

基于离散余弦变换和支持向量机的人脸识别算法

陶晓燕, 赵巧霞, 符艳军

(空军工程大学电讯工程学院, 陕西西安 710077)

摘要: 提出了一种基于 DCT 提取人脸特征技术和支持向量机分类模型的人脸识别方法。利用离散余弦变换可提取人脸可识别的大部分信息, 而支持向量机作为分类器, 在处理小样本、高维数等方面具有独特的优势, 且泛化能力很强, 无需先验知识。从 ORL 人脸库上的实验结果可以看出, Dc 特征提取是很有效的, 且 SM 的分类性能优于最近邻分类器, 同时提高了整个系统的运算速度。

关键词: DCT; 支持向量机; 人脸识别

中图分类号: TN959. 17 文献标识码: A 文章编号: 1009-3516(2005)02-0079-04

提取可识别的人脸特征与选择一个好的分类器是人脸识别中的关键问题, 典型的特征提取技术主要有特征脸法、弹性图匹配法, 小波分解以及离散傅立叶、离散余弦变换等; 常用的分类器有最近邻分类器、神经网络分类器等。各种特征提取方法和分类器相结合所形成的人脸识别系统的识别效果也各有特点。Z. M. Hafed^[1] 等人首次利用离散余弦变换提取人脸图像的 DCT 系数作为特征, 实验证明该方法不但运算量小, 同时又能保留图像可识别的大部分信息, 这些信息对光照、表情、姿态具有一定的不敏感性, 并且用最近邻分类器获得了与 K-L 变换相当的识别率。支持向量机(Support Vector Machines)模式识别方法^[2-3], 基于 VC 理论, 采用结构风险最小化原则, 兼顾训练误差和泛化能力, 在解决小样本、高维空间的分类问题中表现出许多特有的优势, 且无需先验知识, 鉴于 DCT 提取人脸特征的优点以及支持向量机良好的分类能力, 本文研究了基于二者相结合的人脸识别方法。

1 离散余弦变换

1.1 定义

离散余弦变换共有 4 种形式, 分别被称为 DCT - I、DCT - II、DCT - III 和 DCT - IV。Ahmed 提出的 DCT 被定义为 DCT - II, 按其定义^[4], 给定一个长度为 N 的序列 $u(n)$, 其离散余弦变换为

$$v(k) = \alpha(k) \sum_{n=0}^{N-1} u(n) \cos\left(\frac{(2n+1)\pi k}{2N}\right) \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (1)$$

其中

$$\alpha(0) = \sqrt{\frac{1}{N}}, \quad \alpha(k) = \sqrt{\frac{2}{N}} \quad 1 \leq k \leq N-1 \quad (2)$$

其反变换为

$$u(n) = \sum_{k=0}^{N-1} \alpha(k) v(k) \cos\left(\frac{(2n+1)\pi k}{2N}\right) \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (3)$$

其中, $\alpha(k)$ 同式(2) 定义。

从定义中可以看出, 对一个输入序列进行离散余弦变换, 就是将序列分解成一组基本余弦序列基的线性叠加。图像是一二维信号, 对于一幅 $M \times N$ 的图像 $f_{x,y}$, 其离散余弦变换为

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f_{x,y} \cos\left[\frac{(2x+1)u\pi}{2M}\right] \cos\left[\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right] \quad (4)$$

$$\text{其中: } \alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{1/N} & u = 0 \\ \sqrt{2/N} & u = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

图像的二维 DCT 系数构成一个与原图像大小相同的矩阵,其低频系数集中在矩阵的左上角,是图像中变化较慢的成分,高频系数集中在矩阵的右下角,是图像的细节和边缘成分。基于 DCT 系数重建图像时,只需保留 DCT 的低频成分,利用反变换即可获得与原始图像相近的恢复图像。图 1(a)为 ORL 库中的原始图像大小为 112×92 ,图 1(b)、(c)、(d)分别为用 60、180、2 000 个“之”字形 DCT 系数重建的图像。

