

# 基于小波空间特征谱熵的光学图像识别研究

常丽萍 李 伽\* 施朝霞 郭淑琴

浙江工业大学信息工程学院, 浙江 杭州 310014

**摘要** 针对目前光学图像识别准确率不高的问题,重点研究了基于小波空间特征谱熵的图像特征提取方法。该方法利用小波变换前后能量不变的原理,构造小波能量模式矩阵,对该矩阵进行奇异值分解,并求取奇异值的特征谱熵作为图像的特征。同时,还结合反向传播神经网络来进行图像识别。实验结果表明,所提出的图像特征提取方法能够获得较高的图像正确识别率,证明了该方法的有效性。

**关键词** 图像处理; 光学图像; 特征提取; 小波变换; 特征谱熵

**中图分类号** TN911.73 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/AOS201535.s110003

## Recognition of the Optical Image Based on the Wavelet Space Feature Spectrum Entropy

Chang Liping Li Jia Shi Zhaoxia Guo Shuqin

College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310014, China

**Abstract** To solve the problem that present recognition accuracy of optical image is not high, the method of image feature extraction based on wavelet space feature spectrum entropy is studied deeply. According to the principle of energy is equal before and after the wavelet transform, the matrix of wavelet energy mode is constructed, and the singular value decomposition is done to the matrix, then the feature spectrum entropy of singular value is as the image feature. At the same time, the back propagation neural network is also used for image recognition. The experimental results show that the proposed image feature extraction method can obtain higher accuracy of image recognition, and the effectiveness of the method is also proved.

**Key words** image processing; optical image; feature extraction; wavelet transform; feature spectrum entropy

**OCIS codes** 100.3008; 100.4994; 100.4996

## 1 引 言

随着科技水平的提高,图像识别技术在生产生活中的应用已经越来越普遍,发展至今已经在航空航天、医疗卫生、工业控制、运输物流等领域得到广泛使用<sup>[1-3]</sup>。由于人眼的视觉特性,利用光学传感器得到的图像最容易被接受和识别。因此许多产品开始使用光学传感器作为获取图像的核心器件,包括高端数码相机,摄像机等。众所周知,光学成像是利用光的透射和折射原理,因此光学图像在成像时很容易受到云层、气候等自然因素的影响,尤其是光波在大气中传播时会受到湍流扰动的影响,使光波的原始波阵面由平面畸变成随机曲面,进而导致图像产生模糊。除此以外,光学传感器自身以及其相关器件的一些特性比如温漂,边缘非线性等都会进一步影响光学图像的成像效果。

为了克服自然条件对于光学图像成像的影响,提高识别准确率,当前研究主要集中在两个方向:1)采用

**收稿日期:** 2015-01-25; **收到修改稿日期:** 2015-03-02

**基金项目:** 国家自然科学基金(61304124,61205121,61306090)、浙江省自然科学基金(LY13F010009,LY15F050012)、国家博士后基金(2012M311386)、浙江工业大学自然科学基金重点项目(2013XZ003)

**作者简介:** 常丽萍(1980—),女,博士,副教授,主要从事图像处理和信号压缩感知方面的研究。

E-mail: clping@zjut.edu.cn

\* **通信联系人.** E-mail: leejia@zjut.edu.cn

物理措施,即通过添加透镜等器件提高图像的质量,然后利用匹配相关器(VLC)或联合变换相关器(JTC)来进行图像识别。匹配相关器原理简单,信噪比高,但制作麻烦,不适合目标的实时识别,而联合变换相关器具有高强度的零级谱,识别效果也不是太好。Alpana等<sup>[4]</sup>研究了利用小波变换方法实现边缘调整联合变换相关器;Ge等<sup>[5]</sup>研究了基于相位编码的参考联合分数变换相关的图像位移问题;随后Ge等<sup>[6]</sup>又对非传统的,采用分数联合变换相关的图像加密和认证技术进行了比较研究。2)是在软件系统上对光学图像进行有效的处理,对光学图像的特征提取和识别算法进行重点研究。Zhang等<sup>[7]</sup>提出了改进的Hu矩用于图像目标识别;Cláudio等<sup>[8]</sup>研究了计算机视觉和模式识别技术在图像处理中的应用;Schock等<sup>[9]</sup>则对非对称光学图像的自适应迭代盲复原算法进行了深入探讨。这些研究成果为光学图像识别技术的发展提供了一定的理论基础。

