



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
05
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像自动聚类 P574



第21卷第5期（总第241期）
2016年5月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文
编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

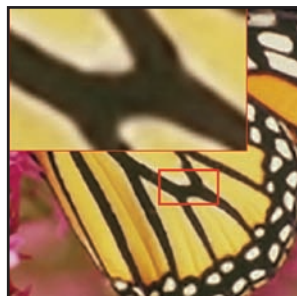
Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

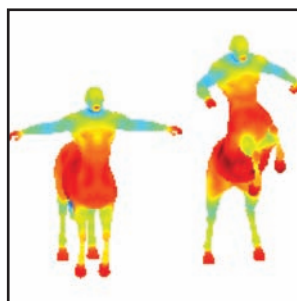
Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

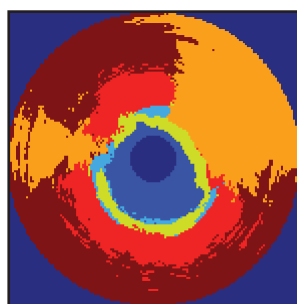
CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



利用双通道卷积神经网络的
图像超分辨率算法(第556页)



融合特征描述符约束的3维
等距模型对应关系计算(第
628页)



结合先验形状信息和序贯学
习的心血管内超声外弹力膜
检测(第646页)

综述

中国图像工程: 2015

章毓晋 533

图像处理和编码

基于代价敏感Adaboost目标跟踪

薛一哲, 王拓 544

利用双通道卷积神经网络的图像超分辨率算法

徐冉, 张俊格, 黄凯奇 556

图像分析和识别

局部均匀模式描述和双加权融合的人脸识别

任福继, 李艳秋, 许良凤, 胡敏, 王晓华 565

K步稳定的鞋印花纹图像自动聚类

王新年, 舒莹莹 574

空间约束混合高斯运动目标检测

董俊宁, 杨词慧 588

图像理解和计算机视觉

分层信息融合的物体级显著性检测

李波, 金连宝, 曹俊杰, 冷成财, 卢春园, 苏志勋 595

结合区域协方差分析的图像显著性检测

张旭东, 吕言言, 缪永伟, 郝鹏翼, 陈佳舟 605

前景判别的局部模型匹配目标跟踪

刘大千, 刘万军, 费博雯 616

计算机图形学

融合特征描述符约束的3维等距模型对应关系计算

杨军, 闫寒, 王茂正 628

一类加权有理插值样条曲面及局部约束控制

刘植, 肖凯, 陈晓彦, 江平, 谢进 636

医学图像处理

结合先验形状信息和序贯学习的心血管内超声外弹力膜检测

林慕丹, 杨丰, 梁淑君, 赵海升, 黄铮, 崔凯 646

遥感图像处理

局部显著特征下的光学遥感图像舷靠舰船检测

李轩, 刘云清, 卞春江, 毛博年 657

长时序高光谱图像清晰度影响因素分析

尚任, 黑保琴, 李盛阳, 覃帮勇, 张九星 665

基于变差函数的中高分辨率SAR影像农村建筑区提取

林晨曦, 周艺, 王世新, 刘文亮, 田野, 张燕楠 674

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

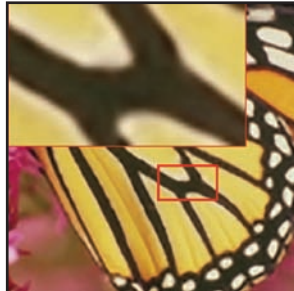
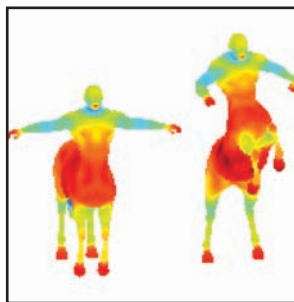
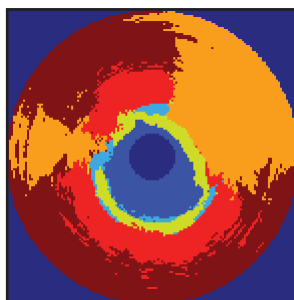


Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks(P556)



Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor (P628)



External elastic membrane border detection based on for intravascular ultrasound images(P646)

Review

Image engineering in China: 2015	
Zhang Yujin	533

Image Processing and Coding

Object-tracking method based on improved cost-sensitive Adaboost	
Xue Yizhe, Wang Tuo	544
Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks	
Xu Ran, Zhang Junge, Huang Kaiqi	556

Image Analysis and Recognition

Face recognition method based on local mean pattern description and double weighted decision fusion for classification	
Ren Fuji, Li Yanqiu, Xu Liangfeng, Hu Min, Wang Xiaohua	565
K-steps stabilization based on automatic clustering of shoeprint images	
Wang Xinnian, Shu Yingying	574
Moving object detection using improved Gaussian mixture models based on spatial constraint	
Dong Junning, Yang Cihui	588

Image Understanding and Computer Vision

Object level saliency detection by hierarchical information fusion	
Li Bo, Jin Lianbao, Cao Junjie, Leng Chengcai, Lu Chunyuan, Su Zhixun	595
Image saliency detection using regional covariance analysis	
Zhang Xudong, Lyu Yanyan, Miao Yongwei, Hao Pengyi, Chen Jiazhou	605
Foreground discrimination in local model-matching tracking	
Liu Daqian, Liu Wanjun, Fei Bowen	616

Computer Graphics

Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor	
Yang Jun, Yan Han, Wang Maozheng	628
Weighted rational interpolation spline surfaces and local constraint control	
Liu Zhi, Xiao Kai, Chen Xiaoyan, Jiang Ping, Xie Jin	636

