

基于小波多尺度积的图像配准方法

葛永新¹ 杨丹² 张小洪²

(重庆大学数理学院 重庆 400044)¹ (重庆大学软件学院 重庆 400044)²

摘要 由于基于特征的图像配准方法,对提取图像特征的鲁棒性和精确性都有很高的要求,本文提出了一种基于小波多尺度积的图像配准方法。该方法利用小波多尺度积提取边缘图像和特征点,同时保存特征点的方向信息,具有抗噪性强和边缘定位精确等优点;然后利用特征点的方向信息,定义角度直方图来得到图像之间的精确旋转角度;最后可以选择多种匹配准则来确定匹配点对。实验结果表明,本文提出的方法具有精确性、抗噪性、有效性和鲁棒性等优点。

关键词 图像配准,小波,多尺度积,对齐度

A New Method for Image Registration Based on Wavelet Multi-scale Product

GE Yong-Xin¹ YANG Dan² ZHANG Xiao-Hong²

(College of Mathematics & Physics, Chongqing University, Chongqing 400044)¹

(School of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)²

Abstract Extracting features should have a good performance of robust and accuracy on approach for image registration based on features. A new approach for image registration is proposed based on wavelet multi-scale product. The proposed approach applies wavelet multi-scale product to extract edge image and a number of feature points having a good advantage of suppressing noise and highly location accuracy, at the same time the orientation of each feature point is reserved. Then angle histogram is defined to obtain the rotation angle. Finally correlation of feature points or other metrics are applied to determine matching pairs. Experiments demonstrates the accuracy, efficiency and robust of the approach.

Keywords Image registration, Wavelet, Multi-scale product, Alignment metric (AM)

1 引言

图像配准是将不同时间、不同的传感器(成像设备)或不同条件下(天候、照度、摄像位置和角度等)获取的两幅或多幅图像进行匹配、叠加的过程,是图像处理的一个基础问题,并且已经成为一项重要技术,被广泛地应用于遥感数据分析、计算机视觉、模式识别、医学图像处理等领域^[1,2]。

基于特征的图像配准方法是图像配准中最常见的方法之一。它不是直接利用图像像素值,而是通过像素值导出的符号特征(特征点^[3],特征线段^[4],特征区域^[5])来实现图像配准。因此,基于特征的图像配准方法可以克服利用图像灰度信息进行图像配准的缺点,主要体现在以下三个方面:1. 图像的特征点比图像的像素点要少很多,从而大大减少了匹配过程的计算量;2. 特征点的匹配度量值对位置变化比较敏感,可以大大提高匹配的精度;3. 特征点的提取过程可以减少噪声的影响,对灰度变化、图像形变以及遮挡等都有较好的适应能力^[6]。张志佳等^[13]提出的基于边缘特征的图像相关匹配方法,利用 Sobel 算子提取图像的边缘。Sobel 算子对噪声具有平滑作用,提供较为精确的边缘方向信息,但它同时也会检测出许多伪边缘,边缘定位精度不够高。由于小波变换在抗噪声和边缘定位方面有着独特的优势,因此小波变换被广泛地应用于边缘特征提取^[6-8,10,12]。曹闻等^[6]提出的基于小波变换的图像配准方法需要在多个尺度下分别进行搜索,因而计算量很大。而本文提出的基于小波多尺度积的边缘特征点快速提取算法,避免进行搜索,它根据小波多尺度积的性质^[9],只需要计算最后两个尺度的乘积,同时可以将在不同尺度下

小波系数符号不同的点当成噪声去掉,因此,大大减少了计算量。本文的方法运用到多个领域的图像配准问题,都达到良好的配准效果和理想的速度。

本文第 2 节在引进小波多尺度积性质的基础上,介绍了小波多尺度积提取边缘图像和特征点的具体算法;第 3 节定义了基于特征点对的角度直方图;第 4 节具体给出了本文的算法流程图;第 5 节展示了多个领域的实验结果,最后是结束语。

