

基于不变矩和改进 SVM 的牛肉大理石纹评级

吴一全^{1,2}, 曹鹏祥^{1,3}, 王凯¹, 陶飞翔¹

(1. 南京航空航天大学电子信息工程学院, 江苏南京 210016) (2. 江南大学食品科学与技术国家重点实验室, 江苏无锡 214122) (3. 中国人民解放军 93173 部队, 辽宁大连 116300)

摘要: 针对牛肉大理石纹人工评级过程中人为误差干扰大的问题, 研究利用图像处理技术提高牛肉大理石纹评级的客观性并增强自动化程度, 提出基于不变矩、灰度共生矩阵和混沌蜂群优化混合核函数支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 的牛肉大理石纹评级法。首先计算牛肉大理石纹图像的不变矩和灰度共生矩阵统计量并由此构造特征向量; 然后将训练和测试样本输入到混合核函数 SVM, 采用混沌蜂群算法优化 SVM 中的惩罚因子及核参数, 使其分类识别性能达到最优; 最后输入待评级样本进行分类识别, 得到最优评级结果。大量实验结果表明: 根据我国 NY/T676-2010 牛肉大理石纹标准图谱, 评级正确率分别达到 100% (一级)、93.3% (二级)、93.3% (三级)、96.7% (四级)、100% (五级)。与基于灰度矩和 SVM 法、基于灰度共生矩阵和 BP (Back Propagation) 神经网络法相比, 本文所得评级正确率最高, 且与专业评级师的实际评级情况最相符。

关键词: 牛肉大理石纹评级; 图像处理; 不变矩; 灰度共生矩阵; 混沌蜂群优化; 混合核函数支持向量机

文章编号: 1673-9078(2015)4-17-22

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2015.4.004

Grading of Beef Marbling by Using Invariant Moments and An Improved Support Vector Machine

WU Yi-quan^{1,2}, CAO Peng-xiang^{1,3}, WANG Kai¹, TAO Fei-xiang¹

(1. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China) (2. State Key Laboratory of Food Science & Technology, Jiangnan University, Wuxi 214122, China) (3. Unit 93173, Chinese People's Liberation Army, Dalian 116300, China)

Abstract: The image processing techniques was used to improve the objectivity and degree of automation in the grading of beef marbling, in order to minimize the interference caused by human errors in the manual beef marbling grading process. This study proposed the use of a grading method for beef marbling that utilized the invariant moments, a gray level co-occurrence matrix, and a mixed kernel support vector machine (SVM), optimized by a chaotic bee colony. Firstly, the invariant moments and the statistical quantity of gray level co-occurrence matrix of the beef marbling image were computed in order to construct a feature vector. The training and testing samples of the beef marbling image were then inputted to a mixed kernel function SVM. Optimal recognition performance was attained by optimizing the penalty factor and kernel parameters of the mixed kernel function SVM using a chaotic bee colony algorithm. Finally, the samples to be graded were inputted to the SVM for classification and recognition, and the optimal grading results were obtained. A large number of experimental results revealed grading accuracies of 100% (Grade One), 93.3% (Grade Two), 93.3% (Grade Three), 96.7% (Grade Four), and 100% (Grade Five), based on the standard beef marbling image obtained by NY/T676-2010. The proposed method showed the highest grading accuracy compared to those of the methods developed utilizing gray moment and SVM, and the gray level co-occurrence matrix and the black propagation (BP) neural network; in addition, the obtained results were closest to the actual grading results obtained by the professional beef marbling grading division.

