

基于视觉特征的多传感器图像配准

袁贞明^{1),2)} 吴飞¹⁾ 庄越挺¹⁾

¹⁾(浙江大学计算机学院, 杭州 310027) ²⁾(杭州师范学院信息工程学院, 杭州 310012)

摘要 多传感器图像配准在空间图像处理中有非常重要的应用价值,但同时也面临着多源空间数据各异性困难。考虑到图像配准过程中的多分辨率视觉特征,采用基于小波的多分辨率图像分解来指导从粗到细的配准过程,利用扩展的轮廓跟踪算法提取满足视觉特征的轮廓,在轮廓链码曲率函数的基础上实现基于傅里叶变换的多分辨率形状特征匹配。与已有的基于特征的图像配准算法进行实验比较,实验结果表明该方法对于从多传感器得到的异质图像具有良好的配准效果。

关键词 图像配准 形状特征 特征匹配 多分辨率表达

中图分类号: TP39 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)06-0767-06

Vision Character based Multi-Sensor Image Registration

YUAN Zhen-ming^{1),2)}, WU Fei¹⁾, ZHUANG Yue-ting¹⁾

¹⁾(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

²⁾(College of Information Engineering, Hangzhou Teachers' College, Hangzhou 310012)

Abstract Multi-sensor image registration is important for the spatial data processing, which especially faces the isomerism problems. In multi-modal image registration, the parameters of the transformation between the two images could be estimated by the corresponding pairs of control points. Facing with the difficulties of multi-modal images, this registration algorithm adopts the vision characters and multi-resolution based feature matching to carry out the new coarse-to-fine registration. It is composed of two steps. The first step is to set up wavelet-based image pyramid to decompose images into extract base contours and detail contours. In this step, an extended contour searching algorithm is developed to settle the image noises. The second step is to design a minimum distance classification based multi-resolution shape matching algorithm on the Fourier curvature representation of the chain code contour. Transformation parameters are estimated based on the final matched control-point pairs which are the centers of gravity of the closed contours. The multi-sensor Landsat TM imagery and infrared imagery have been used as experimental data to compare the algorithm with the classical contour-based registration. Experimental results show that this registration is superior to the classical ones.

Keywords image registration, shape feature, feature matching, multi-resolution representation

1 引言

图像配准是数字图像和空间数据处理中经常用到的预处理,例如遥感图像融合,视频全景,以及医学图像处理^[1-3]等。与视频全景处理不同,多传感器图像处理领域经常会遇到异质图像的配准问题,即要将从不同来源得到的图像进行配准^[4]。多传

感器图像往往会有以下特点:(1)相机特性的不同,导致图像的视角、焦距等不同;(2)从不同相机得到的图像分辨率不同;(3)从多传感器得到的图像在图像性质上有所不同,比如在各图像中相同目标的灰度比可能正好相反^[5];或者针对同一场景,各图像中的目标不存在一一对应性。

目前的图像配准技术主要有三大类:(1)基于全局像素点和相关性的配准,这类方法不适合分

基金项目:国家“863”项目(2003AA131032-2);国家自然科学基金项目(60272031)

收稿日期:2004-11-15;改回日期:2005-01-28

第一作者简介:袁贞明(1972~),男,讲师。现为浙江大学计算机专业博士研究生。研究领域为多媒体和空间数据处理、模式识别与人工智能、GIS。E-mail:zmyuan@cs.zju.edu.cn

率和特性不同的图像配准^[2]。(2)基于变换域的配准,比如将图像进行傅里叶变换转换到对数极坐标系,在频域上寻找最优匹配。这类配准方法适合于同种图像的配准,对于异质图像往往会失效^[6,7]。(3)基于特征的图像配准^[1,8-10]。这类配准方法首先提取图像中的点或线特征,然后根据特征之间的匹配关系得到图像之间的变换。这类配准方法适用于同质和异质图像配准,但在很大程度上依赖于图像的特性。对于多传感器图像配准,目前尚未有一种通用可行的方法。为此提出一种基于视觉特征和多分辨率形状匹配的多传感器图像配准方法,用于实现多传感器图像配准。

