

基于平方距离的对称共生矩阵阈值法

范九伦,任 静

(西安邮电学院通信与信息工程学院,陕西西安 710121)

摘 要: 基于图像共生矩阵的阈值法是图像分割的一种基本方法,本文基于“灰度—灰度”对称共生矩阵,通过定义目标区域和背景区域的均值,提出了一个阈值分割方法.该方法和常见的基于对称共生矩阵阈值法相比,对图像的适应性更强,仿真实验验证了本文方法的有效性.

关键词: 图像分割; 阈值选取; 对称共生矩阵

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 10-2277-05

Symmetric Co-Occurrence Matrix Thresholding Method Based on Square Distance

FAN Jiu-lun, REN Jing

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China)

Abstract: Thresholding method based on graylevel co-occurrence matrix is a basic image segmentation method. The means of the object region and background region are defined based on symmetric co-occurrence matrix, and thresholding segmentation method is proposed. Compared with the common thresholding method based on symmetric co-occurrence matrix, the method is more adaptable to images. Simulation results verify the effectiveness of the method.

Key words: image segmentation; threshold selection; symmetric co-occurrence matrix

1 引言

图像分割是图像分析、理解和计算机视觉中的难点,在图像分割的诸多方法中,阈值化技术以其简单、有效、便于理解受到人们的普遍欢迎^[1].该方法主要利用了图像目标与背景之间的灰度差异,把图像视为具有不同灰度级的两个区域(目标和背景)的组合,通过选取一个合适的阈值,以确定图像中的每一个像素点应该属于目标还是背景区域,从而产生相应的二值图像.

“灰度—灰度”共生矩阵(也称为灰度级空间相关矩阵)使用了图像的局部空间位置信息,描述了像元灰度值与邻近像元灰度值之间的一种空间关系,是图像纹理分析和分割的基本方法^[2~8].共生矩阵是 Haral-ick^[2]在分析图像纹理时引入的,将共生矩阵应用于图像分割源于 Ahuja 和 Rosenfeld^[9]的工作以及 Weszka 和 Rosenfeld 的工作^[10].使用共生矩阵进行图像分割的优点是考虑到了图像的二阶灰度统计量,能够更好的利用图像具有的空间信息.基于“灰度—灰度”共生矩阵的图像分割方法是图像阈值选取的基本方法之一,包括基于对称共生

矩阵的阈值法^[11,12]和基于非对称共生矩阵的阈值法^[13~15].

本文主要研究基于对称共生矩阵的阈值法.基于对称共生矩阵的阈值法是最早被研究的方法之一,已提出的方法有:繁忙性度量阈值法、条件概率度量阈值法、熵度量阈值法、平均对比度阈值法、平均熵阈值法、Weber 对比度阈值法和平均一致性阈值法^[12].但由于该方法主要利用共生矩阵的频数信息,使其主要适用于简单的图像,对于较为复杂的图像,很难得到较好的分割效果,这使得该类方法的应用受到很大限制,至今没有被普遍使用.究其原因在于,该类方式没有充分利用“灰度—灰度”对称共生矩阵具有的统计量.

鉴于此,本文在“灰度—灰度”对称共生矩阵上定义均值,进而提出新的阈值分割方法,该方法由于更好的利用了对称共生矩阵的统计量,使其比已有基于对称共生矩阵的方法对图像的适应性更好.实验结果显示,其分割性能明显优于已有类似方法.本文的研究结果,将为基于统计量研究对称共生矩阵阈值法奠定更好的基础,进而可提出更多的阈值选取方法.