Key words: grading of beef marbling; image processing; invariant moments; gray level co-occurrence matrix; chaotic bee colony optimization; support vector machine based on mixed kernel function

收稿日期: 2014-07-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60872065); 江南大学食品科学与技术国家重点实验室开放基金项目 (SKLF-KF-201310); 江苏高校优势学科建设工程资助项目

作者简介: 吴一全 (1963-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为图像处理、机器视觉检测与图像测量、模式识别

牛肉品质分级对牛肉产品的生产、加工、定价、消费及安全都有重要的导向性作用。牛肉品质主要通过其食用品质和胴体等级来衡量。其中, 胴体等级取决于大理石纹 (肌肉中的脂肪)、生理成熟度 (牛龄) 两个方面, 而大理石纹等级已被各国作为确定牛肉胴体等级的主要评价指标。牛肉大理石纹的等级与嫩度、

多汁性和适口性有密切的关系^[1]。人工在线评级过程中, 由于受到个人感观阈值、经验丰富程度以及工作疲劳程度等因素影响, 误判率高达 12%。基于图像处理技术的牛肉大理石纹评级方法为降低误判率提供了行之有效的途径。文献[2]研究用肌肉与脂肪行程长度直方图表征大理石纹, 并构造多元线性回归模型对大理石纹进行评级。由于行程长度直方图划分获取的自变量越多, 大理石纹评级精度越高, 但同时增加了多元线性回归模型的计算复杂度。文献[3]将脂肪颗粒大小及分布参数作为大理石纹的特征值, 采用多元线性回归模型或神经网络分类法进行评级, 在获取特征值时需对脂肪颗粒进行尺寸测量和分类统计, 过程较为繁琐; 此外神经网络分类法最终获得的分割平面与训练集中的点相当靠近, 易陷入局部极值, 且训练结果不稳定, 导致难以确定单元数。文献[4]将像素灰度矩作为大理石纹的特征值, 结合支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 进行大理石纹评级, 对照 2003 年版国家标准中四级评判标准获得了较高的评级正确率; 但由于原始 SVM 中惩罚参数和核参数的选择大多依赖于经验, 影响了分类识别效果, 对照当前 2010 年版国家标准的五级评判标准所获得的评级正确率下降较大。文献[5]用灰度共生矩阵的统计量表征大理石纹, 并结合 BP 神经网络进行评级。该方法没有考虑到大理石纹的整体形状特征, 另外 BP 神经网络对样本数量的依赖程度较高, 且易陷入局部最优, 最终获得的评级正确率较低。

基于上述分析, 本文提出了一种基于不变矩、灰度共生矩阵和混沌蜂群优化混合核函数 SVM 的牛肉大理石纹评级方法。首先计算牛肉大理石纹图像的不变矩和灰度共生矩阵统计量, 由此构造出特征向量; 然后结合混沌蜂群算法优化混合核函数 SVM 的惩罚因子及核参数; 最后通过改进后的 SVM 进行牛肉大理石纹评级。利用不变矩和灰度共生矩阵的有关统计量共同构造出的特征向量, 可以更为全面、准确地反映牛肉大理石纹图像的形状特征和纹理特征。传统 SVM 中全局核函数泛化性能较高, 学习能力较弱; 而局部核函数学习能力较强, 泛化性能较弱^[6-7], 构造混合核函数的 SVM 则可以兼顾算法的学习能力和泛化性能。利用混沌蜂群优化算法结构简单、收敛精度高、全局搜索能力强的优点, 对 SVM 的惩罚因子和核参数进行优化选择。针对本文方法进行了大量实验, 并与现有的基于灰度矩和 SVM^[4]、基于灰度共生矩阵和 BP 神经网络^[5]的牛肉大理石纹评级方法进行了比较。

1 基于不变矩和灰度共生矩阵的牛肉大理石

纹图像特征提取

1.1 不变矩特征提取

Hu 不变矩具有不随图像位置和方向变化而变化的特点^[8,9], 可以用来有效地提取牛肉大理石纹图像的形状特征。

设 $f(x, y) \in L(\mathbb{R}^2)$ 是 $O-xy$ 平面上的二维函数,

则离散状态下的 $(p+q)$ 阶原点矩 m_{pq} 和中心矩 μ_{pq} 如下:

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y) \quad (p, q = 0, 1, 2, \dots) \quad (1)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (p, q = 0, 1, 2, \dots) \quad (2)$$

注: M 、 N 为图像的行数和列数, x 、 y 为图像像素点的坐标, \bar{x} 、 \bar{y} 为图像几何中心点的坐标。

满足平移和旋转不变条件的 7 个 Hu 不变矩, 如式 (3) 所示。

$$\begin{aligned} H[0] &= \mu_{20} + \mu_{02} \\ H[1] &= (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2 \\ H[2] &= (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2 \\ H[3] &= (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \\ H[4] &= (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12}) \left[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2 \right] \\ &\quad + (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03}) \left[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \right] \\ H[5] &= (\mu_{20} - \mu_{02}) \left[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \right] + 4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}) \\ H[6] &= (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12}) \left[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2 \right] \\ &\quad - (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}) \left[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \right] \end{aligned} \quad (3)$$

1.2 灰度共生矩阵特征提取

牛肉大理石纹图像全面反映了脂肪颗粒的大小、排列方向和整体分布等纹理信息, 而不同级别牛肉大理石纹图像之间的差别也同样会反映在纹理特征差异上。本文通过灰度共生矩阵提取能量、熵及方差 3 个特征量^[10]描述牛肉大理石纹图像关于方向、相邻间隔、变化幅度等纹理信息。

(1) 能量 (F_{ASM})

$$F_{ASM} = \sum_i \sum_j P^2(i, j) \quad (4)$$

能量是对图像灰度分布均匀性或平滑性的度量, 反映了图像灰度分布的均匀程度和纹理的粗细程度。

如果图像呈现较粗的纹理, 相应的能量值较大, 反之较小。

(2) 熵 (F_{ENT})

$$F_{ENT} = -\sum_i \sum_j P(i, j) \log P(i, j) \quad (5)$$

熵是图像内容随机性的度量, 反映图像含有信息量的大小。如果图像中纹理的复杂程度高, 则熵值较大, 如果图像中灰度较均匀, 没有任何纹理或纹理简单, 则熵值较小。

(3) 方差 (F_{SVAR})

$$F_{SVAR} = \sum_i \sum_j (P(i, j) - \bar{P})^2 P(i, j) \quad (6)$$

注: \bar{P} 为 $P(i, j)$ 的均值。方差反映了纹理的周期, 值越大, 表明纹理的周期越大。

2 混沌蜂群优化混合核函数 SVM

2.1 混合核函数 SVM 的基本原理

支持向量机是建立在统计学习理论基础之上^[11]、以结构风险最小化原则为分类准则的机器学习算法。对于两类分类问题, 假定训练样本集:

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l) \mid x_i \in \mathbb{R}^n, y_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, l\},$$

x_i 为训练样本特征向量, y_i 为训练样本类别, l 为训练样本数量。对于非线性的训练样本集, 可以通过引入非线性函数将训练样本集数据映射到一个高维线性特征空间, 然后构造最优分类超平面, 如式 (7) 所示。

$$f(x) = \omega \phi(x) + b = 0 \quad (7)$$

注: $\phi(x)$ 为非线性函数, ω 为超平面的法向量, b 为超平面的偏移向量, 最优分类超平面由 ω 和 b 决定。

如果不能确定样本是否为线性, 通过引入惩罚因子 C 和松弛因子 ξ_i 能够使错分样本减到最少。则分类超平面的优化问题变成求解式 (8)。

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \right\} + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (8)$$

注: $y_i(\omega x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l$ 。

通过函数 $\Psi(x)$ 映射 x 时, 引入Lagrange因子, 则分类超平面的决策函数表达式如式 (9) 所示。

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^l a_i y_i (\Psi(x) \Psi(x_i)) + b \right) \quad (9)$$