Medical Image Processing

External elastic membrane border detection based on sequential learning and prior shape information for intravascular ultrasound images	
Lin Mudan, Yang Feng, Liang Shujun, Zhao Haisheng, Huang Zheng, Cui Kai	646

Remote Sensing Image Processing

Inshore ship detection method in optical remote sensing images using local salient characteristics	
Li Xuan, Liu Yunqing, Bian Chunjiang, Mao Bonian	657
Analysis of factors influencing clarity of hyper spectral images in long time series	
Shang Ren, Hei Baoqin, Li Shengyang, Qin Bangyong, Zhang Jiuxing	665
Variogram-based rural build-up area extraction from middle and high resolution SAR images	
Lin Chenxi, Zhou Yi, Wang Shixin, Liu Wenliang, Tian Ye, Zhang Yannan	674

中图法分类号: TP391.5 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)05-565-09

论文引用格式: Ren F J, Li Y Q, Xu L F, Hu M, Wang X H. Face recognition method based on local mean pattern description and double weighted decision fusion for classification[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(5): 565-573. [任福继, 李艳秋, 许良凤, 胡敏, 王晓华. 局部均匀模式描述和双加权融合的人脸识别[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(5): 565-573.] [DOI:10.11834/jig.20160504]

局部均匀模式描述和双加权融合的人脸识别

任福继, 李艳秋, 许良凤, 胡敏, 王晓华

1. 合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009

2. 情感计算与先进智能机器安徽省重点实验室, 合肥 230009

摘要: **目的** 针对 LBP 算法对边缘及噪声信息比较敏感, 提出一种统一化的局部均值模式 (ULMP) 描述算子。考虑到全局和局部特征在识别上的互补性, 提出一种 ULMP 描述和双加权融合的人脸识别方法。**方法** 首先利用 ULMP 算法获得整幅图像的编码图, 接着将其分块, 统计每一子块的直方图获得局部纹理特征, 并结合 BP 神经网络得到局部分类结果。引入云模型求取不同子块的权值, 对局部分类结果进行加权融合。整体纹理特征的获取是将不同子块的直方图特征串联。在得到全局和局部的分类结果后, 将两者加权集成, 获得最终的识别结果。**结果** 在 ORL 和 Yale 人脸库上进行实验, ULMP 具有很好的识别性能。5 幅测试样本时, 在 ORL 库上取得了 95.9% 的平均识别率, 分别比局部二值模式 (LBP)、MCT、局部方向模式 (LGP)、统一的 LBP (ULBP) 和局部中心二值模式 (CS-LBP) 高 11.3%、10.6%、9.5%、8.9% 和 3.9%; 在 Yale 库上取得了 97.4% 的识别率, 分别比 LBP、MCT、LGP、ULBP 和 CSLBP 高 19.9%、17.7%、10.7% 和 0.7%。在 ORL 和 Yale 人脸库上, 本文提出的双加权融合模式分别取得了 98.5% 和 98.34% 的平均识别率, 高于任何单一模块。**结论** 本文提出的纹理提取算法 ULMP, 具有很好的平滑噪声及边缘信息的作用, 适用于面部纹理特征的提取。利用云模型求取的权值的方法能够较好地发挥局部分类器间的集成作用, 最终有效地提高了系统的整体性能。双加权融合模式是一种精确且有效的人脸识别方法, 适用于静态人脸图像的匹配识别。

关键词: 人脸识别; 局部均值模式; 双加权融合; 云模型

Face recognition method based on local mean pattern description and double weighted decision fusion for classification

Ren Fuji, Li Yanqiu, Xu Liangfeng, Hu Min, Wang Xiaohua

1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Affective Computing and Advanced Intelligent Machines Anhui Key Laboratory, Hefei 230009, China

Abstract: **Objective** The LBP (local binary pattern) algorithm is sensitive to edge and noise. Thus, this study proposes a new algorithm called uniform local mean pattern (ULMP). Considering the complementarity of global and local features on recognition, this study proposes a face recognition method based on ULMP description and double weighted decision fusion for classification. **Method** First, we use the ULMP algorithm to derive the code diagram of the entire image. The concrete steps to obtain the eight binary codes are implemented by comparing the eight average pixels with the center pixel. Each of

收稿日期: 2015-09-07; 修回日期: 2015-12-16

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61432004, 61300119); 安徽省自然科学基金项目 (1408085MKL16)

第一作者简介: 任福继 (1959—), 男, 教授, 博士生导师, 1991 年于日本国立北海道大学获工学博士学位, 主要研究方向为计算机视觉、模式识别、信号与信息处理、情感识别。E-mail: ren@is.tokushima-u.ac.jp

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61432004, 61300119)

the eight values is obtained by computing the average pixels of the eight directions, three horizontal directions, three vertical directions, and two diagonal directions. Each binary code is multiplied by the corresponding weight coefficient and then added to derive the ULMP coding value of the center pixel and the code pattern of the entire image. Then, the code diagram is divided into equal sub-blocks and each sub-block histogram is assessed to determine the local texture features. The global texture feature is obtained by connecting the histogram of different sub-block features. To emphasize the importance of different sub-blocks in the final recognition, this study introduces the cloud model and structure-based classifiers by constructing sub-image sets to obtain the weight of each sub-block. In the testing phase, each block of the statistical characteristics of a test sample is combined with the BP neural network to determine the posterior probability of each category. We use the weights calculated by the cloud model fused with the linear weighted decision to derive the local classification results. After obtaining the results of local and global classification, we conducted weighted integration to obtain the final recognition results. **Result** The experimental results on the ORL and Yale face database show that the ULMP exhibits good recognition performance. The average recognition rate is 95.9% on the ORL database with five test samples. The proposed approach increases the recognition rate of LBP, MCT (modified census transform), LGP (local gradient patterns), ULBP, and CS-LBP by 11.3%, 10.6%, 9.5%, 8.9%, and 3.9%, respectively. The average recognition rate is 97.4% on the Yale database with five test samples. The proposed approach increases the recognition rate of LBP, MCT, LGP, ULBP, and CS-LBP by 18.9%, 17.7%, 17.1%, 10.7%, and 0.7%, respectively. At the same time, the double weighted decision fusion pattern proposed in this study obtained the average recognition rates of 98.5% and 98.34% on ORL and Yale database, respectively. These rates are higher than any single module. **Conclusion** In this study, a new texture extraction algorithm called ULMP is proposed. The ULMP has a good effect on smoothing noise and edge information and can achieve a high recognition rate. The ULMP is suitable for extracting facial features. At the same time, the method employs the cloud model to derive the weights that can better develop the integration between the local classifiers. Ultimately, the ULMP improves the overall performance of the system and obtains a higher recognition rate. The ULMP is compared with other methods to verify its validity. Results show that the double weighted fusion model is a precise and effective method for face recognition.