2 应用小波多尺度积提取边缘图像和特征点

边缘是图像最基本的特征,也是比较固定的特征,所以是图像处理中非常重要的一个问题。迄今已有很多的边缘检测方法,如梯度算子、拉普拉斯算子、Sobel 算子、Robert 算子、Marr 算子和应用小波变换等。前面几种方法在抗噪性和边缘定位等方面往往不尽如人意,这主要是边缘和噪声都是高频信号,很难在噪声和边缘中取舍。而小波变换可以从能量方面来区分边缘和噪声,使得小波变换在抗噪和边缘定位方面有独特的优势^[12]。

多尺度边缘检测的基本思想就是沿梯度方向,分别用几个不同尺度的边缘检测算子在相应点上检测模极大值的变换情况,并通过阈值的选取,再在不同尺度上进行综合得到最终边缘图像,可以较好地解决噪声和定位精度之间的矛盾。我们在研究中发现,在利用多尺度信息中,多尺度乘积不失为一种有效方法,这种算法在提取特征点的过程中不仅要消除噪声对特征点位置的影响,而且要对特征点方向进行有效地保留。因此,所提取的特征点的矢量方向受噪声的影响比较

葛永新 硕士生,研究方向为数字图像处理。杨丹 教授,博士生导师,研究方向为科学与工程计算、软件工程及应用(企业信息化及制造业运行管理技术)、数字图像处理等。张小洪 博士,研究方向为数字图像处理,神经网络,混沌等。

小,可以直接用特征点的矢量方向来估计图像间的旋转角度。本节将在总结小波变换多尺度积对噪声和边缘点的不同规律基础上,介绍一种简单而有效的小波多尺度积边缘检测算法。

首先介绍小波变换多尺度积的定义和边缘点多尺度积的性质:

定义 1 对 $f(x)$ 做 J 级小波变换,则在 x 点的一维多尺度积 $p_k(x) = \prod_{j=0}^J W_{2^j} f(x)$

定义 2 对 $f(x, y)$ 做 J 级小波变换,在点 (x, y) 的关于 x 和 y 方向上二维多尺度积分别表示为: $p_{2^j}^x(x, y) = \prod_{i=0}^J W_{2^i} f(x, y)$, $p_{2^j}^y(x, y) = \prod_{j=0}^J W_{2^j} f(x, y)$ 。

性质 1 边缘点级数 J 为偶数的多尺度积为正,当 $J=2n$ 时, $p_J(\text{edgepoint}) > 0$ 。

性质 2 随着尺度 J 的增大, $p_J(\text{edgepoint}) \gg p_J(\text{noisepoint})$ 。

由性质 1,利用尺度之间的方向信息,可以去掉部分噪声;由性质 2,尺度增大,可以通过选择足够大的阈值去掉噪声。但尺度也不易过大,否则边缘定位精度不高。

下面我们具体介绍一下这种算法。

记 H 和 G 分别为低通和高通滤波器, D 为 Dirac 滤波器, H_j 和 G_j 分别表示,在 H 和 G 的滤波器系数之间插入 $2^j - 1$ 个零。为了减少计算量,根据多尺度积的性质 2,只需要计算最后两个尺度的乘积。另一方面,根据多尺度积的性质 1,可以在不同尺度下小波系数符号不同的点当成噪声去掉。同时,为了保留方向信息,以供计算局部极大值利用,多尺度积需要加上方向。因此有如下的算法:

Step 1 对图像做 J 级小波变换

$$j=0, S_{2^0}^x f = f;$$

While($j < J$)

$$w_{2^j+1}^x f = S_{2^j}^x f * (G_j, D); w_{2^j+1}^y f = S_{2^j}^y f * (D, G_j);$$

$$S_{2^j+1}^x f = S_{2^j}^x f * (H_j, H_j);$$

Step 2 分别计算 x 和 y 方向小波变换多尺度积,

在 x 方向上,如果 $w_{2^j}^x f$ 与 $w_{2^j+1}^x f$ 符号相同,则 $p_j^x = \text{sign}(w_{2^j}^x f) * w_{2^j}^x f * w_{2^j+1}^x f$;

