

# 基于信息熵的 GLBP 掌纹识别算法

赵志刚 吴鑫 洪丹枫 潘振宽

(青岛大学信息工程学院 青岛 266071)

**摘要** 提出了一种基于信息熵(information entropy)的 GLBP 掌纹识别算法(EGLBP),首次将该算法运用到掌纹中。同时,为了提高识别精度、降低算法复杂度,引入信息熵来度量掌纹所含的信息量,熵越大,所含信息量越多。首先对图像进行 Gabor 变换,分别计算变换后图像的信息熵,去除熵较小的几幅图像;然后对剩余的图像使用分块思想,对每块进行 LBP 特征提取,并融合所有特征;最后使用卡方距离对掌纹所属类别进行判定。经过 PolyU 掌纹中心区域图像的验证,与传统掌纹识别算法相比,EGLBP 算法识别率达到 99.89%,识别时间为 113.9ms,具有有效性和优越性。

**关键词** 掌纹识别, Gabor 变换, 局部二值模式, 信息熵, 分块, EGLBP 算法

**中图分类号** TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.08.062

## Palmprint Recognition Method Based on Energy Spectrum of GLBP

ZHAO Zhi-gang WU Xin HONG Dan-feng PAN Zhen-kuan

(College of Information Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

**Abstract** A novel palmprint recognition algorithm based on information entropy under GLBP (EGLBP) was proposed in this paper, and it was first introduced into palmprint recognition. At the same time, in order to improve the recognition accuracy and reduce the complexity of the algorithm, information entropy was used to measure the information of palmprint. The bigger the entropy is, the more information is contained. Firstly, the images were decomposed through Gabor transform, and their information entropies were calculated. Then several small images were removed. Secondly, LBP feature extraction for each block was processed using the block idea, and the features were parallelly fused. Finally, chi-square distance was used to determine palmprint category. After PolyU palmprint database's verification of the region of interest, compared with the traditional palmprint recognition algorithm, EGLBP algorithm has a recognition rate of 99.89% and a recognition time of 113.9ms, demonstrating its superiority and effectiveness.

**Keywords** Palmprint recognition, Gabor transform, Local binary pattern, Information entropy, Block thought, EGLBP algorithm

## 1 引言

掌纹识别是近年来新兴的一种生物特征识别技术,该技术通过分析人的掌纹来进行身份识别,是对现有生物识别技术必要的有益补充。掌纹具有唯一性和终生基本不变特性,较为稳定且不易伪造。与其它生物特征识别技术相比,掌纹具有更丰富的可用于识别的特征,有望获得比人脸、指纹等更高的识别率;掌纹的主线和褶皱是其独有的,具有较强地区分能力和抗干扰能力,并可在低分辨率条件下进行有效地提取。

对于低分辨率的掌纹图像,主要是利用主线和褶皱信息实现掌纹识别。根据掌纹中特征表示以及匹配方法,可大致将掌纹识别方法分为 4 个类别<sup>[1]</sup>:基于结构、基于统计、基于子空间和基于编码的方法。Wu 等<sup>[2]</sup>提出了一种利用梯度图的方向和幅值信息提取掌纹纹线特征的方法。这种方法由于利用了统计量作为特征,因此对于质量差的掌纹图像具有

更好的鲁棒性,识别精度比其它基于结构的方法高。基于结构的方法大部分借鉴或移植指纹识别中的方法,简单直观,但是这类方法用直线段或特征点近似地表示掌纹纹线,丢失了大量信息,因此识别率不高。Zhang 等<sup>[3]</sup>利用完备小波变换<sup>[4]</sup>的平移不变性和掌纹纹线方向的上下文相关性,计算小波分解后每块的 4 类统计特征,根据这 4 类特征可将掌纹分为若干个类别,识别时仅在待测掌纹所属的类别内搜索即可。虽然考虑了图像多尺度特性,减小了类内差别,提升了识别性能,但分块大小和策略对最终的识别结果影响很大,而最优分块方法需实验而定。Wu 等<sup>[5]</sup>在 PCA 的基础上进行 LDA 降维的 FisherPalm 方法,并得到了较高的识别率,证实了基于子空间方法的有效性。但是该类方法通常对每个类别都需要多个训练样本,且训练样本的选取对识别结果影响较大。Jia 等<sup>[6]</sup>提出了一种鲁棒的线方向编码方法(RLOC)。这种方法在特征提取时速度非常快,但点对区域的匹配方式使得匹配

