

# 基于机器视觉的随机纹理瓷砖的分选系统<sup>①</sup>

焦 亮, 胡国清, Jahangir Alam SM

(华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广州 510640)

**摘 要:** 针对日益加快的瓷砖生产速度与缓慢的人工分选速度之间不协调导致的瓷砖出产效率低下的问题, 提出了以机器视觉软件 HALCON 11.0 为软件开发平台的结合瓷砖颜色、纹理特征提取的算法, 以及针对多分类问题的改进多层感知器神经网络算法(MLPNN)。首先对拍摄到的瓷砖图像进行去噪预处理, 在 HSI 颜色空间中提取瓷砖的色调(Hue)特征并计算反映瓷砖的纹理特征的灰度共生矩阵(GLCM)和灰度幅值分布特征, 再将得到的特征作为多层感知器的神经网络输入层神经元, 然后设计以 softmax 为激活函数的多层感知器神经网络来进行模式匹配, 并与 BP 神经网络模式匹配方法进行对比, 最终搭建出具有简单人机交互界面的随机纹理瓷砖的分选实验样机。实验结果表明: 本系统对实验的各类随机纹理瓷砖的分选准确率都在 90%以上, 具有较高的分选准确率, 能应用于瓷砖生产实践。

**关键词:** 机器视觉; HALCON 11.0; 多层感知器神经网络(MLPNN); 灰度共生矩阵(GLCM); softmax 激活函数; 随机纹理

## Classification System of Random Texture Ceramic Tiles Based on Machine Vision

JIAO Liang, HU Guo-Qing, Jahangir Alam SM

(College of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of poor efficiency of ceramic tile production caused by the mismatch between higher and higher speed of production and slow speed of artificial classification, the paper presented an algorithm about extracting the features of color and texture of ceramic tiles and an algorithm about improved multilayer perceptron neural network (MLPNN) aiming at the problem of multi-classification based on machine vision software, HALCON 11.0, as the development platform. Firstly, the images of ceramic tiles were denoised as pretreatment. Then the system extracted the hue features of ceramic tiles in HSI color space, calculated the gray level co-occurrence matrix (GLCM) and gray level characteristics of amplitude distribution to reflect the texture feature of ceramic tiles, and put the features as input layer neurons of multilayer perceptron neural network. Next, the paper designed the multilayer perceptron neural network with putting softmax function as the activation for pattern matching, and compared with the pattern matching method of BP neural network. Finally, an experimental prototype of classification system was built with simple user interface. The experimental results show that, the classification accuracy for all kinds of ceramic tiles in the experiments are over 90%. The system has high classification accuracy for the random texture ceramic tiles and can be applied to production of ceramic tiles.

**Key words:** machine vision; HALCON 11.0; multilayer perceptron neural network (MLPNN); gray level co-occurrence matrix (GLCM); softmax activation function; random texture

瓷砖生产的整个步骤简单地可分为原料加工、瓷砖检测、包装出库。随着瓷砖制造工艺和设备的发展,

瓷砖的制造速度越来越快, 生产线上瓷砖的输送速度可达 0.2~0.5m/s, 然而, 目前在瓷砖检测工序还是依靠

① 基金项目: 广东省教育部产学研结合项目(2012B091100109)

收稿时间: 2015-07-06; 收到修改稿时间: 2015-09-06

人工完成, 检测速度缓慢, 而且容易受主观因素影响, 导致检测错误; 另一方面, 由于人工分拣的工作强度大, 瓷砖生产线车间的空气质量不好, 噪声污染严重, 长期工作对员工的身体健康有较大影响。