Key words: face recognition; local mean pattern (LMP); double weighted decision fusion; cloud model

0 引言

人脸识别^[1-3]是近些年来一个热门的研究课题,考虑到环境的复杂性、姿态的多变性以及遮挡等因素对识别的影响,如何提取有效的特征来描述人脸和实现匹配变得至关重要。研究者们提出层出不穷的特征描述算法如:主成分分析^[4]、线性鉴别分析^[5]、小波变换^[6]、稀疏变换^[7]等。局部二值模式^[8-9](LBP)是一种局部纹理描述算法,简单高效且具有良好的旋转不变性和灰度不变性,被广泛应用在人脸检测^[10]、表情识别^[11]、门禁系统、文本识别^[12]及图像检索等领域。近年来,有不少学者对LBP进行改进,如中心对称局部二值模式(CS-LBP)^[13]、局部方向模式(LDP)^[14]、局部梯度模式(LGP)^[15]、(MCT)^[16]等,它们均是利用邻域点与点之间的局部大小关系来描述纹理信息,当遇到随机噪声或者有光照及边缘变化时,识别性能就会大大

降低^[17]。为了解决这个问题,提出一种新的纹理描述算法——局部均值模式(LMP),通过比较3对水平和3对垂直方向以及对角方向上像素点的灰度平均值与中心像素点的大小关系来获得8位二进制码进而获得整幅图像的编码图。考虑到整体和局部信息在识别上的互补性^[18],本文提出双加权融合的人脸识别方法。首先利用统一化的LMP算法获得整幅图像的编码图。为了描述编码图的空间结构,对其进行分块,统计每一子块的直方图获得局部纹理特征。为了区分不同子块在识别上的贡献,本文将训练集上不同子图像集对各个类别的准确率作为云滴,利用云模型^[19]求取各子块权重,最后将各子块局部纹理分类结果综合。整体纹理特征的获取是将不同子块的直方图特征串联,联合BP神经网络^[20]获得整体分类模型。在得到整体和局部的分类结果后,将其加权集成,获得最终的识别结果。在ORL和Yale人脸库上的实验结果表明,本文提出的LMP描述算子能够达到较高的识别率,且本文提出的双

加权融合模式是有效的。

1 LBP 及 LMP 算法

1.1 LBP 基本原理

LBP 是一种典型的结构与统计相结合的纹理分析方法。基本的 LBP 算子是以中心像素灰度值为

阈值,将 8 邻域内的像素灰度值与中心像素进行比较,其值若大于中心像素则标记为 1,否则为 0,由此可以获得一个 8 位的二进制数,每一位乘以相应的权重系数,求和累加得到 LBP 编码值。按照此方法可以得到整幅图的 LBP 特征值,将这些特征值进行直方图统计就能够得到图像模式特征的统计分布情况。LBP 算子的基本思想如图 1 为所示。

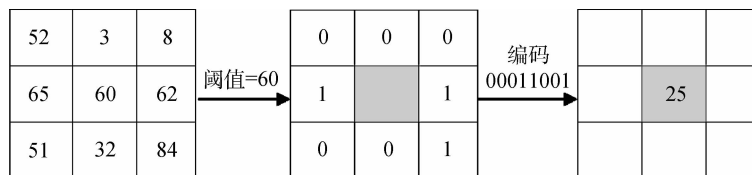


图 1 LBP 算子基本思想

Fig. 1 The basic LBP operator

1.2 LMP 基本原理

LBP 计算简单且高效,可以捕捉图像的细节特征,但是受噪声及边缘点的影响,该模式的稳定性不高。与 LBP 不同,本文提出的 LMP 不再关注中心像素点与其邻域上单个像素点之间的灰度值大小关系,而是比较邻域同一方向上的灰度均值与中心像素点的大小关系。即分别求取 3 对水平方向和 3 对垂直方向及对角方向像素灰度值的均值,并与中心像素值进行比较,以此获得 8 位二进制码,最后每一位二进制码乘以相应的权重系数求和得到该中心像素点的纹理特征。如图 2 所示,在灰度图像中,定义 g_c 是中心像素点的灰度值, g_p ($p = 0, 1, \dots, 7$) 是中心像素邻域内第 p 个采样点的灰度值。局部均值向量 $[a_0, a_1, \dots, a_7]$ 表示中心像素 g_c 的均值结构,它们定义为