2 对称共生矩阵

对于大小为 $M \times N$ 的灰度图像 X , 其灰度取值为 $g \in G = [0, 1, \dots, L-1]$. 用 i 表示像元 (x, y) 处的灰度级, j 表示像元 $(x - d\sin\theta, y + d\cos\theta)$ 处的灰度级. 我们考虑 (x, y) 处灰度级为 i , 与 (x, y) 距离为 d , 方向为 θ 的像元 $(x - d\sin\theta, y + d\cos\theta)$ 处灰度级为 j 共同出现的频率. 一般取 $d = 1, \theta$ 为 $\frac{\pi}{2}$ 的整数倍. 于是得到方向为 θ 的灰度共生矩阵 $C_{1,\theta} = (c_{ij}(\theta))_{L \times L}$. 这里

$$c_{ij}(\theta) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \delta_{\theta}(x, y) \quad (1)$$

式中

$$\delta_{\theta}(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) = i \text{ 且 } f(x - \sin\theta, y + \cos\theta) = j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$c_{ij}(\theta)$ 给出了像元处灰度级为 i , 且方向为 θ 的相邻元素灰度级为 j 出现的次数. 考虑到水平和垂直方向的共生矩阵 C 定义为:

$$C = (c_{ij})_{L \times L} = \frac{1}{4} [C_{1,0} + C_{1,\frac{\pi}{2}} + C_{1,\pi} + C_{1,3\pi/2}] \quad (3)$$

为了表达上的便利, 对图像边界上的像元, 规定 $f(x, N) = f(x, 0), f(x, -1) = f(x, N-1), f(M, y) = f(0, y), f(-1, y) = f(M-1, y)$. 那么 C 具有如下性质:

① C 是非负对称矩阵, 即 $c_{ij} = c_{ji}$ 且 $c_{ij} \geq 0$;

$$\textcircled{2} \sum_{i=0}^{L-1} c_{ij} = \sum_{j=0}^{L-1} c_{ij} = MNh(g).$$

性质①意味着 $c_{1,\pi}$ 的转置矩阵为 $c_{1,0}$; $c_{1,3\pi/2}$ 的转置矩阵为 $c_{1,\frac{\pi}{2}}$.

以上构造的共生矩阵 C 如图 1 所示. 若用灰度 t 将原图像 X 分成不同的区域 R_1 和 R_2 (即目标和背景), 那么 t 将灰度共生矩阵 C 分成不相交的四块.

① 块 B_1 表示 C 中灰度 $i \leq t$ 且 $j \leq t$ 的部分;

② 块 B_2 表示 C 中灰度 $i > t$ 且 $j > t$ 的部分;

③ 块 B_3 和 B_4 分别表示 C 中 $i > t$ 且 $j \leq t$ 或 $i \leq t$ 且 $j > t$ 的部分.

根据同态性, 在目标和背景处, 像素的灰度值与相邻像素灰度值接近; 在目标和背景分界邻域, 像素的灰度值和相邻像素灰度值差异较大. 因此, 目标和背景中的像素将出现在对角线周围. 故块 B_1 和 B_2 表示区域 R_1 和 R_2 (即目标和背景) 的内部部分, 块 B_3 和 B_4 表示区域 R_1 和 R_2 的边界部分.

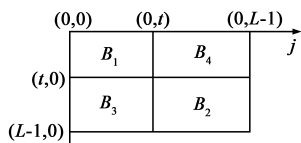


图1 共生矩阵 C 在阈值 t 处的四个块

3 基于平方距离的阈值法

目前, 基于对称共生矩阵的阈值选取方法有繁忙性度量阈值法、条件概率度量阈值法、熵度量阈值法、平均对比度阈值法、平均熵阈值法、Weber 对比度阈值法和平均一致性阈值法^[12]. 限于篇幅, 本文不再一一叙述这些方法的细节. 这些基于对称共生矩阵的图像分割方法主要利用了各区域的点数信息和概率信息, 这些分割方法尽管有效, 但由于没有充分利用各区域统计信息量, 其分割性能具有很大的局限性, 使得应用受到很大的限制. 下面我们通过区域的统计信息量——均值, 给出新的分割方法.