2 基于视觉特征的图像配准

为了配准两个图像,必须找到图像对之间的变换。在大部分多传感器空间图像中,相机到物体的距离相对于物体大小来说接近于无穷远,所以可以将所得到的图像之间的变换看成是平面刚体变换。平面刚体变换由缩放、旋转和平移变换组成,通过下列变换将要配准的图像 I_1 中的点 (x_1, y_1) 映射到参照图像 I_2 的点 (x_2, y_2) ^[2,4]:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} &= sR \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} + D \\ &= s \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_x \\ d_y \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $(x_1, y_1)^T, (x_2, y_2)^T$ 分别为对应点在两幅图像上的位置, s 为缩放系数, α 为旋转角度, $D = (d_x, d_y)^T$ 为平移的大小。如果考虑到从不同位置得到的 3D 场景图像可能会发生的变形,或者是配准从任意位置得到的同一平面场景的多幅图像,同时假设相机到场景中物体之间的相对距离与它的景深相比较小,则投影变换模型是更好的近似。投影变换模型涉及到 8 个参数, $m_k (k=0, \dots, 7)$

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \frac{\begin{bmatrix} m_0 & m_1 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} m_2 \\ m_5 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} m_6 & m_7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} + 1} \quad (2)$$

如果能从两个图像中找到若干对应的特征点集合 $\{[x_{i1}, y_{i1}], [x_{i2}, y_{i2}]\}$, 就可以估计以上变换公式中的参数。这里采用基于视觉特征的特征匹配技术,实现适用于多传感器的、基于多分辨率的图像配

准。所谓的视觉特征,是指人们在进行配准操作时,观察图像往往采用从粗到细、从全局到局部的方法;对于异质的多传感器图像则通常采用基于形状特征的匹配方法。因此,基于视觉特征的配准由两步多分辨率特征匹配组成。第 1 步是建立基于小波的图像金字塔,将原始图像分解为具有主要轮廓的图像和具有细节特征的图像,在不同分辨率下进行主要轮廓的提取;第 2 步是在提取轮廓的基础上,实现轮廓的多分辨率匹配,最后确定控制点进行图像配准。

在以文献[1]为代表的基于轮廓的图像配准算法中,由于图像噪声的影响,往往不能提取较多具有代表性的轮廓。因此,本文首先使用小波变换将图像分解^[9]成为具有大轮廓的低频部分图像以及具有细节特征的高频图像,然后使用 LoG 算子(高斯拉普拉斯算子)提取不同分辨率下图像的主要轮廓,这样提取出来的轮廓保留了图像在不同分辨率下的显著特征。对于提取到的闭合轮廓,使用基于傅里叶变换的多分辨率形状特征匹配算法,得到两个图像中的对应轮廓,并取它们的质心作为配准的控制点。最后根据控制点集合,使用最小二乘法计算变换参数,经过一致性检查和图像重采样后,得到配准后的图像,配准流程如图 1 所示。

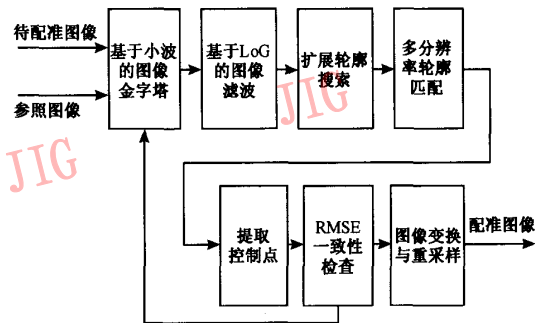


图 1 基于视觉特征的多传感器图像配准流程

Fig. 1 Multi sensor image registration

3 图像轮廓提取

3.1 基于 LoG 算子的图像滤波

LoG 算子是利用高斯滤波器对图像进行平滑后的边缘检测算子。图像中的噪声通常认为是高斯噪声,2 维高斯滤波器的相应函数为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