纵观之前的研究成果,大部研究集中在图像识别算法以及图像的复原技术等方面。光学图像的特征提取对于图像最终的识别准确率有着非常大的影响,因此将光学图像的特征提取技术作为重点研究内容。

## 2 图像识别与预处理

图像识别是一个较为复杂的过程,一般情况下可以分为4个部分,包括图像的采集、图像的预处理、图像的特征提取以及图像的最终识别。其中,图像采集是整个过程的第一步,对于光学图像来说就是利用光学传感器获取图像;第二步是图像预处理,即对图像进行初步的变换操作,为下一步的特征提取打好基础,这个过程也是较为复杂,涉及的算法很多,本文不做过多研究;特征提取是整个图像识别过程中非常重要的一个环节,高质量的特征提取可以在很大程度上提高图像的识别准确率,因此将重点研究。图像识别是模式识别的一个重要分支,目前很多识别算法都可以应用到图像识别中,使用神经网络算法对光学图像进行分类识别。

此外,在图像的采集、记录以及传送的过程中,经常受到各种噪声的干扰,这样图像中往往包含着部分的噪声信息,因此在光学图像处理的过程中,需要先进行预处理以降低图像的噪声,包括对光学图像进行灰度化、二值化、边缘检测,滤波等。光学图像灰度化是指将彩色光学图像转化成灰度图像的过程,这样做的好处是不仅可以保留图像的色度和亮度分布及特征,还可以减少处理的数据量,提高工作效率。本文选用的图像灰度化方法是加权平均值法。二值化算法是一种常用的基于阈值的图像分割算法,其基本思想是把灰度值在指定阈值范围内的像素转成黑像素(0),其他像素转成白像素(255)。二值化算法的关键是选好分割阈值,采用最大类间方差法。图像噪声主要是在拍摄或传送阶段受到外界信号干扰而产生的,进行图像滤波的目的就是去除这些噪声。去除噪声固然可以便于后续处理,但是或多或少会会影响到原图像的质量,因此选择高斯滤波法。此外,所采用的小波图像算法不具有对称性,因此不存在线性相位分布。虽然目前国内外研究主要围绕利用对称性小波算法对图像进行分解,但是计算结果过慢,且抵御干扰噪声的能力不是很强,因此利用非对称非线性相位分布的小波算法对于去除图像滤波噪声具有很好的效果。

## 3 图像的特征提取

对图像的某些特征进行数字化并加以抽取的过程被称为特征提取。一幅图像的特征越明显,即与其他图像的区别越大,那么就会越容易被正确识别。常用的图像特征提取方法包括区域分割矩阵法,不变矩法等<sup>[10]</sup>。根据光学图像的特性提出利用图像的小波空间特征谱熵作为特征进行识别。

小波分析的基础理论是20世纪80年代初由法国科学家率先提出的,现已成为一个较成熟的数学分支,其理论还在不断的发展。小波分析相当于一个数学显微镜,具有放大、缩小和平移功能,通过检查不同放大倍数下的变化来研究信号的动态特性。因此,小波分析被广泛的应用于很多领域<sup>[11]</sup>。

小波函数是由一个小波基函数经过平移与尺寸伸缩得到,小波分析即把信号分解成一系列小波函数的叠加。小波变换是指把某一基本小波函数 $\varphi(t)$ 平移 $\tau$ 以后,再在不同尺度 $a$ 下与待分析信号 $x(t)$ 做内积,可表示为

$$f_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \varphi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt, \quad a > 0, \quad (1)$$

等效的时域表达式为

$$f_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \varphi(a\omega) \exp(j\omega\tau) dt, \quad a > 0, \quad (2)$$

