

# 基于 HOG-AP 的人脸图像识别算法\*

陈赛英, 何建农

(福州大学 数学与计算机科学学院, 福建 福州 350108)

**摘要:** 针对仿射传播(AP)算法存在缺乏判定最优聚类结果的指标以及收敛性能不够好等问题, 提出了一种基于方向梯度直方图(HOG)的 AP 改进算法。首先提取图像的特征向量, 然后引入收缩因子加速仿射传播算法的收敛过程, 最后将有效性指标嵌入算法的迭代过程, 监督并引导算法向着最好聚类质量的方向运行。对人脸图像进行实验, 实验结果表明, 基于 HOG 的 AP 改进算法可以得到更接近正确类数的结果, 提高了 FM 值, 降低了错误率。

**关键词:** 人脸图像识别; 方向梯度直方图; 仿射传播; 收缩因子; Silhouette 指标; Fowlkes-Mallows 指标  
中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1674-7720(2013)20-0035-03

## Human face image recognition algorithm based on HOG-AP

Chen Saiying, He Jiannong

(Mathematics and Computer Science Institute, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

**Abstract:** Affinity propagation (AP) algorithm has the problems about there is no a index to know what is the optimal solution and the convergence performance of affinity propagation algorithm is bad. Therefore, this paper proposes an improved algorithm of affinity propagation algorithm based on histograms of oriented gradients. Firstly, this paper extracts histograms of oriented gradients of images, then it introduces constriction factor to accelerate convergence of affinity propagation algorithm, finally it embeds validity index in iterative process of algorithm to supervise and guide algorithm to run in the direction for the best clustering quality. Experiments are conducted on human face images, experimental results show that improved affinity propagation algorithm based on histograms of oriented gradients can get more accurate clustering number than affinity propagation algorithm, Fowlkes Mallows value is improved, and the error rate reduces.

**Key words:** human face image recognition; histograms of oriented gradients; affinity propagation; constriction factor; Silhouette index; Fowlkes-Mallows index

目前, 图像目标识别算法已经广泛应用于各个领域, 包括军事、交通、公安、医学、工业、遥感图像处理、摄影测量自动化等<sup>[1]</sup>。

针对图像目标识别国内外学者相继提出了多种方法, 如粒子群优化算法和仿生模式识别法等, 但这些方法具有局限性。粒子群优化算法主要是针对连续函数优化问题, 但当自变量是整数时, 例如生产调度、路由选择以及很多整数规划问题<sup>[2-3]</sup>, 则不能应用该算法来解决。仿生神经网络是针对高维数据进行处理, 它的计算量非常大, 在实现时, 需要对数据进行降维<sup>[4]</sup>。仿射传播 AP (Affinity Propagation) 算法具有简单、高效的优势, 已经广泛应用于多种领域, 例如设施选址、图像识别、图像分割等<sup>[5]</sup>, 但在应用中还存在一些问题, 如缺乏判定最优聚类

结果的指标以及收敛性能不够好。

图像目标识别的关键问题是选取图像的特征, 用于识别的图像特征有颜色、纹理、形状、空间关系等, 但是这些特征都存在一些缺点。颜色特征对图像或图像区域的方向、大小等变化不敏感, 当图像的分辨率变化时, 所计算出来的纹理可能会有较大偏差<sup>[6]</sup>。空间关系特征常对图像或目标的旋转、反转、尺度变化等比较敏感。而方向梯度直方图 HOG (Histograms of Oriented Gradients) 描述子具有如下的优点: 可以描述局部的形状信息, 不受平移、旋转和光照变化的影响, 可以很好地表征图像局部像素点之间的关系<sup>[5,7-8]</sup>。

基于以上原因, 本文对 AP 算法进行改进, 提出了提取图像的特征进行聚类识别的改进算法。

\* 基金项目: 国家自然科学基金项目(51277032)

## 1 相关概念及算法

## 1.1 HOG

HOG 描述子的主要思想是一幅图像中物体的表象和形状可以被像素强度梯度或边缘的方向分布很好地描述。其实现方法是,先将图像分成小的方格单元连通区域,然后采集方格单元中各像素点的梯度方向或边缘方向直方图,最后把这些直方图组合起来就可以构成特征描述子<sup>[7,9]</sup>。

## 1.2 收缩因子

参考文献[10]的研究表明,使用收缩因子可以有效保证算法收敛。收缩因子的公式为:

$$\rho = 2 / \left| 2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi} \right|, \varphi > 4$$