到稿日期:2013-10-19 返修日期:2014-03-17 本文受国家自然科学基金(61170106),山东省科技发展计划项目(2012YD01058)资助。

赵志刚(1973-),男,博士,教授,主要研究方向为机器学习、模式识别、图像处理与机器视觉等, E-mail: zhaolhx@163.com; 吴鑫(1989-),女,主要研究方向为图像处理、生物特征识别; 洪丹枫(1989-),男,主要研究方向为变形图像处理、生物特征识别。

时速度较慢。

在传统单独 LBP 进行特征提取时,高维不可避免。孙海鹏等<sup>[7]</sup>将 LBP 与 Gabor 特征幅值的领域变化进行编码,有效地降低维数,取得了理想的识别效果。练秋生等<sup>[8]</sup>将 LBP 算法应用到掌纹中,借鉴分级检索的思想,用 Gabor 进行粗提取,用 LBP 进行进一步提取(LGBP),虽然在不同预处理后得到了较高识别率,但容易产生较大的误差。本文将 Gabor 和 LBP 串联结合(GLBP),先使用 Gabor 分解掌纹图像,然后使用 LBP 算法对分解出的每层图像进行特征提取,虽然得到了较好的识别率,但特征维数过大,且由于 Gabor 分解后的图像较多,在提取特征时容易产生伪特征,影响识别精度。所以,本文继而引入了信息熵的概念,提出了基于信息熵的 EGLBP (EGLBP)掌纹识别算法,并通过实验验证了 EGLBP 掌纹识别算法的有效性。

## 2 Gabor 变换

### 2.1 Gabor 小波

二维 Gabor 小波可以提取图像特定区域内多尺度、多方向的空间频率特征,像显微镜一样放大灰度的变化,且光照具有一定的鲁棒性。采用 Gabor 变换来处理掌纹图像,可以增强一些关键特征,以区分不同掌纹图像<sup>[9]</sup>。

二维 Gabor 小波的定义为:

$$\Psi(k, z) = \frac{\|k\|^2}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{\|k\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right] \cdot [\exp(ikz) - \exp[-\frac{\sigma^2}{2}]] \quad (1)$$

其中,  $\sigma$  是与小波频率带宽有关的常数(取  $\sigma=2\pi$ ),  $z=(x, y)$  表示空间坐标,  $k$  用来确定内核方向和尺度。定义  $k_{\mu, \nu} = k_{\nu} e^{i\phi_{\mu}}$ , 其中  $k_{\nu} = k_{\max}/f^{\nu}$  为采样尺度,  $\nu$  表示尺度;  $\phi_{\mu} = \pi\mu/6$  为采样方向,  $\mu$  表示方向。  $k_{\max}$  为最大频率(取  $k_{\max} = \pi/2$ )。  $f$  为频率中的内核间隔因子(取  $f=\sqrt{2}$ )。

### 2.2 掌纹图像的 Gabor 小波

将掌纹灰度图像记为  $I$ , 将其分别与各个 Gabor 滤波器进行卷积, 从而得到掌纹图像的 Gabor 小波, 可表示为<sup>[10]</sup>:

$$J_k(z) = I(z) * \psi(k, z) \quad (2)$$

与傅立叶变换相似, 利用 Gabor 小波对样本图像进行滤波后得到的 Gabor 特征是复数, 可写成:

$$J_k(z) = \text{Re}(J_k(z)) + j\text{Im}(J_k(z)) = A_k e^{i\phi_k} \quad (3)$$

$$A_k(z) = \sqrt{(\text{Re}(J_k(z)))^2 + (\text{Im}(J_k(z)))^2} \quad (4)$$

$$\phi_k(z) = \arctan(\text{Im}(J_k(z))/\text{Re}(J_k(z))) \quad (5)$$

## 3 LBP 算子

LBP 是一个灰度纹理运算符, 处理图像纹理特征的局部空间结构, 它具有旋转不变性和灰度不变性等显著的优点。近几年, LBP 算子已经广泛地应用于纹理分类、图像检索、人脸图像分析等领域<sup>[11]</sup>。

给定一个图像的中心像素, 通过相邻码来计算模式码<sup>[8, 12, 13]</sup>:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (6)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (7)$$

$g_c$  是中心像素的灰度值,  $g_p$  是相邻像素的灰度值,  $P$  是

相邻像素的个数,  $R$  是半径。假如  $g_c$  的坐标是  $(0, 0)$ , 那么  $g_p$  的坐标就是  $(R \times \cos(2\pi p/P), R \times \sin(2\pi p/P))$ 。

