



河北农业大学

硕士学位论文（毕业）论文

基于特征点的图像匹配技术研究

学位申请人：何新英

指导教师：周桂红 教授

焦建彬 教授

学科专业：计算机应用技术

学位类别：工学硕士

授予单位：河北农业大学

答辩日期：二〇〇九年六月十五日

分类号： TP39
密 级： 公开

单位代码： 10086
学 号： 2006077

基于特征点的图像匹配技术研究

The Research on Image Matching Based on Feature Point

学位申请人：何新英

指导教师：周桂红 教授

焦建彬 教授

学科专业：计算机应用技术

学位类别：工学硕士

授予单位：河北农业大学

答辩日期：二〇〇九年六月十五日

摘要

图像配准是对取自不同时间、不同传感器或者不同视角的同一场景的两幅图像或者多幅图像进行匹配的过程，随着计算机视觉技术的发展，图像匹配技术被广泛地应用在遥感图像、医学图像、三维重构、机器人视觉等诸多领域中。图像配准的方法大致分为两类：基于像素的图像配准方法和基于特征的图像配准方法。而基于特征的图像配准方法是目前图像配准最常用的方法，其最大的优点在于能够将对整个图像进行的各种分析转化为对图像特征（特征点、特征曲线等）的分析，从而大大减小了图像处理过程的运算量。经过多年的研究，基于特征的图像配准技术已经取得了一定的研究成果，其主要步骤包括：图像采集、特征提取、特征匹配、图像变换。

本文内容以图像配准的四个步骤为主线，首先概括介绍图像配准技术的研究现状、特点及应用领域，从而展示了图像配准技术广阔的应用前景。接着根据不同的硬件采集设备介绍了图像采集的两种方式以及图像配准常用的数学模型。论文分析和总结了现有图像匹配的主要方法、性能以及存在的问题，主要研究了两个方面的内容：(1) 本文通过研究边缘特征和点特征，着重介绍了 SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 点的形成过程以及涉及的边缘提取技术，为了改善信噪比低的图像的边缘检测效果，提出了一种基于多尺度多结构元素的数学形态学与 Canny 算子相结合的边缘检测算法，得到的边缘比较清晰，图像的细节表现力和抗噪能力得到加强，为后续的特征提取、目标识别打下了良好的基础；(2) 在经典的 SIFT 特征点的基础上，针对不同的视角拍摄、不同的光照和明暗变换、尤其包含考验匹配算法的相似结构多的情形的图片，提出了一种基于网络流的特征优化匹配算法—最小费用 K 流算法 (MKP)。该算法综合利用了 SIFT 特征点的方向信息和梯度信息，采用本文改进的匹配度量函数衡量特征点之间的相似性来作为流网络上的费用，借助于最小费用最大流的算法求出特征点之间的最优匹配点对，根据弧上的匹配度量比值和双向检查约束的方法来剔除伪匹配对，得到两幅图像的优化匹配点对，匹配准确率比一些经典算法提高了 14%，使得变换系数更加精确，图像配准效果增强。实验证明，MKP 算法准确率高，鲁棒性强，具有较高的使用价值。

关键词：特征点检测；图像配准；SIFT；MKP 算法；边缘检测

The Research on Image Matching Based on Feature Point

Author: Xinying He

Major: Computer Applied Technology

Supervisor: Professor Guihong Zhou Professor Jianbin Jiao

Abstract

Image registration, is a process to match two or more images of the same scene taken at different times, from different viewpoint, or by different sensors, with the development of the computer vision, which is widely required in remote sensing, in medicine, in 3D reconstruction, and in computer vision (target location, automatic quality control), and so on. The methods of image registration can be classified into two categories: the intensity-based matching approach and the feature-based matching approach. However, as one of the most common methods, the largest advantage of the feature-based approach is its ability of translating the analysis of the whole image into its features that contains the feature point, the feature curve, etc. And as a result, it speeds up the image process. After many years of research, the feature-based image registration technology has made some achievements, the majority of the registration methods consist of four steps: image acquisition, feature detection, feature matching and image resampling and transformation.

This paper is arranged according to the above four steps. Firstly, recent research, characteristics and application areas of image registration are described, thereby demonstrating its wide application prospect. Then image acquisition in two ways by adopting different hardware equipment is discussed, as well as common image transform model. Finally, there are two aspects which are we focused on: (1) The process of creating SIFT (Scale Invariant Feature Transform) descriptors and edge detection technology involved are emphatically given by studying edge and point features, Then, in order to improve edge detection result on the low SNR (Signal to Noise Ratio) image, a mathematical morphology of multi-structure and multi-scale element and Canny algorithm is introduced. So the performance of the details and anti-noise ability are strengthened, the convenience for the following steps such as feature extract and object recognition is provided; (2) Based on the SIFT feature extract, an algorithm using network flow to obtain optimal feature matching-Min cost K flow Problem is put forward, which utilizes the direction and gradient information of SIFT and the improved matching cost function for measuring the similarity on the network flow, with Minimum Cost Maximum Flow algorithm to derive the global optimal matching, under the arc ratio of the matching measure and the bi-directional check constraints to remove pseudo matching. Eventually, optimal matching will be achieved. As a result, about 14 percent improvement can be obtained. Experiments on the test image sets demonstrate high accuracy,

robustness, and more application.

Key words: feature detect; image registration; SIFT; MKP algorithm; edge detection

目 录

1 引言.....	1
1.1 论文的研究意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	1
1.3 论文的主要工作.....	2
1.4 论文的组织结构.....	3
2 图像配准的基础知识.....	4
2.1 图像配准的定义.....	4
2.2 图像获取.....	4
2.2.1 照相机拍摄.....	5
2.2.2 采集卡获取图像.....	5
2.3 图像配准的数学模型.....	6
2.4 本章小结.....	7
3 图像特征提取.....	8
3.1 边缘特征检测算法.....	8
3.1.1 Roberts 边缘检测算子.....	8
3.1.2 Sobel 边缘检测算子.....	9
3.1.3 Prewitt 边缘检测算子.....	9
3.1.4 Canny 边缘检测算子.....	10
3.1.5 基于多尺度多结构元素的数学形态学与 Canny 算子相结合的边缘检测算法.....	12
3.1.6 改进的边缘检测算法验证.....	13
3.2 点特征检测算法.....	15
3.2.1 SIFT 特征点.....	16
3.3 本章小结.....	21
4 基于 SIFT 特征点的匹配算法.....	23
4.1 特征匹配算法.....	23
4.1.1 匹配度量函数.....	23
4.1.2 MKP 模型.....	25
4.1.3 最小费用 K 流算法.....	27
4.2 本文算法的总体框架.....	28
4.3 实验分析与比较.....	28
4.4 本章小结.....	30
5 图像变换及融合.....	31
5.1 图像插值.....	31
5.2 实验结果.....	32
5.3 本章小结.....	36

总结与展望.....	37
参考文献.....	38
在读期间发表的学术论文.....	38
作者简介.....	43
致 谢.....	44

1 引言

1.1 论文的研究意义

图像处理是对图像信息进行加工处理,以满足人的视觉、心理和实际应用的要求。图像配准是图像处理的一个基本问题,用于将不同时间、不同传感器、不同视角及不同拍摄条件下获取的两幅或多幅图像进行匹配,其最终目的在于建立两幅图像之间的对应关系,确定一幅图像与另一幅图像的几何变换关系式,用以纠正图像的形变[1]。

图像配准的应用领域[14]概括起来主要有以下几个方面:

(1)医学图像诊断:肿瘤检测、CT、MRI、PET 图像结构信息融合、数字剪影血管造影术(DSA)等;

(2)遥感数据分析:分类、定位和识别多谱段的场景信息、自然资源监控、核生长监控、市区增长监控等;

(3)模式识别:目标物体运动跟踪、序列图像分析、稳像、特征识别、签名检测等;

(4)计算机视觉:三维重建、目标定位、自动质量检测、虚拟现实等。

因此,图像配准在其实际应用领域中都是至关重要的,对它的深入研究不仅能够解决问题,而且能够开拓研究思路,因而具有极其深远的意义。然而,正如很多数字图像处理问题一样,面向静态图像帧的配准,面临着鲁棒性、噪声影响以及适应度等各种挑战。

1.2 国内外研究现状

图像配准一直以来都是计算机视觉的基本问题之一,其中包括许多目前炙手可热的领域,如目标或场景识别、立体匹配和目标跟踪等。建立正确匹配是解决图像配准问题的关键。各行各业的专家学者从问题的不同方面出发运用多种方法,对如何得到既快又好的匹配算法进行了探索研究。

70年代初,P.E.Anuta[2]提出利用FFT(Fast Fourier Transform)算法进行图像互相关检测计算的图像配准技术,提高了图像配准过程的速度;D.I.Barnea[3]等提出了利用模板与待配准图像中的子图像做差值相似性比较的图像配准技术,它比使用FFT计算互相关相似性测度进行图像检测计算的图像配准方法具有更高时间响应性能;W.K.Pratt[4]在图像配准的互相关技术方面进行了总括性研究,为后人研究互相关技术提供了便利;H.G. Barrow [5]等从图像配准的相似性测度和预处理方法出发,对当时的方法进行了比较分析;前面介绍的方法大部分未考虑几何畸变的影响,而对于几何畸变较大的图像,H.Maitre[6]等提出了基于自回归模型的动态程序设计方法用于该类图像的配准;在变形图像间的匹配方面,Flussr[7]提出一个自适应映射方法,自动地对两幅遥感图像进行分割,使得分割后两幅图像中相应子块间的相似度很大,从这些子块的空间位置关系来对原来的两幅图像进行匹配。

KD-tree [8]通过为图像特征描述子查找最相似的配对从而建立匹配的数据结构,它是平衡二叉查找树的一种。Chanop Silpa-Anan [9]改进了KD-tree的搜索性能,最初通过在原始的数据集合

中建立多个KD-tree并同时已在建立的多个KD-tree上查找，缩短了搜索时间；后来使用主成分分析法对坐标轴里的数据进行主轴排列，提高主要数据的检索概率。

Xie [10], 章动[61]在建立特征点匹配之前先建立块匹配，在匹配的块上建立特征点匹配，这样可以减小搜索的范围，提高匹配准确度。Myronenko[11]在存在形变的场合下，将运动一致性运用到匹配求解中。Alexander [12] 将特征匹配算法和块匹配算法相结合，并且两者起到互相约束的作用。

Thomas [13]提出了一种对于非刚体变换图像模型达到像素级匹配的匹配算法。在图像的四维图空间中不断的迭代优化目标函数，其中这一思想的代表算法是ICP(Iterative Closest Point)算法[14]，假定给出一组初始值，ICP算法以欧氏距离作为匹配度量函数，计算变换系数矩阵，将得到的系数值带入，不断的迭代优化目标函数，直至达到目标要求。该算法的不足之处就是容易陷入局部最优。

Fitzgibbon [15]引入了一种鲁棒因子，通过 Levenberg-Marquardt 算法来优化代价函数，虽然这种方法在一定程度上改善了收敛的窄带，但该算法大大依赖初始值，噪声、聚类和外点的影响可能会导致该方法失效。随着全局优化方法的进一步发展，如图割和置信传播算法，近些年来图像匹配技术取得了巨大的改进。

基于特征的图像配准方法，利用像素点之间的某种变化关系描述图像的代表性特征，在匹配数量上大大减少，因此具有计算量小，速度快的特点，而且对于图像的畸变、噪声、遮挡等具有一定的鲁棒性，因此匹配性能的好坏在很大程度上取决于特征描述的方法和特征提取的质量。特征形成的方法很多，文献[16]提出了一种基于图像边缘轮廓的匹配方法，采用 LOG 算子提取出两幅图像的边缘特征，用链码来表示边缘轮廓，根据相同轮廓的链码差分值不变的特性找出对应轮廓，从而确定图像间的变换关系。这种方法的不足是在边缘特征提取上容易受到噪声的干扰，其计算量随着边缘轮廓数量的增多而增长。文献[17]在图像上提取 Harris 特征点，计算归一化函数，在极线方向上搜索该特征点在另一幅图像上的对应点，特征点的数量是制约匹配速度的主要因素之一，文献[18]采用分层匹配的思想，提出了基于小波变换的匹配算法，在每一层图像中提取特征点，并行进行匹配，提高了计算速度。

图像配准算法经过几十年的发展已经取得了很大的进展，但由于拍摄环境复杂多变和实际需求差别较大，现在还没有一种算法能够解决所有图像的匹配问题。于是寻求探讨一种新的算法能综合利用这些方法的优点将会取得更好的匹配结果。

1.3 论文的主要工作

本文的主要研究工作分为两部分：第一部分是针对信噪比低的图像，提出了基于多尺度多结构元素的数学形态学和 Canny 算子相结合的边缘检测算法。第二部分是针对图像配准的关键技术：匹配度量函数、基于特征点的匹配算法等的研究。重点针对现有基于特征的图像匹配方法的局限性与不足，提出了一种基于网络流和特征优化匹配算法—最小费用K流算法。

主要研究内容如下：

(1)查阅并学习了国内外大量的相关文献，对图像配准领域的发展和国内外的研究现状有了一个总体的认识，对图像配准技术的特点和图像配准技术的应用领域作了概括和分析。

(2)归纳总结了图像拼接的基本流程、图像的获取方式以及图像的变换模型，掌握了图像配准技术的基本原理和主要方法。

(3)对图像特征提取算法进行了研究，对边缘和点特征常用算法进行了深入探讨，提出了一种针对信噪比低的图像的边缘提取算法，对 SIFT 特征点进行了深入研究，并在 VC++6.0 环境下做仿真实验。