式中参数  $\tau$  相当于使镜头相对于目标平行移动,  $a$  相当于使镜头向目标推进或远离。从(1)式与(2)式可以看出, 小波分析能够通过小波基函数的变换分析信号的局部特征, 并且在二维情况下具有信号方向选择性能能力, 因此是一种很好的分析工具。

一般常见的图像特征提取方法都是提取图像的区域特征或时域特征, 当图像的性质和拍摄环境较为相似时, 这样的特征并不是十分明显。为此, 提出基于小波变换在时频域中联合研究小波空间特征谱熵这个特征指标。

显然, 在小波变换前后具有有限能量的函数  $f(t)$  其能量一定是守恒的, 即:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt = \frac{1}{C_{\Psi}} \int_0^{\infty} a^{-2} E(a) da, \quad (3)$$

式中  $C_{\Psi} = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\varphi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega$ ,  $E(a) = \int_{-\infty}^{\infty} |W_f(a, b)|^2 db$ ,  $W_f(a, b)$  是小波变换的幅值,  $C_{\Psi}$  是小波函数的允许条件,  $E(a)$  是尺度为  $a$  时函数  $f(t)$  的能量值。由(3)式可知, 将一维信号等价地映射到二维的小波空间中就是小波变换的实质。而矩阵  $\mathbf{W} = \left[ \frac{|W_f(a, b)|^2}{C_{\Psi} a^2} \right]$  被称为是二维小波空间的小波能量分布矩阵, 将  $\mathbf{W}$  看作是信号的模式矩阵, 对  $\mathbf{W}$  进行奇异值分解, 设  $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \geq \delta_n$  是矩阵  $\mathbf{W}$  的奇异值。值得注意的是, 该排序结果是对每个奇异值取绝对值之后再进行比较排列的。谱  $\{\delta_i\}$  是对原始信号  $\{x_i\}$  在时频域中的一种有效划分, 因此定义时频域中图像的小波空间特征谱熵为

$$H_{us} = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i, \quad (4)$$

$$p_i = \delta_i / \left( \sum_{i=1}^n \delta_i \right), \quad (5)$$

式中  $p_i$  是第  $i$  个奇异值在整个奇异值谱中所占的比例。小波空间特征谱熵反映了图像能量在时频域内的分布情况。图像特性越简单, 能量越集中于少数几个模式, 小波空间特征谱熵也就越小; 反之, 图像特性越复杂, 能量就越分散, 小波空间特征谱熵也就越大。通过比较图像的小波空间特征谱熵就可以对图像进行很好的识别。

#### 4 图像的识别及结果分析

图像识别是根据图像的特征对其进行分类的一个过程。图像识别应保证达到要求的正确识别率和较快的分类速度, 因此识别方法的选取十分重要, 要兼顾识别率和速度。选择使用反向传播(BP)神经网络的方法, BP神经网络的核心内容就是信号的前向传递和误差的反向传播。在信号的前向传递过程中, 经过逐层处理, 每一层神经元只对下一层负责, 如果实际输出与期望输出之间的误差不满足要求就进入反向传播过程。此时会根据理想目标调整网络的权值和阈值, 从而使实际输出与期望输出之间的误差不断减小, 直至满足精度要求<sup>[12]</sup>。目前工程中经常应用的三层BP神经网络结构如图1所示。

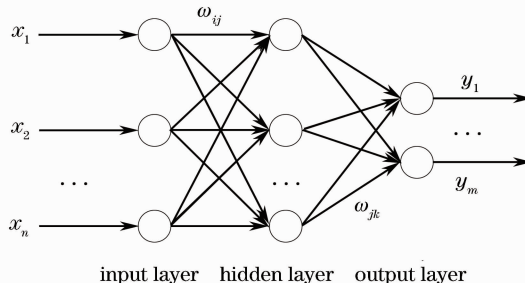


图1 BP神经网络拓扑结构

Fig. 1 Topological structure of BP neural-network

BP神经网络预测前首先要训练网络,通过训练使网络具有联想记忆和预测能力。BP神经网络的训练过程包括以下几个步骤:

Step 1:网络初始化。根据系统输入输出序列  $(X, Y)$  确定网络输入层节点数  $n$ , 隐含层节点数  $l$ , 输出层节点数  $m$ , 初始化输入层、隐含层和输出层神经元之间的连接权值  $\omega_{ij}$  和  $\omega_{jk}$ , 初始化隐含层阈值  $a$  和输出层阈值  $b$ , 给定学习速率和神经元激励函数。

Step2:隐含层输出计算。根据输入向量  $X, \omega_{ij}$  以及  $a$  计算隐含层输出  $H$ :

$$H_i = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - a_i\right), \quad j = 1, 2, \dots, l. \quad (6)$$

Step3:输出层输出计算。根据  $H, \omega_{jk}$  和  $b$  计算网络预测输出  $O$ :

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j \omega_{jk} - b_k, \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (7)$$

Step4:误差计算。根据网络预测输出  $O$  和网络期望输出  $Y$  计算预测误差  $e$ :

$$e_k = Y_k - O_k, \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (8)$$

Step5:权值更新。根据预测误差  $e$  更新  $\omega_{ij}$  和  $\omega_{jk}$ :

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, \quad j = 1, 2, \dots, l, \quad (9)$$

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_k, \quad j = 1, 2, \dots, l, \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (10)$$

Step6:阈值更新。根据  $e$  更新  $a$  和  $b$ :

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, \quad j = 1, 2, \dots, l, \quad (11)$$

$$b_k = b_k + e_k, \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (12)$$

Step7:算法迭代是否结束或预测误差是否达到期望要求,若没有返回 Step2,否则结束。

实例完成的是一个人脸朝向识别的分析研究。人脸图像识别一直是一个复杂的模式识别问题,其中朝向识别近年来成为研究的热点,被广泛的应用于安全防盗、追踪识别等领域。实验的主要目的是验证所提出的基于小波空间特征谱熵的图像特征提取方法的有效性。首先,利用带有光学透镜传感器的高速数码相机分别采集人脸不同朝向时的图像,图像来自 10 个不同的人,每人 5 幅图像,人脸的朝向分别为:正左、左前、正前、右前以及正右。经过灰度化,二值化以及滤波等预处理以后的图像如图 2 所示。



图 2 人脸识别图像

Fig. 2 Recognized images of human face

从图 3 可以看出,经过预处理以后的图像效果较好,可以进行特征提取。首先对这 50 幅图像进行分组,为便于区分,共分为 5 组,编号为 11,12,13,14,15,分别代表第一组的正左、左前、正前、右前以及正右,其他组编号类似;然后分别对这 50 幅图像进行小波变换,本文选用的母小波 DB6,根据之前所介绍的构造模式矩阵求奇异值,按照(4)式计算图像的小波空间特征谱熵,计算后的结果按照正左、左前、正前、右前以及正右进行分类,具体如表 1 所示。

由表 1 可知,不同朝向的人脸图像的小波空间特征谱熵带着比较明显的区别,可以初步认定利用小波空间特征谱熵作为图像的特征是有效的。但是,左前和右前方向还是有所交叉,所以接下来需要利用 BP 神经网络来完成最后的分类识别。

网络节点传递函数选用正切型 S 函数 tansig 和线性传递函数 purelin,网络训练函数选用梯度下降算法

traingd,训练步数设定为 3000,训练目标为 0.01。训练过程如图 3 所示,可见在训练目标为 0.01 的情况下,只需要 1746 步就完成了训练,时间较短。接下来将测试数据集的 20 幅图像特征输入到网络进行测试,识别结果如表 2 所示。

表 1 神经网络状态输出对应表

Table 1 Corresponding form of neural-network output state

	Left	Left front	Frong	Right front	Right
Coding	100	110	010	011	001

表 2 图像识别结果

Table 2 Recognized results of images

No.	Predicted value	Expected value	No.	Predicted value	Expected value
1	010	010	11	001	001
2	110	110	12	100	100
3	001	001	13	011	110
4	010	010	14	010	010
5	100	100	15	011	011
6	110	011	16	100	100
7	011	011	17	100	100
8	001	001	18	001	001
9	010	010	19	010	010
10	100	100	20	110	110

