



# 智能系统设计：麻将牌图像识别与胡牌判定

姓名 陈一锋      学号 2400012630      院系 地球与空间科学学院

## 摘 要

以特征工程的思想贯穿始终，我们采用传统机器学习方法，应用 FFT、PCA、SVM 等设计图像识别，并比较了三种不同分类器的效果差异。而此设计得到的数据结果表明其识别准确率并不高，进而无法真正用于胡牌判定系统的牌面输入。实际上，本项目并未真正实现可用于生活实际的系统设计，它引导我们进一步深入改进设计思路。

**关键词：**特征工程、快速傅里叶变换、主成分分析、机器学习、监督学习、图像识别、麻将胡牌。

## 目录

1	引言	2
2	设计理论与代码实现	2
2.1	图像识别子系统	2
2.1.1	训练数据增强	2
2.1.2	训练数据图像预处理	2
2.1.3	特征信息提取	3
2.1.4	模型训练	3
2.1.5	牌面识别	4
2.2	胡牌判定子系统	4
2.2.1	胡牌规则	4
2.2.2	判定算法	4
2.2.3	代码	4
3	测试与结果分析	5
3.1	测试	5
3.2	结果	5
3.3	分析	5
4	结论	6

## 1 引言

基于已有的麻将牌胡牌算法程序，试图设计一种麻将智能系统，可用于图像识别一组麻将牌面并判断是否胡牌，具备一定的实用价值。本项目全程使用 MATLAB 数值计算软件（北太天元亦可），代码由于过长全部以文件链接形式附在文中。本文主要探讨传统机器学习分类器在图像识别中的作用，胡牌算法基于已有 python 代码改写为 MATLAB 代码用于适配图像识别。

## 2 设计理论与代码实现

系统设计主要分为图像识别和胡牌判定两部分。

这里首先需要一些准备工作。

1. 新建 mahjongproject 文件夹
2. 更改 MATLAB 路径到此文件夹
3. 在此文件夹中新建 dataset 和 models 文件夹
4. 在 dataset 文件夹中新建 train 和 processed 文件夹
5. 准备每种类别的麻将牌的清晰图片若干存放在对应 dataset/train/\*\* 子文件夹中 (tiaol, wan3 等)

### 2.1 图像识别子系统

#### 2.1.1 训练数据增强

为了增加训练数据的多样性 [1]，我们对原始麻将牌图像进行几何和颜色变换 [2]。

- 随机旋转、缩放：可以模拟不同视角和距离下的麻将牌外观。
- 随机亮度调整：可以模拟真实拍摄时光照差异。
- 添加高斯噪声：可以减少模型对高频细节的过拟合，让模型学会忽略图像中的干扰。

这些操作相当于让模型见到更多变化形式的图像，有助于提升模型对未见图像的泛化能力。这些增强手段本质都是通过人为扩充训练集，提高数据多样性和模型容错能力。

代码如下:[augment\\_dataset.m](#)

#### 2.1.2 训练数据图像预处理

- 灰度化 [3]：将彩色图像转换为灰度图的过程，目的在于降低计算复杂度并突出物体的亮度变化。彩色空间有三个通道，而灰度图只有一个像素值。实际中，对于物体识别任务，绝大多数手工特征（如边缘梯度信息）在灰度图中仍然保留且计算更简单。
- 自适应阈值二值化 [4][5]：用于将灰度图像分割为前景（白）和背景（黑），它根据图像不同区域的局部亮度自动计算阈值，对于光照不均匀的图像尤其有效，从而更好地凸显麻将牌的花纹和符号。

- 中值滤波 [5]: 是一种非线性滤波技术。其基本原理是在窗口内取像素值的中位数作为中心像素的新值。它对去除椒盐噪声尤其有效, 因为中值操作能够消除极端噪声点而保持边缘锐利, 相比均值滤波不会严重模糊图像。

经过这些步骤, 预处理后的牌面图像背景干净、特征清晰, 便于后续特征提取。

代码如下:[preprocess\\_images.m](#)

### 2.1.3 特征信息提取

从预处理图像中提取描述牌面特征的向量。这里采用计算方向梯度直方图 (HOG)[4][6] 的方法。除此之外, 我们还将图像转换到频域进行傅里叶特征提取 (如图像轮廓的傅里叶描述子)[6]。在本系统中, 将 HOG 特征与傅里叶特征融合, 以兼顾局部梯度信息和全局频域信息, 综合提升识别效果。因为提取到的高维特征向量往往过大, 我们使用 PCA 进行降维之后再行分类器训练。

