

# 基于蚁群智能和支持向量机的人脸性别分类方法<sup>1</sup>

燕 忠 袁春伟

(东南大学生物医学工程系分子与生物分子电子学教育部重点实验室 南京 210096)

**摘 要:** 蚁群优化算法是根据自然界中蚂蚁能够将食物以最短路径搬回蚁巢这一智能行为而提出的一种新颖的进化算法,该算法不仅具有很好的鲁棒性,良好的正反馈特性,而且具有并行分布计算的特点。同时,支持向量机又是一种基于结构风险最小化原理的机器学习技术,具有很强的学习泛化能力,为此,文章提出了基于蚁群优化算法和支持向量机的人脸性别分类的方法。首先,通过 KL 变换降低人脸性别特征的维数,并根据特征值按照从大到小的顺序进行排列,然后采用 10-交叉确认技术,用蚁群优化算法对人脸性别特征面进行选择,以对支持向量机进行学习、训练和测试。实验表明,与其他分类算法相比较,这种方法不仅图像处理简单,实用性强,而且正确识别率特别高。

**关键词:** 性别分类,支持向量机,蚁群优化算法,KL 变换

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)08-1177-06

## Gender Classification Based on Ant Colony and SVM for Frontal Facial Images

Yan Zhong Yuan Chun-wei

(National Lab of Molecular & Biomolecular Electron., Dept of Biomedical Eng.,  
Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract** Ant Colony Optimization (ACO) is a novel evolutionary algorithm derived from the foraging behavior of real ants of nature, which can find the shortest path between a food source and their nest. The main characteristics of ACO are robustness, positive feedback and distributed computation. And at the same time, Support Vector Machine (SVM), based on structure risk minimization principle, has the better performance and the better generalization ability. According to these, a gender classification using SVM and ACO is presented. Firstly, to reduce the dimensionality of the face images, the principal component coefficients of all images are calculated through Karhunen Loeve transform. Then, the eigenvectors are sorted in the descending order of eigenvalues. Secondly, ACO decides which eigenvectors will be used. After ACO's feature selection, the SVMs are trained and tested for gender classification. Deserving the best optimal features with highest accuracy rate, the next validation is continued until 10-fold cross-validations are completed. The experiments indicate that the proposed gender classification system based on ACO and SVM is more practical and efficient in comparison with others.

**Key words** Gender classification, Support Vector Machine (SVM), Ant Colony Optimization (ACO), Karhunen Loeve (KL) transform

## 1 引言

信息技术的发展日新月异,极大地推动了人机交互技术的前进,使得计算机视觉在计算机识别与监控中发挥越来越重要的作用,出现了人脸检测、人脸识别、人脸跟踪、年龄估计以及性别识别等一些研究领域。这些研究大大丰富了计算机应用系统的内涵,也在很大程度上提高系统的性能。尽管在国内外的研究中,对人脸性别的识别的研究比较少,但是它的作用是不可

<sup>1</sup> 2003-04-20 收到, 2003-11-20 改回

国家自然科学基金重点项目 (No.69831010) 资助

忽视的, 它不仅能提供一些特殊的服务, 例如统计在节假日里出入某商店柜台中男性与女性的人数比例, 哪些地方不允许异性进入等, 而且还可以提高人脸识别的准确度以及图像检索的效率等等。

在研究人脸性别上, Gollomb<sup>[1]</sup> 等用 2 层全连接的人工神经网络 SEXNET 和 90 张  $30 \times 30$  大小的图像来训练、判定人脸性别, 取得了 91.8% 的正确识别率; Brunelli<sup>[2]</sup> 等设计了 HyperBF 网络, 从 168 张图像的实验中获得了 79% 的正确识别率; Zehang Sun<sup>[3]</sup> 等运用遗传算法选择 18% 的特征面和人工神经网络作为分类器, 从 400 张人脸图片中得到了 88.7% 的正确识别率; Moghaddam<sup>[4]</sup> 等采用了支持向量机对低分辨率的 1755 张  $21 \times 12$  大小的图像进行了分类, 其正确识别率达到了 96.6%。

从大多数的人脸性别的研究方法上来看, 大多数运用了 KL(Karhunen Loeve) 变换<sup>[5]</sup> 来获取性别特征面, 然后运用人工神经网络或支持向量机进行训练学习和判断。本文在选择能够表征人脸性别的特征面上, 采取了基于蚂蚁群体智能特点的优化方法进行人脸性别特征面的选择; 在分类器的选择上, 选用了性能和泛化能力比较强的支持向量机 (SVM)。

