

Desenvolvimento de um sistema para classificação do mel em floral e melato por parâmetros físico químicos combinados com redes neurais artificiais

MARENDA, Tiago Afonso*; LIMA, Regina Cristina A. de**; SENNA, Renata Mattos***;
ALMEIDA, Mareci Mendes****; DUARTE, Elis Regina*****

Resumo

A classificação do mel depende da matéria prima utilizada, sendo importante na valorização e identificação do produto. A caracterização pode ser obtida pela análise de parâmetros físico-químicos. Neste trabalho foram diferenciadas 25 amostras de mel floral e melato, por meio do método de *Kirkwood*. Foi desenvolvido um modelo neural com redes do tipo *multilayer perceptron*, algoritmo de aprendizagem *backpropagation* e um sistema de fácil operação para utilização pelos apicultores. Dessa forma, foi possível verificar a eficiência das redes em classificar o mel com precisão de 100%, utilizando parâmetros de pH e açúcar redutor que são determinados de forma simples, barata e rápida.

Palavras-chave: Inteligência artificial. Modelagem. Caracterização. Mel de melato.

Development of a system for classification of honey in floral and honeydew for physicochemical parameters combined with artificial neural networks

Abstract

The honey classification depends on the raw material, this classification is important in the appreciation and identification of the product. The characterization can be given by the analysis of physico-chemical parameters. In this paper, 25 samples of honey were classified into floral honey or honeydew through the Kirkwood method. A neural model was developed with multilayer perceptron networks, backpropagation learning algorithm and an easy operation system for the use of beekeepers. Tested networks were able to

* Graduando em Engenharia de Alimentos pela Universidade Estadual de Ponta Grossa; tiagomarenda@hotmail.com;

** Mestranda em Ciência e Tecnologia de Alimentos pela Universidade Estadual de Ponta Grossa; reginalimasq@yahoo.com.br;

*** Graduanda em Engenharia de Alimentos pela Universidade Estadual de Ponta Grossa; renatamsenna@yahoo.com.br;

**** Professora Doutora em Ciência de Alimentos, Departamento de Engenharia de Alimentos na Universidade Estadual de Ponta Grossa; marecimal@yahoo.com.br ;

***** Professora Doutora em Engenharia Química, Departamento de Engenharia de Alimentos na Universidade Estadual de Ponta Grossa; elisdu@yahoo.com.br

classify the honey with 100% precision, using only the pH and reducing sugar parameters, which are determined in an easy, cheap and quick way.

Keywords: Artificial Intelligence. Model. Characterization. Honeydew.

1 INTRODUÇÃO

O mel está entre os alimentos mais complexos produzidos pela natureza. Composto de uma mistura com mais de 180 constituintes, em que os carboidratos compõem a porção majoritária, e em menor concentração estão os ácidos orgânicos, aminoácidos, minerais, vitaminas, enzimas, grãos de pólen, polifenóis, carotenoides, entre outros (CARVALHO; SODRÉ; FONSECA, 2009; PAWEL, 2009; VARGAS, 2006; SILVA; QUEIROZ; FIGUEIREDO, 2004). A classificação do mel está relacionada com a origem da matéria-prima utilizada pelas abelhas na sua elaboração. O “mel floral” é assim denominado quando a matéria-prima é o néctar das flores; “mel de melato” quando a matéria prima é proveniente de exudatos das plantas ou secreções de insetos sugadores. A legislação brasileira, por intermédio do Regulamento técnico de identidade e qualidade do mel (BRASIL, 2000), prevê a descrição da origem do mel nas embalagens, no entanto trata-se de uma tarefa difícil para os apicultores devido à diversidade da flora do país (BARTH et al., 2005; COSTA et al., 1999).

O preço do mel geralmente é estabelecido em função da origem botânica e/ou origem geográfica. No caso da origem botânica os méis florais possuem maior valor agregado, enquanto os méis de melato são considerados inferiores do ponto de vista sensorial, no entanto são apreciados nos países da Europa Central (SANZ et al., 2005; MOREIRA; DE MARIA, 2001). Alguns locais geográficos específicos também produzem mel com maior valor agregado. Na União Européia existem 18 regiões com a denominação da origem protegida para a produção do mel (um na Grécia, dois na Itália, um em Luxemburgo, um na Polônia, dois na França, três na Espanha e nove em Portugal) (CAJKA et al., 2009).

O mel de melato difere do mel floral em várias propriedades: possui menor concentração de açúcares redutores; maior teor de oligossacarídeos e cinzas; e maior valor de pH (SANZ et al., 2005; DONNER, 1977; SIDDIQUI, 1970). Na legislação brasileira as especificações físico-químicas para os valores de açúcares redutores, sacarose aparente e minerais são distintas para os dois tipos de mel. No trabalho realizado por Costa et al. (1999) foi encontrado uma média de 74 % de açúcar redutor no mel floral e 57,8 % no mel de melato, Campos et al. (2003) encontraram 70 % e 61 % e Poppek (2002) 76 e 69 %, respectivamente. Os minerais presentes no mel são influenciados pela composição química da matéria-prima, assim, variam de acordo com a fonte botânica e por isso são úteis na classificação da origem. Existem diversos trabalhos científicos realizados para a qualificação e quantificação desses minerais a fim de descobrir a origem botânica e geográfica do mel (BARONI et al., 2009; MADEJCZYC; BARALKIEWICZ, 2008; GARCIA et al., 2005). De acordo com Felsner et al. (2004) e Pawel (2009) a porcentagem de cinzas no mel floral está entre 0,1 a 0,3 %, enquanto no mel de melato pode exceder 1 %.