如图 1 所示, 对于共生矩阵 $C = (c_{ij})_{L \times L}$ 或其对应的概率矩阵 $P = (p_{ij})_{L \times L}$, 这里 $p_{ij} = c_{ij} / (M \times N)$, 在阈值 t 处将共生矩阵分成四个块 B_1, B_2, B_3, B_4 . 在主对角的两个块上, 可以获得各个块的均值 $\bar{\mu}^k(t) = (\mu_i^k(t), \mu_j^k(t))'$ 如下:

$$\mu_i^1(t) = \frac{\sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t ic_{ij}}{\sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t c_{ij}} = \frac{\sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t ip_{ij}}{\sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t p_{ij}} \quad (4)$$

$$\mu_j^1(t) = \frac{\sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t jc_{ij}}{\sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t c_{ij}} = \frac{\sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t jp_{ij}}{\sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t p_{ij}} = \mu_i^1(t) \quad (5)$$

$$\mu_i^2(t) = \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} ic_{ij}}{\sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} c_{ij}} = \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} ip_{ij}}{\sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}} \quad (6)$$

$$\mu_j^2(t) = \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} jc_{ij}}{\sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} c_{ij}} = \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} jp_{ij}}{\sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}} = \mu_i^2(t) \quad (7)$$

如果通过阈值 t 将图像二值化, 给灰度值小于等于 t 的像元赋于灰度值 $\bar{\mu}_0(t) \triangleq \mu_i^1(t) = \mu_j^1(t)$; 给灰度值大于 t 的像元赋于灰度值 $\bar{\mu}_1(t) \triangleq \mu_i^2(t) = \mu_j^2(t)$. 这样获得的二值图像, 其共生矩阵 $\bar{C} = (\bar{c}_{ij})_{L \times L}$ 也在阈值 t 处将共生矩阵分成四个块 $\bar{B}_1, \bar{B}_2, \bar{B}_3, \bar{B}_4$, 如图 2 所示.

我们希望共生矩阵 C 与 \bar{C} 对应块之间能够很好的匹配, 鉴于主对角线上的两个块描述的是区域内部的一致性, 我们自然希望保持内部区域的一致性, 于是有基于内部区域一致性的平方距离准则:

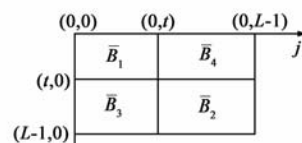


图2 共生矩阵 \bar{C} 在阈值 t 处的四个块

$$\begin{aligned}
R(t) &= \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t [(i - \mu_i^1(t))^2 + (j - \mu_j^1(t))^2] c_{ij} \\
&+ \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} [(i - \mu_i^2(t))^2 + (j - \mu_j^2(t))^2] c_{ij} \\
&= 2 \sum_{i=0}^t \left(\sum_{j=0}^t c_{ij} \right) (i - \bar{\mu}_0(t))^2 \\
&+ 2 \sum_{i=t+1}^{L-1} \left(\sum_{j=t+1}^{L-1} c_{ij} \right) (i - \bar{\mu}_1(t))^2 \\
&= 2MN \left[\sum_{i=0}^t \left(\sum_{j=0}^t p_{ij} \right) (i - \bar{\mu}_0(t))^2 \right. \\
&\quad \left. + \sum_{i=t+1}^{L-1} \left(\sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij} \right) (i - \bar{\mu}_1(t))^2 \right] \quad (8)
\end{aligned}$$

最佳阈值 t^* 取在:

$$t^* = \text{Arg} \min_{0 < t < L-1} R(t) \quad (9)$$

上述公式与已有的 7 种阈值法^[12]相比,使用了统计量,使其对图像类型的适应性和分割性能更加稳健,下节的实验将说明其优点。

Otsu 法是一个非常基本的阈值分割方法^[1,16,17],它利用图像的一维灰度直方图信息,要求目标和背景内部尽可能的一致,其表述是通过目标区域和背景区域的灰度均值给出的,具体为:

$$\eta(t) = \sum_{i=0}^t h(i)(i - \mu_0(t))^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)(i - \mu_1(t))^2 \quad (10)$$

最佳阈值 t^* 取在:

$$t^* = \text{Arg} \min_{0 < t < L-1} \eta(t) \quad (11)$$

这里, $h(i)$ 为灰度为 i ($i=0, \dots, L-1$) 的频数, $\mu_0(t)$ 和 $\mu_1(t)$ 分别为给定阈值 t 时目标和背景的灰度均值。

