

具有 Fisher 判据约束的非负稀疏编码模型

尚 丽^{1,2}, 淮文军¹, 杜吉祥^{2,3}

(1. 苏州市职业大学电子信息工程系, 江苏 苏州 215104; 2. 中国科学技术大学自动化系, 合肥 230026;
3. 华侨大学计算机科学与技术系, 福建 泉州 362021)

摘要: 在标准非负稀疏编码(NNSC)的基础上, 引入 Fisher 线性判据约束, 提出一种改进 NNSC 模型。该模型能够提高稀疏系数的空间可分性和特征分类能力。通过测试掌纹自然图像可知, 提取的图像特征具有方向性、空间性和选择性, 利用掌纹特征基可实现图像重构, 采用距离分类器可得到较好的识别效果。仿真结果验证了该模型在可视神经元建模、图像特征提取和模式分类中的有效性。

关键词: Fisher 判据约束; 非负稀疏编码; 特征提取; 特征基; 特征识别; 图像重构

Non-negative Sparse Coding Model with Fisher Discriminant Constraint

SHANG Li^{1,2}, HUAI Wen-jun¹, DU Ji-xiang^{2,3}

(1. Department of Electronic Information Engineering, Suzhou Vocational University, Suzhou 215104, China;
2. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;
3. Department of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

【Abstract】 On the basis of the standard Non-negative Sparse Coding(NNSC), the Fisher Linear Discriminant(FLD) constraint is introduced and a new modified NNSC model is proposed. This model can promote the spatial separability of sparse coefficients and benefits to enforce the classification capability. Using palmprint images to test, the image features extracted by this model have orientation, spatiality and selectivity. The image reconstruction work can be implemented successfully by using these features extracted. Utilizing the distance classifier to test image features, test results show that the model can improve the feature recognition efficiency. Simulation results show that the model is efficient in the visual neuron modeling, image feature extraction and pattern classification.

【Key words】 Fisher discriminant constraint; Non-negative Sparse Coding(NNSC); feature extraction; feature base; feature recognition; image reconstruction

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.03.059

1 概述

非负稀疏编码(Non-negative Sparse Coding, NNSC)模型最早由芬兰赫尔辛基大学的 Hoyer P O 提出^[1](本文中记作 Hoyer-NNSC)。该模型是一种自适应的数据表示方法, 且数据表示比稀疏编码更符合人类视觉原理^[2], 能够成功地建模大脑初级视觉系统主视皮层 V1 区的感受野。近年来, 国内外学者提出了一些改进的 NNSC 模型, 如文献[3]提出的 NNSC 模型, 该模型能够保证稀疏性及较小的重构误差, 且算法便于实现, 但不能很好地体现图像中的结构信息; 文献[4]结合经验模式分解的优点提出的 NNSC 模型, 该模型在一定程度上能够体现出图像的结构信息; 文献[5]提出的 SENSIC 模型, 该模型具有快速的收敛性和稳定性, 且解优于 Hoyer-NNSC 算法得到的解, 具有更强的调节稀疏性的能力; 笔者利用 l_p 范数作为最大稀疏性约束, 提出的一种 NNSC 模型^[6], 该模型具有较强的稀疏性。

上述改进的 NNSC 模型对训练样本类别信息均不考虑, 不利于进一步处理特征识别和模式分类任务。本文针对此问题, 考虑视觉系统对外界信息的类别感知先验信息, 在 Hoyer-NNSC 模型中引入了 Fisher 线性判据(Fisher Linear Discriminant, FLD), 提出了一种新的 NNSC 模型(记作 FLD-NNSC 模型)。该模型对自然图像的稀疏特征系数有较好的可分性, 能

够有效地提取自然图像的特征并提高特征识别能力。

2 Fisher 线性判据

应用 Fisher 线性判据时, 对小样本问题, 类内散布矩阵总是奇异的^[7]。为了解决奇异性问题, 本文利用二维主元分析(2DPCA)方法对原始数据进行降维处理, 然后应用单个特征的 Fisher 比作为准则, 从而得到最佳分类特征的约束。假设 2DPCA 降维后得到的特征点总数为 n , 记为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_C]$, 其中, C 为类别数; x_k 为第 k 类特征样本向量集合($k=1, 2, \dots, C$), 每一类包含 n_k 个数据点; 令 m_k 为第 k 类样本均值, m 为所有类别样本的均值, 则单个特征的 Fisher 准则表示为:

$$J_{\text{fisher}}(k) = S_B / S_W \quad (1)$$

其中, S_W 和 S_B 分别表示第 k 类特征在训练样本集上的类内散布度和类间散布度, S_W 越小, S_B 越大, 则 J_{fisher} 值越大

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60970058); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2009131); 2010 苏州市职业大学创新团队基金资助项目(3100125)