$$a_0 = \frac{1}{3}(g_0 + g_1 + g_2)$$

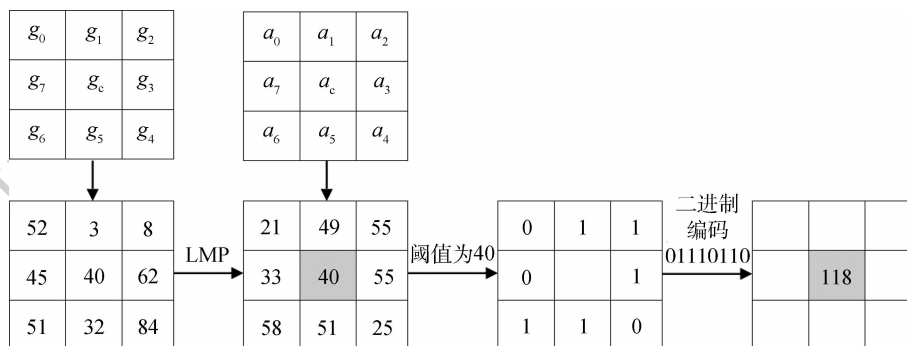


图 2 LMP 算子基本思想

Fig. 2 Illustration of the basic LMP operator

$$a_1 = \frac{1}{3}(g_7 + g_c + g_3)$$

$$a_2 = \frac{1}{3}(g_6 + g_5 + g_4)$$

$$a_3 = \frac{1}{3}(g_0 + g_7 + g_6)$$

$$a_4 = \frac{1}{3}(g_1 + g_c + g_5)$$

$$a_5 = \frac{1}{3}(g_2 + g_3 + g_4)$$

$$a_6 = \frac{1}{3}(g_0 + g_c + g_4)$$

$$a_7 = \frac{1}{3}(g_2 + g_c + g_6)$$

则

$$M_{LMP} = \sum_{p=0}^{P-1} s(a_p - g_c) \cdot 2^p \quad (1)$$

$$s(p) = \begin{cases} 1 & a_p - g_c \geq 0 \\ 0 & a_p - g_c < 0 \end{cases} \quad (2)$$

1.3 ULMP

由 LMP 的定义可知, LMP 共有 $2^8 = 256$ 种二进制模式, 数目较多。本文借鉴 ULBP(uniform LBP)^[21] 的思想, 进一步提出统一化的 LMP(ULMP)。将 LMP 的二进制模式看做一个首尾相连的环形, 当其相邻两位从 0 到 1 或 1 到 0 的跳变不超过 2 次时, 该模式被称为统一模式(共 58 种), 其余的归为非统一

模式, 总共 59 种模式。经过 ULMP 运算得到的是一个 59 维的统计直方图, 统一化后保留的模式往往反映重要信息, 且大大降低了 LMP 的特征数目。

图 3 给出了利用 ULBP 和 ULMP 算法求取人脸库中的部分图像在有表情、光照、遮挡情况下的直方图特征及其重建图。可以明显看出, ULMP 描述的纹理特征更加细腻, 且直方图特征较均匀。

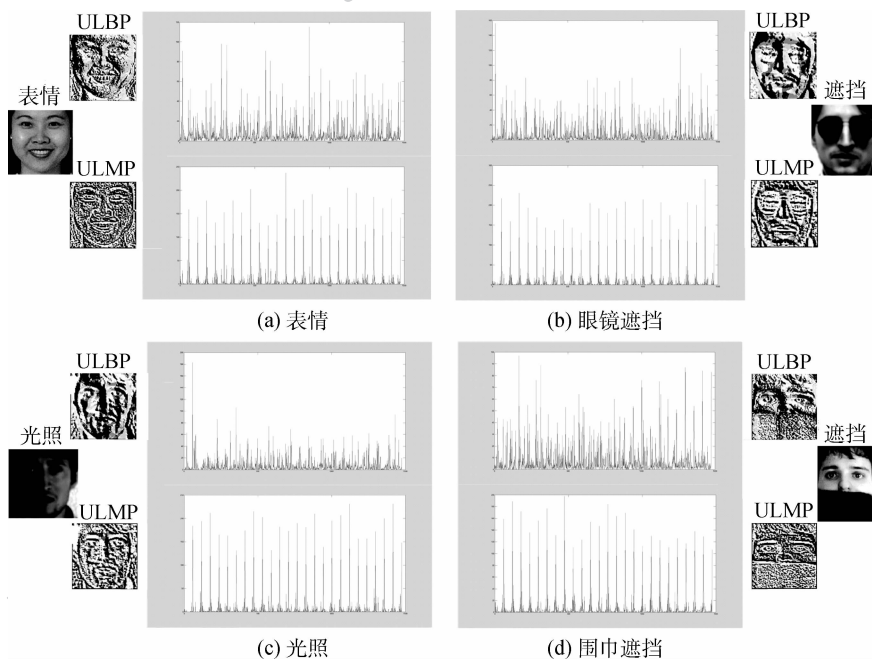


图 3 不同算法提取特征的重构图

Fig. 3 Reconstruction figures of extracting features by different algorithms ((a) expression; (b) shelter with glasses; (c) illumination; (d) shelter with scarf)

2 子图像集的构造

ULMP 模式一次性提取了整个图像的编码图, 为了表达 ULMP 的空间结构特征, 对其进行分块, 统计每一子块的直方图并将其串联获得整幅图像的纹理特征。

子图像^[22]的划分通常有局部器官法和局部区域法两种方法。局部器官法主要依据人脸五官的位置进行划分, 这种方法往往需要人工干预。为了考虑实际情况, 本文采用最简单的局部区域法, 就是对人脸图像进行均匀分块。将所有图像中位置相同的子图像进行组合, 构造一个子图像集。以 2×2 分块为例, 子图像集构建过程如图 4 所示。