## 2 支持向量机

SVM<sup>[5]</sup> 是 90 年代中期发展起来的机器学习技术, 是一种基于统计的学习方法, 是对结构化风险最小化原则的近似, 能够很好地解决过学习 (Overfitting) 和欠学习问题, 具有很强的非线性分类能力。

设线性可分样本集为  $(x_i, y_i), i = 1, \dots, n, x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$ ,  $y \in \{+1, -1\}$  是类别标号。  $d$  维空间中线性判别函数的一般形式为  $g(x) = w \bullet x + b$ , 分类面方程为

$$w_0 \bullet x + b_0 = 0 \quad (1)$$

将判别函数进行归一化, 使两类所有样本都满足  $g(x) \geq 1$ , 即使离分类面最近的样本的  $g(x) = 1$ , 这样分类间隔就等于  $2/\|w\|$ , 因此使间隔最大等价于使  $\|w\|$  最小; 要求分类线对所有样本正确分类, 即满足

$$y_i[(w \bullet x_i) + b] - 1 \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

因此, 满足上述条件且使  $\|w\|$  最小的分类面就是最优分类面。最优分类面问题可以看成是对约束优化问题进行求解, 即在满足式 (2) 的条件下, 求函数的最小值:

$$\phi(w) = \frac{1}{2}\|w\|^2 = \frac{1}{2}(w \bullet w) \quad (3)$$

可以使用 Lagrange 乘法求解。对于线性不可分问题, 可以在条件中增加一个松弛项  $\xi_i \geq 0$ , 式 (2) 则变成

$$y_i[(w \bullet x_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \quad (4)$$

这样, 最优分类面问题可以转化为在满足条件式 (4) 的情况下求下列函数的极小值:

$$\phi(w) = \frac{1}{2}(w \bullet w) + C \left( \sum_{i=1}^n \xi_i \right) \quad (5)$$

其中  $C$  为常数。利用 Lagrange 乘法可求得  $w_0 = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i x_i$ , 则最优分类函数为

$$f = \text{sgn} \left\{ \sum \lambda_i y_i (x_i \bullet x) + b \right\} \quad (6)$$

根据泛函分析理论可知, 一个非负定的对称函数  $K(u, v)$  唯一确定一个 Hilbert 空间  $H$ ,  $K$  是函数空间  $H$  的重建核:  $K(u, v) = \sum_i \alpha_i \varphi_i(u) \varphi_i(v)$ , 它表示了特征空间的一个内积:  $\phi(x_i) \bullet \phi(x) = K(x_i, x)$ , 从而最优分类函数为

$$f = \operatorname{sgn} \left\{ \sum \lambda_i y_i K(x_i \bullet x) + b \right\} \quad (7)$$

从上面可以看出, SVM 的基本思想就是通过非线性变换 (即内积函数), 将输入空间变换到一个高维空间, 然后在这个新空间中求取最优线性分类面。在本实验中使用的内积函数为多项式形式的内积函数:  $K(x, x_i) = [(x \bullet x_i) + 1]^q$ ,  $q$  为多项式分类器的阶数。本系统采用的 SVM 是 LIBSVM<sup>[6]</sup>。

### 3 蚁群优化算法

科学研究表明, 自然界中的蚂蚁群体是具有智能特点的, 能够通过群体所释放出来的一种叫做信息素 (pheromone) 的化学物质, 在没有任何视觉帮助的情况下能将食物以最短的路线运回到蚁巢。意大利科学家 M. Dorigo 等人<sup>[7]</sup> 根据蚂蚁的这一特点提出了当时他们称之为蚁群系统 (Ant system) 的算法, 并利用该算法去解决 TSP (Traveling Salesman Problem) 等问题, 取得了很好的实验结果, 后来 M. Dorigo 等<sup>[8]</sup> 将各种蚂蚁算法统称为蚁群优化 (Ant Colony Optimization, ACO) 算法, 为该算法提出了一个统一的框架结构模型。这种算法不仅具有很好的鲁棒性, 良好的正反馈特性, 而且具有并行分布计算的特点。本文将利用 ACO 算法来选择人脸性别特征面。之所以选择 ACO 算法, 一方面是根据所查找的资料来看, 这是首次将蚁群算法和人脸性别识别相结合的方法, 另一方面是 ACO 算法在没有任何先验知识的情况下比其他优化算法的执行效率都要高, 系统收敛的速度也要快<sup>[9]</sup>。在用 ACO 算法选择人脸性别特征面时, 我们将每个人脸性别特征面当作一个二进制, 若该性别特征面被选择的话, 则可用 1 代表, 否则用 0 代替, 所以优化后的人脸性别特征面可用一串二进制 0101... 来代替, 在进行 SVM 训练时, 将人脸图像向以 1 为代表的对应特征面所张成的子空间进行投影, 所得到的一组坐标系数就作为训练时的输入, 对 SVM 进行训练学习和测试, 其正确识别率为该算法所求的解。