- 方向梯度直方图 (HOG)[7]: HOG 特征通过统计图像局部区域的梯度方向分布来描述形状信息。具体过程是将图像分成若干小单元 (cell), 计算每个像素点的梯度方向并累加到对应方向的直方图中; 然后对相邻单元组成的更大块 (block) 进行归一化以减小光照变化影响。HOG 特征能够有效捕捉麻将牌花纹的边缘结构, 且量化和归一化使其对平移、旋转及光照差异具有一定不变性。
- 傅里叶特征 (如傅里叶描述子)[8]: 把图像边缘轮廓视为一维信号进行傅里叶变换, 利用频域信息刻画形状轮廓。傅里叶描述子具有平移、旋转、尺度不变性, 可以提取目标轮廓的全局频率特征。
- 主成分分析 (PCA)[9]: 通过线性变换将原始高维特征投影到一个新的坐标系, 使得各维度在新基底下互相线性无关, 并按照方差大小排序。PCA 提取了数据方差最大的方向作为主成分, 从而保留了数据中尽可能多的信息量, 同时去除了冗余相关性。数学实现上, PCA 计算特征协方差矩阵并求解特征值和特征向量。PCA 能在压缩特征维度的同时, 尽量保持原有信息, 加速训练和识别过程。



图 1: HOG 特征提取流程示意

代码如下:[feature\\_extraction.m](#)

### 2.1.4 模型训练

我们将提取的特征与对应的牌面标签用于训练分类模型。可以采用多种监督学习算法。

- KNN(K-最近邻)[4]: 一种基于实例的监督学习算法。对于待分类样本, KNN 计算其与训练集中所有样本的距离, 选出距离最近的 K 个邻居, 让这 K 个样本投票决定类别。此方法不需要显式训练过程, 只存储训练特征。由于直观且易实现, KNN 适合数据量适中的场景, 但在大规模数据下计算量较大。
- SVM(支持向量机)[10]: 二分类监督学习方法, 目标是寻找能够最大化类别间隔的决策超平面。SVM 对异常点和高维特征有较好的鲁棒性。

- GMM(高斯混合模型)[11]: 生成式模型, 将数据假设为来自多个高斯分布的混合体。训练时对每个类别的特征拟合一个或多个高斯分布, 通过最大化算法估计参数。识别时, 计算新样本在各高斯分布下的后验概率, 将其分类到概率最大的类别。GMM 能提供样本属于各类别的概率信息, 对复杂分布建模能力强。

KNN 和 SVM 都属于判别式监督方法, 而 GMM 属于生成式模型, 后者通常训练耗时较长但能给出概率解释。

代码如下:[train\\_model.m](#)

### 2.1.5 牌面识别

将训练好的模型用于实际牌面识别。对输入的新麻将牌图像, 依次执行与训练时相同的预处理和特征提取操作, 然后将得到的特征向量输入分类模型, 输出预测的牌面类别。模型可直接给出最终识别结果。

代码如下:[recognize\\_tile.m](#)

## 2.2 胡牌判定子系统

### 2.2.1 胡牌规则

该算法基于绥化麻将胡牌规则。支持七小对胡牌、飘胡、常规胡牌。考虑断幺九、红中算幺、双红中算差。暂不考虑杠等特殊情形以简化设计。

### 2.2.2 判定算法

按照如下顺序进行判定:

1. 解析牌面, 统计各类牌数目
2. 检查断幺九
3. 检查七小对胡牌
4. 检查飘胡
5. 检查常规胡牌

以上过程的算法较简单, 故不赘述。这里解释常规胡牌。

先遍历所有牌种找出个数大于 2 的牌, 可能作为对出现。对于每种对, 考虑剩余牌能否拆为列和差的组合。这里使用递归或回溯算法。如果所有牌计数为 0, 返回真; 否则, 取计数中最小编号且数量大于 0 的一张牌作为当前要处理的牌, 设为  $X$ 。先尝试组成差, 若  $X$  的数量大于等于 3, 则将其计数减 3(假装拿出一个差), 递归其余牌是否可拆; 再尝试组成列, 若  $X+1, X+2$  的计数都大于 0, 则将它们计数都减 1(假装拿出一个列), 递归其余牌是否可拆。

### 2.2.3 代码

判定胡牌的函数如下:[mahjong\\_win\\_check.m](#)

这里也提供一个简单的图形界面, 便于测试。

代码如下:[mahjong\\_gui\\_buttons.m](#)

