

基于综合特征和多层感知器的图像分类

刘翠翠

(中国电子科技集团公司第二十七研究所 系统测评中心 郑州 450047)

摘 要: 图像侦查已经成为军事侦查的主要方法之一,由于侦查图像数据量大,如何对前期图像正确分类,提高后期图像处理效率,成为研究的重点。不同目标类别的图像信息中所反映的特征不同,图像分类是指通过特征把不同类别的目标区分开。一种特征不能全面描述图像的信息,将纹理特征和灰度统计量特征组合为综合特征,多层感知器具有显著的学习和推理能力,可以解决复杂分类的问题,因此提出一种基于图像的综合特征和多层感知器相结合进行图像分类的方法。设计并实现了图像分类系统,使用标准图像库进行实验。首先提取图像的纹理特征和灰度特征,然后将选择的特征值组合成特征向量,进行归一化处理,作为多层感知器的输入,将预测的图像类别作为多层感知器的输出,从而得到分类结果。经过实例验证,分类准确率大于 0.8,并将该分类系统应用在某型机试验结果评估系统,分类效果较好,可以为图像处理系统相关应用提供参考。

关键词: 纹理特征;综合特征;多层感知器;图像分类

中图分类号: TP399 TN9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Image classification based on integrated features and multilayer perceptron

Liu Cuicui

(System Assessment Center of the 27th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Zhengzhou 450047, China)

Abstract: Image investigation has become one of the main methods of military investigation. Because of the large amount of data detected in the investigation, how to classify images correctly in the early stage and improve the efficiency of image processing in the later stage has become the focus of research. The features reflected in the image information of different target categories are different. Image classification refers to the distinction of different target categories by features. A feature can not describe the information of an image comprehensively. It combines texture features and gray statistics features into comprehensive features. The multi-layer perceptron has a remarkable ability of learning and reasoning, and it can solve the problem of complex classification. Therefore, a method of image classification based on the combination of image features and multi-layer perceptions is proposed. An image classification system is designed and implemented, using standard image library to conduct experiments. Firstly, the texture features and grayscale features are extracted, and then the selected eigenvalues are combined into eigenvectors for normalization, which is used as the input of the multi-layer perceptron, and the predicted image classes are used as the output of the multi-layer perceptron, and the result of classification is obtained. The classification accuracy is more than 0.8, and the classification system is applied to the test result evaluation system of a certain type of machine. The classification effect is good, which can provide reference for the related application of image processing system.

Keywords: texture features; synthesis features; multi-layer perceptron; image classification

0 引 言

图像分类已经广泛应用于航天航空、军事、生物医学、工业工程、通信、电子商务等领域,如何正确地对图像分类日益成为人们研究的热点。由于图像是通过特征进行分类

的,所以如何选择合适的特征是图像分类的关键。由于一种特征难以全面的描述图像信息,所以本文将纹理特征和灰度^[1]统计量特征相结合,综合反应图像的内容信息,然后将综合特征作为多层感知器的输入进行图像分类。

纹理特征是图像的一种局部结构化特征,具体表现为

图像某像素点灰度级的变化^[2],而且这种变化是空间统计相关的,反映了图像中同质现象的视觉特征,体现了物体表面的具有缓慢变化或周期性变化的结构组织排列属性^[3]。它具有旋转不变性,并且对于噪声有较强的抵抗能力,因此对图像分类有较好的效果^[4],灰度共生矩阵^[5]是一种基于像素间的特定关系来描述纹理的方法,因此本文重点介绍基于灰度共生矩阵的纹理特征。

目前用于图像分类的技术主要有贝叶斯分类器,K-近邻分类、神经网络、遗传算法等,但这些方法的分类精度低,效果不理想。多层感知器(multilayer perceptron,MLP)是一种前馈人工神经网络模型,将其输入的多个数据集映射到单一的输出的数据集上,具有显著的学习和推理能力,适合复杂的分类问题,弹性反向传播(resilient backpropagation,RPROP)算法具有运算量小、速度快的优点,因此本文使用基于RPROP算法的MLP进行图像分类。

1 基于灰度共生矩阵的纹理特征

灰度共生矩阵就是从图像灰度为*i*的像素出发,统计与距离为δ、方向为θ,灰度为*j*的像素出现的概率*p(i,j,δ,θ)*。通常θ取0°、45°、90°和135°4个方向。反映了图像灰度分布关于方向、变化幅度和局部领域的综合信息。它可作为分析图像基元和排列结构的信息。描述了图像中灰度值的空间依赖性,反映了纹理模式与灰度空间的内在联系,从而有效地描述了纹理。