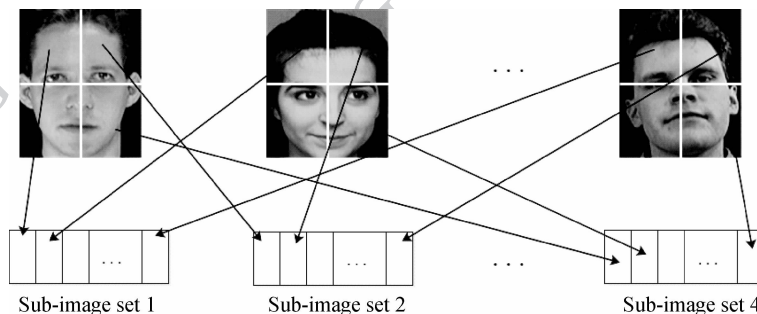


图 4 子图像集的构建过程

Fig. 4 The construction process of sub-images sets

3 云模型

为了刻画不同子块对识别的重要程度,我们为每个子图像集构建一个局部分类模型,其个数及多样性完全由子图像划分的形式和样本来决定。为了描述局部分类器的性能以及随样本变化的稳定性和可靠度,本文引入云模型,并以此来估计局部分类器的权值,实现定性到定量的转换。

云模型是李德毅院士提出的一种定性定量不确定性转换模型,它将模糊集理论中的模糊性和概率理论中的随机性有机地结合起来,在性能评估识别等领域占重要位置^[23-25]。

3.1 云的数字特征

云模型通过期望 Ex , 熵 En , 超熵 He 这3个数字特征来整体表征一个概念。期望 Ex 反映了云滴群的重心位置;熵 En 反映了论域空间中可被这个定性概念接受的范围,即模糊度,是定性概念亦此亦彼性的度量,另一方面还反映在论域空间中的点能够代表这个定性概念的概率,表示定性概念的云滴的随机性;超熵 He 反映了在论域空间中代表该语言值不确定度的凝聚性,即云滴的凝聚。

3.2 云发生器

云发生器主要有正向云发生器和逆向云发生器。本文主要应用逆云发生器进行研究。逆云发生器是定量到定性的转换,即已知云中相当数量正态分布的云滴分布 $Drop(x, \mu)$, 确定正态云的3个数字特征值 Ex , En 和 He 。

1 维逆向云发生器的算法如下:

输入: N 个云滴的定量值 x_i 。

输出: 这 N 个云滴表示的定性概念 A 的期望值 Ex , 熵 En 和超熵 He 。

1) 计算所有云滴的均值

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3)$$

2) 计算云滴的方差

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^2 \quad (4)$$

3) 云滴的期望值 $Ex = \bar{X}$

4) 计算云滴的熵

$$En = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - Ex| \quad (5)$$

5) 计算超熵

$$He = \sqrt{S^2 - En} \quad (6)$$

利用逆向云算法来刻画分类器的识别稳定性和可靠度,将其在不同类别上的准确率作为云滴,输入到逆向云发生器中生成表征分类器性能的云。借助混淆矩阵 CM 来统计学习器的识别情况。

3.3 类准确率的统计

给定一个样本空间 P , 该空间包含 M 种互斥类别, C_m 代表分类空间 C 中的第 m 类。用分类器对来自 P 的样本进行学习,利用混淆矩阵来统计分类器的分类情况,即

$$CM = \begin{bmatrix} n_{11} & n_{12} & \cdots & n_{1l} & \cdots & n_{1M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ n_{m1} & n_{m2} & \cdots & n_{ml} & \cdots & n_{mM} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ n_{M1} & n_{M2} & \cdots & n_{Ml} & \cdots & n_{MM} \end{bmatrix}$$

式中, n_{ml} 为分类器将 C_m 类中的样本识别为 C_l 类的数量。若 $m = l$, 则 n_{ml} 为分类器正确识别 C_m 类中样本的数量;若 $m \neq l$, 则 n_{ml} 为分类器将 C_m 类中的样本错误识别为 C_l 类的数量。通过计算混淆矩阵,求取分类器在样本空间 P 上的类准确率

$$Acc_m = \frac{n_{mm}}{\sum_{l=1}^M n_{ml}} \quad (7)$$

式中, $m = 1, 2, \dots, M$ 。

3.4 求取各个子块权值的方法

对不同的子图像集构造局部分类器,利用混淆矩阵求取类准确率,并将其作为云滴输入到逆向云发生器中,进而利用云计算求取各个子块的权值,完成定性到定量的转换。为了避免分类器陷入局部最优,即仅能识别训练样本集的某些样本,而无法识别其他样本,这样会对求取不同子块权值产生干扰。采用分层交叉验证的方式利用不同的训练样本构建不同的分类器,求取类平均准确率。具体步骤如下:

1) 将人脸图像样本集分为训练集和测试集两部分,将训练集 T 分成 K 份,每一份中均包括全部类别。取其中的 $K-1$ 份作为训练集,余下的一份作为校验集。

2) 利用 ULMP 算法求取训练样本整幅图像的编码图,将编码图均匀分成 B 块,按照图 4 中的方法,对应位置组成子图像集。

3) 结合 BP 神经网络, 构造 B 个局部分类器, 上述过程循环 K 次求取 KB 个局部分类器在验证集上的平均类准确率, 将其当做云滴输入到逆向云发生器中, 生成了表征分类器性能的云。

4) 按照式(3)—(6)求取不同子块的数字特征 (Ex, En, He) , 计算第 b ($1 \leq b \leq B$) 个子块的权重

$$w_b = \frac{\exp(Ex_b - (En_b + He_b))}{\sum_b \exp(Ex_b - (En_b + He_b))} \quad (8)$$

期望 Ex 表示分类器的正确识别率; 熵 En 表示分类器对样本的识别能力的离散程度, 体现了分类器随样本变化的稳定性, 描述了分类器在不同样本区域上的类准确率的变化; 超熵 He 表示与分类器正常发挥的偏离程度 (即随机性)。上述 3 个值能够很好地反映分类器的性能优劣。

