

# 图像特征提取研究

翟俊海<sup>1</sup>, 赵文秀<sup>2</sup>, 王熙照<sup>1</sup>

(1. 河北大学 数学与计算机学院 河北省机器学习与计算智能重点实验室, 河北 保定 071002;

2. 河北省信息工程学校 计算机教研室, 河北 保定 071000)

**摘 要:** 图像特征提取是图像识别的关键步骤, 图像特征提取的效果如何直接决定着图像识别的效果. 如何从原始图像中提取具有较强表示能力的图像特征是智能图像处理的一个研究热点. 本文旨在介绍各种图像特征提取方法的基本思想、特点和研究发展现状, 以引起国内学者的进一步关注.

**关键词:** 图像; 图像识别; 特征提取; 小波变换; 软计算

中图分类号: TP 391 文献标识码: A 文章编号: 1000- 1565(2009)01- 0106- 07

## Research on the Image Feature Extraction

ZHAI Jun-hai<sup>1</sup>, ZHAO Wen-xiu<sup>2</sup>, WANG Xi-zhao<sup>1</sup>

(1. College of Mathematics and Computer Science, Hebei University, Key Laboratory of Machine Learning and Computational Intelligence, Baoding 071002, China; 2. Teaching and Research of Section of Computer, Hebei Information Engineering School, Baoding 071000, China)

**Abstract:** Feature extraction is crucial for image recognition; the performance of image recognition is decided by the performance of image feature extraction. It is becoming a new hot area in the field of intelligent image processing to extract feature with excellent descriptive ability from original image. This review introduces the basic ideas of image feature extraction, their major characteristics and some current research trends.

**Key words:** image; image recognition; feature extraction; wavelet transform; soft computing

在模式识别和计算机视觉中, 如何表示对象是至关重要的问题, 它不仅直接影响后续分类器的设计和分类精度, 甚至关系到分类识别算法是否可行、分类识别系统是否有效<sup>[1]</sup>. 图像模式识别<sup>[2]</sup>是近 20 年来发展起来的一门新兴技术科学, 是用现代信息处理技术与计算机技术来完成人的认识、理解过程, 它以研究根据图像的特征进行识别和分类为主要内容, 应用范围非常广泛. 图像识别一般包括图像预处理、图像特征提取、图像特征选择和图像分类 4 个步骤. 其中图像特征提取是关键的一步, 用于图像模式识别的特征大致可归纳为: 1) 颜色或灰度的统计特征; 2) 纹理、边缘特征; 3) 代数特征; 4) 变换系数特征或滤波器系数特征. 如何从原始图像中提取具有较强表示能力的图像特征是智能图像处理<sup>[3]</sup>的一个研究热点.

收稿日期: 2008- 03- 20

基金项目: 河北省自然科学基金资助项目(F2008000635); 河北省应用基础研究重点项目(08963522D); 河北省教育厅首批百名优秀人才支持计划项目; 河北省科学技术研究与发展指导计划项目(06213548)

第一作者: 翟俊海(1964- ), 男, 河北易县人, 河北大学副教授, 河北大学在读博士, 主要从事机器学习与计算智能、模式识别和小波分析的研究.

## 1 颜色或灰度的统计特征提取

颜色(灰度)直方图是实践中最常用的图像统计特征. 设  $S(x_i)$  为图像  $P$  的某一特征值为  $x_i$  的像素的个数,  $N = \sum_i S(x_i)$  为  $P$  中总的像素数. 对  $S(x_i)$  作归一化处理, 即

