分类号 TP391 学校代码 10129

U D C 004 学 号 2013210001



基于纹理特征的禾本科牧草种子识别算法研究

**Seed Identification of Gramineous Gress Based on Textural Features**

申 请 人：陈桐

学科门类：工 学

学科专业：计算机应用技术

研究方向：图像处理与模式识别

指导教师：潘新 教授

论文提交日期：二〇一七年六月

摘 要

禾本科牧草又称禾草，是牧草的主要群类之一。人工栽培的禾本科牧草含有各种家畜所需的微量元素和维生素，耐刈，耐牧，大多为牲畜所喜食。种子作为禾本科牧草的稳定性的重要器官，对其进行精准、快速的识别有助于提高牧草的种植和生长效率。为了提高禾本科牧草种子的识别效率并降低人工成本，本研究提出基于计算机视觉的禾本科牧草种子识别方法。首先人工采集禾本科牧草种子的可见光图像，经过分割、几何归一化等预处理后得到实验的数据集，然后提取种子的多种视觉特征，进行不同类型的特征融合，再采用线性判别分析作为分类器，最终提出了用于禾本科牧草种子是识别的方法，主要研究结论和内容如下：

(1)禾本科牧草种子的采集和预处理。人工采集我国华北地区、西北地区常见的12种禾本科牧草种子的可见光图像。原始的图像具有较高的冗余，不能直接用于识别，需要进行预处理操作。通过图像分割得到感兴趣区域，再经过几何归一化处理等得到用于实验的禾本科牧草种子图像数据集。

(2)提出了基于局部相似模式（LSP）和线性判别分析（LDA）的禾本科牧草种子识别算法。不同于其它种子的多样性，禾本科牧草种子的颜色、形状、大小等特征都十分相似，即使是不同种类的种子相似性也很高。通过观察和实验发现，禾本科牧草种子的纹理特征具有一定的差异性。本文通过LSP纹理特征描述子提取出的图像纹理特征与传统的方向梯度直方图（HOG）、局部二值模式（LBP）特征描述子相比能够得到更好的结果。同时，结合LDA作为分类器的模型也优于传统的欧氏距离分类法。

(3) LBP、LSP和灰度共生矩阵（GLCM）融合的特征提取算法性能研究。LBP和LSP特征算子对于纹理细节上的描述十分丰富，而GLCM包含了纹理的整体信息，适用于描述大而疏的纹理。为了兼顾各算法的优点，本文采用多特征融合的办法，将GLCM、LBP和LSP的特征融合为一个向量，再用逐步判别分析统计各特征的贡献率，将3种算法有效的融合在一起，具有较高的实用性。

关键字：种子识别；纹理特征；局部二值模式；局部相似模式；灰度共生矩阵；线性判别分析；逐步判别分析

Palmprint Recognition Based on Deep Learning

Abstract

Informational interactions in modern society required high accurate personal authentication, and it gave rise to a biometric identification technology which got the high recognition and application in electronic trading, public safety and commercial finance department. Biological characteristics that usually used for identification mainly included face, fingerprint, palmprint, vein, iris, gait, voice, signature, etc. Palmprint recognition, as one of many biological recognition technologies, got plenty of attention of many research team, with its abundant information, stable and unique features, simple collection devices, little affection from the noise, higher acceptance from users, etc. The common feature extraction of palmprint algorithm at present were shallow algorithm fundamentally, this article tried to extract feature in the deep method, and the main research contents were listed as follows:

1. The existing deep learning methods were summarized. After studying the related literature at home and abroad, this paper introduced several kinds of basic model, development evolution, and principle of deep learning on the basis of the in-depth study.
2. Palmprint recognition based on deep learning was proposed. Applied deep learning method which were considered as a breakthrough in the world of computer vision to palmprint recognition. Built a deep learning model after the image preprocessing, and adjusted the parameters such as the number of hidden units, the learning rate, to an optimal model, then, classified characteristics by Softmax. Deep learning algorithm realized complex function approximation through the studying of nonlinear network structure, with a strong ability to get the essence from a small amount of images. This article applied deep learning algorithm to palmprint recognition to get the essential characteristics through unsupervised training and supervised training. Deep learning method showed a good performance with the database.
3. A new method of palmprint recognition based on lift wavelet and deep learning was proposed. If the original images were put into DBN directly, in the form of a one dimensional vector, the model would be difficult to give attention to the local feature details of the images, what’s more, undesirable characteristics would be learned for adverse factors such as illumination, tilt, which ultimately affected the recognition results. Considering the shortcomings of deep learning model, a new method in which, palmprint images were wavelet processed to get the local detail information, and a designed DBN network was used to automatically extract more effective features.  In this way, advantage of the lift wavelet was fully taken and the defect of the deep learning model was maken up. The experimental results demonstrated better performance of the proposed algorithm compared with traditional algorithms, such as LBP, PCA, and original DBN based on pixel level. Therefore, the re-extraction of DBN based on the initial characteristics gained by lift wavelet could effectively obtain the robust features of palmprint images.
4. A new method of palmprint recognition based on image reconstruction and double DBNs was proposed, as principal component analysis algorithm ignored the higher order statistics in feature extraction. First whitening PCA method was utilized to extract the characteristics of the original palmprint image, the original image were reconstructed, the residual image were calculated and the characteristics of the residual image were extract in the same way, then the a new double DBNs were used to secondary feature extraction and classification prediction. The experimental results demonstrated better performance of the proposed algorithm compared to traditional algorithm (PCA, LBP, HOG) and DBN algorithm based on pixel level, and got higher recognition rate, verified the effectiveness of the algorithm.

Key Words: *Biometric identification; Deep learning; Palmprint recognition; Lift wavelet; Image reconstruction; Whitening PCA; Double DBN; Limited boltzman machine*

Directed by: Prof. PAN Xin

Applicant for Master degree: ZHAO Dandan (Computer Application Technology)

(College of Computer and Information Engineering. Inner Mongolia Agricultural University. Hohhot 010018. China)

目 录

[1 绪论 1](#_Toc4393)

[1.1 研究背景 1](#_Toc2727)

[1.2 生物特征识别 1](#_Toc16859)

[1.3 掌纹识别技术 3](#_Toc26277)

[1.3.1 掌纹识别技术的优势 3](#_Toc14536)

[1.3.2 掌纹识别技术的研究现状 4](#_Toc25030)

[1.4 论文的结构与安排 **错误！未定义书签。**](#_Toc9676)

[1.5 本章小结 5](#_Toc1323)

[2 掌纹识别理论 6](#_Toc27497)

[2.1 掌纹识别的基本步骤 6](#_Toc22414)

[2.2 掌纹采集设备与掌纹数据库 7](#_Toc29356)

[2.3 掌纹图像预处理 **错误！未定义书签。**](#_Toc3615)

[2.4 掌纹特征提取方法 8](#_Toc4883)

[2.4.1 基于结构的特征提取 9](#_Toc25921)

[2.4.2 基于统计的特征提取 9](#_Toc22220)

[2.4.3 基于子空间的特征提取 9](#_Toc26716)

[2.4.4基于时频分析的特征提取 10](#_Toc26055)

[2.4.5基于编码的特征提取 10](#_Toc26913)

[2.4.6基于模板的特征提取 10](#_Toc30318)

[2.4.7基于光谱的特征提取 11](#_Toc10730)

[2.5 掌纹特征提取方法的对比 11](#_Toc22782)

[2.6 特征匹配算法的介绍 11](#_Toc7197)

[2.7 本章小结 11](#_Toc6874)

[3 基于深度学习的掌纹识别 12](#_Toc23236)

[3.1 引言 12](#_Toc26963)

[3.2 深度学习算法 12](#_Toc2736)

[3.2.1 什么是深度学习 12](#_Toc22446)

[3.2.2 深度学习的基本思想 14](#_Toc21727)

[3.2.3 深度学习的常用模型 14](#_Toc2684)

[3.3 受限玻兹曼机 15](#_Toc5383)

[3.3.1 RBM的模型定义 16](#_Toc6774)

[3.3.2 RBM的学习 17](#_Toc25961)

[3.5 基于深度学习的掌纹识别算法的实现 18](#_Toc21374)

[3.6 实验结果与分析 19](#_Toc14946)

[3.6.1 实验一 学习率的测定 19](#_Toc22652)

[3.6.2 实验二 隐藏层单元个数 22](#_Toc4942)

[3.6.3 实验三 训练样本个数对算法性能的影响 23](#_Toc15137)

[3.7 小结 24](#_Toc13244)

[4 基于提升小波和深度学习的掌纹识别 26](#_Toc20194)

[4.1 引言 26](#_Toc12033)

[4.2 提升小波介绍 26](#_Toc30882)

[4.2.1 提升小波基本思想 26](#_Toc8622)

[4.2.2 提升小波实现步骤 26](#_Toc2285)

[4.3 提升小波的优势 27](#_Toc3961)

[4.4 基于提升小波和深度学习的掌纹识别算法实现 28](#_Toc23721)

[4.5 实验结果与分析 29](#_Toc20881)

[4.5.1 实验一 隐层单元数对DBN性能的影响 29](#_Toc8356)

[4.5.2 实验二、隐层单元对本文算法性能的影响 29](#_Toc8314)

[4.5.3 实验三、训练样本数量对不同算法性能的影响 30](#_Toc13946)

[4.6 小结 31](#_Toc24035)

[5 基于图像重构的双DBN的掌纹识别新方法 32](#_Toc28058)

[5.1 引言 32](#_Toc9749)

[5.2 白化以及图像重构 32](#_Toc6511)

[5.2.1 白化PCA 32](#_Toc11755)

[5.2.2 图像重构 32](#_Toc5640)

[5.3 双DBN模型 33](#_Toc22898)

[5.4 基于图像重构的双DBN的掌纹识别算法 34](#_Toc5798)

[5.5 实验结果与分析 35](#_Toc6304)

[5.5.1 实验一、比较双DBN和传统DBN算法的优劣 35](#_Toc13854)

[5.5.2 实验二、测试不同样本时双DBN与传统DBN的性能 36](#_Toc17101)

[5.5.3 实验三、测试双DBN结构与其他算法性能的对比 37](#_Toc16119)

[5.6 小结 38](#_Toc11976)

[6 总结与展望 39](#_Toc4507)

[6.1 总结 39](#_Toc29887)

[6.2 展望 39](#_Toc297)

[致 谢 1](#_Toc28765)

[参 考 文 献 2](#_Toc924)

[作 者 简 介 1](#_Toc3263)

插图和附表清单

1. [图 1 几种常见的行为特征和生理特征 **错误！未定义书签。**](#_Toc449054697)

2. [图 2 2014-2019各种生物识别产品所占市场的比重 **错误！未定义书签。**](#_Toc449054698)

3. [图 3 掌纹图像的主要特征 **错误！未定义书签。**](#_Toc449054699)

4. [图 4 生活中常用的掌纹识别设备 **错误！未定义书签。**](#_Toc449054700)

5. [图 5 掌纹识别框架 **错误！未定义书签。**](file:///H:\4-21.doc#_Toc449054701)

6. [图 6 不同方式采集的掌纹图像 **错误！未定义书签。**](#_Toc449054702)

7. [图 7 不同数据库的掌纹图像 **错误！未定义书签。**](#_Toc449054703)

8. [图 8 掌纹图像ROI区域的切割 **错误！未定义书签。**](#_Toc449054704)

9. [图 9 图片的基本组成粒度 13](#_Toc449054705)

10. [图 10 人脸和汽车图片的视觉层次学习 13](#_Toc449054706)

11. [图 11 自动编码器的原理框图 15](#_Toc449054707)

12. [图 12 玻兹曼机和受限玻兹曼机 15](file:///H:\4-21.doc#_Toc449054708)

13. [图 13 受限玻兹曼机 16](#_Toc449054709)

14. [图 14 有2层RBM的DBN结构示意图 18](#_Toc449054710)

15. [图 15 80类 隐藏层单元的个数的测试 23](#_Toc449054711)

16. [图 16 PCA 、LBP 、DBN训练样本数不同时的性能 24](file:///H:\4-21.doc#_Toc449054712)

17. [图 17 提升算法的实现步骤 27](#_Toc449054713)

18. [图 18 基于提升小波和深度学习的掌纹识别 28](#_Toc449054714)

19. [图 19 原始掌纹、重构掌纹和残差图像 33](#_Toc449054715)

20. [图 20 单DBN结构 33](file:///H:\4-21.doc#_Toc449054716)

21. [图 21 双DBN结构 34](file:///H:\4-21.doc#_Toc449054717)

22. [图 22 本章算法流程 35](file:///H:\4-21.doc#_Toc449054718)

23. [图 23 样本数不同时，DBN和双DBN的识别率 36](#_Toc449054719)

24. [表 1 7类掌纹特征提取方法的优缺点 11](#_Toc448479805)

25. [表 2 80类 学习率的测试 19](#_Toc448479806)

26. [表 3 80类 隐藏层单元的个数的测试 22](#_Toc448479807)