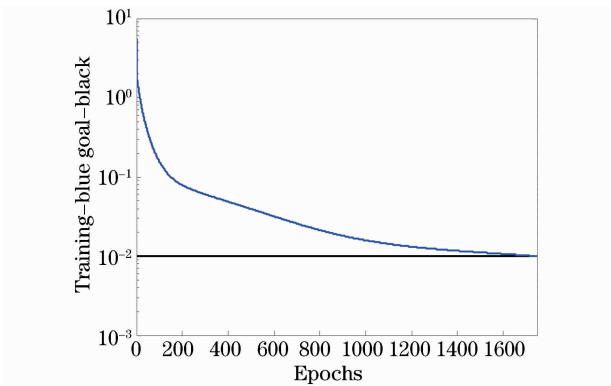


图 3 网络训练曲线

Fig. 3 Training curves of networks

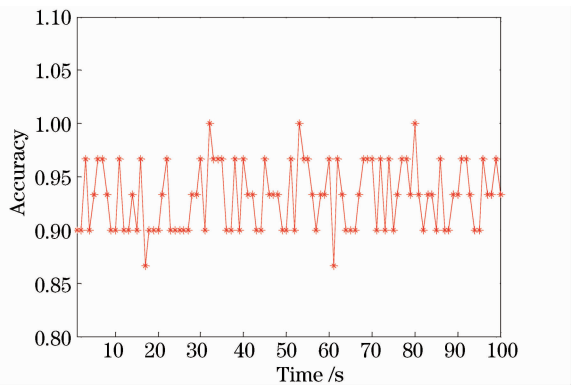


图 4 多次识别结果比较

Fig. 4 Comparison of multiple recognized images results

由表 2 可知,只有第 6 幅的左前识别为右前,以及第 13 幅的右前识别为左前,其余 18 幅图像全部识别正确,准确率达到 90%。为了进一步验证本文方法的有效性,在同等条件下进行 100 次重复实验,每次实验都从图库中随机选取 30 幅图像进行识别,识别结果如图 4 所示。

多次重复实验的结果表明:总共 100 次的识别准确率较高,平均为 93.13%,最高到达 100%,即全部识别正确,最低也达到了 86.7%,尽管在实际工程使用时准确率会与实验有所差别,但准确率达到的水平完全符合使用要求。同时实验结果再一次证明了所提的基于小波空间特征谱熵的图像特征提取方法的有效性。为了体现该方法的优越性,下面进行一下横向比较分析。

根据目前的研究情况,在进行人脸朝向识别时最常用的特征提取方法是图像分割法和灰度熵法。图像分割法即对图像进行矩阵分割确定眼睛所在的位置,然后根据眼睛所在子矩阵的特征来判断人脸朝向。在使用该方法提取特征时,根据图像的大小,将图像分割成 6 行 8 列共 48 个子矩阵块,其中眼睛所在的位置位于第二行,所以只要根据第二行的 8 个子矩阵中像素点为 1 的个数和位置即可判断人脸朝向。灰度熵法即先计算图像的灰度百分比,然后求取灰度熵。因为事先经过预处理,所以直接计算即可。分别按照这两种方法对图库中的 50 幅图像提取特征,然后与小波空间特征谱熵的图像特征提取方法进行比较,识别准确率和识别用时分别如图 5、6 所示。