O aumento no interesse em questões associadas à identificação desses produtos tem sido no controle de qualidade e como forma de proteger o consumidor da especulação comercial (CONSONNI; CAGLIANI, 2008). Existem diversos trabalhos realizados na caracterização do mel brasileiro (SANTOS et al., 2008; SILVA; QUEIROZ; FIGUEIREDO., 2004; KOMATSU; MARCHINI; MORETI, 2002; COSTA et al., 1999) com o objetivo principal de contribuir para a valorização do produto regional.

Vários procedimentos de identificação da origem do mel estão sendo empregados. Análises físico-químicas combinada com análises estatísticas (POPEK, 2002), análise do perfil de carboidratos por cromatografia líquida e gasosa (RUIZ-MATUTE et al., 2010; OUCHEMOUKH et al., 2010), análise de compostos fenólicos (GHELFORD; WANG; ENGESETH, 2002), análise do teor de cinzas (MADEJCZYC; BARALKIEWICZ, 2008), análise do conteúdo polínico (BARTH et al., 2005; BASTOS; SILVEIRA; MORAES, 2003), análise da rotação óptica (OUCHEMOUKH et al., 2010; CAMPOS et al., 2003), entre outros.

Kirkwood et al. (1960 e 1961) analisaram 42 amostras de mel floral e melato e constataram que os parâmetros de açúcar redutor, pH e cinzas foram significativamente diferentes para ambos os méis. Por meio de cálculos estatísticos foi então postulada uma equação matemática estabelecendo um valor limite de 73,1 para diferenciar os dois tipos de méis. Valores abaixo de 73,1 classificam o mel de melato e valores superiores, o mel floral.

Devido à diversidade de fatores que influencia na qualidade final do mel, a análise estatística pode ser uma ferramenta poderosa na classificação. Os modelos computacionais como as redes neurais artificiais (RNA) são algoritmos que têm a capacidade de aproximação dos valores de saída baseados nos dados de entrada sem qualquer conhecimento prévio do modelo e da complexidade do mecanismo, neste caso a relação entre os resultados das análises físico-químicas (dados de entrada) e classificação da origem do mel (dados de saída) (CABRERO; PIETRO, 2010). As redes neurais são aplicadas com sucesso em uma variedade de domínios, como algoritmos de resolução de problemas de mapeamento, regressão, modelagem, análise de dados multivariados, otimização, controle, classificações e diferenciações químicas (NUNES et al., 2011; DEBSKA; GUZOWSKA-SWIDER, 2011; LEMES; JUNIOR, 2008; MARINI; BUCCI; MAGRI, 2008). As redes neurais são modelos matemáticos capazes de aprender e se adaptar, reconhecer, classificar e organizar dados por meio de um rápido processamento de informações temporariamente complexas e não lineares, além disso, também podem processar em tempo real, um problema que constantemente é inviável a outras metodologias (HOSSEINI; LUO; REYNOLDS, 2006).

A rede é composta por várias camadas e estas podem ter um número diferente de neurônios que são interligados por meio de parâmetros ajustáveis (pesos) que lhes estão associados. Os neurônios, das camadas de entrada e saída, estão associados as condições iniciais e as respostas do sistema, respectivamente. Entre estas camadas estão as camadas intermediárias, que pode ter um número variável de camadas e de neurônios, fornecendo a não linearidade da rede neural artificial. O número de neurônios da camada intermediária é que vão determinar a complexidade da rede (HAYKIN; SIMON, 2001). Aumentando o número de neurônios, tem-se uma maior complexidade da rede o que pode exigir um maior tempo computacional para ajuste dos parâmetros. Dessa forma, estes devem ser avaliados para cada sistema, buscando otimizar a arquitetura da rede (MARINI, 2009; LEMES; JUNIOR, 2008).

No trabalho realizado por Cajka et al., (2009) foi empregada a análise quimiométrica e redes neurais para confirmar a autenticidade de méis provenientes da Córseca, região da Europa com a denominação de origem protegida. Foi analisada a fração volátil de amostras de mel provenientes da Córseca e da não-Córseca e desenvolvido um modelo neural após os testes com diversas arquiteturas de rede. O modelo gerado teve sucesso de 94,6% na habilidade de predição e 96,5% na classificação das amostras, concluindo a eficiência do emprego das redes como ferramenta estatística na investigação da origem de amostras de mel.

O objetivo deste trabalho foi desenvolver um sistema em linguagem Fortran para classificar a origem de diferentes amostras de mel, em floral e melato, mediante análises físico-químicas combina-

das com redes neurais artificiais, tomando como base a classificação inicial de acordo com a equação de Kirkwood. Como entrada das redes foram utilizados os parâmetros de pH e açúcar redutor e o modelo gerado determina o tipo de mel floral ou melato.