3.5 整体—局部融合的分类方案

输入待测样本 X , 给定一个分类空间 P 。

1) 求取 X 整幅图像的 ULMP 编码图, 将其分块, 统计每一子块的直方图, 并将其串联, 获得整幅图像的纹理特征, 结合 BP 分类器, 求取其属于类别 C_m 的后验概率 $y_{C_m}^{\text{Global}}$, $m = 1, 2, \dots, M$ 。

2) 结合 BP 分类器, 求取 X 上不同子块属于类别 C_m 的后验概率, 设 y_{b, C_m} 表示 X 第 b 个子块属于 C_m 的后验概率, w_b 为利用云模型获得的第 b 个子块的权值, 求取

$$y_{C_m}^{\text{Local}} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B w_b y_{b, C_m} \quad (9)$$

式中, $m = 1, 2, \dots, M$ 。

3) 决策层融合后得到目标 X 的属于 C_m 的后验概率为

$$Y_{C_m} = w_G y_{C_m}^{\text{Global}} + (1 - w_G) y_{C_m}^{\text{Local}} \quad (10)$$

式中, w_G 为整体分类器的权值。

4) 最终输出类别是 $Q = \arg \max Y_{C_m}, m = 1, 2, \dots, M$ 。

4 实验结果及分析

为了验证本文方法的有效性, 分别在 ORL 人脸库和 Yale 人脸库上进行相关实验。

4.1 实验数据库

ORL 人脸库是由英国剑桥 AT&T 实验室创建, 由 40 个不同年龄、不同性别和不同种族的对象组成, 每个人有 10 幅不同的人脸图像, 共 400 幅图像。Yale 库由 165 幅 (15 个人, 每人 11 幅) 人脸图像组成, 主要包括光照条件、表情的变化。

4.2 实验结果及分析

1) ORL 库及 Yale 库上, 不同算法识别率的对比。利用 ULMP 算法求取整体纹理直方图特征, 采用 Chi 平方统计法计算直方图特征相似度, 最后根据最近邻准则分类。对不同人脸库分别进行 5 次识别实验, 最后取均值。不同训练样本下, 不同算法在 ORL 库和 Yale 库上的错误率比较结果如表 1 所示。

表 1 不同算法在不同人脸库上错误率比较

Table 1 Percentage error rates between different algorithms for different databases

人脸数据库	算法	训练样本数							
		2	3	4	5	6	7	8	9
ORL	LBP ^[1]	26.6	23.9	18.3	15.4	11.7	8.2	6.5	5.0
	MCT ^[1]	25.3	23.1	17.5	14.7	10.3	7.4	5.8	4.4
	LGP ^[1]	25.0	22.5	16.9	13.6	9.9	6.3	4.8	4.1
	ULBP	23.75	21.7	16.3	13.0	9.6	6.1	4.7	3.9
	CSLBP ^[13]	20.6	16.1	11.7	8	4.4	3.3	1.3	2.5
	ULMP	20.8	12.1	8.0	4.1	2.8	3.0	1.8	1.5
Yale	LBP ^[1]	31.1	27.2	24.8	21.5	15.6	12.2	10.3	6.6
	MCT ^[1]	30.6	26.5	24.4	20.3	15.5	11.7	9.4	5.2
	LGP ^[1]	29.4	25.9	23.1	19.7	13.9	10.1	8.3	4.8
	ULBP	22.2	20.8	19.0	13.3	9.3	8.3	8.8	6.7
	CSLBP ^[13]	7.4	4.2	3.8	3.3	5.3	6.7	8.9	10
	ULMP	2.2	1.9	2.3	2.6	2.7	3	2.2	2.5

2) 不同人脸库上, 基于局部和云加权融合的认可率对比。为了避免分块数过多, 造成时间复杂度增加, 同时局部分类器的识别能力也有限, 本文仅对图像进行 2×2 分块。在 ORL 库和 Yale 库上, 人脸被归一化为 96×96 像素大小。分别随机选取每人的 5 幅图像作为训练样本, 经过 $K (=5)$ 折运算, 运用云模型求取各个子块的权值, 进而求取加权融合后的识别结果。对不同人脸库分别进行 5 次识别实验, 最后取均值。实验结果如图 5 所示。可以看出, 加权融合得到的识别率明显高于单一局部块的识别率, 说明利用云计算来求取表征分类器整体性能权值的方法是有效的, 它不仅考虑了各个局部分类器的统计性能也考虑了各个样本的具体情况, 能够更好地发挥局部分类器之间的集成作用, 从而提高了集成系统的性能。

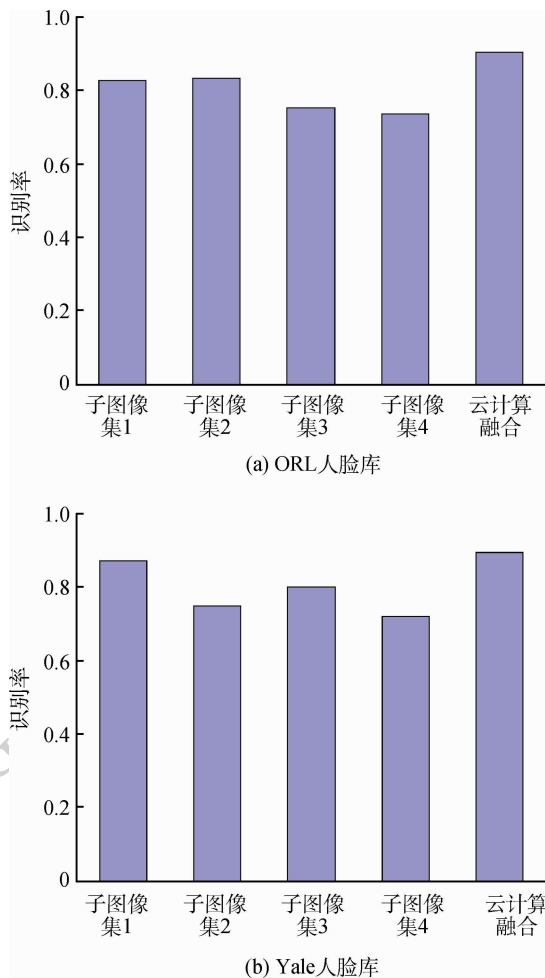


图5 基于局部和云加权融合的认可率对比

Fig. 5 The comparison of recognition rate based on local and cloud weighted fusion ((a) ORL face database; (b) Yale face database)