Haralick提出的用于分析灰度共生矩阵的特征中,常用的特征有:二阶矩、对比度、熵、逆差矩,相关度,下式中*i,j=0,1,⋯,L-1*; *P(i,j)*表示像素值分别为*i*和*j*的两个像素出现的次数或概率;*L*为图像的灰度级数。

二阶矩(能量)为:

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

二阶矩反映了图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度,又称为能量。*f*₁大时纹理粗,能量大;反之,纹理细,能量小。

对比度(惯性矩)为:

$$f_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 p(i,j) \quad (2)$$

对比度可理解为图像的清晰度。纹理的沟纹深,*f*₂大,效果清晰;反之*f*₂小则沟纹浅,效果模糊。

熵为:

$$f_3 = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p(i,j) \log p(i,j) \quad (3)$$

它反映图像中纹理的复杂程度或非均匀度。若纹理复杂,熵具有较大值。

逆差矩为:

$$f_4 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p(i,j) / [1 + (i-j)^2] \quad (4)$$

逆差矩反映的是矩阵中大值元素到主对角线的集中程度,逆差矩值越大,说明大值元素越集中。

相关度为:

$$f_5 = [\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i \times j p(i,j) - \mu_1 \mu_2] / \sigma_1 \sigma_2 \quad (5)$$

其中:

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} p(i,j)$$

$$\mu_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} p(i,j)$$

$$\sigma_1 = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} p(i,j)}$$

$$\sigma_2 = \sqrt{\sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} p(i,j)}$$

相关度度量了灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度,反映了图像中像元灰度值之间的相关性。

2 基于RPROP算法的多层感知器

多层感知器是一种分类模型^[7],多层是其主要特点,上一层节点的信号经过变换,传到下一层节点,整个结构看作一个神经网络^[8]。本文将图像的特征向量作为网络的输入,图像的分类结果作为网络的输出,网络结构如图1所示。

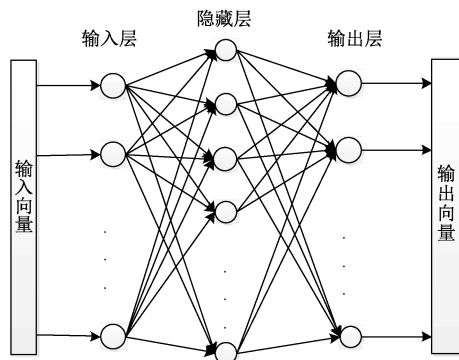


图1 MLP网络结构模型

为了有效提高神经网络的收敛速度,本文采用RPROP算法来训练多层感知器。RPROP算法^[9]是一种对参数不敏感的快速自适应BP算法,该算法很好地解决了基本BP算法收敛速度慢、容易陷入局部最小值等缺陷。

基于RPROP算法的训练权重方法为,设训练次数为*t*,权重为ω_{*ij*}^[10]。权重的更新值Δ_{*ij*}^(*t*)的计算方法如式(6)所示。

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \eta^+ \times \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \times \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} > 0 \\ \eta^- \times \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \times \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \times \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中:η⁺为增加因子,η⁻为减小因子,并且0 < η⁻ < 1 < η⁺,η⁺的经验值为1.2,η⁻的经验值为0.5;∂E^(*t*)/∂ω_{*ij*}为网络可变参数对网络误差的一阶偏导数。

ω_{ij} 的修正值 $\Delta\omega_{ij}$ 如式(7):

$$\Delta\omega_{ij}^{(r)} = \begin{cases} -\Delta_{ij}^{(r)}, & \frac{\partial E^{(r)}}{\partial \omega_{ij}} > 0 \text{ and } \frac{\partial E^{(r-1)}}{\partial \omega_{ij}} \times \frac{\partial E^{(r)}}{\partial \omega_{ij}} \geq 0 \\ +\Delta_{ij}^{(r)}, & \frac{\partial E^{(r)}}{\partial \omega_{ij}} < 0 \text{ and } \frac{\partial E^{(r-1)}}{\partial \omega_{ij}} \times \frac{\partial E^{(r)}}{\partial \omega_{ij}} \geq 0 \\ -\Delta_{ij}^{(r-1)}, & \frac{\partial E^{(r-1)}}{\partial \omega_{ij}} \times \frac{\partial E^{(r)}}{\partial \omega_{ij}} < 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