作者简介: 尚 丽(1972—), 女, 副教授、博士, 主研方向: 人工智能, 模式识别, 数字图像处理; 淮文军, 讲师、硕士; 杜吉祥, 博士

收稿日期: 2011-06-03 **E-mail:** shangli0930@126.com

($1/J_{\text{fisher}}$ 越小), 说明在某维特征类别区分度越好。 S_W 和 S_B 计算分别如下:

$$S_B = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^c n_k (m_k - m)(m_k - m)^T \quad (2)$$

$$S_W = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^c \sum_{x_i^k \in a_k} (x_i^k - m_k)(x_i^k - m_k)^T \quad (3)$$

3 具有 FLD 约束的 NNSC 算法

对特征基向量加入 FLD 类别信息约束, 建立了一种新的 NNSC 神经网络模型, 其目标函数如下:

$$\min J(s) = \frac{1}{2} \|V - AS\|^2 + \lambda_1 \sum_i f\left(\frac{s_i}{\sigma_i}\right) + \lambda_2 \ln\left(\frac{S_W}{S_B}\right) \quad (4)$$

其中, 数据输入矩阵 V ; 特征基矩阵 A 和 S 均为非负矩阵; $\sigma_i = \sqrt{E\{s_i^2\}}$, E 表示均值; $\forall_j: \|a_k\| = 1$, a_k 表示 A 的第 k 列向量; s_i 是 S 的第 i 行; 参数 λ_1 和 λ_2 表示正的常数。为了实现目标函数的最小化, 采用了 $1/J_{\text{fisher}}$ 作为约束, 而且为了方便进行计算, 对 $1/J_{\text{fisher}}$ 取其指数形式。稀疏惩罚函数 $f(\cdot) = -\lg[p(\cdot)]$, $p(\cdot)$ 为先验稀疏分布知识, 选取为拉普拉斯形式。采用标准梯度优化算法实现目标函数式(4)的最小化。对矩阵 A 和 S 采用轮流学习的方法实现更新过程。具体迭代公式分别如下:

$$\nabla J(a_i) = \frac{\partial J(A, S)}{\partial a_i} = -\left[V(x, y) - \sum_{i=1}^n a_i(x, y) s_i \right] s_i^T + \lambda_3 \frac{(a_i - m_k)}{S_W} - \lambda_4 \frac{(m_k - m)}{S_B} \quad (5)$$

$$\nabla J(s_i) = \frac{\partial J(A, S)}{\partial s_i} = -a_i^T \left[V - \sum_{i=1}^n a_i s_i \right] + \frac{\lambda_1}{\sigma_i} f'\left(\frac{s_i}{\sigma_i}\right) \quad (6)$$

其中, $\lambda_3 = 2\lambda_2(n_k - 1)/nm_k$; $\lambda_4 = 2\lambda_2(n - n_k)/n^2$; m_k 第 k 类样本均值, m 为所有类别样本的均值。

4 实验分析

4.1 图像特征提取

采用掌纹自然图像来训练 FLD-NNSC 神经网络模型。选用 PolyU 数据库中 100 个人的每人 10 幅图像作为训练图像。用一个 12×12 像素的子图像窗口把每一幅掌纹图像随机采样 200 次, 并把子图像块转换为一个列向量的形式存放, 这样构成的掌纹图像样本集合大小为 $144 \times 200\ 000$ 像素, 记为 X_{palm} 。进一步地, 对样本集合 X_{palm} 进行归一化、2DPCA 降维和非负处理后, 即得到 FLD-NNSC 模型的输入非负训练集合 \hat{X}_{palm} 。对 FLD-NNSC 模型进行训练, 得到对应 ON 通道 (ON-channel) 和 OFF 通道 (OFF-channel) 的特征基图像及两者的偏差特征基图像, 如图 1 所示。