3) 全局和局部加权集成的识别对比。ORL 人脸库和 Yale 库分别随机选取每人的 5 幅图像作为训练样本, 剩下的图像作为测试样本。结合 BP 神经网络, 利用加权集成的方法将全局和局部获得的后验概率值进行融合。实验结果如图 6 所示, 在 ORL 人脸库上, $w_G = 0.6$ 时, 集成分类器取得最优的识别效果, 识别率为 98.5%; 在 Yale 人脸库上, $w_G = 0.4$ 时, 集成分类器取得了最优的识别效果, 识别率为 98.34%。结合图 6 中权值的分配可知, 在达到最优识别效果时, ORL 库上全局分类器的权重大于局部的权重, 而在 Yale 库上则相反。这说明在集成表示的分类器中, 全局和局部特征占有同样重要的地位, 它们在模式匹配的过程中发挥着不同的作用, 选择合适的权值分配, 本文算法可以取得较高的识别率。表 2 给出了在 ORL 库和 Yale 库上, 本文与其他算法的识别率对比。

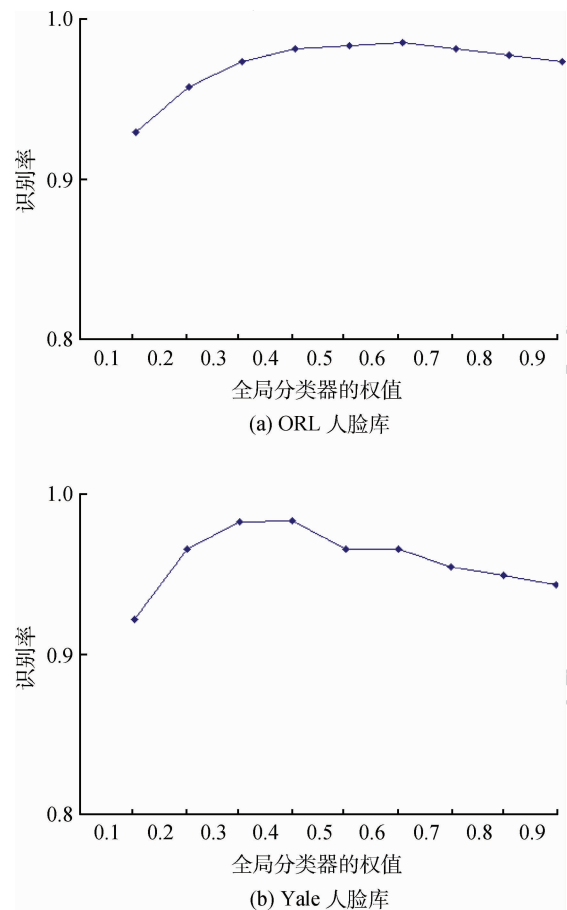


图6 权值分配对识别率的影响

Fig. 6 Effect of weight distribution on recognition rate ((a) ORL face database; (b) Yale face database)

表2 不同方法的识别率比较

Table 2 The comparison of recognition rate based on different methods

算法	ORL 库	Yale 库
文献[7]	96.18	93.79
文献[8]	96.50	85.29
文献[9]	96.50	94.91
本文	98.50	98.34

5 结 论

本文提出了一种 ULMP 描述和双加权融合的人脸识别方法,针对 LBP 算法在提取人脸特征数据时,对边缘及噪声信息比较敏感,提出了一种均匀模式的纹理描述算法。该算法具有平滑边缘及噪声信息的作用,实验结果表明了该算法描述特征及识别分类上的有效性。考虑到整体信息和局部信息对识别的互补性,本文提出了双加权模式,对局部纹理描述云加权,将各个子块的局部纹理描述结果综合决策,并将其与全局纹理表示进行加权集成,实现双加权模式。实验结果表明,双加权融合模式获得的识别率高于任何单一模块,且与其他文献中的算法相比也证明其有效性。它对于提高人脸识别系统的性能是有效的,适用于静态人脸图像的匹配识别。基于集成理论的识别方法具有良好的推广能力,因此下一步工作主要是针对复杂情况下的人脸识别问题,提出新的集成策略和融合方案,进一步提升系统的识别性能。

参考文献 (References)