2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 MATERIAIS

Foram analisadas 25 amostras de mel adquiridas no comércio local de diferentes municípios do estado do Paraná-Brasil, pertencentes a região dos Campos Gerais: Ponta Grossa, Castro, Carambeí, Imbaú, Telêmaco Borba e São José da Boa Vista. As amostras foram colhidas entre o período de janeiro de 2008 a novembro de 2010 com o intuito de obter amostras de diferentes períodos para que os resultados não representassem respostas de apenas uma safra. Foram analisadas dentro do prazo de validade, sendo averiguados os parâmetros estabelecidos pela legislação brasileira (BRASIL, 2000) para comprovar que as amostras não estavam adulteradas e foram mantidas sob temperatura de refrigeração, devidamente lacradas. Todas as análises físico-químicas foram realizadas em triplicata e calculado o desvio padrão (DP).

2.2 MÉTODOS

2.2.1 Preparo das amostras

As amostras que se encontravam no estado líquido foram homogeneizadas e àquelas que se encontravam cristalizadas foram aquecidas em banho-maria com temperatura inferior a 45 °C até a completa liquefação e posterior homogeneização.

2.2.2 Análise físico-química

O pH foi determinado por pHmetria, conforme recomendações de Bogdanov, Martin e Lüllmann (1997).

A quantificação do açúcar redutor foi realizada conforme o método titulométrico de Lane-Eynon, recomendado pela legislação brasileira (BRASIL, 2000) e descrito pela Europa Honey Commission.

O teor de cinzas foi obtido pelo método gravimétrico conforme as normas analíticas do Instituto Adolfo Lutz (2008).

Os resultados físico-químicos de pH, AR e cinzas foram analisados estatisticamente pelo teste de Student (t) para avaliar as diferenças entre as médias encontradas para as amostras de mel floral e mel de melato (BARROS NETO; SCARMINIO; BRUNS, 2007; LEITE, 2002).

2.2.3 Classificação de Kirkwood

As amostras foram classificadas seguindo o método de Kirkwood (KIRKWOOD et al., 1960 e 1961). Foram relacionados os valores de pH (x_1), cinzas (x_2) e açúcar redutor (x_3) de cada amostra de mel, sendo os dois últimos calculados em matéria seca, por meio da Equação 1:

$$X = - 8,3x_1 - 12,3x_2 + 1,4x_3 \quad (1)$$

A classificação do mel foi baseada no valor de X, quando superior a 73,1 classificado como mel floral, e inferior a 73,1, como melato.

2.2.4 Modelo Neural

Para o desenvolvimento deste trabalho foram usadas redes do tipo *Multilayer Perceptron (MLP)*, uma das mais utilizadas para classificação devida sua alta precisão, geralmente entre 90 - 100 % (DEBSKA, GUZOWSKA-SWIDER, 2011). Nessa configuração de rede o fluxo fluiu somente no sentido da entrada dos dados para a saída (Figura 1). Foram usados três tipos de camadas. Primeiramente os dados do sistema vão para a camada de entrada e seguem para a camada intermediária que processa as informações e as envia até a camada de saída de dados, conforme as equações 2 e 3 (DUARTE, 2007).

$$S_i^{(k)} = w_{i,0}^{(k)} + \sum_{j=1}^{(n_{k-1})} w_{i,j}^{(k)} X_j^{(k-1)} \quad (2)$$

$$X_i^{(k)} = f(S_i^{(k)}) \quad (3)$$

Para escolha do modelo foram utilizadas redes com três camadas e testadas diferentes arquiteturas, variando o número de neurônios na camada intermediária (2 à 8) e a função de ativação entre sigmoideal e tangente hiperbólica, ou seja, foram testados quais fatores juntos formavam a rede de melhor resultado para ser usada no desenvolvimento do sistema.

As RNAs possuem a habilidade de “aprender” mediante de dados experimentais. Isso está ligado ao algoritmo de aprendizagem, que demonstra o modo como esses dados experimentais irão modelar a rede para essa se tornar capaz de calcular corretamente os dados desejados. O algoritmo usado nesse trabalho foi o de retropropagação (*Backpropagation*).

As diferentes arquiteturas testadas tiveram seu desempenho avaliado por meio da sua capacidade de fazer previsões corretas do conjunto de dados de teste em termos de erro quadrado médio (MSE), de acordo com a Equação 4.

$$MSE = \sum_{l=1}^{n_k} (d_l - X_l^{(k)})^2 \quad (4)$$

Na Equação 6 d_l é de saída desejada e $X_l^{(k)}$ é a predição das redes neurais, que foi a identificação de mel em floral ou melato.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 ANÁLISES FÍSICO-QUÍMICAS

A Tabela 1 apresenta os resultados para as análises físico-químicas de pH, cinzas e açúcar redutor (AR %), bem como o desvio padrão. Entre as 25 amostras de méis analisadas, 15 delas se apresentaram como mel de melato pela fórmula de Kirkwood, enquanto as demais foram classificadas como floral. Analisando os valores de pH é notável a diferença entre as amostras de mel de melato e mel floral. Nas amostras de melato, o pH variou de 3,77 a 5,37; já para as amostras floral os valores foram relativamente inferior, com variação de 2,93 a 4,28. Esses dados reproduzem os resultados já encontrados por vários autores (SANZ et al., 2005; CAMPOS et al., 2003; SIDDIQUI, 1970; DONER, 1977).