在数值实验中, $\varphi$ 取值为4.1,因此 $\rho=0.729$ 。收缩因子可以调节收敛系数,以加速收敛过程。

## 1.3 指标

## (1) Silhouette 指标

样本  $t$  的 Silhouette 指标为:

$$\text{Sil}(t) = [b(t) - a(t)] / \max\{a(t), b(t)\}$$

其中, $a(t)$ 为聚类  $C_j$  中的样本  $t$  与类内所有其他样本的平均不相似度或距离; $d(t, C_i)$ 为样本  $t$  到另一个类  $C_i$  的所有样本的平均不相似度或距离,则:

$$b(t) = \min\{d(t, C_i)\}, i = 1, \dots, k, i \neq j$$

## (2) Hartigan 指标

Hartigan 指标适用于类数估计,其满足  $Ha \leq 10$  的最小类数作为最优的聚类个数:

$$Ha(k) = (n - k - 1)(\text{trSW}(k) / \text{trSW}(k + 1) - 1)$$

在有效性指标中,Silhouette 指标<sup>[11]</sup>具有性能好、简单易用、既能评价聚类结果的优良程度也能确定聚类个数的优势,所以得到广泛的应用,选择它对半监督仿射传播算法的运行进行监督和引导是合适的。但是 Silhouette 指标在聚类个数为 1 时没有定义,于是采用 Hartigan 指标<sup>[11]</sup>进一步判断是否只有一个聚类。

## 1.4 AP 算法

AP 算法不需要事先指定聚类数目,在迭代过程中不断搜索合适的聚类中心,自动从数据点间寻找类中心的位置及个数。算法开始时把所有的数据点都作为潜在的聚类中心,通过数据点间的“信息传递”来实现聚类过程。与传统的 K 均值算法对初始聚类中心的选择的敏感性相比,AP 算法是一种具有确定性的聚类算法,多次独立运行的聚类结果一般比较稳定<sup>[12]</sup>。

AP 算法主要根据  $N$  个样本点之间的相似度进行聚类,这些相似度组成  $N \times N$  的相似度矩阵  $S$ ,如  $S(i, j) = \|x_i - x_j\|$  表示样本点  $i$  和样本点  $j$  之间的相似度。AP 算法通过迭代过程不断更新每一个点的责任值(Responsibility 值)和有效值(Availability 值),直到自动产生若干个高质量的聚类中心,同时将其余的数据点分配到相应的类中<sup>[12]</sup>。

## 2 基于 HOG 的 AP 改进算法

AP 算法存在两个问题:一是很难确定何时能够使算法产生最优的聚类结果,即没有一个判定最优聚类结果的指标;二是 AP 算法中收敛系数常作为固定参数在算法运行中保持不变,因此其收敛性能不好。针对 AP 算法存在的两个问题,本文提出基于 HOG 的 AP 改进算法。

## 2.1 算法的主要思想

首先提取图像的 HOG 特征向量;然后在 AP 算法基础上引入收缩因子调节收敛系数<sup>[10]</sup>,以加速 AP 算法的收敛过程,改善 AP 算法的收敛性能;最后将评价聚类质量的有效性指标嵌入算法的迭代过程,依据比较小的来产生各个聚类中心,其聚类目标是有效性指标所指示的最好聚类质量,因此能够监督并引导算法向着最好聚类质量的方向运行<sup>[13]</sup>。

## 2.2 算法的主要步骤

(1) 计算 HOG 特征向量。本文计算 HOG 特征所使用的一些参数设置如下:没有 Gamma 校正等光照预处理;梯度计算采用简单的中心对称算子;没有图像平滑;采样窗口大小为  $8 \times 8$ ,分为 4 个  $4 \times 4$  像素的 cell;没有计算高斯加权范围;初始的方向角是  $0 \sim 180^\circ$ ,分为 9 个块;L2-norm 的 block 标准化方法;块与块之间没有重叠。

(2) 算法初始化,将步骤(1)的 HOG 特征向量作为输入,计算初始相似度矩阵  $S(i, j) = -\|x_i - x_j\|$ ;偏向参数  $p = p_m, p_m = \text{median}(\text{median}(S))$ ;下降步幅为  $\text{step} = p_{\min} / 10, p_{\min} = \max(\max(S))$ ;收敛条件为聚类中心 30 次循环无变化、终止参数为最大循环次数  $C_r = 1000$  或者聚类中心 300 次循环无变化。