研究并设计出瓷砖生产线自动检测系统就能使对瓷砖的检测速度与瓷砖制造速度相匹配, 极大的提高瓷砖合格品生产的效率. 关于机器视觉应用于瓷砖的检测, 国外起步较早, 英国的 Surface Inspection Limited 公司以及意大利所设立的项目 ASPECT(Automation Selector Processing for Ceramic Tiles)<sup>[1,2]</sup>, 在瓷砖的检测方面取得了一些成绩, 但是由于我国陶瓷企业的瓷砖制造水平相对落后, 生产的瓷砖缺陷种类较多, 同种瓷砖一致性较差, 引进国外的设备对国内瓷砖检测效果较差<sup>[3]</sup>. 国内在这方面虽然起步较晚, 但近几年发展很快, 山东理工大学刑希东教授从 1997 年开始对全自动瓷砖分拣机制进行研究, 研究内容包括瓷砖图像的快速中值滤波和边缘检测、瓷砖色差的计算机视觉检测等, 但未涉及瓷砖纹理特征的提取<sup>[4]</sup>; 华中理工大学的罗玮运用彩色图像处理技术研究了彩色成像系统在不同光照及噪声条件下的色彩校正原理, 但是在瓷砖特征提取过程中, 也仅考虑了颜色特征, 并未涉及纹理特征的提取<sup>[5]</sup>; 华南理工大学朱学峰教授<sup>[6]</sup>等人运用小波分析技术提取了颜色、纹理的融合信息, 并首次运用 SVM 技术对瓷砖进行模式匹配, 但是相关算法在生产条件下对复杂随机纹理及多种颜色瓷砖的分类精准率较低. 而且, 大多仍处于理论研究阶段, 针对的检测对象也大多是颜色较单一, 纹理较规则的瓷砖。

对瓷砖的检测可以指两个方向, 一是先对瓷砖进行缺陷检测, 再将质量不合格的进行剔除; 二是对瓷砖的生产一致性检测, 即对在同一生产线上的不同种类瓷砖进行分选. 两者的原理类似, 都是通过提取瓷砖相关特征来进行模式匹配. 本文针对后者进行研究, 而且对象是随机纹理的瓷砖, 首先在 HSI 颜色空间提取色调特征来反映瓷砖的颜色特征, 计算瓷砖图像的灰度共生矩阵(GLCM)以及灰度幅值分布特征来反映纹理特征, 还应用了图像金子塔算法, 以获得不同分辨率下的瓷砖图像特征, 并且比较了选用不同激活函数的神经网络, 最后搭建出瓷砖生产线分选系统的实验样机, 对 8 种瓷砖的分选准确率均在 90%以上, 当将生产线上杂乱的瓷砖分选完成后, 后续的质量检测

的难度将大大降低.

## 1 算法实现

本文采用的算法开发平台是德国 MVTec 公司的 HALCON 11.0, 该软件提供了一个全面的视觉处理库, 包括了所有标准和高级的图像处理方法, 而且还具有快速原型化和开放结构的重要特征, 通过交互编程环境迅速开发机器视觉应用程序, 或加入新的算子来融合自己的视觉功能.

### 1.1 算法总体结构

基于 HALCON 的图像处理过程是整个系统实现的关键, 该过程主要包括: 图像预处理、颜色和纹理特征提取, 设计多层感知器的神经网络进行模式匹配. 系统整体算法设计框图如图 1 所示.

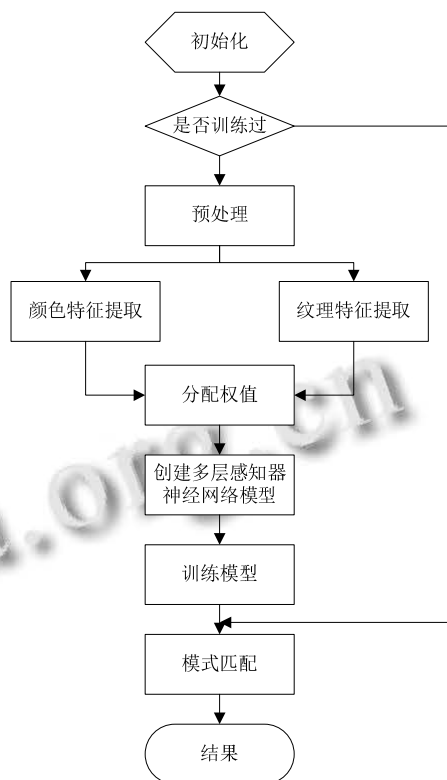


图 1 系统整体算法设计框图

### 1.2 图像预处理

在瓷砖生产线上, 光源照射在瓷砖上往往是不均匀的, 而且存在灰尘颗粒外部干扰或热噪声等内部干扰, 为了将图像转换成一种更适合于人或机器分析处理的形式, 就需要在对图像特征提取前进行预处理, 采用一系列技术改善图像的视觉效果, 提高图像的清晰

晰度,提高图像的分辩灰度细节.图像的预处理过程一般包括平滑滤波、图像增强等<sup>[7]</sup>.