否则 $p_j^x = 0$;

在 y 方向上,同理可以计算 p_j^y ;

Step 3 计算 p_j^x 和 p_j^y 的模为 $M_{2^j} f(x, y) = \sqrt{|p_j^x|^2 + |p_j^y|^2}$ 。而点 (x, y) 在尺度 2^j 下的幅角为 $A_{2^j} f(x, y) = \text{Arg}(w_{2^j}^x f + i w_{2^j}^y f)$ 。

幅角 $A_{2^j} f(x, y)$ 反映的是在尺度 2^j 下当前点的梯度方向,它对噪声是比较敏感的。根据文[11]可以知道,在大尺度下边缘受噪声影响较小,而在小尺度下边缘定位准确。不同尺度下的幅角在噪声的影响下可能相差较大。如果特征点受噪声影响较小,那么特征点在不同尺度下的幅角的差值应该小于一定的阈值。这样只要增加一个约束条件就可以降低噪声对特征点方向的影响。因此,我们将不同尺度下的幅角差值作为特征点提取的一个约束条件,来降低噪声对特征点方向的影响,使得我们可以使用幅角来估计图像间的旋转角度。

由上面的分析,我们可以给出边缘特征点的具体定义:

定义 3 若点 $P(x, y)$ 满足以下条件,则定义 $P(x, y)$ 为特征点:

条件(1): $P(x, y)$ 是边缘点即模 $M_{2^j} f(x, y)$ 的局部极大值点,且点 $P(x, y)$ 使 $M_{2^j} f(x, y) > T$, T 为阈值。阈值 T 可以用来控制产生的特征点的数量;

条件(2): $|A_{2^j}(x, y) - A_{2^{j+1}}(x, y)| < 5^\circ$;

条件(3): $M_{2^j} f(x, y) = \max_{(x', y') \in N_p} \{M_{2^j} f(x', y')\}$,

其中 N_p 是点 $P(x, y)$ 周围 $(2L+1) \times (2L+1)$ 大小的邻域。

这里条件(1)限制了特征点会落在多尺度积筛选下的强边缘上,条件(2)限制了方向受噪声影响大的点不被选中,条件(3)限制了特征点的疏密程度。

3 特征点对的角度直方图

本节基于小波多尺度积提取出的所有特征点,定义特征点对的角度直方图,并根据特征点对的角度直方图确定两幅待配准图像之间的旋转角度。

设待配准图像 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$ 提取出来的特征点集为 $P_{f_1} = \{p_i = (p_x^i, p_y^i)^T\}_{i=1,2,\dots,N_1}$ 和 $P_{f_2} = \{q_j = (q_x^j, q_y^j)^T\}_{j=1,2,\dots,N_2}$ 。其中 θ_{p_i} 和 θ_{q_j} 分别是 p_i 和 q_j 的矢量方向。然后定义特征点对的角度直方图 $H(\theta)$, 表示 P_{f_1} 和 P_{f_2} 中所对应的特征点对 $\{p_i \leftrightarrow q_j\}$ 在角度差为 θ 时的个数。如果 $H(\theta)$ 在 $\bar{\theta}$ 处取得最大值,则表示图像 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$ 间的旋转角为 $\bar{\theta}$ 。为了算法的精确性,我们可以把 $H(\theta)$ 修改为: $\bar{H}(\theta) = \sum_{i=-2}^2 H(\theta+i)$, 通过寻找 $\bar{H}(\theta)$ 最大值所对应的角度可以估计图像间的旋转角度 $\hat{\theta}$ 。

这种利用统计得到旋转角度的方法,具有计算量小和计算精确的优点。

4 算法流程图

对两幅图像的特征点进行匹配时,选择恰当的相似性算法对匹配定位精度至关重要^[13~15]。由于本文提取边缘特征点采用的是小波多尺度积的方法,具有抗噪性强和边缘定位准确等优点,因此,在特征点匹配的过程中,可以采用多种匹配准则(如相关度准则^[8,10]、对齐度准则^[7,12]等)。