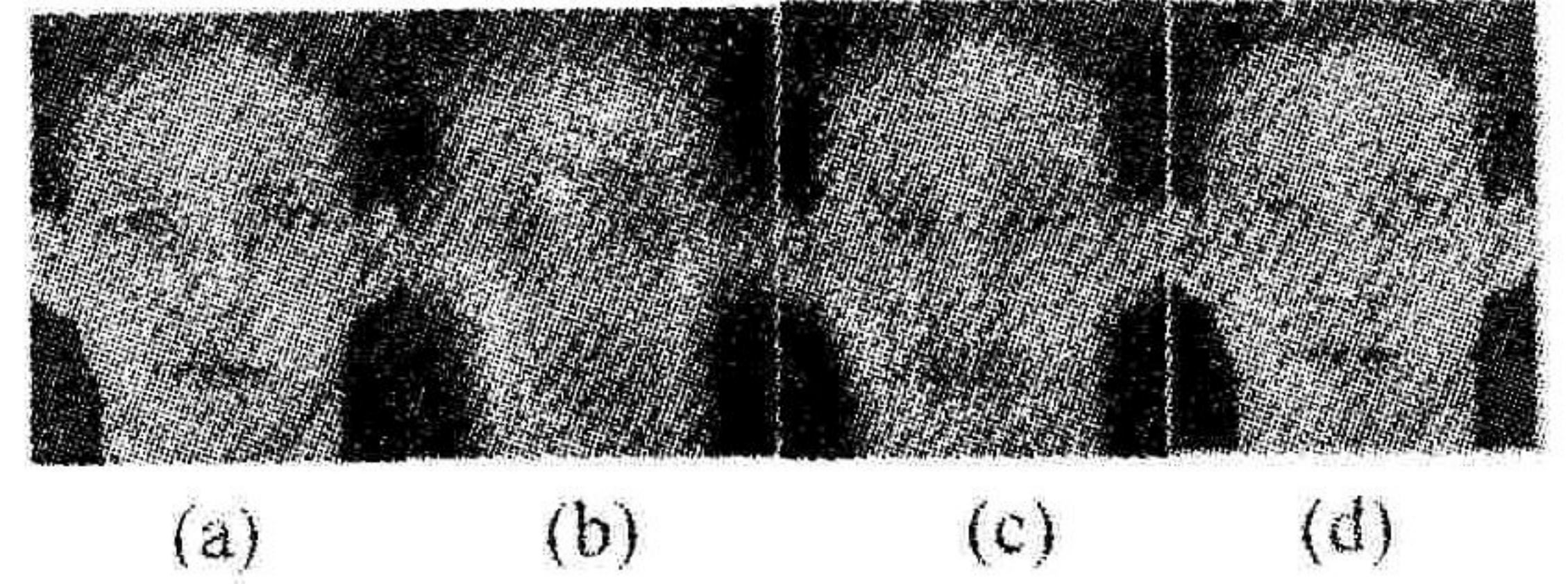
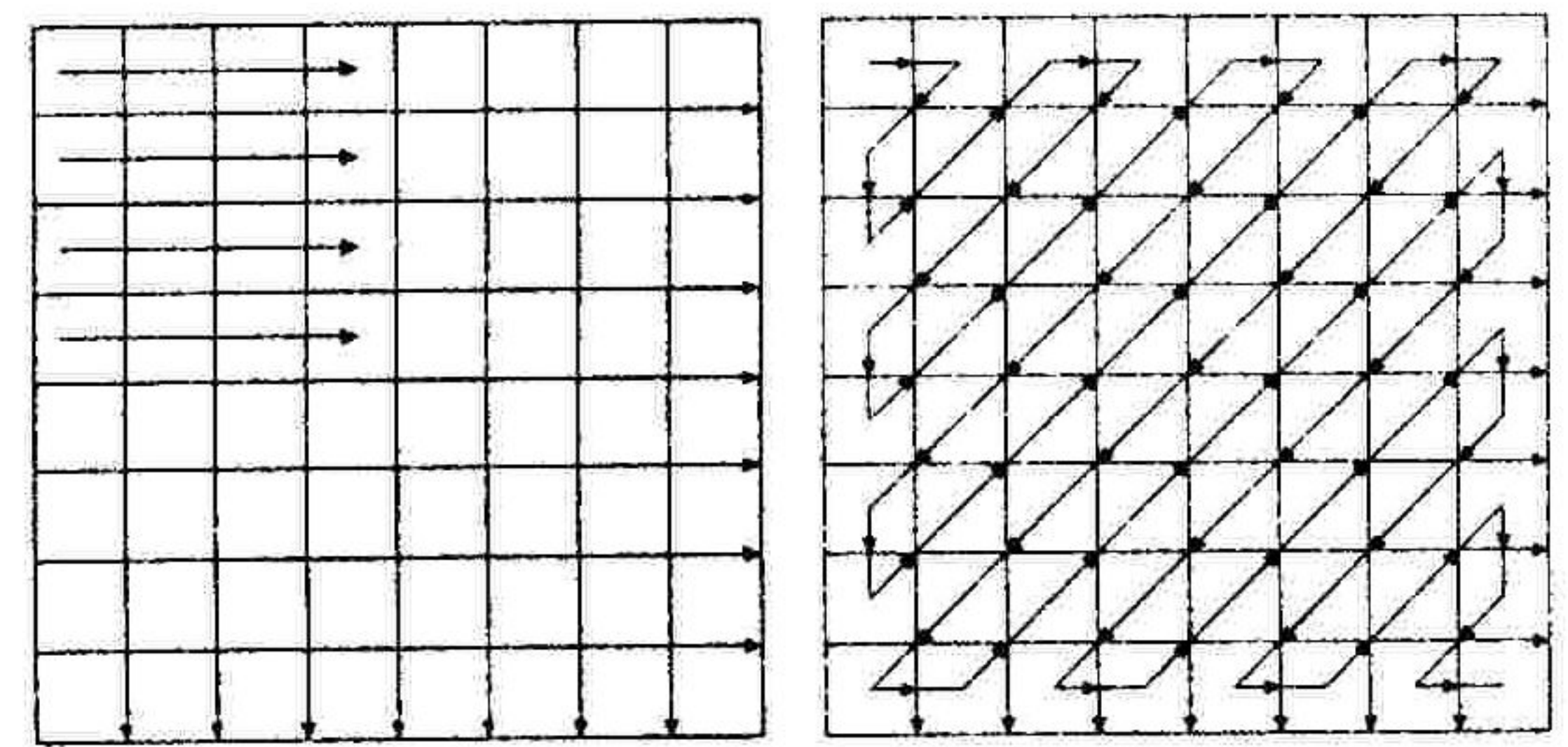