图 1 示出不同的  $(P, R)$  的圆形邻域的情况。相邻点的灰度值如果不在网格的中心, 可以通过插值来计算。

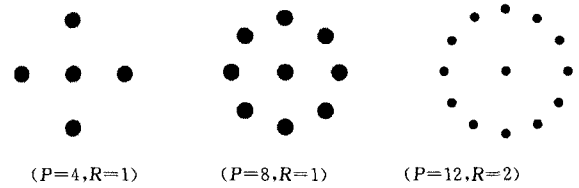


图 1 不同的  $(P, R)$  的圆形邻域

假设纹理图像的尺寸是  $M \times N$ , 在验证每个  $(i, j)$  的 LBP 模式码后, 可以得到整个纹理图像直方图:

$$H(k) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(LBP_{P,R}(i, j), k), k \in [0, K] \quad (8)$$

$$f(x, y) = \begin{cases} 1, & x = y \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $K$  是最大的 LBP 模式值,  $U$  表示 LBP 中 0 和 1 变换的次数。

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (10)$$

## 4 EGLBP 算法

为了使得到的特征数据具有较好的鲁棒性且具有较高的识别精度, 本文结合 Gabor 变换多尺度方向的优势以及 LBP 变换对旋转、平移的鲁棒性。同时, 为了进一步提高识别精度、降低特征维数, 使用信息熵进行信息量度量, 提出一种基于信息熵的 GLBP 的算法(EGLBP)。该方法首先使用 Gabor 分解原始掌纹图像, 将得到的图像进行信息量度量, 选取信息量高的、能够反映掌纹特征的图像; 然后利用分块思想, 将剩余图像分成大小相同的块; 再利用 LBP 算法对每块进行特征提取, 得到最终的特征向量; 最后使用卡方距离对掌纹所属类别进行分类。图 2 为 EGLBP 算法框图。

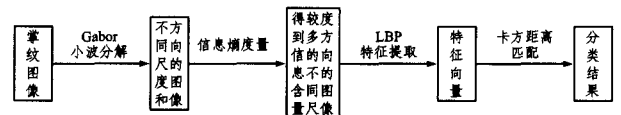


图 2 EGLBP 算法框图

掌纹图像在采集时会产生旋转、平移, LBP 算法对于此类问题有较好的鲁棒性, 但对图像的尺度方向信息不能有效地描述。然而, Gabor 变换能够提取掌纹多尺度多方向的信息, 由于掌纹主要特征体现在纹线上, 而纹线信息主要表现在尺度和方向上, 因此 Gabor 变换用于掌纹识别比人脸、虹膜等其它生物特征识别有更大的优势。通过 Gabor 变换得到掌纹图像各方向上的纹线特征, 与 LBP 算法串联结合, 结合两者的优点能够较好地描述掌纹特征。

PolyU 掌纹数据库是目前世界上公开的最大的掌纹数据库, 包含 384 人的 7752 张图片, 本文直接使用库中的掌纹感兴趣图像(ROD)进行实验, 如图 3(a) 和图 4(a) 所示。Gabor 变换通常选取不同尺度和方向来描述图像信息, 通常使用 3 尺度 6 方向与 5 尺度 8 方向的分解方式, 如图 3(b) 和图 4(b) 所示, 分别表示掌纹图像在 3 尺度 6 方向和 5 尺度 8 方向的 Gabor 分解图。从中能看出 Gabor 分解后得到的图像有较强

的方向性,可以从不同尺度和方向上描述掌纹纹线特征,但同时也存在一定缺陷,即有些尺度方向的图像信息含量少且纹线信息不明显,这导致在这些图像上容易产生伪特征,影响识别精度;同时,需要处理的图像过多,最终产生的特征向量维数较大,增加了算法复杂度。此外,在图 3(b)和图 4(b)中也能够较清楚地看出,3 尺度 6 方向的分解方式得到的纹线较为清晰且含有伪特征(比如噪声、细小的不规则的纹理等)的图像较少,所以本文选择使用 3 尺度 6 方向的分解方式。因此,为了降低算复杂度,减少伪特征对识别精度的影响,引入信息熵对 Gabor 分解后的图像进行信息量度量,去除信息含量较少的图像。