在本文的实验中,首先采用的是本文提出的一种新的对齐度准则—基于边缘图像和特征点的对齐度,即在小波多尺度积提取出边缘图像和特征点的基础上,根据角度直方图得到的旋转角度,提取以特征点为中心的特征子图,计算所有这些特征子图的对齐度,记为特征点对对齐度。其次,利用文[8,10]所提出的相关度准则来确定匹配特征点对。实验结果表明,这两种准则都可以达到理想的速度和精度。

本文所提出的基于小波多尺度积的图像配准算法流程图如图 1 所示。(我们需要根据实验设定阈值,以得到足够多的匹配点对)

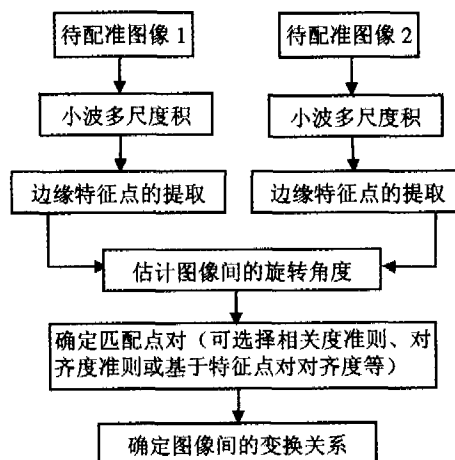


图 1 基于小波多尺度积的图像配准算法流程图

5 实验效果及分析

本节主要将所提出的方法分别应用于加噪的景物图像和

加噪的人物图像。

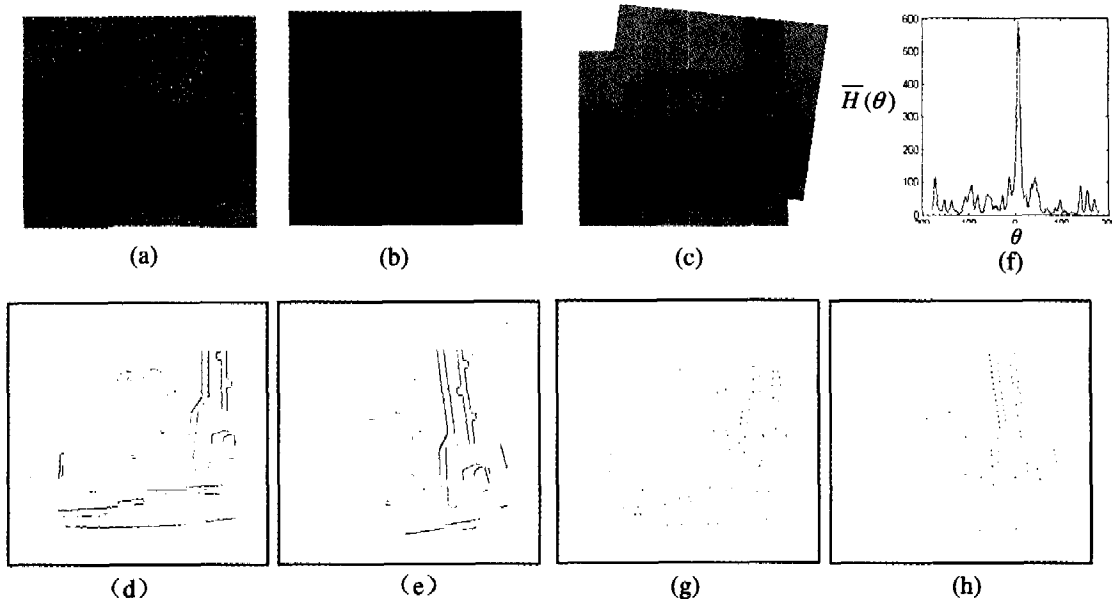


图 2 (a)和(b)是从不同角度拍摄的同一个钟塔,其中(a)是加椒盐噪声(噪声密度 $d=0.02$)后的图像;(c)是(a),(b)用特征点对齐度准则配准后的图像;(d),(e)是用小波多尺度积分分别提取出的(a),(b)的边缘图像;(f)是(a),(b)的角度直方图;(g),(h)是用小波多尺度积分分别提取的(a),(b)的特征点。