由线性系统中卷积和微分的可交换性,高斯平

平滑滤波和拉普拉斯算子可以结合成一个 LoG 算子:

$$\begin{aligned} \nabla^2 G(x,y) &= \frac{\partial^2 G(x,y)}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 G(x,y)}{\partial^2 y} \\ &= \frac{1}{2\pi\sigma^4} \left(\frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} - 2 \right) e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (4) \end{aligned}$$

用上述算子卷积图像,通过判断符号的变化可以确定过零点的位置。实际使用中可以将 LoG 算子简化成沿着 x 和 y 两个 1 维卷积,实现对图像 2 维卷积的快速计算:

$$\nabla^2 G * I(x,y) = \sum_{j=-w}^w [C(x-j,y)K_1(j) + D(x-j,y),K_2(j)] \quad (5)$$

其中, $I(x,y)$ 为图像, K_1 和 K_2 分别为 LoG 算子在 x, y 两个方向上简化后的系数,两个方向上的 1 维卷积如下:

$$C(x-j,y) = \sum_{i=-w}^w I(x-j,y-i)K_2(i) \quad (6)$$

$$D(x-j,y) = \sum_{i=-w}^w I(x-j,y-i)K_1(i) \quad (7)$$

3.2 扩展的轮廓搜索算法

图像滤波后得到的强度图 (strength image) 可以通过搜索过零 (zero-crossing) 点或符号变化点来确定边缘,然而这样得到的边缘点受到噪声的影响,是不连续的。另一种得到连续轮廓线的方法是采用双阈值法来搜索轮廓^[1,11]。预设两个阈值 T_1 和 T_2 ,将卷积值大于 T_1 并且小于 T_2 的像素点定为候选轮廓点。然而,在实际使用中双阈值法不能很好地保持原有强度图的总体分布形状。这里采用了一种基于单阈值的改进轮廓搜索算法。

由于 LoG 算子滤波得到的图像在过零点处具有单一宽度的性质^[11],而且所关心的是在视觉上的显著特征,因此这里取在统计意义上占大多数的过零点作为轮廓。在实验中,取使得直方图函数 $H(i)$ 的第 1 个极小值作为阈值,即令

$$\frac{dH(i)}{di} = 0 \quad (8)$$

这里, H 为直方图函数, i 为灰度, $0 < i < 256$ 。取第 1 个谷底作为阈值,对强度图进行阈值化得到轮廓图,在此基础上进行轮廓搜索。

通常的轮廓搜索算法按照 8 邻接依次进行跟踪,得到轮廓的 8 邻接链码 (chain code) 表示^[13]。8 邻接链码是从当前像素点开始,以东向为 0,按照逆时针方向进行编码来表示轮廓。跟踪算法从轮廓图像的最左上角开始搜索,直到遇到第 1 个轮廓点。

然后以该轮廓点为起始点,按照逆时针方向搜索当前像素的 3×3 邻域,取第 1 个非零点为下一个轮廓点,并从该轮廓点开始继续搜索,直到邻域内不存在非零点为止。

由于噪声的原因,以上搜索算法不能得到那些在视觉上连续、但在轮廓图中不连续的轮廓,特别是那些具有显著特征的闭合轮廓。因此,对跟踪算法进行了扩展(如图 2 所示)。在 3×3 邻域内不存在轮廓点的情况下,算法继续搜索 4×4 邻域。如果遇到起始点,则连接起始点组成闭合轮廓 (closed contours)。如果遇到其他非零点,则连接该点,并从该点开始继续搜索。这样可以尽可能多地得到闭合轮廓以及具有较长长度的开轮廓 (open contours),有利于提高匹配算法的效率,改进后的轮廓如图 3 所示。