图 1 原始图像和重建的人脸图像

1.2 特征提取

经过 DCT 变换之后,图像的主要信息集中在低频部分,可以通过提取低频分量作为特征进行识别分类。与 K-L 变换相比,离散余弦变换的截断误差稍大,但是它的计算量小,而且由于 DCT 与离散傅立叶变换密切相关,所以 DCT 也有相应的快速算法。另外由于 K-L 变换的基依赖于训练样本集合,训练样本每改变一次,特征向量就要在新的集合上重新计算,这在实际应用中很不方便,而离散余弦变换不存在这个问题。K-L 变换在截断误差最小的意义上最优,意味着它可以



(a)采用矩形窗形式 (b)采用“之”字形顺序

图 2 DCT 系数的选取方式

用最少的系数来表示一幅图像。DCT 虽然在截断误差上稍大,但这可以用增加系数个数的方法加以弥补。这里我们采用两种方式选取 DCT 系数,如图 2 所示。

2 支持向量机

支持向量机方法是专门针对小样本的二分类别的分类提出的,具有很强的泛化能力,对于统计特性与训练数据相似的样本有很好的分类效果,所以对人脸识别是非常适用的。

2.1 SVM 二分类器

对于二类的分类问题, (X_i, y_i) 表示训练样本, $X_i \in \mathbf{R}^N, y_i \in \{-1, +1\} (i=1, 2, \dots, L)$ 。模式空间的数据通过某种非线性变换映射到一个高维的特征空间,即 $\Phi(X) \in \mathbf{R}^N$,然后在这个特征空间中寻求最优分类超平面 $(W^*, b^*) \in (\mathbf{R}^N, \mathbf{R})$,使二类样本的分类间隔最大,得到的分类函数为

$$f(X) = \text{sign}(W^* \Phi(X) + b^*) \quad (5)$$

如果是线性不可分的,这时就要增加一个松弛量 $\{\xi_i\}$,优化问题变成使下式最小。

$$\phi(W, \xi) = \frac{1}{2} W \cdot W + c \sum_{i=1}^L \xi_i \quad (6)$$

$$\text{s. t} \quad \begin{aligned} y_i((W \cdot \phi(X_i) + b)) &\geq 1 - \xi_i & i=1, 2, \dots, L \\ \xi_i &\geq 0, & i=1, 2, \dots, L \end{aligned}$$

其中 c 为惩罚参数,控制着分类边界的形状,其值越大表示对错误分类的惩罚越大。上式的对偶问题就是一个二次规划的求解,最后的判别函数用低维模式空间的数据表示为

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i \in S} \alpha_i y_i K(X_i, X) + b^*\right) \quad (7)$$