27. [表 4 80类 训练样本的个数的测试 23](#_Toc448479808)

28. [表 5 隐层单元数不同时，DBN的识别率 29](#_Toc448479809)

29. [表 6 隐层单元数不同时，本章算法的识别率 30](#_Toc448479810)

30. [表 7 训练样本数不同时，PCA、 LBP、 DBN以及本章所提算法的识别率 30](#_Toc448479811)

31. [表 8 样本为5时，主成分空间、残差空间以及双DBN的识别率 36](#_Toc448479812)

32. [表 9 训练样本数不同时，主成分空间、残差空间以及双DBN的识别率 37](#_Toc448479813)

33. [表 10 80类时，不同算法的识别率 37](#_Toc448479814)

34. [表 11 100类时，不同算法的识别率 37](#_Toc448479815)

35. [表 12 150类时，不同算法的识别率 38](#_Toc448479816)

36. [表 13 200类时，不同算法的识别率 38](#_Toc448479817)

缩 略 语 表

LSP（local similarity patterns） 主成分分析法

LBP（local binary patterns） 局部二值模式

HOG（histogram of oriented gradient） 方向梯度直方图

LDA（liner discriminant analysis） 线性判别分析

GLCM（gray level cooccurrence matrix） 受限玻兹曼机

AE（auto encoder） 自动编码网络

CNN（convolutional neural network） 卷积神经网络

1 绪论

1.1 研究背景

草地资源是畜牧行业发展的重要资源，是我国牧区、半牧区人民，尤其是西北地区少数民族赖以生存的基础。除此之外，草地资源还同时兼顾着生态保护的重要作用。草地资源的可持续发展利用，不仅事关生态问题，更关乎少数民族地区的发展问题。近年来，我国对草地生态资源的重视和维护程度日益增加。但长久以来养成的滥加开垦、过度放牧等草地资源不合理利用行为所造成的草地面积减少、“三化一害”、优质草场比重下降、草质和草场生产力下降等问题仍未得到完美的解决。仅仅依靠传统的草地监测手段不但费时费力，对于草地资源的可持续利用也是杯水车薪。随着计算机技术的普及以及互联网技术的迅速发展，草地资源的维护治理有了新的发展方向。草地数字化管理[1]已成为必然趋势，目前，像基于遥感的草原生物灾害监测[2]、草地流失分析[3]、草地沙化监控[4]等方面都取得了较快的进展。

牧草作为草地资源的基础和重要组成部分，为草地畜牧业发展、环境保护和土壤保持都有重要的作用[5]。其中，禾本科牧草以其产量高、品质好、适口性强、适应性广等特点，在我国的草地畜牧业中扮演重要的角色。目前，我国禾本科牧草种子生产技术落后，产量低品质差，是限制国家草业发展的重大元素之一。科学研究和实践证明，通过田间管理技术，如合理的密植[6-7]、灌溉[8-10]、施肥[11-13]等，都能够有效的提高禾本科牧草种子的产量[14]。

牧草种子的分类是田间管理技术的基础要求之一，快速、精准、有效的将牧草种子进行分类对牧草种子生产、牧草种植等后续操作至关重要。现阶段牧草种子的分类手段主要以专家人工识别为主，不但效率低，而且容易受主观性干扰从而影响识别率。因此，实现精准、快速、自动化的牧草种子识别具有技术和经济意义。

针对种子的分类识别，大体可以分为基于遥感图像和基于可见光图像两种研究方向。遥感图像具有宏观性、客观性等特点，能够很好地从中远距离宏观上进行监测[]。同时，由于高光谱图像具有良好的可重复性，因此可以对种子进行快速、无损的品质检测[]。但是高光谱图像的采集成本较高，图像数量、普及程度以及可解读性都无法与普通数码相机釆集的图像相比，在种子分类识别等研究上仍具有一定的局限性。与之相比，计算机视觉技术主要研究数码相机获取的数字图像，而从微观尺度上获取得图像信息已经足够用于研究种子的分类识别。同时，数码相机还具有便捷、高效、成本低等特点，在实际应用中可行性优于高光谱图像[]。因此本文重点研究可见光图像，利用计算机视觉技术，提取图像纹理特征，从而实现禾本科牧草种子的识别分类。

1.2 国内外研究现状

总体来说，目前国内外对于牧草种子识别的研究少之又少，方法也较为单一，大多是基于可见光图像进行研究的。在可以借鉴的类似领域中，发展较快、方法比较全面的研究大多集中在农作物种子、杂草种子的识别和分类上。

1.2.1 国外研究现状

20世纪70年代，国外机器视觉真正开始发展。到80年代，一些发达国家，如美国、日本等，就已经开始有人将机器视觉应用到各类种子分类和纯度鉴别的研究中。

Zayas[]等在1985年通过统计图像识别技术分别将一种红色硬质小麦种子和一种红色软质小麦种子从其他8类种子种识别出来。在之后的十数年中Zayas[16-18]等人仍然保持着对小麦颗粒识别的研究，得到效果较好的是采用长、宽、面积和周长等12个参数用以描述玉米颗粒的大小和形状，再结合统计模式识别方法判别完整和破损玉米粒，最终98%的完整玉米粒和全部的破损玉米粒被成功的辨别出来。1996年，Chtioui[]等人在样本数据集较少的前提下，结合了酸模、野生燕麦、紫花苜蓿、野豌豆4种农作物的尺寸、形状和纹理等特征参数，采用逐步判别分析和人工神经网络两种分类方法对种子进行分类分别得到了92%和99%的识别率，由于样本数据总数较少，结果不具有实际推广力，但其思想仍值得借鉴。2000年，S Majumdar[20-23]等人研究了谷物的形态、颜色和纹理三大特征，将特征相互融合后提取出15个最显著的特征作为特征提取模型，用于小麦、大麦、燕麦和黑麦的分类。最终，形态-纹理模型对4种谷物的平均识别率为99.3%，形态-颜色模型平均识别率为99.6%，颜色-纹理模型平均识别率为98%，效果最好的是形态-纹理-颜色模型，平均识别率为99.8%（取20个最显著的特征）。2002年，Granitto[]建立了一个包含数十种杂草种子图像的数据库，结合颜色、纹理和形态三种特征，在人工神经网络和朴素贝叶斯分离器上进行分类实验，验证了杂草种子的不同形态学特征及其组合与识别率的关系。2003年，Granitto[]又将Boosting分类算法引入到杂草种子识别中，并与之前的结果进行了比较，讨论了不同分类器之间的性能差异。2006年，Dubey[]等人将多种变异的普通小麦种子的45个形态特征放入人工神经网络中进行训练和测试，并在反向传播结构中得到了较好的结果，各个品种籽粒的分类准确率在88%左右，个别品种籽粒的识别率最高达到了94%，表明了人工神经网络结合图像分析在小麦籽粒品种鉴别中具有良好的潜力。2012年，Kiratiratanapruk[]等用色彩特征和纹理特征相结合的方法来识别缺陷的玉米籽粒，将RGB和HSV色彩空间的玉米籽粒图像直方图作为色彩特征，GLCM和LBP提取纹理特征，采用支持向量机建立分类模型，最终得到的正常玉米籽粒识别率为95.6%，缺陷玉米籽粒识别率为80.6%。Pourreza[]等人采集了9类相似性较高的印度小麦种子图像共1080张，提取了LSP、LBP、GLCM、GLRM、LSN等纹理特征，对得到的131维特征使用逐步判别分析，筛选出10个最具有显著影响的因子，再用线性判别式分析分类器分类，识别率最高达到了98.15%。Khunkhett[]等人在2014年提出了一种基于图像分割和RGB颜色特征的自动分类方法，利用扫描仪进行图像采集，以Khao Dawk Mali 105纯种水稻种子和不纯种水稻种子的分割图像作为对象，将其划分为良好的水稻种子和纯种的水稻种子两个级别，两个级别的正确识别率分别为：良好的水稻种子98%、纯种水稻种子82%。

1.2.2 国内研究现状

与国外相比，国内将计算机视觉技术应用于种子识别起步较晚，但同样也取得了一定的研究成果。

1995年，王元丰[]等人针对种子基本形状参数测量中存在的主要问题，采用平滑处理、灰度图像统计、二值化处理和边缘跟踪处理等方法建立了用于物体形状特征监测分析的计算机图像处理系统，并对玉米种子进行了实验验证，得到了较好的结果。葛伟萍[]等人编制了杂草种子分种检索表并建立数据库文件，其中包含了13个科和22个属共计40种检疫性杂草，实现了牧草的检疫性杂草种子的鉴别。1996年，宋韬[]选取了玉米籽粒的11个形态特征，用一个三层前馈神经元网络对玉米籽粒进行完整与破损的自动检测，正确率为93%。2002年，宁纪锋[]等人通过分析玉米种子的形态结构，将反映玉米品种形态结构的特征参数分为三组，分别是颜色参数、形状参数、大小参数，用三层BP神经网络进行品种识别，识别率为93%。2004年，黄星奕[]等人把稻谷的颜色特征和形状特征结合起来，用Bayes决策方法建立分类器进行了稻谷的分类识别试验。2007年，毛罕平[]等人将Bayes理论引入到评价分割误差中，将分割中使用的颜色和与之转换为RGB颜色空间的一个分割面，在通过遗传算法选择分割面的系数达到优化颜色特征和阈值的目的，该方法更利于提取用于后续识别操作的形态特征。2009年，韩仲志、赵友刚[]采集了48个品种和同一品种6种不同品质的花生群体可见光图像，提取了基于形态、纹理和颜色的共计49个种子外观特征，并分别基于主分量分析和人工神经网络构建识别模型，进行了模型组合优化，优化后的品种识别率和品质识别率分别达到91.2%和93.0%。2011年，赵丰富[]将流形学习应用到杂草种子识别中，并与PCA提取的特征在三种不同分类器上进行了比较，实验结果表明，流形学习中的局部线性嵌入算法鲁棒性更好，提取的特征更具有代表性。近年来，蔡聘及其学生分别基于压缩感知[]、计算机视觉特征[]、交织PCANet[]等理论对杂草种子进行分类和识别，并验证了其方法对于缺损杂草种子分类具有较高的鲁棒性。

1.3 本文研究内容及结构安排

1.3.1 本文研究内容

牧草种子的识别对于畜牧业和生态保护都有着极其重要的作用，但国内外的相关研究却很少。与其他种子相比，在分类过程上有一定的相似性。但是不同于其它种子的多样性，牧草种子的颜色、形状、大小等特征都十分相似，即使是不同种类的种子相似性也很高，所以识别方法并不能完全通用。同时，在实际操作中由于环境的影响，拍摄的牧草种子图像一定会存在较多的噪声，所以需要选取一种对噪声具有较高鲁棒性的特征提起方法。本文以禾本科牧草种子图像作为研究对象，人工采集实验数据，并针对原始数据进行预处理操作；利用计算机视觉技术，研究不同纹理特征的提取算法进行比较；以线性判别分析作为分类器，与传统的欧氏距离分类器进行比较；人工加入噪声，研究不同算法对噪声的鲁棒性；分析图像的局部纹理特征和整体纹理特征之间的互补性。本文的研究思路如图1所示，具体研究内容如下：

(1).获取实验数据集。首先需要人工按照类别采集种子图像。采集的原始图像经过分割处理后得到单粒的禾本科牧草种子清晰彩色图像。此时图像仍存在较多的冗余信息，再进行灰度化、几何归一化操作，得到用于实验的数据集。同时，为了模拟实际采集时设备、环境等因素的影响，向种子图像分别加入不同程度的椒盐噪声和高斯噪声，用于算法鲁棒性的研究。

(2).研究不同图像纹理特征的提取算法。研究了HOG特征、LBP特征、LSP特征和GLCM特征的基本原理和提取算法，并应用到禾本科牧草种子图像中，对得到的4种特征进行分析和比较。

(3).研究、分析和比较线性判别分类器和欧氏距离分类器。研究了线性判别分析，并应用到禾本科牧草种子的分类中。与传统的欧式距离分类器进行比较，分析不同特征下的分类性能。

(4).局部纹理特征与全局纹理特征融合。将描述局部纹理的旋转不变Uniform LSP特征与描述全局纹理的GLCM进行融合，结合结合主成分分析对融合后的各个特征进行分析比较。

图像采集

图像预处理

局部纹理特征

全局纹理特征

欧氏距离分类器

LDA分类器

分类结果分析

局部和全局特征融合

特

征

提

取

特征匹配

1.3.2 文章结构安排

本文经过大量的文献阅读和实践探究，从理论和实验两方面对基于图像纹理特征的禾本科牧草种子的分类进行了研究。

本文的结构组织如下：

第一张为绪论。主要介绍禾本科牧草种子鉴别的背景和研究意义，以及国内外基于计算机视觉技术的种子检测和识别技术的发展情况。

第二章主要介绍本文实验所使用的数据集及其预处理操作。

第三章主要介绍几种不同的纹理特征的基本原理和提取算法，并应用到本文的图像数据中。

第四章介绍了线性判别分类器，同时使用传统欧氏距离分类器作为对比。

第五章为实验的结构分析，对比了各个特征在不同分类器下的识别性能；增加了数据集中同类种子的图像，讨论各个算法识别结果受到的影响；给图像加入椒盐及高斯噪声，探究算法对传统噪声的鲁棒性；对本文的融合算法进行主成分分析，探究各个特征在识别中的贡献率。