6	5	4	3	2
7	3	2	1	1
8	4		0	0
9	5	6	7	15
10	11	12	13	14

图 2 8 邻接链码与 4×4 扩展搜索空间

Fig. 2 8-neighbor chain code and 4×4 extended contour search algorithm



(a) 双阈值法得到的开轮廓,但在视觉是闭合的 (b) 扩展轮廓搜索修补得到的闭合轮廓

图 3 轮廓搜索得到的放大的轮廓线

Fig. 3 Contours of searching

扩展轮廓搜索算法中搜索方向的确定准则如下:

(1) 对于 3×3 邻域,下一个搜索方向为

$$d_1 = (d_1 + i) \bmod 8$$

(2) 对于 4×4 邻域

$$d_2 = (d_2 + i) \bmod 16$$

(3) 从 d_1 到 d_2 的方向为

$$(d_2 - d_1) \bmod 8$$

4 多分辨率形状特征匹配

形状特征是图像内容的重要表达方式,从轮廓搜

索得到的各个轮廓表达了图像的形状及分布特征。形状特征按照表达的形式可以分为基于边界的和基于区域的两种类型^[11,12]。形状特征表达的重要准则是对位移、旋转和缩放的不变性。基于轮廓的视觉特征,人们总是先比较轮廓的大致形状,然后比较大致相似的轮廓之间的细节特征。这里,将用链码表示的闭合轮廓转换成曲率函数表达,然后利用闭合轮廓的周期性对其进行傅里叶变换,得到的傅里叶变换在频域上表达了形状特征。其低频部分表征了形状的总体轮廓,高频部分则表征了轮廓细节。

4.1 形状特征向量的提取

假设 C 是复平面上的闭合边界,利用其封闭性和周期性,以边界上某一固定点 b 为起点,以逆时针方向沿曲线匀速移动,得到函数 $z(t)$, t 为时间变量。取 $z(t)$ 的周期为 2π ,则 $z(t)$ 可以用傅里叶系数表示为

$$z(t) = \int C_n e^{i n t} \quad (9)$$

其中, C_n 为 C 的傅里叶描述子。设 L 为曲线长度, l 为沿着曲线的弧长,则令

$$t = \frac{2\pi l}{L} \quad (10)$$

傅里叶系数可以由下式得到

$$\begin{aligned} C_n &= \frac{1}{N} \int_0^N z(t) e^{-i n t} dt \\ &= \frac{2\pi}{L} \int_0^L z(s) e^{-i (2\pi s/L) \cdot n} dl \end{aligned} \quad (11)$$

在这里, $z(t)$ 取曲率函数。设轮廓 C 由 N 个点组成,其序列为 (x_l, y_l) , $0 \leq l \leq N-1$,则轮廓上某点的曲率定义为该点切线变化对弧长的微分,即

$$z(l) = \frac{d}{dl} \theta(l) \quad (12)$$

其中, θ 为边缘切向角度函数:

$$\begin{aligned} \theta(l) &= \arctan\left(\frac{dx}{dy}\right) \\ &= \arctan\left(\frac{dx/dl}{dy/dl}\right) = \arctan\left(\frac{x'_l}{y'_l}\right) \end{aligned} \quad (13)$$

由曲率函数自身的特性,保证了形状特征的平移不变性。为了保证形状特征的旋转不变性,仅使用傅里叶系数的模而忽略其相位信息。为了使特征具有缩放不变性,每个傅里叶系数的模都除以直流(DC)分量。这样,仅用少数低阶系数 F_i (在实验中 i 取 5),就能得到高质量的闭合轮廓形状表示。每个轮廓的形状描述子为

$$f_k = \{|F_1|, |F_2|, |F_3|, |F_4|, |F_5|\} \quad (14)$$

4.2 基于最小距离分类器的形状特征匹配

取每个闭合轮廓的形状描述子为该形状的特征向量,则轮廓之间的相似问题可以转化为多维特征向量的相关性问题^[3]。设参照图像提取了 m 个闭合轮廓,待配准图像提取了 n 个闭合轮廓,则任意两个形状特征向量之间的相关距离定义为