### 3 测试与结果分析

#### 3.1 测试

[evaluate\\_accuracy.m](#)

上面的函数用于评估模型的分类准确率。它返回了所有类别的准确率数据。

[main.m](#)

main 函数对图像识别部分进行测试，返回了 excel 数据表格和一个折线图。

#### 3.2 结果

excel 数据如下:[model\\_accuracy.xlsx](#)

折线图如下图。

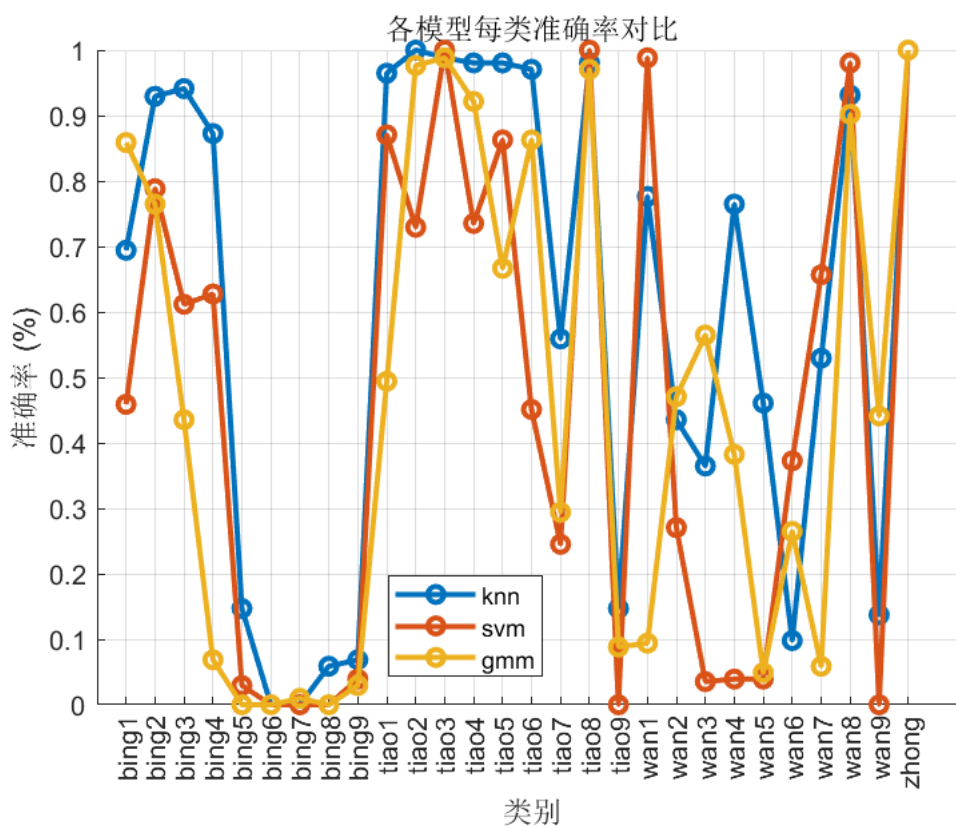


图 2: class\_accuracy\_comparison

#### 3.3 分析

- 从总体准确率来看，KNN 模型最高 (约 58.6%)，远优于 SVM (约 44.5%) 和 GMM (约 43.9%)，这表明 KNN 在本任务中对大部分类别有更好的判别能力。
- 从每类准确率来看，KNN 对“条”类 (如 tia01-tia08) 表现极好 (准确率常接近 90% 以上)，而对于部分“筒”类 (如 bing5-bing9) 几乎无法识别。SVM 在“条”类和部分“万”类上效果较好，但对某些“筒”和“万” (如 wan3、wan5) 准确率也很低。GMM 整体准确率最低，仅在少数类别 (如 tia02-tia04、wan8) 达到较高水平，其余多数类别表现较差。这说明不同模

型对各类别的表现差异明显，KNN 和 SVM 能较好区分某些特征明显的类别，而 GMM 受限于模型假设，对复杂模式识别能力不足 [12]。

分析发现部分类别的识别准确率非常低。可能原因有：

- 图像相似性高：由于麻将牌自身特点，一些牌面的点数、颜色或纹理变化较小，视觉特征容易混淆。
- 样本模糊或预处理损失信息：图像预处理过程中可能造成细节丢失。
- 数据增强方法不充分：数据增强技术可能未能覆盖实际拍摄的多种情况。