用蚁群优化算法系统来选择人脸性别特征面的实现步骤为

(1) 初始化相关参数。如蚂蚁的数目、迭代的次数等;

(2) 每只蚂蚁都同时来寻找和选择人脸性别特征面;

(3) 每只蚂蚁  $k$  通过遍历各个人脸性别特征面而形成一解, 并在遍历的过程中, 将已遍历到的特征面的值 (0/1) 保留在  $\text{Solution}_k$  中;

(4) 蚂蚁  $k$  对人脸性别特征面  $i$  是否进行选择, 要根据情况而定。首先系统产生一个随机数, 如果它大于或等于开采的概率, 根据式 (8) 的概率公式选择出二者中最大的, 用 0 或 1 来代表:

$$P_0 = [\tau_{i,0}]^\alpha \cdot [d_i + 1]^\beta, \quad P_1 = [\tau_{i,1}]^\alpha \cdot [d_i]^\beta \quad (8)$$

这里  $\tau_{i,1}$ ,  $\tau_{i,0}$  分别为被选择或没有被选择的这个性别特征面  $i$  的信息素强度,  $d_i$  为到目前为止该蚂蚁选择所有性别特征面的个数即 1 的个数  $d_i = \sum_{j=1}^{i-1} \text{Solution}_{k,j}$ ;  $\alpha$ ,  $\beta$  是系统参数, 分别表示信息素强度、性别特征面的个数对蚂蚁选择这个性别特征面的影响程度。若系统产生的随机数小于开采的概率  $\text{Exploit}$ , 就进入勘探阶段, 这个特征面是否被选择, 可由产生的一个随机数 0/1 来定;

(5) 当所有蚂蚁所选择出来的性别特征面后, 就用它们对 SVM 进行训练学习和测试, 其正确识别率就是蚂蚁所求的解。若系统采取了保留最优解的策略, 则判断当代蚁群中是否存在比

到目前为止最优解还要好的解, 如果存在, 除了保留这个最优解外, 还要对这只蚂蚁所选择的每个特征面上的信息素强度进行增强;

(6) 当所有蚂蚁都求出了解后, 则在每个性别特征面  $i$  上, 修改信息素强度, 公式如下:

$$\tau_{i,0} = (1 - \rho)\tau_{i,0} + \Delta\tau_{i,0}, \quad \tau_{i,1} = (1 - \rho)\tau_{i,1} + \Delta\tau_{i,1} \quad (9)$$

其中  $\Delta\tau_{i,1}$ ,  $\Delta\tau_{i,0}$  分别表示所有蚂蚁在本次求解过程中选择特征面  $i$  与不选择性别特征面  $i$  上的信息素强度之和,  $1 - \rho$  为信息素强度的挥发速率 (Evaporation rate),  $\rho$  为小于 1 的正数. 如果性别特征面  $i$  被蚂蚁选择了, 则蚂蚁  $k$  留在特征面  $i$  上的信息素强度  $\Delta\tau_{i,1}^k = L_k/Q$ ,  $\Delta\tau_{i,0}^k$  为 0. 反之, 性别特征面  $i$  没有被蚂蚁选择, 则蚂蚁  $k$  留在特征面  $i$  上的信息素强度  $\Delta\tau_{i,0}^k = L_k/Q$ ,  $\Delta\tau_{i,1}^k$  为 0. 这里的  $Q$  为常量,  $L_k$  为蚂蚁所求的正确识别率, 这样,  $\Delta\tau_{i,0} = \sum_k \Delta\tau_{i,0}^k$ ,  $\Delta\tau_{i,1} = \sum_k \Delta\tau_{i,1}^k$ ;

(7) 判断是否满足停止的条件. 停止条件可以是最大的迭代次数, 计算机运行时间, 或者是达到系统所要达到的数据精度等. 本系统采用的是迭代次数不能超过 50 次, 且连续迭代 20 次取得的最优正确识别率要有所改善. 如果停止条件不满足, 则系统从第 (2) 步开始反复运行; 否则, 系统将退出运行, 将所得的结果进行保存.

