

# 基于 Contourlet 变换与 SVM 的人脸识别方法研究

苏州大学电子信息学院 姜海益

**摘要:** 利用 Contourlet 变换的方向性和各向异性, 提出了一种基于 Contourlet 变换和支持向量机 (SVM) 的人脸识别方法。首先对人脸图像进行 Contourlet 变换, 将得到的低频分量系数作为人脸图像的特征, 然后利用 SVM 多类别分类器进行分类。实验结果表明该方法具有较好的识别性能。

**关键词:** 人脸识别; 轮廓波变换; 支持向量机

随着社会的发展, 信息化程度的不断提高, 人们对身份鉴别的准确性、安全性和实用性提出了更高的要求。生物特征识别作为一项利用人类特有的生理特征(如指纹、人脸、虹膜、视网膜等)进行身份识别的技术引起了国际学术界和企业界的广泛关注。人脸是人类识别的最主要的人体生物特征, 它不仅具有很强的自身稳定性和个体差异性, 而且直接、友好, 更符合人类的视觉习惯。这些优点使得人脸识别技术在身份识别、自动监控、人机交互等众多领域有着很大的发展潜力。目前, 人脸识别是生物特征识别中倍受人们关注的一个分支, 已成为计算机视觉与模式识别领域中非常活跃的一个研究领域。

近二十年来, 人脸识别技术不断发展, 涌现出了很多人脸识别方法, 其中包括: 基于 KL 变换的特征脸识别方法<sup>[1]</sup>; Gabor 小波的弹性图匹配法<sup>[2]</sup>; 隐马尔可夫法<sup>[3]</sup>等。本文提出了基于 Contourlet 变换和支持向量机 (SVM) 多类别分类器的人脸识别方法。由于 Contourlet 变换不仅具有小波的多分辨率特性和时频局域特性, 还具有很强的方向性和各向异性。能够提取在图像中非常重要的内在几何结构特征。所以在 Contourlet 变换的基础上, 利用 SVM 分类器对人脸图像进行分类, 可以以较小的训练样本获得较好的分类效果。

## 1 Contourlet 变换

2002 年, M.N.Do 和 M.Vetterli 在 Curvelet 变换的基础上, 结合方向滤波的思想, 提出 Contourlet 变换<sup>[4][5]</sup>。他们希望实现具有多分辨率(Multiresolution)、局部性(Localization)、临界抽样(Critical Sampling)、方向性(Directionality)、各向异性(Anisotropy)等五大特点的图像表示方法。Contourlet 变换继承了 Curvelet 变换的各向异性尺度关系, 它能够有效地表示在视觉信息中重要而复杂的几何结构。

Contourlet 的思想是使用类似于线段的基函数去逼近原始图像, 从而实现了对图像信号的稀疏分离。因此, 要实现 Contourlet 变换, 首先需要对图像进行一个多尺度变换以检测不同尺度下的奇异点, 然后再通过一个具有局部性的方向变换将同一尺度下相邻的奇异点联结成线段结构。因此, Contourlet 变换的实现过程可以归纳为如下步骤:

- (1)使图像通过类似于小波的多尺度变换以检测边缘上的奇异点;
- (2)将第一步所得图像通过局部化的方向变换完成轮廓线段的检测。

Contourlet 变换最终的结果是用类似轮廓的线段表示图像, 这也是之所以称之为 Contourlet 变换的原因。在上述思想的指导下, Contourlet 变换采用了称为“双重滤波器组”的结构, 使用两个滤波器组, 其中前一个 LP(Laplacian Pyramid)滤波器组用来捕捉点奇异, 接下来的方向滤波 DFB(Directional Filter Bank)用以将奇异点联结成线结构。因此 Contourlet 也称为 PDFB(Pyramidal Directional Filter Bank)。按照上述方法得到的 Contourlet 变换具有如下特点: 在不同的尺度上都有长条形的基, 具有良好方向性和各向异性;在频域, Contourlet 变换能提供多尺度、多方向和局部化的分解。这恰好满足了所要寻求的“理想的图像表示方

