doutorado em Engenharia Química) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2006.

SPECIALTY COFFEE ASSOCIATION (SCA). **Cupping protocols**. Califórnia: SCA, 2019. Disponível em: </https://sca.coffee/research/protocols-best-practices>. Acesso em: 16 set. 2019.

VON BLITTERSDORFF, M.; KLATT, C. The grind: particles and particularities. In: FOLMER, B. **The craft and science of coffee**. Amsterdam: Academic Press, 2017. chap. 13, p. 311-328, 2017.

WANG, X.; LIM, L. Physicochemical characteristics of roasted coffee. In: PREEDY, V. R. (Ed.). **Coffee in health and disease prevention**. London: Elsevier, 2015. p. 247-254.

WOLD, S.; SJÖSTÖM, M.; ERIKSSON, L. PLS-regression: a basic tool of chemometrics. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v. 58, n. 2, p. 109-130, Oct. 2001.

WU, D.; SUN, D. Colour measurements by computer vision for food quality control: a review. **Trends in Food Science & Technology**, Cambridge, v. 29, n. 1, p. 5-20, Jan. 2013.

YAM, K. L.; PAPADAKIS, S. E. A simple digital imaging method for measuring and analyzing color of food surfaces. **Journal of Food Engineering**, London, v. 61, n. 1, p. 137-142, Jan. 2004.

**SEGUNDA PARTE – ARTIGOS****ARTIGO 1****PREDIÇÃO DA COR DA TORRA DE CAFÉS ESPECIAIS UTILIZANDO  
ESPECTROSCOPIA DE INFRAVERMELHO PRÓXIMO (NIR) E REGRESSÃO DE  
MÍNIMOS QUADRADOS PARCIAIS (PLS)**

Fabiana de Carvalho Pires <sup>a</sup>, Rosemary Gualberto Fonseca Alvarenga Pereira <sup>b</sup>; Gabriel Guimarães <sup>c</sup>; Roney Alves Rocha <sup>d</sup>

a Departamento de Ciência dos Alimentos, Universidade Federal de Lavras,

b Departamento de Ciência dos Alimentos, Universidade Federal de Lavras,

c Departamento de Agricultura, Universidade Federal de Lavras,

d Departamento de Ciência dos Alimentos, Universidade Federal de Lavras.

**(VERSÃO PRELIMINAR)**

## RESUMO

A cor do café torrado é um dos critérios quali-quantitativos utilizados para interromper o processo de torra e é um parâmetro indicador dos diferentes níveis de torra. Um descritor específico para avaliar a cor do café torrado é o valor Agtron, que pode ser medido por meio dos discos da *Specialty Coffee Association of America* - SCAA, que variam a tonalidade e a luminosidade marrom entre muito escuro (disco #25) e muito claro (disco #95) ou por espectrofotômetros de alta tecnologia. Embora o processo de torra seja uma etapa importante para o desenvolvimento das características físicas, químicas e sensoriais do café, esse processo é realizado com base na experiência do operador, o que dificulta a classificação e homogeneização entre os lotes de café com diferentes níveis de torra. Neste cenário, o presente trabalho teve como objetivo propor uma metodologia alternativa para medição do valor Agtron do café torrado em grãos e moído, visando minimizar a subjetividade de um julgamento visual do operador durante a análise de cor do café torrado. A metodologia consiste na predição da cor da torra de cafés especiais utilizando espectroscopia de infravermelho próximo (NIR) e regressão de mínimos quadrados parciais (PLS). Foram avaliadas 70 amostras de café especial em diferentes níveis de torra, organizadas em sete faixas distintas, de acordo com a numeração dos discos Agtron/ SCAA. Os resultados foram promissores e indicam a viabilidade de utilizar esta técnica para avaliar o café torrado em função da cor, pois os coeficientes de determinação foram de  $R^2 = 99,53\%$  para o café moído e  $R^2 = 96,20\%$  para o café em grão.

**Palavras-chave:** Nível de torra. Valor Agtron. Calibração multivariada.

## 1 INTRODUÇÃO

O café é um produto agrícola de relevância econômica para diversos países, principalmente para o Brasil, que é o maior produtor mundial e destaca-se dentre os países exportadores que mais consomem café, aproximadamente 22 milhões de sacas de 60 quilos nos anos de 2017 e 2018 (INTERNATIONAL COFFEE ORGANIZATION - ICO, 2019).

A qualidade do café torrado se dá inicialmente pela sua composição química, que por sua vez, está diretamente relacionada a variedade genética, manejo da lavoura, colheita e condução da pós-colheita. Embora a complexidade dos compostos químicos presentes no café verde seja decisiva para sua composição, é apenas no processo de torra que ocorrem as mudanças químicas, físicas e sensoriais, que afetam sua cor, aroma e sabor característico (CLARKE, 2003; CRAIG et al., 2018; CAPORASO et al., 2018; BELCHIOR et al., 2019).

A torra consiste em um processo térmico dependente do binômio tempo e temperatura, no qual ocorrem diversas mudanças físicas, químicas e sensoriais nos grãos de café, tais como a ruptura das estruturas dos tecidos celulares, desnaturaç o e degradaç o de prote nas, degradaç o de  cidos, evaporaç o da  gua, formaç o de subst ncias gasosas (vapor de  gua, di xido de carbono e mon xido de carbono), ruptura do endosperma, formaç o de compostos que d o origem aos atributos sensoriais e de cor. A mudanç a de coloraç o dos gr os verdes se d  principalmente   reaç o de *Maillard* e de caramelizaç o, que conferem as caracter sticas peculiares de aroma, sabor e cor do caf , dentre eles os compostos de pigmentaç o como as melanoidinas (CLARKE, 2003; BICHO et al., 2012).

A percepç o da cor   o primeiro atributo avaliado nos alimentos pelos consumidores, por isso   um componente importante para qualidade e aceitaç o do produto. (WU; SUN, 2013). A cor dos gr os de caf  torrado, bem como o n vel de torra s o importantes par metros de qualidade, principalmente quando associado a avaliaç o sensorial, uma vez que, o mesmo caf  com n vel de torra e tempo final do processo id nticos, podem apresentar diferentes perfis sensoriais (SCHENKER; ROTHGEB, 2017). De maneira geral, o par metro mais utilizado para avaliar o n vel da torra   o m todo visual, pela cor final desejada, que pode variar pelo tipo de gr o de caf  utilizado, equipamento, bin mio tempo e temperatura, teor de umidade inicial e a taxa de transfer ncia de calor (CORR A et al., 2016). Al m da an lise visual   poss vel utilizar t cnicas baseadas em reflect ncia na regi o do infravermelho pr ximo por meio de espectrofot metro, na luminosidade pelo par metro  $L^*$  e por color metro pelos par metros  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ ,  $C^*$  e  $H^\circ$  (CID; PE A, 2016).

Para a classificação objetiva do nível de torra do café são utilizados instrumentos de medição, dentre eles, os equipamentos que avaliam o valor Agtron. A variável Agtron consiste em medir a quantidade de energia que é refletida na superfície da amostra de café, na região do infravermelho próximo em comprimentos de onda específicos. Os comprimentos de onda selecionados referem-se ao desenvolvimento de compostos orgânicos solúveis, como a caramelização da sacarose, que apresenta uma relação direta com o nível de torra. O Agtron é calibrado por meio de uma escala de classificação do nível de torra, em que zero representa a carbonização completa da sacarose e 100 representa a caramelização da sacarose entre 5 % e 10 % do valor médio da escala (AGTRON INC., 2019; AGTRON/SCAA INC, 2010).

Diversos estudos têm sido realizados para estabelecer parâmetros e garantir a qualidade do produto final, a partir de técnicas não destrutivas e que exigem pouco preparo da amostra antes da análise, como a técnica de espectroscopia de infravermelho próximo (NIR) que consiste na análise dos modos de vibração molecular em comprimentos de ondas na região espectral de  $4000 - 14000 \text{ cm}^{-1}$  ( $780 - 2500 \text{ nm}$ ) (CEN; HE, 2007; RODRIGUEZ-SAONA; ALLENDORF, 2011; GUIMARÃES, 2016; ESTEKI; SHAHSAVARI; SIMAL-GANDARA, 2018).

Durante as duas últimas décadas, a utilização do NIR para a avaliação objetiva da qualidade do café tem se mostrado uma técnica confiável e promissora (ALESSANDRINI et al., 2008; BARBIN et al., 2014; ESTEKI; SHAHSAVARI; SIMAL-GANDARA, 2018; BAQUETA; COQUEIRO; VALDERRAMA, 2019; BAQUETA et al., 2019). Alguns exemplos de trabalhos utilizando NIR com o café torrado: discriminação entre as espécies *Coffea arabica* L. e *Coffea canephora* Pierre em café torrado e moído (COUTO et al., 2019); monitoramento do processo de torra do café (CATELANI et al., 2018); avaliação da qualidade do café em relação a adulteração em diferentes níveis de torra (CORREIA et al., 2018) e a caracterização dos efeitos de diferentes condições do processo de torra em cafés de diferentes origens geográficas (LUCA et al., 2016).

Diante deste cenário, o objetivo do trabalho foi desenvolver uma calibração multivariada para a predição da cor da torra de cafés especiais utilizando espectroscopia de infravermelho próximo (NIR) e regressão de mínimos quadrados parciais (PLS), com a finalidade de propor uma metodologia alternativa para a análise de cor do café torrado em grãos e moído, com base na mesma escala dos discos Agtron da *Specialty Coffee Association* - SCAA, a fim de minimizar a subjetividade do julgamento visual do operador.



## 2 MATERIAIS E MÉTODOS

A pesquisa foi conduzida no Polo de Tecnologia e Qualidade do Café da Agência de Inovação do Café – UFLA e no Laboratório de Análise de Sementes do Departamento de Agricultura na Universidade Federal de Lavras em Lavras – UFLA.

### 2.1 Obtenção e preparo das amostras de café

O café verde da safra de 2018 foi coletado na fazenda Três Porteiras situada no município de Ingaí no sul do estado de Minas Gerais – Brasil. O café da espécie *Coffea arabica* L., cultivar Catuaí Vermelho IAC 99 foi proveniente da via de processamento natural, com pontuação de 81,5 conforme os critérios estabelecidos para prova de xícara pelo protocolo da *Specialty Coffee Association* (SCA, 2019).

O preparo das amostras do café verde foi realizado em duas etapas: a primeira foi a separação dos grãos por tamanho e forma, em que se utilizou somente os grãos chatos retidos nas peneiras de crivos circulares e acima da numeração 16 do jogo de peneiras de amostras (Pinhalense Inc., Espírito Santo do Pinhal, Brasil). A segunda etapa consistiu na seleção manual dos grãos sadios pela eliminação dos defeitos extrínsecos e intrínsecos, conforme a metodologia SCA (2019).

Foram realizadas 70 diferentes curvas de torra com o controle de temperatura e tempo ao longo do processo. As amostras estavam organizadas em sete diferentes classes quanto ao nível de torra, a Figura 1 apresenta um exemplo dessa classificação, que foi realizada de acordo com numeração dos discos Agtron da SCAA, descrita na Tabela 1.

Tabela 1 - Classificação das amostras de café torrado em função do valor Agtron e a descrição de cada nível de torra.

Classe	Descrição do nível de torra	Número do disco Agtron
1	muito clara a clara	#95 a #85
2	clara a moderadamente clara	#85 a #75
3	moderadamente clara a média clara	#75 a #65
4	média clara a média	#65 a #55
5	média a moderadamente escura	#55 a #45
6	moderadamente escura a escura	#45 a #35
7	escura a muito escura	#35 a #25

Fonte: adaptada de AGTRON/SCAA (2010).

Figura 1 - Fotografia das amostras de café nos diferentes níveis de torra, de acordo com os valores dos discos Agtron/SCAA.



Fonte: Do autor adaptada de Agtron/SCAA Inc. (2010).

## 2.2 Processo de torra e moagem do café

Uma massa de aproximadamente  $100,00 \text{ g} \pm 0,15 \text{ g}$  das amostras de café foi medida em balança semi analítica modelo BG-2000 com precisão de 0,01 g (Gehaka Inc., São Paulo, Brasil) antes de ser submetida ao processo de torra em um torrador de amostras modelo TP2 com alimentação a gás GLP (Probat Leogap Inc., Curitiba, Brasil). A temperatura inicial do torrador foi fixada em  $150 \text{ }^\circ\text{C}$  para a construção de diferentes curvas de torra, com duração máxima de 12 minutos. Os grãos de diferentes níveis de torra foram avaliados visualmente ao atingir o ponto final da coloração desejada, com referência nos discos Agtron/SCAA. Para interromper o processo térmico as amostras foram transferidas imediatamente para a bandeja de resfriamento do torrador, no qual possui um fluxo de ar frio (SILVA, 2008). Em seguida, as amostras foram colocadas em recipiente sob a temperatura de  $25 \text{ }^\circ\text{C}$  até o momento da análise do valor Agtron.

As amostras de café torrado em grãos foram submetidas a verificação do valor Agtron por meio do espectrofotômetro modelo M-basic II (Agtron Inc., Reno, Estados Unidos da América). O equipamento apresentou uma certa instabilidade nas leituras quando se mudava a posição das amostras, por isso, foram realizadas quatro leituras para o cálculo da média e entre as leituras foi realizada a calibração do equipamento com o padrão de referência do fabricante, que são discos de coloração cinza e preta.

Após a análise do valor Agtron, as amostras foram acondicionadas em embalagem de polietileno revestida de poliéster metalizado durante 24 horas para o descanso. Seguido o período de repouso, a massa de café obtida após o processo de torra foi dividida em duas

embalagens, sendo uma para o grupo de café em grão e outra para o grupo de café moído, ambas com aproximadamente 40,00 g. As embalagens contendo o café em grãos foram fechadas e estocadas sob temperatura de 25 °C até o momento das análises.