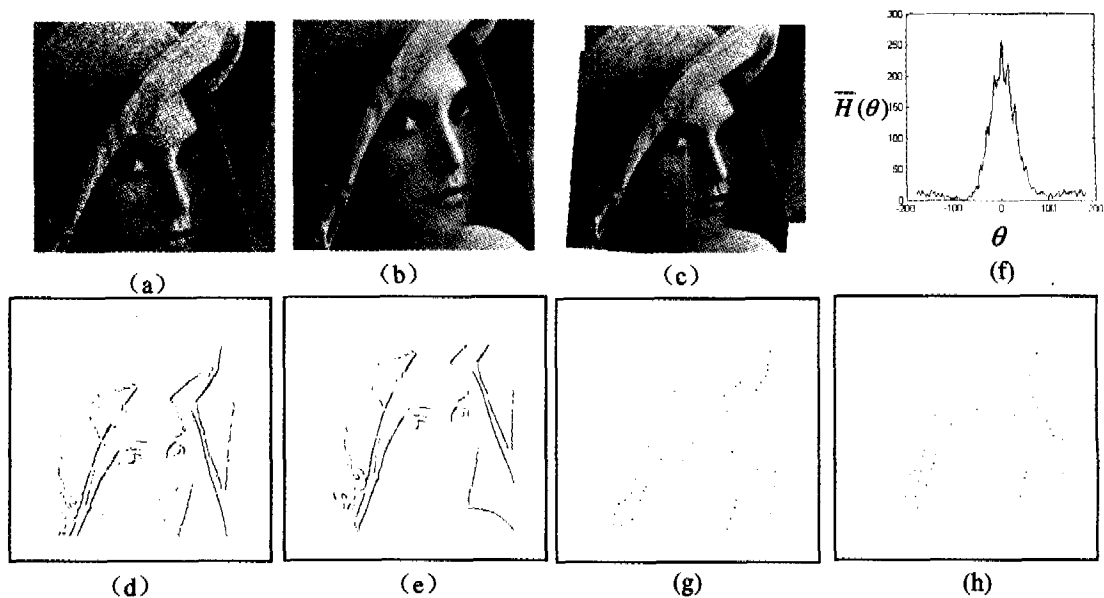


图 3 (a)是从 512×512 的标准 Lena 图像中剪切一幅 256×256 的图像;(b)是从小角度旋转的标准 Lena 图像中剪切一幅 256×256 的图像;其中(a)是加了 gaussian 白噪声($u=0, \sigma=0.005$)后的图像;(b)是加了 gaussian 白噪声($u=0, \sigma=0.0005$)后的图像;(c)是(a),(b)是相关度准则配准后的图像;(d),(e)是用小波多尺度积分提取出的(a),(b)的边缘图像;(f)是(a),(b)的角度直方图;(g),(h)是用小波多尺度积分提取出的(a),(b)的特征点

图 2 是加噪的景物图像的配准:(a)和(b)是从不同角度拍摄的同一个钟塔,其中(a)是加了椒盐噪声(噪声密度 $d=0.02$)后的图像;(c)是(a),(b)用特征点对齐度准则配准后的图像;(d),(e)是用小波多尺度积分的分别提取出的(a),(b)的边缘图像;(f)是(a),(b)的角度直方图;(g),(h)是用小波多尺度积分分别提取出的(a),(b)的特征点。图 3 是加噪的人物图像的配准:(a)是从 512×512 的标准 Lena 图像中剪切一幅 256×256 的图像;(b)是从小角度旋转的标准 Lena 图像中

剪切一幅 256×256 的图像;其中(a)是加了 gaussian 白噪声($u=0, \sigma=0.005$)后的图像;(b)是加了 gaussian 白噪声($u=0, \sigma=0.0005$)后的图像;(c)是(a),(b)用相关度准则配准后的图像;(d),(e)是用小波多尺度积分分别提取出的(a),(b)的边缘图像;(f)是(a),(b)的角度直方图;(g),(h)是用小波多尺度积分分别提取出的(a),(b)的特征点。