Tabela 1 – Resultados das análises físico-químicas de pH, cinzas e AR, e classificação de diferentes amostras de méis pela equação de Kirkwood

Amostras	pH	Cinzas (%)	Análises		Classificação do mel
			AR* (%)	Equação de Kirkwood	
1	4,50 ± 0,01	0,77 ± 0,23	68,69 ± 0,28	49,35	Melato
2	5,26 ± 0,01	1,88 ± 0,89	62,16 ± 1,71	20,24	Melato
3	5,11 ± 0,01	0,95 ± 0,27	61,22 ± 1,74	31,61	Melato
4	4,85 ± 0,02	0,89 ± 0,34	62,17 ± 1,31	35,84	Melato
5	4,48 ± 0,02	0,37 ± 0,11	75,95 ± 1,69	64,60	Melato
6	5,37 ± 0,03	0,41 ± 0,04	69,21 ± 2,33	47,28	Melato
7	4,37 ± 0,00	0,53 ± 0,03	70,05 ± 0,52	55,28	Melato
8	4,13 ± 0,02	0,35 ± 0,05	67,80 ± 2,89	56,34	Melato
9	3,81 ± 0,01	0,29 ± 0,17	78,13 ± 1,64	74,19	Floral
10	4,00 ± 0,01	0,26 ± 0,11	72,48 ± 3,20	65,07	Melato
11	3,71 ± 0,01	0,18 ± 0,03	78,51 ± 0,82	76,91	Floral
12	3,76 ± 0,01	0,17 ± 0,06	79,32 ± 0,74	77,75	Floral
13	2,93 ± 0,01	0,01 ± 0,02	78,68 ± 1,56	85,71	Floral
14	3,98 ± 0,01	0,51 ± 0,05	80,64 ± 1,05	73,59	Floral
15	3,87 ± 0,01	0,12 ± 0,03	75,75 ± 1,34	72,45	Melato
16	4,30 ± 0,02	0,19 ± 0,06	76,64 ± 0,46	69,27	Melato
17	5,24 ± 0,01	2,27 ± 2,61	79,32 ± 1,22	39,64	Melato
18	4,05 ± 0,02	0,38 ± 0,07	79,98 ± 0,99	73,68	Floral
19	3,82 ± 0,03	0,07 ± 0,02	79,48 ± 0,85	78,71	Floral
20	4,05 ± 0,03	0,27 ± 0,05	79,79 ± 4,31	74,77	Floral
21	4,16 ± 0,00	0,11 ± 0,04	83,43 ± 1,09	80,92	Floral
22	4,23 ± 0,02	0,30 ± 0,02	79,17 ± 1,39	72,04	Melato
23	4,92 ± 0,02	1,62 ± 0,94	81,18 ± 0,74	52,89	Melato
24	3,88 ± 0,01	0,35 ± 0,04	80,14 ± 0,76	75,69	Floral
25	3,77 ± 0,01	0,39 ± 0,05	66,83 ± 1,16	57,47	Melato

Legenda: * Açúcares Redutores.
Fonte: os autores.

Os valores de açúcar redutor (AR) também foram diferentes para os dois tipos de méis. Nas amostras de melato houve uma variação de 61,22 a 81,18 %, e para o mel floral foi de 78,13 a 83,43 %. A média do conteúdo de açúcar redutor obtida foi 72,74 % para o melato e 78,50 % para o mel floral, valores superiores aos valores por Costa et al. (1999), que encontraram 74 % de açúcar redutor no mel floral e 57,8 % no mel de melato. O menor teor de glicose e frutose nas amostras de melato já é devidamente conhecido, inclusive relatado na legislação, sendo largamente utilizado como um parâmetro de classificação de ambos os méis. Essa diferença é atribuída à presença de outros oligossacarídeos no mel de melato. Nas amostras florais o teor de açúcar redutor é maior e o conteúdo de oligossacarídeos é menor, devido à natureza da matéria-prima utilizada pelas abelhas.

O conteúdo de minerais também apresentou diferenças para os tipos de méis. No melato a média foi de 0,73 %, e somente 0,30 % para mel floral. Esse resultado também está em acordo com os dados publicados por Felsner et al., (2004) e Pawel (2009), em que a porcentagem de cinzas no mel floral foi entre 0,1 a 0,3 %, e no mel de melato excedeu 1 %.

De acordo com os dados da Tabela 2, os três parâmetros utilizados na fórmula de Kirkwood (pH, cinzas e açúcar redutor) mostraram diferenças significativas pelo teste de *student* (*t*) no intervalo de 95% de confiança (BARROS NETO; SCARMINIO; BRUNS, 2007; LEITE, 2002).