$$d_{ij} = \sum_k |F_{ik} - F_{jk}|^2 \quad (15)$$

$$1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m$$

通过计算形状特征的相关距离,可以得到两个图像轮廓集合之间的特征距离矩阵 $|d_{ij}|$ 。根据最小距离分类原则,满足以下条件的两个轮廓 (C_i, C_j) 可以认为具有相似性,

$$\min_i |d_{ij}| = \min_j |d_{ij}| \quad (16)$$

$$m = \min_i |d_{ij}| < T \quad (17)$$

其中, T 为阈值。

根据以上特征匹配算法得到的轮廓对,分别计算轮廓重心,并将其作为图像配准的控制点。

5 变换参数估计

假设待配准图像上的点 (\hat{x}, \hat{y}) 与参照图像上的对应点 (x, y) 之间满足如下仿射变换:

$$\begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{pmatrix} = s \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix} \quad (18)$$

现需要通过控制点集合 $\{(x_i, y_i), (\hat{x}_i, \hat{y}_i)\}$ 来估计这 4 个参数。

令 $u = s \cos(\alpha)$, $v = s \sin(\alpha)$, 则

$$\begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u & v \\ -v & u \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix} \quad (19)$$

未知量 u, v, d_x, d_y 可以用最小二乘法拟合得到。为保证匹配精度,通过计算变换图像之间的最小平方误差(RMSE)来筛选控制点, RMSE 定义如下^[11]:

$$\text{RMSE} = \left[\sum ((ux_i - vy_i + \Delta x - \hat{x}_i)^2 + (uy_i - vx_i + \Delta y - \hat{y}_i)^2) / m \right]^{1/2} \quad (20)$$

当 RMSE 小于某个阈值 T 时,则认为精度符合要求。

6 实验结果

选择遥感图像进行实验,并对实验结果(图 4)

进行了比较。采用扩展轮廓跟踪算法得到的轮廓图,良好地保持了原图像的轮廓和分布形状。并且,从表 1 可以看出,根据本文算法所提取的闭合轮廓,

采用形状匹配算法可以得到比文献[1]中的不变矩更多的控制点(CP),从而得到了较好的配准结果。

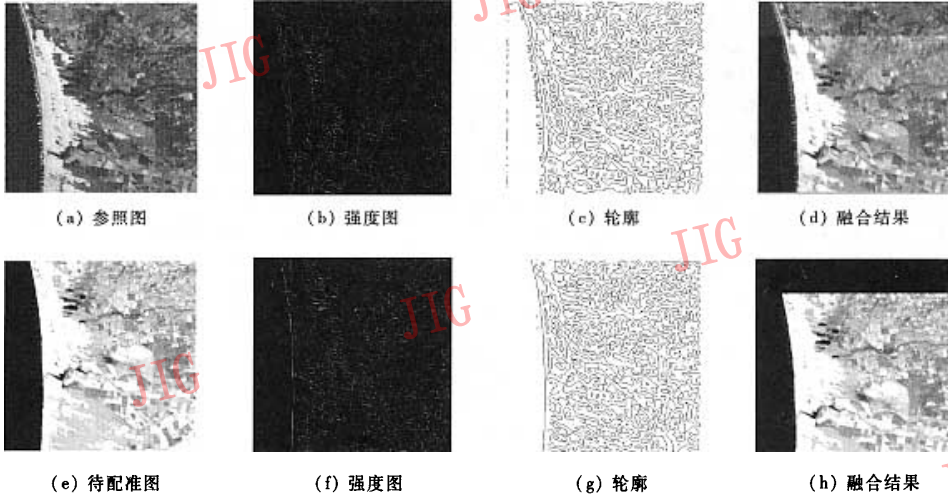


图 4 Dunes883/885(TM3/TM5) 遥感图像配准
Fig. 4 Registration of Dunes883/885(TM3/TM5)