结果表明该种图像识别方法在三种分类器下的准确率并不是很高，其瓶颈主要在于特征提取和模型能力不足。当前模型依赖于预定义的特征，对图像中更高层次的语义信息无法有效学习。而在图像分类中，卷积神经网络 (CNN) 等深度模型已被证明可通过多层次特征提取显著提升性能 [2]。其在浅层可捕捉边缘和纹理等局部特征，在深层可识别更复杂的形状和对象部分，这对于麻将牌这种细节关键的图像识别尤为重要 [13]。

因此，可能的提升识别准确率的改进可以有扩充增强方法、精细化预处理、引入 CNN 等深度特征、使用深度学习模型替换传统模型等。

## 4 结论

本项目实现的系统可以初步完成麻将牌图像识别的目标，但准确率并不符合应用于实际的要求。也正因此，并没有设计将两个子系统结合。至于真正实现可以用于实际的智能系统，需要改进设计图像识别的方法，希望在日后学习中解决此问题。



## 参考文献

- [1] 三景页三景页. 深度学习：为什么要进行数据增强？. CSDN 博客, 访问日期：2025-05-09. 2025. URL: <https://blog.csdn.net/LEEANG121/article/details/102962798>.
- [2] Jiawei Zhang, Ran Zhi, and Ji Zhou. “Mahjong Detection Based on YOLOv5”. In: *Applied and Computational Engineering* 48 (2024). In English, pp. 248–254. DOI: [10.54254/2755-2721/48/20241580](https://doi.org/10.54254/2755-2721/48/20241580).
- [3] shadowsland. 图片识别为什么大部分都将彩色图像灰度化. CSDN 博客, 访问日期：2025-05-09. 2022. URL: <https://blog.csdn.net/u011888840/article/details/106188110>.
- [4] 张加佳, 刘宏, and 陈佳辉. “基于图像识别及自动化控制的棋牌类游戏自动博弈机器人的建立方法”. 专利 CN107019901A. 北京大学深圳研究生院. 申请日：2017-03-31, 公开日：2017-08-08. 2017. URL: <https://pss-system.cnipa.gov.cn/>.
- [5] 超级大魔王 li. *OpenCV python* (四) 图像预处理：二值化 & 滤波操作. CSDN 博客, 访问日期：2025-05-09. 2022. URL: <https://blog.csdn.net/xztli/article/details/126175975>.
- [6] 张永良 et al. “一种基于傅里叶描述子和方向梯度直方图的入侵检测算法”. 专利 CN105096342A. 杭州系联文科技有限公司. 申请日：2015-08-11, 公开日：2015-11-25. 2015. URL: <https://pss-system.cnipa.gov.cn/>.
- [7] \ lambda. 图像特征：方向梯度直方图 HOG. CSDN 博客, 访问日期：2025-05-09. 2020. URL: <https://blog.csdn.net/Augurlee/article/details/105034336>.
- [8] Lemon\_jay. 图像特征之傅里叶描述子. CSDN 博客, 访问日期：2025-05-09. 2019. URL: [https://blog.csdn.net/Lemon\\_jay/article/details/89349006](https://blog.csdn.net/Lemon_jay/article/details/89349006).
- [9] 执笔论英雄. PCA 的数学原理 (协方差矩阵的理解). CSDN 博客, 访问日期：2025-05-09. 2019. URL: [https://blog.csdn.net/qq\\_38662930/article/details/100861483](https://blog.csdn.net/qq_38662930/article/details/100861483).
- [10] 肚子请不要饿. SVM 最大间隔超平面学习笔记及对函数间隔设置为 1 的思考. CSDN 博客, 访问日期：2025-05-09. 2020. URL: [https://blog.csdn.net/weixin\\_44027401/article/details/106464532](https://blog.csdn.net/weixin_44027401/article/details/106464532).
- [11] cute\_Lily. 高斯混合模型 (Gaussian Mixed Model, GMM). CSDN 博客, 访问日期：2025-05-09. 2020. URL: [https://blog.csdn.net/coffee\\_cream/article/details/109469199](https://blog.csdn.net/coffee_cream/article/details/109469199).
- [12] 一个不知名的码农. Knn 算法与 Svm 算法对比. CSDN 博客, 访问日期：2025-05-09. 2022. URL: [https://blog.csdn.net/m0\\_64818136/article/details/126440520](https://blog.csdn.net/m0_64818136/article/details/126440520).
- [13] 寒江松雪. CNN 特征提取. CSDN 博客, 访问日期：2025-05-09. 2024. URL: [https://blog.csdn.net/weixin\\_56715420/article/details/136427488](https://blog.csdn.net/weixin_56715420/article/details/136427488).