法”的要求。设输入图像为  $f(x,y)$ ，则 Contourlet 分解的过程可以表示为

$$f(x,y) = a_J + \sum_{j=1}^J b_j。$$

图 1 给出了将 LP 滤波和 DFB 结合实现 Contourlet 变换的结构示意图。由于 DFB 只能捕获图像中高频分量的方向性信息，而不能对图像的低频信息进行有效的处理。因此在 DFB 之前必须使用一个 LP 滤波器进行滤波，将低频信息提取出来。每一级 Contourlet 分解都会产生 1 个低频分量和一系列的高频子带，随后在该尺度的低频子带中继续进行后续的 Contourlet 分解，形成了一个迭代的过程。

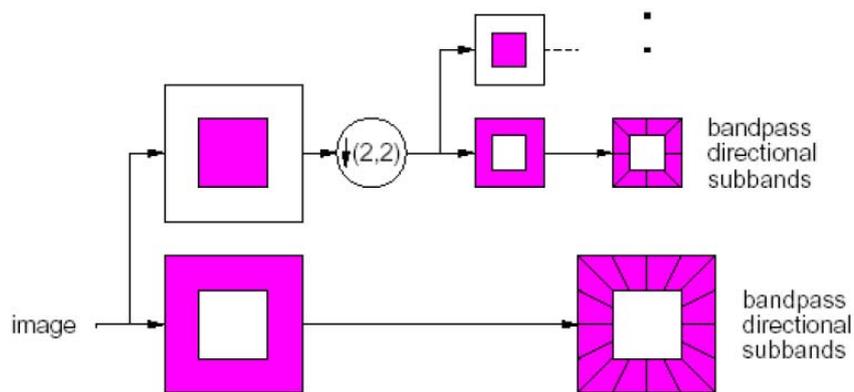


图 1 Contourlet 滤波器组。首先通过 LP 对图像进行多阶分解，然后再用 DFB 对每一阶进行方向分解

图 2 为用 Contourlet 分解后得到的人脸图像，其中金字塔分解为 2 层，每层分别分解为  $2^2=4$  与  $2^3=8$  个方向子带，方向子带中系数大的值用白色像素点表示，而系数小的部分用黑色表示。

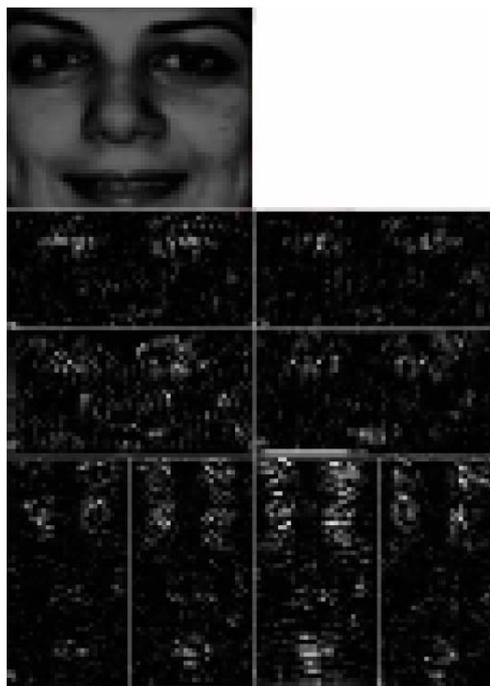


图 2 Contourlet 变换图像

Contourlet 变换的低频分量是通过拉普拉斯金字塔逐层分解后得到的。它包含了原图像的大部分能量，是原图像的平滑逼近。对于人脸图像而言，适当层的金字塔分解后得到的低频分量系数主要反映了姿态和表情的不变特征，有着较好的稳定性，它包含了很重要的判别信息。因此采用低频分量系数（金字塔分解层数根据原始图像的分辨率决定）作为识别特征，不仅包含了有效的判别信息，而且特征空间维数也降低了（如果是  $n$  层分解，则特征空间的维数可降为原图像的  $1/2^{2n}$ ）。