(4)针对传统的基于特征的图像配准方法的局限性，本文提出一种基于网络流和 SIFT 特征点的图像优化匹配算法，该方法利用高斯差分提取出图像的兴趣点，形成 SIFT 特征描述子，采用改进的匹配度量函数作为流网络上弧的费用，建立最小费用 K 流模型(MKP)，利用最小费用最大流算法求出全局最优的 K 对匹配，根据弧上的匹配度量比值和双向检查约束的方法来剔除伪匹配，得到最终的图像匹配点对，以此来求出变换矩阵参数，实现更加精确的配准。并将该算法在 VC++6.0 和 Matlab7.0 环境下进行实现。

1.4 论文的组织结构

论文全文分为五章。

第一章，绪论，综述了本文的研究意义，所要解决的问题，对于配准问题以及研究现状进行了大致的介绍。详细地回顾了和总结了几种不同类型的配准方法以及其代表性的算法。

第二章主要给出了图像配准的详细定义，图像获取的两种方式，图像配准的数学模型，对图像配准的一般流程进行了介绍和总结。

第三章主要探讨了图像特征的提取方法。首先讨论了边缘特征检测算法，提出了基于多尺度多结构元素的数学形态学和 Canny 算子相结合的边缘检测算法，对信噪比低的图像有较好的效果，然后讨论了各种常用的点检测算法，进而选择了经典的 SIFT 特征点描述算法，并给出 SIFT 特征提取的仿真实验及结果分析。

第四章是本文的主要部分，提出了一种基于 SIFT 特征点的优化匹配算法，并在两个公共测试集合和实验室内部测试集上进行测试，实验数据表明其优越性和创新性。

第五章介绍了图像变换常用的三种插值技术以及它们的适用场合，采用实验图例的形式将图像配准的过程一一列举，起到总括的作用。

最后，是对全文的总结和概括以及对未来研究的展望。

2 图像配准的基础知识

2.1 图像配准的定义

图像配准[19] (Image registration) 是指同一目标的两幅（或者两幅以上）图像在空间位置上的对准。图像配准的技术过程，称为图像匹配 (Image matching)，或者图像相关 (Image correlation)。

图像配准可定义成两相邻图像之间的空间变换和灰度变换,即先将一图像像素的坐标 $X = (x, y)$ 映射到一个新坐标系中的某一坐标 $X' = (x', y')$,再对其像素进行重采样。图像配准要求相邻图像之间有一部分在逻辑上是相同的,即相邻的图像有一部分反映了同一目标区域,这一点是实现图像配准的基本条件。如果确定了相邻图像代表同一场景目标的所有像素之间的坐标关系,采用相应的处理算法,即可实现图像配准。

假定两幅待配准图像 $I_1(x, y)$ 和 $I_2(x, y)$, 通常称其中之一如 $I_1(x, y)$ 为参考图像, 另一个 $I_2(x, y)$ 为待配准图像。则图像配准的数学模型可表示为[18]:

$$I_2(x, y) = I_1(f_x(x, y), f_y(x, y)) \quad (2.1)$$

如果在配准窗口范围内, 同一目标的两幅图像完全相同, 那么完成图像配准并不困难。然而, 实际上图像配准中所遇到的同一目标的两幅图像常常是在不同条件下获得的, 如不同的成像时间、不同的成像位置、甚至不同的成像系统等, 再加上成像中各种噪声的影响, 使同一目标的两幅图像不可能完全相同, 只能做到某种程度的相似, 因此图像配准是一个相当复杂的技术过程。

基于图像特征的方法是图像配准中最常见的方法, 对于不同特性的图像, 利用不同的特征描述方法得到容易提取的图像特征作为配准依据。基于特征的方法在图像配准方法中具有较强的适应性和鲁棒性, 而根据特征提取和特征匹配方法的不同所衍生出的具体配准方法也是多种多样的。

基于特征的图像配准方法一般分为以下三个步骤:

- (1)特征提取: 根据图像性质形成适用于该图像配准的几何、灰度特征或综合特征等。
- (2)特征匹配: 根据特征匹配准则, 选择适合的匹配度量函数, 寻找两幅待配准图像中对应的特征, 去掉没有对应的特征。
- (3)图像变换: 由上一步得到的匹配点对拟合出图像之间的变换参数矩阵, 将其带入符合图像形变模型, 得到配准后的图像, 加上图像融合以得到更加美观的图像。

2.2 图像获取

对于不同的图像获取技术, 其配准方法往往是不同的。因此, 当面对一个具体的图像配准问题时, 首先需要了解图像的获取手段, 然后理清图像的特性, 失配的原因以及图像形变的类别, 这是对一组图像进行正确配准的前提。下面介绍图像获取的两种方式。

2.2.1 照相机拍摄

对于图像配准而言，图像采集是第一步工作。较早人们常采用照相机作为图像捕获的主要手段，由于相片需要扫描才可用于进一步处理，所以图像质量不高，直接影响了图像配准的结果。数码相机的应用提高了采集图像的质量，同时普通摄像机及 CCD 摄像机采集的实时视频序列也常用于图像配准和拼接。

图像获取方式的不同会导致输入图像的不同，最后的配准结果也不同。图像采集由照相机拍摄时的运动状态决定，一般有三种情况[20]:

- (1) 照相机固定在三角架上，旋转照相机拍摄；
- (2) 照相机放置与一个滑轨上，平行移动照相机进行拍摄；
- (3) 手持照相机拍摄，站在原地拍摄四周，或者沿着照相机的光轴垂直方向走动拍摄。

以上方法均不同程度的限制了照相机的运动，使获取的图像满足一定的要求。但实际拍摄的图像由于光源变化、反光、场景中物体的运动、相机焦距的改变和旋转等因素的影响，会存在光强的差异和小视差，给图像拼接增加了难度。

2.2.2 采集卡获取图像

照相机拍摄往往无法满足工程应用的需求，在实际应用中往往采用视频采集卡和摄像头相配合的方法采集视频图像。图像采集卡的工作原理是将摄像机等输入的模拟图像信号经过 A/D 转换，或将数字摄像机的输出信号，通过计算机总线传输到计算机内存或显存，计算机可以对现场采集的图像进行实时处理和存储。

图像采集卡种类繁多，其区别主要表现在输入信号、图像质量、总线形式、处理功能等方面。对以模拟图像卡，一般有复合视频输入、S-VIDEO 即(Y/C)输入、RGB 输入、YPbPr 输入等。图像质量由于不同板卡使用的芯片及设计不同有较大差异。同时，不同用途的图像卡图像质量及价格也有较大差异。目前使用较多的总线形式有 PCI、PCI-E、Mini PCI 及笔记本所用的 PCMCIA 总线。PCI 总线使用最多，多数 PC 机及工控机均使用 PCI 总线，PCI 总线的缺点是总线使用金手指抗震能力不强，总线带宽限 133MB/S，对于大量数据无法传输。PCI-Express 是近几年发展的计算机总线，PCI-Express 有 $\times 1$ 、 $\times 2$ 、 $\times 4$ 、 $\times 8$ 、 $\times 16$ 多个版本， $\times 1$ 总线带宽为 250MB/S， $\times 16$ 为 4096MB/S，由于 PCI-Express 具有高带宽的优势，支持 PCI-Express 总线的计算机主板越来越多。Mini PCI 是 PCI 的变形，可以使得整个系统体积更小。PCMCIA 是笔记本使用的总线。数字图像采集卡采集数字摄像机的输出信号，有 LVDS、Camera Link 两种视频总线形式。

基于项目需求和价格的综合考虑，在项目中采用的是大恒采集卡 VT142 四通道彩色视频采集卡，四路复合视频同时输入，最大平均有效传输速率相当于 220MB/S(依赖于主机的传输速率)，每通道最大分辨率：768 \times 576 \times 24bit (PAL 制)；640 \times 480 \times 24bit (NTSC 制)，总线 PCI-Express。摄像机采用三星 1/3 英寸 彩色高清枪式摄像机，扫描系统采用 PAL 制：625 行，每秒 25 帧，摄像软件采用 1/3 英寸 Super-HAD IT CCD,水平分辨率为 540 线。

视频采集卡和摄像机来获取图像，大致分两种情况，一种情况是摄像机的位置是固定的，

采集场景的相对位置不变，只要每次初始化时计算好相邻图像之间的变换参数，后面的视频帧图像直接使用即可，给图像配准工作提供了便利；另一种情况是摄像机的位置是变化的（如 PTZ 监控摄像头），随着监控目标的移动而移动，这样采集到的帧图片需要实时的匹配，所以对于匹配的速度要求也比较高。

2.3 图像配准的数学模型

定义两幅具有偏移关系（包括平移、旋转、缩放）的图像分别为参考图像和待配准图像，利用二维数组 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$ 表示图像相应位置处的灰度值，则两幅图像在数学上有如下变换关系：

$$f_2(x, y) = g[f_1(h(x, y))] \quad (2.2)$$

其中 h 表示二维空间坐标变换， g 表示灰度或辐射变换，描述因传感器类型的不同或辐射变形所引入的图像变换。配准的目的就是要找出最佳的空间和几何变换参数。通常意义的配准只关心图像位置坐标的变换，灰度或辐射变换则可以归为图像预处理部分。

图像变换主要有刚体变换(Rigid body transformation)、仿射变换(Affine transformation)、投影变换(Projective transformation)和非线性变换(Nonlinear transformation)[25]。

1. 刚体变换

如果第一幅图像中的两点之间的距离变换到第二幅图像后仍保持不变，则这样的变换称为刚体变换。刚体变换可分解为平移、旋转和反转（镜像）。在二维空间中，点 (x, y) 经刚体变换到点 (x', y') 的变换公式为：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi & \pm \sin \varphi \\ \sin \varphi & \mp \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

其中 φ 为旋转角度， $\begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}$ 为平移量。

2. 仿射变换

如果第一幅图像中的一条直线经过变换后映射到第二幅图像上仍然为直线，并且保持平行关系，则这样的变换称为仿射变换。仿射变换可以分解为线性（矩阵）变换和平移变换。在二维空间中，点 (x, y) 经仿射变换到点 (x', y') 的变换公式为：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & t_x \\ a_{21} & a_{22} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

仿射变换有六个自由度，对应于六个矩阵元素。

3. 投影变换

如果第一幅图像中的一条直线经过变换后映射到第二幅图像上仍然为直线，但平行关系基本不保持，但交比不变，则这样的变换称为投影变换。在高维空间中，点 (x, y) 经投影变换到点 (x', y') 的变换公式为：

$$\begin{cases} x' = \frac{a_{11}x + a_{12}y + a_{13}}{a_{31}x + a_{32}y + a_{33}} \\ y' = \frac{a_{21}x + a_{22}y + a_{23}}{a_{31}x + a_{32}y + a_{33}} \end{cases} \quad (2.5)$$

投影变换有八个自由度。

4.非线性变换

如果第一幅图像中的一条直线经过变换后映射到第二幅图像上不再是直线，则这样的变换称为非线性变换。在二维空间中，点 (x, y) 经非线性变换到点 (x', y') 的变换公式为：

$$(x', y') = F(x, y) \quad (2.6)$$

其中， F 表示把第一幅图像映射到第二幅图像上的任意一种函数形式。典型的非线性变换如多项式变换，在二维空间中，多项式函数可写成如下形式：

$$x' = a_{00} + a_{10}x + a_{01}y + a_{20}x^2 + a_{11}xy + a_{02}y^2 + \dots \quad (2.7)$$

$$y' = b_{00} + b_{10}x + b_{01}y + b_{20}x^2 + b_{11}xy + b_{02}y^2 + \dots \quad (2.8)$$

2.4 本章小结

本章引入了图像配准的定义，概括了基于特征的图像配准的一般步骤，以及图像获取的两种不同方式，接着详细介绍了基于特征的图像配准步骤中的图像转换用到的几种常见的数学变换模型和它们分别适用的情况。

3 图像特征提取

在图像配准方法中，基于特征的图像配准方法不是直接利用图像像素值，而是通过像素值以不同形式推导形成的符号特征（特征点，特征线段等）来实现图像匹配。所以特征提取是基于特征的图像配准方法的关键，而特征匹配是图像配准过程中的重点和难点。本章主要研究了特征提取算法。

基于图像特征（特征点）的配准方法的优点主要体现在三个方面[23,57]:

- (1) 特征点比图像的像素点要少很多，因此大大减少匹配过程的计算量；
- (1) 特征点是图像的局部特征，其对灰度变化、图像变形和遮挡等都有较好的适应能力；
- (3) 特征点的匹配度量值对特征向量幅值变化比较敏感，可以大大提高匹配的精确程度。

因此，基于图像特征（特征点）的配准方法在图像配准领域得到了广泛应用。

基于特征的图像配准方法流程如下所示：

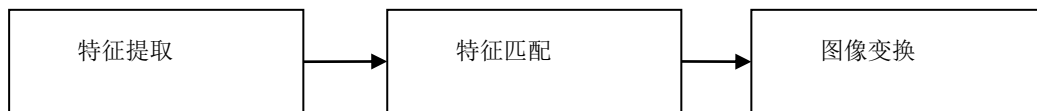


图 3.1 基于特征的图像配准方法流程图

Fig. 3.1 Flow chart of image registration method based on features

在本文进行基于特征点的图像配准研究中，采用 SIFT（Scale Invariant Feature Transform）特征作为特征点。而 SIFT 特征点是在边缘提取的基础上形成的，故而在本章的研究中增加了边缘提取步骤。