图 2 是一幅复杂随机纹理瓷砖的图像,其主要噪声来自一些灰尘颗粒引起的黑点以及拍摄时相机产生的轻微的类似网格的噪声,图 3 为 HALCON 的特征获取工具获得的对应灰度直方图,从图中看出,灰度值分布在 161~186,主要成分的灰度值最大为 61787,图像中存在若干毛刺,这是噪声引起的异常灰度值.

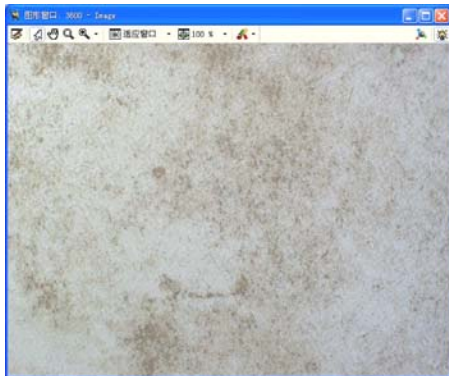


图 2 原始瓷砖图像

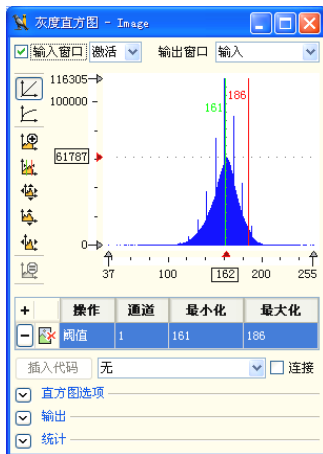


图 3 原始瓷砖图像直方图

常用的滤波算法有均值滤波、中值滤波以及高斯滤波等,其中均值滤波与中值滤波属于非线性滤波,高斯滤波属于线性滤波.考虑到瓷砖图像上存在的黑点以及网格噪声均属于非线性噪声,且图像中存在幅值异常大的噪声点,故本文选取传统的中值滤波即可.

对瓷砖图像进行中值滤波,实质是对二维序列  $\{x_{ij}\}$  的中值滤波,滤波窗口也是二维的,形状可以选择方形、圆形、十字形等.二维中值滤波可用式 1 表示:

$$Y_{ij} = Med_A[x_{ij}] \tag{1}$$

其中  $A$  为窗口,  $[x_{ij}]$  为二维数据序列,  $[Y_{ij}]$  为滤波后序列.

在实际使用过程中,窗口的尺寸一般从小到大选择,直到滤波效果满意为止.本文设置窗口形状为方形,尺寸为 5,对边界点的采用镜像法构造窗口进行中值滤波.图 4 为对应的灰度直方图.

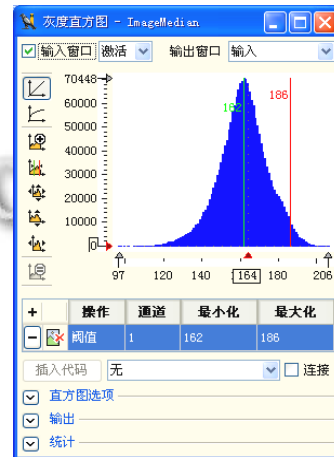


图 4 中值滤波后灰度直方图

经过中值滤波后,灰度直方图中的毛刺都被去除了,但是主要灰度成分的最大值增大到 70448,原因是噪声点的灰度值幅值普遍较大,中值滤波后会使其中心点灰度值幅值被拉高.

图像增强可以减缓中值滤波对图像主要灰度值幅值的影响,使图像变清晰.本文采用的图像增强算法表示如下:

- 1) 求取中值滤波后图像的灰度平均值 Mean;
- 2) 选取合适的窗口形状和尺寸,本文选择尺寸为 3 的方形;
- 3) 窗口遍历所有像素点,根据式 2 求取中心点灰度值;

$$Y_{ij} = (f_{ij} - Mean) * a + f_{ij} \tag{2}$$

其中,  $Y_{ij}$  为图像增强后序列,  $f_{ij}$  为增强前图像序列,  $a$  为比例系数,这个系数主要通过反复实验调试得到,本文取为 0.3.图 5 为对应的灰度直方图.