从实验的配准结果可以看出,本文提出的方法具有抗噪性强的优点。从角度直方图的明显峰值可以知道,本文算法

所得到的旋转角度具有鲁棒性强的优点。从提取出的特征点图像中可以看出,本文提出的方法提取的特征点定位非常精确。

结束语 在本文提出的基于提出的基于小波多尺度积的图像配准方法,由于提出的边缘图像和特征点具有抗噪性强和精确性高等优点,因此,在特征点对匹配过程中,结合多种匹配准则都可以达到满意的效果和精度。

参考文献

- 1 Brown L G. A survey of image registration techniques, ACM Computing Surveys, 1992, 24(4): 325~376
- 2 Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey, Image and Vision Computing, 2003, 21: 977~1000
- 3 ZHOU Ji, SHI Jiao-ying. A Robust Algorithm for Feature Point Matching, Computers & Graphics, 2002, 26: 429~436
- 4 ATALAY V, YILMAZ M U. A Matching Algorithm Based on Linear Features, Pattern Recognition Letters, 1998, 19: 857~867
- 5 DAI Xiao-long, KHORRAM s. A Feature-based Image Registration Algorithm Using Improved Chain-Code Representation Combined with Invariant Moments, Geoscience and Remote Sensing,

- 1999, 37(5): 2351~2362
- 6 曹闻, 李炳程, 邓子建. 一种基于小波变换的图像配准方法, 测绘通报, 2004, (6): 16~19
- 7 王东峰, 邹谋炎. 基于最大化对齐度的多模态图像自动配准. 电子与信息学报, 2003, 25(6): 755~762
- 8 钟家强, 王润生. 基于边缘的图像配准改进算法. 计算机工程与科学, 2001, 23(6): 25~28
- 9 杨丹, 张小洪. 基于小波多尺度积的边缘检测算法. 计算机科学, 2004, 31(1): 133~135
- 10 Hsieh J-W. Image registration using a new edge-based approach. Computer Vision and Image Understanding, 1997, 67(2): 112~130
- 11 刘贵忠, 鄢双亮. 小波分析及其应用. 西安电子科技大学, 1992
- 12 谯安军, 陈炜, 毛十艺. 一种基于边缘的图像配准方法. 电子与信息学报, 2004, 26(5): 679~684
- 13 张志佳, 黄莎白, 史泽林. 新的基于边缘特征的图像相关匹配算法. 红外与激光工程, 2003, 32(6): 635~638
- 14 Veltkamp R C. Shape matching: similarity measures and algorithms. SMI 2001 International Conference on Shape Modeling and Applications, 2001. 188~197
- 15 Cramariuc B, Shmulevich I, Gabbouj M. A new image similarity measure based on ordinal correlation, 2000 International Conference on Image Processing, 2000, 10~13
- 16 张汗灵, 郝重阳. 基于特征的自动图像配准算法. 视频技术应用与工程, 2003, 9: 80~83

(上接第 219 页)

表 2 近期面向知识发现的网格系统

System	Type	Features
TeraGrid	Network infrastructure	21 TFLOPS computational capacity as a "virtual" system.
InfoGrid	Middleware	Data integration engine. Personalized view of resources for each application domain.
DataCutter	Middleware	Specific for multi-dimensional querying, aggregation and transformation.
Datacentric Grid	Abstract model	Designed for dealing with immovable data. Explicit management of relationships among extracted models.
AdAM	Agent-based framework	Based on repositories of interoperable modules, each specialized for a simple operation.
Discovery Net	KDD middleware	Users compose discovery processes combining Computation and Data services.
Terra Wide Data Mining Testbed	Testbed	Five-node testbed for predictive mining. Generated models are kept up-to-date w. r. t. new data.
Terabyte Challenge Testbed	Testbed	100 nodes organized as a meta-cluster. 2TB storage.
Global Discovery Network	Testbed	Link between the Discovery Net and the Terra Wide Data Mining Testbed.
Knowledge Grid	KDD middleware	domain-independent knowledge discovery environment and services.
Universal Knowledge Grid	KDD middleware	User-centered and domain-independent knowledge discovery and knowledge integration environment and services.