本章将先介绍图像边缘提取算法，然后介绍点特征提取算法。

3.1 边缘特征检测算法

边缘无疑是图像中最显著和直观的特征，它存在于图像的目标区域和背景之间，对应着图像中更抽象的信息和匹配时比区域匹配更少的计算量。图像的边缘主要表现为图像局部特征的不连续性，是图像中灰度变换比较剧烈的地方。图像的边缘划分为阶跃状和屋顶状。阶跃状边缘中边缘两边的灰度值有明显的变化；而屋顶状边缘中边缘位于灰度增加与减少的交界处。在数学上可以利用灰度的导数来描述边缘点的变化，对阶跃状边缘、屋顶状边缘分别求其一阶、二阶导数。目前，用于边缘检测的算子有很多，如 Roberts 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子和 Canny 算子是比较常用的方法，下面将逐一介绍上述的边缘特征提取方法。

3.1.1 Roberts 边缘检测算子

任意一对相互垂直方向上的差分可以看成求梯度的近似方法，Roberts 边缘检测算子利用该

原理，采用对角线方向相邻两像素之差代替梯度，即

$$f_x = f(i, j) - f(i+1, j+1) \quad (3.1)$$

$$f_y = f(i, j+1) - f(i+1, j) \quad (3.2)$$

梯度幅值近似为

$$R(i, j) = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \quad \text{或} \quad R(i, j) = |f_x| + |f_y| \quad (3.3)$$

通过差分可以求得 Roberts 算子在差分点 $(i+1/2, j+1/2)$ 处连续梯度幅度的近似值 $R(i, j)$ 。适当选取阈值 τ ，如果 $R(i, j) > \tau$ ，则认为点 (i, j) 是边缘点。Roberts 边缘检测算子采用对角线方向相邻两像素之差进行梯度幅度检测，其检测水平、垂直方向边缘检测性能要好于斜线方向边缘，并且检测定位精度比较高，但对噪声敏感。

3.1.2 Sobel 边缘检测算子

Sobel 边缘检测算子的基本思想是：以待检测图像的任意像素 (i, j) 为中心，截取一个 3×3 的像素窗口，分别计算窗口中心像素在 x, y 方向上的梯度

$$S_x = [f(i-1, j+1) + 2f(i, j+1) + f(i+1, j+1)] - [f(i-1, j-1) + 2f(i, j-1) + f(i+1, j-1)] \quad (3.4)$$

$$S_y = [f(i+1, j-1) + 2f(i+1, j) + f(i+1, j+1)] - [f(i-1, j-1) + 2f(i-1, j) + f(i-1, j+1)] \quad (3.5)$$

图像在 (i, j) 点的梯度幅值为

$$f'(i, j) = \sqrt{S_x^2 + S_y^2} \quad (3.6)$$

为了简化计算，也可以采用下面两式之一进行计算。

$$f'(i, j) = |S_x| + |S_y| \quad (3.7)$$

$$f'(i, j) = \max(|S_x|, |S_y|) \quad (3.8)$$

Sobel 边缘检测算子是综合图像每个像素的上、下、左、右邻点灰度的加权和，接近中心的权值较大。适当选取阈值门限 τ ，如果 $f'(i, j) > \tau$ ，则认为点 (i, j) 是边缘点。

Sobel 边缘检测算子不但可以产生较好的边缘效果，而且对噪声具有平滑作用，减小了对噪声的敏感性。但是，Sobel 算子也检测出了一些伪边缘，使得边缘比较粗，降低了检测定位精度。

3.1.3 Prewitt 边缘检测算子

Prewitt 边缘检测算子是一种类似 Sobel 边缘检测算子的边缘模板算子，通过对图像进行八个方向的边缘检测，将其中方向响应最大的作为边缘幅度图像的边缘。Prewitt 边缘检测算子定义为

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

(a) 正西方向

$$\begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(b) 正东方向

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(c) 正南方向

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

(d) 正北方向

$$\begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(e) 西南方向

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$

(f) 东北方向

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

(g) 西北方向

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(h) 东南方向

Prewitt 边缘检测算子并不把重点放在相邻的像素上，它对噪声有平滑作用。但是与 Sobel 边缘检测算子一样，它检测出的边缘比较粗，定位精度比较低，容易损失如角点这样的边缘信息。由于 Prewitt 边缘检测算子是通过八个方向模板对图像进行卷积运算，显然其运算量是比较大的。

3.1.4 Canny 边缘检测算子

对一幅图像进行边缘检测，一般可分为滤波、增强和检测三步[21-23]。Canny 算法是一个具有类似步骤的多阶段（multi-stage）的优化算法。Canny 算法有三个边缘检测准则：（1）好的检测性能。不易漏检真实边缘，不把非边缘点作为边缘点检出，使输出的信噪比最大。（2）好的定位精度。检测到的边缘点与实际边缘点位置最近。（3）好的单边缘响应。算子检测到的边缘点与实际边缘点应该是一一对应的。该算法的实现过程如下：

（1）低通滤波过程。滤波的目的是消除噪声，因为图像中的噪声在图像傅立叶变换中对应着高频部分，若要在频域中削弱噪声的影响，就要设法减弱这部分的频率分量。然而大部分滤波器在降低噪声的同时也导致了边缘强度的损失（边缘也对应着图像中的高频分量）。因此需要在边缘和噪声之间作一个折衷，高斯平滑滤波器可以在其中选择一个较好的折衷方案。

（2）梯度的幅度和方向计算。用一阶偏导数的有限差分计算梯度的幅度和方向，用一阶偏导数的有限差分代替平滑后图像的两个一维的行列滤波器的一阶偏导数 E_x 和 E_y ，即

$$E_x \approx (S[i, j+1] - S[i, j] + S[i+1, j+1] - S[i+1, j]) / 2 \quad (3.9)$$

$$E_y \approx (S[i, j] - S[i+1, j] + S[i, j+1] - S[i+1, j+1]) / 2 \quad (3.10)$$

$$A(i, j) = \text{sqrt}(E_x^2(i, j) + E_y^2(i, j)) \quad (3.11)$$

$$\alpha(i, j) = \arctan(E_y(i, j) / E_x(i, j)) \quad (3.12)$$

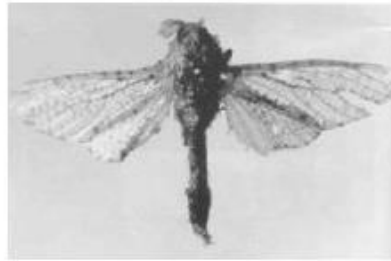
最终得到图像 $f(x, y)$ 上 (i, j) 点处的梯度幅值 $A(i, j)$ 和方向 $\alpha(i, j)$ 。

（3）梯度幅值进行非极大值抑制。对梯度幅值进行非极大值抑制，以图像 $f(x, y)$ 上 (i, j) 点处的梯度幅值 $A(i, j)$ 的大小并不能确定该点是否为边缘点，需要采用非极大值抑制法确定边缘点，若图像 $f(x, y)$ 上 (i, j) 像素点的边缘强度 $A(i, j)$ 小于沿着梯度线方向上的两个相邻像素点的边缘强度，则认为该像素点为非边缘点，将 $A(i, j)$ 置为 0。即细化幅值图像中的屋脊带，保留幅值局

部变化最大的点。

(4) 用双阈值算法检测和连接边缘。设定两个阈值 τ_1 和 τ_2 ($\tau_2 > \tau_1$)，对非极大值抑制图像进行双阈值化，可得到两个检测结果，分别是以高阈值 τ_2 分割得到的图像 T_2 和以低阈值 τ_1 分割得到的图像 T_1 。图像 T_2 阈值较高，所以噪声较少，但是造成了边缘信息的损失；图像 T_1 阈值较低，则保留了更多的信息。于是以图像 T_2 为基础，以图像 T_1 为补充进行边缘连接获得最终的边缘检测效果图。

前几种算子都对噪声非常敏感，对于信噪比低的图像，处理效果不是很好，而 Canny 算子在图像去噪和边缘细节保留上取得了较好的平衡[22]。利用以上四种常用的边缘检测算法对枣豹蠹蛾图片进行了边缘检测，Roberts 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子、Canny 算子检测结果如图 3.2 所示。从检测的整体效果来看，Canny 算子明显优于前三种边缘检测算子。但是也存在不足之处，虽然提取了相对完整的边缘轮廓，由于该图片具有亮度不均衡、目标与背景对比度较差、目标边缘模糊和噪声较大的特点，右边出现了相对目标而言的伪边缘，在实际生活和实验中拍摄的照片经常会受到噪声的影响，为了解决这个问题，本文提出了一种基于多尺度多结构元素的数学形态学与 Canny 算子相结合的边缘提取算法[62]。



枣豹蠹蛾图片



Roberts 算子检测



Sobel 算子检测



Prewitt 算子检测



Canny 算子检测

图 3.2 几种边缘检测算子对枣豹蠹蛾图像检测结果的比较

Fig. 3.2 Several edge detection images by classical operators

3.1.5 基于多尺度多结构元素的数学形态学与 Canny 算子相结合的边缘检测算法

数学形态学具有从形态上区分噪声和边缘的特点，许多学者利用数学形态学进行边缘检测均取得了较好的效果[24-29]，因此本文将多尺度多结构元素的数学形态学和 Canny 算子的边缘提取方法相结合，在原始图像上运用形态学开、闭运算去噪，将去噪后的图像和原始图像全局灰度进行代数运算来消除残留的背景复杂纹理和噪声对图像的影响，以此来改善目标边缘提取的效果，然后在此基础上应用 Canny 算子进行边缘检测。

数学形态学：数学形态学（Mathematical Morphology）[65,68]是一门新兴的、以形态为基础对图像进行分析的学科，它用具有一定形态的结构元素去度量和提取图像中的对应形状以实现对图像的分析 and 识别，在解决去除噪声、边缘检测等图像预处理问题中有着明显的优势。其基本运算包括：（1）膨胀（Dilation），它可以填充图像中的小孔（相对于结构元素而言比较小的孔洞）及在图像边缘出现的小的凹陷部分，有对图像外部滤波的作用；（2）腐蚀（Erosion），它可以消除图像中小的成份，有对图像内部滤波的作用；（3）开启（Opening），就是先腐蚀后膨胀的过程，具有消除细小物体，在纤细处分离物体和平滑较大物体边界的作用；（4）闭合（Closing），就是先膨胀后腐蚀的过程，具有填充物体内部细小孔洞，连接临近物体和平滑边界的作用[30-32]。

图像去噪是图像预处理中一个基本而且非常重要的问题，它对后续图像边缘检测、特征提取等过程产生着直接影响。传统的滤波方法对有用信息和干扰信息做同样的处理，从而在滤除噪声的同时也造成了图像目标边缘的模糊，不能很好的保持图像的边缘信息。而数学形态学滤波是基于信号的几何特征，利用预先定义的结构元素对图像进行运算，达到既滤除噪声，又能较好得保持图像轮廓信息。然而将数学形态学直接用于边缘检测存在结构元素单一的问题，它对结构元素同方向的边缘敏感，而与其方向不同的边缘或噪声会被平滑掉，因此结构元素的选取对图像边缘提取的效果有很大关系。董怡等[24]实验发现单一尺度的形态滤波器输出存在统计偏倚，表现在输出图像上有正(负)脉冲残留，因此本文采用了双尺度的形态滤波器，在实验中选择圆盘型和方型作为两种结构元素进行噪声滤除。

将多尺度多结构元素的数学形态学与 Canny 算子结合，可以取长补短，充分发挥二者的优势。其方法如下：

（1）背景估计。首先对原始图像做多尺度多结构元素的形态学开、闭运算，以滤除噪声，得到灰度图像。其中，结构元素采用 disk-shaped 和 square-shaped；尺度由实验效果确定。此时图像中的孤立点或毛刺都被去掉了，达到了减弱噪声、保持完整轮廓信息的目的，但同时也带来了一定程度上的模糊，所以不能以此图像作为最终的处理图像。

（2）灰度变换。在原始图像基础上加上第 1 步得到的背景灰度图像乘以一个比例系数 σ （此系数根据图像背景相对于目标的亮暗程度进行调节），得到一个新的图像。目的是减弱噪声影响的同时又不使得目标轮廓模糊，缺点是整个图像会变得太亮。

（3）生成待检测图像。由于整个图像变亮，使得目标的细微边缘变得不是很清晰，因此在第 2 步得到的图像上减去一个灰度值 t （此灰度值视图像目标的清晰程度进行调节），得到最终待边缘检测的图像。

（4）提取边缘。运用 Canny 算子对边缘进行提取。

通过大量的图片对该算法进行验证，证明该方法检测的效果明显优于利用中值滤波（中值滤波是非线性滤波的代表，较传统的线性滤波在滤除噪声的同时，能最大限度地保持图像的高频细节，使图像清晰、逼真[33-34]）后再进行 Canny 算子边缘检测的效果。