Para as amostras do grupo de café moído foi realizado o processo de moagem no equipamento Guatemala K32S21 (Mahlkönig Inc., Hamburgo, Alemanha) de acordo com um dos parâmetros de padronização exigidos pela metodologia da SCA (2019) para o preparo das amostras do *cupping*, em que a granulometria das amostras apresenta 70 % de passagem das suas partículas pela peneira de 20 mesh (0,84 mm). A leitura do valor Agtron foi realizada de acordo com a metodologia citada anteriormente para o café em grãos. Após a verificação do valor Agtron, as embalagens contendo o café moído foram seladas e estocadas sob temperatura de 25 °C até o momento das análises.

### **2.3 Análise de Infravermelho Próximo (NIR)**

Para a análise de infravermelho próximo foi utilizado o espectrofotômetro modelo Tensor 27 (Bruker, Ettlingen, Alemanha). Foram avaliadas sete diferentes faixas dos níveis de torra, com 10 repetições por faixa. As leituras foram realizadas com uma resolução de  $4\text{ cm}^{-1}$  com 64 varreduras. Os espectros foram obtidos a 45° com cristal de seleneto de zinco na região espectral de 4000 a 10000  $\text{cm}^{-1}$  (2500 a 1000 nm), conforme metodologia descrita por Guimarães (2016). A análise foi realizada em duas etapas, sendo que:

- a) a primeira etapa consistiu na avaliação de 70 amostras de café torrado em grãos, na qual foram posicionadas com a sua superfície ventral plana voltada para o feixe de luz.
- b) a segunda etapa consistiu na avaliação de 70 amostras de café torrado e moído, com as amostras em uma cubeta de quartzo.

Para cada uma das amostras de café foram realizadas dez leituras nos 3111 comprimentos de ondas do NIR, totalizando 700 leituras. A fim de reduzir o número de variáveis e criar um único espectro para cada amostra foi calculada a média destas repetições, totalizando 70 registros.

### **2.4 Calibração multivariada para análise de cor**

Para a construção do modelo de calibração multivariada foi empregada a técnica de Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLS) entre os dados dos espectros do NIR da matriz de variáveis independentes e os valores de Agtron da matriz de variáveis dependentes.

Para estipular o número de variáveis latentes foi utilizado o método de validação cruzada, por meio do comando Proc PLS do pacote estatístico *SAS University Studio* (SAS INC., Cary, North Carolina) e soma dos quadrados do erro de previsão ou *Predicted Residual Error Sum of Squares (PRESS)* descrito pela Equação 1, para posteriormente calcular a raiz do seu erro ou *Root Mean PRESS*.

$$PRESS = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (\text{Equação 1})$$

Em que  $y_i$  é o valor de referência para i-ésima amostra e  $\hat{y}_i$  é o valor predito desta amostra para a variável de interesse durante a validação cruzada.

A calibração multivariada é o procedimento utilizado para o desenvolvimento de um modelo matemático capaz em extrair as informações relevantes dos espectros de NIR e relacioná-las com a variável de interesse (FERREIRA et al., 1999). Neste caso, a avaliação da eficiência da capacidade preditiva do modelo de calibração foi calculada pelo (*Root mean PRESS*) baseada no menor valor do erro. Para auxiliar no ajuste do modelo da regressão multivariada foi utilizado o coeficiente de correlação de Pearson.

## 3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 3.1 Café em grãos

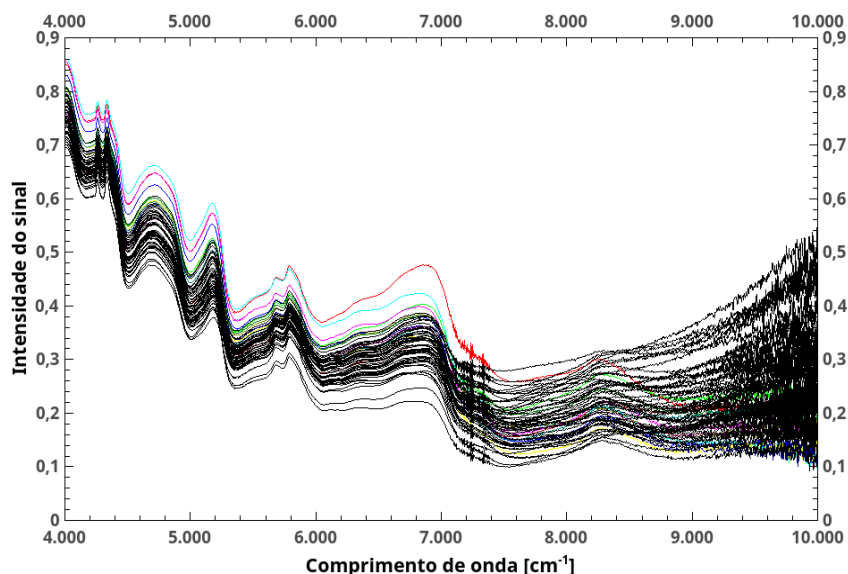
#### 3.1.1 Análise descritiva dos dados

Foram realizadas 70 observações da variável Agtron para as amostras de café torrado em grãos, obtendo-se o valor médio de 60,98 com desvio padrão de 20,33, sendo que o valor mínimo foi de 25,52 e o máximo de 99,75. Considerando que o valor Agtron entre 55 e 65 equivale a torra média, o Agtron 25 a torra escura e o Agtron 95 a torra clara. Nota-se que as amostras estão distribuídas de maneira uniforme na faixa experimental.

#### 3.1.2 Análise de correlação entre a variável Agtron e os comprimentos de onda do NIR para o café torrado em grãos

Na Figura 2 foram identificadas bandas de vibrações aproximadamente nos mesmos comprimentos de onda para os grãos de café em diferentes níveis de torra, variando a intensidade desses sinais em função do nível de torra. Os resultados mostram que existe uma correlação negativa significativa entre as variáveis de Agtron e os espectros ( $P < |r| = 0,01$ ) nestes comprimentos de ondas.

Figura 2 - Espectros NIR na faixa de  $4000\text{ cm}^{-1}$  a  $10000\text{ cm}^{-1}$  para as amostras do café torrado em grãos.



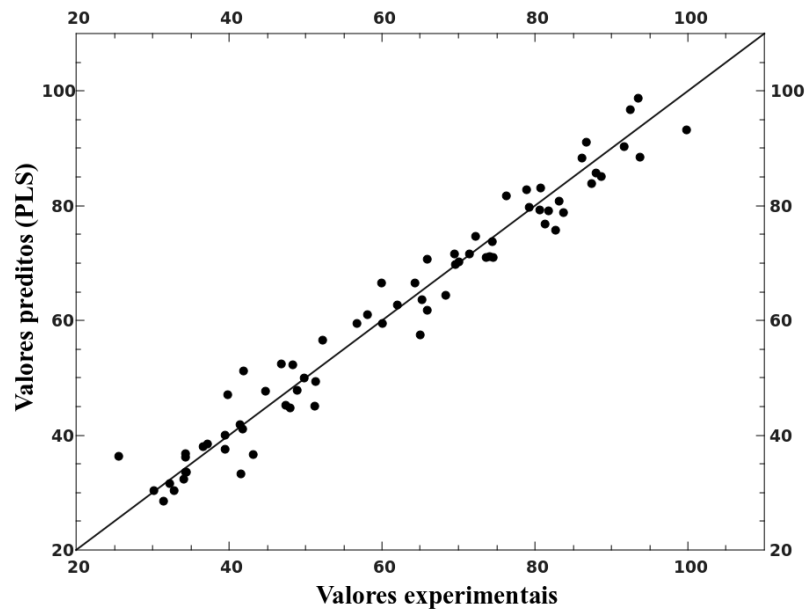
Na Figura 2, a partir do comprimento de onda de  $7200\text{ cm}^{-1}$  ( $1388,89\text{ nm}$ ) o gráfico apresenta bandas de ruídos.

Por meio de uma análise de correlação entre os valores Agtron e os valores de comprimento de onda, identificou-se que as faixas de  $5150\text{ cm}^{-1}$  e  $9984\text{ cm}^{-1}$  ( $1941,75$  e  $1001,60\text{ nm}$ ) apresentam os maiores valores de correlação. O comprimento de onda de  $5150\text{ cm}^{-1}$  ( $1941,75\text{ nm}$ ) apresenta  $R^2 = 89,04\%$  e a de  $9984\text{ cm}^{-1}$  ( $1001,60\text{ nm}$ ) apresenta  $R^2 = -83,37\%$ . Segundo Craig et al. (2018) os coeficientes positivos indicam uma maior intensidade de absorbância em uma faixa específica do espectro, que pode ser associada a maior concentração de um determinado composto e os coeficientes negativos indicam o contrário.

### **3.1.3 Avaliação da capacidade preditiva do modelo regressor para o café torrado em grãos**

O gráfico da Figura 3 mostra que o resultado obtido pelo ajuste da regressão foi promissor, com coeficiente de determinação  $R^2 = 96,20\%$ . Os dados de treinamento e validação estão agrupados na mesma Figura. Por meio do resultado obtido sugere-se a possibilidade de utilizar o modelo PLS de calibração multivariada para a predição da cor da torra do café em grãos.

Figura 3 - Análise de regressão entre as variáveis experimentais e os valores preditos pela calibração multivariada para os valores de Agtron do café torrado em grãos por meio do espectro de NIR.



Pizarro et al. (2007) também desenvolveram um modelo de calibração para avaliação da cor do nível de torra e exploraram a viabilidade da aplicação de técnicas de seleção para extrair o número mínimo de espectros do NIR durante a construção do modelo. O conjunto de dados do experimento era composto por cafés da espécie arábica e robusta, em diferentes níveis de torra com intervalo da cor final entre 48 e 92 unidades arbitrárias. Os valores das cores foram obtidos por meio de um colorímetro espectral na região entre  $14285 - 25000 \text{ cm}^{-1}$  ( $700 - 4000 \text{ nm}$ ). Os autores obtiveram um modelo com apenas 9 comprimentos de ondas capaz de prever a cor do nível da torra, com erro de raiz quadrada média do resíduo na previsão externa (RMSEP) de 3,68, em que foi possível implementar a simplificação do número de variáveis no modelo de calibração com uma boa capacidade preditiva e sem perder a confiabilidade.

## 3.2 Café torrado e moído

### 3.2.1 Análise descritiva dos dados

Foram realizadas 70 observações da variável Agtron para as amostras de café torrado e moído, obtendo-se o valor médio de 62,69 com desvio padrão de 27,72, sendo que o valor mínimo foi de 21,85 e o máximo de 120,97. Observa-se que os valores entre as amostras de

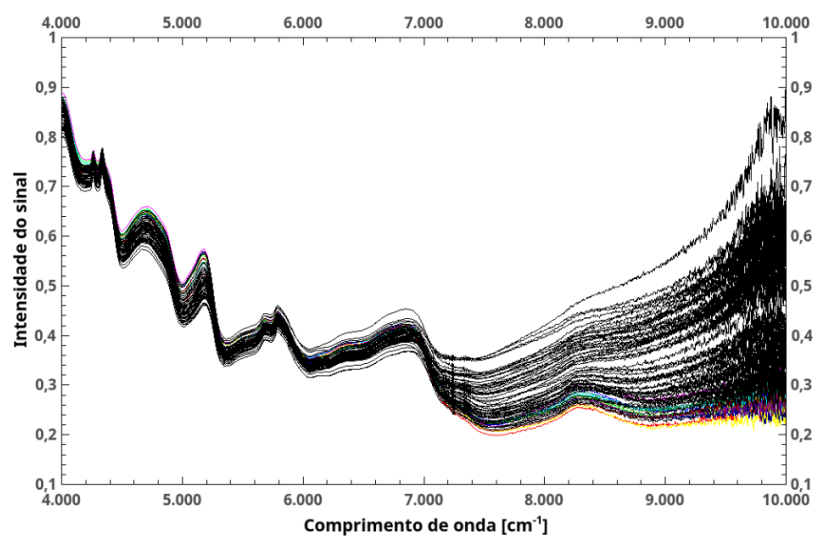
café torrado em grãos e moído são diferentes, isto ocorre devido ao gradiente de cor que existe entre a superfície e o interior dos grãos de café torrado, por isso as amostras de café torrado e moído possuem um aumento no valor do Agtron, que pode ser associado ao parâmetro de luminosidade. Na avaliação da cor adotada pela CIE (1986) o parâmetro  $L^*$  representa a luminosidade da amostra, que varia de zero a 100, em que as amostras com valores próximos a zero são mais escuras enquanto que com valores próximos a 100 são mais claras.

### 3.2.2 Análise de correlação entre a variável Agtron e os comprimentos de onda do NIR para o café torrado e moído

No gráfico da Figura 4 foram identificadas bandas de vibrações aproximadamente nos mesmos comprimentos de onda para o café torrado e moído em diferentes níveis de torra, variando a intensidade desses sinais em função do nível de torra.

Os resultados mostram que existe uma correlação negativa significativa entre as variáveis de Agtron e os espectros ( $P < |r| = 0,01$ ) nestes comprimentos de ondas. Observa-se que a correlação entre os dados do café torrado e moído é maior quando comparado ao café torrado em grãos, devido a maior homogeneidade entre as amostras.

Figura 4 - Espectros NIR na faixa de  $4000\text{ cm}^{-1}$  a  $10000\text{ cm}^{-1}$  para as amostras do café torrado e moído.