表 1 不同配准方法的比较

Tab. 1 Compares of different registrations

实验图像对	实际变换参数			Contour-based 方法 ^[1]			本文的方法				
	scale	$\Delta\theta$	$(\Delta x, \Delta y)$	CPs	scale error	rotate error	trans. error	CPs	scale error	rotate error	trans. error
B040/B042	1.005	-29.941 3	(-186.606, 275.939)	4 (of 37)	0.0051	0.031	(3,1)	13 (of 56)	0.0049	0.005	(1,2)
Dunes TM3/TM5	1.000	-0.001	(0,78)	3 (of 12)	0.0005	0.0597	(0,1)	8 (of 16)	0.0003	0.0512	(0,0)
Img1/Img2 TM0/TM8	1.000	-14.442 3	(264.937, -54.7578)	5 (of 32)	0.0036	0.4151	(3,2)	12 (of 46)	0.0012	0.3728	(2,2)

7 结 论

本文提出了一种基于多分辨率视觉特征的配准算法,按照视觉规律,改进轮廓搜索算法,采用基于小波图像的分解和基于 FFT 的多分辨率形状特征匹配,实现了适用于多传感器的图像配准。

在基于轮廓的图像配准算法中,非闭合轮廓线的局部显著特征对特征点的提取有非常重要的意义。考虑到非闭合轮廓线的匹配算法开销很大,大部分配准算法都没有很好地利用开轮廓线。但是如果考虑到相似轮廓线之间距离的相邻性,即具有相似闭合轮廓线周围一般都具有相似的非闭合轮廓

线,可以降低开轮廓线的匹配开销。今后将在多分辨率形状匹配和非闭合轮廓线匹配上做进一步的研究,以取得更好的配准效果。

参考文献 (References)

- 1 Li H, Manjunath B S, Mitra S K. A contour based approach to multisensor image registration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 5(4): 320 ~ 334.
- 2 Brown L G. A survey of image registration techniques [J]. ACM Computing Surveys, 1992, 24(4): 325 ~ 376.
- 3 Belongie S, Malik J, Puzicha J. Matching shapes [A]. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision (ICCV'01) [C], Vancouver, BC, Canada, 2001, 1:454 ~ 462.
- 4 Rignot E J M, Kowk R, Curlander J C, et al. Automated multisensor

- registration: requirements and techniques [J]. Photogrammetry Engineering Remote Sensing , 1991 , 57(8) : 1029 ~ 1038.
- 5 Li H H , Zhou Y T. Automatic visual/IR image registration [J]. Optical Engineering. 1996 , 35(4) : 391 ~ 400.
- 6 Reddy B S , Chatterji B N. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996 , 8(5) : 1266 ~ 1271.
- 7 Viola P , William M. Wells III. Alignment by maximization of mutual information [A]. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision [C], Vancouver, BC, Canada, 2001, 1: 16 ~ 23.
- 8 Fonseca L M G , Manjunath B S. Registration techniques for multisensor remotely sensed imagery [J]. Photogrammetry Engineering and Remote Sensing Journal, 1996 , 562 (9) : 1049 ~ 1056.
- 9 Dai X , Khorram S. A feature-based image registration algorithm using improved chain-code representation combined with invariant moments [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999 , 37(5) : 2351 ~ 2362.
- 10 Irani, Anandan. Robust multi-sensor image alignment [A]. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision [C], Bombay, India, 1998 : 959 ~ 966.
- 11 Worring M. Shape analysis of digital curves [D]. Amsterdam, Holland : University of Amsterdam, 1993.
- 12 Gregory Dudek , Tsotsos John K. Shape representation and recognition from multiscale curvature [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1997 , 68(2) : 170 ~ 189.
- 13 Haralick R M , Shapiro L G. Computer and robot vision [M]. MA : Addison-Wesley, 1993, 1 : 57 ~ 68.