经过图像增强后,灰度值幅值最大值为 62883,已经接近原图像中主要灰度值最大幅值.所以,经过图像预处理后,瓷砖图像不仅去除了噪声引起的毛刺,还保留了原图像固有的灰度值特征.

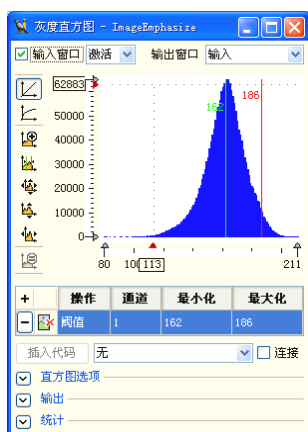


图 5 图像增强后的灰度直方图

### 1.3 特征提取

区分不同种类的瓷砖主要通过瓷砖的颜色和纹理, 本文分别提取瓷砖的颜色特征和纹理特征, 由于一些特征间会存在一些冗余, 提取的特征不是越多越好, 而且特征过多会影响分选效率. 而且由于检测对象为复杂随机纹理的瓷砖, 本文提取的纹理特征权值和比重要比颜色特征高.

#### 1.3.1 颜色特征提取

颜色是图像内容组成的基本要素, 是人们识别图像的主要感知特征之一, 而且颜色相对于几何形状特征而言, 对平移、旋转、缩放等变换具有不变性, 对图像本身的尺寸、方向、视角的依赖性较小, 表现出相当强的鲁棒性.

本文在颜色特征提取方面选择更符合人的视觉感应的 HSI 模型, 它是由色调(H), 饱和度(S), 亮度(I)三个分量组成. 由于光源和光源强度一定, 不同瓷砖反映的亮度特征类似, 所以亮度在颜色特征提取中不予考虑, 而且通过检测同种瓷砖的饱和度, 发现即使同一种瓷砖, 饱和度特征 S 也有较大差异, 故对瓷砖的识别可以只考虑色调分量来进行颜色特征分析<sup>[8]</sup>.

本文的颜色特征参数值采用的是颜色矩表达式. 由于图像中颜色分布信息主要集中在低阶矩中, 仅采用颜色的一阶矩、二阶矩和三阶矩就足以表达图像的颜色分布. 式(3)、式(4)、式(5)分别为均值、方差、三阶矩的定义式:

$$u_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P_{ij} \quad , i=1 \quad (3)$$

$$\sigma_i = \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - u_i)^2 \right]^{1/2} \quad , i=1 \quad (4)$$

$$s_i = \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - u_i)^3 \right]^{1/3} \quad , i=1 \quad (5)$$

其中  $P_{ij}$  为第  $j$  个像素的第  $i$  个颜色分量,  $N$  为图像的像素总数. 通过上式就可以提取出色调(H)的三个颜色特征.

#### 1.3.2 纹理特征提取

纹理是物体的一个重要而又难以描述的特征, 常用的纹理描述方法有统计分析方法、结构分析方法和频谱分析法<sup>[9]</sup>. 本文采用的是基于统计分析方法的灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)来提取随机纹理的特征.

灰度共生矩阵描述的是从图像  $(x, y)$  灰度为  $i$  的像素出发, 统计与灰度为  $j$  且距离为  $\delta$  的像素  $(x+\Delta x, y+\Delta y)$  同时出现的概率  $P(i, j, \delta, \theta)$ . 这里  $\theta$  为两像素连线按顺时针方向与  $x$  轴的夹角,  $\theta$  取值可为 0 度、45 度、90 度、135 度, 从这四个方向来计算灰度共生矩阵, 本文考虑到在线检测要求较高的检测速度, 所以在能保持较高识别准确率的情况下仅选择 0 度和 90 度两个方向计算灰度共生矩阵. 另外,  $\delta$  值的选取与图像有关, 一般通过实验确定, 本文选择  $\delta=6$ . 当给定方向和距离时, 实际上是计算共现灰度  $i$  和  $j$  的像元对数来表示  $P(i, j, \delta, \theta)$ .