Na Figura 4, a partir do comprimento de onda de  $7200\text{ cm}^{-1}$  ( $1388,89\text{ nm}$ ) o gráfico apresenta bandas de ruídos.



Por meio de uma análise de correlação entre os valores Agtron e os valores de comprimento de onda, identificou-se que os comprimentos de onda de  $5144\text{ cm}^{-1}$  e  $9687\text{ cm}^{-1}$  ( $1944,01$  e  $1032,31\text{ nm}$ ) apresentam os maiores valores de correlação. O comprimento de onda de  $5144\text{ cm}^{-1}$  ( $1944,01\text{ nm}$ ) apresenta  $R^2 = 92,53\%$  e a de  $9687\text{ cm}^{-1}$  ( $1032,31\text{ nm}$ ) apresenta  $R^2 = -95,85\%$ . Comprimentos de ondas semelhantes foram identificadas para o café torrado em grãos,  $5150\text{ cm}^{-1}$  e  $9984\text{ cm}^{-1}$  ( $1941,75$  e  $1001,60\text{ nm}$ ).

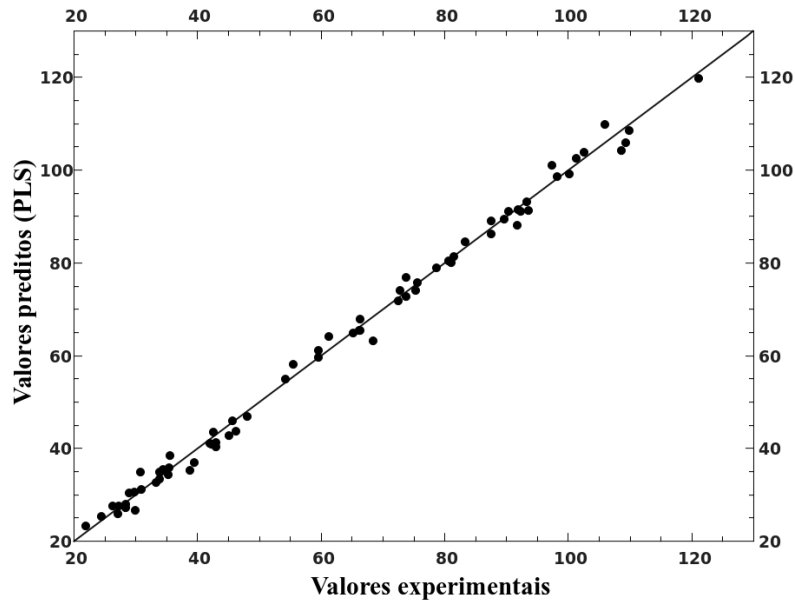
Catelani et al. (2018) desenvolveram uma metodologia analítica capaz de quantificar grãos defeituosos em cafés torrados por meio do NIR, com coeficiente de correlação de  $R^2 = 95,00\%$ . Segundo os autores, uma das faixas mais significativas para monitorar a cor do café torrado foi localizada na região espectral entre  $4961$  e  $6119\text{ cm}^{-1}$  ( $2015,72$  e  $1634,25\text{ nm}$ ).

### **3.2.3 Avaliação da capacidade preditiva do modelo regressor para o café torrado e moído**

Uma regressão entre os valores de Agtron experimental versus o previsto foi apresentada na Figura 5. Os dados de treinamento e validação estão agrupados no mesmo gráfico. Verifica-se que o modelo obtido pela calibração multivariada foi capaz de prever os valores com um excelente ajuste, com coeficiente de determinação de  $R^2 = 99,53\%$ .

Sugere-se que a utilização do NIR para a avaliação objetiva dos diferentes níveis de torra do café é uma técnica confiável e promissora, com a finalidade de propor uma metodologia alternativa a leitura dos discos Agtron e dos espectrofotômetros para a análise de cor do café torrado, utilizando a mesma escala da variável Agtron, com o objetivo de minimizar a subjetividade do julgamento visual do operador do processo de torra e garantir o controle de qualidade das amostras entre diferentes lotes de fabricação.

Figura 5 - Análise da capacidade preditiva entre as variáveis experimentais e os valores preditos pela calibração multivariada para os valores de Agtron do café torrado e moído por meio dos espectros do NIR.



Alessandrini et al. (2008) também utilizaram os espectros do NIR para prever o nível de torra do café, no entanto, avaliaram essa relação com outras variáveis, como a perda de massa, densidade e umidade, no qual atestaram a viabilidade do modelo com correlações superiores a  $R^2 = 92,00\%$ .

Bertone et al. (2016) elaboraram um modelo para a avaliação do nível de torra utilizando os espectros do NIR e os valores de cor obtidos por um equipamento que mede a refletância da luz no café moído no comprimento de onda de  $1111,11\text{ cm}^{-1}$  ( $9000,90\text{ nm}$ ). Os autores relataram que embora o resultado demonstre que o método seja eficiente, coeficiente de determinação de  $R^2 = 93,00\%$ , o modelo não é aplicável para a indústria do ponto de vista estatístico, isto porque é necessário um conjunto de dados mais abrangente, uma vez que os valores de cor estão apenas na faixa experimental entre 37 e 59 unidades arbitrária.

## **4 CONCLUSÃO**

Os modelos de calibração desenvolvidos para correlacionar o valor Agtron do café torrado com os espectros do NIR apresentaram resultados satisfatórios e promissores, os coeficientes de determinação foram  $R^2 = 99,53 \%$  para o café moído e  $R^2 = 96,20 \%$  para o café em grão. Desta maneira, pode-se inferir que a técnica de NIR associada ao PLS é uma potencial ferramenta para a avaliação dos diferentes níveis de torra em função da cor, valorizando a qualidade dos cafés torrados e a padronização do produto final para o consumidor. Além disso, o NIR é um equipamento rápido de manusear, o preparo prévio das amostras é mínimo e não é necessário o uso de reagentes químicos, o que economiza tempo durante as análises, sem perder a eficiência nos resultados.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradecemos à Universidade Federal de Lavras – UFLA, Polo de Tecnologia e Qualidade do Café - INOVACAFÉ, Departamento de Ciência dos Alimentos Federal – UFLA, às agências de fomento CNPq, FAPEMIG e CAPES pelo apoio financeiro e, aos produtores Maria Helena Brunelli e Pedro Brunelli pelo fornecimento das amostras de café.

## REFERÊNCIAS

AGTRON. Specialty Coffee Association. **Roast color classification system**. Long Beach: SCAA, 2010. 9 p.

\_\_\_\_\_. **The M-Basic II Agtron process analyzer**. Nevada: Agtron, 2019. Disponível em: <[http://www.agtron.net/M\\_BasicII.html](http://www.agtron.net/M_BasicII.html)>. Acesso em: 1 set. 2019.

ALESSANDRINI, L. et al. Near infrared spectroscopy: an analytical tool to predict coffee roasting degree. **Analytica Chimica Acta**, Amsterdam, v. 625, n. 1, p. 95-102, Sept. 2008.

BARBIN, D. F. et al. Application of infrared spectral techniques on quality and compositional attributes of coffee: an overview. **Food Research International**, Barking, v. 61, p. 23-32, July 2014.

BAQUETA, M. R. et al. Quality control parameters in the roasted coffee industry: a proposal by using MicroNIR spectroscopy and multivariate calibration. **Food Analytical Methods**, New York, p. 1-11, May 2019.

BAQUETA, M.; COQUEIRO, A.; VALDERRAMA, P. Brazilian coffee blends: a simple and fast method by near-infrared spectroscopy for the determination of the sensory attributes elicited in professional coffee cupping. **Journal of Food Science**, Champaign, v. 84, n. 6, p. 1247-1255, June 2019.

BELCHIOR, V. et al. Attenuated Total Reflectance Fourier Transform Spectroscopy (ATR-FTIR) and chemometrics for discrimination of espresso coffees with different sensory characteristics. **Food Chemistry**, Barking, v. 273, p. 178-185, Feb. 2019.

BERTONE, E. et al. Simultaneous determination by NIR spectroscopy of the roasting degree and Arabica/Robusta ratio in roasted and ground coffee. **Food Control**, Guildford, v. 59, p. 683-689, jan. 2016.

BICHO, N. C. et al. Use of colour parameters for roasted coffee assessment. **Food Science and Technology**, Campinas, v. 32, n. 3, p. 436-442, jul./set. 2012.

CATELANI, T. et al. Real-time monitoring of a coffee roasting process with near infrared spectroscopy using multivariate statistical analysis: a feasibility study. **Talanta**, London, v. 179, p. 292-299, Mar. 2018.

CAPORASO, N. et al. Variability of single bean coffee volatile compounds of Arabica and robusta roasted coffees analysed by SPME-GC-MS. **Food Research International**, Barking, v. 108, p. 628-640, June 2018.

CEN, H.; HE, Y.. Theory and application of near infrared reflectance spectroscopy in determination of food quality. **Trends in Food Science & Technology**, Cambridge, v. 18, n. 2, p.72-83, Feb. 2007.

CID, M. C.; PEÑA, M.-P. Coffee: analysis and composition. **Encyclopedia of Food and Health**, Kidlington, p. 225-231, 2016.

CLARKE, R. J. Coffee: roast and ground. **Encyclopedia of Food Sciences and Nutrition**, New York, p. 1487-1493, 2003.

COMISSION INTERNACIONALE DE I'ECLAIRAGE (CIE). **Colorimetry**. 2. ed. Viena: Central Bureau of the CIE, 1986. 78 p.

CORRÊA, P. C. et al. Preservation of roasted and ground coffee during storage. Part 1: Moisture content and repose angle. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 20, n. 6, p. 581-587, Jun. 2016.

CORREIA, R. et al. Portable near infrared spectroscopy applied to quality control of Brazilian coffee. **Talanta**, London, v. 176, p. 59-68, Jan. 2018.

COUTO, C.C. et al. Coffea arabica and C. canephora discrimination in roasted and ground coffee from reference material candidates by real-time PCR. **Food Research International**, Barking, v. 115, p.227-233, Jan. 2019.

CRAIG, A. P. et al. Mid infrared spectroscopy and chemometrics as tools for the classification of roasted coffees by cup quality. **Food Chemistry**, Barking, v. 245, p. 1052-1061, Apr. 2018.

ESTEKI, M.; SHAHSAVARI, Z.; SIMAL-GANDARA, J. Use of spectroscopic methods in combination with linear discriminant analysis for authentication of food products. **Food Control**, Guildford, v. 91, p. 100-112, Sept. 2018.

FERREIRA, M. M. C. et al. Quimiometria I: calibração multivariada, um tutorial. **Química Nova**, São Paulo, v. 22, n. 5, p. 1678-7064, set./out. 1999.

GUIMARÃES, G. C. **Espectroscopia no infravermelho próximo para classificação de sementes de café quanto à qualidade, origem e cultivar**. 2016. 75 p. Tese (Doutorado em Agronomia/Fitotecnia) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2016.

INTERNATIONAL COFFEE ORGANIZATION (ICO). **World coffee consumption**. London: ICO, 2019.

LUCA, S. de et al. Characterization of the effects of different roasting conditions on coffee samples of different geographical origins by HPLC-DAD, NIR and chemometrics. **Microchemical Journal**, Netherlands, v. 129, p.348-361, Nov. 2016.

PIZARRO, C. et al. Use of Near-Infrared Spectroscopy and Feature Selection Techniques for Predicting the Caffeine Content and Roasting Color in Roasted Coffees. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, United States, v. 55, n. 18, p.7477-7488, Aug. 2007.

RODRIGUEZ-SAONA, L. E.; ALLENDORF, M. E. Use of FTIR for rapid authentication and detection of adulteration of food. **Annual Review of Food Science and Technology**, Palo Alto, v. 2, n. 1, p. 467-483, 2011.

SAS INSTITUTE. The reg procedure. In: \_\_\_\_\_. **SAS/STAT® 13.1 user's guide**. Cary: SAS Institute, 2013. Chap. 83, p. 7020-7206.

SCHENKER, S.; ROTHGEB, T. The roast: creating the beans' signature. In: FOLMER, B. **The craft and science of coffee**. Amsterdam: Academic Press, 2017. chap. 11, p. 245-271.

SILVA, J. R. **Otimização do processo de torração do café pelo monitoramento de parâmetros e propriedades físicas e sensoriais**. 2008. 71 p. Dissertação (Mestrado em Ciência dos Alimentos) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2008.

SPECIALTY COFFEE ASSOCIATION (SCA). **Cupping protocols**. Califórnia: SCA, 2019. Disponível em: <<https://sca.coffee/research/protocols-best-practices>>. Acesso em: 16 set. 2019.

WU, D.; SUN, D. Colour measurements by computer vision for food quality control: a review. **Trends in Food Science & Technology**, Cambridge, v. 29, n. 1, p. 5-20, Jan. 2013.

**ARTIGO 2****PREDIÇÃO DA COR DA TORRA DE CAFÉS ESPECIAIS POR MEIO DE REDES NEURAIS MULTIPERCEPTRON E PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS**

Fabiana de Carvalho Pires <sup>a</sup>, Rosemary Gualberto Fonseca Alvarenga Pereira <sup>b</sup>; Roney Alves Rocha <sup>c</sup>

a Departamento de Ciência dos Alimentos, Universidade Federal de Lavras,

b Departamento de Ciência dos Alimentos, Universidade Federal de Lavras,

c Departamento de Ciência dos Alimentos, Universidade Federal de Lavras.