Tabela 2 – Resultados da comparação do teste t, para as análises de pH, AR e cinzas em diferentes amostras de méis

Parâmetros	pH		AR		Cinzas	
	Melato	Floral	Melato	Floral	Melato	Floral
Média das diferenças	4,419	4,076	72,743	78,506	0,730	0,300
Variância das diferenças	0,000396	0,00056	4,549484	3,453531	0,146189	0,220475
$t_{\text{critico}} (23;0,05)$	2,069		2,069		2,069	
t_{tabelado}	3,428		23,573		5,202	

A diferença é significativa quando o valor de $t_{\text{tabelado}} > t_{\text{critico}}$.

Fonte: os autores.

Os resultados encontrados nessa classificação não podem ser comparados à descrição do rótulo nas embalagens das amostras, pois todas as amostras de mel analisadas estão descritas como origem silvestre. A denominação “mel silvestre” é empregada para amostras polifloral, ou seja, sem uma florada predominante, produzido em vegetação primária, portanto, espécies nativas (MOREIRA, DE MARIA, 2001).

De acordo com Campos et al. (2003) e Barth (2004), plantas como a bracatinga (*Mimosa scabrella*) e o eucalipto (*Eucalyptus*) contribuem na produção do melato, assim como a cochonilha, principal inseto parasita que suga a seiva da bracatinga (MARTINS, 2005). É comum a ocorrência natural da mistura do mel floral e de melato, pois durante a sua elaboração há interferência de variáveis não controladas pelo homem, como clima, floração, presença de insetos sugadores e outros fatores. As abelhas, por sua vez, vão utilizar os recursos disponíveis como fonte de açúcar para elaborá-lo (CAMPOS et al., 2003).

A utilização de exsudato de plantas e excreções de insetos como matéria-prima pelas abelhas pode ser em períodos de seca, e conseqüentemente escassez de néctar das flores. Considerando que a região dos Campos Gerais do Paraná possui grande incidência de cochonilhas, inseto sugador do caule de plantas, e de bracatinga, principal planta parasitada pela cochonilha (VARGAS, 2006), pode-se inferir que esta seja uma possível causa da incidência de mel de melato entre as amostras analisadas.

3.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

A estrutura da rede utilizada possui uma camada de entrada composta por dois neurônios representados pelos dados experimentais dos parâmetros físico-químicos de pH e açúcar redutor. Esses parâmetros foram escolhidos após ensaios prévios da rede e análise dos resultados apresentados na Tabela 1, pois apresentaram a maior diferença entre os tipos de méis. Além disso, pH e açúcar redutor são ensaios físico-químicos baratos e rápidos que podem facilitar ao apicultor na classificação e utilização do sistema. A camada intermediária teve variações no número de neurônios de 2 a 8, para avaliar a melhor estrutura de rede. A camada de saída foi composta pelo tipo de mel (floral ou melato) de acordo com a classificação de Kirkwood.

O algoritmo de aprendizagem *Backpropagation* apresenta basicamente duas etapas, na primeira os neurônios da camada de entrada são apresentados a rede, propagados pela camada intermediária por meio dos pesos até a camada de saída. A saída prevista d_i e a saída desejada $X_i^{(k)}$ é comparada com uma outra e o erro é calculado entre a saída prevista e a saída real. O critério de erro utilizado nesta rede é o erro quadrático médio. Na segunda etapa o erro gerado pela saída é então retropropagado e os pesos das conexões reajustados proporcionalmente ao erro (HAYKIN, SIMON, 2001; MARINI, 2009).

A determinação do modelo neural para classificação do mel foi feita utilizando os dados experimentais de 15 amostras para treinar as redes, e, posteriormente, usou-se os dados experimentais de 10 amostras para testar as redes escolhidas de forma aleatória, mas considerando os dois tipos de méis. Para analisar o quão bem elas eram capazes de identificar as amostras de méis foram comparados os resultados dos erros quadráticos médios para as diferentes arquiteturas de redes testadas (Tabela 3).