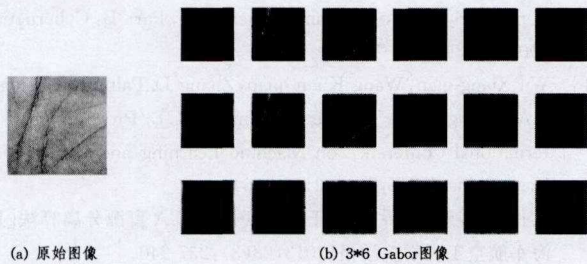


图 3 掌纹图像的 18 个 Gabor 幅值特征

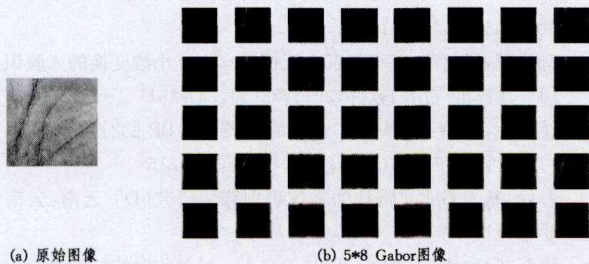


图 4 掌纹图像的 40 个 Gabor 幅值特征

信息熵是图像所具有信息量的一种度量,它能够反映出图像中含有信息的多少,其值越大,则说明该图像信息含量越高,越能反映出图像的主要特征;反之,其值越小,则说明所含信息量越少,越不易反映出图像的主要特征。其定义如下:

$$ENT = - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n G(i, j) \log G(i, j) \quad (11)$$

其中,  $m$  和  $n$  分别表示图像矩阵的行与列,  $G(i, j)$  表示图像中灰度级的直方图,  $ENT$  为熵的值。Gabor 分解后图像的能量降序排列如图 5 所示。

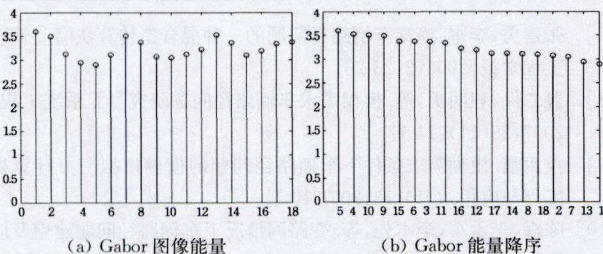


图 5 Gabor 图像能量分布以及排序

使用信息熵去除 Gabor 分解的图像,本文提出如下 2 种方案:1)由于掌纹图像不同尺度层含有的掌纹信息不同而且分散,在每个尺度上去除信息熵最小的 1 幅或者 2 幅图像,将剩下的图像进行 LBP 不同分块的特征提取,最后使用卡方距离对掌纹所属进行分类。2)将 Gabor 分解之后所有图像按能量降序排列,去除在全局信息熵最小的 3 幅图像或 6 幅图像,

将剩下的图像进行 LBP 不同分块的特征提取,最后得到的 LBP 特征向量进行卡方距离匹配。

采用卡方距离对掌纹图像的所属类别进行分类,其定义如下:

$$\chi^2(S, M) = \sum_i \frac{(S_i - M_i)^2}{S_i + M_i} \quad (12)$$

其中,  $S$  为测试图像的特征向量,  $M$  为训练图像的特征向量,  $i$  为图像编号。选取  $\chi^2$  中最小值的编号  $i$ , 来确定掌纹所属。

## 5 实验分析

### 5.1 数据库样本的选取

本文算法在香港理工大学 PolyU 数据库上测试。图 6 示出掌纹库中的部分掌纹 ROI。本文从 PolyU 掌纹数据库中选取 100 个人的掌纹图像作为样本,每个人 10 幅图像,共 1000 幅掌纹图像,其中随机选取每个人的 1 张图像作为训练集,剩余 9 张作为测试集合。所有实验使用 CPU 2.70GHz,内存为 4GB 的台式机,在 MATLAB2009a 实验平台下进行。