$$h(x_i) = \frac{S(x_i)}{N} = \frac{S(x_i)}{\sum_i S(x_i)},$$

则图像  $P$  的该特征的直方图为  $H(P) = [h(x_1), h(x_2), \dots, h(x_n)]$ , 式中  $n$  为某一特征取值的个数. 事实上, 直方图就是图像  $P$  某一特征的概率分布. 可把  $P(x)$  看作  $x$  的概率密度函数, 则  $x$  的  $k$  阶矩定义为:  $m_k = \int x^k P(x) dx (k = 0, 1, \dots)$ ,  $k$  阶中心矩定义为:  $\mu_k = \int (x - m_1)^k P(x) dx (k = 0, 1, \dots)$ . Hu<sup>[4]</sup> 于 1961 年首次提出了矩不变量的概念, 但是 Hu 矩不变量不具有正交性, 所以包含大量冗余信息. Zemike 矩<sup>[5]</sup> 不变量就是一种正交的矩不变量, 正交矩在信息冗余度、图像表达以及在识别效果方面比其他类型的矩要好. 随着小波分析理论的发展, Shen 等提出了基于小波变换的小波矩<sup>[6]</sup>, 由于小波变换具有时频局部化特征, 所以小波矩不仅可以描述图像的全局特征, 也可以描述图像的局部特征, 不易受到噪声的干扰, 因而在识别相似的物体时有更高的识别率.

## 2 纹理、边缘特征提取

纹理特征是表示图像的另一种重要的视觉特征, 纹理结构反映图像亮度的空间变化情况<sup>[3]</sup>, 具有局部与整体的自相似性, 纹理是由纹理基元按某种确定性的规律或某种统计规律排列组成的, 在纹理区域内各部分具有大致相同的结构. 纹理分析的方法有多种, 如空间自相关法、共生矩阵法、Tamura 方法等.

纹理是由纹理基元按着某种规律在空间的重复排列组成的, 纹理与纹理基元的空间尺寸有关, 一般大尺寸的纹理基元对应于较粗的纹理, 而小尺寸的纹理基元对应于较细的纹理. 因此, 可用空间自相关函数来描述纹理的这种粗糙程度<sup>[3]</sup>. 对于大小为  $M \times N$  的图像  $f(x, y)$ , 其中  $x = 0, 1, \dots, M-1; y = 0, 1, \dots, N-1$ , 空间自相关函数定义为

$$r(k, l) = \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) f(x+k, y+l)}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y)]^2},$$

式中,  $k, l$  都是整数, 分别表示  $x$  方向和  $y$  方向的移动步长,  $0 \leq r(k, l) \leq 1, r(0, 0) = 1$ .

灰度共生矩阵特征于 1973 年由 Haralick<sup>[7]</sup> 等首次提出, 设  $(x, y)$  为图像中任意一点,  $(x+a, y+b)$  为其扰动点, 它们形成一个点对, 设其灰度值为  $(i, j)$ , 即点  $(x, y)$  的灰度为  $i$ , 点  $(x+a, y+b)$  的灰度为  $j$ . 固定  $a$  和  $b$ , 令点  $(x, y)$  在整幅图像上移动, 则得到各种  $(i, j)$  值. 若图像的灰度级为  $L$ , 则  $i$  与  $j$  的组合共有  $L^2$  种. 在整幅图像中, 统计出每一种  $(i, j)$  值出现的次数, 再将它们归一化为出现的概率  $P(i, j)$ , 则方阵  $[P(i, j)]$  称为灰度共生矩阵.

利用灰度共生矩阵可得到描述纹理特征的统计量, 常用的有对比度、能量、熵等 7 个特征.

Tamura 于 1978 年提出了与人的视觉感受相关的 6 个纹理特征<sup>[8]</sup>, 分别是粗糙度、对比度、方向性、相似性、规则性和粗略度.

图像边缘是指图像灰度发生空间突变或者在梯度方向上发生突变的像素的集合, 它往往是由图像中景物的物理特性发生变化而引起的, 是图像的基本底层特征之一<sup>[3]</sup>. 从 20 世纪 70 年代 Marr 和 Hildreth 提出边缘检测理论以来, 国内外众多学者提出了多种图像边缘特征提取方法, 这些方法大致可分为: 基于经典微分边缘检测算子的提取方法<sup>[3]</sup>、多尺度边缘检测方法<sup>[9]</sup>、模糊增强边缘检测方法<sup>[10]</sup>等. 经典微分边缘检测