Tabela 3 – Erro Quadrático Médio das Arquiteturas Avaliadas

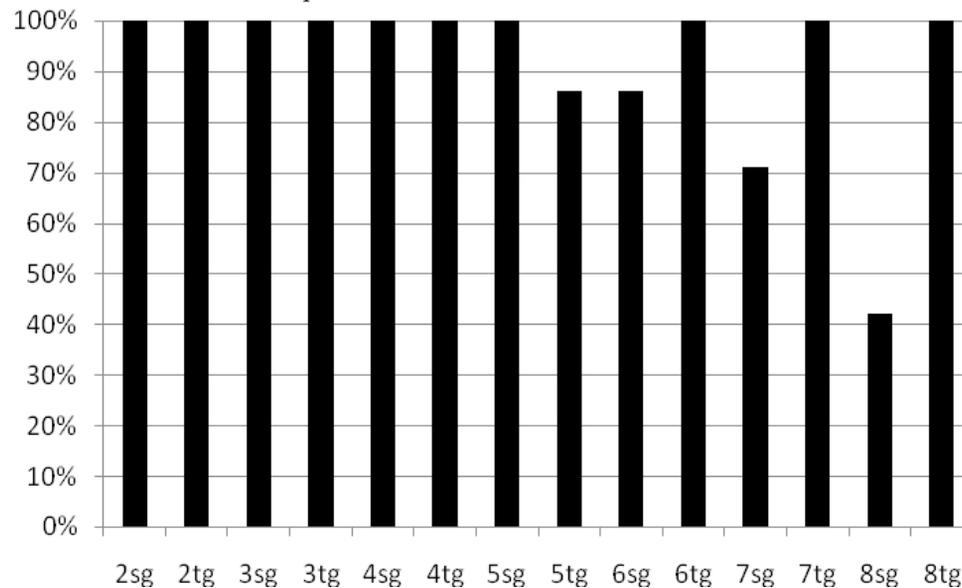
Número de neurônios	Erro Quadrático Médio						
	2	3	4	5	6	7	8
Sigmoidal	8,57E-3	0,0010	2,66E-3	3,11E-3	1,17E-1	4,06E-1	1,97
Tangente hiperbólica	4,12E-4	1,84E-4	1,71E-2	3,11	1,71E-2	1,68E-2	1,59E-2

Fonte: os autores.

Pelos resultados apresentados na Tabela 2 é possível verificar que de acordo com o número de neurônios e função utilizada o erro quadrático médio para cada par de treinamento testado apresentou valores diferenciados e baixos, com exceção para rede composta de 8 neurônios na camada intermediária e função sigmoidal, que apresentou o maior erro de 1,97. As rede que apresentaram os menores erros foram as compostas por 3 e 2 neurônios na camada intermediária com função de ativação tangente hiperbólica erros iguais a 1,84E-4 e 1,84E-4, respectivamente.

A Figura 1 apresenta os resultados por meio da precisão de resposta para cada configuração de rede testada. Os nomes dados as redes seguem o padrão: número de neurônios na camada intermediária, função de ativação. Sendo que sg simboliza a função sigmoidal e tg a função de tangente hiperbólica.

Gráfico 1 – Precisão das arquiteturas avaliadas



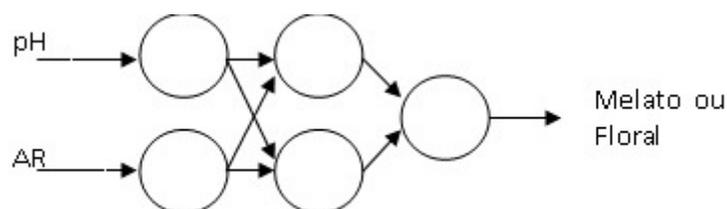
Fonte: os autores.

Os resultados apresentados no Gráfico 1 estão de acordo com os obtidos por meio dos erros quadráticos (Tabela 3), mas é possível visualizar a precisão das redes, ou seja, determinar quantas das amostras testadas as redes identificaram o tipo de mel. Observou-se que 71,4 % das redes avaliadas conseguiram identificar todas as amostras de mel durante a fase de teste, 14,3 % identificaram com uma precisão de 90 % e 14,3 % identificaram abaixo de 90 % corretamente os tipos de mel, isto comprova a grande capacidade de identificação das redes. Além disso, a função de ativação tangente hiperbólica apresentou melhor desempenho comparado à sigmoideal, tendo 85,7 % de acerto total contra 42,8 %, respectivamente.

Conforme discutido anteriormente, o maior número de neurônios na camada intermediária aumenta a complexidade da rede, com isto se tem um maior tempo computacional para treinamento das mesmas, por isso além da análise do erro foi observado o resultado de precisão das redes e, dessa forma, foi escolhida a rede com menor número de neurônios para facilitar o treinamento com novos dados experimentais.

O sistema foi desenvolvido em linguagem Fortran utilizando para identificação a rede com arquitetura composta por dois neurônios na camada intermediária e função de ativação tangente hiperbólica (Figura 1).

Figura 1 – Arquitetura Escolhida para o Modelo Neural



Fonte: os autores.

A Tabela 4 apresenta a arquitetura da rede utilizada com dois neurônios na camada intermediária, em que são utilizados três bias, sendo dois da camada intermediária (W_{0j}^k) e um da camada de saída (W_{0j}^{k+1}). Além disso, nessa estrutura, seis pesos são ajustados, em que quatro são parâmetros de conexão com a camada de entrada (k-1) e os neurônios da camada intermediária (k), e os outros dois são parâmetros de conexão da camada intermediária com a camada de saída (k+1).

Tabela 4 – Parâmetros Ajustados no Modelo Neural

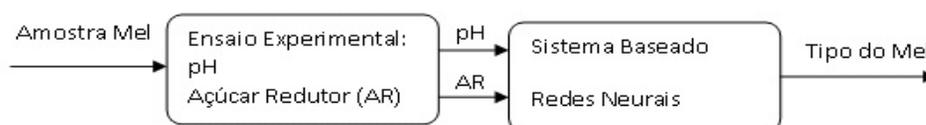
	W_{0j}^k	W_{0j}^{k+1}	W_{1j}^k	W_{2j}^k	W_{1j}^{k+1}
j = 1	0,24	-11,83	29,4	-30,7	-4,7
j = 2	41,3		-1,58	17,8	-15,4

Fonte: o autor.