从上面可以看出, ACO 算法的基本思想就是质量越好的解和人脸性别特征面越少的解就越能吸引更多的蚂蚁. 蚁群正是通过这种反复记忆和学习的过程, 得到了全局最优解.

#### 4 人脸性别识别系统

人脸识别系统流程图如图 1 所示. 本文采用的人脸图像是美国 Stanford 大学 Jeffrey Di-Carlo 等<sup>[10]</sup> 搜集的图像数据库. 该数据库包含了 200 个男生和 200 个女生, 图像的技术规格为: 8 位 JPG 灰度图像, 大小为  $200 \times 200$ . 在进行识别之前, 先对图像进行预处理, 原因是一幅图像转换成一个样本矢量时, 维数变成了 40000, 用 400 个这样的样本来求特征根和训练时, 其计算量是惊人的, 所以必须将原来的图像大小转化为  $100 \times 100$ , 并将图像的灰度值归一

到 0 和 1 之间, 用 KL 变换方法进行降维. 这是图像的预处理的阶段. 这个阶段没有对图像进行各种复杂的操作, 例如为了保证人脸的一致性而采用分割和定位技术使人眼水平并对齐, 对人脸大小进行缩小和放大变换, 头发的剪切<sup>[4]</sup> 等技术. 这是其简单性和实用性的一面. 当然, 图像质量不能太差, 背景也不能太复杂.

在人脸性别的训练和测试集上, 采用了 10-交叉确认技术<sup>[11]</sup>, 在训练中, 根据 Valentin 和 Abdi<sup>[12,13]</sup> 的结论可知, 特征值较大的即低频部分包含人脸性别的总体特征, 而特征值较小的即高频部分包含了人脸性别的细微特征, 所以在用 ACO 算法选择性别特征面的时候, 对特征根按从大到小的顺序进行排序, 取前面的 50 个特征向量作为候选性别特征面, 然后根据 ACO 算法所选择

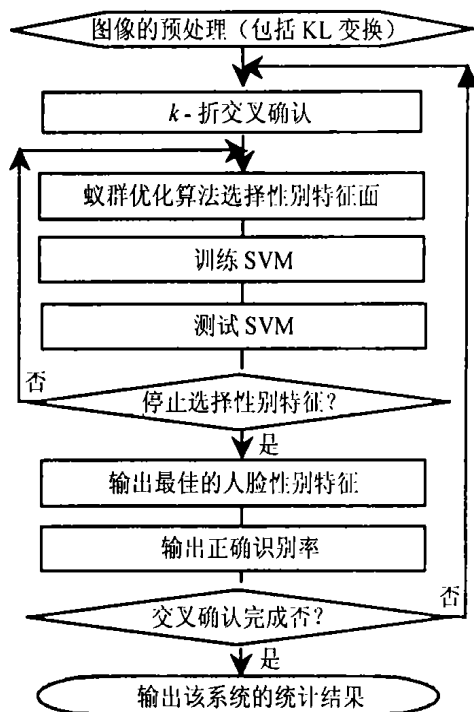


图 1 人脸性别识别系统

出来的特征向量, 处理后对 SVM 进行训练, 最后用训练好的 SVM 进行测试, 鉴定该 SVM 的性能, 如果性能比前面训练过的 SVM 要优的话, 保存该 SVM。判断退出选择的条件是否满足, 若不满足, 则继续进行选择; 否则停止选择。接下来, 输出本次运行的最优的人脸性别特征面和正确识别率, 然后进行下一轮交叉确认。最后, 输出该算法的统计结果。

## 5 实验结果分析

实验中用了不同的分类算法即不同的人脸性别识别系统进行了人脸性别识别。实验参数没有经过特别的挑选, 设置如下: 蚁群优化算法中的整个系统中蚂蚁种群的数目为 50,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 1$ ,  $\rho = 0.9$ , 迭代次数为 50 次, 系统信息素强度的初始值为 10.0, 常量  $Q=10.0$ 。实验结果如表 1 所示。

表 1 不同人脸性别识别系统的识别结果

试验方法	正确识别率	最优正确识别率
K-均值	0.49	0.7
线性感知器	0.915	0.975
线性 SVM	0.925	0.975
SVM (Poly $q = 2$ )	0.885	0.95
SVM (Poly $q = 3$ )	0.875	0.975
SVM (Poly $q = 4$ )	0.88	0.975
SVM (RBF)	0.83	0.925
ACO Linear SVM	0.9715	1.0
ACOSVM (Poly $q = 2$ )	0.985	1.0
ACOSVM (Poly $q = 3$ )	0.98	1.0
ACOSVM (Poly $q = 4$ )	0.9775	1.0
ACOSVM (RBF)	0.95	1.0