集合 S 是 $\{1, 2, \dots, L\}$ 的子集,它所对应的训练样本就称为支持向量,包括位于超平面边界上的边界支持向量($\alpha_i = c$)和错分的非边界支持向量($0 < \alpha_i < c$)。核函数必须满足 Mercer 理论的条件,其对应着高维特征空间的内积。目前得到研究的核函数形式主要有 3 类:

- 1) 多项式核 $K(\mathbf{X}, \mathbf{X}_i) = [(\mathbf{X} \cdot \mathbf{X}_i) + 1]^p$
- 2) 径向基函数核 $K(\mathbf{X}, \mathbf{X}_i) = \exp\left\{-\frac{|\mathbf{X} - \mathbf{X}_i|^2}{\sigma^2}\right\}$
- 3) 多层感知器核 $K(\mathbf{X}, \mathbf{X}_i) = \tanh(v(\mathbf{X} \cdot \mathbf{X}_i) + c)$

对于多类模式识别问题, SVM 主要有 3 种方法(假设有 k 个类别): ①逐一鉴别法(One - Against - The - Rest): 构造 k 个子分类器, 将属于第 j 类别的样本数据标记为正类, 其它所有的样本标记为负类, 测试时, 选择判别函数值最大所对应的类别为测试数据的类别; ②一一区分法(One - Against - One)(又称对偶分类法): 需构造 $k(k - 1)/2$ 个子分类器, 每个分类器训练两个不同类别的数据, 在分类中使用投票策略; ③一次性求解方法: 不同于上面的两种方法, 提出一次性求解多类别分类问题的方法, 从一个优化问题出发同时求解 k 个 SVM 分类器。

Chih - Wei Hsu 等人对上述的 3 种方法进行了比较^[5], 表明一一区分法的分类性能最优。本文对所提取的 DCT 系数运用一一区分法进行判别。

2.2 识别算法

如图 3 所示, 识别算法包含两个阶段: 训练阶段、识别阶段。训练阶段主要是为了建立基于支持向量机的人脸识别模型, 主要步骤为: 利用离散余弦变换提取人脸特征向量, 建立人脸特征向量训练集; 由人脸特征向量训练集建立支持向量机的分类模型。识别阶段主要步骤为: 对要识别的人脸图像利用 DCT 提取特征, 然后将特征向量送入支持向量机进行分类识别。