**(VERSÃO PRELIMINAR)**

## RESUMO

O sistema de visão computacional por meio de imagens digitais, principalmente com a utilização da cor, é uma ferramenta que têm levado a resultados interessantes durante o monitoramento e controle de processos na indústria de alimentos. As medições de cor são utilizadas como parâmetro de qualidade durante o processo de torra do café. Um descritor específico de cor bastante utilizado pela indústria de café para avaliar o nível de torra é o valor Agtron, que pode ser medido por meio dos discos da *Specialty Coffee Association of America* - SCAA, que variam a tonalidade e a luminosidade marrom entre muito escuro (disco #25) e muito claro (disco #95) ou por espectrofotômetros de alta tecnologia. No entanto, é comum que o processo e o nível de torra sejam monitorados de forma visual, de acordo com a experiência do operador. Visando padronizar e valorizar a qualidade do café torrado, o presente trabalho teve como objetivo propor uma metodologia alternativa para medição do valor Agtron do café torrado em grãos e moído, a fim de minimizar as variações de um julgamento visual subjetivo. A metodologia consiste na predição da cor da torra de cafés especiais utilizando processamento de imagens digitais e redes neurais artificiais (RNA). Foram avaliadas 70 amostras de café especial em diferentes níveis de torra, organizadas em sete classes distintas, de acordo com a numeração dos discos Agtron/ SCAA. Os resultados foram promissores e mostram a possibilidade de utilizar os modelos de predição para avaliar o café torrado em função da cor, neste trabalho os coeficientes de determinação foram  $R^2$  (treinamento) = 99,83 % e  $R^2$  (validação) = 99,94 % para o café torrado em grãos e  $R^2$  (treinamento) = 99,97 % e  $R^2$  (validação) = 99,97 % para o café torrado e moído. Para uma utilização mais prática dos modelos ajustados foi desenvolvido um *software* (FRR 1.0) capaz de prever o valor Agtron e o nível de torra no qual as amostras de café estão classificadas, portanto com o potencial uso nas torrefadoras de café.

**Palavras – chave:** nível de torra, valor Agtron e sistema de visão computacional.



## 1 INTRODUÇÃO

A qualidade do grão de café verde é determinada por diversos fatores, tais como genética, origem, cultivo, processo de pós-colheita, armazenamento e torra. O processo térmico da torra é uma das operações mais importantes da cadeia do café, pois durante o mesmo os compostos presentes no grão verde originam as características peculiares do café torrado. O processo consiste na transferência de calor dependente do binômio tempo e temperatura, capaz de promover mudanças físicas, químicas e sensoriais nos grãos, dentre elas o escurecimento não-enzimático por meio das reações de *Maillard* e caramelização, resultando na formação de compostos de pigmentação como as melanoidinas (CLARKE, MACRAE, 1987; CHO et al., 2017; GABRIEL-GUZMÁN et al., 2017; CAPORASO et al., 2018; CRAIG et al., 2018; BELCHIOR et al., 2019). Durante o processo de torra são utilizados indicadores para determinar o nível de torra como a cor, o aroma, o volume e a temperatura dos grãos (HERNANDEZ et al., 2008a).

A cor externa do grão de café torrado indica qual o seu nível de torra. A tonalidade de cor do grão varia entre marrom clara e marrom escura, principalmente, devido à pirólise dos compostos orgânicos e à formação das melanoidinas. Além da análise visual é possível utilizar técnicas baseadas na reflectância na região do infravermelho próximo e visível e, nos parâmetros de cor  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ ,  $C^*$  e  $H^\circ$  (CID; PEÑA, 2016).

Um descritor específico de cor bastante utilizado pela indústria de café para avaliar o nível de torra é o valor Agtron, sua medição é realizada por meio de equipamentos ou pelos discos Agtron da *Specialty Coffee Association of América* – SCAA que são discos com valores entre #25 e #95 que variam a tonalidade marrom e a luminosidade. A variável Agtron consiste em quantificar a energia que é refletida na superfície de uma amostra de café na região do infravermelho próximo em comprimentos de onda específicos, nas quais ocorrem o desenvolvimento de compostos orgânicos solúveis, como a caramelização da sacarose. A variável Agtron é calibrada por meio de uma escala de classificação do nível de torra, em que zero representa a carbonização completa da sacarose e 100 representa a caramelização da sacarose entre 5 e 10% do valor médio da escala (AGTRON INC., 2019; AGTRON/SCAA INC, 2010).

Um atributo importante para aceitação dos produtos alimentícios pelos consumidores é a cor (WU; SUN, 2013). No caso do café torrado, a cor é utilizada tanto para o monitoramento do processo de torra quanto como um critério para interromper o processo de torra, no momento em que se atinge a cor desejada. Por isso, que a cor dos grãos de café

torrado, bem como o nível de torra são atributos associados a qualidade (VIRGEN-NAVARRO et al., 2016 CORRÊA et al., 2016; SCHENKER; ROTHGEB, 2017).

A visão computacional permite o desenvolvimento de algoritmos numéricos a partir da extração de informações de uma imagem, para uma posterior análise. Essa técnica tem como vantagem ser não invasiva e rápida, pois na avaliação da cor, as informações elementares são armazenadas na forma de pixels de uma imagem digital e podem ser associadas a outros atributos de qualidade (GUNASEKARAN, 1996; BROSANAN; SUN, 2004; DU; SUN, 2004).

O sistema de visão computacional tornou-se uma ferramenta bastante útil para a avaliação, monitoramento e garantia da qualidade dos produtos na indústria de alimentos, que consiste em capturar a cor de cada pixel da imagem por meio de sensores de cor. O modelo RGB que é um dos padrões de cor da *International Commission on Illumination* – CIE (1986) baseado em um espaço tridimensional com componentes espectrais primárias, é o mais utilizado porque cada sensor capta a intensidade da luz nos espectro vermelho, verde e azul. Para construção deste sistema são necessários outros elementos, tais como um iluminante padronizado, uma câmera digital e um *software* de processamento de imagem (GUNASEKARAN, 1996; YAM; PAPADAKIS, 2004; LEON et al., 2006).

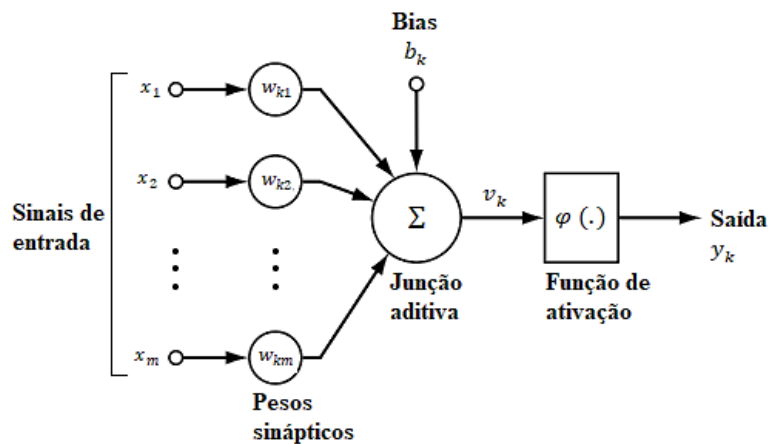
A associação entre técnicas de processamento de imagens e ferramentas de inteligência artificial, como as redes neurais artificiais - RNAs, são importantes na predição de valores das variáveis de desempenho do processo a partir de dados operacionais independentes para o monitoramento, controle e otimização das atividades na indústria (BAUGHMAN; LIU, 1995; HAYKIN, 2001; ROCHA, 2012).

As redes neurais artificiais compreendem um conjunto de algoritmos matemáticos organizados em uma estrutura concebida como uma analogia ao sistema nervoso encontrado em seres vivos. Os blocos de processamento das informações são chamados de neurônios, ou elementos de processamento, e são organizados em uma rede cujas conexões são feitas por meio de ligações chamadas de sinapses. A vantagem da utilização de uma rede neural está na sua capacidade de processar informações de modo paralelo e distribuído nessa rede de neurônios, o que implica em alta velocidade, mesmo em computadores mais simples. Outra vantagem está no fato de as redes neurais serem utilizadas com diferentes finalidades como, por exemplo, para fazer predição, classificação, filtragem de dados e poderem trabalhar simultaneamente tanto com dados numéricos (quantitativos), quanto com dados não numéricos (categóricos) (BAUGHMAN; LIU, 1995; HAYKIN, 2001; ROCHA, 2012).

Na Figura 1 a seguir está representado o modelo conceitual de um neurônio artificial da camada oculta, grupo de neurônios responsável por efetivamente fazer o processamento

dos dados. Nessa Figura, os valores  $x_1, x_2, \dots, x_n$  referem-se aos dados que chegam a esse neurônio. Antes de entrar no neurônio propriamente dito, cada dado de entrada é multiplicado por um fator de peso ( $w_1, w_2, \dots, w_n$ ). O neurônio faz a somatória de todos esses produtos (Equação 1) e opcionalmente adiciona um valor de bias, um termo de correção ( $b_k$ ), descrito pela Equação 2. Nesta etapa os dados já estão processados pelo neurônio e quase prontos para serem transferidos para os neurônios de uma outra camada. Essa última fase do processamento consiste na aplicação de uma função de transferência aos dados na saída do neurônio. Em geral é aplicada uma função do tipo simóide ou tangente hiperbólica ou qualquer outra função que seja suave, contínua e sucessivamente diferenciável (Equação 3). Esse é portanto o funcionamento de um neurônio da camada oculta (BAUGHMAN; LIU, 1995; HAYKIN, 2001; ROCHA, 2012).

Figura 1 - Diagrama esquemático de um neurônio matemático.



Fonte: Adaptada de Haykin (2001).

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (\text{Equação 1})$$

$$v_k = (u_k + b_k) \quad (\text{Equação 2})$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (\text{Equação 3})$$

Em que  $u_k$  descreve a saída do combinador linear, sendo  $x_m$  os sinais de entrada e  $w_{km}$  os pesos sinápticos do neurônio  $k$ ;  $y_k$  representa o sinal de saída do neurônio, sendo  $\varphi(.)$  a função de ativação;  $b_k$  é o bias e  $v_k$  é o potencial de ativação do neurônio (HAYKIN, 2001).

No que se refere à rede como um todo, essa geralmente está organizada em três camadas ou grupos de neurônios que possuem funções específicas. A primeira camada é chamada de camada de entrada, e tem a função de receber os dados do meio externo e repassá-lo à segunda camada, conhecida como camada oculta. É nessa camada que ocorre todo o processamento dos dados como, por exemplo, o ajuste dos pesos de modo a estabelecer uma relação funcional capaz de mapear os dados da camada de entrada para a camada de saída. A camada de saída tem a função de apresentar os valores preditos pela RNA, bem como fazer o correto reescalonamento dos dados de saída dos neurônios da camada oculta para os valores do mundo real, informados na camada de saída. Esse reescalonamento é necessário uma vez que as funções de transferência como tangente hiperbólica e logística trabalham com valores pequenos. Para não ocorrer a saturação matemática das funções de transferência, em geral os dados na entrada de uma RNA são previamente normalizados para a faixa de 0,2 a 0,8, na maioria das redes neurais, faixa essa considerada de linearidade das funções de transferência contida no interior dos neurônios (BAUGHMAN; LIU, 1995; HAYKIN, 2001; ROCHA, 2012).

Leme et al. (2019) desenvolveram um modelo de visão computacional para a identificação dos diferentes níveis de coloração de café torrado e moído, por meio do processamento de imagens digitais e RNAs, obtendo um alto grau de confiança entre os valores CIELab e Agtron. Nansen et al., (2016) utilizaram imagens hiper espectrais para caracterizar a consistência das marcas de café em diferentes datas de fabricação quanto aos seus níveis de torra, os autores evidenciaram que a combinação de imagens e um indicador geral de qualidade, como o conteúdo de proteína extraível, pode ser usado para monitorar e controlar a qualidade do café torrado.

O presente trabalho teve como objetivo propor uma metodologia alternativa para a análise de cor do café torrado em grãos e moído, com base na mesma escala do valor Agtron, capaz de prever a cor da torra em substituição aos espectrofotômetros tradicionais e aos discos Agtron/SCAA (Agtron/SCAA Inc., Long Beach, Estados Unidos da América), minimizando a subjetividade de um julgamento visual. Além disso, para o uso das RNAs foi desenvolvido um *software*, intitulado FRR 1.0, capaz de prever o valor Agtron e o nível de torra nas quais as amostras de café torrado em grão e/ou moído estão classificadas, apresentando potencial uso nas torrefadoras de café. Este software foi registrado no Instituto Nacional de Propriedade Industrial (INPI) no dia 25 de outubro de 2019, com número de registro 512019002447-8.

## 2 MATERIAIS E MÉTODOS

A pesquisa foi conduzida no Polo de Tecnologia e Qualidade do Café da Agência de Inovação do Café e no Laboratório de Qualidade do Café do Departamento de Ciência dos Alimentos na Universidade Federal de Lavras em Lavras – UFLA.

### 2.1 Obtenção e preparo das amostras de café

O café verde da safra de 2018 foi coletado na fazenda Três Porteiras situada no município de Ingaí no sul do estado de Minas Gerais – Brasil. O café da espécie *Coffea arabica* L., cultivar Catuaí Vermelho IAC 99 foi proveniente da via de processamento natural, com pontuação de 81,5 conforme os critérios estabelecidos pela prova de xícara do protocolo da *Specialty Coffee Association* (SCA, 2019).

O preparo das amostras do café verde foi realizado em duas etapas: a primeira foi a separação dos grãos por tamanho e forma, em que se utilizou somente os grãos chatos retidos nas peneiras de crivos circulares e acima da numeração 16 do jogo de peneiras de amostras (Pinhalense Inc., Espírito Santo do Pinhal, Brasil). A segunda etapa consistiu na seleção manual dos grãos sadios pela eliminação dos defeitos extrínsecos e intrínsecos, conforme a metodologia SCA (2019).