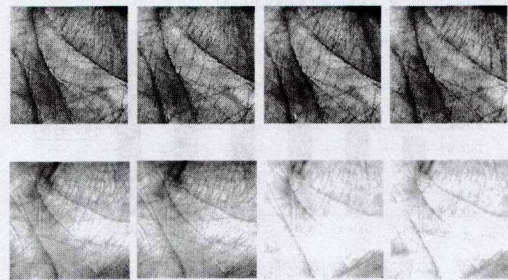


图 6 PolyU 数据库 ROI 图像

### 5.2 算法分析和比较

表 1 和表 2 给出了 LBP 在不同分块方式下,使用信息熵去除 Gabor 分解的图像的 2 种方式(全局信息熵最小和每个尺度上的信息熵最小)的识别率比较。

表 1 不同分块下全局信息熵最小方式的 EGLBP 算法识别率

Gabor 尺度方向	图像去除方式	LBP 分块	识别方法	识别率
3 尺度 6 方向	去除全局信息熵	16 * 16	EGLBP	97.78%
	最小的 6 幅	32 * 32		95.56%
	去除全局信息熵	16 * 16		80.00%
	最小的 3 幅	32 * 32		74.44%

表 2 不同分块下每个尺度上的信息熵最小方式的 EGLBP 算法识别率

Gabor 尺度方向	图像去除方式	LBP 分块	识别方法	识别率
3 尺度 6 方向	去除每个尺度信息熵最小的 2 幅	16 * 16	EGLBP	99.78%
	去除每个尺度信息熵最小的 1 幅	32 * 32		99.56%
	去除每个尺度信息熵最小的 2 幅	16 * 16		99.89%
	去除每个尺度信息熵最小的 1 幅	32 * 32		99.33%

由表 1 和表 2 可以看出,在 3 尺度 6 方向的 Gabor 分解前提下,使用去除每个尺度上的信息熵最小图像方式的识别率高于使用去除全局信息熵最小图像方式的识别率。虽然去除全局信息熵最小图像的方式可以降低特征向量维数,但由于较小的信息熵分布在不同的尺度和方向上,如果按照全局信息熵的大小排序,会使得去除的图像在尺度方向上分布不均匀,最终导致图像信息大量丢失,造成使用 LBP 算法提取的特征误差较大,影响识别精度。去除每个尺度上的信息熵最小图像的方式能够较好地保留每个尺度上的各个方向的信息,同时去掉信息量少、易出现伪特征的图像。掌纹具有的信息不同于人脸或虹膜等信息,主要以纹线信息为主,所以需要

我们保留不同尺度上尽可能多的方向信息,同时去掉纹线不稳定、含有较多噪声的图像。再通过 LBP 特征提取,可以得到较准确的特征数据,提高识别精度且能够较好地降低算法复杂度,减少识别时间。

图 7 示出本文算法与传统的掌纹识别算法识别率柱状图比较,传统的掌纹识别方法有主成份分析法(PCA)、Gabor 算法、LBP 算法、LGBP 算法、GLBP 算法。本文提出的 EGLBP 算法比单独使用 Gabor 算法和 LBP 算法识别率都高,因为它使用 Gabor 和 LBP 算法进行串联融合,充分结合二者的优点,使得融合后的特征具有较好的旋转、平移的鲁棒性,同时具有多尺度多方向的特性,提高了识别精度。此外,借鉴 PCA 算法降维的优点,引入信息熵来度量图像含有的信息量,不仅较大程度上保留了掌纹的特征信息,提高了识别精度,而且降低了特征维数,在一定程度上解决了 PCA 降维易丢失重要信息的问题。表 3 中列出了这几种算法在特征提取时间、匹配时间和总时间上的比较,可以看出本文算法在保证上述识别精度的同时识别时间也较短,满足实时性要求。以上结果表明了本文算法的有效性。

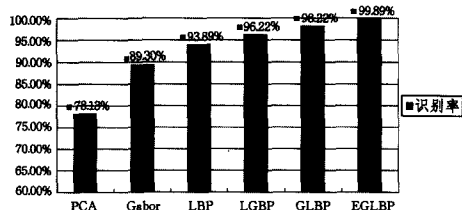


图 7 本文算法与传统掌纹识别算法的识别率比较

表 3 不同算法特征提取时间、匹配时间、总时间的比较

算法	特征提取时间(ms)	匹配时间(ms)	总时间(ms)
PCA	90	24	114
Gabor	84	2.1	86.1
LBP	51	28.5	79.5
LGBP	214	15.3	229.3
GLBP	135	30.6	165.6
EGLBP	93	20.9	113.9

**结束语** 本文算法使得获取的掌纹特征不仅对平移、旋转有较好的鲁棒性,而且具有多尺度多方向的特性,同时,为了消除 Gabor 分解后的图像中的伪特征,使用信息熵对图像进行筛选,从而使识别精度提高且特征维数降低。采用 PolyU 掌纹中心区域图像进行测试,将 EGLBP 算法与传统