注: $0 \leq a_i \leq C$ 对应的点是支持向量。

由Mercer定理可知, 条件函数 $K(x, x_i)$ 来代替

($\Psi(x)\Psi(x_i)$), 可以避免在高维特征空间进行复杂的运算, 则式 (9) 变为:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^l a_i y_i K(x, x_i) + b \right) \quad (10)$$

引入不同核函数构成的支持向量机有不同的优势。全局核函数泛化性能较高, 学习能力较弱, 而局部核函数学习能力较强, 泛化性能较弱, 构造混合核函数的支持向量机则可以兼顾算法的学习能力和泛化性能。本文选用Poly函数 K_{Poly} 和径向基函数 (Radial

Basis Function, RBF) K_{RBF} 组成混合核函数 K_{MIX} 代替

式 (10) 中的 $K(x, x_i)$, 其表达式如下:

$$K_{MIX} = \alpha K_{Poly} + (1 - \alpha) K_{RBF} \quad (11)$$

注: α 为权重参数, $\alpha \in (0, 1)$,

$$K_{Poly} = (xx_i + 1)^q, K_{RBF} = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right),$$

q 为多项式阶数, σ 为标准差。

针对牛肉大理石纹评级属于多类分类问题的情况, 需构造多类分类器。通常有两种策略: (1) 构造多个两类分类器, 然后以它们的判别结果组合起来实现多类分类; (2) 用一个最优化问题将多个分类超平面的参数求解过程进行合并, “一次性”地完成多类分类。但方法 (2) 中需求解的参数远远多于方法 (1), 另外还会导致训练速度变慢、分类精度降低。考虑到牛肉大理石纹图像多特征、数据量较大的特点, 本文选用方法 (1) 构造多类分类器来实现牛肉大理石纹评级。

2.2 SVM 中惩罚因子及核参数的混沌蜂群优

化算法

混合核函数SVM中含有惩罚因子 C 、Poly核函数参数 q 、RBF核函数参数 σ 和权重参数 α 。其中, 惩罚因子 C 的作用是折衷结构风险和样本误差, C 值越大, 数据的拟合程度越高, 但泛化能力会降低; Poly核函数参数 q 不断增大时分类精度会不断提高, 但如果 q 值太大, 分类精度将基本不变, 而分类效率会急剧下降^[12]; RBF核函数参数 σ 值太小时支持向量间的联系就会松

弛, σ 太大时其影响会过强, 分类精度就难以满足要求^[13]; 权重参数 α 可以决定原核函数在混合核函数中的作用轻重, 影响混合核函数支持向量机对学习能力和泛化能力的兼顾程度。因此寻求一个精确、快速、稳定的算法来实现参数的优化具有重要的意义。

人工蜂群优化算法相比遗传算法和粒子群算法, 具有结构简单、参数较少、收敛速度较快和易于实现的优点。但基本人工蜂群优化算法的性能易受最大循环次数设定值的影响。如果最大循环次数设定得过小, 可能难以搜索到最佳值; 反之设置得过大, 又会增加时间花费。该算法还可能因为遍历性不够, 容易出现“早熟”。本文采用基于 Tent 映射混沌序列的蜂群算法实现混合核函数支持向量机的参数优化。利用 Tent 映射混沌序列遍历性强的特点, 对较差的食物源进行扰动, 增强搜索最佳食物源的遍历性, 避免最佳食物源出现“早熟”的问题, 最终提高算法的收敛精度和速度。具体步骤如下:

步骤 1: 依据式 (3) 计算二值化之后牛肉大理石纹图像的 Hu 不变矩; 依据式 (4) - (6) 计算牛肉大理石纹图像的灰度共生矩阵统计量, 区域为背最长肌区域的最大内接矩形范围; 生成灰度共生矩阵时设置的像素点之间的距离为 1, 角度为 0 度; 为减小灰度共生矩阵的规模, 将原牛肉大理石纹图像的像素灰度等级线性压缩为 32 级。为进一步减少特征向量的冗余度, 选取 Hu 不变矩中的 $H[0]$ 、 $H[1]$ 、 $H[2]$ 和灰度共生矩阵统计量中的 F_{ASM} 、 F_{ENT} 、 F_{SVAR} 直接构成牛肉大理石纹图像的特征向量 \mathbf{V} 。