3.1.6 改进的边缘检测算法验证

下面以枣病害中绿盲蝽图像和枣豹蠹蛾图像的边缘特征提取为例说明本文提出方法的有效性。

图 3.3 是绿盲蝽原始图像和利用中值滤波去噪后再运用 Canny 算子检测得到的边缘图像。

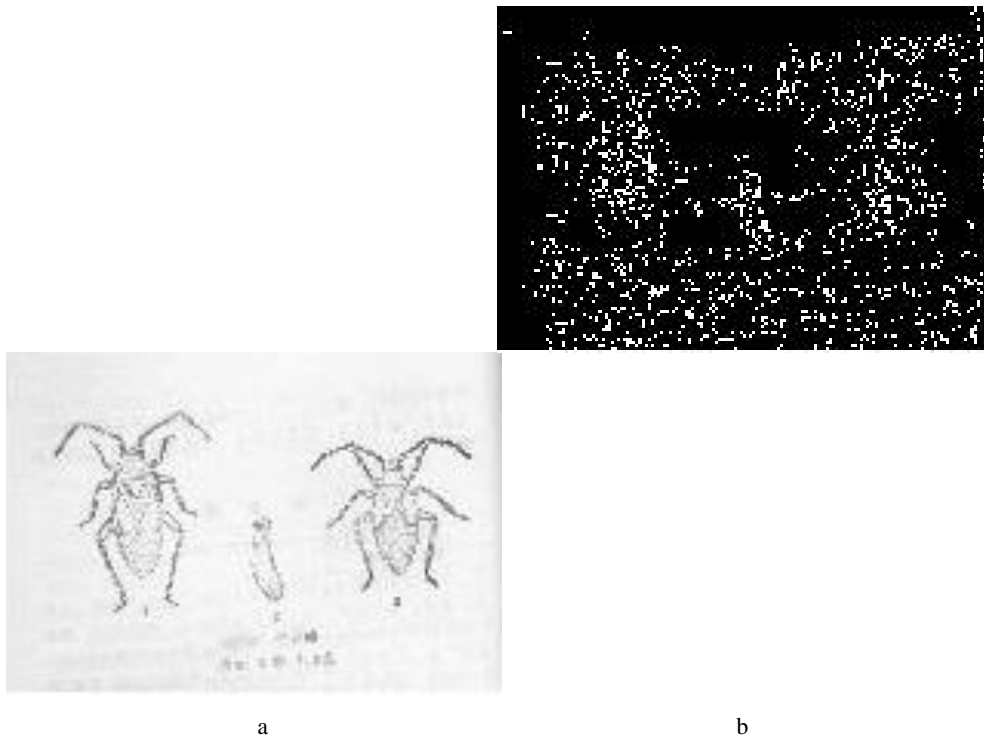


图 3.3 绿盲蝽图像和 Canny 算子检测结果

Fig.3.3 Lygus lucorum Meyer-Dur Image and Canny edge detection with median filter

图 3.3 (a)的图像背景含有较多的复杂纹理和噪声。图 3.3 (b)为原始图像利用中值滤波后再运用 Canny 算法检测得到的边缘图像，目标的轮廓很模糊。其原因是目标与噪声混在一起，图像的背景噪声给检测结果带来了很大的影响。

图 3.4 (a)、(b)分别是运用本文提出的基于多尺度多结构元素数学形态学和 Canny 算子检测得到的预处理图像和边缘检测图像。采用的参数为： $R_{\text{disk-shaped}}=2$, $R_{\text{square-shaped}}=6$, $\sigma = 1/5$, $t = 20$ 。

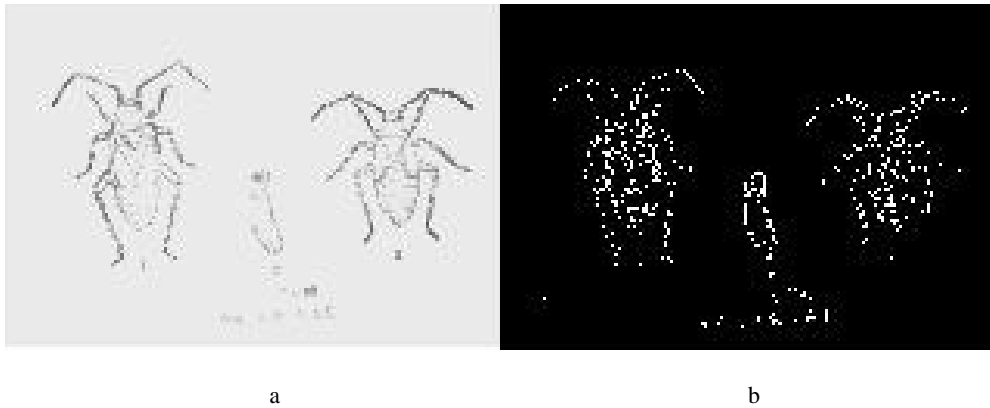


图 3.4 预处理的绿盲蝽图像和 Canny 检测效果

Fig.3.4 Preprocessed image of *Lygus lucorum* Meyer-Dur and Canny edge detection

图 3.4 (b)中可以看出图像的背景噪声基本上被消除，同时也带来了图像边缘的轻微模糊，但是这种代价是值得的，因为从提取的效果可以看出目标的主要特征得以保留，且较之图 3.3 (b)有了很大改善。

图 3.5 是枣豹蠹蛾原始图像和利用中值滤波去噪后再运用 Canny 算子检测得到的边缘图像。

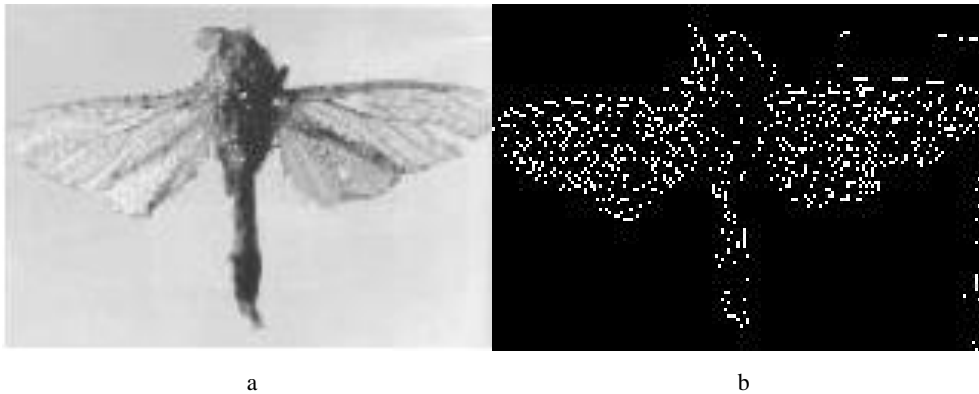
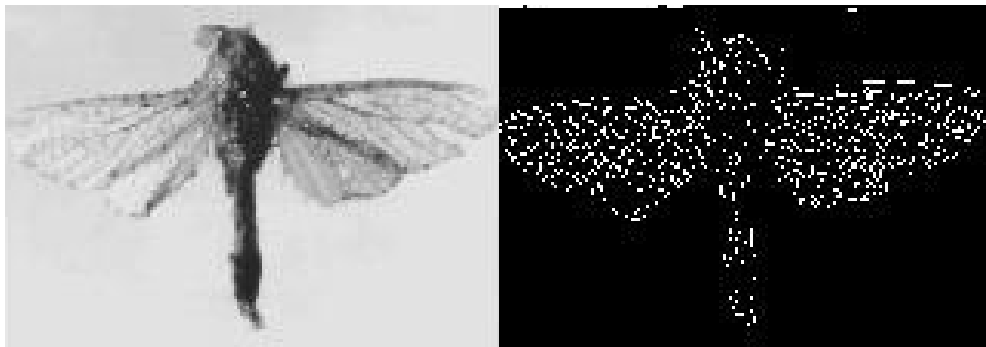


图 3.5 枣豹蠹蛾图像和 Canny 算子检测效果

Fig.3.5 *Zeuzerasp* Image and Canny edge detection with median filter

图 3.5 (a)图像效果明显优于图像 3.3 (a)，但存在光照不均的现象。从图 3.4(b)的检测结果可以看出枣豹蠹蛾的右侧翅膀上部和下部出现了伪边缘，检测结果受到了光照不均的影响。

图 3.6 (a)、(b) 分别是运用本文提出的基于多尺度多结构元素数学形态学和 Canny 算子检测得到的预处理图像和边缘检测图像。采用的参数为： $R_{\text{disk-shaped}}=2$, $R_{\text{square-shaped}}=5$, $\sigma = 1/6$, $t = 30$ 。



a b

图 3.6 预处理的枣豹蠹蛾图像和 Canny 检测效果

Fig.3.6 Preprocessed Zeuzerasp Image and Canny edge detection

从图 3.6 (b)的检测效果可以看出,图像的噪声得到了明显减弱,得到的检测结果较图 3.5 (b)有着明显的改善。

以上实验证明,采用本章提出的基于多尺度多结构元素的数学形态学与 Canny 算子相结合的边缘提取方法,对具有复杂纹理、噪声或光照不均的图像有一定的抗干扰能力,能够得到更为丰富的边缘信息。

3.2 点特征检测算法

特征提取可分为提取点特征、线特征和面特征。特征匹配也可在这三种方式下采用不同的方法匹配,但多数情况下无论是线特征还是面特征最终也要转化为点特征。因此,本节将简单介绍点特征以及其在图像配准中的发展,重点介绍 SIFT 特征点。

点特征是指在一幅图像内灰度在水平和垂直方向都有显著变化的一类特殊点,具有信息量小、信息含量高的特点,已经被广泛应用于计算机视觉的诸多领域。特征是用来建立两幅图像之间的匹配对应关系。提取“好”的特征点是图像匹配非常关键的一步。特征提取的难点在于自动、稳定、一致性的特征提取。

最简单的配准方法即人工选取图像上一系列同名特征点对,带入多项式以得到图像的转换参数。人工选点的方法具有错误率低,灵活性高,适应性好的特点,但在大量数据处理的应用中要耗费巨大的人力,一般的自动点匹配算法利用图像的固有性质如角点、边缘、形状、封闭区域的重心等获得控制点[35]。

国内外学者针对不同的图像配准应用问题进行了大量的研究工作,其中基于特征的图像配准的技术起源于 Moravec[36]在 1981 年利用角点对立体图像进行配准。Harris[37-38]和 Stephens 在 1988 年对其进行了改进,在 1992 年提出了 Harris 角点检测,并将其应用于运动物体跟踪和三维重建,从此 Harris 角点检测在图像配准的其它方面得到了广泛应用。同年英国剑桥大学的 Lisa Gottesfeld Brown 在文献[1]中总结了图像配准的主要理论及其在各个领域的应用。当时他讨论的图像配准技术应用主要还是着眼于医学图像处理、遥感图像处理等传统应用领域。Harris 角点检测对于图像的尺度变化比较敏感,因此不同尺度的图像难以产生好的匹配效果。于是 Schmid[39]和 Mohr 在 1997 年提出了基于尺度空间和不变量理论的图像特征描述算子—SIFT(Scale Invariant Feature Transform)的概念,即用 SIFT 技术得到的图像特征向量对尺度的变化保持不变性,将其应用于图像检索。随着该算法的发展,SIFT 算子已不仅仅对尺度变化保持不变性,而且对旋转、尺度缩放、部分的三维视角变化和部分光照变化保持不变,从而成为稳定的、适应性较强的局部特征匹配算子。M Brown[40]在 2003 将 SIFT 技术应用于全景图像自动拼接,实验中所采用的图片是用同一架相机在等焦距上围绕固定轴旋转一圈所拍摄的图片的配准和拼接。David G Lowe[41]在 2004 年将 SIFT 技术应用于目标识别。Rong Hu[42]在 2008 年将 SIFT 技术用于视频稳像。SIFT 以其独特的优越性被应用到各个方面,据不完全统计,到目前为止围绕着 SIFT 算法所撰写的论文超过了 3500 篇。

3.2.1 SIFT 特征点

David G.Lowe 在 2004 年总结了现有的基于不变量技术的特征检测方法，并正式提出了一种基于尺度空间的、对图像缩放、旋转甚至仿射变换保持不变性的图像局部特征描述算子—SIFT 算子[41]，其全称是 Scale Invariant Feature Transform，即尺度不变特征变换。

SIFT 特征描述子是目前比较流行的特征描述算法，它能够在发生仿射变换和局部畸变的两幅图像上确定可靠的特征匹配点对。它如此受到大家推崇的原因主要是因为相同类型的特征描述子中，它能得到最好的效果[44]。

SIFT 算法提取的 SIFT 特征向量具有如下特性[59, 60]:

- a) SIFT 特征是图像的局部特征，其对旋转、尺度缩放、亮度变化保持不变性，对视角变化、仿射变换、噪声也保持一定程度的稳定性。
- b) 独特性(Distinctiveness)好，信息量丰富，适用于在海量特征数据库中进行快速、准确的匹配[23]。
- c) 多量性，即使少数的几个物体也可以产生大量 SIFT 特征向量。
- d) 高速性，经优化的 SIFT 匹配算法甚至可以达到实时的要求。
- e) 可扩展性，可以很方便的与其他形式的特征向量进行联合。

基于特征点的图像配准方法，通常在进行特征点提取时要在整幅图像上进行检测，这样计算量很大。于是本文在对图像进行边缘检测的基础上提取特征点，这样可以减少特征点的数量，又不丧失图像的显著信息，提高效率。而 SIFT 特征点形成过程中恰恰体现了这样一种思想，它采用高斯差分 DoG(Difference -of-Gaussian)，即一种归一化的 LoG (Laplacian-of-Gaussian)算子的近似，对图像进行边缘检测，在边缘图像上提取特征点。