第六章为总结和展望。总结研究基于纹理特征的禾本科牧草种子识别课题所完成的工作，并针对研究中遇到的问题进行简单描述，为今后的研究打好基础。

1.4 本章小结

本章主要讲述了禾本科牧草种子识别的研究背景和国内外基于计算机视觉技术的种子分类检测的研究现状，介绍了课题的研究思路，文中的创新点，以及论文的结构安排。

2 禾本科牧草种子图像介绍及预处理

2.1 图像采集

本文使用的禾本科牧草种子全部由中国农业科学院草原研究所提供，主要采集于内蒙古、河北、山西、新疆等地区。由于目前没有完善的中国地区禾本科牧草种子图像库，因此本文的图像数据都是人工采集的。采集使用的相机是SONY alpha200单反相机，镜头为SONY 100/2.8 Macro。拍摄在均匀光源下的固定地点进行，统一采用黑色背景，最大限度的排除了其他无关因素对识别结果的影响，不同大小的的牧草种子纹理特征都得以保留。

本文实验共采集了12类禾本科牧草种子的图像，每类种子90张，共计1080张，对应的编号、名称、属以及来源地如表1所示。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 编号 | 种类 | 属 | 来源地 |
| 1 | 羊草 | 赖草属 | 北京市昌平区 |
| 2 | 无芒雀麦 | 雀麦属 | 山西省忻州市繁峙县 |
| 3\* | 老麦芒 | 披碱草属 | 内蒙古锡林郭勒盟太仆寺旗崩崩山 |
| 4\* | 圆柱披肩草 | 披碱草属 | 内蒙古呼伦贝尔盟额尔古纳拉布达林 |
| 5 | 垂穗披碱草 | 披碱草属 | 青海省祁连山地区 |
| 6 | 光穗冰草 | 冰草属 | 山西省朔州市右玉县 |
| 7 | 蒙古冰草 | 冰草属 | 甘肃省庆阳市环县 |
| 8 | 沙生冰草 | 冰草属 | 内蒙古锡林郭勒盟正蓝旗黑城牧场 |
| 9\* | 大芒鹅观草 | 鹅观草属 | 新疆伊犁尼勒克县 |
| 10\* | 多变鹅观草 | 鹅观草属 | 西藏林芝市米林县 |
| 11 | 纤毛鹅观草 | 鹅观草属 | 河北省承德市围场满族自治县 |
| 12 | 鹅观草 | 鹅观草属 | 山西省忻州市五台山佛母洞 |

图2给出采集的部分类别禾本科牧草种子原始图像。

可以看出，原始图像存在如下几点缺陷：采集过程中由于人为操作的缘故，导致种子的轮廓方向大多不一致，还有不同程度的倾斜；彩色图像所占空间较大，而本文应用的纹理信息并不需要这些色彩信息；原始图像上包含许多黑色背景区域，这些并非我们需要的感兴趣区域，直接用于识别会产生大量冗余信息。如果直接在这种图像上进行特征提取工作，会产生很大的时间及空间开销。为了消除这些可避免因素的影响，需要对原始图像进行预处理操作。同时，为了模拟实际采集时由于设备、环境等因素造成的影响，需要人工的向图像上增加一些基础噪声。



a)

b)

c)

d)

e)

f)

g)

h)

i)

j)

k)

l)



2.2 图像预处理

2.2.1 对禾本科牧草种子图像进行预处理的步骤

对原始图像进行预处理的主要步骤如下。

第一步，首先在原始图像的二值图上采用主成分分析[]的方法找到图像上每粒种子长主轴，并计算主轴与水平方向的夹角。由于禾本科牧草种子均为细长形状，因此只需计算长主轴即可。

第二步，根据得到的角度，将原始图像进行相应的旋转，保持长主轴与水平方向保持平行。

第三步，根据旋转后的彩色图像的二值图，找到包含该粒种子的最小闭合矩形，并将其裁剪出来。

第四步，观察裁剪后的图片，发现其长宽比稳定在20:3左右。根据原始图像的比例，将所有裁剪后的图片扩展为1280\*192像素大小。此处为了更好的保留种子图像纹理特征，采用的图像压缩率较小，保留了更高的像素数目。图3给出了对禾本科牧草种子进行预处理的基础流程。

对原始图像进行几何归一化处理的主要目的是为了把位置与大小的差异减少到最低。其中，关键技术在于使用主成分分析来确定旋转角度。



找到长主轴，旋转图片

确定区域并裁剪

2.2.2 主成分分析法确定旋转角度

主成分分析（principal components analysis，PCA）又称主分量分析，是研究如何将多指标线性组合为较少的，不能直接观测到的，互不相关但又能反应原始信息的综合指标问题。

设为m维正态随机列向量，均值向量为μ，协方差阵为,且正定，不妨设μ=0，若不等于0，可变换成0。先要将X变为新的随机向量又不损失X的变异信息，这就相当于求一个线性变换：

或 (1)

其中

(2)

各的变异信息由方差表示。要想使少数几个能反应X的绝大部分变异信息，又要求各间信息不重叠（即不相关），则F的各个分量应满足如下要求：

1.在之下方差最大，即

(3)

2.

(4)

上述表明(1)变换应要求U为正交矩阵，而(3)为一条件极值问题，运用拉格朗日乘数法构造函数：

(5)

则应使

(6)

即

或 (7)

即使的单位化向量应为的非零特征根所对应的单位化特征向量。设的非零特征根为，它们所对应的单位化特征向量为则分别称为随机向量X的第一主成分，第二主成分，…，第m主成分。这些主成分就是所求的综合指标。

在应用上是用样本进行主成分分析，首先由N个观察点计算样本偏差平方和阵L和样本协方差阵或相关阵R。用S和R都可以进行主成分分析，用R进行主成分分析可以克服量纲不同对分析的影响。两种分析步骤一样，求出S（或R）特征根及单位化特征向量，就可以求出各主成分，再根据研究目的选取和解释主成分。

* + 1. 基于结构的特征提取

基于结构的特征包括主线、褶皱、数据点和细节等，是最为形象也最便于理解的一种方法。基于结构的特征可分为线特征和点特征两大类。线特征在本文的章节1中已经详细介绍过，点特征主要指的是乳突纹在局部形成的奇异点、三角点以及纹型。实际上在掌纹识别的早期，有学者提取基于油墨掌纹的乳突纹特征[18] 来进行识别，然而随着现代技术的发展，由于实用性较差，这种方法被时代淘汰。

掌纹的线特征大多是由点特征组合而成，因此很多算法可以同时用于点特征和线特征的提取，如方向投影算法[19] 等。

* + 1. 基于统计的特征提取

基于统计的方法是指用统计特征（常见的有均值、方差、偏离度、灰度直方图等）组成随机模型来重新定义和衡量原始图像的方法，可以根据是否分块这一特性分为局部统计变量方法和全局统计量方法。基于局部统计量的方法通过将图像分成若干小块，分别统计每个小块的统计信息，然后将这些统计信息组合表示为整个掌纹的统计特征向量，如采用傅立叶变换[20]、小波变换[21]等方式获得掌纹图像的每个分块统计信息并进行识别。而基于全局统计量的方法则计算整个完整图像的统计信息来作为掌纹的特征，如计算图像的平移不变特征矩[22]等。

总而言之，基于统计量的特征和基于结构的特征更容易提取，受噪声影响较小，匹配速度快，但是由于统计的特征维数少，几乎不包含结构信息，容易丢失判别信息，识别能力较差。

* + 1. 基于子空间的特征提取

基于子空间的特征提取方法是将原始掌纹图像看作高维矩阵，通过投影映射或复杂的矩阵运算，实现从n维欧式空间到m维欧式特征子空间的转换的方法。根据投影变换的实现方式，分为线性子空间法和非线性子空间法。常用的子空间特征提取法有经典的主成分分析法（PCA）[23]，特征掌（Eigen palm）方法[24]，Fisher掌方法[25]等。

1 主成分分析法

主成分分析法是最为经典的子空间方法之一，实质上是一种降维技术。该方法能将任意一副图像分解为一系列向量和系数的线性组合，并且这些系数彼此互不相关，服从高斯分布。

具体过程是将待处理的掌纹图像看作矩阵，按行展开成一个n维的一维向量，通过K-L变换获得n个基底，取前m（m不为0，且不大于n）个最大特征值对应的基底向量构成的子空间为特征空间，将原始的掌纹图像投影到该特征空间以降低维数，减少了运算量。二维主成分分析（2DPCA）[26] 方法无需将二维图像转拉成一维向量，将图像看作二维矩阵直接进行变换。

2 Fisher线性判别方法

Fisher线性判别算法的主要思想是找某一个或一些投影方向，使得掌纹图像在该方向上的投影满足类间差异最大且类内差异最小的标准。Wu[25]等人定义的“Fisher掌”(Fisher palm) 是从高维特征空间里获取的有判别能力的低维特征，这些低维特征会让样本数据类之间离散度和样本离散度的比值最大，即类间差异最大且类内差异最小。

总之，子空间法提取法计算代价小，易于操作实现，提取的特征表述性强，用较少的特征向量维数就能取得较高的识别率，但是，对训练样本的选取依赖性很强。

2.4.4基于时频分析的特征提取

基于时频分析的特征提取方法是将原始掌纹图像从空域变换到频域，在频域空间内定义并计算特征向量，也被称为谱分析法。在空间域内掌纹图像的抗噪性较差，而变换到频域后，掌纹纹理的频率波动范围并不大，因此提取频域的特征能够有效增强识别的鲁棒性。与传统的识别算法相比，计算消耗减少了很多。常见的方法有傅立叶变换、Gabor变换、小波变换、离散正余弦变换[27]、Randon变换[28]、尺度不变特征变换[29]和Coutourlet变换[30]等。本文第四章中使用的提升小波变换是小波变换的一种变型。

2.4.5基于编码的特征提取

基于编码的方法也称基于纹理的方法，将掌纹图像可以看作纹理图像，根据某些规则对纹理图像进行编码的方法。

1 定向编码

Zhang等[31]首先采用2DGabor对图像进行滤波处理，对滤波结果的实部和虚部的符号根据正1负0进行编码。Kong等[32]对图像进行两个方向的Gabor滤波，然后把每个采样点相位信息幅值最大的方向进行编码。Wu等[33]对图像水平和数值方向利用高斯函数的导数作为滤波器进行滤波，然后根据滤波结果的符号进行编码。

2 竞争编码

Kong等[34]对掌纹图像利用六个方向的实值Gabor滤波器滤波，然后对每个采样点幅值最小的方向编码为三个比特，再通过二进制的“异或”运算计算特征间的角度距离。

基于编码的方法需要的特征少，特征提取和匹配速度快，实现简单，识别率高，因此最具有竞争力。

2.4.6基于模板的特征提取

基于模板的方法是通过为每个用户单独创建模板来获得单一个体的掌纹信息的方法，只需要从单一用户提取数据，之后使用模版匹配即可。

该方法最大限度地减少类内相似性变化，实现类间最大化，并且能够有效解决图像模糊问题。

2.4.7基于光谱的特征提取

Hao等人[35]Zhang等人设计出自由接触式的多谱段掌纹采集的传感器，对每个掌纹采集6幅图像，经实验证明其中两个性能较低，将其舍弃，并对剩下的4幅图像特征融合，然后进行识别。文献[36]提出一种基于光谱图像的掌纹特征融合算法，融合时考虑各个特征相互覆盖的区域，并减少其对最终分类结果的影响，提高了验证精度，并将识别时间保持在1秒以内。其中，光谱图像的采集主要来自于红、绿、蓝、近红外四个光谱段。

基于光谱图像的掌纹特征提取是一种刚兴起的方法，还有很大的研究空间，但是由于光谱掌纹库大小是原始库的4倍，因此，在特征抽取上耗费的时间比较多。

2.5 掌纹特征提取方法的对比

本文描述了7类掌纹特征提取方法，它们的特征描述方法和优缺点如表1所示。

表 1 7类掌纹特征提取方法的优缺点

Table.1 Advantages and disadvantages between seven kinds of methods

2.6 特征匹配算法的介绍

掌纹特征的识别是对测试样本进行特征匹配，并根据匹配结果分类。通常是在训练样本注册且建立了特征数据库的基础上确定判决规则，并按照判决规则对测试样本进行特征匹配，如果满足识别需要，则输出匹配结果。

常用的匹配算法主要有欧氏距离[24][25]、海明距离[31][37]、明氏距离、BP神经网络、相关系数值[38]、隐马尔科夫模型[39]、点对区域匹配[16] 和支持向量机等。