Para facilitar a instalação e utilização do sistema por parte dos apicultores foi gerado um arquivo executável. Com a instalação do executável que contém os pesos da rede, o aplicativo poderá ser utilizado. Sempre que necessário, o arquivo de pesos poderá ser atualizado, por meio do treinamento da rede.

A Figura 2 apresenta os passos necessários para a utilização do sistema baseado em redes neurais desenvolvido. Após realizar os ensaios experimentais para determinar o pH e o açúcar redutor (AR) o usuário responde quais valores encontrou para estas análises no sistema e encontra a resposta sobre qual o tipo de mel se trata a sua amostra entre floral e melato.

Figura 2 – Passos para Utilização do Sistema



Fonte: os autores.

4 CONCLUSÃO

A classificação da origem do mel, segundo a metodologia de Kirkwood, revelou a predominância do mel de melato entre as amostras de méis analisadas provenientes da região dos Campos Gerais do Paraná. No modelo matemático desenvolvido a partir da classificação do mel pelo método de Kirkwood, utilizando redes neurais artificiais (RNA), as arquiteturas de redes testadas mostraram que a função tangente hiperbólica apresentou um melhor desempenho comparado a sigmoideal, e a maioria das arquiteturas (71,4%) conseguiu identificar todas as amostras de mel analisadas. O modelo arquitetônico desenvolvido foi elaborado com a entrada dos valores de pH e AR apenas, facilitando ainda mais a classificação da origem do mel. Dessa forma, o uso das redes pode ser um método alternativo para a classificação da origem do mel, floral e melato, por meio de análises físico-químicas de fácil execução e baixo custo.

REFERÊNCIAS

- BARONI, M. V. et al. Composition of honey from Córdoba (Argentina): Assessment of North/South provenance by chemometrics. **Food Chemistry**, v. 114, p. 727-733, 2009.
- BARROS NETO, B.; SCARMINIO, I. S.; BRUNS, R. E.; **Como fazer experimentos**. Campinas: Editora da Unicamp, 2007.
- BARTH, O. M. et al. Determinação de parâmetros físico-químicos e da origem botânica de méis indicados mo; Pollen spectrum of honey produced in cerrado areas of Minas Gerais state (Brazil). **Ciência e Tecnologia de Alimentos**, Campinas, v. 25, n. 2, p. 229-233, abr/jun. 2005.
- BASTOS, E. M. A. F.; SILVEIRA, V. M.; SOARES, A. E. E.; Espectro polínico do mel produzido em áreas de cerrado do estado de Minas Gerais (Brasil). **Brazilian Journal Biology**, v. 63, n. 4, p. 599-615, 2003.
- BOGDANOV, S.; MARTIN, P.; LÜLLMANN C., Harmonised methods of European Honey Commission. **Apidologie**. Paris, Extra Issue, p. 1-59, 1997.
- BRASIL. Ministério da Agricultura e do Abastecimento. **Instrução Normativa** no 11, de 20 de Outubro de 2000. Regulamento Técnico de Identidade e Qualidade do mel. **Diário Oficial da República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, out. 2000. Seção 1, p. 16-17.
- CABRERO, A. C.; PRIETO, J. M.; Application of artificial neural networks to the prediction of the antioxidant activity of essential oils in two experimental in vitro models. **Food Chemistry**, v. 118, p. 141-146, 2010
- CAJKA, T. et al. Traceability of honey origin based on volatiles pattern processing by artificial neural networks. **Journal of Chromatography A**, v. 1215, p. 1458-1462, 2009.
- CAMPOS, G. et al. Classificação do mel em floral ou mel de melato. **Ciência e Tecnologia de Alimentos**, Campinas, v. 23, n. 1, p. 1-5, jan.-abr. 2003.
- CARVALHO, C. A. L. et al. Physicochemical characteristics and sensory profile of honey samples from stingless bees (Apidae: Meliponinae) submitted to a dehumidification process. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**; Brasil, v. 81, p. 143-149, 2009.
- CONSONNI, R.; CAGLIANI, L. R.; Geographical characterization of polyfloral and acacia honey by nuclear magnetic resonance and chemometrics. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**. v. 56, p. 6873-6880, 2008.
- COSTA, L. S. M. et al. Determination of non-volatile compounds of different botanical origin Brazilian honeys. **Food Chemistry**, v. 65, p. 347-352, 1999.
- DEBSKA, B.; GUZOWSKA-SWIDER B.; Application of artificial neural network in food classification. **Analytica Chimica Acta**, v. 705, n. 1-2, p. 283-291, 2011.
- DONER, L. W.; The sugar of honey – a review. **Journal Science Food Agricultural**. v. 28, p. 443-456, 1977.

DUARTE, E. R., Avaliação e desenvolvimento de algoritmos de controle: aplicação para um processo extrativo de fermentação alcoólica contínua. 2007. 163 f. Tese (Doutorado)-Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2007.