的几种识别算法在识别率和识别时间上做比较,验证了本文算法的有效性。下一步的主要的工作是:进一步改进算法,将本文算法能够应用到大型掌纹库上。

## 参考文献

- [1] 岳峰,左旺孟,张大鹏. 掌纹识别算法综述[J]. 自动化学报, 2010,36(3):354-365
- [2] Wu Xiang-qian, Wang Kuan-quan, Zhang D. An approach to line feature representation and matching for palmprint recognition[J]. Journal of Software, 2004, 15(6): 869-880
- [3] Zhang Lei, Zhang D. Characterization of palmprints by wavelet signatures via directional context modeling[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(3): 1335-1347
- [4] Wu Xiang-qian, Wang Kuan-quan, Zhang D. Palmprint recognition using Fisher's linear discriminant[C]//Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Xian, China: IEEE, 2003: 3150-3154
- [5] 洪丹枫,凌青,彭娇娇. 基于小波变换的 ICA 盲源分离算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2013, 28(3): 237-240
- [6] Jia Wei, Huang De-shuang, Zhang D. Palmprint verification based on robust line orientation code[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1504-1513
- [7] 孙海鹏,毕笃彦. 基于局部二元模式 Gabor 小波变换的人脸识别[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(5): 247-261
- [8] 练秋生,刘春亮. 基于 Gabor 滤波器和 LBP 的分级掌纹识别[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(6): 212-215
- [9] 林峰. 基于 Gabor 特征的掌纹识别算法研究[D]. 云南: 云南大学, 2011
- [10] 潘新,阮秋琦,王艳霞,等. 基于 Gabor 局部相对特征的掌纹识别[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(15): 34-38
- [11] Liu Dang-hui, Lam K-M, Shen Lan-sun. Optimal sampling of gabor features for face recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(4): 267-276
- [12] Guo Zhen-hua, Zhang D, Zhang D. et al. Hierarchical Multi-scale LBP For Face And Palmprint Recognition[C]// International Conference on Image Processing (ICIP). Hong Kong, China: 2010: 4521-4524
- [13] 齐鸣鸣,向阳. 基于 MB-LBP 和改进的 LFDA 的人脸识别[J]. 计算机科学, 2012, 39(6): 266-269

(上接第 277 页)

- [2] Dror M, Laporte G, Trudreau P. Vehicle routing with stochastic demands: Properties and solution frameworks[J]. Transportation Science, 1989, 23(3): 166-176
- [3] Bastian C, Rinnooy Kan A H G. The stochastic vehicle routing problem revisited[J]. European Journal of Operational Research, 1992, 56(3): 407-412
- [4] Liu B, Lai K K. Stochastic programming models for vehicle routing problems[J]. Asian Information-Science-Life, 2002, 1(1): 13-28
- [5] Cheng R, Gen M. Vehicle routing problem with fuzzy due-time using genetic algorithm[J]. Japanese Journal of Fuzzy Theory and Systems, 1995, 7(5): 1050-1061
- [6] Zheng Y, Liu B. Fuzzy vehicle routing model with credibility measure and its hybrid intelligent algorithm[J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 176(2): 673-683

- [7] 张建勇,李军. 模糊车辆路径问题的一种混合遗传算法[J]. 管理工程学报, 2005, 2: 23-26
- [8] 曹二保,赖明勇,等. 模糊需求车辆路径问题研究[J]. 系统工程, 2007, 25(11): 14-17
- [9] 戎丽霞. 模糊需求条件下车辆路径问题的模糊模拟[J]. 计算机工程与应用, 2010, 18: 209-210
- [10] 陈森,李孟军,李本先,等. 变路网情况下车辆路径问题建模及应用[J]. 计算机科学, 2012, 39(2): 14-17
- [11] 张杰,徐志宇,彭嘉臻,等. 多目标多周期应急物流模型及其遗传算法求解[J]. 计算机工程, 2011, 37(32): 179-181
- [12] 李三彬,柴玉梅,王黎明. 需求可拆分的开放式车辆路径问题研究[J]. 计算机工程, 2011, 37(6): 168-171
- [13] Liu Bao-ding. Uncertainty theory (2nd edition) [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2007
- [14] 甘玲,潘小雷. 一种应用于交通环境中的运动车辆跟踪方法[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2013, 25(3): 408-411