算子的提取方法又分为一阶微分边缘检测算子方法和二阶微分边缘检测算子方法. 有代表性的一阶微分边缘检测算子包括: Roberts 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子、Robinson 算子和 Canny 算子等. 其中 Canny 算子无论在定位精度还是抗噪声方面, 明显优于其他的一阶微分边缘检测算子. 有代表性的二阶微分边缘检测算子包括: Laplacian 算子和 LOG 算子. LOG 算子的性能优于 Laplacian 算子. 多尺度边缘检测的思想最初是由 Rosenfeld 提出的. 因为图像边缘就是二维图像中奇异点的集合<sup>[2]</sup>, 而多尺度变换如小波变换的模极大值点对应于图像信号的奇异点, 因此通过对原始图像作多尺度分解, 然后检测这些模极大值点可以确定图像的边缘. 由于图像边缘存在一定的不确定性, 所以可以利用模糊增强技术使图像边缘两侧的像素灰度对比度增强, 把边缘的模糊性变为确定性.

第 1 种特征和第 2 种特征均是像素级的底层特征, 具有良好的不变性、计算简单、表示直观等特点, 但是特征维数高、计算量大是其致命弱点, 基于这 2 种特征的图像分类识别算法大多计算复杂度都非常高.

### 3 图像代数特征提取

从组织图像数据的数据结构来看, 图像可以表示为矩阵形式, 灰度图像可用二阶矩阵来表示, 彩色图像可用三阶矩阵来表示, 代数特征反映的是图像的一种内在属性. 从表示图像的矩阵中提取出的特征称为代数特征. 图像代数特征<sup>[11]</sup>提取是以存储图像数据的数据结构为基础, 利用矩阵理论提取图像特征的一种方法. 主成分分析(PCA)、线性判别分析(LDA)、独立成分分析(ICA)和奇异值分解(SVD)是这种方法的典型代表.

PCA 在数字图像处理中也称为 Hotelling 变换, 而在通信理论中称为 K-L 变换. PCA 已广泛应用于数据压缩、图像处理、模式识别等领域<sup>[12]</sup>. Kirby 和 Sirovich 首次用 PCA 方法表示人脸图像<sup>[13]</sup>, 提取出的图像特征可使重构误差达到最小, 但是这种图像特征的表示不是最优表示, Etemad, Chellappa 和 Belhumeur, Hespanha 分别提出了用 LDA 方法提取人脸图像特征的最优表示方法<sup>[14-15]</sup>, 但是 PCA 方法和 LDA 方法有一个共同的缺点, 就是它们处理的数据必须是向量数据, 不能直接处理图像矩阵数据, 需要先将图像矩阵向量化, 向量化后的数据维数非常高, 例如 1 幅大小为  $256 \times 256$  的图像向量化后得到 1 个 65 536 维的向量. 另外, 这 2 种方法均要进行矩阵特征值分解, 而矩阵特征值分解对于高维数据是非常耗费时间的. 为了克服上述缺点, Yang 和 Zhang 首次提出了 2DPCA<sup>[16-17]</sup>, Ye, Janardan 和 Li 首次提出了 2DLDA<sup>[18]</sup>, 它们分别是一维 PCA 和 LDA 的推广, 其主要思想是直接从原图像数据矩阵构造图像协方差矩阵和图像散度矩阵<sup>[19]</sup>, 而不需要图像矩阵向量化的过程, 2DPCA 和 2DLDA 极大地降低了计算时间复杂度.

ICA<sup>[20]</sup>最早是作为一种盲源信号分离工具由 Jutten 和 Herault 提出的. 通过 PCA 提取的图像特征是一种全局特征, 为了更好地表示图像的特征, 尤其是图像的局部特征, Bartlett 和 Sejnowski 提出了用 ICA 提取图像特征<sup>[21]</sup>, 就图像特征提取来说, ICA 与 PCA 相比有下列优点<sup>[22]</sup>:

- 1) ICA 具有高阶去相关特性, 而 PCA 只具有二阶去相关特性;
- 2) ICA 具有比 PCA 较强的图像局部特征表示能力;
- 3) 通过 ICA 提取的图像特征具有较强的不变性.