## 2 SVM 多类别分类算法

支持向量机是 V.Vapnik 教授等人在统计学习理论上发展起来的一种新的机器学习方法<sup>[6]</sup>。它基于结构风险最小化原则（Structure Risk Minimization, SRM），在处理高维数、小样本以及非线性问题方面，表现出了很多特有的优势。支持向量机的基本思想是：通过某种事先选择的非线性映射将输入向量映射到一个高维空间，在这个空间中构造最优分类超平面，而考虑到最优分类超平面算法的性质，在这个高维空间中，我们甚至没有必要知道采取的非线性变换的具体形式，而只需进行内积运算即可。根据 Hilbert-Schmidt 定理，只要一种运算满足 Mercer 条件，它就可以作为这里的内积使用。本文选用径向基内积函数：

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

由于人脸识别在本质上是一个复杂的多类判别问题，而 SVM 本身是一种处理两类问题的方法，在处理多类问题时，可以通过组合多个二值子分类器实现对多值分类器的构造。常见的构造方法主要有两种，一种是多判别策略，即一个分类器把每一类的样本与其他各类区分开来；另一种 1-1 判别策略，即一个分类器只用来分类两类问题，通过若干分类器的组合，完成多类识别。本文采取 1-1 判别策略。主要计算方法说明如下：

对于  $m$  类模式的分类问题，可以设计  $m$  个两类分类器，其中每个分类器只区分一类模式与其它类。给定输入模式  $x$ ，设  $m$  个分类函数为：

$$f^j(x) = \sum_{i=1}^n a_i^j y_i K(x, x_i) + b^j, \quad j = 1, 2, \dots, m$$

在理想情况下，应该存在某个  $k \in \{1, 2, \dots, m\}$ ，使得：

$$f^k(x) = \max_{j=1, \dots, m} f^j(x) > 0,$$

且满足：

$$f^j(x) < 0, \quad j = 1, \dots, k-1, k+1, \dots, m。$$

则输入模式应属于第  $k$  类。为了增加分类器输出的可靠性，可以采用更严格的判据条件，即如果：

$$f^k(x) > \tau \quad f^j(x) < \tau, \quad j = 1, \dots, k-1, k+1, \dots, m,$$

其中  $\tau > 0$ ，则判定输入模式应属于第  $k$  类。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 人脸库介绍

我们利用人脸研究领域两个常用的人脸数据库进行实验，一个是 ORL 人脸数据库，另一个是 Yale 人脸数据库。

ORL 人脸数据库是人脸识别研究中用的最多的人脸数据库。该数据库由 40 个人的 400 幅人脸图像构成，图像的分辨率为  $92 \times 112$ ，为灰度图像。人脸的面部表情和细节均有很大的变化，例如笑与不笑，眼睛睁着或闭着，戴眼镜或不戴眼镜等；人脸姿态也有很大的变化，其深度旋转和平面旋转可达 20 度，人脸的尺寸也有最多 10% 的变化。图 3 是 ORL 人脸数据库中 2 个人对应的 20 幅人脸图像。



图 3 ORL 人脸库中 2 人的 20 幅人脸图像

Yale 人脸数据库也是人脸识别研究中常用的数据库之一。Yale 人脸数据库中的人脸图像具备光照和表情的变化，人脸的姿态视角不变，全部是正面人脸图像，如图 4 所示。光照变化是 Yale 人脸数据库的主要特点。Yale 的人脸数据库容量比较小，只包括 15 个人的 165 幅人脸图像。



图 4 Yale 人脸库中的部分人脸图像

### 3.2 实验结果

#### 3.2.1 ORL 人脸库的实验结果

原始图像的分辨率为  $112 \times 92$ ，我们采用一至三层金字塔分解，这样特征空间的维数分别为 2576、644、168。我们将分解的层数定为三层。然后采用前面所述的 SVM 分类器对 Contourlet 变换三层分解的低频系数进行分类测试。