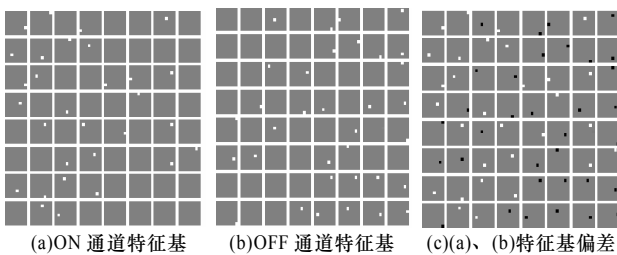


图 1 掌纹图像特征基

从图中可以看出, FLD-NNSC 模型得到的特征基图像和 Hoyer-NNSC 模型对自然图像进行训练得到的特征基图像一样^[1], 在频域有选择性, 在空间域表现出较好的局部性和更强的稀疏性。

4.2 图像重构

此处利用 FLD-NNSC 模型的特征基进行图像重构实验。从 PolyU 图像库任选一幅图像, 同样采用随机分块、PCA 降维的方法进行预处理。考虑子图像块数 n 分别为: 100, 500, 1 000, 10 000 和 50 000, 利用训练得到的 FLD-NNSC 特征基偏差进行图像重构, 限于篇幅, 利用 2 种 NNSC 模型得到的重构图像不予以显示。利用客观评判标准信噪比 (SNR) 评价, 在不同子图像块时对应的 SNR 值如表 1 所示。表中实验数据表明, FLD-NNSC 模型在图像重构方面的性能要优于 Hoyer-NNSC 模型, 进一步证实了 FLD-NNSC 模型在图像特征提取中的有效性和实用性。

表 1 不同算法对应不同子图像块数时的 SNR 值

算法	SNR/dB				
	$n=100$	$n=500$	$n=1\ 000$	$n=10\ 000$	$n=50\ 000$
Hoyer-NNSC	16.339 4	19.771 4	21.629 2	25.600 8	25.928 0
FLD-NNSC	16.548 9	19.829 8	22.863 2	26.873 6	27.022 8

4.3 特征识别

本节进一步讨论 FLD-NNSC 模型在特征识别和模式分类中的应用。仍采用 PolyU 掌纹图像库中 100 个人共 600 幅图像进行测试。每个人的前 3 幅图像作为训练样本, 后 3 幅图像作为测试样本, 每一幅图像被预处理为 64×64 像素。讨论类别数 C 为 30 和 100 时, 训练样本矩阵 X_{train} 和测试样本矩阵 X_{test} 的大小为 $4\ 096 \times (C \times 3)$, 其中, 每一列表示一幅图像。对 FLD-NNSC 模型和 Hoyer-NNSC 模型分别进行训练, 得到的偏差特征基向量记为 A_{bias} , 然后利用 $S = (A_{\text{bias}})^{-1} X_{\text{train}}$ 得到训练样本的稀疏特征系数, 同理得到测试样本的稀疏特征系数。实验中考虑特征维数 m 为 36、49、64、81 和 121 的情况, 采用距离分类器得到的识别结果如表 2 所示。通过表 2 可以看出, 当特征维数大于等于 64 维时, 2 种 NNSC 模型的特征识别率都有大幅度提高, 而且特征维数越大, 2 种 NNSC 模型得到的识别结果越好。

表 2 采用距离分类器得到的识别结果

模型	类别数	识别率/(%)				
		$m=36$	$m=49$	$m=64$	$m=81$	$m=121$
FLD-NNSC 模型	30	79.34	84.58	93.36	96.88	98.74
	100	73.39	78.36	91.17	95.71	97.46
Hoyer-NNSC 模型	30	76.23	81.48	92.35	95.53	97.52
	100	71.56	77.63	89.51	94.26	96.84

5 结束语

本文提出了一种基于 Fisher 判据约束的 NNSC 神经网络模型 (FLD-NNSC)。该模型训练得到的特征系数不仅是稀疏的, 而且该系数也反映了训练样本一定的类别信息, 使得稀疏系数在空间的可分性加强, 有利于提高特征分类结果。对提取到的 FLD-NNSC 特征基, 进行了图像重构实验并采用 SNR 标准进行评判; 同时, 考虑不同的类别数和提取到的特征维数, 采用距离分类进行了特征识别实验。上述实验结果不仅验证了 FLD-NNSC 模型在神经元建模方面的可行性、在图像特征提取方面的有效性, 而且进一步证实了该模型在图像特征识别方面的实用性。在此研究的基础上, 结合其他有效的分类算法, 提高特征的识别率是下一步的研究目标。

(下转第 179 页)