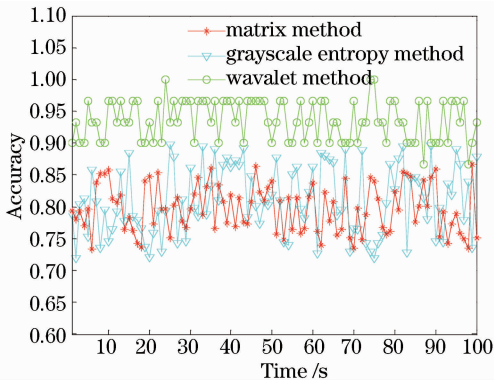


图 5 识别准确率比较

Fig. 5 Comparison of recognized accuracy rate

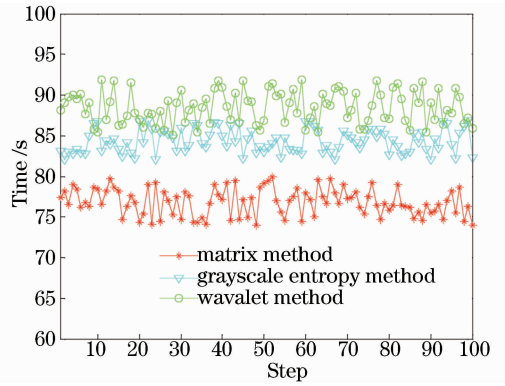


图 6 识别用时比较

Fig. 6 Comparison of recognized duration time

从图 5 的比较结果来看,矩阵分割方法和灰度熵法提取的图像特征平均识别准确率相当,仅为 80%左右,而利用小波空间特征谱熵方法提取的图像特征识别准确率均在 90%以上,远高于这两种方法。再分析图 6 可知,小波空间特征谱熵方法的平均用时约为 88 s,灰度熵法的平均用时约为 84 s,而矩阵分割方法的平均用时仅为 78 s 左右。虽然小波空间特征谱熵方法的用时要略高于其他两种方法,但是相差不是太多,而且其用时也满足实际工程应用的要求。此外,使用矩阵分割方法时,识别结果中出现了 000 的结果,该结果不符合表 2 中的任何一种状态编码,无法给出图像的朝向,而小波空间特征谱熵方法则可以很好的克服这一缺点。

## 5 结 论

重点研究了基于小波空间特征谱熵的图像特征提取方法,该方法利用小波变换前后能量不变的原理,构造小波能量矩阵,并对该矩阵的奇异值求熵作为图像的特征。运用 BP 神经网络根据图像特征进行分类识别。实验结果表明,利用小波空间特征谱熵方法提取的图像特征具有较好的代表性和可分性,图像识别准确率可达 90%以上,相比较于目前常用的图像特征提取方法,本文方法的优越性也较为明显。但是实验同时表明,该方法的用时略长,下一步研究的重点将是降低该方法的复杂度,提高使用效率。

## 参 考 文 献

- 1 A Madabhushi. Interplay between intensity standardization and inhomogeneity correction in MR image processing[J]. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 2005, 24(5): 561–576.
- 2 K Kalpoma. Image fusion processing for IKONOS 1 m color imagery[J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 2007, 45(10): 3075–3086.
- 3 D Thurley. Fast morphological image processing open-source extensions for GPU processing with CUDA[J]. *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, 2012, 6(7): 849–855.
- 4 B Alpana, K Naveen, A K Nishchal. Wavelet-modified fringe-adjusted joint transform correlator[J]. *Optics & Laser Technology*, 2008, 40(1): 99–112.
- 5 P Ge, Q Li, H Feng. Image displacement based on phase-encoded reference joint fractional transform correlator[J]. *Optics & Laser Technology*, 2011, 43(8): 1385–1390.
- 6 P Ge, Q Li, H Feng. Displacement measurement based on joint fractional Fourier transform correlator[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2012, 50(3): 399–404.
- 7 L Zhang, X Fei, J Pu. Application of improved Hu moments in object recognition[C]. *Automation and Logistics (ICAL), 2012 IEEE International Conference on*. IEEE, 2012: 554–558.
- 8 R J Cláudio. Image processing, computer vision and pattern recognition in Latin America[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(1): 1–2.
- 9 M Schock, D L Mignant, G A Chanan. Atmospheric turbulence characterization with the Keck adaptive optics systems[J]. *Appl Opt*, 2003, 42(19): 3705–3720.
- 10 L Wang, X Wang, J Feng. On image matrix based feature extraction algorithms[J]. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2006, 36(1): 194–197.
- 11 K H David, P Vandergheynst, G Rémi. Wavelets on graphs via spectral graph theory[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2011, 30(2): 129–150.
- 12 G Jing, W Du, Y Guo. Studies on prediction of separation percent in electro dialysis process via BP neural networks and improved BP algorithms[J]. *Desalination*, 2012, 291(2): 78–83.