As amostras de café torrado foram classificadas em sete diferentes classes quanto aos níveis de torra, de acordo com os discos Agtron/SCAA e cada uma das classes foi composta por 10 repetições, conforme descrito na Tabela 1 a seguir.

Tabela 1 - Classificação das amostras de café torrado em função do valor Agtron e a descrição de cada nível de torra.

Classe	Descrição do nível de torra	Número do disco Agtron
1	muito clara a clara	#95 a #85
2	clara a moderadamente clara	#85 a #75
3	moderadamente clara a média clara	#75 a #65
4	média clara a média	#65 a #55
5	média a moderadamente escura	#55 a #45
6	moderadamente escura a escura	#45 a #35
7	escura a muito escura	#35 a #25

Fonte: adaptada de AGTRON/SCAA (2010).

## 2.2 Processo de torra e moagem do café

Uma massa de aproximadamente  $100,00 \text{ g} \pm 0,15 \text{ g}$  das amostras de café foi medida em balança semi analítica modelo BG-2000 com precisão de 0,01 g (Gehaka Inc., São Paulo, Brasil) antes de ser submetida ao processo de torra em um torrador de amostras modelo TP2 com alimentação a gás GLP (Probat Leogap Inc., Curitiba, Brasil). A temperatura inicial do torrador foi fixada em  $150 \text{ }^\circ\text{C}$  para a construção de diferentes curvas de torra, com duração máxima de 12 minutos. Os grãos de diferentes níveis de torra foram avaliados visualmente ao atingir o ponto final da coloração desejada, com referência nos discos Agtron/SCAA. Para interromper o processo térmico as amostras foram transferidas imediatamente para a bandeja de resfriamento do torrador, no qual possui um fluxo de ar frio (SILVA, 2008). Em seguida, as amostras foram colocadas em recipiente sob a temperatura de  $25 \text{ }^\circ\text{C}$  até o momento da análise do valor Agtron.

As amostras de café torrado em grãos foram submetidas a verificação do valor Agtron por meio do espectrofotômetro modelo M-basic II (Agtron Inc., Reno, Estados Unidos da América). O equipamento apresentou uma certa instabilidade nas leituras quando se mudava a posição das amostras, por isso, foram realizadas quatro leituras para o cálculo da média e entre as leituras foi realizada a calibração do equipamento com o padrão de referência do fabricante, que são discos de coloração cinza e preta.

Após a análise do valor Agtron, as amostras foram acondicionadas em embalagem de polietileno revestida de poliéster metalizado durante 24 horas para o descanso. Seguido o período de repouso, a massa de café obtida após o processo de torra foi dividida em duas embalagens, sendo uma para o grupo de café em grão e outra para o grupo de café moído, ambas com aproximadamente 40,00 g. As embalagens contendo o café em grãos foram fechadas e estocadas sob temperatura de  $25 \text{ }^\circ\text{C}$  até o momento das análises.

Para as amostras do grupo de café moído foi realizado o processo de moagem no equipamento Guatemala K32S21 (Mahlkönig Inc., Hamburgo, Alemanha) de acordo com um dos parâmetros de padronização exigidos pela metodologia da SCA (2019) para o preparo das amostras do *cupping*, em que a granulometria das amostras apresenta 70 % de passagem das suas partículas pela peneira de 20 mesh (0,84 mm). A leitura do valor Agtron foi realizada de acordo com a metodologia citada anteriormente para o café em grãos. Após a verificação do valor Agtron, as embalagens contendo o café moído foram seladas e estocadas sob temperatura de  $25 \text{ }^\circ\text{C}$  até o momento das análises.

### 2.3 Fotografia digital das amostras de café

Foram avaliados dois grupos, um com 70 amostras de café torrado em grãos e outro com 70 amostras de café moído. Para cada uma das amostras foram realizadas três capturas de imagens, totalizando 210 capturas para cada grupo.

Para a aquisição de dados de imagem foi utilizado o equipamento de visão computacional modelo UVDI-254 da marca *Major Science* (Major Science Inc., Saratoga, Estados Unidos da América) que consiste em um gabinete fechado e compacto, com uma câmera digital modelo *PowerShot G12* (Canon Inc., New York, Estados Unidos da América) e duas lâmpadas LED de luz branca, uma em cada parede da parte superior do gabinete. Algumas modificações foram realizadas no equipamento para amenizar a incidência de brilho durante a coleta das imagens, tais como aplicar uma borracha de etil vinil acetato de 3 mm com coloração preta opaca em todo o interior do gabinete.

Para padronizar a captura das imagens, uma massa de aproximadamente 40,00 g das amostras de café torrado e moído foi colocada em um recipiente de plástico com diâmetro de 14,20 cm e prensadas manualmente com um utensílio construído com material de madeira de 13,30 cm de diâmetro, para a obtenção de uma superfície homogênea. Para as amostras de café torrado em grãos, uma massa de aproximadamente 30,00 g foi colocada em uma placa de plástico com diâmetro de 8,50 cm.

A câmera foi configurada com ISO 100, abertura do diafragma  $f / 3.2$  e velocidade do obturador =  $1/6$  segundos, com a câmera fixada em suporte e fotometria para zero o *exposure value* na escala do controle de exposição. As fotografias foram salvas em um cartão de memória no formato JPEG com dez megapixels e, transferidas para um computador para posterior obtenção dos histogramas de cor.

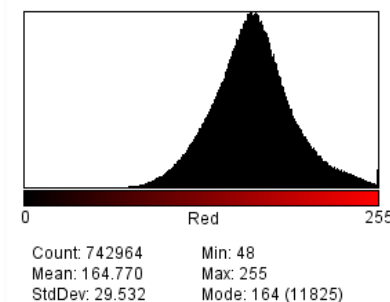
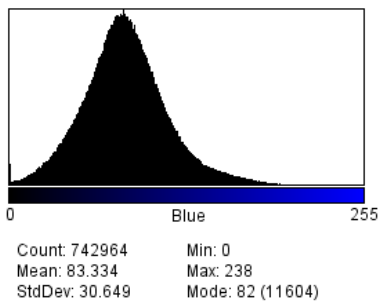
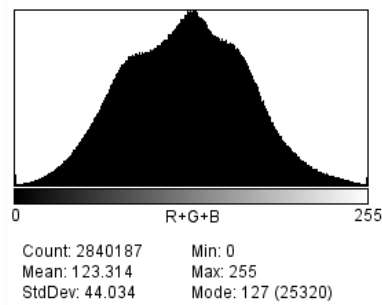
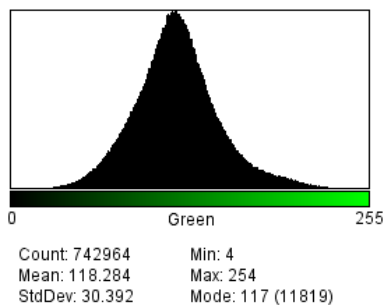
### 2.4 Obtenção dos histogramas de cor por meio do software de processamento de imagens digitais

A obtenção dos histogramas de cor foi realizada por meio do software *Fiji ImageJ*® que é livre para o processamento de imagens digitais. O procedimento para a análise de cor RGB foi conduzido em duas etapas, sendo que na primeira delas (a) foi realizado o corte das imagens para a seleção da área de interesse e, na segunda etapa (b) a aquisição dos histogramas com os valores médios das variáveis RGB, desvio padrão de RGB, R, desvio padrão de R, G, desvio padrão de G, B e desvio padrão de B.

A Figura 2 descreve a metodologia utilizada para a análise de cor do café torrado em grão e moído. Para cada amostra foi realizada a captura de três diferentes imagens e o valor final de cada uma das variáveis de cor foi obtido por meio do cálculo da média de três diferentes histogramas.

Figura 2 - Representação gráfica da metodologia realizada para a obtenção dos histogramas de cor do café torrado nas etapas 1 (a) e 2 (b) do processamento de imagens.

A figura (a) mostra a maneira pela qual as imagens capturadas foram cortadas, utilizando a ferramenta de seleção em formato de elipse para excluir os contornos do recipiente.



A figura (b) mostra os histogramas das imagens obtidas pelo software *Fiji ImageJ*, da região selecionada para a extração do valor médio de RGB (*Mean*) e desvio padrão (*StdDev*) de cada uma das variáveis.

(b)

Fonte: O autor.

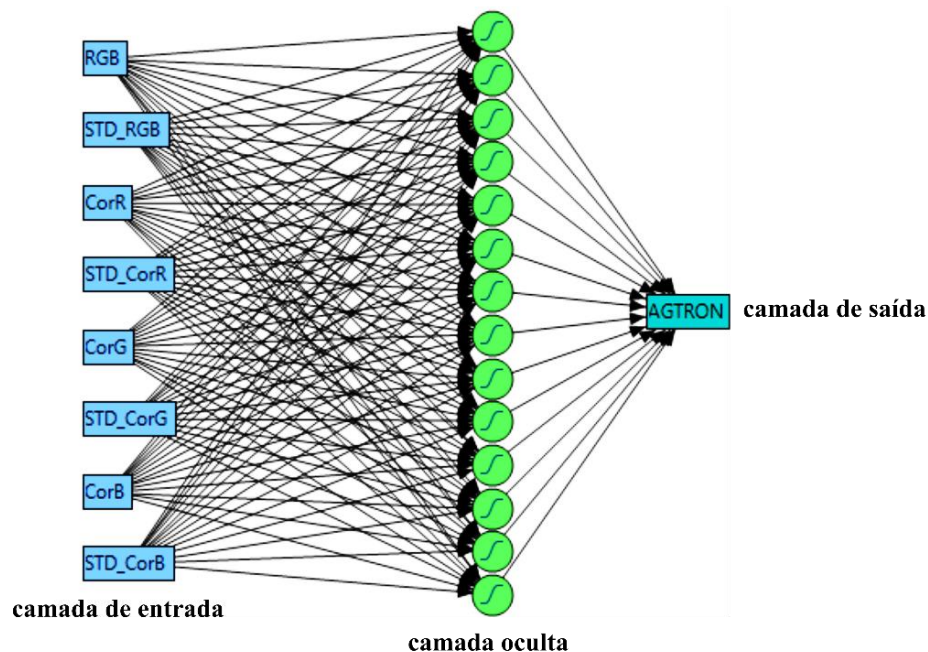


## 2.5 Extração de informações de cor por meio de Redes Neurais Artificiais – RNA

Para facilitar a aplicação prática das RNAs obtidas neste estudo, foi desenvolvido um *software*, intitulado de FRR 1.0, capaz de prever o valor Agtron e o nível de torra no qual as amostras de café torrado em grão e/ou moído estão classificadas. A construção do FRR 1.0 foi realizada por meio do *software Embarcadero® C++ Builder Community Edition* versão 10.2 (Embarcadero Technologies Inc., Austin, Estados Unidos da América). Para o cálculo do valor Agtron foi construído um modelo baseado em uma RNA, por meio da versão 14 do pacote estatístico *SAS Statistical Discovery JMP®*, obtido pelo site da empresa SAS (SAS Inc., Cary, Estados Unidos da América) com licença para testes com duração de 30 dias.

A Figura 3 apresenta o modelo conceitual das RNAs utilizadas neste trabalho, compostas por oito nós na camada de entrada, sendo RGB, desvio padrão (STD) de RGB, R, desvio padrão de R, G, desvio padrão de G, B, desvio padrão de B e um nó na camada de saída, o valor Agtron.

Figura 3 - Modelo conceitual da rede neural artificial utilizada neste trabalho, contendo uma camada de entrada, uma camada oculta e uma camada de saída.



Fonte: O autor.

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 3.1 Análise de cor

##### 3.1.1 Café torrado em grãos

Foram testadas diferentes RNAs pelo método *K-fold* utilizando a função tangente hiperbólica com variação do número de nós na camada oculta entre cinco e 20. A Tabela 2 mostra os resultados obtidos nestes testes para o conjunto de treinamento e de validação da RNA para os valores da raiz do erro quadrático médio (RMSE) e do coeficiente de determinação ( $R^2$ ).

Para selecionar a RNA que melhor prediz o valor Agtron foi calculada uma nova variável, chamada Escore, descrita pela Equação 4. Os valores obtidos por este cálculo foram normalizados em uma escala entre zero e 100 para selecionar a RNA que mais se aproxima de 100, os resultados estão apresentados na Tabela 2 a seguir.

$$\text{Escore} = \left[ \frac{(R^2_{\text{trein.}} + R^2_{\text{valid.}})}{(\text{RMSE}_{\text{trein.}} + \text{RMSE}_{\text{valid.}})} \right] \quad (\text{Equação 4})$$

Observa-se na Tabela 2 que o escore de maior valor é o da RNA com 15 nós na camada oculta, por isso, foi selecionado como o modelo para o café torrado em grãos.