本文的研究对象是复杂随机纹理的瓷砖, 这里首先对纹理的复杂程度进行分析, 本文采用图像熵来主要描述图像的纹理复杂程度, 图像熵的定义如下:

$$S = - \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} P(i, j) \lg P(i, j) \quad (6)$$

其中,  $P(i, j)$  为灰度共生矩阵  $P$  在  $(i, j)$  点的值.

熵是图像具有的信息量的一种度量, 纹理越复杂, 熵值越大, 反之, 熵值越小. 图 6 为纹理相对简单图像, 表 1 中的类别 1~4 记录的是本文的选择的 4 种复杂随机纹理熵值, 对应图 7 中的前四类图片, 类别 5、6 分别记录的是图 6 左、右的图像熵值.

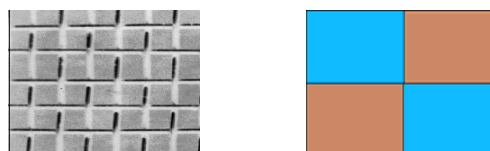


图 6 简单纹理图像

表 1 不同类别对应的熵值

类别	1	2	3	4	5	6
熵值	6.182	6.191	6.660	6.993	2.63	0.525

从表 1 可以得到, 本文研究对象的纹理熵值比纹理相对简单的类别 5 的纹理熵值高一倍, 而比简单的类别 6 的纹理熵值高十多倍, 即体现了本文研究对象纹理的随机复杂程度。

接下来通过灰度共生矩阵构造一些统计量作为纹理特征, 如能量、对比度、相关性、方差、熵、均匀性等统计量, 本文采用以下四种典型的统计量:

能量:

$$f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{\sigma}^2(i, j) \quad (7)$$

对比度:

$$f_2 = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{\sigma}(i, j) \right\} \quad (8)$$

相关性:

$$f_3 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij P_{\sigma}(i, j) - u_1 u_2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2} \quad (9)$$

均匀性:

$$f_4 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{1}{1 + (i - j)^2} P_{\sigma}(i, j) \quad (10)$$

由此获得了描述纹理特征的 4 个重要参数, 然而本文处理的对象是随机纹理的瓷砖, 仅通过上述 4 个纹理特征还不能很好的描述对象, 因此, 本文将原图像转化为灰度值图像, 通过对灰度值图像进行灰度幅值检测, 用灰度直方图描述, 获得整幅图像的灰度幅值分布特征, 灰度分布范围为 0~255。为了减少运算量, 节省时间, 对得出的灰度幅值分布特征按每隔 8 个值取一个作为有效特征, 因此, 灰度幅值分布特征从原来的 256 个减少到 32 个。

由于瓷砖的纹理是随机复杂的, 有些纹理特征在于细节, 而有些特征需要将整个检测区域的纹理联系起来观察, 本文运用图像金字塔结构来更全面的表达纹理特征<sup>[10]</sup>, 它是多分辨率来解释图像的一种有效结构, 在某种分辨率下无法发现的特性在另一种分辨率下可能将很容易被发现。一般通过对原图像插值的方法获得更高分辨率的瓷砖图像, 通过采样获得更低分辨率的图像。本文瓷砖图像的原分辨率为 1600\*1200, 足以反映瓷砖纹理的细节特征, 所以还需要获得更低分辨率瓷砖图像, 这个过程为降采样, 其原理是将原二维图像与一个低通滤波器进行卷积, 通过调整低通滤波器的参数, 降低不同倍数的分辨率, 如式(11)所示。

$$g(i, j) = \frac{1}{r} \cdot \sum_{k,l} f(k, l) \cdot h(i - k/r, j - l/r) \quad (11)$$

其中,  $g(i, j)$ 为低分辨率图像序列,  $f(k, l)$ 为原图像序列,  $r$ 为分辨率缩放系数。

本文将  $r$  系数设为 2, 即将原图像分辨率每次缩小 4 倍, 对所得的图像再求取一次描述纹理的 36 个特征, 此时原图像处于图像金字塔底层, 新图像处于顶层。图像金字塔层数越多, 所获得的纹理特征也越多, 分类准确率也越高, 但是这必将导致计算量增大, 所以本文中金字塔的层数仅取 2 层。