将式(8)和式(10)进行对比,式(8)中的 $\sum_{j=0}^t p_{ij}$ 和

$\sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}$ 可看做是灰度 i 出现频数的估计值, $\bar{\mu}_0(t)$ 和 $\bar{\mu}_1(t)$ 可看作是目标和背景的灰度均值的估计值。忽略掉式(8)中的常数,可以看到式(8)和式(10)是非常相似的,二者的区别仅在于前者利用了图像的共生矩阵信息,后者利用了图像的灰度直方图信息。

4 实验结果及分析

仿真实验是在 Matlab7 环境下,在奔腾(R) D、1.8GHz CPU 和 1GB 内存的微处理器上进行的。我们将从实际图像和分割性能评估两个方面进行测试。

4.1 真实图像上的实验

为了验证本文算法的有效性,我们对多幅图像进行了处理,均获得了满意的效果。这里仅给出 lena 图像的实验结果,其图像尺寸为 128×128 。作为对比,也给出已有的 7 种算法^[12]相应的分割结果。其中图 3(b)为

采用繁忙性度量阈值法的分割结果;图 3(c)为采用条件概率度量阈值法的分割结果;图 3(d)为采用熵度量阈值法的分割结果;图 3(e)为采用平均对比度量阈值法的分割结果;图 3(f)为采用平均熵度量阈值法的分割结果;图 3(g)为采用 Weber 对比度量阈值法的分割结果;图 3(h)为采用平均一致性度量阈值法的分割结果;图 3(i)为本文方法的分割结果。



图3 lena图像的分割结果

由图 3(b)~(i)可以看出,本文方法对该图能够进行有效地分割,而现有的 7 种方法的适应性较差,甚至会出现不能分割的情形。

为了和经典的 Otsu 法进行对比,我们也对多幅图像进行了实验。对于大部分图像而言,两个方法的分割效果相差不大,但在反映图像细节方面,本文方法会比 Otsu 法要好一些。这缘于本文方法更多的利用了图像的空间位置信息。不过与 Otsu 法相比,由于要计算出灰度共生矩阵,其运算时间要大于 Otsu 法。图 4 是一幅米粒图像,图 4(c)是本文方法的分割结果,图 4(d)是 Otsu 法的分割结果。本文方法可将图像中的米粒分割出来,而 Otsu 法对图像底部有些米粒的分割效果较差。

4.2 性能评估

对于图像分割方法性能的评估,目前没有一种绝对有效的客观标准,为了对各方法分割性能进行定量分析,我们选用误分类误差(misclassification error, ME)作为客观评价标准。ME 定义如下^[18]:

$$ME = 1 - \frac{|B_0 \cap B_T| + |F_0 \cap F_T|}{|B_0| + |F_0|} \quad (12)$$

其中, B_0 、 F_0 分别表示图像的真实背景及目标; B_T 、 F_T 分别表示分割图像的背景及目标, $|\cdot|$ 表示集合的势。

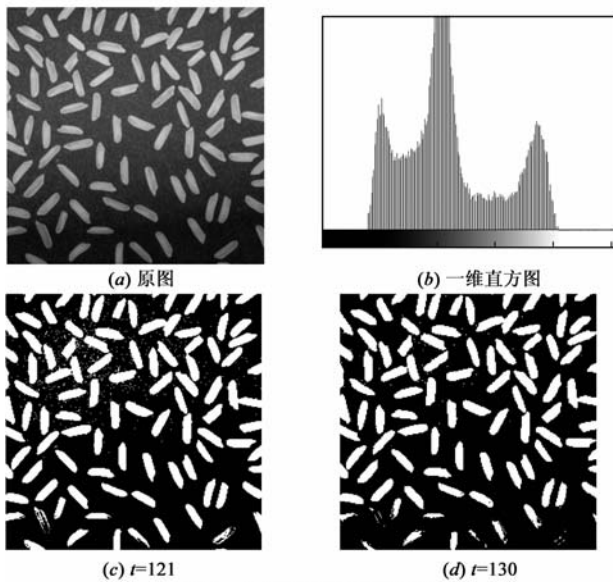
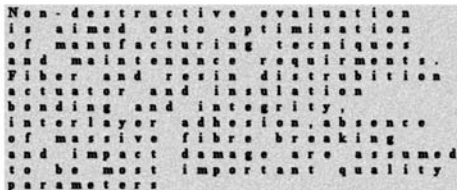
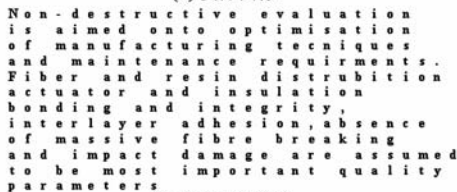