关于 PCA 和 ICA 孰优孰劣, 现在没有一个统一的说法<sup>[23]</sup>, 有的文献<sup>[24]</sup>声称 ICA 优于 PCA, 有的文献<sup>[25]</sup>则得出相反的结论, 而文献<sup>[26]</sup>则声称从统计意义上来说, PCA 与 ICA 没有本质上的区别. 所以, 现在人们普遍认为 PCA 与 ICA 是任务相关的特征提取方法.

SVD<sup>[27]</sup>是最重要的矩阵分解方法之一, 它在信号处理、控制论、数据建模等许多领域都有重要应用. SVD 可用于图像特征提取<sup>[28-29]</sup>, Swiniarski 和 Hargis<sup>[28-29]</sup>用 SVD 方法提取纹理图像的代数特征, 并用软计算技术 ROUGH 集方法进行特征选择, 用神经网络作为分类器分类纹理图像, 得到了较好的效果. 用 SVD 方法提取出的特征具有许多优点, 如稳定性、旋转、平移不变性等.

#### 4 图像变换系数特征提取

对图像进行各种滤波变换如 K-L 变换、傅里叶变换、小波变换、小波包变换等, 可以将变换的系数作为图像的一种特征. 变换系数特征可以看作是二次提取的特征. 因为一般用于图像分类识别的特征并不是所有的变换系数, 而是从变换系数中再提取具有更强表示能力的部分系数, 也可以是变换系数的各种函数组合形式, 如提取主成份、提取小波能量等. 所以变换系数特征一般具有表示能力强、特征维数低等特点, 但是特征的语义不直观、需要先对分类识别的图像进行某种变换.

小波分析是由法国地球物理学家 Morlet<sup>[30]</sup> 于 1984 年首次提出的, 后经法国数学家 Mallat<sup>[31-32]</sup>、Meyer<sup>[33]</sup>、法国理论物理学家 Grossman<sup>[34]</sup>、比利时数学家 Daubechies<sup>[35-36]</sup> 等众多科学家的发展和完善, 现已成为功能强大的多尺度信号处理工具, 小波分析已成功应用于图像处理(如图像去噪、图像分割、图像融合等)、时间序列分析、语音识别等领域. 小波分析用于信号的特征提取是近十几年来发展起来的新课题, 是国内外研究热点.

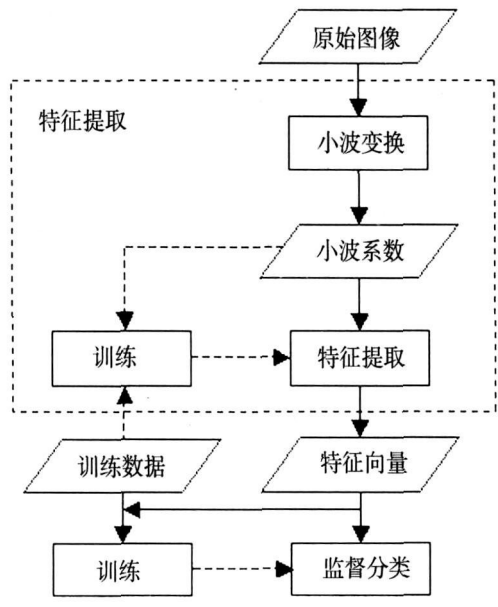


图 1 基于小波变换的图像特征提取和分类流程

Fig. 1 Flow chart of image feature extraction and classification based on wavelet transform