2.7 本章小结

本章是对掌纹识别整个流程的一个概述，主要介绍了掌纹图像的采集方式，常用的预处理方法和7种常用的掌纹图像特征提取方法，并列举了常见的匹配算法。

3 基于深度学习的掌纹识别

3.1 引言

在生物识别领域，人们常用特征来描述图像，如SIFT算法提取的几何特征、LBP算法提取的纹理特征、特征掌算法计算的统计特征等。特征的选取对于识别结果影响深远，因此，选取何种特征来表示某一对象至关重要。然而人为地选择特征的代价非常昂贵，而所谓的启发式算法得到的结果不稳定，结果好坏常常依赖运气，于是，研究人员开始考虑自动学习算法，深度学习算法（Deep Learning）也应运而生。深度学习又称非监督的特征学习(Unsupervised Feature Learning)。

2006年，多伦多大学的Hinton等人在《Science》上发表的一篇文章[40]中首次提出了基于深度信念网络(Deep Belief Network, DBN) 的非监督逐层训练算法，通过模拟人脑的分层视觉处理系统，组合低层的特征经过抽象和迭代，形成更抽象更有效的高层表示。

深度学习的概念源自机器学习，机器学习的发展大致可以分为两个阶段。

1. 第一阶段：浅层学习

20世纪80年代末期，BP反向传播算法的发明开启了以统计模型为基础的机器学习的新浪潮。直到今天，很多学者仍然致力于探索研究浅层结构，浅层结构往往只包含一层典型的非线性特征变换单层，缺乏自适应性的多层结构，如隐马尔科夫模型、支持向量机、最大熵方法、单隐层的多层感知器等，这些浅层算法在受限的一些问题上表现出较优的性能，但适用范围有限[41]，特别是当网络层次较多时，模型的训练起始于随机起始点，很容易陷入局部最优。文献[42]列举出一系列浅层网络无法表示的函数。

(2) 第二阶段：深度学习

Hinton大师在《Science》上发表的一篇文章开启了机器学习的第二次浪潮。他认为多层神经网络结构采用传统的梯度下降法，训练特征时容易陷入局部极小值，所以他预先使用无监督学习方法进行逐层初始化训练学习，有效避免了局部极值的现象。深度信念网络通过深层次的学习，实现复杂函数的逼近，能从少数样本中学习到训练样本的本质特征。

近年来，深度学习的迅速发展引起了学术界和互联网界的重视，并在图像识别、语音识别、自然语言识别等领域取得了不错的进展。在商业界，很多有远见的巨头已经着手深度学习项目，如谷歌的Google Brain项目、百度“深度学习研究所”等。

3.2 深度学习算法

3.2.1 什么是深度学习

人的视觉系统对信息处理是分级的，从低级的区域边缘特征，到高级的形状或对象的部分等，再到更高层的整个对象或对象的行为等，从低层到高层的特征表示越来越抽象，也越来越能够表现语义和意图。简而言之，高层的特征是低层特征的组合，层面越高，存在的可能猜测就越少，就越利于分类。深度学习建模的过程就是借鉴人类的视觉系统，深度模型的每一层对输入进行不同层次的信息处理或者抽象，模拟了人脑对不同层次信息的处理方式。

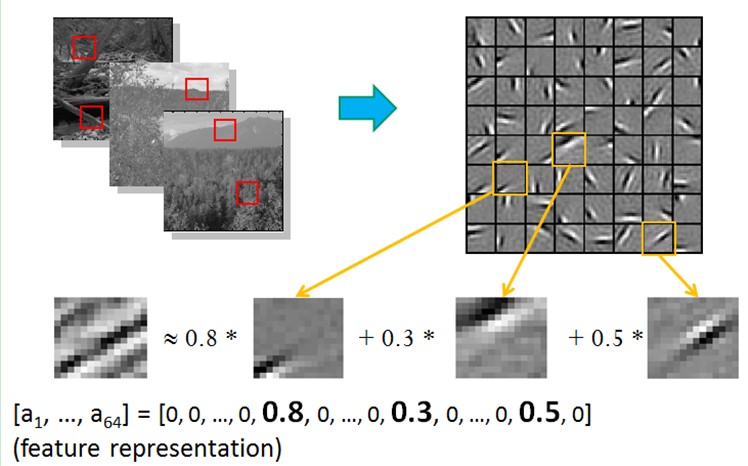


图 1 图片的基本组成粒度

Fig. 9 The basic component of a image

1995年，Bruno Shausen和David Field实验证明：复杂图像往往是由一些基本结构组成，如图8，一个图像可以由64中基础结构来线性表示，权值主要有0.8，0.3，0.5，其余默认为0。

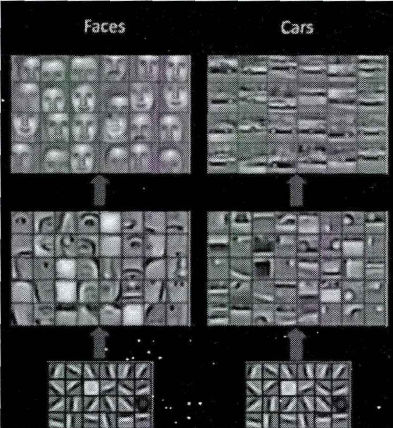


图 2 人脸和汽车图片的视觉层次学习

Fig. 10 The visual hierarchy of learning faces and car pictures

较小的图像可以由基本的edges构成，那么复杂的图像就需要更高层的特征来表示，即高层的表示是由低层的表示组合而成，即将小块进行组合得到上一层的特征，然后递归向上进行特征学习，如图9所示，人脸和汽车的基本组成结构几乎没什么区别，但组成的对象就有很大的区别了。

3.2.2 深度学习的基本思想

假设我们有一个系统S，它有n层（S1,…Sn）结构，它的输入是I，输出是O，形象地表示为： I =>S1=>S2=>…..=>Sn => O，为了尽量使得输出O接近输入I，我们调整系统中的参数，就可以得到输入I的一系列层次特征S1，…, Sn。

原始输入I（可能是图像、语音、文本等）经过n层系统S时，每一层的输出都是输入数据更高层次的特征输出，在此过程中，任何一层的输入和输出都是“近似相等”的。简而言之，便是堆叠多个层，用低层的输出作为高层的输入，通过逐层迭代来实现对输入信息的分级表达，这就是深度学习的基本思想。

深度学习的训练过程可以分为两个过程：

1）自下而上的非监督学习。采用无标签数据先训练第一层，学习该层的参数，用模型各种规则加以约束，使模型能够学习到数据本身的结构，从而得到比输入更具有表示能力的特征。以n-1层的输出作为n层的输入，直到训练结束，得到各层的参数。

2）自顶向下的监督学习。通过带标签的数据，在第一步得到的各层参数的基础上进行训练，自上而下地对网络进行微调。

3.2.3 深度学习的常用模型

自Hinton等提出了基于深度信念网络(Deep Belief Network, DBN) 的非监督逐层训练算法，学者们受此启发依次衍生出卷积神经网络、自编码网络、稀疏编码器等深度学习模型。

1）自动编码器（Auto Encoder）

给定一个神经网络(假设它的输出等于输入)，通过训练调整其参数得到每一层的权重，我们就可以得到输入的几种不同的表示，这些表示就是特征。如果我们在原有特征的基础上加入一些通过自动学习得到的特征时，就可以大大提髙识别的精确度，这就是自动编码。

传统的人工神经网络为有监督学习，输入有标签的输入样本，通过对网络的输出结果和实际标签之间的误差调整各层参数，直到误差收敛到全局最优。而自动编码网络则可以实现无标签数据的重构，如图9所示，将无标签样本I通过编码器得到输出I1，再通过解码器得到输入样本的重构输出I2，调整编码器和解码器的参数，使得I和I2之间误差收敛，而I1是I的本质特征的抽象表示形式。将前一层编码的输出作为后一层的输入，同时最小化重构误差使其收敛，得到下一层网络结构参数，以此类推，最终能得到原始样本本质的抽象表示形式。

编码器

解码器

误差

样本输入

样本重构

编码输入

图 3 自动编码器的原理框图

Fig. 11 Schematic diagram of Auto-Encoder

如果在自动编码器上加上一些约束条件的话，就可以得到新的深度学习模型。如加上稀疏性限制，就可得到稀疏自动编码器等。

2）卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)

卷积神经网络是作为一个深度学习架构提出的，为了最小化数据的预处理要求，引入了“局部感受野”这一概念。CNN是第一个成功训练多层网络结构的深度学习算法，利用空间关系减少需要学习的参数数目（即权值共享）来提高BP算法的训练性能。在CNN中，图像的一小部分作为深度网络的最底层的输入，每一层通过数字滤波器来获得输入数据的最显著的特征，信息依次传输到不同的层。

3）深度信念网

作为一种最为经典的深度学习模型，深度信念网是由受限波兹曼机叠加而成的概率生成模型，在观察数据标签之间建立联合分布。这也是本文所用的模型，下面章节会有详细的讲述。

3.3 受限玻兹曼机

受限玻兹曼机（Restricted Boltzmann Machine, RBM）是构成深度信念网的基本模型，是玻尔兹曼机的一种变型。

a) 玻兹曼机 b) 受限玻兹曼机

图 4 玻兹曼机和受限玻兹曼机

Fig. 12 Boltzmann machine and Restricted Boltzmann machine

玻尔兹曼机是一种无向图模型，系统的能量状态通过图中各节点的状态及节点之间的连接权重来定义，是一种完全图。而受限玻兹曼机的同层内的节点没有连接，是一种二部图。

3.3.1 RBM的模型定义

假设有一个二部图，它的每一层的节点之间没有连接，一层是输入层，也称可视层（v），一层是输出层，也称隐藏层（h）。如果所有的节点都是随机二值变量节点（只能取0或者1值），同时假定全概率分布p(v,h)满足玻兹曼分布，如图12所示，我们就称这个模型为受限玻兹曼机（Restricted Boltzmann Machine ，RBM)。

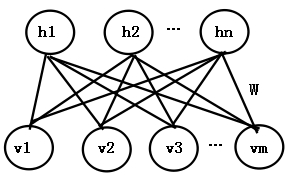


图 5 受限玻兹曼机

Fig. 13 Restricted Boltzmann machine

能量函数是用来描述整个系统状态的测度，如果网络越有序或者概率分布越集中，网络的能量就越小；反过来，如果网络越无序或分布越不集中，网络能量就越大。因此，当网络最稳定的时候，网络的能量也就最小，即能量函数值最小。

RBM的每层节点满足玻尔兹曼分布，从能量函数的角度出发，输入层或可视层（v）和输出层或隐含层（h）之间联合组态的能量可以表示为：

  (1)

（1）式显示每个可视节点和隐藏节点之间连接结构的能量。其中：是RBM模型的参数，为可视层节点和隐藏层节点间的权值，和为相应的偏置项。

这个能量函数表明，每对可视节点和隐节点都有一个能量连接，既可是节点的每组取值和隐层节点的每组取值都有一个能量。引入了能量函数后，我们可以使能量最小来得到最稳定的网络，这便是目标解。

基于式（1），当参数确定时，我们可以得到（v,h）的联合概率分布：

 (2)

 (3)

上式中，p(v,h|θ)被称为玻尔兹曼分布函数，Z(θ)是归一化的常数。

在RBM模型中，同层节点之间是条件独立的，不存在连接，即：

 (4)  (5)

由（4）可知，在可视层已知的基础上，可以计算得到隐层节点为1的概率为 ：  (6)

同理由（5）可知，在隐层h已知的基础上，可视层节点为1的概率为：  (7)

3.3.2 RBM的学习

RBM学习的任务是求出参数的值， 它是一种随机机器，因此可以用概率论来评价其性能。为使其联合组态的能量最小，用极大似然法来求模型参数θ。把似然函数写成：,采用Gibbs采样对每个训练样本进行采样得到对应样本，结合对数似然概率的导数，推导得到梯度的近似表达：  ， ， 这三个梯度，经过若干次对比散度（Constrastive Divergence）算法迭代，可以求出参数。

RBM的训练过程如下：

输入 RBM，训练样本集

输出 参数W，b，c

1. 初始化模型参数W=0，b=c=0;
2. 在第t=（0，1，…，K-1）步中，先后采样 ,

3）根据采样值，按下列规则更新权值

 (8)

3.4 深度信念网络

深度结构的训练方式分为有监督训练和无监督训练两种，上文所提及的卷积神经网络就是一种有监督的深度学习结构（需要大量有标签的数据作为训练样本），而本文所用的深度信念网是一种无监督和有监督相结合的结构（需要一部分无标签的训练样本和一部分有标签的样本）。

DBN是Hinton大师2006年提出的概率生成模型，由多层RBM叠加而成。它能够由简单到复杂、由低级到高级地逐层地学习输入数据的特征，将原始输入数据作为第一层RBM的可视层的输入进行训练，第i层RBM的隐含层的输出，作为第i+1层RBM的输入，最后一层RBM的输出作为整个DBN网络的输出。在做分类时，在顶层加一个逻辑回归层，本文采用BP网络进行回归，应用SoftMax回归对特征分类，从而得到输入数据的标签。DBN的结构如图13所示。