FELSNER M. et al. Optimization of thermogravimetric analysis of ash content in honey. **Journal of Brazilian Chemical Society**. v. 15, n. 6, p. 792-802, 2004.

GARCIA, R., C., J. et al. Direct and combined methods for the determination of chromium, copper, and nickel in honey by electrothermal atomic absorption spectroscopy. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, v. 53, p. 6616-6623, 2005.

GHELFORD, N.; WANG, X. H.; ENGESETH, N. J.; Identification and quantification of antioxidant components of honeys from various floral sources. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, v. 50, p. 5870-5877, 2002.

HAYKIN, S. S.; **Redes Neurais Princípios e Prática**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HOSSEINI, H. G.; LUO, D.; REYNOLDS, K. J.; The comparison of different feed forward neural network architectures for ECG signal diagnosis. **Medical Engineering & Physics**. v. 28, p. 372-378, 2006.

INSTITUTO ADOLFO LUTZ. **Normas analíticas do Instituto Adolfo Lutz**. 3. ed. São Paulo: Instituto Adolfo Lutz, 1985.

KIRKWOOD, K. C. MITCHELL, T. J.; SMITH, D.; Examination of the occurrence of honeydew in honey. Part. 2, **Analyst**, v. 85, p. 164-165, 1961.

KIRKWOOD, K. C.; MITCHELL, T. J.; SMITH, D.; Examination of the occurrence of honeydew in honey. **Analyst**, v. 85, p. 412-416, 1960.

KOMATSU, S. S.; MARCHINI, L. C.; MORETI, A. C. DE C. C.; Análises físico-químicas de amostras de méis de flores silvestres, de eucalipto e de laranjeira, produzidos por *Apis mellifera* L., 1758 (hymenoptera, apidae) no estado de São Paulo. 2. Conteúdo de açúcares e de proteína. **Ciência e Tecnologia de Alimentos**, Campinas, v. 22, n. 2, p. 143-146, 2002.

LEITE, F.; **Validação em análise química**. Campinas: Editora Átomo, 2002.

LEMES, M. R.; JUNIOR, A. D. P.; A tabela periódica dos elementos químicos prevista por redes neurais artificiais de Kohonen. **Química Nova**, v. 31, n. 5, p. 1141-1144, 2008.

MADEJCZYC, M.; BARALKIEWICZ, D.; Characterization of Polish rape and honeydew honey according to their mineral contents using ICP-MS and F-AAS/AES. **Analytica Chimica Acta**, n. 617, p. 11-17, 2008.

MARINI, F.; Artificial neural networks in foodstuff analyses: Trends and perspectives - A review. **Analytica Chimica Acta**, v. 635, p. 121-131, 2009.

MARINI, F.; BUCCI, R.; MAGRI, A. L.; Artificial neural networks in chemometrics: History, examples and perspectives. **Microchemical Journal**, v. 88, p. 178-185, 2008.

MOREIRA, R. F. A.; DE MARIA, C. A. B.; **Glicídios no mel**. Rio de Janeiro: Química Nova, v. 24, n. 4, p. 516-525, 2001.

NUNES, C. A. et al. Determinação de constituintes químicos em madeira de eucalipto por PI-CG/EM e calibração multivariada: comparação entre redes neurais artificiais e máquinas de vetor suporte. **Química Nova**, v. 34, p. 279-283, 2011.

OUCHEMOUKH S. et al. HPLC sugar profiles of Algerian honeys. **Food Chemistry**, v. 121, p. 561-568, 2010.

PAWEL, P.; Determination of metal content in honey by atomic absorption and emission spectrometries. **Trends in Analytical Chemistry**, v. 28, n. 1, p. 117-128, 2009.

POPEK, S.; A procedure to identify a honey type, **Food Chemistry**, Poland, v. 79, p. 401-406, 2002.

RUIZ-MATUTE, A. I. et al. Gas chromatographic-mass spectrometric characterisation of tri- and tetrasaccharides in honey. **Food Chemistry**, v. 120, p. 637-642, 2010.

SANTOS, J. S. et al. Honey classification from semi-arid, atlantic and transitional forest zones in Bahia. **Journal Brazilian Chemistry Society**, v. 19, n. 35, p. 502-508, 2008.

SANZ, M. L. et al. contribution to the differentiation between nectar honey and honeydew honey. **Food Chemistry**, v. 91, p. 313-317, 2005.

SIDDIQUI, I. R.; The sugars of honey. Adv. **Carbohydrate Chemistry**, v. 25, p. 285-309, 1970.

SILVA, C. L.; QUEIROZ, A. J. de M.; FIGUEIREDO, R. M. F.; Caracterização físico-química de méis produzidos no Estado do Piauí para diferentes floradas. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 8, p. 260-265, 2004.

VARGAS, T., **Avaliação da Qualidade do Mel Produzido na Região dos Campos Gerais do Paraná**. 2006. 134f. Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia de Alimentos)-Universidade Estadual de Ponta Grossa, Ponta Grossa, 2006.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao apoio financeiro concedido pela Capes e Fundação Araucária.

Recebido em 8 de março de 2012

Aceito em 5 de abril de 2012