从小波系数中提取信号特征于 1993 年由 Laine 和 Fan 首次提出<sup>[37]</sup>. Pittner 和 Kamarti 则首次比较正式地给出了该问题的一般性框架<sup>[38]</sup>, 如图 1 所示. 经过十几年的发展, 已有不少方法相继被提出<sup>[39-45]</sup>, 在文献[39]中, Arivazhagan 等对目标图像做一层小波变换, 然后从小波系数中分别提出小波统计特征(均值和标准差)、小波共生矩阵特征并将 2 种特征进行组合用于纹理分类; 在文献[40]中, Yu Tao 等用中心投影变换和小波变换来提取图像特征, 中心投影变换将二维模式变换为一维模式, 然后对得到的一维模式作小波变换得到不同的子模式, 最后从各个子模式提取分形特征并用于中英文字符的识别, 取得了比较好的效果, 但分形特征的计算比较复杂. 在文献[41]中, Chi Man Pun 和 Moon-Chuen Lee 首先对目标图像作归一化处理, 然后对归一化后的图像进行平移不变小波包变换, 计算每个子段系数的小波能量特征, 并降序排序这些特征, 最后取前  $M$  个能量特征作为目标图像的特征向量, 用距离分类器分类图像, 当  $M$  取值较大时, 分类精度较高, 相反, 则分类精度较低. 在文献[42]中, Pai-Hui Hsu 提出了基于匹配跟踪的超光谱图像特征提取方法, 匹配跟踪算法利用贪心策略从超光谱数据的高冗余小波系数特征中来自适应的最优表示, 可有效地解

决超光谱图像数据维数灾难问题. 在文献[43]中, Abdulkadir Sengur 等利用小波包变换作为特征提取子, 从纹理图像的小波包变换系数中提取熵和能量特征, 并将各子段的熵和能量特征集成在一起作为多层感知器的输入来分类纹理图像, 得到了比较好的分类效果, 但由于小波包表示是非稀疏、非优化表示, 所以属性的冗余较高, 这大大提高了该方法的时间复杂度. 在文献[44]中, Chih-Fong Tsai 用 Gabor 滤波器和小波变换来提取景物图像的特征, 采用多分类器集成的方法来分类景物图像, 分类器使用的是  $k$ -NN 和 SVM. 在文献[45]中, Chunshien Li 等提出了基于小波理论和模糊集理论的信号特征提取方法, 是一种典型的软计算特征提取方法. 在该文献中, 作者提出了模糊小波特征平面的概念. 他们将语言变量用于信号分析, 将一个信号的幅值看作一个语言变量, 将小波分解得到的逼近信号和细节信号分别看作 2 个语言变量. 并用于一维信号和二维图像信号的特征提取, 提取出的信号特征具有较强的表示能力和较强的抗噪声能力. 从诸多基于小波分析的特征提取方法来看, 还没有将小波分析方法与代数方法相结合的图像特征提取方法, 所以这种图像特征提取方法的研究是一个有潜在应用价值的研究方向.

## 5 结论

图像特征提取是图像识别的关键步骤, 图像特征提取的效果如何直接决定着图像识别的效果. 如何从原始图像中提取具有较强表示能力的图像特征是智能图像处理的一个研究热点. 本文根据图像识别常用的 4 种特征, 分别介绍了这 4 种图像特征常用的提取方法以及它们的优缺点. 从图像的变换系数中提取图像特征是近年来发展起来的新的图像特征提取方法, 无论从理论还是从实际应用的角度, 还有许多问题有待研究. 将变换系数方法和代数方法相结合来提取图像特征更值得深入研究.