图4 米粒图像的分割结果

图5(a)给出一幅用于测试各方法性能的实际图像,图5(b)是实际图像的真实分割图像.9种方法的误分类误差值在表1中给出,从中看到,本文方法的误分类误差是最小的.



(a) 实际图像



(b) 真实分割图像

图5 测试图像

表1 9种方法的误分类误差值

阈值方法	误分类误差 ME
繁忙性度量	0.9383200
条件概率度量	0.0711160
熵度量	0.5004900
平均对比度度量	0.0061962
平均熵度量	0.9382800
Weber 对比度	0.9383300
平均一致性	0.0117610
本文方法	0.0015750
Otsu 法	0.0046931

5 结论

本文提出的基于内部区域一致性的平方距离阈值法,不仅利用了像元灰度值和临近像元灰度值之间的

空间信息,而且充分考虑了对称共生矩阵的区域统计量——均值对分割结果的影响.我们也对其他图像进行了大量的实验,实验结果表明基于内部区域一致性的平方距离阈值法具有较好的分割效果,是一个有实用价值的分割方法.既然在对称共生矩阵中引入统计量是可行的,这意味着由此可以导出更多的阈值选取方法.

参考文献

- [1] M Sezgin, B Sankur. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 146 - 165.
- [2] Robert M Haralick. Statistical and structural approaches to texture[J]. Proc IEEE, 1979, 67(5): 786 - 804.
- [3] Patrick C Chen, Theodosios Pavlidis. Segmentation by texture using a co-occurrence matrix and a split-and-merge algorithm[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1979, 10(2): 172 - 182.
- [4] Ren Liang, M Shridhar, M Ahmadi. Texture in images: Algorithms for comparison and segmentation[J]. Computers & Electrical Engineering, 1990, 16(2): 65 - 77.
- [5] Leen-Kiat Soh, Costas Tsatsoulis. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices[J]. IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing, 1999, 7(2): 780 - 795.
- [6] Rishi Jobanputra, David A Clausi. Preserving boundaries for image texture segmentation using grey level co-occurring probabilities[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(2): 234 - 245.
- [7] 薄华, 马缚龙, 焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J]. 电子学报, 2006, 34(1): 155 - 158.
BO Hua, MA Fu-long, JIAO Li-cheng. Research on computation of GLCM of image texture[J]. Acta Electronics Sinica, 2006, 34(1): 155 - 158. (in Chinese)
- [8] Xianghua Xie. A review of recent advances in surface defect detection using texture analysis techniques[J]. Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis, 2008, 7(3): 1 - 22.
- [9] N Ahuja, A Rosenfeld. A note on the use of second-order graylevel statistics for threshold selection[J]. IEEE Trans SMC-8, 1978, 8(12): 859 - 898.
- [10] J S Weszka, A Rosenfeld. Threshold evaluation technique[J]. IEEE Trans SMC-8, 1978, 8(7): 622 - 629.
- [11] B Chanda, B B Chaudhuri, D D Majumder. On image enhancement and threshold selection using the graylevel co-occurrence matrix[J]. Pattern Recognition Letters, 1985, 3(2): 243 - 251.
- [12] B Chanda, D D Majumder. A note on the use of the graylevel co-occurrence matrix in threshold selection[J]. Signal Processing, 1988, 15(1): 149 - 167.