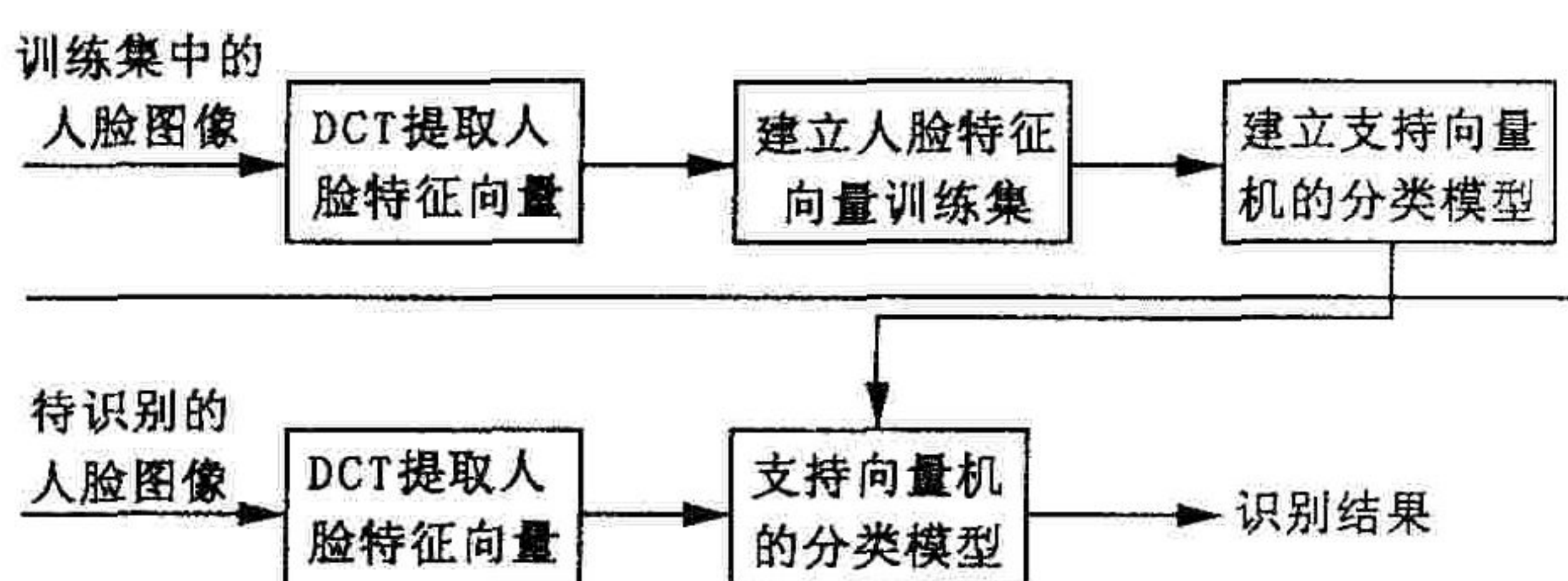


图3 识别算法流程图

3 实验结果

本文选用英国剑桥大学的 ORL 人脸图像库来测试新算法的性能。该图像库由 40 个人的准正面灰度图像组成, 每人有 10 幅, 图像的分辨率为 112×92 , 灰度级是 256, 背景黑暗, 脸部有表情变化(睁眼/闭眼、笑/不笑), 有的人戴眼镜, 部分脸部有轻微的尺度变换^[6]。图 4 给出了其中一个人的图像。从每人的 10 幅图中选取 5 幅作为训练图像, 其余的 5 幅作为测试图像, 40 类中训练集和测试集各有 200 幅脸像, 共有 $k(k - 1)/2 = 780$ 个 SVM 子分类器。实验中核函数选用了多项式函数, 分别采用两种 DCT 系数的选取方法进行验证。



图4 ORL 人脸图像库中 1 人的 10 幅脸像

首先, 对比了 DCT 和 PCA 在 SVM 分类器下的识别效果, 考察 DCT 特征提取的性能。表 1 给出了实验结果(这里 $c = 16$)。可以看出, 对于 SVM 分类器, DCT 优于 PCA。随着多项式指数的增加, SVM 分类器性能有所下降, 这是因为并非越复杂的学习机器的泛化能力就越强^[2], 虽然其训练误差达到最小, 但同时它的置信范围增大了, 造成实际风险并非最小。表 2 给出的是 PCA 和 DCT 特征提取及相应的 SVM 的训练时间, 可见新算法的运算速度得到了大幅度的提高。

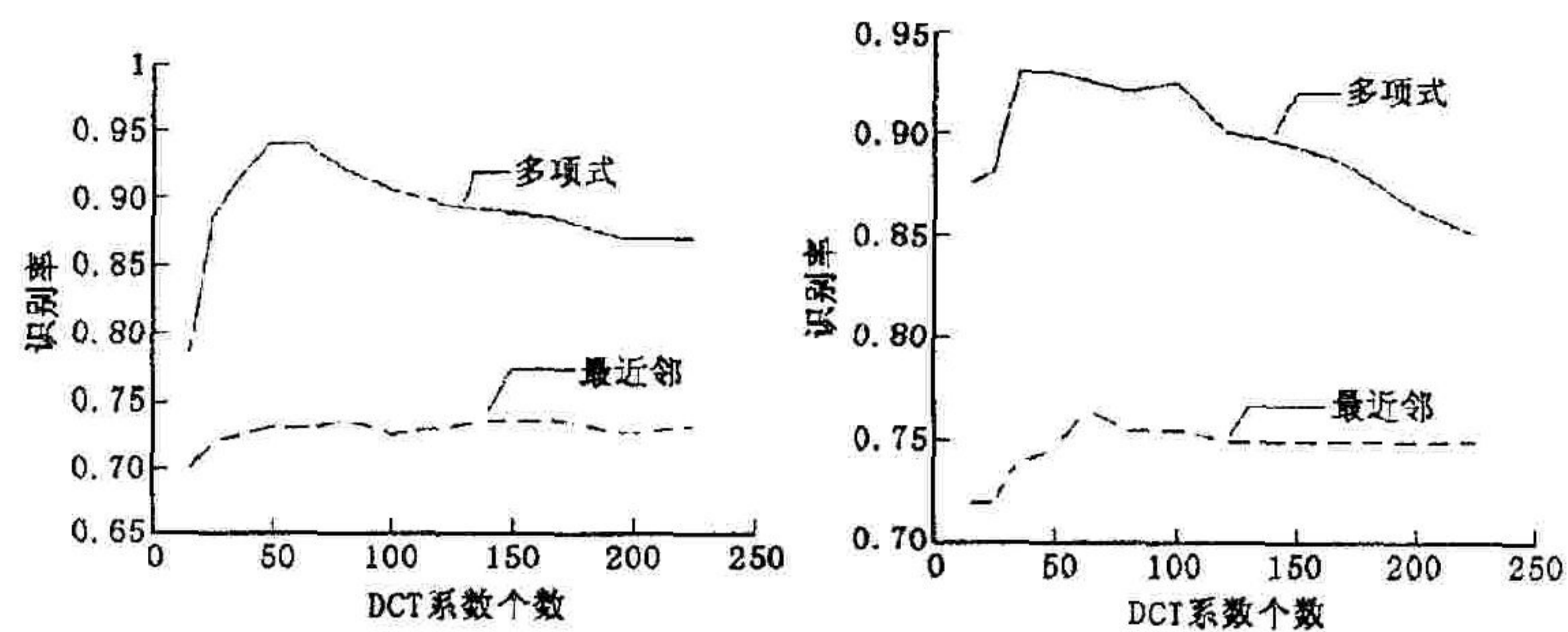
表1 DCT 和 PCA 的识别性能比较(特征数目为 64)