## 参 考 文 献:

- [1] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2002: 190–201.
- [2] 杨淑莹. 图像模式识别: VC++ 技术实现[M]. 北京: 清华大学出版社, 北京: 北京交通大学出版社, 2005: 5–7.
- [3] 李弼程, 彭天强, 彭波. 智能图像处理技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004: 149–166.
- [4] HU M. Visual pattern recognition by moment invariant [J]. IRE Trans on Inf Theory, 1962, 8: 179–187.
- [5] KHOTANZAD. A zernike moment based rotation invariant features for pattern recognition [J]. SPIE, 1988, 1002: 212–219.
- [6] SHEN D, HORACE H S IP. Discriminative wavelet shape descriptors for recognition of 2-D patterns [J]. Pattern Recognition, 1999, 32(2): 151–165.
- [7] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Texture features for image classification [J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, 1973, 8(6): 610–621.
- [8] TAMURA H, MORI S, YAMAWAKI T. Texture features corresponding to visual perception [J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, 1978, 8(6): 460–473.
- [9] ROSENFELD A, THURSTON M. Edge and curve detection for visual scene analysis [J]. IEEE Trans Computer, 1971, 20: 512–519.
- [10] 李弼程, 郭志刚, 文超. 图像的多层次模糊增强与边缘检测[J]. 模糊系统与数学, 2000, 14(4): 77–83.
- [11] HONG Z Q. Algebraic feature extraction of image for recognition [J]. Pattern Recognition, 1991, 24(3): 211–219.
- [12] FREDRIC M HAM, ICICA KOSTANIC. Principles of neurocomputing for science and engineering [M], McGraw-Hill, 2003: 396–407.
- [13] KIRBY M, SIROVICH L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1990, 12(1): 103–108.
- [14] ETEM AD K, CHELLAPPA R. Discriminant analysis for recognition of human face images [J]. J Opt Soc Amer A, 1997, 14(8): 1724–1733.
- [15] BELHUMEUR P N, HESPANHA J P, KRIEGMAN D J. Eigenfaces vs Fisherfaces: Recognition using class specific lin-

- ear projection [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1997, 19(7): 711– 720.
- [16] YANG J, ZHANG D. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2004, 26(1): 131– 137.
- [17] YANG J, YANG J Y. From image vector to matrix: A straightforward image projection technique-IMPCA vs. PCA [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(9): 1997– 1999.
- [18] LI M, YUAN B. 2D-LDA: A novel statistical linear discriminant analysis for image matrix [J]. Pattern Recognition Letter, 2005, 26(5): 527– 532.
- [19] WANG Liwei, WANG Xiao, FENG Jufu. On image matrix based feature extraction Algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2006, 36(1): 194– 197.
- [20] JUTTEN C, HERAULT J. Blind Separation of source, part I: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture [J]. Signal Process. 1991, 24: 1– 10.
- [21] BELL A J, SEJNOWSKI T J. The independent components of natural scenes are edge filters [J]. Vision Research, 1997, 37(23): 3327– 3338.
- [22] YUEN P C, LAI J H. Face representation using independent component analysis [J]. Pattern Recognition, 2002, 35: 1247– 1257.
- [23] DRAPER B A, BAEK K, BARTLETT M S, et al. Recognizing faces with PCA and ICA [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 91: 115– 137.
- [24] YUEN P C, LAI J H. Face representation using independent component analysis [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(6): 1247– 1257.
- [25] BAEK K, DRAPER B A, BEVERIDGE J R, et al. PCA vs ICA: A comparison on the FERET data set [Z]. Proceedings of the 6th Joint Conference on Information Sciences, Durham, NC, 2002.
- [26] MOGHADDAM B. Principal manifolds and probabilistic subspaces for visual recognition [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(6): 1– 10.
- [27] LI G J, WAH B W. The design of optimal systolic arrays [J]. IEEE Transactions on Computers, 1985, C-34: 66– 77.
- [28] SWINIARSKI R W, HARGIS L. Rough sets as a front end of neural networks texture classifiers [J]. Neurocomputing, 2001, 36: 85– 102.
- [29] SWINIARSKI R W, SKOWRON A. Rough set methods in feature selection and recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24: 833– 849.
- [30] GOU PILLAUD P, GROSSMANN A, MORLET J. Cycle octave and related transform in seismic signal analysis [J]. Geoprospection, 1984, 23: 85– 102.
- [31] MALLAT S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1989, 11: 674– 693.
- [32] MALLAT A. Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of  $L^2(\mathbb{R})$  [J]. Trans Amer Math Soc, 1989, 315: 69– 87.
- [33] MEYER Y. Wavelets: their past and their future [J]. Progress in wavelet analysis and applications, 1993, 11: 9– 18.
- [34] GROSSMAN A, MORLET J. Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape [J]. SIAM J Math, 1984, 15: 723– 736.
- [35] DAUBECHIES I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets [J]. Communications on Pure Applied Mathematics, 1988, 41: 909– 996.
- [36] DAUBECHIES I. The wavelet transform, time frequency localization and signal analysis [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1990, 36(5): 961– 1005.
- [37] LAINE A, FAN J. Texture classification by wavelet packet signatures [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1186– 1191.
- [38] PITTLNER S, KAMARTHI S V. Feature extraction from wavelet coefficients for pattern recognition tasks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(1): 83– 88.
- [39] ARIVAZHAGAN S, GANESAN L. Texture classification using wavelet transform [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24: 1513– 1521.