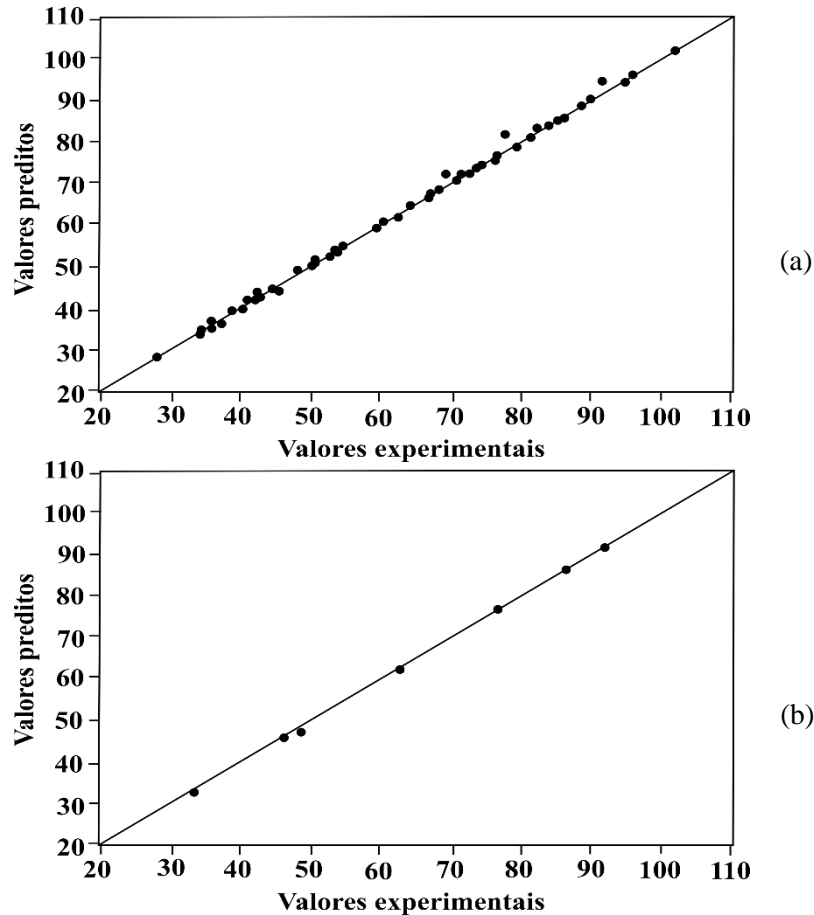
O resultado obtido por essa RNA para a predição do valor Agtron foi  $R^2$  (validação) = 99,94 % para o conjunto de validação, o que significa que o modelo está prevendo bem os dados que não são utilizados para treiná-lo e para o conjunto de treinamento foi  $R^2$  (treinamento) = 99,83 %, ambos os conjuntos obtiveram coeficientes satisfatórios.

Tabela 2 - Valores de RMSE e  $R^2$  dos conjuntos de treinamento e validação da RNA em função do número de nós da camada oculta, para o cálculo do escore e do escore normalizado na faixa de zero a 100 para o café torrado em grão.

Número de nós na camada oculta	Treinamento		Validação		Escore	
	$R^2$ (trein.)	RMSE (trein.)	$R^2$ (valid.)	RMSE (valid.)	Escore	Escore 100
5	0,9977772	0,9339968	0,9976016	1,0549715	1,003223028	29,51
6	0,9971624	1,0681485	0,9974991	0,9762458	0,975673577	26,11
7	0,9980726	0,8803165	0,996961	1,0761626	1,019706063	31,54
8	0,9983047	0,8267839	0,9980673	0,8468302	1,192850849	52,87
9	0,9977456	0,9480909	0,9943824	1,5168112	0,808197616	5,48
10	0,9978424	0,9327078	0,9982859	0,7975016	1,153691744	48,05
11	0,9978775	0,9219864	0,9944024	1,4836145	0,828183885	7,94
12	<b>0,9977867</b>	<b>0,9453062</b>	<b>0,9924682</b>	<b>1,6607124</b>	<b>0,763714772</b>	<b>0,00</b>
13	0,9975109	1,0024749	0,9960537	1,2021078	0,904282067	17,32
14	0,9988452	0,6785678	0,9979119	0,9247722	1,24537347	59,34
15	<b>0,9983762</b>	<b>0,8037244</b>	<b>0,9994858</b>	<b>0,4644611</b>	<b>1,57537048</b>	<b>100,00</b>
16	0,9975768	0,989106	0,9961091	1,1936409	0,913383911	18,44
17	0,998961	0,6434191	0,9959679	1,28506	1,034454782	33,36
18	0,9988346	0,6859433	0,998599	0,7162548	1,424501716	81,41
19	0,9971766	1,0526502	0,9980993	0,9391536	1,001743194	29,33
20	0,9979293	0,9143472	0,9970475	1,0397775	1,020905575	31,69

O gráfico da Figura 4 mostra que os pontos estão plotados ao longo da linha tanto para os dados de treinamento quanto de validação, com isso, é possível verificar que os valores previstos são semelhantes aos valores reais. Além disso, os valores de RMSE são considerados pequenos.

Figura 4 - Análise de regressão entre os valores experimentais e os valores preditos pela RNA para a variável Agtron do café torrado em grãos.



A Figura 4 (a) mostra o gráfico da RNA de treinamento e a Figura 4 (b) o gráfico da RNA de validação.

Hernandez et al. (2008b) desenvolveram um modelo preditivo por meio de redes neurais artificiais para analisar a variável brilho durante o processo de torra e sua relação com a qualidade dos grãos de café torrado. O resultado mostrou que foi possível obter um parâmetro para o controle do processo quando o brilho simulado fosse semelhante ao padrão fixado pelo operador, uma vez que as simulações realizadas em tempo real foram capazes de prever o momento no qual o processo de torra deveria ser interrompido com  $R^2 > 98,00\%$ .

Leme et al. (2019) desenvolveram um modelo utilizando redes neurais para a estimativa do nível de torra do café em grãos, por meio dos valores CIE  $L^* a^* b^*$ , no qual obtiveram um resultado promissor  $R^2 = 99,00\%$ , bem como no presente trabalho.

### 3.1.2 Café torrado e moído

Foram testadas diferentes RNAs pelo método *K-fold* utilizando a função tangente hiperbólica com variação do número de nós na camada oculta entre cinco e 15. A Tabela 3 mostra os resultados obtidos por estes testes para o conjunto de treinamento e de validação da RNA para os valores da raiz do erro quadrático médio (RMSE) e do coeficiente de determinação ( $R^2$ ). Para selecionar a RNA que melhor prediz o valor Agtron do café torrado e moído foi utilizado o mesmo critério descrito anteriormente pela Equação 4.

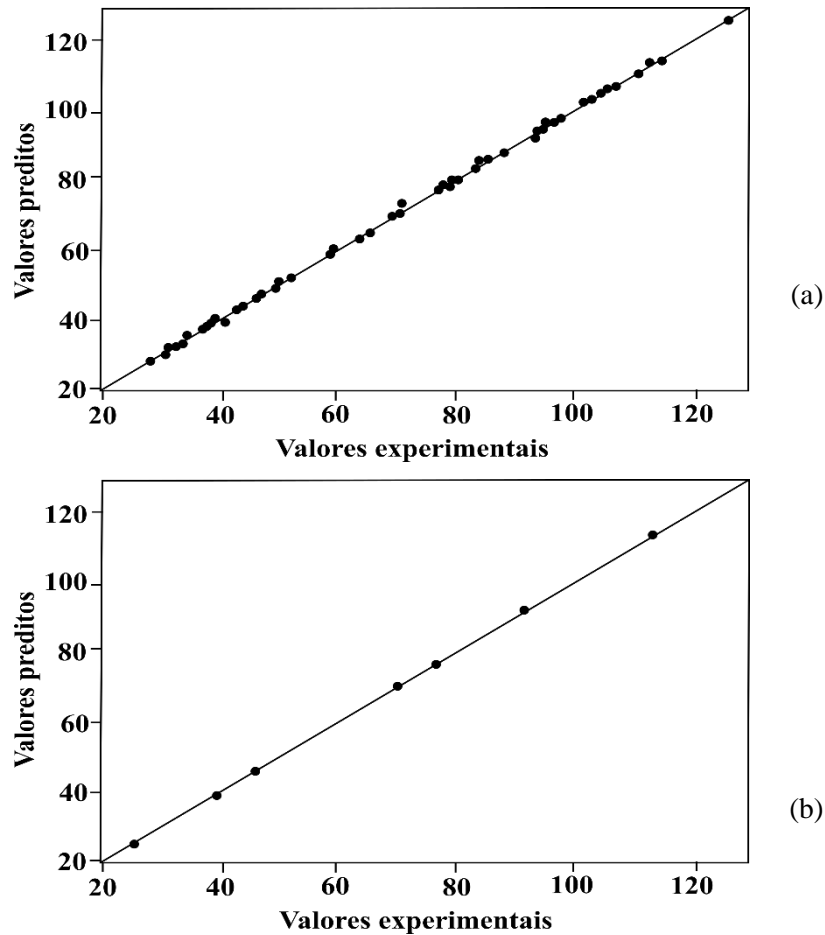
Tabela 3 - Valores de RMSE e  $R^2$  dos conjuntos de treinamento e validação da RNA em função do número de nós da camada oculta, para o cálculo do escore e do escore normalizado na faixa de zero a 100 para o café torrado e moído.

Número de nós na camada oculta	Treinamento		Validação		Escore	
	$R^2$ (trein.)	RMSE (trein.)	$R^2$ (valid.)	RMSE (valid.)	Escore	Escore 100
5	0,9995516	0,5903406	0,9996566	0,5101595	1,816636	11,32
6	0,9998125	0,3803742	0,9997729	0,4278702	2,473986	46,35
7	0,9994613	0,6448361	0,9996715	0,5146575	1,724143	6,39
8	0,9997749	0,4182038	0,9998683	0,3159443	2,723760	59,66
9	0,9996191	0,5454045	0,9998463	0,3333146	2,275432	35,77
10	0,9997783	0,4160900	0,9998755	0,3000144	2,792405	63,32
11	<b>0,9994783</b>	<b>0,641014</b>	<b>0,9997526</b>	<b>0,6051919</b>	<b>1,604254</b>	<b>0,00</b>
12	0,9997333	0,4529288	0,9997650	0,4427135	2,232474	33,48
13	0,9997982	0,3946608	0,9995444	0,6060649	1,997893	20,98
14	<b>0,9997122</b>	<b>0,4704970</b>	<b>0,9999870</b>	<b>0,1040190</b>	<b>3,480668</b>	<b>100,00</b>
15	0,9995629	0,5842045	0,9969560	0,4689838	1,895690	15,53

Na Tabela 3 o escore de maior valor é o da RNA com 14 nós na camada oculta, por isso, foi selecionado como o modelo para o café torrado e moído. Foram promissores os resultados obtidos por essa RNA para a predição do valor Agtron, em que para o conjunto de validação foi  $R^2$  (validação) = 99,97 % e para o conjunto de treinamento foi  $R^2$  (treinamento) = 99,97 %

O gráfico da Figura 5 mostra que modelo se ajustou fielmente aos pontos ao longo da linha, tanto para os dados de treinamento quanto para os de validação, o que significa que os valores previstos são semelhantes aos valores reais.

Figura 5 - Análise de regressão entre os valores experimentais e os valores preditos pela RNA para a variável de Agtron do café torrado e moído.



A Figura 5 (a) mostra o gráfico da RNA de treinamento e a Figura 5 (b) o gráfico da RNA de validação.

Observa-se que o coeficiente de determinação do grupo de café torrado e moído foi maior quando comparado com o grupo de café em grãos, isso porque a moagem do café proporciona uma maior homogeneização entre os grânulos da amostra, mesmo assim a predição do valor Agtron alcançou  $R^2 > 99,00\%$ . Leme et al., (2019) também notaram uma melhoria no resultado do modelo do café torrado e moído em relação ao grão inteiro.

Nansen et al. (2016) avaliaram a consistência de diferentes marcas comerciais de café torrado e moído em duas datas de fabricação, por meio da combinação de imagens hiperespectrais e de um indicador geral de qualidade, no caso o conteúdo de proteína extraível. Os autores afirmam que essa combinação pode ser usada para monitorar o nível de torra do café, uma vez que, foi possível classificar com precisão de aproximadamente 98 % a torra escura, 45 % a torra clara e 65 % a torra média das amostras de café.

### 3.2 Desenvolvimento de um *software* por meio de Redes Neurais Artificiais – RNA

Para facilitar a aplicação prática das RNAs obtidas neste estudo, foi desenvolvido um *software*, intitulado de FRR 1.0, capaz de prever o valor Agtron e o nível de torra no qual as amostras de café torrado em grão e/ou moído estão classificadas, apresentado na Figura 6. Este *software* foi registrado no Instituto Nacional de Propriedade Industrial – INPI, no dia 25 de outubro de 2019, com número de registro 512019002447-8.

Figura 6 - A figura (a) mostra a interface gráfica inicial do *software* FRR 1.0 e a figura (b) a interface gráfica do *software* após realizar o cálculo interno do valor Agtron.



(a)



(b)

O *software* FRR 1.0 opera para dois tipos de café: moído ou grão. Os valores de RGB e desvio padrão obtidos pelo *ImageJ*® são inseridos no *software* para calcular o valor Agtron, por meio do cálculo interno pela RNAs, além disso, é capaz de correlacionar o valor obtido com o nível de torra do café. O resultado pode ser incluído em uma lista e salvo no bloco de notas do computador, conforme apresentado na Figura 6 (b).

## **4 CONCLUSÃO**

Concluiu-se que a RNA é uma ferramenta promissora para estimar os valores de Agtron com excelente precisão dentro das faixas de intensidade das cores investigadas. Os coeficientes de determinação ficaram com  $R^2 > 95 \%$  e com erros considerados pequenos.

Para a aplicação mais prática dos modelos ajustados, foi desenvolvido o *software* FRR 1.0 com número de registro 512019002447-8, que apresenta um potencial uso para as indústrias de café torrado para avaliar o nível da torra e o valor Agtron, de maneira direta e mais econômica quando comparada aos equipamentos laboratoriais de alto custo.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradecemos à Universidade Federal de Lavras – UFLA, Polo de Tecnologia e Qualidade do Café - INOVACAFÉ, Departamento de Ciência dos Alimentos Federal – UFLA, às agências de fomento CNPq, FAPEMIG e CAPES pelo apoio financeiro e, aos produtores Maria Helena Brunelli e Pedro Brunelli pelo fornecimento das amostras de café.