### 1.4 模式匹配

多层感知器神经网络算法是一种经典的模式匹配算法, 该算法结构具有多层处理器的数据处理结构, 包括输入层、输出层在内至少具有三层处理层, 处于中间的叫作隐藏层。式(12)、式(13)为多层感知器神经网络的模型数学:

$$x_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} s_j - \theta_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

$$y_i = f(x_i), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

其中,  $w_{ij}$  是权值矩阵,  $s_j$  为输入矩阵,  $\theta_i$  为阈值函数,  $f(\cdot)$  为激活函数。

常用的激活函数包括阈值函数、线性函数、sigmoid 函数等。式(14)为 sigmoid 函数的数学表达式, 式(15)为线性函数的表达式:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-cx}} \quad (14)$$

$$f_i(x) = ax + b \quad (15)$$

其中,  $a, b, c$  为对应激活函数的激活参数。

线性函数与 sigmoid 函数作为激活函数一般用于二分类问题, 本文所要分类的瓷砖有 8 类, 若仍采用传统的激活函数, 其分类效果会不理想。

于是, 本文选用 softmax 函数作为激活函数, 该函数为 sigmoid 模型在多分类问题上的推广, 通过改进激活函数来优化传统多层感知器神经网络算法来实现对瓷砖的分类, 其激活函数如式(16):

$$h_o(x^{(i)}) = \begin{bmatrix} p(y^{(i)} = 1|x^{(i)}; \theta) \\ p(y^{(i)} = 2|x^{(i)}; \theta) \\ \vdots \\ p(y^{(i)} = k|x^{(i)}; \theta) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{j=1}^k e^{\theta_j^T x^{(i)}}} \begin{bmatrix} e^{\theta_1^T x^{(i)}} \\ e^{\theta_2^T x^{(i)}} \\ \vdots \\ e^{\theta_k^T x^{(i)}} \end{bmatrix} = \frac{e^{\theta_j^T x^{(i)}}}{\sum_{l=1}^k e^{\theta_l^T x^{(i)}}} \quad (16)$$

其中  $[\theta]$  为列向量, 其维数对应类别数。

接下来确定神经网络的其他参数, 因为在瓷砖特

征提取时提取的颜色及纹理特征共 75 个, 其作为神经网络的输入, 所以输入层神经元个数为 75; 经过多次实验, 隐藏层层数可设为 100; 每层隐藏层神经元个数根据经验公式获得, 如式(17)所示; 由于所要分类的瓷砖有 8 类, 故设输出层神经元个数为 8.

$$m = \sqrt{nl} \quad (17)$$

其中  $m$  为隐层节点数,  $n$  为输入层节点数,  $l$  为输出节点数.

在将瓷砖特征作为神经网络输入时, 考虑不同特征在瓷砖分类上的贡献有所不同, 本文对各个特征进行加权后输入神经网络, 特征权值表如表 2 所示.

表 2 特征权值表

特征	色调(H)	灰度幅值分布特征	灰度共生矩阵
个数	3	64	8
权值	2.5	0.5	3

以上特征权值的设置是经过反复实验得到的, 特征所占的权值越高, 对瓷砖分类贡献越大, 而且有助于神经网络的快速收敛, 提高效率.

实验中特征权值的设置主要根据特征数量和特征类型来设置. 表 2 中灰度幅值分布特征个数最多, 故其权值应设置相对较小, 否则该特征将另外两个重要特征贡献减弱. 特征表中色调特征反映瓷砖颜色本质, 灰度共生矩阵主要反映瓷砖纹理特征, 若所有训练样本的色调特征较接近, 可以在表 2 特征权值表权值设置的基础上, 减小色调特征的权值, 并增加灰度共生矩阵的权值; 若训练样本的纹理特征较类似, 可以增加色调特征的权值, 并减小灰度共生矩阵的权值.