- [40] YU Tao, LAM E C M, TANG Y Y. Feature extraction using wavelet and fractal [J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22: 271– 287.
- [41] PUN CH+MAN, LEE MOON-CHUEN. Extraction of shift invariant wavelet features for classification of images with different sizes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(9): 1228– 1233.
- [42] HSU PA+HU I. Feature extraction of hyperspectral images using wavelet and matching pursuit [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2007, 63(2): 78– 92.
- [43] SENGUR A, TURKOGLU I, INCE M C. Wavelet packet neural networks for texture classification [J]. Expert Systems with Applications, 2007, 32: 527– 533.
- [44] TSAI CHIH-FONG. Image mining by spectral features: A case study of scenery image classification [J]. Expert Systems with Applications, 2007, 32: 135– 142.
- [45] LI CHUNSHIEN, HUANG JYH-YANN, CHEN CHIH-MING. Soft computing approach to feature extraction [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2004, 147: 119– 140.

(责任编辑: 孟素兰)

(上接第 31 页)

由以上 2 组数据与实验结果进行比较, 可以看出把  $\psi(4415)$  作为 5S 态处理时计算结果与实验数据有较大的差别, 而  $\psi(4415)$  作为 4S 态处理的结果能够较好地符合实验值.

### 3 结论

$\psi(4415)$  作为一种比较特殊的粒子, 利用真空产生模型(QPC)对其衰变过程进行处理, 得到计算结果并与实验数据相比较, 可以得出在 QPC 模型下  $\psi(4415)$  作为 4S 态处理比 5S 态的计算结果更能与实验结果相吻合, 因此  $\psi(4415)$  为 5S 态粒子的可能性很小, 把它作为 4S 态的粒子更为合理.

参 考 文 献:

- [1] 赵树民, 张印杰, 郭 涛, 等. 超对称双圈图的 Ward 恒等式[J]. 河北大学学报: 自然科学版, 2007, 27(3): 253– 256.
- [2] FRANK E CLOSE, PHILIP R PAGE. Do  $\psi(4040)$ ,  $\psi(4160)$  signal hybrid charmonium? [J]. Phys Lett B, 1996, 366: 323– 328.
- [3] YAOUA A LE, OLIVER L, PENE O, et al. Why is  $\psi(4.414)$  so narrow? [J]. Phys Lett B, 1977, 72: 57– 61.
- [4] DING YIBING, CHAO KUANGTA, QIN DANHU A. Possible effects of color screening and large string tension in heavy quarkonium Spectra[J]. Phys Rev D, 1995, 51: 5064– 5068.
- [5] MICU L. Decay rates of meson resonances in a quark model [J]. Nucl Phys B, 1969, 10: 521– 526.
- [6] 李双九, 赵素英. 电荷禁闭与夸克禁闭的相似性与对偶性[J]. 河北大学学报: 自然科学版, 2004, 24(5): 477– 481.
- [7] XINHENG GUO, HONGWEI K E, XUEQIAN LI, et al. Study on production of exotic  $0^+$  meson  $D_{S1}^*(2317)$  in decays of  $\psi(4415)$  Commun[J]. Theor Phys, 2007, 48: 509– 518.
- [8] YAOUA A LE, OLIVER L, PENE O, et al. Hadron transitions in the quark model[M]. New York: Gordon and breach-science publishers, 1987: 99– 122.

(责任编辑: 孟素兰)