DBN的训练过程采用逐层训练的方法，每次只训练一层RBM，RBM层内进行无监督训练，抽象、迭代并调整自己的参数；训练完一层，则将该层的训练输出作为下一层RBM的输入；如此直至每一层RBM都训练完成，这个过程称预训练，预训练过程是无监督的。无监督训练完成后，再根据训练样本的标签，采用BP算法向下微调网络参数，微调过程是有监督的。

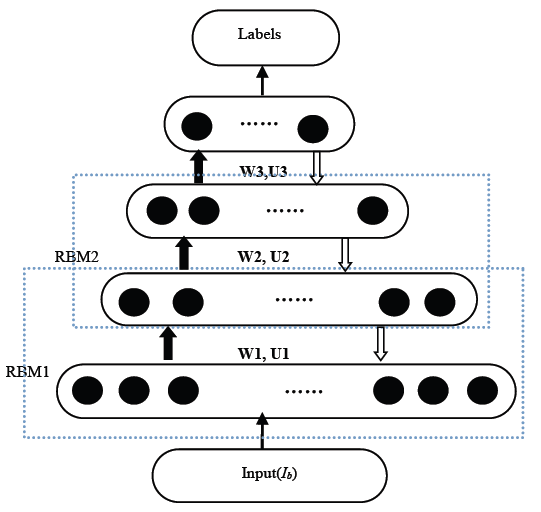


图 6 有2层RBM的DBN结构示意图

Fig. 14 A DBN structure consisted with two RBMs

3.5 基于深度学习的掌纹识别算法的实现

传统的识别方法大部分都是浅层算法，本章尝试以深层的方法来提取特征以完成识别,将最近新兴的深度学习算法应用到掌纹识别领域，以逐层非监督学习的方式来自动学习掌纹图像特征。

本章提出一种基于深度学习的掌纹识别算法。在北京交通大学掌纹库上，随机选取40人的左右手掌纹图像，每只手掌有10张图片，共800张掌纹图片。实验前，所有的掌纹图像经过统一的定位、校准、剪切、归一化，最后图片大小为32x32。实验的硬件配置为：3.20GHz的Intel（R）Core(TM) 4.00GB内存，Window7旗舰版操作系统。软件环境：MATLAB R2011a。

3.6 实验结果与分析

相关文献[43]指出，DBN模型每批处理的图片至少应包含每类中的一张，因此，所有实验中，batchsize定为100。在DBN的顶层用Softmax分类。由于图片的大小为32x32，总类为80，设置DBN模型的顶层输入层单元为1024，输出层单元为80，采用两层的DBN结构，则DBN的结构为1024-X-X-80，其中X为隐层单元的个数。本章一共做了三组实验，分别测试隐藏层单元数和训练样本数不同时候分别对DBN算法和本文算法的识别结果的影响。

3.6.1 实验一 学习率的测定

如果学习率太大，重建误差就会急速增大，权重会迅速膨胀，反之，如果学习率太小，网络学习会变得非常缓慢。

表 2 80类 学习率的测试

Table.2 Learning rate of 80 class

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Eta | t1/s | t2/s | t/s | r |
| 0.1 | 169.6254 | 0.0580 | 169.6254 | 0.2492 |
| 0.05 | 159.2604 | 0.0615 | 159.3219 | 0.3810 |
| 0.03 | 141.2571 | 0.0582 | 141.3135 | 0.5033 |
| 0.02 | 142.8935 | 0.0586 | 142.8922 | 0.5740 |
| 0.01 | 141.7747 | 0.0803 | 141.8550 | 0.6608 |
| 0.005 | 142.2821 | 0.0582 | 142.3402 | 0.7263 |
| 0.003 | 147.2662 | 0.0582 | 147.3243 | 0.7690 |
| 0.002 | 136.8198 | 0.1414 | 136.9611 | 0.8120 |
| 0.001 | 128.4191 | 0.1414 | 128.4773 | 0.8378 |
| 0.0005 | 133.2368 | 0.0588 | 133.2956 | 0.8473 |
| 0.0004 | 133.2956 | 0.0588 | 133.2956 | 0.8473 |
| 0.0003 | 129.6627 | 0.0568 | 129.7195 | 0.8513 |
| 0.0002 | 127.1737 | 0.0571 | 127.2308 | 0.8455 |
| 0.0001 | 142.2263 | 0.0572 | 142.2835 | 0.8503 |

从选择的80类图片中，每类随机抽取5张作为训练样本，剩下的5张则作为测试样本，假定隐藏层单元数为1000，测试学习率从0.1到0.0001变换时网络的性能。由于网络模型每次学习到的结果都不一样，即网络参数并不是完全一样，所以学习到的结果也有所变化，本实验采用10次实验的平均值来代表结果。

其中Eta代表学习率，训练时间是训练样本输入网络后，经深度网络无监督预训练和有监督训练时间的总和；分类时间是测试样本输入网络后分类的时间；总时间t，顾名思义，即训练时间和测试时间之和：

 (9)

其中，，*t*均以秒为单位。实验结果如表2所示。

分析表中结果，当学习率为0.1时，识别率为0.2492，这说明模型基本没学习到什么特征。而随着学习率的折半减小，识别率在慢慢上升，到0.0003时，识别率达到最高为0.8513，而之后则开始波动。

通过实验一，我们设置本章DBN模型的学习率为0.0003。

3.6.2 实验二 隐藏层单元个数

DBN分类数据的准确性在于学习的好坏，即网络参数训练的好坏。Hinton[44]指出，DBN的各层隐藏单元的个数应当保持一致，这样就保证了贪婪学习算法能够提高网络的性能。因此本文设置两层隐藏单元个数始终保持一样。如果隐藏层单元数太少，则网络的鲁棒性差，学习不到输入数据的有效特征，抗噪声能力较差，不能识别之前没有遇到的模式。但是如果隐层单元数过多，会导致整个模型过于庞大，学习能力过强，具有了所有的模式而无法接受新的模式。伴随而来的是为成倍增长的时间和内存，这种现象就是所谓的过拟合。

实验二来测试隐藏单元数不同时DBN算法的性能。选取每类样本为5时，测试隐藏层个数分别为500，1000，1500，2000，2500时候的识别率。实验二如同实验一，一样采取样本个数为5，学习率为0.0003，对于每一次实验都运行10次，取其平均值作为最终结果。实验结果如表3所示。

表 3 80类 隐藏层单元的个数的测试

Table.3 The number of hidden units of 80 class

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 隐藏层单元个数 | t1/s | t2/s | t/s | r |
| 10 | 5.7163 | 0.0041 | 5.7204 | 0.0860 |
| 100 | 13.7850 | 0.0074 | 13.7924 | 0.5105 |
| 500 | 56.2874 | 0.0287 | 56.3162 | 0.7825 |
| 1000 | 136.7118 | 0.0829 | 136.7948 | 0.8523 |
| 1500 | 232.6934 | 0.1286 | 232.8219 | 0.8770 |
| 2000 | 369.8101 | 0.1440 | 369.9541 | 0.8865 |
| 2500 | 548.5164 | 0.2061 | 548.7224 | 0.8844 |

将表中结果用折线图表示，如图14所示。

我们可以看出，当隐藏层单元个数为10的时候，模型没学习到任何东西，而随着隐藏层单元个数的增加，识别率也在缓慢上升，到2000的时候，识别率达到最高，为0.8865，而搭2500的时候，识别率为0.8844，略有下落。很明显，随着隐层单元个数的增加，模型的学习能力也在随之上升，而到2500的时候，出现了过拟合的现象。所以，通过本实验，我们选择2000作为隐层单元的个数。



图 7 80类 隐藏层单元的个数的测试

Fig. 15 The number of hidden units of 80 class

3.6.3 实验三 训练样本个数对算法性能的影响

表 4 80类 训练样本的个数的测试

Table.4 The number of training numbers of 80 class

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 训练样本的个数 | PCA | LBP | DBN |
| 2 | 0.5797 | 0.6284 | 0.7830 |
| 3 | 0.7107 | 0.7232 | 0.8329 |
| 4 | 0.7438 | 0.7708 | 0.8640 |
| 5 | 0.7675 | 0.7775 | 0.8888 |
| 6 | 0.8281 | 0.8063 | 0.8978 |
| 7 | 0.8542 | 0.8417 | 0.9037 |
| 8 | 0.8500 | 0.8688 | 0.9063 |
| 9 | 0.8625 | 0.8875 | 0.8988 |

在掌纹识别中，训练样本为整个识别过程提供分类的依据，通常是训练样本数越多则能够提取的判别性特征就越多，用来分类的依据就越充足，对识别阶段的测试就越有利。在本实验中分别测试DBN和本文算法在样本为2，3，4，5，6，7，8，9时候的识别率，以及传统的LBP、PCA算法的识别率。其中，PCA算法提取的特征维数为总阈值的80%，LBP算法中设置分块数为2，以直方图统计特征来进行识别，实验结果如表4所示。

由表4可知，PCA和LBP在训练样本数较少的时候，提取的类别特征的能力并不强。随着训练样本数的增加，提取到的类别特征也随之增加，识别率也随之提高。而深度学习模型经过非监督预训练，学习到良好的网络参数，为之后的有监督训练提供了良好的起点，在测试阶段只需要用少量的训练样本进行有监督训练，就能获得较高的识别率。验证了深度学习算法能从少量的样本中学习到图像的本质特征的说法。

0.5

0.55

0.6

0.65

0.7

0.75

0.8

0.85

0.9

0.95

2

3

4

5

6

7

8

9

识别率

训练样本的个数

PCA

LBP

DBN

图 8 PCA 、LBP 、DBN训练样本数不同时的性能

Fig. 16 The performance of PCA LBP DBN training samples when the number of training samples changes

3.7 小结

本章对基于深度信念网的掌纹识别方法进行研究，首先简要介绍深度学习的定义、基本思想；然后，分别介绍了深度学习常用的几种模型如自动编码网络、卷积神经网络等；其次介绍了受限波兹曼机的构成以及训练过程，最后，对本文所提出的算法进行验证，分别研究学习率、隐藏层单元个数等对深度模型学习能力的影响，通过与常用的掌纹识别算法（PCA，LBP）进行对比可知，本章所使用的深度学习算法具有较强的掌纹表征能力，获得较好的识别效果，在样本较少的情况下优势尤为明显，这证明了深度学习算法能从少量的样本中学习到图像的本质特征。

4 基于提升小波和深度学习的掌纹识别

4.1 引言

近年来，深度学习的迅速发展引起了学术界和互联网界的重视，并在图像识别、语音识别、自然语言识别等领域取得了不错的成绩。

2006年，多伦多大学的Hinton教授等提出的基于深度信念网络(Deep Belief Network, DBN) 的贪婪非监督逐层训练算法，通过模拟人脑的分层视觉处理系统，组合低层的特征通过抽象和迭代，形成更抽象更有效的高层表示[44]，充分展示了其能从少量样本中学习数据本质特征的优良特性。不少文献显示卷积神经网络（Convolution Neural Network, CNN）在图像分类、图像识别[45][46]等领域获得不错的结果。胡昭华用深度自编码网络（Autoencoder）实现了瑞士卷数据的重构[47]。本文选用DBN这种被称为“第三代神经网络[48]”的典型的深度学习模型，模拟人类的分层视觉处理系统，通过自顶向下的非监督学习和自底向上的监督学习学习不同层次的抽象特征，整个训练过程中不依赖人工选择。DBN已成功应用于很多领域，手写字体识别[45]是最先应用的领域人脸识别[50]领域中有学者将传统算法如LBP、Gabor小波等传统算法与DBN结合取得了不错的识别效果，目前，掌纹识别领域尚未发现成功应用的实例。由于DBN的输入是一维向量模式，掌纹图像的局部细节特征就难以兼顾到[51]，并且如果直接以像素级的掌纹图像作为输入，DBN模型还会因为光照、倾斜等不利因素学习到不良的特征，最终影响到识别结果。

提升小波是由贝尔实验室的Sweldens. W博士提出的[52]。传统小波变换大多数在频域中构造，过程较复杂，而提升小波完全可以在空间域实现变换，不依赖于傅立叶变换，具有空间域局部性的特征，有利于细节特征的提取；而且提升小波算法简单、构造方法灵活、运算速度快、原位运算、占用内存较小，是一种快速有效的小波变换方法。本文将经过提升小波变换的小波特征作为DBN网络的输入，可有效避免上文所述深度学习遇到的难题。

考虑到深度学习模型的优缺点，本文创新性地提出通过提升小波处理掌纹图像，获取其局部细节性信息，并利用DBN网络进一步自动抽取更高层、更抽象、更有效的掌纹特征的方法，充分地利用了提升小波的优势并弥补了深度学习模型的缺陷。在北京交通大学的掌纹库上进行试验，与传统的PCA、LBP算法相比，本文算法所提取的掌纹特征判别性更强，更有效地表示掌纹信息，对测试样本有更准确的分类预测。