步骤 2: 设置混沌蜂群优化算法的参数。初始化食物源, 种群大小 n_s 为 30, 维数 D 为 4, C 的搜索范围是 $[1,100]$, q 和 σ 的搜索范围均是 $[0.1,10]$, α 的搜索范围是 $(0,1)$, 引领蜂与观察蜂的数目为 $n_s / 2$, 局部搜索最大循环次数 n_{MC} 为 20, 跳出局部极值的界限 n_L 为 3, 当前循环次数 C_T 为 1, 最大循环次数 C_M 为 20。

步骤 3: 将牛肉大理石纹图像的训练样本和测试样本特征向量 \mathbf{V} 及逻辑值输入到支持向量机, 计算识别精度, 并作为混沌蜂群算法的目标函数, 引领蜂产生候选食物源, 并在原食物源和候选食物源之间产生新的食物源。

步骤 4: 观察蜂依据每个食物源的选择概率, 选择一个食物源, 并执行与该位置引领蜂相同的操作, 进一步局部搜索。

步骤 5: 引领蜂进入侦查阶段, 依据局部极值的界限值 n_L 判定食物源是否陷入局部极值, 并更新陷入局部极值的食物源。

步骤 6: 一次循环结束后, 存储更新这次循环的最优解, 并利用式 (12) 产生 Tent 映射的混沌序列扰动较差的食物源, 得到此次循环的最佳值, 循环次数 C_T 加 1。

$$c_{Hi+1} = \begin{cases} 2c_{Hi}, & 0 \leq c_{Hi} \leq 0.5 \\ 2(1-c_{Hi}), & 0.5 < c_{Hi} \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

注: $i = 1, 2, \dots, K$ 且 $c_{Hi} \neq 0.25, 0.5$ 和 0.75 , K 表示混沌序列的长度

步骤 7: 若 C_T 达到最大循环次数 C_M , 循环结束, 输出混合核函数支持向量机的最优参数 C 、 q 、 σ 和 α 。

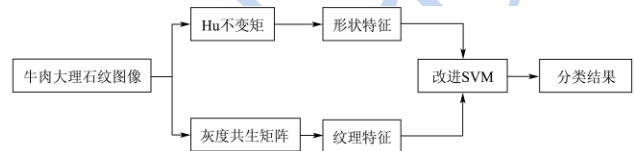


图 1 基于不变矩和改进 SVM 的牛肉大理石纹评级流程图

Fig.1 Flow chart demonstrating the grading of beef marbling, using invariant moments and an improved SVM