DoG 边缘提取算法：David G.Lowe 在图像二维平面空间和 DoG(Difference -of-Gaussian)尺度空间中同时检测局部极值以作为特征点，以使特征具备良好的独特性和稳定性。DoG 算子定义为两个不同尺度的高斯核的差分，其具有计算简单的特点，是归一化 LoG (Laplacian-of-Gaussian)算子的近似。DoG 算子如式(3.13)所示：

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (3.13)$$

LoG 算子是一种经典的边缘提取算法，其理论基础是 Marr 与 Hildreth 在 20 世纪 70 年代末提出的一种近似人类的视觉系统的“边缘检测理论”。3.1 节介绍的 Roberts、Sobel、Prewitt、Canny 边缘检测算子均为一阶导数算子，而 LOG 算子是二阶导数算子，该算子是一个与方向无关的各向同性的边缘检测算子，它利用二阶导数零交叉所提取的边缘宽度为一个像素单位，所得到的边缘结果无需细化处理，从而保证了边缘定位精度。但由于图像边缘和噪声同是频域中的高频分量，二阶导数算子比一阶导数算子更容易受到噪声的影响，因此需要在微分运算之前采取适当的平滑滤波。

LOG 算子就是在边缘检测之前，利用高斯函数先进行低通滤波，然后才利用拉普拉斯算子进行高通滤波并提取零交叉点，构成 LOG (Laplacian-of-Gaussian)算子[43]。

在图像上，一阶导数可以用一阶差分近似表示，那么二阶导数同样可以用二阶差分代替。

相应水平方向上的二阶导数可以定义为：

$$f''(i, j) = (f(i+1, j) - f(i, j)) - (f(i, j) - f(i-1, j)) \quad (3.14)$$

通常将式(3.14)乘以-1，此时的二阶差分算子为

$$\begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

同理可以得到垂直方向和两个对角线方向二阶差分算子为

$$\begin{bmatrix} -1 \\ 2 \\ -1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} & & -1 \\ & 2 & \\ -1 & & \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 & & \\ & 2 & \\ & & -1 \end{bmatrix}$$

高斯滤波函数为

$$g(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.15)$$

式 3.15 中， σ 为高斯滤波器标准方差，它决定着图像的平滑程度，在 SIFT 算子的 DOG 边缘检测中，通过改变 σ 值的大小决定图像中边缘和其它尖锐不连续的部分模糊化程度。用不同方差的 LOG 算子处理图像，可以得到图像在不同分辨率上的描述。小 σ 的 LOG 算子可以得到较准确的边缘定位，同时能获得较多的图像细节，但对噪声较为敏感；大 σ 的 LOG 算子对噪声滤波效果较好，但同时丢失了重要的边缘信息，对相互临近的边缘容易将它们连接在一起，影响了边缘检测的效果。

对图像进行低通滤波，得到

$$f(x, y) * g(x, y) \quad (3.16)$$

然后经过

拉普拉斯算子（定义为： $\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$ ，拉普拉斯二阶微分算子为

$$\nabla^2 f(i, j) = f(i+1, j) + f(i-1, j) + f(i, j+1) + f(i, j-1) - 4f(i, j)$$

处理得到

$$G(x, y) = \nabla^2 [f(x, y) * g(x, y)] \quad (3.17)$$

根据卷积求导法，式 3.17 变为

$$G(x, y) = \nabla^2 [g(x, y)] * f(x, y) \quad (3.18)$$

式中

$$\nabla^2 g(x, y) = \left(\frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \right) e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.19)$$

式中， $x, y = -I, \dots, -1, 0, 1, \dots, I, I \in [1, \infty)$ 。 σ 是高斯分布的尺度空间向量，定义 LOG 算子的尺度大小为 $W_G = 2\sqrt{2}\sigma$ 。

式 3.19 可以看出，LOG 算子实际就是以 $\nabla^2 g(x, y)$ 为卷积核，对原灰度图像进行卷积运算

后提取的零交叉为边缘点[23]。图 3.7 是 LoG 算子提取的图像边缘。

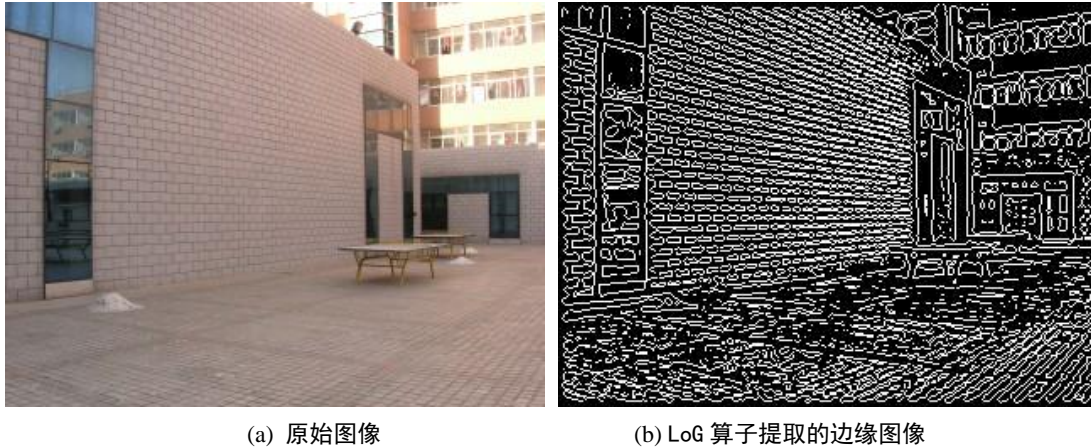


图 3.7 LoG 算子提取的边缘图像

Fig. 3.7 Edge detection image by LoG

SIFT 算法首先在尺度空间进行特征检测，并确定关键点(Keypoints)的位置和关键点所处的尺度，然后使用关键点邻域梯度的主方向作为该点的方向特征，以实现算子对尺度和方向的无关性。下面将 SIFT 特征检测算法的关键步骤一一介绍，给出实验图片辅助说明。一幅图像 SIFT 特征向量的生成算法总共包括 4 步：

(1) 尺度空间极值检测，以初步确定关键点位置和所在尺度。

将输入图像进行下采样形成金字塔式的多尺度图片，使得形成的特征点能够适应多尺度的变化。如图 3.8 所示生成三个尺度上的图像，也就意味着后面所提取的 SIFT 特征点只能适应三个尺度的变化(这里只是为了说明尺度图的含义，具体应用中选择几个尺度有实际情况决定)。然后针对每个尺度图像建立一组基于不同方差 σ 大小的高斯平滑图像组，一般每组里有 4 幅高斯平滑图像，由这 4 幅高斯平滑图像相邻图像相减得到三幅高斯差分 (DoG) 图，如图 3.9 所示。

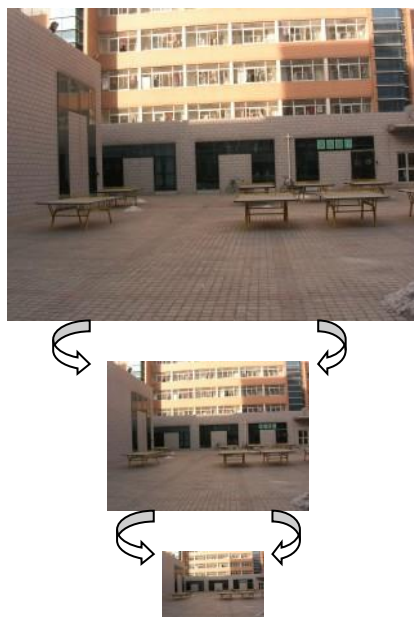


图 3.8 金字塔式的多尺度图

Fig. 3.8 Multi-scale images of pyramid

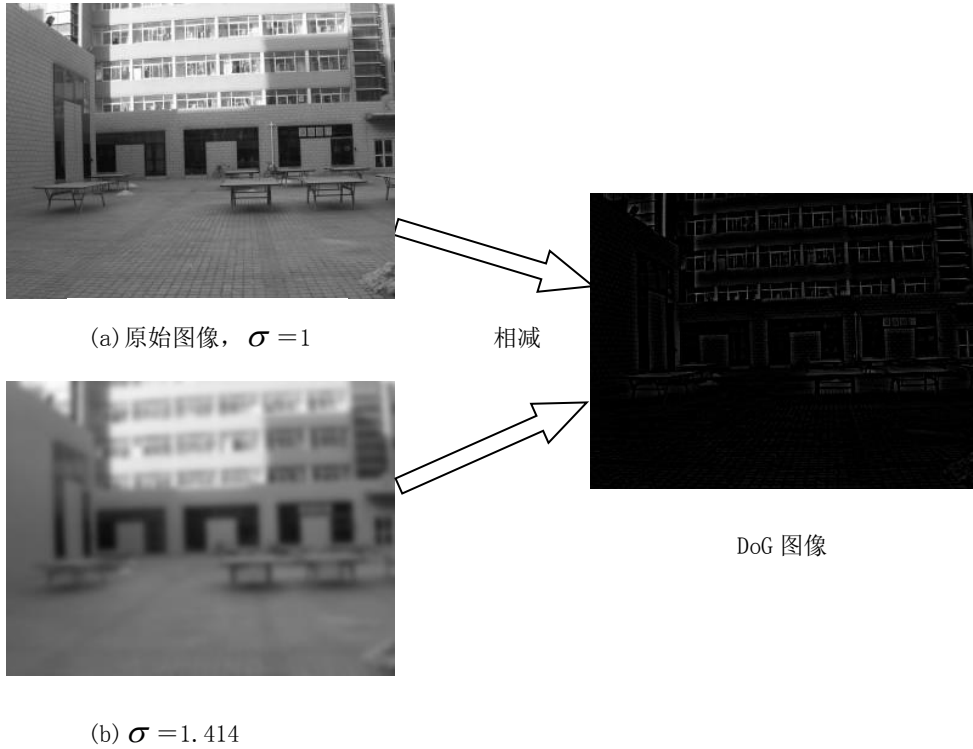


图 3.9 在尺度=1 的组里，不同 σ 的高斯平滑图像，形成一幅高斯差分 (DoG) 图像

Fig.3.9 A piece of DoG derived from Gauss images with different sigma in group one

图 3.10 为 DoG 同一尺度空间的三个相邻尺度图像，其中的每一幅图像就是图 3.9 中的 DoG 图像，即高斯差分形成的一幅边缘检测图像，在边缘检测图像上寻找极值。

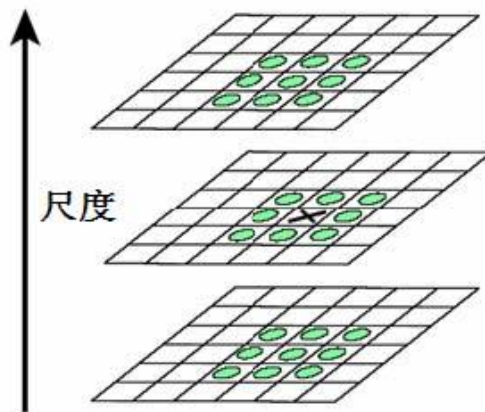


图 3.10 DoG 尺度空间局部极值检测

Fig.3.9 Detection of scale-space extrema in DoG

在检测尺度空间极值时，图中标记为叉号的像素需要跟包括同一尺度的周围邻域 8 个像素和相邻尺度对应位置的周围邻域 9×2 个像素总共 26 个像素进行比较，以确保在尺度空间和二维图像空间都检测到局部极值。

(2) 通过拟和三维二次函数以精确确定关键点的位置和尺度，同时去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点(因为 DoG 算子会产生较强的边缘响应)，以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力[41]。

(3) 利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数，使算子具备旋转不变性。

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (3.20)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \quad (3.21)$$

式 3.20,3.21 分别为关键点(x,y)处梯度的模值和方向公式。其中 L 所用的尺度为每个关键点各自所在的尺度。

在以关键点为中心的邻域窗口内采样，邻域的大小由实验确定，用直方图统计邻域像素的梯度方向。具体可参见文献[60]。图 3.11 是采用 7 个柱时使用梯度直方图为关键点确定主方向的示例。

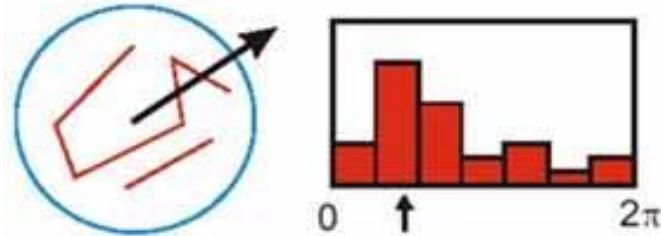


图 3.11 由梯度方向直方图确定主梯度方向

Fig.3.11 The main orientation of a SIFT descriptor

至此，图像的关键点已检测完毕，每个关键点有三个信息：位置、所处尺度、方向。由此可以确定一个 SIFT 特征区域。

图 3.12 是按照以上步骤在实验图片上提取 SIFT 特征点（关键点）的结果图，采用黄色十字标注特征点的位置，左右两幅图像上提取特征点的数量分别为 314 和 507。



图 3.12 SIFT 特征点

Fig. 3.12 SIFT features

(4) 生成 SIFT 特征向量。 首先将坐标轴旋转为关键点的方向，以确保旋转不变性。

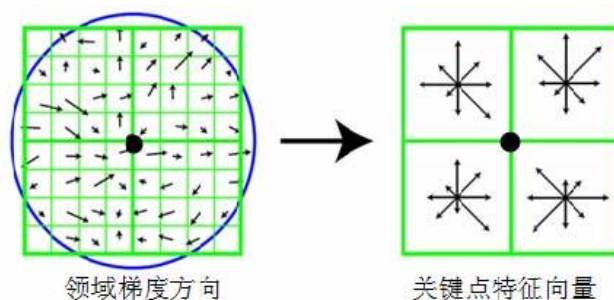


图 3.13 由关键点邻域梯度信息生成特征向量

Fig.3.13 A keypoint descriptor composed of the gradient magnitude and orientation in a region around the keypoint location.