在 ORL 人脸数据库中选取 40 个人，随机选取每个人的 5 幅图像作为训练样本，另外 5 幅作为测试样本，这样共有 200 幅训练样本，200 幅测试样本，对训练样本与测试样本均不做任何处理。实验采用 VC6.0+Matlab7 作为软件编程工具。实验结果如表 1 所示：

表 1 ORL 人脸库图像的识别结果

	第一组	第二组	第三组	第四组	第五组
识别率	97.7%	97.4%	98.2%	98.0%	97.3%

### 3.2.2 Yale 人脸库的实验结果

首先我们对 Yale 人脸库中的人脸图像进行裁剪，仅保留人脸面部区域，并调整图像尺寸为  $128 \times 128$  像素。接着，选取每个人的 5 幅图像作为训练样本，另外 6 幅作为测试样本，这样共有 75 幅训练样本，90 幅测试样本。对每幅图像进行 Contourlet 变换，取三层分解的低频系数作为识别特征，采用 SVM 分类器进行测试，实验结果如表 2 所示。

表 2 Yale 人脸库图像的识别结果

	第一组	第二组	第三组	第四组	第五组
识别率	88.7%	86.2%	88.5%	86.4%	87.5%

比较表 2 与表 1 可以发现，与 ORL 人脸库相比，Yale 人脸库的识别率要下降不少。通过分析实验结果，可以发现误识的样本大部分是光线变化明显的人脸图像。这是因为 Contourlet 变换的低频系数特征仅仅刻画了人脸姿态与表情的不变性，而对光线变换则比较敏感。

## 4 总结

本文分析了 Contourlet 变换的基本原理与变换特点，并将其应用于人脸识别领域，利用 SVM 多类别分类器，提出了一种基于 Contourlet 变换和 SVM 多类别分类器的人脸识别方法，将 Contourlet 变换后的低频系数作为识别特征，分别对 ORL 人脸库和 Yale 人脸库的人脸图像进行了识别实验，实验结果表明，该方法对于具有人脸姿态和表情不变性的图像具有较好的识别效果。

## 参考文献：

- [1] Wiskott L. Phantom Faces for Face Analysis[J].Pattern Recognition, 1997,30:837-846
- [2] Lades M, Vorbrueggen J C, et al. Distortion Invariant Object Recognition in the Dynamic Link Architecture[J].IEEE Transactions on Computers, 1993,42(3): 300-311
- [3] Samaria A S. Face Recognition Using Hidden Markov Models. PhD thesis, Trinity College, University of Cambridge, UK.1994
- [4] M.N.Do, M.Vetterli. The contourlet transform efficient directional multiresolution image

representation. IEEE Trans. on Image Processing,2005,14(12):2091-2106

- [5] Y.Lu, M.N. Do. CRISP-Contourlet: A critically sampled directional multiresolution image representation, Proceeding of SPIE,2003,5207(2):655-665.
- [6] Krebel Ulrich H G. Pair wise classification and support vector machines.In Schokopf Bernhard(edi) Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning. Massachusetts, the MIT Press,pp.255-268,1999.
- [7] Bennett K, Blue J, A support vector machine approach to decision trees. Rensselaer Poly technical Institute, Troy, NY:R.P.IN inth Report,pp.97-100,1997.
- [8] Vapnik V. Statistical learning theory, New York: Wiley, 1998.
- [9] 夏思宇,李久贤,袁晓辉. 一种基于 Contourlet 变换的人脸识别方法[J]. 信号处理, 2008,(04).
- [10] 宋蓓蓓,许录平,孙文方. 一种基于小波的 Contourlet 变换的图像压缩算法[J]. 西安交通大学学报, 2007, (04) .
- [11] 刘坤,郭雷,常威威. 基于 Contourlet 变换的区域特征自适应图像融合算法[J]. 光学学报, 2008, (04) .