4.2 提升小波介绍

传统的小波变换是在欧式空间内通过基底的平移和伸缩来构造小波基，为信号处理和工程应用等领域多有应用。但是并不适合在非欧式空间中应用。1995年，贝尔实验室的Sweldens博士提出利用一种全新的在时域中采用提升方案构造小波，被后人称为“第二代小波变换”[53]。

4.2.1 提升小波基本思想

提升算法的基本思想是通过利用多项式的插补来获取信号的高频分量(s系数)，构建尺度函数来获取信号的低频分量(d系数)。提升的基本含义是通过一个基本小波，根据提升变换逐步构建出一个新的、具有更好性质的小波。

4.2.2 提升小波实现步骤

一般提升小波变换有3个步骤：分裂；预测；修正。具体实现步骤如图16所示。

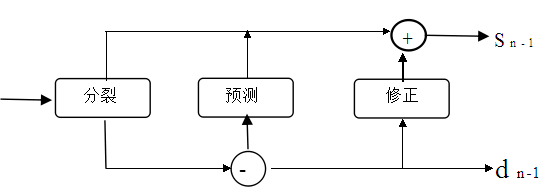


图 9 提升算法的实现步骤

Fig. 17 Steps of wavelift

(1)分裂

分裂又称惰性小波变换。将输入数据分为两个互不相交的子集和，每个子集的长度是原子集的一半。假定数据间有相关性，按奇偶序号进行间隔采样，即可得到两个互不相交的子集，即将数据分成奇、偶子集。

 (10)

（2）预测

将输入数据Sn按式（10）进行间隔采样，即将数据分成奇、偶子集。利用奇偶序列之间的相关性，用一个序列（通常是偶数序列Sn-1）和预测值P(Sn-1)去预测另一个序列（奇数序列dn-1）,奇序列的实际值与预测值的差值称为细节系数或者小波系数，反映了两者之间的逼近程度。虽然序列dn-1不可能由序列Sn-1准确预测，但是预测值可以做到很接近奇数序列dn-1，所以用预测值P(Sn-1)和dn-1的差来代替原来的dn-1。

本文采用计算简单的Haar小波作为提升小波的小波基进行预测。用偶数序列样本值even去预测奇数序列样本值odd，奇数列样本值和预测值之间的差dn-1反映了两者之间的逼近程度，一般称为细节信息。预测过程如下，其中偶数序列样本even为预测函数P（.）的参数：

 (11)

这样，dn-1比原来的oddn-1包含更少的信息，因此可以用更小的子集Sn-1和dn-1来代替原信号集Sn。根据式（10）（11），重复分解和预测的过程，可以得出经n步预测后的原信号集：｛Sn，dn，……，S1，d1｝。

（3）修正

预测之后，经过分裂步骤产生子集的某些性质（如平均值）和原始数据的可能不一致。因此我们采用一个更新过程，来保持原始数据的整体特征。更新过程如下：

 (12)

与Mallat算法相比，利用提升方案构造小波的计算方法简单，速度快，适用于自适应、非线性、非奇异采样和整数到证书的变换[53]，并不依赖于傅立叶变换，直接在时域或空域分析问题。

4.3 提升小波的优势

经过Daubechies和Sweldens证明，所有能够用Mallat算法快速实现的离散小波变换都可以用提升小波方法来实现，即能构造所有传统小波。提升小波变换既继承了传统小波变换的优点，又克服了它时频局部化的局限性。本文采用提升小波变换来提取掌纹图像的局部细节特征。

4.4 基于提升小波和深度学习的掌纹识别算法实现

如果直接以像素级的掌纹图像作为DBN的输入，模型能学习到掌纹图像中隐含的抽象特征，但是由于输入特征是图像的一维向量形式，深度模型对图像的局部细节特征学习到的不够。本文尝试以提升小波提取的小波特征作为模型输入，可以使得DBN能更有效地捕获掌纹图像的局部细节信息。

若DBN网络训练得不够好，则对输入的特征学习到的也就有限。反之，若训练良好，网络学习到的特征更能代表图像本身。因此，若DBN网络训练得不够好、参数没有达到全局最优，该网络用于分类甚至无法达到浅层网络的性能[41]。无监督的训练虽然可以避免网络陷入局部最优，但是参数如何能调到最佳，依然难以控制。

本章通过提升小波和DBN来进行掌纹识别，如图17所示。算法具体步骤如下：

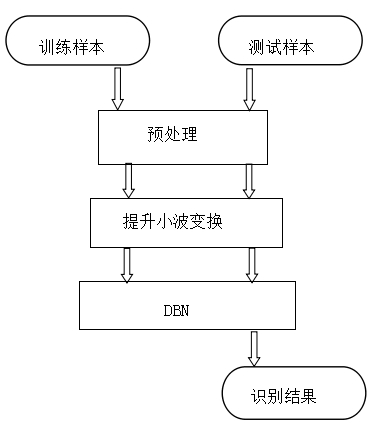


图 10 基于提升小波和深度学习的掌纹识别

Fig. 18 Palmprint recognition based on deep learning

1）将训练样本和测试样本进行统一的预处理，裁剪、增强、归一化到32×32。

2）对训练样本和测试样本分别进行提升小波变换，将提取的小波特征作为新的训练样本和测试样本。本文采用以Haar小波为基础的三层提升小波变换，所提取的小波特征和像素级掌纹特征维数相当。

3）将2）中提取的训练样本的小波特征作为DBN模型的输入，进行自下而上无监督训练和自上而下有监督微调，尝试获取最优的网络参数。本文的DBN层数选为2层；两层学习率均为0.0003，考虑到处理时间，RBM的迭代次数均设置为40.

4）将2）中提取的测试样本的小波特征输入经3）训练好的DBN网络，自底向上逐层地学习和抽取测试样本的抽象特征，并在网络的最顶层进行回归分类，获得测试样本的标签值，并计算识别率。

4.5 实验结果与分析

为验证算法的有效性，用北京交通大学的掌纹库做识别实验。实验前，所有的掌纹图像经过统一的定位、校准、剪切、归一化。本章随机选取北京交通大学掌纹库50个人的左右手图，即100类，每类10张图片，共1000张图片。本章所有实验中，batchsize定为100。由于图片的总类为100，设置DBN模型的顶层输出层单元为100，因此，DBN的结构为1024-X-X-100，其中X为隐层单元的个数。本章共做了三组实验，分别测试隐藏层单元数和训练样本数不同时候分别对DBN算法和本文算法的识别结果的影响。

4.5.1 实验一 隐层单元数对DBN性能的影响

DBN分类数据的准确性在于学习的好坏，即网络参数训练的好坏。与3.6.1中相似，本章设置两层隐藏单元个数始终保持一样

首先测试隐藏单元数不同时DBN算法的性能。选取每类样本为5时，测试隐藏层个数分别为500，1000，1500，2000，2500时候的识别率。对于每一次实验都运行10次，取其平均值作为最终结果。实验结果如表5所示。表5 为隐层单元数不同时DBN的识别率。

表 5 隐层单元数不同时，DBN的识别率

Table.5 The learning rate of DBN changed with the number of hidden units

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| DBN | 隐层单元个数 | 识别率 | 训练时间/s | 测试时间  /s | 总时间  /s |
| 500 | 0.7536 | 67.0428 | 0.0412 | 67.0840 |
| 1000 | 0.8212 | 154.2335 | 0.0824 | 154.3159 |
| 1500 | 0.8526 | 287.7955 | 0.1514 | 287.9469 |
| 2000 | 0.8703 | 471.0993 | 0.23133 | 471.3104 |
| 2500 | 0.8684 | 657.3050 | 0.2809 | 657.5858 |

分析表5，我们可以看到当隐层个数为500时，识别率为0.7520，随着隐层个数的成倍增长，识别率在慢慢上升，与此同时，训练时间和测试时间也在成倍增加，从500到1000时，识别率增长最为迅速，提高了7%，之后增长缓慢，到2000时，达到最大识别率0.8703，到2500的时候，识别率反而下降。

因此我们得出结论，随着隐藏单元数的增加，DBN网络能够更好地学习到掌纹图像的抽象特征，但是网络的训练时间和总时间也随之成倍增加。当隐藏层单元过多的时候，网络会学习到过多杂乱的特征而出现过拟合的现象，导致网络性能下降。

4.5.2 实验二、隐层单元对本文算法性能的影响

比较表5和表6，我们可以看出，隐层单元数为500，1000，1500的时候，本章算法的识别率均比DBN的识别率高。在隐藏层为500的时候，识别率提高得最多。但是在2000以后，本文算法的识别率下降得比DBN的快，训练时间也随着增加了很多。分析原因可能是，隐藏层单元数不足的时候，提升小波提取的特征有助于模型识别图像的本质，但是随着隐藏层单元数的增加，过拟合现象也提前出现，导致网络性能变差。

表 6 隐层单元数不同时，本章算法的识别率

Table.6 The learning rate of the propose algorithm changed with the number of hidden units

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 提升  小波  +  DBN | 隐层单元个数 | 识别率  /s | 训练时间/s | 测试时间  /s | 总时间  /s |
| 500 | 0.7947 | 60.6160 | 0.0383 | 60.65437 |
| 1000 | 0.8476 | 179.8664 | 0.0801 | 179.9503 |
| 1500 | 0.8668 | 310.7715 | 0.1218 | 310.9691 |
| 2000 | 0.8580 | 515.3482 | 0.1796 | 515.5278 |
| 2500 | 0.8313 | 823.9576 | 0.2803 | 824.2379 |

抛开过拟合现象不谈，我们得出结论，提升小波提取的特征相对于像素级图像，当作为DBN输入时能更好地代表掌纹图像信息，更有利于深度网络学习。

4.5.3 实验三、训练样本数量对不同算法性能的影响

在掌纹识别中，训练样本为整个识别过程提供分类的依据，通常是训练样本数越多则能够提取的判别性特征就越多，用来分类的依据就越充足，对识别阶段的测试就越有利。

表 7 训练样本数不同时，PCA、 LBP、 DBN以及本章所提算法的识别率

Table.7 The learning rate of PCA LBP DBN and the propesed algorithm changed with the number of hidden units

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | 样本为1 | 样本为3 | 样本为5 |
| PCA | 0.4733 | 0.6757 | 0.7940 |
| LBP | 0.5489 | 0.6929 | 0.7800 |
| DBN | 0.6522 | 0.7957 | 0.8480 |
| 0.6544 | 0.7814 | 0.8560 |
| 0.6578 | 0.7857 | 0.8320 |
| 0.6600 | 0.7871 | 0.8680 |
| 0.6467 | 0.7900 | 0.8600 |
| 0.6456 | 0.7628 | 0.8600 |
| 0.6400 | 0.7871 | 0.8520 |
| 0.6533 | 0.7900 | 0.8480 |
| 0.6467 | 0.7800 | 0.8500 |
| 0.6511 | 0.7714 | 0.8520 |
| 平均 | 0.6508 | 0.7831 | 0.8526 |
| 本章算法 | 0.6756 | 0.7929 | 0.8740 |
| 0.6833 | 0.8057 | 0.8620 |
| 0.6878 | 0.8029 | 0.8680 |
| 0.7033 | 0.7971 | 0.8640 |
| 0.6767 | 0.7929 | 0.8640 |
| 0.7011 | 0.8200 | 0.8740 |
| 0.7022 | 0.8114 | 0.8620 |
| 0.6989 | 0.7929 | 0.8680 |
| 0.6733 | 0.8129 | 0.8600 |
| 0.6967 | 0.8029 | 0.8720 |
| 平均 | 0.6899 | 0.8031 | 0.8668 |

在本实验中分别测试DBN和本文算法在样本为1，3，5时候的识别率，以及传统的LBP、PCA算法的识别率。其中，PCA算法提取的特征维数为总阈值的80%，LBP算法中设置分块数为2，以直方图统计特征来进行识别。由于隐藏层单元数超过1500后，本文算法过拟合现象提前按出现，故DBN和本文算法选隐层单元数为1500。 表3中分别列出DBN和本文算法10次实验的结果。

由表7可知，PCA和LBP在训练样本数较少的时候，提取的类别特征的能力并不强。随着训练样本数的增加，提取到的类别特征也随之增加，识别率也随之提高。而深度学习模型经过非监督预训练，学习到良好的网络参数，为之后的有监督训练提供了良好的起点，在测试阶段只需要用少量的训练样本进行有监督训练，就能获得较高的识别率。验证了深度学习算法能从少量的样本中学习到图像的本质特征的说法。同时，由表3也说明了本文算法较单纯的基于像素级的深度学习算法的识别效果更好。

4.6 小结

本章提出提升小波变换和DBN相结合的掌纹识别，在北京交通大学的掌纹库上实验结果表明，能够自下而上自动提取掌纹图像的有效特征。将提升小波变换与DBN模型相结合，弥补DBN学习不到掌纹图像细节特征的缺陷，并获得较好的结果。实验结果显示，本章算法较常规的识别算法和以像素级的输入的深度学习算法都有识别率的提升。但是在抑制过拟合方面，暂时没有较好的解决办法。