ω_{ij} 经过修正后的计算公式如式(8):

$$\omega_{ij}^{(r+1)} = \omega_{ij}^{(r)} + \Delta\omega_{ij}^{(r)} \quad (8)$$

3 图像分类系统

本文设计并实现的基于综合特征和多层感知器的图像分类系统由图像读取及预处理、综合特征提取、MLP 分类器等组成^[11]。

3.1 图像样本训练

图像样本训练的过程为:首先对图像进行读取,支持 jpg、png、bmp、gif 等常用的图像格式。对读取的图像信息进行预处理,如果是彩色图像转换为灰度图像,滤去干扰、噪声,当图像信息微弱无法辨识时,还须对图像进行增强处理,几何调整,颜色校正等;然后,提取纹理特征^[12]和灰度统计量特征,其中本文设计的灰度统计量特征包括:最大值、最小值、均值、和、和的平方、方差、标准差、峰度以及直方图。由于提取的图像特征不是归一化的特征,不规则的特征在训练学习中会造成训练模型的失效,因此需要将图像特征进行归一化处理,将所有特征都映射到 0~1 之间,再加上图像类别信息作为 MLP 训练的输入层,用于训练,得到训练样本数据库^[13]。图像样本训练流程如图 2 所示。

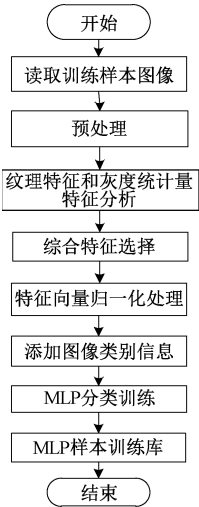


图 2 图像样本训练流程

3.2 图像分类

图像样本训练结束后,用样本训练出的数据库对图像

进行分类。图像分类的过程为:读取待预测图像,提取与训练时同样的特征向量,将特征向量和图 2 中样本训练的结果作为 MLP 预测的输入,利用 MLP 进行分类预测,预测结果作为 MLP 的输出^[14]。图像分类流程如图 3 所示。

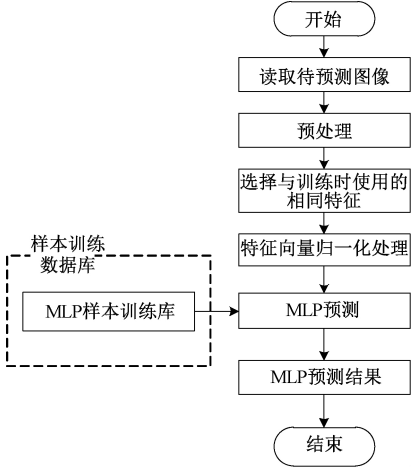


图 3 图像分类流程

4 实 验

本文图像分类使用标准的 101_ObjectCategories 图像数据库。选择纹理相似度比较高的 3 类图像:船、飞机、汽车,再选择一类与前 3 类纹理特征相差较大的图像:建筑物,进行实验。训练集图像示意图和预测集图像如图 4 和 5 所示。

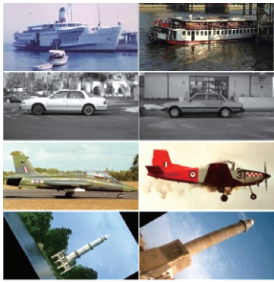


图 4 训练集图像示意图



图 5 预测集图像示意图

4.1 实验过程

1) 样本选择

从 4 类图像数据库中分别选择 50 幅图像作为训练样本。

2) 提取样本特征

首先对样本图像进行预处理,然后提取纹理特征和灰度统计量特征,纹理特征包括 0° 、 45° 、 90° 和 135° 4 个方向上的二阶矩、对比度、逆差矩,相关度,并对 4 个方向上的共生矩阵求平均以达到旋转不变性。选择的灰度统计量特征包括:均值、和的平方、方差、峰度以及直方图。将提取的所有特征组成特征向量并进行归一化处理。