## REFERÊNCIAS

AGTRON. Specialty Coffee Association. **Roast color classification system**. Long Beach: SCAA, 2010. 9 p.

\_\_\_\_\_. **The M-Basic II Agtron process analyzer**. Nevada: Agtron, 2019. Disponível em: <[http://www.agtron.net/M\\_BasicII.html](http://www.agtron.net/M_BasicII.html)>. Acesso em: 1 set. 2019.

BAUGHMAN, D. R.; LIU, Y. **Neural networks in bioprocessing and chemical engineering**. San Diego: Academic Press, 1995. 488 p.

BELCHIOR, V. et al. Attenuated Total Reflectance Fourier Transform Spectroscopy (ATR-FTIR) and chemometrics for discrimination of espresso coffees with different sensory characteristics. **Food Chemistry**, Barking, v. 273, p. 178-185, Feb. 2019.

BROSNAN, T.; SUN, D. Improving quality inspection of food products by computer vision: a review. **Journal of Food Engineering**, London, v. 61, n. 1, p. 3-16, Jan. 2004.

CAPORASO, N. et al. Variability of single bean coffee volatile compounds of Arabica and robusta roasted coffees analysed by SPME-GC-MS. **Food Research International**, Barking, v. 108, p. 628-640, June 2018.

CHO, J. et al. Qualitative properties of roasting defect beans and development of its classification methods by hyperspectral imaging technology. **Food Chemistry**, Barking, v. 220, p. 505-509, Apr. 2017.

CID, M. C.; PEÑA, M.-P. Coffee: analysis and composition. **Encyclopedia of Food and Health**, Kidlington, p. 225-231, 2016.

CLARKE, R. J. Coffee: roast and ground. **Encyclopedia of Food Sciences and Nutrition**, New York, p. 1487-1493, 2003.

COMISSION INTERNACIONALE DE I'ECLAIRAGE (CIE). **Colorimetry**. 2. ed. Viena: Central Bureau of the CIE, 1986. 78 p.

CORRÊA, P. C. et al. Preservation of roasted and ground coffee during storage. Part 1: Moisture content and repose angle. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 20, n. 6, p. 581-587, jun. 2016.

CRAIG, A. P. et al. Mid infrared spectroscopy and chemometrics as tools for the classification of roasted coffees by cup quality. **Food Chemistry**, Barking, v. 245, p. 1052-1061, Apr. 2018.

DU, C.; SUN, D. Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation. **Trends in Food Science & Technology**, Cambridge, v. 15, n. 5, p. 230-249, May 2004.

GABRIEL-GUZMÁN, M. et al. Fractality in coffee bean surface for roasting process. **Chaos, Solitons & Fractals**, Oxford, v. 99, p. 79-84, June 2017.

GUNASEKARAN, S. Review: computer vision technology for food quality assurance. **Trends in Food Science & Technology**, Cambridge, v. 7, n. 8, p. 245-256, Aug. 1996.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e práticas**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. 908 p.

HERNÁNDEZ, J.; HEYD, B.; TRYSTRAM, G. On-line assessment of brightness and surface kinetics during coffee roasting. **Journal of Food Engineering**, London, v. 87, n. 3, p. 314-322, Aug. 2008a.

\_\_\_\_\_. Prediction of brightness and surface area kinetics during coffee roasting. **Journal of Food Engineering**, London, v. 89, n. 2, p. 156-163, Nov. 2008b.

LEME, D. S. et al. Recognition of coffee roasting degree using a computer vision system. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 156, p. 312-317, Jan. 2019.

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.

NANSEN, C. et al. Using hyperspectral imaging to characterize consistency of coffee brands and their respective roasting classes. **Journal of Food Engineering**, London, v. 190, p.34-39, Dec. 2016.

ROCHA, R. A. **Desenvolvimento de um software para definição em tempo real do processamento térmico de alimentos enlatados usando redes neurais artificiais**. 2012. 212 p. Tese (Doutorado em Ciência e Tecnologia de Alimentos) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2012.

SAS INSTITUTE. JMP® 14 quick guide. **JMP**, Cary, p. 1-8. Disponível em: <<https://www.jmp.com/content/dam/jmp/documents/en/academic/jmp-quick-guides/jmp14-quick-guide.pdf>>. Acesso em: 20 jun. 2019.

SCHENKER, S.; ROTHGEB, T. The roast: creating the beans' signature. In: FOLMER, B. **The craft and science of coffee**. Amsterdam: Academic Press, 2017. chap. 11, p. 245-271.

SILVA, J. R. **Otimização do processo de torração do café pelo monitoramento de parâmetros e propriedades físicas e sensoriais**. 2008. 71 p. Dissertação (Mestrado em Ciência dos Alimentos) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2008.

SPECIALTY COFFEE ASSOCIATION (SCA). **Cupping protocols**. Califórnia: SCA, 2019. Disponível em: <<https://sca.coffee/research/protocols-best-practices>>. Acesso em: 16 set. 2019.

VIRGEN-NAVARRO, L. et al. Neuro-fuzzy model based on digital images for the monitoring of coffee bean color during roasting in a spouted bed. **Expert Systems With Applications**, United Kingdom, v. 54, p.162-169, July 2016.

WU, D.; SUN, D. Colour measurements by computer vision for food quality control: a review. **Trends in Food Science & Technology**, Cambridge, v. 29, n. 1, p. 5-20, Jan. 2013.

YAM, K. L.; PAPADAKIS, S. E. A simple digital imaging method for measuring and analyzing color of food surfaces. **Journal of Food Engineering**, London, v. 61, n. 1, p. 137-142, Jan. 2004.

**ARTIGO 3****PREDIÇÃO DA INTENSIDADE DE COR NA ESCALA AGTRON DE CAFÉS  
ESPECIAIS POR MEIO DA ANÁLISE DE COR E DA PERDA DE MASSA**

Fabiana de Carvalho Pires <sup>a</sup>, Rosemary Gualberto Fonseca Alvarenga Pereira <sup>b</sup>; Roney Alves Rocha <sup>c</sup>

a Departamento de Ciência dos Alimentos, Universidade Federal de Lavras,

b Departamento de Ciência dos Alimentos, Universidade Federal de Lavras,

c Departamento de Ciência dos Alimentos, Universidade Federal de Lavras.

**(VERSÃO PRELIMINAR)**

## RESUMO

O processo de torra é decisivo para o desenvolvimento das características físicas, químicas e sensoriais do café, no entanto o controle desse processo depende da experiência do operador, que utiliza indicadores subjetivos para padronizar, interromper e monitorar o processo de torra. Um descritor específico de cor utilizado pela indústria de café para avaliar o nível de torra é o valor Agtron, medido por meio dos discos da *Specialty Coffee Association of America* - SCAA, que variam a tonalidade e a luminosidade marrom entre muito escuro (disco #25) e muito claro (disco #95) ou por espectrofotômetros de alta tecnologia. No entanto, é comum que o processo e o nível de torra sejam monitorados de forma visual, de acordo com a experiência do operador. Visando padronizar e valorizar a qualidade do café torrado, o presente trabalho teve como objetivo propor uma metodologia alternativa para medição do valor Agtron do café torrado em grãos e moído, a fim de minimizar as variações de um julgamento visual subjetivo. A metodologia consiste na predição do valor Agtron em função das variáveis de cor e da perda de peso. Foram avaliadas 70 amostras de café especial em diferentes níveis de torra, organizadas em sete classes distintas, de acordo com a numeração dos discos Agtron/ SCAA. Os resultados foram promissores e mostram a possibilidade de utilizar os modelos de predição da variável Agtron em função dos parâmetros de cor da *Commission Internationale de l'Eclairage* – CIE, tais como:  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ ,  $C^*$  e  $H^\circ$  com  $R^2 = 99,33\%$  para o café torrado em grãos e  $R^2 = 99,88\%$  para o café torrado e moído. O ajuste do modelo para as variáveis de perda de massa e valor Agtron também foi promissor com  $R^2 = 98,29\%$ .

**Palavras-chave:** Nível de torra. Valor Agtron e modelo matemático.

## 1 INTRODUÇÃO

O processo térmico da torra consiste na transferência de calor dependente do perfil de tempo e temperatura, capaz de promover mudanças físicas, químicas e sensoriais nos grãos, dentre elas o escurecimento não-enzimático por meio de uma série complexa de reações como a de *Maillard* e a caramelização, resultando na formação de compostos de pigmentação como as melanoidinas (CLARKE, 2003; CAPORASO et al., 2018; CRAIG et al., 2018). Embora o processo de torra seja importante para o desenvolvimento das características peculiares do café, o seu controle depende da experiência do operador, que muitas vezes utiliza indicadores subjetivos para padronizar, interromper e monitorar o processo de torra (GABRIEL-GUZMÁN et al., 2017).

Um descritor específico de cor bastante utilizado pela indústria de café para avaliar o nível de torra é o valor Agtron, que varia entre zero e 100. O valor Agtron de 75 representa a torra clara, 55 a torra média e 35 a torra escura (WANG; LIM, 2015). A sua medição é realizada por meio dos discos Agtron da *Specialty Coffee Association of América – SCAA* que são discos com escala numérica entre #25 e #95, no qual variam a tonalidade marrom e a luminosidade (AGTRON/ SCAA INC., 2010) ou por espectrofotômetros.

Nos últimos anos, os consumidores tornaram-se mais exigentes quanto à qualidade, por isso, a indústria de alimentos tem se preocupado em medir e controlar a cor de seus produtos. Nesse sentido, é fundamental utilizar e desenvolver sistemas para o monitoramento da cor durante as operações de processamento, de maneira objetiva e eficiente (WU; SUN, 2013).

O nível de torra pode ser determinado também pelo sistema tridimensional de cores da *Commission Internationale de l'Eclairage - CIE* (1986) denominado de CIE  $L^*a^*b^*$ , pelos parâmetros de cor  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ ,  $C^*$  e  $H^\circ$  (CID; PEÑA, 2016) e pelo cálculo da perda de massa, uma vez que a torra escura ocasiona em um maior percentual de perda quando comparada a torra clara (SCHENKER; ROTHGEB, 2017).

O presente trabalho teve como objetivo propor uma metodologia alternativa para a análise de cor do café torrado em grãos e moído em substituição aos espectrofotômetros tradicionais e aos discos Agtron/SCAA (Agtron/SCAA Inc., Long Beach, Estados Unidos da América), por meio da análise de correlação entre a variável Agtron e os valores dos parâmetros de cor e, da análise de correlação entre a variável Agtron e o valor de perda de massa, para cafés de diferentes níveis de torra.

## 2 MATERIAIS E MÉTODOS

A pesquisa foi conduzida no Polo de Tecnologia e Qualidade do Café da Agência de Inovação do Café e no Laboratório de Qualidade do Café do Departamento de Ciência dos Alimentos na Universidade Federal de Lavras em Lavras – UFLA.

### 2.1 Obtenção e preparo das amostras de café

O café verde da safra de 2018 foi coletado na fazenda Três Porteiras situada no município de Ingaí no sul do estado de Minas Gerais – Brasil. O café da espécie *Coffea arabica* L., cultivar Catuaí Vermelho IAC 99 foi proveniente da via de processamento natural, com pontuação de 81,5 conforme os critérios estabelecidos pelo protocolo da *Specialty Coffee Association* (SCA, 2019) para prova de xícara.

O preparo das amostras do café verde foi realizado em duas etapas: a primeira foi a separação dos grãos por tamanho e forma, em que se utilizou somente os grãos chatos retidos nas peneiras de crivos circulares e acima da numeração 16 do jogo de peneiras de amostras (Pinhalense Inc., Espírito Santo do Pinhal, Brasil). A segunda etapa consistiu na seleção manual dos grãos sadios pela eliminação dos defeitos extrínsecos e intrínsecos, conforme a metodologia SCA (2019).

As amostras de café torrado foram classificadas em sete diferentes classes quanto aos níveis de torra, de acordo com os discos Agtron/SCAA e cada uma das classes foi composta por 10 repetições, conforme descrito na Tabela 1 a seguir.

Tabela 1 - Classificação das amostras de café torrado em função do valor Agtron e a descrição de cada nível de torra.

Classe	Descrição do nível de torra	Número do disco Agtron
1	muito clara a clara	#95 a #85
2	clara a moderadamente clara	#85 a #75
3	moderadamente clara a média clara	#75 a #65
4	média clara a média	#65 a #55
5	média a moderadamente escura	#55 a #45
6	moderadamente escura a escura	#45 a #35
7	escura a muito escura	#35 a #25

Fonte: adaptada de Agtron/SCAA Inc. (2010).

## 2.2 Processo de torra e moagem do café

Uma massa de aproximadamente  $100,00 \text{ g} \pm 0,15 \text{ g}$  das amostras de café foi medida em balança semi analítica modelo BG-2000 com precisão de 0,01 g (Gehaka Inc., São Paulo, Brasil) antes de ser submetida ao processo de torra em um torrador de amostras modelo TP2 com alimentação a gás GLP (Probat Leogap Inc., Curitiba, Brasil). A temperatura inicial do torrador foi fixada em  $150 \text{ }^\circ\text{C}$  para a construção de diferentes curvas de torra, com duração máxima de 12 minutos. Os grãos de diferentes níveis de torra foram avaliados visualmente ao atingir o ponto final da coloração desejada, com referência nos discos Agtron/SCAA. Para interromper o processo térmico as amostras foram transferidas imediatamente para a bandeja de resfriamento do torrador, que possui um fluxo de ar frio (SILVA, 2008). Em seguida, as amostras foram colocadas em recipiente sob a temperatura de  $25 \text{ }^\circ\text{C}$  até o momento da análise do valor Agtron.