3 实验结果与分析

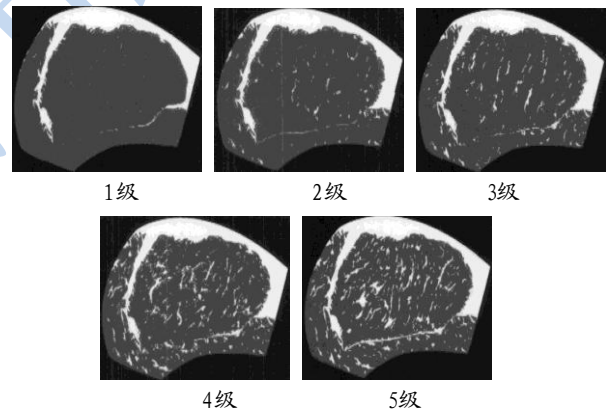


图 2 牛肉大理石纹图谱

Fig.2 Beef marbling patterns

本文所使用的样本图像, 是由专业评级师将牛肉划分为五级之后, 再使用 CCD 相机在流水线上获取的, 共 250 张图像, 每级 50 张, 其中训练样本 50 张、测试样本 50 张、待评级样本 150 张。采用本文提出的基于不变矩、灰度共生矩阵和混沌蜂群优化混合核函数 SVM 的方法进行牛肉大理石纹评级实验, 并将所得评级结果与现有的基于灰度矩和 SVM 方法^[4]、基于灰度共生矩阵和 BP 神经网络方法^[5]进行了对比。实验是在 Intel(R) Core(TM) Duo CPU T5550 1.83GHz、4G RAM、MATLAB7.8 环境中进行的。图 2 为牛肉大理石纹图谱实例, 为该等级的最低标准; 图 3 为二值化

之后的背最长肌区域脂肪颗粒图像，用以计算牛肉大理石纹图像的的形状特征；图4为背最长肌最大内接矩形区域的灰度图像，用以计算牛肉大理石纹图像的纹理特征。

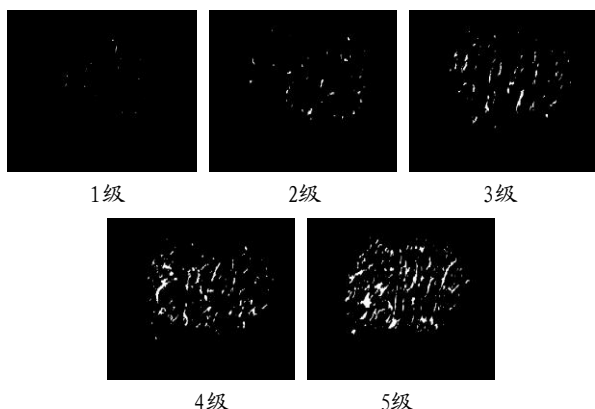


图3 背最长肌区域二值图像

Fig.3 Binary image of the longissimus muscle area

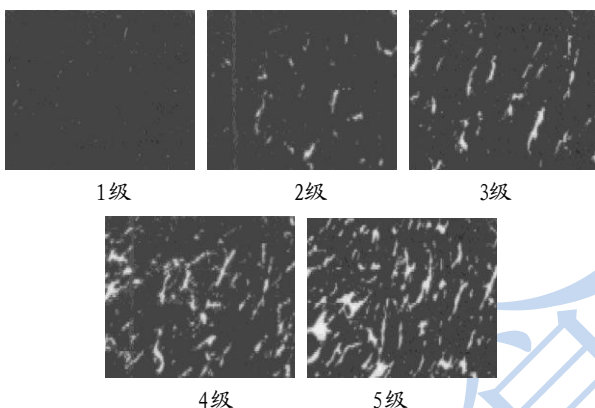


图4 背最长肌最大内接矩形区域图像

Fig.4 Largest inscribed rectangular image of the longissimus muscle area

表1举例说明了本文方法所获得的各级牛肉大理石纹图像的特征向量参数，从中可以看出，每一级牛肉大理石纹图像的特征向量参数均有别于其他等级，且每一维参数随不同等级变化呈递增或递减趋势。表2给出了利用本文所涉及的3种方法得到的牛肉大理石纹图像待评级样本单级识别率和总体识别率。可以看出，与基于灰度矩和SVM方法^[4]、基于灰度共生矩阵和BP神经网络方法^[5]相比，本文方法所得到的单级识别率和总体识别率均更高。基于灰度矩和SVM方法^[4]所用的3个特征量反映的主要是牛肉大理石纹图像的形状特征，没有反映出纹理特征；所使用分类器是利用一对多算法构成的径向基核函数支持向量机，这种分类器学习能力强，但泛化能力较弱，且需一次性设置多个分类超平面的参数，基于经验的支持向量机参数设置会影响分类器的最终分类精度。基于灰度共生矩阵和BP神经网络方法^[5]通过计算牛肉大理石