以关键点为中心取 8×8 的邻域窗口。图 3.13 左部分的中央黑点为当前关键点的位置，每个小格代表关键点所在尺度空间的一个像素，箭头方向代表该像素的梯度方向，箭头长度代表梯度模值，图中蓝色的圈代表高斯加权的范围（越靠近关键点的像素梯度方向信息贡献越大）。然后在每 4×4 的小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图，绘制每个梯度方向的累加值，即可形成一个种子点，如图 3.13 右部分所示。该图中一个关键点由 2×2 共 4 个种子点组成，每个种子点有 8 个方向向量信息。

为了增强匹配的稳健性，Lowe[41]建议对每个关键点使用 4×4 共 16 个种子点来描述，一个关键点就可以产生 128 个数据，最终形成 128 维的 SIFT 特征向量。此时 SIFT 特征向量已经去除了尺度变化、旋转等几何变形因素的影响，再继续将特征向量的长度归一化，则可以进一步去除光照变化的影响。

图 3.14 在图 3.12 的特征点位置上形成的 SIFT 特征描述子，采用紫色箭头的尾端标注特征点在图像上的坐标位置，紫色箭头的顶端朝向代表特征点的主方向，若存在另一个方向的峰值超过主峰值的 80%，则紫色箭头还有一个辅方向。紫色箭头的长度与特征点所在的尺度成正比，尺度越大，箭头主体部分越长。

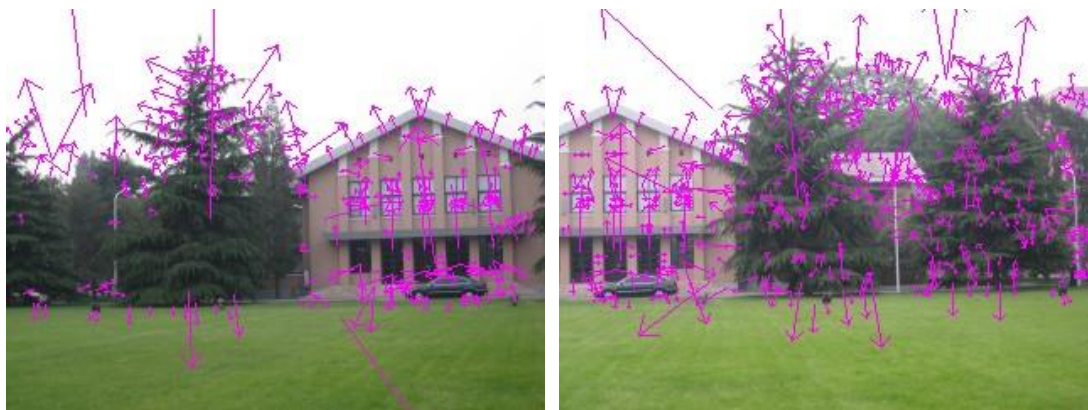


图 3.14 SIFT 特征描述子

Fig. 3.14 SIFT feature descriptors

3.3 本章小结

本章介绍了基于特征的图像配准的特征提取部分，重点围绕边缘特征和点特征展开，从一

阶导数算子 Roberts、Sobel、Prewitt、Canny，二阶导数算子 LOG 算子，到 DOG 算子和 SIFT 特征点。边缘检测算法研究的目的是为了提取独特性好、鲁棒性强、实时性高的点特征，点特征的深入研究是为了找到更好的点特征检测算法，为后续的特征匹配提供便利。其中将研究边缘特征检测算法的结果应用到枣虫害边缘提取中，改善了边缘检测的效果。

4 基于 SIFT 特征点的匹配算法

在第三章研究的基础上，获得待配准图像上的SIFT特征描述子。然而并不是所有的特征点都可以作为最终的特征点进行图像间的配准，因为进行图像配准时要求特征点间相互对应，即特征点的配对。故而，在进行简单的特征点提取后，还要进行去伪存真的特征点匹配研究。特征点的匹配(又称特征点的配对)是图像配准过程中的重要步骤。

4.1 特征匹配算法

匹配问题是计算机视觉中的一个基本问题，同时也是图像配准、目标或场景识别、立体匹配和目标跟踪等领域的一个瓶颈问题。已知一幅图像中的一个特征点，如何从其他图像中获得与这个特征点相对应的匹配点(空间中的同一点在两幅图像中的成像,)这也是目标或场景识别、立体匹配、三维重构和目标跟踪等任务的关键步骤。匹配的正确与否及精度大小将直接影响到图像配准的结果。其中，在特征匹配过程中，匹配度量函数是衡量匹配与否的标准，它和匹配算法一起决定着匹配结果的优劣。

本章首先介绍常用的图像匹配度量函数，在此基础上提出了一种改进的匹配度量函数，它能够避免由于特征向量模的级数不同带来的误差。于是，采用改进的匹配度量函数，在总结前人研究的基础上提出了一种基于网络流的特征优化匹配算法[64]，即最小费用 K 流算法。

4.1.1 匹配度量函数

特征点匹配的主要目的是建立两个特征点集之间的对应关系，对提取的特征点采用相同特征描述的情况下，如何找到更多更准确的特征匹配点对，对于后续的图像配准、目标识别、动态跟踪起着决定性的作用。在图像配准中，由于视角畸变和特征的不一致性，匹配过程中会出现误匹配，需要剔除这些误匹配。为此，需要选取和确定相应的相似性测度。常用的相似性测度共分为三种：距离测度、相似度和概率测度。其中距离测度包括差绝对值和误差、均方根误差、欧氏距离和马氏距离[23]。

(1) 均方根误差

两图像匹配均方根误差即灰度矢量 x 与矢量 y 之差

$$x - y = [x_1 - y_1 \ x_2 - y_2 \ \cdots \ x_N - y_N]^T \quad (4.1)$$

之模的平方根，即

$$\begin{aligned} S &= \sqrt{|x_1 - y_1|^2 + |x_2 - y_2|^2 + \cdots + |x_N - y_N|^2} \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^2} \end{aligned} \quad (4.2)$$

S 是 N 维空间点 x 和点 y 之间的距离。

(2) 差绝对值和误差

两图像匹配的差绝对值和（Absolute Difference）就是指灰度矢量 x 与矢量 y 之差各分量的绝对值之和，即

$$\begin{aligned} S &= |x_1 - y_1| + |x_2 - y_2| + \cdots + |x_N - y_N| \\ &= \sum_{i=1}^N |x_i - y_i| \end{aligned} \quad (4.3)$$

与差绝对值和类似的还有平均差绝对值和

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - y_i| \quad (4.4)$$

(3) 欧氏距离

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (4.5)$$

(4) 马氏距离

$$d_M(x, y) = (x - y)^T \sum_y^{-1} (x - y) \quad (4.6)$$

马氏距离测度考虑了基准模板特征的离散程度，其获得的分类能力要优于前三种距离测度。它不受量纲的影响，两点之间的马氏距离与原始数据的测量单位无关；由标准化数据和中心化数据（即原始数据与均值之差）计算出的二点之间的马氏距离相同。它的缺点是夸大了变化微小的变量的作用

(5) 相似度

定义相似测度 $S(x, y)$ 为

$$S(x, y) = \frac{x^T y}{\|x\| \cdot \|y\|} \quad (4.7)$$

式中， $\|x\| = (x^T x)^{1/2}$ ， $\|y\| = (y^T y)^{1/2}$ 。 $S(x, y)$ 表示模板与匹配子图像间的相似程度， $S(x, y)$ 越大表示模板与匹配子图像越相似。相似度其实就是两矢量间的归一化相关系数，而在此基础上，人们又导出了归一化标准相关系数

$$S(x, y) = \frac{(x - \bar{x})^T (y - \bar{y})}{\|x - \bar{x}\| \cdot \|y - \bar{y}\|} \quad (4.8)$$

式中， \bar{x} 与 \bar{y} 分别表示矢量 x 与 y 的均值。

(6) 概率测度

通常采用后验概率评估基准图与对准图之间的相似程度。在此种策略下，后验概率值最大处确定为匹配位置。如果用 I_L, I_R 表示图像对， d 表示视差，那么根据贝叶斯法则，后验概率分布：

$$p(d | I_L, I_R) \propto p(d) p(I_L, I_R | d) \quad (4.9)$$

其中， $p(d)$ 往往体现的是视差分布特性，比如满足局部连续性约束的程度。 $p(I_L, I_R | d)$ 则表现为给定视差 d 时，图像对 I_L, I_R 之间的相似程度（可以用相关测度或距离测度表示）。为方便起见，式 4.9 应用时常取对数形式，变形为：

$$\log p(d | I_L, I_R) \propto \log p(d) + \log p(I_L, I_R | d) \quad (4.10)$$

在确立后验概率表达式时，可以在式中加入一些图像内在的约束条件。在匹配度量的过程中能更大程度地减少匹配的歧义性，因此概率测度被广泛地应用于现今的各类匹配算法中。

但为了减少计算的复杂度，提高程序的实时性，通常采用欧氏距离作为 SIFT 特征点对之间的相似性度量，文献[45]的相似性度量函数是综合考虑块匹配和特征匹配确定的。在本论文中，通过实验过程中的对比，本着简单快速精确的原则，提出了基于欧氏距离的匹配度量函数：

$$w(p_i^1, p_j^2) = \frac{\sum_{d=1}^D (x_d - y_d)^2}{\sqrt{\sum_{d=1}^D x_d^2} \sqrt{\sum_{d=1}^D y_d^2}} \quad (4.11)$$

其中， $p_i^1 = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ 是 P^1 集合中的第 i 个特征点描述子， $p_j^2 = (y_1, y_2, \dots, y_D)$ 是 P^2 集合中的第 j 个特征点描述子， P^1 & P^2 是两幅待配准图像特征点的集合。

在实验中，分别采用式 4.11 和欧氏距离作为匹配度量函数，结果表明前者可以避免由于特征向量模值的数量级不同而带来的误差，更加精确的衡量特征点对之间的相似程度。

4.1.2 MKP 模型

特征点的匹配效果是图像配准的核心问题，在本文算法中，首先将特征匹配问题转化为图论赋权匹配问题。构造赋权的完全二部图： $G = (P^1, P^2, A, w)$ ，其中 A 是边的集合为：

$A = \{(i, j) | i \in P^1, j \in P^2\}$ ，边上的权 $w: w(i, j)$ 。二部图上的每个顶点代表需要匹配的每个

特征点， $P^1 = \{p_0^1, p_1^1, \dots, p_i^1, \dots, p_N^1\}$ ， $P^2 = \{p_0^2, p_1^2, \dots, p_j^2, \dots, p_M^2\}$ 分别是 *Image1* 和 *Image2*

中特征点的集合。每个特征点用向量来描述： $p_i^1 = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ ， $p_j^2 = (y_1, y_2, \dots, y_D)$ 。

那么，赋权匹配问题如下：在赋权的完全二部图中，寻找包含 $K (K \leq N)$ 条边的匹配

$M = \{e_1, e_2, e_3, e_4, \dots, e_K\}$ ， $e_i \in A, i = 1, 2, \dots, K, (K \leq N)$ ，使得目标函数 $w(M) = \sum_{i=1}^k w(e_i)$ 得到最小值。

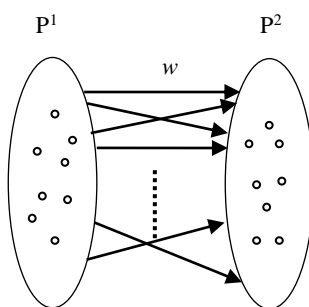


图 4.1 赋权的完全二部图

Fig.4.1 A complete directed bipartite graph

如上所述，已经把原始问题转换为 K 匹配的赋权图问题，通过构造模型和运用扩展的最小费用最大流算法来解决这个问题。构造模型命名为 MKP (Min-cost K-flow Problem)。它是由完全二部图和两个端点(源点: s , 收点: t)组成。MKP 模型可以由网络流模型来表示，构造网络

$N = (V, A, C, K)$ ，其中 $V = \{s, t\} \cup P^1 \cup P^2$ ， A 是弧的集合， $A = A_1 \cup A_2 \cup A_3$ ，

$A_1 = \{(s, i) | i \in P^1\}$ ， $A_2 = \{(i, j) | i \in P^1, j \in P^2\}$ ， $A_3 = \{(j, t) | j \in P^2\}$ ，定义

$C_{ij} = \begin{cases} 0 & (i, j) \in A_1 \cup A_3 \\ w(i, j) & (i, j) \in A_2 \end{cases}$ 是网络上的费用，其中 $w(i, j)$ 是式 4.11 定义的匹配度量函数，