- [1] Chakraborti T, Chatterjee A. A novel binary adaptive weight GSA based feature selection for face recognition using local gradient patterns, modified census transform, and local binary patterns [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2014, 33: 80-90. [DOI: 10.1016/j.engappai.2014.04.006]
- [2] Wu H P, Dai S K. Face recognition of 2DLDA based on ULBP eigensubspace [J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2014, 27(10): 894-899. [吴煌鹏, 戴声奎. 基于 ULBP 特征子空间的 2DLDA 人脸识别方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(10): 894-899. [DOI: 10.3969/j.issn.1003-6059.2014.10.005]
- [3] Huang Z H, Li W J, Wang J, et al. Face recognition based on pixel-level and feature-level fusion of the top-level's wavelet sub-bands [J]. Information Fusion, 2015, 22: 95-104. [DOI: 10.1016/j.inffus.2014.06.001]
- [4] Tan K R, Chen S C. Adaptively weighted sub-pattern PCA for face recognition [J]. Neurocomputing, 2005, 64: 505-511. [DOI: 10.1016/j.neucom.2004.10.113]
- [5] Zuo W M, Zhang D, Yang J, et al. BDPCA plus LDA: a novel fast feature extraction technique for face recognition [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2006, 36(4): 946-953. [DOI: 10.1109/TSMCB.2005.863377]
- [6] Hu Haifeng. Variable lighting face recognition using discrete wavelet transform [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(13): 1526-1534. [DOI: 10.1016/j.patrec.2011.06.009]
- [7] Zhu N B, Tang T, Tang S, et al. A sparse representation method based on kernel and virtual samples for face recognition [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(23): 6236-6241. [DOI: 10.1016/j.ijleo.2013.05.017]
- [8] Zhang J Y, Wu X C. Feature extraction of faces based on a weighted local binary pattern [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(12): 1794-1801. [张洁玉, 武小川. 加权局部二值模式的人脸特征提取 [J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(12): 1794-1801. [DOI: 10.11834/jig.20141211]
- [9] Zhang J Y, Zhao H P, Chen S. Face recognition based on weighted local binary pattern with adaptive threshold [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(6): 1327-1333. [张洁玉, 赵鸿萍, 陈曙. 自适应阈值及加权局部二值模式的人脸识别 [J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6): 1327-1333. [DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01218]
- [10] Bilaniuk O, Fazlersi E, Laganier R, et al. Fast LBP Face Detection on Low-Power SIMD Architectures [C]//Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Washington DC: IEEE Computer Society, 2014: 630-636.
- [11] Kim T, Kim D. MMI-based optimal Lbp code selection for facial expression recognition [C]//IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Ajman: IEEE, 2009: 384-391. [DOI: 10.1109/ISSPIT.2009.5407554]
- [12] Guo Z H, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1657-1663. [DOI: 10.1109/TIP.2010.2044957]
- [13] Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 425-436. [DOI: 10.1016/j.patcog.2008.08.014]
- [14] Jabid T, Kabir M H, Chae O. Local directional pattern (LDP) - a robust image descriptor for object recognition [C]//Proceedings

- of 7th International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Boston, MA: IEEE, 2010: 482-487. [DOI: 10.1109/AVSS.2010.17]
- [15] Jun B, Kim D. Robust face detection using local gradient patterns and evidence accumulation [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(9): 3304-3316. [DOI: 10.1016/j.patcog.2012.02.031]
- [16] Froba B, Ernst A. Face detection with the modified census transform[C]//Proceedings of 6th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Seoul, South Korea: IEEE, 2004: 91-96. [DOI: 10.1109/AFGR.2004.1301514]
- [17] Tan W M, Li B, Zhang W C. Research on background modeling method based on center-symmetric local binary patterns [J]. Journal of university of science and technology of China, 2010, 40(11): 1112-1116, 1152. [谭文明, 李斌, 张文聪. 基于中心对称局部二值模式的背景建模方法研究[J]. 中国科学技术大学学报, 2010, 40(11): 1112-1116, 1152.] [DOI: 10.3969/j.issn.0253-2778.2010.11.003]
- [18] Hu Z P, Song S F. Bi- L_1 sparse representation algorithm for face recognition based on fusion of global and separated components [J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2012, 25(2): 256-261. [胡正平, 宋淑芬. 基于全局和分离部件融合的双 L_1 稀疏表示人脸图像识别算法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(2): 256-261.] [DOI: 10.3969/j.issn.1003-6059.2012.02.011]
- [19] Li D Y, Meng H J, Shi X M. Membership clouds and membership cloud generators[J]. Computer R & D, 1995, 32(6): 15-20. [李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展, 1995, 32(6): 15-20.]
- [20] Gao L L, Hu S, Li Z H. A face recognition method based on a combination of integrated neural network and KICA algorithm [C]//Proceedings of International Conference on Systems and Informatics. Yantai: IEEE, 2012: 2108-2112. [DOI: 10.1109/ICSAI.2012.6223468]
- [21] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987. [DOI: 10.1109/TPAMI.2002.1017623]
- [22] Zhu Y L, Chen S C. Sub-image method based on feature sampling and feature fusion for face recognition [J]. Journal of Software, 2012, 23(12): 3209-3220. [朱玉莲, 陈松灿. 特征采样和特征融合的子图像人脸识别方法[J]. 软件学报, 2012, 23(12): 3209-3220.] [DOI: 10.3724/SP.J.1001.2012.04199]
- [23] Song Y J, Li D Y, Yang X Z, et al. Reliability evaluation of electronic products based on cloud models [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(12): 74-76, 68. [宋远骏, 李德毅, 杨孝宗, 等. 电子产品可靠性的云模型评价方法[J]. 电子学报, 2000, 28(12): 74-76, 68.] [DOI: 10.3321/j.issn:0372-2112.2000.12.021]
- [24] Guan X, Guo Q, Zhang Z C, et al. Novel method for emitter recognition based on backward cloud model [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2012, 41(5): 663-667, 677. [关欣, 郭强, 张政超, 等. 基于逆云模型的雷达辐射源识别方法[J]. 电子科技大学学报, 2012, 41(5): 663-667, 677.] [DOI: 10.3969/j.issn.1001-0548.2012.05.004]
- [25] Liu H J, Liu Z, Jiang W L, et al. Approach based on cloud model and vector neural network for emitter identification [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12): 2797-2804. [刘海军, 柳征, 姜文利, 等. 基于云模型和矢量神经网络的辐射源识别方法[J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2797-2804.]