纹图像的灰度共生矩阵统计量作为特征值，能够较好地反映图像的纹理特征，但没有反映出图像的形状特征；所用的分类器是BP神经网络分类器，它的构造原则是依据经验风险最小化，对样本数量的依赖程度高，容易出现过学习现象，同时还存在易陷入局部最优问题，因此基于灰度共生矩阵和BP神经网络方法^[5]的分类精度也相对较低。本文方法中，计算牛肉大理石纹图像的Hu不变矩，选用在分类过程中作用明显的3个特征量来表征图像的形状特征；计算牛肉大理石纹图像背最长肌区域的灰度共生矩阵统计量，选择能量、熵及方差来表征图像的纹理特征，然后与Hu不变矩中的3个特征量合并构造出整幅图像的特征向量，这样能够同时反映出牛肉大理石纹图像的肌肉脂肪形状特征和纹理特征。之后将牛肉大理石纹图像的训练样本和测试样本输入到混沌蜂群优化的混合核函数支持向量机中，获得最优的参数设置，最后输入牛肉大理石纹图像待评级样本，最终可得到最优的评级分类结果，这些结果与专业评级师对牛肉大理石纹等级的实际评级情况最相符。大量实验结果表明，本文方法优于基于灰度矩和SVM方法^[4]、基于灰度共生矩阵和BP神经网络方法^[5]，是一种行之有效的牛肉大理石纹评级方法。

表1 各级牛肉大理石纹图像特征向量

Table 1 Eigenvectors of the images of different levels of beef marbling

| 等级 | $H[0]$ | $H[1]$ | $H[2]$ | F_{ASM} | F_{ENT} | F_{SVAR} |
|----|--------|--------|--------|-----------|-----------|------------|
| 1级 | 0.60 | 1.81 | 2.02 | 1.87 | 1.59 | 0.33 |
| 2级 | 1.22 | 2.76 | 4.22 | 1.59 | 2.42 | 0.70 |
| 3级 | 1.67 | 3.61 | 6.13 | 1.24 | 3.82 | 1.60 |
| 4级 | 1.92 | 4.09 | 6.86 | 0.86 | 5.37 | 2.13 |
| 5级 | 2.17 | 4.70 | 7.96 | 0.67 | 6.46 | 3.56 |

4 结论

本文提出了基于不变矩、灰度共生矩阵和混沌蜂群优化混合核函数SVM的牛肉大理石纹评级方法。首先计算牛肉大理石纹图像的不变矩和灰度共生矩阵统计量并构造出特征向量；不变矩有效地反映了大理石纹图像的形状特征，而灰度共生矩阵的有关统计量则反映了大理石纹图像的纹理特征，利用两者共同构造出的特征向量，可以更为全面、准确地反映牛肉大理石纹图像的形状特征以及关于方向、相邻间隔、变化幅度的多种纹理特征。然后根据牛肉大理石纹图像训练样本和测试样本的特征向量训练混合核函数支持向量机，采用混沌蜂群算法对混合核函数支持向量机

中的惩罚因子及核参数进行优化；混合核函数的支持向量机可以兼顾算法的学习能力和泛化性能，改进后的支持向量机具有更优的分类识别性能。最后输入待评级样本进行分类识别，可以获得更高的评级正确率。实验结果表明：根据我国 NY/T676-2010 牛肉大理石纹标准图谱，评级正确率分别达到 100%（一级）、

93.3%（二级）、93.3%（三级）、96.7%（四级）、100%（五级）。与基于灰度矩和 SVM 方法^[4]、基于灰度共生矩阵和 BP 神经网络方法^[5]相比，本文方法所得的评级正确率最高，且与专业评级师对牛肉大理石纹等级的实际评级情况最相符，可有助于提高牛肉大理石纹评级的客观性并增强自动化程度。