(3)  $A(i, j), R(i, j)$  初始化为零矩阵,计算样本点间的 Responsibility 值:

$$R(i, k) \leftarrow S(i, k) - \max_{j \neq k} (S(i, j) + A(i, j))$$

其中, $A(i, j)$ 表示  $j$  对于  $i$  的 Availability 值。

(4) 计算样本点间的 Availability 值:

$$A(i, k) \leftarrow \min \left\{ 0, R(k, k) + \sum_{j \neq i, k} \max(0, R(j, k)) \right\}$$

$$A(k, k) \leftarrow \sum_{j \neq k} \max(0, R(j, k))$$

(5) Responsibility 值和 Availability 值的更新:

$$R_{i+1}(i, k) = \rho \cdot \lambda \cdot R_i(i, k) + (1 - \lambda) \cdot R_{i+1}^{\text{old}}(i, k), \lambda \in [0.5, 1)$$

$$A_{i+1}(i, k) = \rho \cdot \lambda \cdot A_i(i, k) + (1 - \lambda) \cdot A_{i+1}^{\text{old}}(i, k), \lambda \in [0.5, 1)$$

$$A_{i+1}(k, k) = p(k) - \max [A_{i+1}(k, j) + S_{i+1}(k, j)], j \in \{1, 2, 3, N\}, j \neq k$$

其中, $\rho$ 是收缩因子,调节收敛系数  $\lambda$ ,以加速 AP 算法的收敛过程。

(6) 运行  $m$  次迭代过程,算法产生  $K_1$  个候选的聚类中心,则给出  $K_1$  个聚类并计算 Silhouette 指标值  $\text{Sil}_1$ 。

《微型机与应用》2013 年 第 32 卷 第 20 期

## 图形、图像与多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

(7) 以步幅 step 减小参数  $p$  为  $p=p+\text{step}$ , 继续迭代过程, 若产生的聚类数目下降收敛到某个类数  $K_2$ , 则计算  $K_2$  个聚类的  $\text{Sil}_2$ , 同时计算所有指标值中的最大值  $\text{Sil}_{\max}$ , 当  $\text{Sil}_2 < \text{Sil}_{\max}$  时, 则统计 Silhouette 指标值连续下降的次数  $H_c$ ; 否则, 再用步幅 step 减小参数  $p$ , 直到产生更小的类数  $K_i$ 。

(8) 依此类推, 若在迭代的某一步中检测到  $H_c > K_1/2$  ( $\text{Sil}$  连续下降表明最优结果已找到) 或  $K$  达到 2, 则算法终止, 将  $\text{Sil}_{\max}$  对应的聚类结果作为最优结果输出。若算法终止时  $\text{Sil}_{\max}$  对应的聚类个数  $K=2$ , 则再计算 Hartigan 指标, 判别  $K=1$  和  $K=2$  哪个更优。

(9) 输出最优聚类数目和对应的聚类结果, 算法终止。

## 3 算法性能分析

## 3.1 仿真实验

对于本文提出的改进算法, 依次用 ORL、BioID 和 YALE 3 类图像分别进行实验, 并与 AP 算法的实验结果进行比较。3 类图像的示例图片如图 1~图 3 所示。实验结果如表 1 所示。



图 1 ORL 人脸库示例图片



图 2 BioID 人脸库示例图片



图 3 YALE 人脸库示例图片

表 1 实验结果

图		正确类数	类数	评价指标		
				FM 值	错误率/%	时间/s
ORL 人脸 图像	AP	4	7	0.719 733	35.0	0.220 002
	AP+嵌入 指标	4	4	0.947 372	2.5	0.542 977
	本文 算法	4	4	0.947 372	2.5	0.438 191
BioID 人脸 图像	AP	4	16	0.623 781	45.6	1.425 675
	AP+嵌入 指标	4	9	0.817 477	22.5	9.404 530
	本文 算法	4	6	0.873 304	16.9	6.937 832
YALE 人脸 图像	AP	5	9	0.693 688	28.0	0.393 855
	AP+嵌入 指标	5	9	0.693 688	28.0	0.697 458
	本文 算法	5	7	0.757 739	20.0	0.534 416

其中, ORL 是提取 ORL 人脸数据库中的 4 类人的 人脸图像的 HOG 特征得到的数据集, 每类各 10 张, 共 40 张。BioID 是提取 BioID 人脸数据库中的 4 类人的 人脸图像的 HOG 特征得到的数据集, 每类 40 张, 共 160 张。YALE 是提取 YALE 人脸数据库中的 5 类人的 人脸图像的 HOG 特征得到的数据集, 每类各 10 张, 共 50 张。