3) 训练样本

将归一化处理后的特征向量加上图像类别信息作为 MLP 训练的输入,进行训练,得到样本数据库。

4) 选择图像

从 4 类图像数据库中剩余图像中分别选择作为预测的图像,其中飞机、汽车、建筑分别选择 20 幅,由于船的图像图像库中只剩余 17 幅,所以船选择 17 幅。

5) 提取预测图像特征

提取待预测图像的特征,与训练时提取的特征相一致,进行归一化处理。

6) 预测结果

输入待预测图像的归一化特征向量和训练得到的样本数据库进行 MLP 预测,输出预测结果,得到图像的类别。

4.2 实验结果

上面实验使用了纹理和灰度统计量的综合特征,再单独使用纹理特征进行实验,对 2 次实验进行比较,结果如表 1 所示。

表 1 图像分类精度 (%)

图像类别	纹理特征预测精度	综合特征预测精度
船	70	82
汽车	90	95
飞机	85	90
建筑物	100	100

实验结果表明,对于纹理特征比较相似的船、汽车、飞机图像,仅使用纹理特征分类,正确率分别为 0.7、0.9、0.85,使用综合特征分类的正确率分别为 0.82、0.95、0.9,正确率明显提高。对于与 3 类图像纹理特征相差较大的建筑物图像,2 种分类方法正确率相同。

将图像分类系统用于某型机试验结果评估系统,机载地对地侦查图像数据量巨大,后期处理工作量大。很多侦查图像没有价值,会增加很多工作量。所以前期使用分类系统将有价值图像分出来,然后再进行后期处理,大大减少了工作量,效果较好。

5 结 论

本文提出将综合特征和 MLP 相结合进行图像分类的新方法,该方法首先提取图像的纹理特征^[15]和灰度统计量特征,组成特征向量作为 MLP 的输入,通过 MLP 进行分类。设计并实现图像分类系统,使用该系统进行图像分类

实验,实验结果表明,该分类方法的准确率高,对于纹理特征差别大的图像,仅使用纹理特征进行分类就可以达到目的。对于纹理特征相似的图像,使用综合特征分类,效果明显提高。将该分类系统应用在某型机试验结果评估系统,获得了很好的分类效果,为后续的图像处理工作大大减轻了工作量。对于其他类型的图像分类,可以根据图像的特点,对特征向量进行调整,重新进行训练,因此该分类系统具有一定的通用性。本文使用的分类图像上只有一个目标,对于多目标或者质量差的图像,需要进行预处理,因此图像预处理是该分类系统以后研究的重点。

参考文献

- [1] 樊伊君,张启超.无人机航测图像匹配关键技术研究[J].电子测量技术,2018,41(10):25-28.
- [2] 曹艳玲.基于 BBO_MLP 和纹理特征的图像分类算法研究[D].西安:西安电子科技大学,2015.
- [3] 刘明霞.基于纹理特征的图像分类与检索研究[D].山东:山东师范大学,2006.
- [4] 苏杰,王丙勤,郭立.数字图像的纹理特征提取与分类研究[J].电子测量技术,2008,31(5):52-55.
- [5] 谢菲,陈雷霆,邱航.基于纹理特征提取的图像分类方法研究及系统实现[J].计算机应用研究,2009,26(7):2767-2770.
- [6] 余俊杰.基于纹理的遥感图像分类算法及其应用研究[D].长沙:湖南大学,2009.
- [7] 李航.统计学习方法[M].北京:清华大学出版社,2012.
- [8] 曹建芳,焦莉娟.基于模糊支持向量机的图像分类方法[J].计算机与数字工程,2013,41(4):638-641,648.
- [9] RIEDMILLER M. BRAUN H. A direct adaptive method for faster back propagation learning: The RPROP algorithm [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, IEEE, 1993:586-591.
- [10] 杨存祥,朱琛,解豪杰.基于 RPROP 神经网络算法的异步电动机故障诊断[J].电力自动化设备,2012,32(1):80-83.
- [11] 陈桂芬,曾广伟,陈航,等.基于纹理特征和神经网络算法的遥感影像分类方法研究[J].中国农机化学报,2014,35(1):270-274.
- [12] 李源泰.基于人工神经网络的遥感影像分类研究[D].昆明:昆明理工大学,2010.
- [13] 杨希.基于 BP 神经网络的高分辨率遥感影像分类处理[J].铁道勘测与设计,2011(3):37-40.
- [14] 丁海勇,卞正富.基于 SVM 算法和纹理特征提取的遥感图像分类[J].计算机工程与设计,2008(8):2131-2132,2136.
- [15] 谢菲.图像纹理特征的提取和图像分类系统研究及实现[D].成都:电子科技大学,2009.

作者简介

刘翠翠,硕士、工程师,主要研究方向为系统测评。

E-mail:liuran416@163.com