参考文献

- 1 Foster I, Kesselman C, Tuecke S. The Anatomy of the Grid: Enabling Scalable Virtual Organizations. Intl J Supercomputer Applications, 2001, 15(3)
- 2 Gruber T. A Translation Approach to Portable Ontology Specifications. Knowledge Acquisitions, 1993, 5: 199~220
- 3 Li Yuhua, Lu Zhengding. Ontology-based universal knowledge grid: Enabling knowledge discovery and integration on the grid. In: Proceedings - 2004 IEEE International Conference on Services Computing, 2004. 557~560
- 4 ISO 9241-11: Guide on Usability (1998)
- 5 Grossman R. Supporting the data mining process with Next Generation Data Mining Systems. http://www.lac.uic.edu/~grossman/paper/esj-98. htm. 98 (1998)
- 6 Piatetsky-shapiro G. Knowledge Discovery in Database: 10 years after. SIGKDD explorations, ACM SIGKDD, 2000. 59~61
- 7 Lu Hongjun. Seamless integration of DM with DBMS and Application. PAKDD'01, 2001
- 8 Han J. Data Mining-Current status and Research Directions. Seminar Presentation. http://db.cs.sfu.ca/sections/publications/slides/slides.html (2001)
- 9 Haseltine E. Invited Talks: UserCentered Design for KDD. KDD2004 (2004)
- 10 http://www.kdnuggets.com, KDNUGGETS Poll Data Mining Applications. htm. (2004)
- 11 Bohanec M, Moyle S, Wetschereck D, et al. A software architecture for data preprocessing using data mining and decision support models (Z). Workshop Integration Aspects of Data Mining, Decision Support and Meta Learning, IDDM 2001, 2001. 13~24
- 12 OWL Web Ontology Language Overview. http://www.w3.org/

- 2004/OWL/ (2004)
- 13 Chen Hsinchun, Chung Wingyan, Jie Jennifer, et al. Crime Data Mining: A General Framework and Some Examples. 2004. 50~56
- 14 Hauck R V, Chen Hsinchun. Coplink: A Case of Intelligent Analysis and Knowledge Management. In: Proceedings of the International Conference on Information Systems. 1999. 15~28
- 15 Agrawal R, Gehrke J, Gunopulos D, et al. Automatic subpace clustering of high dimensional data for data mining applications (C). ACM SIGMOD, 1998, 27(2): 95~105
- 16 Xu J J, Chen Hsinchun. Using Shortest Path Algorithms to Identify Criminal Associations. 2002
- 17 Mehta M, Agawal R, Rissanen J. SLIQ: A fast scalable classifier for data Mining (C). In: Proc. of the Fifth Int'l Conference on Extending Database Technology (EDBT), Avignon, France, 1996. 18~32
- 18 Anthony W J, Tung K H, Han Jiawei. Mining Top-n Local Outliers in Large Databases. KDD 2001, ACM, 2001. 293~298
- 19 Kaya M, Alhaji R. Multi-Objective Genetic Algorithm Based Approach for Optimizing Fuzzy Sequential Patterns. In: Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI 2004), 2004. 396~400
- 20 Han Jiawei, Kamber M. Data Mining Concepts and Techniques. Morgan Kaufmann Publishers, 2001
- 21 Congiustaa A, Pugliesea A, Taliaa D, et al. Designing Grid services for distributed knowledge discovery. Web Intelligence and Agent Systems: An international journal, 2003. 91~104
- 22 Cannataro M, Comito C. A Data Mining Ontology for Grid Programming. In: 1st Int. Workshop on Semantics in Peer-to-Peer and Grid Computing, in conjunction with WWW2003. LNCS (2003)