As amostras de café torrado em grãos foram submetidas a verificação do valor Agtron por meio do espectrofotômetro modelo M-basic II (Agtron Inc., Reno, Estados Unidos da América). O equipamento apresentou uma certa instabilidade nas leituras quando se mudava a posição das amostras, por isso, foram realizadas quatro leituras para o cálculo da média e entre as leituras foi realizada a calibração do equipamento com o padrão de referência do fabricante, que são discos de coloração cinza e preta.

Após a análise do valor Agtron, as amostras foram acondicionadas em embalagem de polietileno revestida de poliéster metalizado durante 24 horas para o descanso. Seguido o período de repouso, a massa de café obtida após o processo de torra foi dividida em duas embalagens, sendo uma para o grupo de café em grão e outra para o grupo de café moído, ambas com aproximadamente 40,00 g. As embalagens contendo o café em grãos foram fechadas e estocadas sob temperatura de  $25 \text{ }^\circ\text{C}$  até o momento das análises.

Para as amostras do grupo de café moído foi realizado o processo de moagem no equipamento Guatemala K32S21 (Mahlkönig Inc., Hamburgo, Alemanha) de acordo com um dos parâmetros de padronização exigidos pela metodologia da SCA (2019) para o preparo das amostras do *cupping*, em que a granulometria das amostras apresenta 70% de passagem das suas partículas pela peneira de 20 mesh (0,84 mm). A leitura do valor Agtron foi realizada de acordo com a metodologia citada anteriormente para o café em grãos. Após a verificação do valor Agtron, as embalagens contendo o café moído foram seladas e estocadas sob temperatura de  $25 \text{ }^\circ\text{C}$  até o momento das análises.



### 2.3 Análise da cor pelo sistema CIE L\*a\*b\*C\* e H° do café em função dos níveis de torra e sua correlação com a cor

A coloração das amostras do café torrado em grão e do café moído foram medidas pelo colorímetro modelo CM-5 com iluminante D65 (Konica Minolta Sensing Inc., Tóquio, Japão). As amostras foram posicionadas em uma placa de Petri com diâmetro de 60 mm para a leitura direta dos parâmetros L\*, a\*, b\*, C\* e H°, conforme metodologia descrita por Bicho et al. (2012). As leituras foram realizadas em triplicata para permitir o cálculo da média destes parâmetros.

### 2.4 Análise da perda de massa do café em função dos níveis de torra e sua correlação com a cor

A análise de perda de massa foi realizada de acordo com Bicho et al. (2012), por meio da medida da massa do café verde, antes do processo de torra, em balança semi analítica modelo BG-2000 com precisão  $\pm 0,01$  g (Gehaka Inc., São Paulo, Brasil) e, imediatamente após o resfriamento da amostra foi medida a massa do café torrado, sem repetição. O cálculo para perda de massa do café torrado foi descrito pela Equação 1.

$$\Delta m = \frac{m_{verde} - m_{torrado}}{m_{verde}} \times 100 \quad (\text{Equação 1})$$

Em que:  $\Delta m$  é o percentual de perda de massa do café torrado;  $m_{verde}$  é a massa dos grãos de café verde (kg) e  $m_{torrado}$  é a massa dos grãos de café torrados (kg).

### 2.5 Análise estatística

Os dados coletados foram submetidos a análise estatística de regressão múltipla e para auxiliar no ajuste do modelo da regressão foi utilizado o coeficiente de correlação de Pearson.

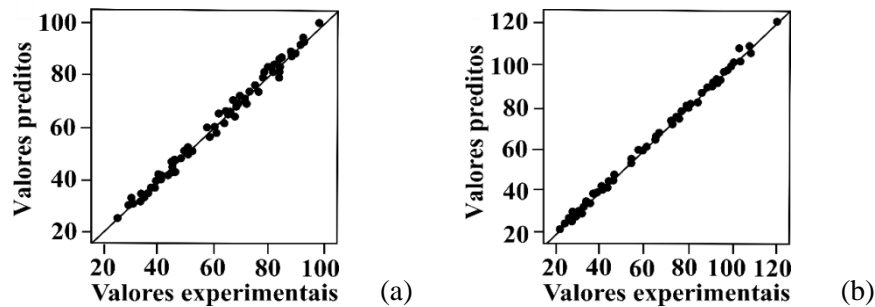
Para verificar a correlação entre os valores de cor do café torrado e a variável Agtron utilizou-se o comando Proc Reg do pacote estatístico *SAS University Studio* (SAS INC., Cary, North Carolina). Para correlação entre os valores da perda de massa e a variável Agtron foi utilizado o comando Proc Means do pacote estatístico *SAS University Studio* (SAS INC., Cary, North Carolina).

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 3.1 Análise da cor pelo sistema CIE L\*a\*b\*C\* e H° do café em função dos níveis de torra e sua correlação com a variável Agtron

Os ajustes dos modelos de regressão para os dados experimentais do valor Agtron e os parâmetros de cor CIE L\*a\*b\*C\* e H° foram apresentados na Figura 1. Os modelos para predição do valor Agtron para o café torrado em grãos foi descrito pela Equação 2 com  $R^2 = 99,33\%$  e para o café torrado e moído pela Equação 3 com  $R^2 = 99,88\%$ .

Figura 1 - Análise de regressão entre os valores experimentais e os valores preditos por meio dos parâmetros de cor CIE L\*a\*b\*C\* e H° para a variável Agtron.



Na Figura (a) o modelo preditivo utilizando os parâmetros da CIE para analisar a cor do café torrado em grãos e na Figura (b) o modelo preditivo utilizando os parâmetros da CIE para a analisar a cor do café torrado e moído.

$$\begin{aligned}
 Agtron_{gr\tilde{a}o} = & -9,06097 + (13,99280 \times a^*) + [0,02420 \times (L^*)^2] \\
 & - [5,04909 \times (a^*)^2] - [3,51414 \times (b^*)^2] \\
 & + [3,79206 \times (C^*)^2]
 \end{aligned}
 \tag{Equação 2}$$

$$\begin{aligned}
 Agtron_{mo\tilde{i}do} = & 32,69839 - (2,92574 \times L^*) + (6,37438 \times a^*) \\
 & - [0,08445 \times (L^*)^2]
 \end{aligned}
 \tag{Equação 3}$$

Os resultados obtidos são promissores e mostram que é possível prever a variável Agtron por meio dos parâmetros do sistema CIE L\*a\*b\*C\* e H° com  $R^2 > 99\%$ , por meio da Equação 2 para o café em grão e pela Equação 3 para o café moído.

Hernandez et al. (2008a) avaliaram a qualidade dos grãos de café torrado em função do brilho, por meio do cálculo do nível de cinza dos pixels de imagens. Os resultados obtidos para as curvas de brilho foram com  $R^2 = 99,99\%$ , diante disso, os autores relataram que é

possível coletar e processar as imagens durante a torra do café para medir a qualidade do produto em tempo real com o intuito de controlar o processo, já que as imagens foram coletadas a cada 20 segundos e processadas em 4,4 segundos.

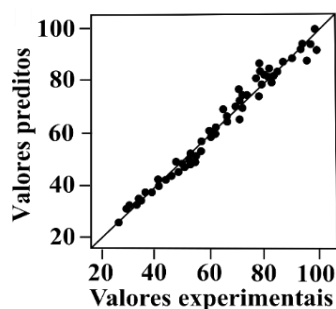
### 3.2 Análise da perda de massa do café em função dos níveis de torra e sua correlação com a variável Agtron

Na Figura 2 é possível verificar por meio do modelo regressor, descrito na Equação 5, que existe uma forte relação entre as variáveis de perda de massa e Agtron, com  $R^2 = 98,29\%$ .

$$\begin{aligned} \text{Agtron} = & 1306,85390 - (36,09778 \times m_{\text{final}}) \\ & + [0,25279 \times (m_{\text{final}})^2] \end{aligned} \quad (\text{Equação 5})$$

Uma das maneiras de determinar o nível de torra é pelo cálculo da perda de massa (Equação 1), uma vez que um café de torra escura possui um maior percentual de perda quando comparado com um café de torra clara (SCHENKER; ROTHGEB, 2017).

Figura 2 - Análise de regressão entre os valores experimentais e os valores preditos pela perda de massa para a variável Agtron.



O processo de torra implica na perda de massa entre o café verde e o torrado, que varia entre 12 e 20 % dependendo de alguns fatores como a origem genética, umidade do grão verde, condições de armazenamento, processo de torra e o nível de torra (CLARKE, 2003). Tal perda é resultante da liberação da água vaporizada, da transformação da matéria orgânica em substâncias voláteis e do desprendimento da película prateada, que pode representar até 1 % deste total. Durante esses fenômenos a taxa de perda de massa do café torrado geralmente é maior nos estágios iniciais do processo de torra, devido à desidratação dos grãos verdes e conseqüentemente a evaporação da água, enquanto que a perda de matéria orgânica se dá nos estágios mais avançados do processo (BICHO et al., 2012; SCHENKER; ROTHGEB, 2017).

## 4 CONCLUSÃO

Os modelos desenvolvidos para  $Agtron = f(L^*, a^*, b^*, C^*, H^\circ)$  obtiveram resultados promissores, os coeficientes de determinação foram de  $R^2 = 99,33 \%$  para o café torrado em grão e de  $R^2 = 99,88 \%$  para o café torrado e moído. Para o modelo  $Agtron = f(\Delta \text{ massa})$  houve uma alta correlação entre os valores, com coeficiente de determinação de  $R^2 = 98,29 \%$ . Diante dos resultados obtidos neste trabalho, com amostras de café selecionadas por tamanho e grãos sadios, pode-se inferir que os parâmetros de cor e perda de massa são uma potencial ferramenta para a avaliação dos diferentes níveis de torra em função da cor e para a padronização do produto final quanto a coloração.

## AGRADECIMENTOS

Agradecemos à Universidade Federal de Lavras – UFLA, Polo de Tecnologia e Qualidade do Café - INOVACAFÉ, Departamento de Ciência dos Alimentos Federal – UFLA, às agências de fomento CNPq, FAPEMIG e CAPES pelo apoio financeiro e, aos produtores Maria Helena Brunelli e Pedro Brunelli pelo fornecimento das amostras de café.

## REFERÊNCIAS

AGTRON. Specialty Coffee Association. **Roast color classification system**. Long Beach: SCAA, 2010. 9 p.

\_\_\_\_\_. **The M-Basic II Agtron process analyzer**. Nevada: Agtron, 2019. Disponível em: <[http://www.agtron.net/M\\_BasicII.html](http://www.agtron.net/M_BasicII.html)>. Acesso em: 1 set. 2019.

BICHO, N. C. et al. Use of colour parameters for roasted coffee assessment. **Food Science and Technology**, Campinas, v. 32, n. 3, p. 436-442, jul./set. 2012.

CAPORASO, N. et al. Variability of single bean coffee volatile compounds of Arabica and robusta roasted coffees analysed by SPME-GC-MS. **Food Research International**, Barking, v. 108, p. 628-640, June 2018.

CID, M. C.; PEÑA, M.-P. Coffee: analysis and composition. **Encyclopedia of Food and Health**, Kidlington, p. 225-231, 2016.

CLARKE, R. J. Coffee: roast and ground. **Encyclopedia of Food Sciences and Nutrition**, New York, p. 1487-1493, 2003.

COMISSION INTERNACIONALE DE I'ECLAIRAGE (CIE). **Colorimetry**. 2. ed. Viena: Central Bureau of the CIE, 1986. 78 p.

CRAIG, A. P. et al. Mid infrared spectroscopy and chemometrics as tools for the classification of roasted coffees by cup quality. **Food Chemistry**, Barking, v. 245, p. 1052-1061, Apr. 2018.

GABRIEL-GUZMÁN, M. et al. Fractality in coffee bean surface for roasting process. **Chaos, Solitons & Fractals**, Oxford, v. 99, p. 79-84, June 2017.

HERNÁNDEZ, J.; HEYD, B.; TRYSTRAM, G. On-line assessment of brightness and surface kinetics during coffee roasting. **Journal of Food Engineering**, London, v. 87, n. 3, p. 314-322, 2008a.

SAS INSTITUTE. The reg procedure. In: \_\_\_\_\_. **SAS/STAT® 13.1 user's guide**. Cary: SAS Institute, 2013. Chap. 83, p. 7020-7206.

SCHENKER, S.; ROTHGEB, T. The roast: creating the beans' signature. In: FOLMER, B. **The craft and science of coffee**. Amsterdam: Academic Press, 2017. chap. 11, p. 245-271.

SILVA, J. R. **Otimização do processo de torração do café pelo monitoramento de parâmetros e propriedades físicas e sensoriais**. 2008. 71 p. Dissertação (Mestrado em Ciência dos Alimentos) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2008.

SPECIALTY COFFEE ASSOCIATION (SCA). **Cupping protocols**. Califórnia: SCA, 2019. Disponível em: <<https://sca.coffee/research/protocols-best-practices>>. Acesso em: 16 set. 2019.

WANG, X.; LIM, L. Physicochemical characteristics of roasted coffee. In: PREEDY, V. R. (Ed.). **Coffee in health and disease prevention**. London: Elsevier, 2015. p. 247-254.

WU, D.; SUN, D. Colour measurements by computer vision for food quality control: a review. **Trends in Food Science & Technology**, Cambridge, v. 29, n. 1, p. 5-20, Jan. 2013.