每条弧上的流的容量为单位 1。具体而言，也就是从源点 s 出发到 P^1 的每个顶点都有一条弧，弧的容量为单位 1，费用为 0；从 P^2 的每个顶点到收点 t 都有一条弧，弧的容量为单位 1，费用为 0；从 P^1 到 P^2 正是上面所介绍的赋权的完全二部图，其中每条弧的容量为单位 1，费用为二部图上每条弧上的权值，即匹配度量函数值。将 MKP 用线性规划数学模型表示：

$$\min \sum_{(i,j) \in A} C_{i,j} x_{ij} = \min \sum_{(i,j) \in A_2} C_{i,j} x_{ij} \tag{4.12}$$

$$\begin{cases} \sum_{j \in O(i)} x_{ij} - \sum_{j \in I(i)} x_{ji} = \begin{cases} k & i = s \\ 0 & i \in P^1 \cup P^2 \\ -k & i = t \end{cases}, & O(i) = \{j \in V | (i, j) \in A\} \\ & I(i) = \{j \in V | (j, i) \in A\} \\ 0 \leq x_{ij} \leq 1 \end{cases} \tag{4.13}$$

公式(4.13)是对公式(4.12)中 x_{ij} 的约束，根据流的方向不同定义不同方向的匹配。

下面给出有向赋权匹配图的简单例子，如图 4.2

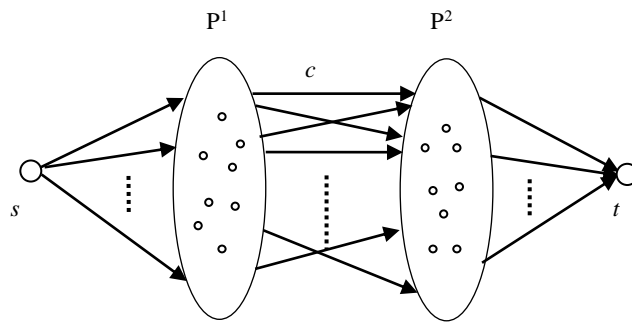


图 4.2 有向赋权图

Fig.4.2 A directed weighted graph

简言之，MKP 模型的目标就是从源点 s 到收点 t 找到 K 条的可行流，并满足公式(4.12)。MKP 是一个特殊的最小费用最大流问题，下面将 MKP 转化为最小费用最大流问题，并设计算法使得 MKP 求解复杂度为 $O(|V| \cdot |E|)$ 。

4.1.3 最小费用 K 流算法

MKP 问题可以很容易转换为最小费用最大流问题。首先，增加一个附加源点 s' ，使 s' 仅连接到原始的源点 s ，然后将这条弧 (s',s) 上的容量和费用分别设置为 K 和 0 。现在新网络上的最小费用最大流恰好等于原来网络上的最小费用 K -流。

下面根据 Ford-Fulkerson 算法的原理为 MKP 问题设计算法。首先简单介绍一下 Ford-Fulkerson 算法的基本思想，只要是仍然存在从源点到收点一条路径，其中这条路径上的所有弧都没有饱和，则选取一条这样的路径，并添加流量，这就是一条增广路径。增广路径的概念可以参看[46,47,48]。由于需要的是具有最小费用的流，因此在选择增广路径时优先选择具有最小费用的一条路径，即费用最小路径。当算法遇到费用为负数时，可以使用 Bellman-Ford 算法求解，它的算法时间复杂度为 $O(|V| \cdot |E|)$ 。其它一些求解最大流问题的算法可以参看文献[49-54]。

给定一个赋权的流网络 $N = (V, A, C, K)$ 上的一个可行流 f ，定义一个调整权的流网络 $N'(f)$ 如下： N' 和 N 有相同的节点集合；对 N 中每一弧 (i, j) ，设它的流为 v ，容量为 d ，费用为 c ，则 N' 中有两条弧 (i, j) 和 (j, i) 与之对应，弧 (i, j) 的容量为 $d - v \geq 0$ ，费用为 c ；弧 (j, i) 的容量为 $v \geq 0$ ，费用为 $-c$ ，然后去掉所有容量为0的弧（见图4.3）。

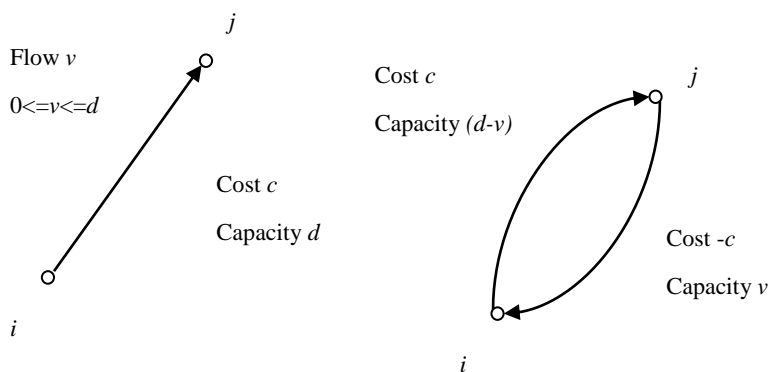


图 4.3 赋权流网络中一条弧与调整的网络 $N'(f)$ 中对应的弧

Fig.4.3 An arc in weighted flow network and the corresponding arcs in the incremental network $N'(f)$

最小费用 K -流算法如下：

Begin

While 流量 $f < K$ do

Begin 在 N' 中求 s' 到 t 的最短路 P ;

沿 P 增加流的值直到 K ;

或者 P 不再是具有最小费用的增广路。

end

end

end

在 $N'(f)$ 中得到一条最短路径 P ，可以通过 Bellman-Ford 算法求解，算法时间复杂度为 $O(|V| \cdot |E|)$ 。因此以上算法的时间复杂度最多为 $O(K \cdot |V| \cdot |E|)$ 。对给定的 K 值，算法的时间复杂度为 $O(|V| \cdot |E|)$ 。

由以上算法求出了 K 匹配，但是这其中可能存在不满足需求的匹配。这样需要一种检验算法来检查每条匹配是否符合要求。在总结实验结果的基础上提出了，利用弧上的匹配度量比值和双向检查约束的方法来检验每条匹配，去掉风险性高的匹配点对，其中，该方法是受到[41]单向检查方法的启发。最后，要说明的是，该算法能保证得到全局最优解。

4.2 本文算法的总体框架

算法：MKP特征匹配

输入：两幅图像

1. 提取两幅图像的SIFT特征点集合 P^1 和 P^2 ，并将他们存储在数据库中。
2. 计算匹配度量函数 $w(P_i^1, P_j^2)$ ，用于衡量提取得到的两幅图像上特征点之间的相似程度， $w(P_i^1, P_j^2)$ 即为MKP问题中弧上的费用函数。
3. 为了缩小搜索空间，利用SIFT特征点自身的优势删除一部分弧，其中这些弧上所连接的两点，如果两点的主方向比值超过设定的阈值，那么可以认为是匹配可能性小的弧。
4. 设置 K 的值。 K 的值是可以根据具体的实例进行调整的参数。然后利用最小费用 K -流算法求解相应的费用最小的 K 匹配。
5. 检验算法来检查每条匹配。利用弧上的匹配度量比值和双向检查约束的方法来检验每条匹配，去掉风险性高的匹配点对。

输出：较为精确的全局最优匹配

图 4.4 MKP 特征匹配过程

Fig.4.4 MKP feature matching process

4.3 实验分析与比较

为了验证本文提出算法的有效性，在以下三个测试集合：ICCV2005计算机视觉大赛[55]的测试集Test4(28张图片)、Final5(38张图片)和SDL实验室测试集合[56](30张图片)上进行测试，实验条件：2.40GHz，512MB，VC++6.0，WindowsXP。

测试集中包含的这些图片综合了各种情形，如：不同视角拍摄、不同光照和明暗变换、尤其是考验匹配算法的相似结构多的情形等。

在这三个测试集上，MKP算法将和Lowe's算法[41]进行比较，见图4.5。实验中，在MKP匹配算法步骤中，主方向比值介于0.7~1.3之间，匹配度量函数值的比为0.6左右。显然，在左列(运用Lowe's算法)的图片上存在着错误匹配，在右列(运用MKP算法)图片上能够得到更为精确的结果。

为了更好的量化该算法的性能，采用Information Retrieval Systems[63]中的衡量方法：*Precision*和*Recall*。其中后者*Recall*(召回率)在此不作为一个重要参数考虑，*Precision*简写为*P*。*Precision*的定义如下：

$$precision = \frac{\#of\ correct\ matches}{\#of\ correct\ matches + \#of\ false\ matches} \quad (4.14)$$

表4.1分别给出采用Lowe's方法和本文算法在测试集上计算出的*P*值。相比之下，MKP算法得到更高的*P*值。最后，对于测试集合上的96张图片，MKP算法的*P*均值达到0.87,而Lowe's算法的*P*均值为0.73，本文的算法比Lowe's算法提高了大约14个百分点。

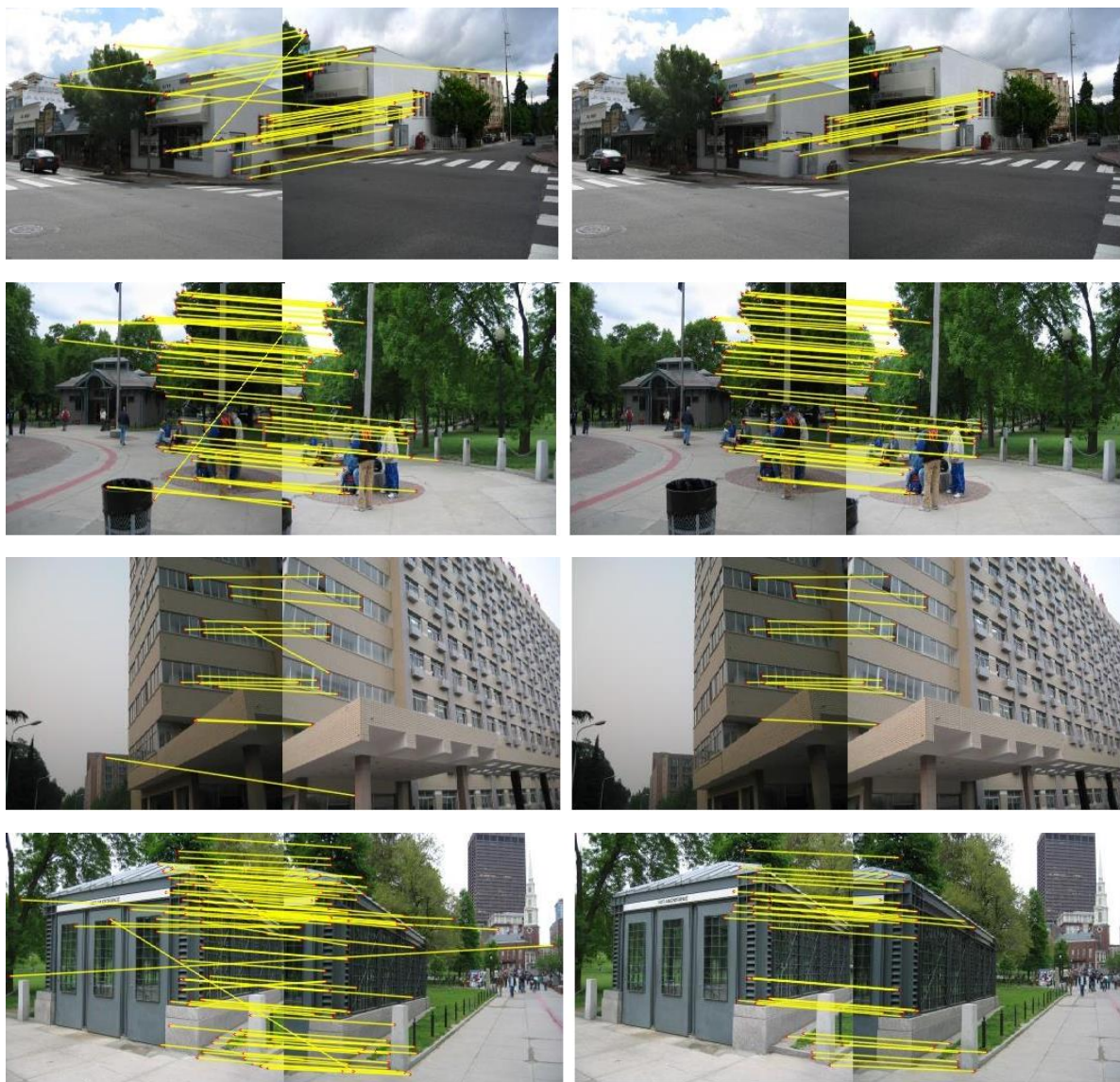




图 4.5 匹配结果图。左列是Lowe's算法得到的匹配图；右列是MKP算法得到的匹配图。

Fig. 4.5 The correspondences between keypoints. Contrast between Lowe's and our methods. Column a. Lowe's matching results; Column b. MKPmatching results.