## 2 结果与分析

本文需要分类的瓷砖有 8 类, 类别数可以根据实际需要增加, 首先为每类瓷砖拍摄 400 张图片, 为了减少环境对分类效果的影响, 每类瓷砖的 400 张图片分别在早、中、晚不同的时间段拍摄, 使得在各种环境下的瓷砖都能在训练样本中, 提高系统识别的鲁棒性. 将 400 张图片中的 200 张作为训练样本, 而将剩余的 200 张作为测试样本, 图 7 为每类瓷砖中的一幅.

为了验证本文改进的模式匹配方法的分类效果, 这里从上述 8 类瓷砖中提取颜色特征和纹理特征并乘上对应权值输入到多层感知器神经网络以及应用较广的 BP 神经网络. BP 神经网络是误差反向传播的多层神经网络, 通常具有一个或多个 sigmoid 隐层和一个

线性输出层. 但是, 传统的 BP 神经网络也存在一些缺陷, 如网络收敛速度较慢, 且网络易进入假饱和状态等.



图 7 八类随机纹理瓷砖图像

两个网络的输入层均输入 75\*200 的矩阵, 用于存储瓷砖的特征信息, 隐藏层层数为 100, 隐藏层神经元个数为 25, 输出层为 200\*8 的矩阵, BP 神经网络隐藏层的传递函数为 sigmoid 函数, 本文的多层感知器神经网络隐藏层的传递函数为 softmax 函数, 两个网络的训练过程分别如图 8、图 9 所示.

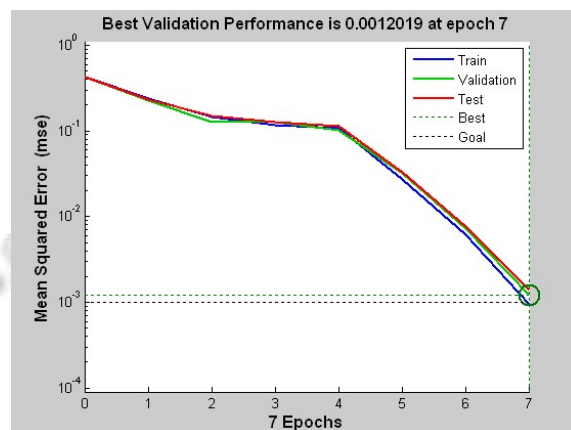


图 8 BP 神经网络训练过程

从上图可以得到, BP 神经网络迭代 7 步就使达到了系统要求的均方差以内, 而本文的网络迭代 10 步也达到了误差要求, 但是, 在仿真过程中, BP 神经网络训练 200 张瓷砖图像, 需要耗费 185s 时间, 而本文改进神经网络虽然迭代步数多了 3 步, 但是仅需要 55s 时间. 原因是 BP 神经网络每次迭代完后, 需要将误差逐层反向传递, 使得其每次迭代耗费的时间增加.

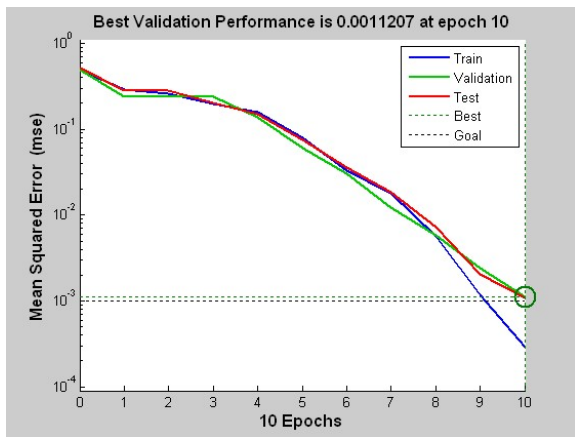


图 9 本文改进神经网络训练过程

针对本文的神经网络, 选用不同激活函数的神经网络对瓷砖的分选结果如表 3 所示.