表 2 牛肉大理石纹图像评级测试结果

Table 2 Results of the grading of beef marbling images

| 方法 | | 1级 | 2级 | 3级 | 4级 | 5级 |
|----------------------------------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 基于灰度矩和 SVM 方法 ^[4] | 待评级样本数 | 30 | 30 | 30 | 30 | 30 |
| | 识别数 | 28 | 25 | 26 | 26 | 29 |
| | 识别率 | 93.3% | 83.3% | 86.7% | 86.7% | 96.7% |
| | 总识别率 | 89.3% | | | | |
| 基于灰度共生矩阵和BP神经网络方法 ^[5] | 待评级样本数 | 30 | 30 | 30 | 30 | 30 |
| | 识别数 | 27 | 26 | 25 | 27 | 28 |
| | 识别率 | 90% | 86.7% | 83.3% | 90% | 93.3% |
| | 总识别率 | 88.6% | | | | |
| 本文方法 | 待评级样本数 | 30 | 30 | 30 | 30 | 30 |
| | 识别数 | 30 | 28 | 28 | 29 | 30 |
| | 识别率 | 100% | 93.3% | 93.3% | 96.7% | 100% |
| | 总识别率 | 96.7% | | | | |

参考文献

[1] 董庆利,胡孟晗.应用计算机视觉评定肉类品质的研究进展[J].现代食品科技,2011,27(2):209-212
DONG Qing-li, HU Meng-han. Application of computer vision in meat quality evaluation [J]. Modern Food Science and Technology, 2011, 27(2): 209-212

[2] F Yoshikawa, K Toraichi, K Wada, et al. On a grading system for beef marbling [J]. Pattern Recognition Letters, 2000, 21(12): 1037-1050

[3] K Shiranita, K Hayashi, A Otsubo, et al. Grading meat quality by image processing [J]. Pattern Recognition, 2000, 33(1): 97-104

[4] 刘木华,段武貌,黎静,等.基于图像处理和支待向量机分类的牛肉大理石花紋等级评定[J].沈阳农业大学学报,2006,36(6): 650-654
LIU Mu-hua, DUAN Wu-mao, LI Jing, et al. Determination of beef marbling grade by image processing and SVM classification [J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2006, 36(6): 650-654

[5] 张建勋,李涛,孙权,等.猪眼肌B超图像纹理特征提取与分类[J].重庆理工大学学报:自然科学,2013,2:74-78
ZHANG Jian-xun, LI Tao, SUN Quan, et al. Texture feature

extraction and classification of pork loin ultrasonography images [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2013, 2: 74-78

[6] N Beebe, L Maddox, L Liu, et al. Scedan: using concatenated N-gram vectors for improved file and data type classification [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2013, 8(9): 1519-1530

[7] L Jian, C Gao, Z Xia. Constructing multiple kernel learning framework for blast furnace automation [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2012, 9(4): 763-777

[8] J Li, J Zhao, H Li. The research of unknown weak fault signal detection on the duffing oscillator with hu moment invariants[C]// IEEE International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering, Chengdu, 2013: 1831-1834

[9] Y Liu, Y Yin, S Zhang. Hand gesture recognition based on hu moments in interaction of virtual reality[C]//IEEE International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, Nanchang, 2012: 145-148

[10] G Liu, R Wang, Y K Deng, et al. A new quality map for 2-d phase unwrapping based on gray level Co-occurrence matrix [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(2): 444-448

- [11] K P Lin, M S Chen. On the design and analysis of the privacy-preserving SVM classifier [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2011, 23(11): 1704-1717
- [12] 张海云,彭彦昆,王伟,等.基于光谱技术和支持向量机的生鲜猪肉水分含量快速无损检测[J].光谱学与光谱分析,2012, 32(10):2794-2798
ZHANG Hai-yun, PENG Yan-kun, WANG Wei, et al. Rapid nondestructive detection of water content in fresh pork based on spectroscopy technique combined with support vector machine [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(10): 2794-2798
- [13] B C Kuo, H H Ho, C H Li, et al. A kernel-based feature selection method for svm with rbf kernel for hyperspectral image classification [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(1): 317-326

现代食品科技