当聚类结果的错误率大于 20% 时, 错误率指标可能不准确。因为计算错误率程序比较简单, 不能处理复杂的情况, 此时可以采用外部有效性指标 FM (Fowlkes-Mallows) 对聚类结果的质量进行评价<sup>[1]</sup>。FM 计算公式为:

$$FM = F(C, C') = \frac{C_{11}}{\sqrt{(C_{11} + C_{10})(C_{11} + C_{01})}}$$

其中,  $C, C'$  是聚类中两个不同的类,  $C_{11}$  表示在  $C, C'$  上的同一类数据对的数量;  $C_{01}$  表示在  $C'$  上但不在  $C$  上的同一类数据对的数量;  $C_{10}$  表示在  $C$  上但不在  $C'$  上的同一类数据对的数量;  $C_{00}$  表示不在  $C, C'$  上的同一类数据对的数量。FM 值处于 0 与 1 之间, 且越大表示一致性越好, 当聚类结果与正确类标完全一致时,  $FM=1$ 。

## 3.2 实验结果分析

从表 1 可以看出, 在仿射传播算法中嵌入指标, 使算法向最好聚类质量的方向运行, 可得到更加接近正确类数的类数, 提高 FM 值、降低错误率, 可是时间却没有节省; 而引入收缩因子之后, 加速了 AP 算法的收敛过程, 比单独嵌入指标, 时间上明显减少。

本文首先提取图像的 HOG 特征向量, 然后用基于 HOG 的 AP 改进算法对图像聚类进行识别。改进算法引入收缩因子调节收敛系数, 加速了 AP 算法的收敛过程, 改善了 AP 算法的收敛性能, 并同时评价聚类质量的有效性指标嵌入算法的迭代过程, 使算法向最好聚类质量的方向运行。实验表明, 本文算法对小类数样本具有较好的识别能力, 不仅得到更接近正确类数的结果, 较大幅度提高了 FM 值, 还显著地降低了错误率, 是一种有效的图像目标识别新算法。

## 参考文献

- [1] 盖光建. 基于图像的特征信息提取与目标识别[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2009.
- [2] 李太勇, 吴江, 朱波, 等. 一种基于距离度量的自适应粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(10): 214-216.
- [3] 孙焱, 和多田淳三, 翁培奋. 基于粒子群优化算法的行人识别与跟踪方法研究[J]. 计算机工程与设计, 2011(3): 988-990.
- [4] 王宪宝, 陆飞, 陈勇, 等. 仿生模式识别的算法实现与应用[J]. 浙江工业大学学报, 2011, 39(1): 71-74.
- [5] 赵健, 唐洁, 谢瑜. 仿射传播算法在图像聚类应用中的实现与分析[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(10): 3980-3982.
- [6] 何鹏, 王福刚, 王成琳. 基于马尔科夫随机场的炉膛火焰图像分割[J]. 电子技术应用, 2012, 38(11): 133-135.

- [7] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, 2005, 2: 886-893.
- [8] 黄茜, 刘军, 彭啸, 等. 基于局部二元模式特征的行人检测[J]. 计算机工程与设计, 2011(6): 2119-2123.
- [9] 张璐, 陈淑荣. 基于 ROI 区域强分辨力 HOG 特征的视频行人检测[J]. 微型机与应用, 2013, 32(7): 46-49.
- [10] DUECKD, FREY B J, JOJICN, et al. Constructing treatment portfolios using affinity propagation[C]. Proceedings of International Conference on Research in Computational Molecular Biology (RECOMB), Singapore, Springer, 2008: 360-371.
- [11] DUDOIT S, FRIDLAND J. A prediction-based resampling method for estimating the number of clusters in a dataset[J]. Genome Biology, 2002, 3(7): 1-21.
- [12] FREY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points[J]. Science, 2007, 315(5814): 972-976.
- [13] 陈伟. 基于网格的 K-means 算法与聚类有效性指标[D]. 天津: 天津大学, 2009.

(收稿日期: 2013-07-31)

作者简介:

陈赛英, 女, 1989 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理。

何建农, 女, 1960 年生, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 智能图像处理, 遥感图像处理。

电子技术应用网  
APPLICATION OF ELECTRONIC TECHNIQUE  
www.ChinaAET.com