5 基于图像重构的双DBN的掌纹识别新方法

5.1 引言

针对主成分分析（principal component analysis, PCA）算法在特征提取时忽略高阶统计信息的缺陷，提出了一种基于图像重构和DBN模型的二次特征提取的掌纹识别方法。首先用白化PCA方法提取掌纹图像的特征，对原图像重构得到重构掌纹图像，并计算残差图像，提取残差图像的特征，然后通过本文构造的新的双DBN模型进行二次特征提取和分类预测。

本文创新性地提出双DBN结构，通过两个DBN分别独立对主成分空间和残差空间进行非监督的学习，并在最后一层合并两个DBN，进行有监督的学习，识别分类。

5.2 白化以及图像重构

5.2.1 白化PCA

PCA一直都是计算机视觉领域最为常用的降维方法。给定n张m类掌纹图片，i1i2，……，in（已经是列向量），那么平均掌即:

**** (13)

那么，相应的协方差矩阵为：

**** (14)

令Z=[i1-u,i2-u,……，in-u]  Rn×n，则有：

 (15)

求得C的特征矩阵**W**n×n有,其中W1,W2,……，Wn为C的特征向量，即投影矩阵，若使用矩阵**W**n×n对样本矩阵进行变换，就是KL变换，W1,W2,……，Wn被称为变化轴。若要求数据变换后为r维，则选取前r个最大特征值[,,……，]对应的特征向量作为投影变换矩阵。

PCA方法能够有效降低数据的维数，但没法考虑图像中相邻像素具有相关性这个问题。因此，采用白化的方法对提取出的特征进行规范化，使得所有特征具有相同的方差，同时也降低了特征之间的相关性。

令R=diag[,,……，]，其对应的转换矩阵W=[W1,W2,……，Wr],定义白化矩阵Ww=W·R-1/2,则白化过程可以表示为：

 (16)

其中x为任意图像，y为白化后的图像。

5.2.2 图像重构

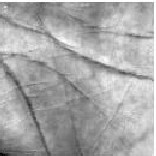
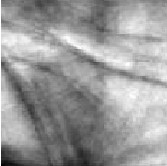
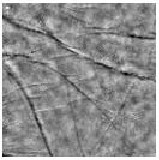
由（16）式可知，y为图像x白化变换得到的。则，重构x：

 (17)

残差图像可以由原始图像和重构图像作差得到：

 (18)

从本文所用的掌纹库中任选一张掌纹图像，按照（16）（17）式对其进行特征提取和图像重构，按照（18）式计算残差图像，这里选取100维作为PCA特征。下图是数据库中的原始掌纹图像、经重构后的掌纹图像和计算得到的残差图像。

(a)原始掌纹图像 （b）重构的掌纹图像 （c）残差图像

图 11 原始掌纹、重构掌纹和残差图像

Fig. 19 Original palmprint, reconfigured palmprint and residual image

5.3 双DBN模型

DBN是Hinton大师2006年提出的概率生成模型，由多层受限波兹曼机（RBM）叠加而成，通过组织低层的特征来行成更加抽象的高层表示。

输入层

分类器

RBM2

RBM1

图 12 单DBN结构

Fig. 20 Structure of single DBN

DBN是一个概率生成模型，由多层RBM叠加而成。输入数据作为第一层RBM的可视层输入进行训练，上一层RBM的隐含层的输出，作为下一层RBM的输入，最后一层RBM的输出作为整个DBN网络的输出。在做分类时，在最后一层加一个逻辑回归层，本文采用BP网络进行回归，应用SoftMax回归对特征分类，从而得到输入数据的标签。Hinton等提出一种贪婪非监督算法，单个DBN的结构如图19所示。

为充分利用残差空间的信息，本章提出了双DBN结构，如图20所示。

100

DBN2

DBN1

100

500

100

100

200

500

100

图 13 双DBN结构

Fig. 21 Structure of double DBNs

比较图19和图20，可以看出双DBN结构和传统DBN结构的区别在于最后一层结合了两个独立的DBN的节点。DBN1独立训练主成分空间，DBN2独立训练残差空间。并在最后一后一层，结合主成分空间和残差空间的信息，进行判断监督分类。

5.4 基于图像重构的双DBN的掌纹识别算法

全对于给定的掌纹数据库，本文对图像进行简单的预处理，均衡化、归一化到128\*128，然后基于PCA对原始图像和残差图像提取特征，并分别用DBN进行训练。

算法流程如下：

下面给出本章算法的详细过程：

1. 掌纹图像预处理；
2. 将预处理好的图像分为训练样本和测试样本。每一张图像都按行存放。
3. 对训练样本进行白化PCA处理，得到投影矩阵W1，提取特征维数为100，提取训练样本的白化PCA特征train1；
4. 将测试样本向W1投影，得到测试样本的白化PCA特征test1；
5. 利用投影矩阵W1分别对训练样本和测试样本进行图像重构，并根据得到的重构图像分别计算训练样本和测试样本的残差图像；
6. 对训练样本的残差图像进行白化PCA处理，得到残差投影矩阵W2，提取白化PCA特征train2；
7. 将测试样本的残差图像向残差投影矩阵W2投影，得到测试样本残差图像的白化PCA特征test2；
8. 将两次得到的特征[train1, test1],[train 2, test2]分别投入DBN1，DBN2进行独立的无监督训练，并在最后一层进行合并节点，进行有监督的回归训练，最终得到识别结果。

掌纹数据库

预处理后的掌纹库

预处理

训练

样本

测试样本

随机取样

特征子空间W1

白化

映射

映射

训练样本重构

测试样本重构

图像重构

测试样本残差

训练样本残差

特征子空间W2

映射

白化

映射

训练

特征train

测试样本test

双DBN

分类结果

图 14 本章算法流程

Fig. 22 Progress of the algorithm in this chapter

5.5 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性，随机选取北京交通大学掌纹库50个人的左右手图，即100类，每类10张图片，所有实验中，batchsize定为100。RBM每层的迭代次数设为40，学习率为0.0003。本文做了三组实验来验证算法的有效性。由于DBN模型每次训练出的参数都不相同，本文所列的实验结果均为10次结果的平均值。

5.5.1 实验一、比较双DBN和传统DBN算法的优劣

掌纹数据库中随机选取1000张掌纹图像，共100类。DBN和双DBN均采用同样的结构，DBN的结构为图3所示，隐层单元的个数分别为100，500，100，100，共4层，包括两个RBM层。双DBN的结构如图4所示，其隐含层的个数分别为100，500，200，100，分别测试在样本为5的情况下，传统DBN结构和双DBN结构在主成分空间和残差空间的识别结果，如表1所示。其中DBN（M）为主成分空间的识别率，DBN(N)为残差空间的识别率。

表 8 样本为5时，主成分空间、残差空间以及双DBN的识别率

Table.8 The learning rate of principal component space，residual space and both when there are 5 training samples

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | r | t1 | t2 | t |
| DBN(M) | 0.9288 | 13.0433 | 0.0116 | 13.0549 |
| DBN(N) | 0.4852 | 20.1200 | 0.0098 | 20.1298 |
| 双DBN | 0.9556 | 22.6392 | 0.0159 | 22.6550 |

从表8中可以看出DBN（M）的识别率远高于DBN(N)的识别率，这说明主成分空间提取了图像的绝大部分的信息，而残差空间只保留了部分的有效判别信息。而双DBN结构的识别率比单独的主成分空间的识别率提高了0.0237，提高约两个百分点。这说明，本文所提出的双DBN结构即捕捉到主成分空间的特征，又辅以残差空间的判别性信息，能够有效地提高识别率。

5.5.2 实验二、测试不同样本时双DBN与传统DBN的性能



图 15 样本数不同时，DBN和双DBN的识别率

Fig. 23 The performance of single DBN and double DBNs when the number of training samples changes

表 9 训练样本数不同时，主成分空间、残差空间以及双DBN的识别率

Table.9 The learning rate of principal component space，residual space and both when the number of training samples changes

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 3 | 5 | 7 | 9 |
| DBN(M) | 0.8697 | 0.9288 | 0.961 | 0.984 |
| DBN(N) | 0.4047 | 0.4852 | 0.5263 | 0.686 |
| 双DBN | 0.8927 | 0.9556 | 0.9787 | 0.985 |

DBN和双DVN的结构以及参数设置如实验1，分别测试在样本为3，5，7，9时的两种算法的识别率。实验结果如表9和图22所示。

从图5可以看出，残差空间随着训练样本数的增加，识别率在缓慢上升，这说明样本数越多，残差空间的有用信息也在增加。而双DBN算法的识别率一直高于传统DBN的识别率，在样本为3，5时候提高较为明显，这充分证明了，双DBN算法优于传统DBN算法，在少量样本的情况下优势尤为显著。

5.5.3 实验三、测试双DBN结构与其他算法性能的对比

测试双DBN结构与传统DBN结构以及与其他传统识别算法的性能，如下列所示。其中，PCA算法提取的主成分特征为100维，LBP算法的分块为2\*2，以其直方图特征来识别。HOG算法分块为3\*3。残差空间的识别率仅作参考。

表 10 80类时，不同算法的识别率

Table.10 The learning rate of different algorithms when there are 80 class

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 3 | 5 | 7 |
| DBN(M) | 0.9032 | 0.9465 | 0.9642 |
| DBN(N) | 0.3650 | 0.4005 | 0.4492 |
| Double DBNs | 0.9104 | 0.9602 | 0.9679 |
| HOG | 0.8571 | 0.9275 | 0.9750 |
| PCA | 0.8893 | 0.9400 | 0.9708 |
| LBP | 0.7679 | 0.80 | 0.8583 |

表 11 100类时，不同算法的识别率

Table.11 The learning rate of different algorithms when there are 100 class

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 3 | 5 | 7 |
| DBN(M) | 0.8697 | 0.9288 | 0.9610 |
| DBN(N) | 0.4047 | 0.4852 | 0.5263 |
| Double DBNs | 0.8927 | 0.9556 | 0.9787 |
| HOG | 0.8443 | 0.9220 | 0.9667 |
| PCA | 0.8786 | 0.9380 | 0.9700 |
| LBP | 0.7471 | 0.7960 | 0.8500 |

表 12 150类时，不同算法的识别率

Table.12 The learning rate of different algorithms when there are 100 class

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 3 | 5 | 7 |
| DBN(M) | 0.8310 | 0.9113 | 0.9458 |
| DBN(N) | 0.4470 | 0.5303 | 0.5547 |
| Double DBNs | 0.8715 | 0.9459 | 0.9711 |
| HOG | 0.8143 | 0.9053 | 0.9511 |
| PCA | 0.8400 | 0.9133 | 0.9622 |
| LBP | 0.7324 | 0.7787 | 0.8198 |

表 13 200类时，不同算法的识别率

Table.13 The learning rate of different algorithms when there are 200 class

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 3 | 5 | 7 |
| DBN(M) | 0.7979 | 0.8576 | 0.9163 |
| DBN(N) | 0.4289 | 0.5094 | 0.5495 |
| Double DBNs | 0.8438 | 0.9196 | 0.9598 |
| HOG | 0.8057 | 0.8830 | 0.9483 |
| PCA | 0.8350 | 0.8990 | 0.9517 |
| LBP | 0.7286 | 0.7730 | 0.8033 |

从上面4个表中可以看出，在100类、150类、200类的时候，本章算法表现尤为优秀，只有在80类且样本为7的时候仅次于HOG算法，而在样本为3和5的时候，远远超过HOG等其他算法。传统的DBN算法在样本为3和5时稳定超过HOG，PCA，LBP算法，验证了DBN算法能够从少量样本中提取到图像的本质特征的说法。PCA算法随着训练样本的增加，识别率稳步上升，表现中规中矩。而LBP算法的识别率始终最低。

这说明，本章提出的算法优于PCA、HOG、LBP算法，也优于传统的DBN算法，具有较强的鲁棒性。

5.6 小结

本章提出基于图像重构和双DBN的掌纹识别，在北京交通大学的掌纹库上实验结果表表示本章算法能够自下而上自动提取掌纹图像的有效特征。经过对比实验证明，本文所提出的双DBN结构即汲取了传统DBN从少量样本中提取特征的能力，又通过图像重构，充分利用到了残差空间的判别性信息，获得了较高的识别率。

6 总结与展望

6.1 总结

随着科技的迅速发展，掌纹识别在日常生活中占据越来越重要的地位，广泛地应用在很多领域，科研人员针对掌纹识别提出了很多种算法。

本文在广泛阅读国内外文献的基础上，将掌纹识别方法分为七大类，详细介绍了三种深度学习模型，并提出了基于深度信念网的掌纹识别方法、基于提升小波和深度学习的掌纹识别方法和基于图像重构与双DBN的掌纹识别算法。