多项式指数 p	PCA	DCT(“之”字形)	DCT(矩形窗)
1	84%	93%	94%
2	83%	89.5%	92%
3	83%	87%	88%
4	82.5%	78%	78.5%
5	78.5%	85%	84.5%
6	77.5%	85%	84%
10	72%	82%	80%

表2 PCA、DCT 特征提取和 SVM 的训练时间

选取系数	特征提取 时间/s	SVM 训练 时间/s
PCA	2313	1.47
DCT(“之”字形)	22.81	0.2
DCT(矩形窗)	21.33	0.19

接着对 SVM 和最近邻分类器的分类性能进行了比较。结果如图 5 所示。从图中可知,支持向量机的分类效果优于最近邻,这是由于 NN 依赖于训练样本所包容的类内变化和类间变化,对于小样本的推广能力较差;而 SVM 是基于小样本的学习方法,在满足结构风险最小化的条件下提高了对未知样本的推广能力^[2]。而且取较少的 DCT 系数(60 个左右)就可达到较理想的识别效果,当特征数目增加时,识别率反而下降了,这说明并非所有的信息都有利于识别分类。



(a) 采用矩形窗形式 (b) 采用“之”字形顺序
图 5 基于 DCT-SVM ($P=1, C=16$) 和 DCT-NNC 算法人脸识别性能比较

4 结论

基于离散余弦变换提取特征的优点及支持向量机良好的分类能力,本文提出了基于 DCT-SVM 的人脸识别方法。在 ORL 人脸库上的仿真结果表明,DCT 提取的特征是有效的,SVM 的分类性能优于最近邻,而且取很少 DCT 系数时就可达最好的识别效果,提高了算法的适应性和运算速度。

参考文献:

- [1] Hafd Z M, Levine M D. Face Recognition Using The Discrete Cosine Transform[J]. International J. of Computer Vision, 2001, 43(3):167-188.
- [2] 卢虎,李彦,肖颖. 支持向量机理论及其应用[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2003, 4(4):89-91.
- [3] 王晓丹,王积勤. 支持向量机研究与应用[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2004, 5(5):49-55.
- [4] Ahmed, Natarejan N T, Rao K. Discrete Cosine Transform[J]. IEEE Trans. On Computers, 1974, 23(1):90-93.
- [5] Chinh-Wei Hsu, Chih-Jen Lin. A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines[J]. IEEE Trans. On Neural Networks, 2002, 13(2):415-425.
- [6] Guodong Guo, Li Stan, Z, Chan K. Face Recognition by Support Vector Machines[A]. Proceedings of The 4th IEEE Intern. Conf. On Automatic Face and Gesture Recognition [C]. 2000, 196-201.

(编辑:门向生)

Face Recognition Based on DCT and Support Vector Machines

TAO Xiao - yah, ZHAO Qiao - xia, FU Yah - jun

(The Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China)

Abstract: A new algorithm is presented for face recognition based on DCT and a multi-class support vector machine (SVM) model. The extracted features from human face images by DCT have major information that can be recognized. As a classifier, the SVM has its particular advantage in tackling small sample size, high dimension and etc., and is of high generalization and without need of priori knowledge. The results on ORL face database show that the DCT feature extraction method is effective and the SVM is superior to the nearest neighbor classifier in classification performance with the efficiency of the whole system improved.

Key Words: DCT; support vector machines; face recognition