从实验结果可以看出, 与传统的分类算法: K-均值算法和线性感知器相比, 用 ACO 算法选择特征面的 SVM 的人脸性别系统的正确识别率要高得多, 同时也比没有使用 ACO 算法的 SVM 的正确识别率也要高, 并且它们的最优正确识别率都达到了 100%, 特别是当使用内积函数为 2 次多项式时, 正确识别率取得了 98.5%, 效果特别明显。

这里, 我们可以得出如下结论, 那就是并不是特征面越多越好, 如果所有特征面都用作性别分类的话, 是不利于识别率提高的。因为特征根较大的特征面包含了人脸具有共性的地方, 太多了, 无助于人脸性别识别, 而特征根较小的特征面包含了人脸性别的一些细微特征, 将它们全部包含进来, 也会将其夸大化。总之, 对具有人脸性别特征的特征面进行选择是十分必要的, 而采用 ACO 算法选择特征面就能够使选择出来的特征面具有代表性, 提高系统的正确识别率。

## 6 结语

人脸性别识别问题是个小样本问题, 而 SVM 却是能在训练样本数很小的情况下达到很好推广能力的学习分类算法, 与传统的识别分类算法相比, 具有明显的优越性。不仅如此, 本系统还采用了用 ACO 算法来选择人脸性别特征面的方法来对 SVM 进行训练学习, 不仅减少了系统计算的时间, 而且使系统具有很好的性能。从实验结果来看, 基于 ACO 算法和 SVM 的性别分类系统的最优正确识别率都达到了 100%, 尤其是具有 2 阶多项式内积函数的支持向量机在人脸性别识别上达到了 98.5% 的正确识别率。实验结果表明, 该方法不仅操作简单、高效, 而且对图像的要求不是很严, 实用性很强。

## 参 考 文 献

- [1] Golomb B, Lawrence D, Sejnowski T J. SEXNET: A neural network identifies sex from human faces. *Advances in Neural Information Processing System*, 3, Lippmann R P, Moody J E, Touretzky D S, eds. 1991: 572-577.
- [2] Brunelli R, Poggio T. HyperBF networks for gender classification. In *Processings of Image Understanding Workshop*, DARPA, San Diego, 1992: 311-314.
- [3] Sun Z, Yuan X, Bebis G. Neural-network-based gender classification using genetic search for eigenfeature selection. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Honolulu, Hawaii, USA, 2002, (3): 2433-2438.
- [4] Moghaddam B, Yang M. Learning gender with support faces. *Automatic Face and Gesture Recognition*, Proceedings, Fourth IEEE International Conference on 2000, Grenoble, France. 2000: 306-311.
- [5] 边肇祺, 张学工等. 模式识别. 北京: 清华大学出版社 (第二版), 1999, 12: 296-302.
- [6] Chang C, Lin C. LIBSVM: A library for support vector machines, 2001. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [7] Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, 1996, 26(1): 29-41.
- [8] Dorigo M, Di Caro G. Ant colony optimization: A new meta-heuristic. *Proc. 1999 Congress on Evolutionary Computation*, Washington DC, USA, July 6-9, 1999: 1470-1477.
- [9] 燕忠, 袁春伟. 增强型的蚁群优化算法. *计算机工程与应用*, 2003, 39(23): 62-64.
- [10] Diaco A, DiCarlo J, Santos J. Gender recognition. [EB/OL]. [http://ise0.stanford.edu/class/ee368a\\_proj00/project15/index.html](http://ise0.stanford.edu/class/ee368a_proj00/project15/index.html).
- [11] Jiawei H, Micheline K 等著, 范明, 孟小峰等译. 数据挖掘: 概念与技术. 北京: 机械工业出版社, 2001: 214-215.
- [12] Valentin D, Abdi H, Edelman B, *et al.*. Principal component and neural network analyses of face images: What can be generalized in gender classification?. *Journal of Mathematical Psychology*, 1997, 41(4): 398-413.
- [13] Abdi H, Valentin D, Edelman B, *et al.*. More about the difference between men and women: Evidence from linear neural networks and the principal component approach. *Perception*, 1995, 24(5): 539-562.

燕 忠: 男, 1973 年生, 讲师, 博士生, 研究方向为生物计算、人工智能、模式识别等.

袁春伟: 男, 1955 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为仿生计算、纳米材料等.