- [13] N R Pal, S K Pal. Entropy thresholding[J]. Signal Process, 1989, 16(1): 97 – 108.
- [14] Chein-I Chang, Kebo Chen, Jianwei Wang, Mark L G Althouse. A relative entropy-based approach to image thresholding[J]. Pattern Recognition, 1994, 27(9): 1275 – 1289.
- [15] C Chang, Y Du, J Wang, S Guo, P Thouin. Survey and comparative analysis of entropy and relative entropy thresholding techniques[J]. IEEE Proc. – Vis Image Signal Process, 2006, 153(6): 837 – 850.
- [16] 范九伦, 赵凤. 灰度图像的二维 Otsu 曲线阈值分割法[J]. 电子学报, 2007, 35(4): 751 – 755.
FAN Jiu-lun, ZHAO Feng. Two-Dimensional otsu's curve thresholding segmentation method for gray-level images[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 35(4): 751 – 755. (in Chinese)
- [17] 范九伦, 赵凤, 张雪峰. 三维 Otsu 阈值分割方法的递推算算法[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1398 – 1402.
FAN Jiu-lun, ZHAO Feng, ZHANG Xue-feng. Recursive algorithm for three-dimensional otsu's thresholding segmentation method[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 35(7): 1398 – 1402. (in Chinese)

- [18] W A Yasnoff, J K Mui, J W Bacus. Error measures for scene segmentation[J]. Pattern Recognition, 1977, 9(1): 217 – 231.

作者简介



范九伦 男, 1964 年 11 月出生于陕西省西安市, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为模糊集理论、模糊信息处理、模式识别与图像处理、信息安全。

E-mail: jiulunf@xupt.edu.cn



任 静 女, 1985 年 11 月出生于陕西省咸阳市, 2008 年毕业于西安邮电学院信息与控制系, 现为西安邮电学院信号与信息处理专业在读硕士研究生, 主要研究方向为智能信息处理、数字图像处理。

E-mail: rjkristen@sohu.com

(上接第 2268 页)

- [3] H Zhang, J Hou. On deriving the upper bound of lifetime for large sensor networks[A]. Proceedings of the 5th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing[C]. Boston: ACM Press, 2004. 121 – 132.
- [4] J Xu, CJ Jiang, et al. Upper bounds on lifetime of three dimensional extended UWB sensor networks[J]. Chinese Journal of Electronics, 2010, 19(2): 307 – 312.
- [5] J Xu, CJ Jiang et al. Lower bounds on lifetime of ultra wide band wireless sensor networks[J]. ACM/Springer Wireless Networks (WINET), 2010, 16(8): 1739 – 1748.
- [6] J Xu, YF Hong, CJ Jiang. Bounds on lifetime of cluster-based ultra-wide band wireless sensor network[J]. International Journal of Ad Hoc and Ubiquitous Computing, 2008, 3(3): 159 – 166.
- [7] 徐娟, 洪永发, 蒋昌俊. 分簇的扩展超宽带传感网生存期的下界[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(4): 558 – 565.
Xu Juan, Hong Yongfa, Jiang Changjun. Lower bounds on lifetime of clustering extended ultra wide band sensor network[J]. Journal of Computer Research and Development, 2009, 46(4):

558 – 565. (in Chinese)

- [8] 李斌, 林亚平, 胡玉鹏, 等. 无线传感器网络一种基于聚合收益的动态成簇算法[J]. 电子学报, 2010, 38(2A): 128 – 132.
Li Bin, Lin Ya-ping, Hu Yu-peng, et al. A dynamic clustering algorithm based on polymerization proceeds for wireless sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2A): 128 – 132. (in Chinese)
- [9] 韩志杰, 王汝传, 凡高娟, 等. 一种基于 ARMA 的 WSN 非均衡分簇路由算法[J]. 电子学报, 2010, 38(4): 865 – 869, 893.
Han Zhi-jie, Wang Ru-chuan, Fan Gao-juan, et al. An unequal clustering algorithm in wireless sensor networks based on ARMA[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 865 – 869, 893. (in Chinese)
- [10] HR Thompson. Distribution of distance to nth neighbour in a population of randomly distributed individuals[J]. Ecology, 1956, 37(2): 391 – 394.