表 3 本文改进神经网络分类测试结果

激活函数	激活函数参数	准确率(%)
线性函数	$a=1, b=0$	55.25
Sigmoid 函数	$c=1$	70.5
Softmax 函数	$\theta$ 为单位列向量	96.5

从表 3 中可知, Softmax 函数作为神经网络的激活函数效果优于其他两种, 表 4 为本文改进神经网络具体分类结果, 表 5 为 BP 神经网络分类结果:

表 4 改进神经网络分类结果(TF=Softmax)

类别	正确块数/块	错误类别	准确率(%)
1	190	类 2,7,6	95
2	195	类 1,7	97.5
3	194	类 8,5	97
4	195	类 2,6	97.5
5	191	类 3,8	95.5
6	190	类 1,2	95
7	194	类 1,6	97
8	195	类 3,5	97.5
求和	1544	56	96.5

表 5 BP 神经网络分类结果(TF=Sigmoid)

类别	正确块数/块	错误类别	准确率(%)
1	191	类 2,7	95.5
2	188	类 1,6	94
3	192	类 8,5	96
4	190	类 2,6	95
5	190	类 3,8	95
6	189	类 1,2,7	94.5
7	187	类 1,7	93.5

8	191	类 3,5	95.5
求和	1518	82	94.875

从表 4 中可知, 类别 1、类别 2、类别 6、类别 7 存在相互错分的情况, 类别 3、类别 5、类别 8 存在相互错分的情况, 通过观察类别 1、类别 2、类别 6 与类别 7, 以及类别 5、类别 3 与类别 8, 被错分的瓷砖的颜色特征类似, 说明本文的提取的颜色特征可以较好的反映瓷砖特征. 面对复杂随机纹理的瓷砖, 如果要进一步提高瓷砖分选的准确率, 需要设计更完善的纹理特征提取算法.

从表 4 与表 5 可以得到, 本文改进的多层感知器神经网络对瓷砖分类的准确率为 96.5%, 高于 BP 神经网络的 94.875%的准确率, 而且本文设计神经网络在训练的时间上花费较少, 有利于提高瓷砖分拣效率, 适应于工业生产实践.

### 3 结语

本文通过提取色调(H)特征以及计算灰度共生矩阵和灰度幅值分布特征, 并为各类特征设置相应权值后, 作为多层感知器神经网络的输入层神经元, 还通过改进激活函数来优化多层感知器神经网络, 最后通过对比本文改进的网络与常用的 BP 神经网络的训练样本时间以及瓷砖分类准确率, 发现本文改进的多层感知器神经网络均优于 BP 神经网络.

本文在采集瓷砖图像时, 由于受相机视野的限制, 为了保证足够的分辨率, 只能选取了整块瓷砖的四分之一面积的区域拍摄, 这对纹理特征的提取有一定影响; 另外, 在对瓷砖特征设置权值时, 采取反复实验并通过比较模式匹配处理时间、瓷砖分选准确率来定权值大小, 并未有明确的理论支持, 这需要今后进一步研究.

### 参考文献

- 1 赵新亚. 墙地砖缺陷的智能检测技术研究[硕士学位论文]. 沈阳: 沈阳建筑大学, 2011.
- 2 邓亚芳. 基于决策树的瓷砖图像分类方法研究[硕士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2014.
- 3 李温温. 瓷砖色差在线检测系统的研究[硕士学位论文]. 天津: 天津大学, 2009.
- 4 刑希东, 赵玉刚, 董爱梅, 郭伟. 墙地砖色差的计算机视觉检测研究. 山东陶瓷, 2002, 25(3): 18-20.

- 5 罗玮,彭复员,柳健.彩色瓷砖的自动分类系统.华中科技大学学报,2001,29(3):79-81.
- 6 刘笛,朱学峰.墙地砖颜色的自动分级研究进展.中国陶瓷工业,2003,10(6):66-69,49.
- 7 Steger C, Ulrich M, Wiedemann C. 杨少荣,等译.机器视觉算法与应用.北京:清华大学出版社,2008
- 8 苏彩虹.墙地砖质量自动检测技术的研究[博士学位论文].广州:华南理工大学,2004.
- 9 陈红,夏青,左婷,谭鹤群,边银丙.基于纹理分析的香菇品质分选方法.农业工程学报,2014,30(3):285-292.
- 10 Szeliski R. 艾海舟,兴军亮,译.计算机视觉:算法与应用.北京:清华大学出版社,2012.

[www.c-s-a.org.cn](http://www.c-s-a.org.cn)

[www.c-s-a.org.cn](http://www.c-s-a.org.cn)