在基于深度信念网的掌纹识别中，通过一个含有两层RBM的深度信念网提取图像特征，并在顶端用Softmax分类器进行分类。本文分别分析了学习率、隐层节点个数和训练样本个数对网络性能的影响。在北京交通大学掌纹库的仿真实验表明，深度信念网具有较强的掌纹表征能力，能够获得较好的识别结果，在样本较少的情况下优势尤为明显，这证明了深度学习算法能从少量的样本中学习到图像的本质特征。

在基于提升小波和深度学习的掌纹识别中，采用提升小波与深度学习相结合的思想，将掌纹图像首先进行提升小波变换，获取图像的局部细节信息作为深度信念网的输入，然后通过自顶向下的无监督的训练和自底向上的有监督训练，获得最优的网络参数，最后进行分类预测。实验对比传统算法（PCA, LBP）以及基于像素级的DBN算法，得到较高的识别率，因此，将提升小波获取的初始特征经过深度学习二次特征提取可有效地获取较稳的掌纹识别特征。

在基于图像重构和深度学习的掌纹识别中，针对主成分分析（principal component analysis, PCA）算法在特征提取时忽略高阶统计信息的缺陷，提出了一种基于图像重构和DBN模型的二次特征提取的掌纹识别方法。首先通过白化PCA方法提取原始掌纹图像的特征，对原图像进行重构，并在重构图像的基础上计算残差图像，提取残差图像的特征，然后通过本文构造的新的双DBN模型进行二次特征提取和分类预测。实验对比传统算法（PCA, LBP，HOG）以及基于像素级的DBN算法，新算法获得较高的识别率，在掌纹库上的实验结果验证了该算法的有效性。

6.2 展望

基于本文提出的方法，未来的研究工作主要围绕一下几个方面展开：

(1) 在基于深度学习的掌纹识别中，由于硬件的限制，隐藏层单元数增加到3000时内存溢出。而随着隐藏层层数增加，参数的设置需要重新调整，缺乏较为系统的研究。接下来的工作将增加隐藏层层数来进行参数的调整。

(2) 在基于提升小波和深度学习的掌纹识别中，在用基于像素级的DBN识别作为对比试验时，如果直接输入像素级的图像，计算量巨大，会直接溢出，本章采用的imresize缩放函数将原图像缩放到大小为32\*32以便处理。然而由于缩放影响到原图像的特征，导致识别率不高。这个问题在基于图像重构和双DBN算法中得以解决。

(3) 在本文提出的三种算法中，没有使用数据库中的全部图片，而是随机选取100类或者80类进行测试。接下来的工作打算增加图像的类数。

(4) 深度学习的三种结构中，本文只选取了DBN这种经典的结构，而卷积神经网络近年来发展迅速，接下来的工作打算研究基于卷积神经网络的掌纹识别。

致 谢

时光荏苒，转眼间三年的硕士生涯就走到了尽头，依稀还记得刚到学校复试时候灿烂盛开的樱花，如今依旧在悄然绽放，这三年期间，离不开所有帮助关心我的人们，在这里表达我深切的感激之情。

首先感谢我的导师潘新教授。潘新老师对待学术问题十分认真严谨，在论文的选题、实验设计和撰写的各个阶段都给了我非常详细的指导，在发小论文的时候，潘老师给了耐心而又详细的指导，尤其是潘老师对学术的严谨态度，深深震撼了我。。生活上，潘老师对我们也是关怀备至，能体谅我们的一些小问题，在找工作中，给与了不少建议和帮主。闲暇时分也曾谈起她个人的求学经历，她那种刻苦钻研积极向上的奋斗经历深深激励着我，对我将来的工作和生活产生深远的影响。

其次我还要感谢学院的各位任课老师和领导，她们以自身的高专业水准、严谨而又不失亲切的态度营造了一个良好的学习氛围。她们对待学生的任何问题都耐心讲解，从他们身上我学习到了科学研究的技能和正确处理各项事务的能力。

还要感谢我所有的同学和朋友，尤其是同实验室的各位师姐师弟妹们。周艳青师姐十分优秀，为我树立了榜样，在生活和学习上帮了很多忙。白洁同学、陈桐同学等等，与之交流中感受到了亲切和温暖。

最后要感谢我的家人，正式他们给我提供了强有力的后盾，一直在背后默默支持着我。父母的殷切关怀、弟弟的贴心问候都成为我内心奋斗坚持的动力，你们的付出我牢记心中，谢谢你们！

谢谢各位评阅本文的评委，你们的指导建议将使我更加进步，再次感谢！

参 考 文 献

1 Rathgeb C, Uhl A. A survey on biometric cryptosystems and cancelable biometrics[J]. Eurasip Journal on Information Security, 2011, 2011:3(1):1-25

2 Jain A K, Ross A, Prabhakar S. An introduction to biometric recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2004, 14(1):4-20

3 Mordini E, Tzovaras D. Second Generation Biometrics: The Ethical, Legal and Social Context[J]. Second Generation Biometrics the Ethical, 2012, 11

4 Jain A K. Technology: biometric recognition.[J]. Nature, 2007, 449(7158):38-40

5 张海国. 手纹科学[M]. 上海：复旦大学出版社,2014:13-71

6 徐颖. 基于特征融合与仿生模式的生物特征识别研究[M]. 华南理工大学，2013

7 邬向前，张大鹏，王宽全. 掌纹识别技术[M]. 北京：科学出版社，2006

8 Goh Kah Ong Michael, Tee Connie and Andrew Beng, Jin Teoh. A contacteless biometric

system using palm print and palm vein features[M]. Kluwer Aeademie publishers. 2000

9 Mahesh P K, Shanmukhaswamy M N. An Efficient Process of Human Recognition Fusing Palmprint and Speech features[J]. International Journal of Computer Applications, 2010, 6(11):1-6

10 Muquit M A, Abe H. Biometric authentication system and biometric authentication method: US, US 20120291111 A1[P]. 2012

11 Matsumoto K. Palm recognition systems: an ideal means of restricting access to high security areas[J]. Mitsuishi Elactric Advance. 1985, 31: 31- 32

12 Shu W, Zhang D. Automated personal identification by palmprint[J]. Optical Engineering, 1998, 37(8):2359-2362

13 Sun Z, Tan T, Wang Y, etal. Ordinal Palmprint Represention for Personal Identification[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, CA, 2005, 1: 279- 284

14 卢光明. 掌纹识别系统关键技术与算法研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2005.：36-37

15 Liu N, Lovell B C. MMX-Accelerated Real-Time Hand Tracking System[C]// IVCNZ 2001. 2001:381-385

16 Ren M, Yang J, Sun H. Tracing boundary contours in a binary image[J]. Image & Vision Computing, 2002, 20(2):125-131

17 Connie T, Jin A T B, Ong M G K, et al. An automated palmprint recognition system[J]. Image & Vision Computing, 2005, 23(5):501-515

18 Funada J, Ohta N, Mizoguchi M, et al. Feature Extraction Method for Palmprint Considering Elimination of Creases[J]. Technical Report of Ieice Prmu, 1998, 2:1849-1854 vol.2

19 Shu W, Rong G, Bian Z. Automatic palmprint datum points determination by directional projection[J]. Journal of Tsinghua University, 1999, 39:98-100

20 Li W, Zhang D, Xu Z. Palmprint Identification by Fourier Transform. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. 2002, 16(4): 417-43

21 Lei Z, David Z. Characterization of palmprints by wavelet signatures via directional context modeling.[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society, 2004, 34(3):1335-47

22 Zhang S, Wang S, Li X. Palmprint Linear Feature Extraction and Identification Based on Ridgelet Transforms and Rough Sets[C]// Proceedings of the 4th international conference on Intelligent Computing: Advanced Intelligent Computing Theories and Applications-with Aspects of Artificial Intelligence. Springer-Verlag, 2008:1101-1108

23 Qiang L I, Qiu Z D, Sun D M, et al. Online Palmprint Identification Based on Improved 2D PCA[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 25(9):1041-1050

24 Lu G, Zhang D, Wang K. Palmprint recognition using eigenpalms features[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9–10):1463-1467

25 Wu X, Zhang D, Wang K. Fisherpalms based palmprint recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(15):2829-2838

26 Lee Y C, Chen C H. Face Recognition Based on Gabor Features and Two-Dimensional PCA[C]// Iihmsp '08 International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. 2008:572-576

27 Krishneswari K, Arumugam S. Investigation of Probabilistic Graphical Model Algorithms for Palm print Verification[J]. Química Nova, 1997, 20(2):208-212

28 Bouchemha A, Naitali A, Doghmane N. A Robust Technique to Characterize the Palmprint using Radon transform and Delaunay triangulation[J]. International Journal of Computer Applications, 2010, 10(10):24-28

29 Badrinath G S, Gupta P. Palmprint Verification using SIFT features[C]// Image Processing Theory, Tools and Applications, 2008. IPTA 2008. First Workshops on. 2008:1-8

30 王晅, 王峰, 梁荷岩. 基于Contourlet变换与SVM的掌纹识别[J]. 计算机工程, 2012, 38(6):196-197

31 Kong W K, Zhang D. Palmprint Texture Analysis Based on Low-Resolution Images for Personal Authentication[C]// Pattern Recognition, International Conference on. IEEE Computer Society, 2002:30807-30807

32 Kong W K, Zhang D. Feature-Level Fusion for Effective Palmprint Authentication[C]// Biometric Authentication, First International Conference, ICBA 2004, Hong Kong, China, July 15-17, 2004, Proceedings. 2004:761-767

33 Wu X, Wang K, Zhang, D. Palmprint Texture Analysis Using Derivative of Gaussian Filters[C]// Computational Intelligence and Security, 2006 International Conference on. 2006:751 - 754

34 Kong W K., Zhang D. Competitive Coding Scheme for Palmprint Verfication. // Proc of 17th International Conference on Pattern Recognition. Washington, D C, USA. 2004: 520-523

35 Y. Hao, Z. Sun, T. Tan, C. Ren. Multispectral palm image fusion for accurate contact-free palmprint recognition[C]. In Proc. Int. Conf. Image Process, 2008, 281-284

36 Zhang D, Guo Z, Gong Y. An Online System of Multispectral Palmprint Verification[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2010, 59(2):480-490

37 Kong A, Zhang D, Kamel M. Palmprint identification using feature-level fusion[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(3):478-487.

38 郭金玉，苑玮琦. 基于局部保持投影的掌纹识别[J]. 光学学报，2008，28（10）：1920-1924.

39 Han C C, Cheng H L, Lin C L, et al. Personal authentication using palmprint features. Pattern Recogn[J]. Pattern Recognition, 2003, 36:371-381.

40 Hinton G. A practical guide to training restricted Boltzmann machines[J]. Momentum, 2010, 9(1): 926

41 BENGIO Y. Learning deep architecures for AI[J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2009, 2(1): 1-12

42 Braverman M. Poly-logarithmic Independence Fools Bounded-Depth Boolean Circuits[J]. Communications of the Acm, 2011, 54(4):108-115.

43 Hinton G.A practical guide to training restricted boltzmann machines [EB/OL]. <http://learning.cs.toronto.edu.2010.8>

44 Bengio Y, Delalleau O.On the expressive power of deep achitectures[A]. Proc of 14th International Conference on Discovery Science[C]. Berlin:Springer Verlag. 2011.18-36

45 LeCun Y, Kavukcuoglu K, Farabet C.Convolutional networks and applications in vision[C]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems.2010

46 Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25(2):2012

47 胡昭华，宋耀良.基于Autoencoder网络的数据降维和重构。电子与信息学报[J].2009, 31(5): 1189-1192

48 Cottrell G W. New Life for Neural Networks[J]. Science, 2006, 313(5786):454-455.

49 Palmqvist S, Söderfeldt B, Arnbjerg D. Modeling human motion using binary latent variables[C]// Advances in Neural Information Processing Systems 19, Proceedings of the Twentieth Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, British Columbia, Canada, December 4-7, 2006. 2006:2007

50 Luo P, Wang X, Tang X. Hierarchical face parsing via deep learning[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2012:2480-2487

51 Itamar A,Derek C R,Thomas P K, Deep machine learning——a new frontier[J]. Artificial Intelligence Research IEEE Computational Intelligence Magazine, 2010, 5(4): 13-18

52 Kim S, Lee D, Kim J. Algorithm for Detection and Elimination of False Minutiae in Fingerprint Images[C]// International Conference on Audio-& Video-Based Biometric Person Authentication. Springer-Verlag, 2001:235-240

53 林椹尠, 宋巨龙, 宋国乡. 一种新的基于提升多小波变换的图像融合方法[J]. 信号处理, 2006, 22(5):716-718

54 李俭川. 神经网络在信号除噪技术中的应用[J]. 电子技术应用, 1999, 25(12):7-9

作 者 简 介

姓名：赵丹丹

性别：女

民族：汉族

出生年月：1989年10月

籍贯：河南省驻马店市

专业：计算机应用技术

研究方向：图像处理与模式识别

指导老师：潘新 副教授

发表论文：《Palmprint Recognition Based on Deep Learning》

《基于提升小波和深度学习的掌纹识别》