表 4.1 Lowe's 匹配算法和 MKP 算法在测试集合上得到的 Precision

Table 4.1 The precision of Lowe's method in comparative with MKP

Image sets	#of images	P of Lowe's approach	P of MKP
Test4	28	0.70	0.85
Final5	38	0.71	0.87
Our image sets	30	0.78	0.90
Total	96	0.73	0.87

4.4 本章小结

本章介绍了图像配准的关键步骤，即特征匹配过程。本章是本文的重点。分三节分别阐述。首先介绍了常用的相似性测度，提出了有较好适用性的匹配度量函数，然后由原始的特征匹配问题建立了 MKP 模型，运用最小费用 K 流的算法解模型，最后得到全局最优的匹配点对，与 Lowe's 匹配算法相比，具有更高的精确度。在 4.2 节中简单明了的列出了该算法的总体框架。4.3 节给出实验图片和对比参数表，进一步说明提出算法的可行性和优越性。

5 图像变换及融合

5.1 图像插值

图像经过特征提取和特征匹配后,选择合适的图像变换模型(见 2.3 节),然后采用 RANSAC (Random sample consensus) 算法[58, 61]求出变换模型参数, RANSAC 算法即随机采样一致算法,该算法的本质就是通过随机采样的方法拟合出最优的变换模型参数。图像的坐标位置乘以变换模型参数,就可以把图像变换到同一坐标系下,而变换后的点坐标往往不在整数坐标处,即位于四个输入像素之间,造成了配准后的图像有空洞的情况。采用插值技术来避免这一现象,常用的插值方法有:最临近插值法、双线性插值和三次卷积插值法[65, 66]。

1、最近邻插值法 (Nearest Neighbor Interpolation)

最近邻插值法是最简单的插值法,该方法取距离输出像素映射到的位置最近的输入像素的灰度值作为该点的灰度值。最近邻插值计算简单,运算量小,但精度较低,在图像边缘会产生锯齿性效应。所以一般不采用此方法。

2、双线性插值法 (Bilinear Interpolation)

双线性插值法又称一阶插值,利用 4 个最近邻像素的灰度值计算该点灰度值。设 (x', y') 点的四个最近像素为 A, B, C, D 。它们的坐标分别为 $(i, j), (i+1, j), (i, j+1), (i+1, j+1)$ 。它们的灰度值分别为 $g(A), g(B), g(C), g(D)$ 。 E 和 F 两点的灰度值 $g(E)$ 和 $g(F)$ 为:

$$g(E) = (x' - i)[g(B) - g(A)] + g(A) \quad (5.1)$$

$$g(F) = (x' - i)[g(D) - g(C)] + g(C) \quad (5.2)$$

则 (x', y') 点的灰度值 $g(x', y')$ 为

$$g(x', y') = (y' - j)[g(F) - g(E)] + g(E) \quad (5.3)$$

3、三次卷积插值法 (Cubic Convolution Interpolation)

为了得到更精确的 (x', y') 点的灰度值,不仅需要考虑 (x', y') 点的直接邻点对它的影响,还需要考虑该点周围 16 个相邻点的灰度值对它的影响。

若对采样值用插值函数 $S(x) = \sin(\pi x) / (\pi x)$ 插值,则可以准确地恢复原函数,也就可准确地得到采样点间任意点的值。三次内插法 $S(x) = \sin(\pi x) / (\pi x)$ 的三次近似多项式为:

$$S(x) = \begin{cases} 1 - 2|x|^2 + |x|^3 & |x| < 1 \\ 4 - 8|x| + 5|x|^2 - |x|^3 & 1 \leq |x| \leq 2 \\ 0 & |x| \geq 2 \end{cases} \quad (5.4)$$

利用上述插值函数,可采用下述步骤插值算出 $g(x', y')$ 。

首先,计算 α 和 β

$$\alpha = x' - x$$

$$\beta = y' - y$$

则可得到 $S(1+\alpha), S(\alpha), S(1-\alpha), S(2-\alpha)$ 和 $S(1+\beta), S(\beta), S(1-\beta), S(2-\beta)$ 。

然后，根据 $g(x-1, y), g(x, y), g(x+1, y), g(x+2, y)$ 计算 $g(x', y)$ ：

$$g(x', y) = S(1+\alpha)g(x-1, y) + S(\alpha)g(x, y) + S(1-\alpha)g(x+1, y) + S(2-\alpha)g(x+2, y)$$

同理可得 $g(x', y-1), g(x', y+1), g(x', y+2)$ 。

根据 $g(x', y-1), g(x', y), g(x', y+1), g(x', y+2)$ 计算 $g(x', y')$ ：

$$g(x', y') = S(1+\beta)g(x', y-1) + S(\beta)g(x', y) + S(1-\beta)g(x', y+1) + S(2-\beta)g(x', y+2)$$

三次卷积法的内插精度较高，能保持较好的图像边缘，缺点是运算量很大。

综上所述，双线性插值方法是介于最近邻法和三次卷积法中间的折衷方法，因此在实际应用中，为了既减少计算量，又获得较好的效果，常采用双线性插值法进行像素亮度值的重采样，所以本文采用的插值算法是双线性插值方法。

5.2 实验结果

为了验证本文算法的有效性，以下实验图片通过 2.2 节中照相机拍摄方式获取，照相机采用普通佳能相机，图像大小为 320×240 ，图像格式为 jpg，实验条件：2.40GHz，256MB，VC++6.0，WindowsXP。

下面分别给出实验一（图 5.1—图 5.5）和实验二（图 5.6—图 5.10）的算法实现过程。



(a) 参考图像

(b) 待配准图像

图 5.1 原始图像

Fig.5.1 Reference image and input image

比较图 5.1 的两幅图像，可以看出两幅图存在平移、光照不均以及相似结构多等问题，下面在两幅图像上分别提取 SIFT 特征点，在第一幅和第二幅图像获取的特征点数分别为 521 和 640，如图 5.2 所示。

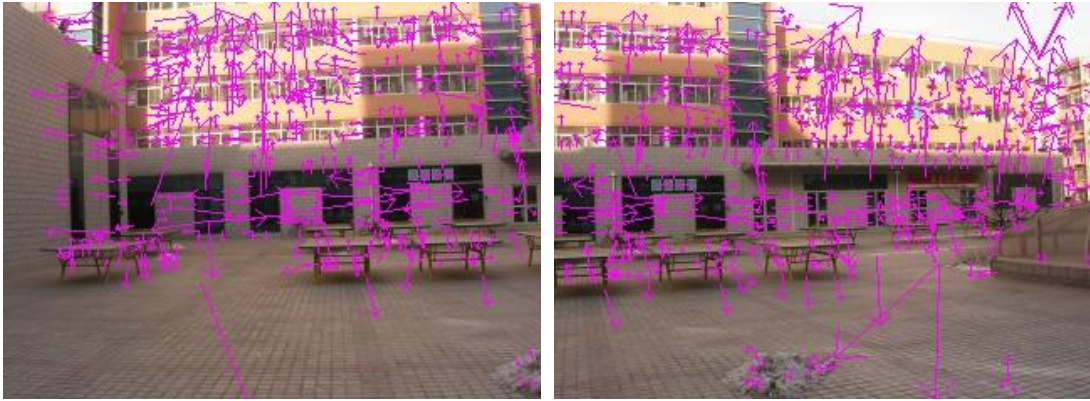


图 5.2 提取 SIFT 特征点

Fig.5.2 SIFT descriptors

经过最小费用 K 流算法和双向约束匹配后，提取出两幅图像正确的匹配点对 54 对，如图 5.3 所示。



图 5.3 正确的匹配特征点对

Fig.5.3 The correct correspondences between discriptors

由匹配点对，采用 RANSAC 算法计算得到的第二幅图像相对于第一幅图像的变换矩阵 M ：

$$M = \begin{bmatrix} 1.248011 & -0.050011 & -226.700226 \\ 0.116902 & 1.188434 & -21.166245 \\ 0.000805 & -0.000054 & 1.000000 \end{bmatrix}$$

按照投影变换模型，将待配准图像映射到参考图像的投影平面，双线性插值出非整数坐标点，两幅图像的配准结果如图 5.4 所示。



图 5.4 图像配准后结果

Fig.5.4 Registration image

由于光照不均等噪声存在，图 5.4 中间有一条接缝，下面采用图像融合算法[59,67,69,70]平滑，得到融合后的图像，即最终的拼接图像，如图 5.5 所示。



图 5.5 图像拼接图

Fig.5.5 Stitching image

实验二采用的两幅图像，见图 5.6，明显存在旋转、平移、光照不均以及相似结构多的问题。

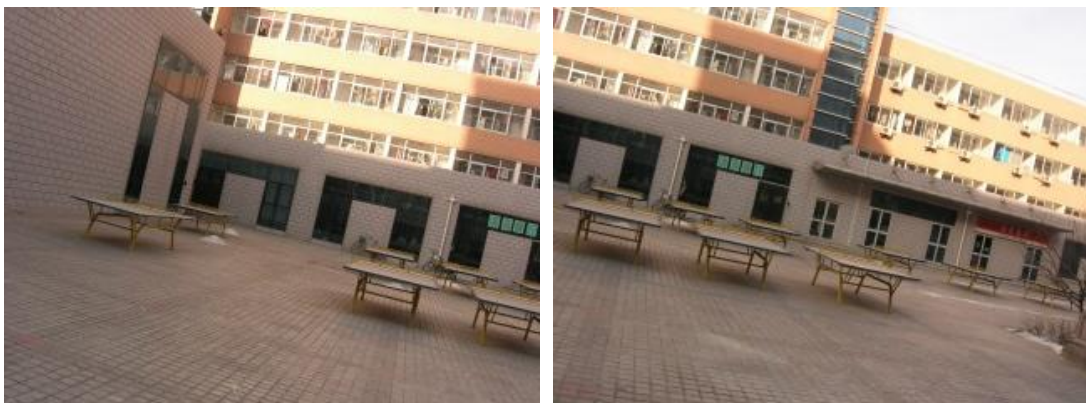


图 5.6 待配准图像

Fig.5.6 Reference image and input image

在两幅图像上分别提取 SIFT 特征点，在第一幅和第二幅图像获取的特征点数分别为 473 和 589，如图 5.7 所示。

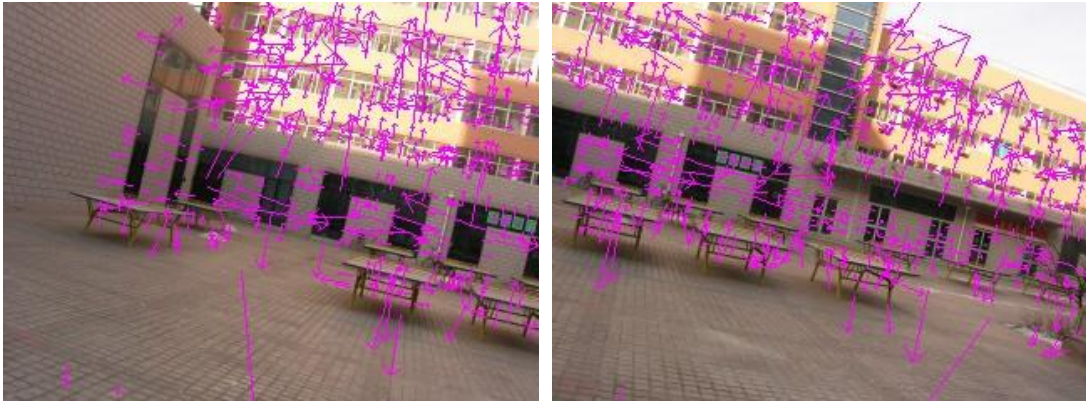


图 5.7 提取 SIFT 特征点

Fig.5.7 SIFT descriptors

经过最小费用 K 流算法和双向约束匹配后，提取出两幅图像正确的匹配点对 78 对，如图 5.8 所示。

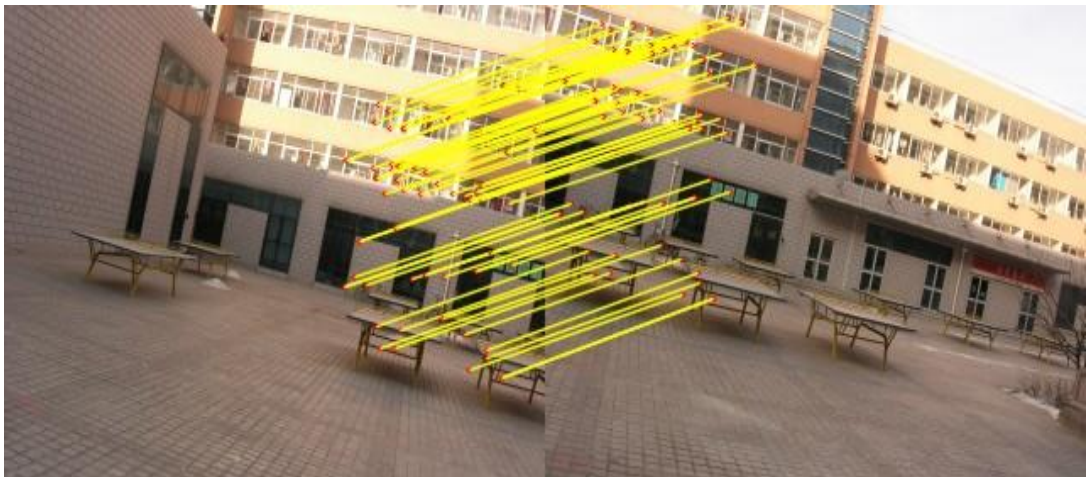


图 5.8 正确的匹配特征点对

Fig.5.8 The correct correspondences between discriptors

由匹配点对，采用 RANSAC 算法计算得到的第二幅图像相对于第一幅图像的变换矩阵 M ：

$$M = \begin{bmatrix} 1.333755 & -0.039012 & -253.354721 \\ 0.112778 & 1.289753 & -77.921909 \\ 0.000953 & 0.000256 & 1.000000 \end{bmatrix}$$

按照投影变换模型，将待配准图像映射到参考图像的投影平面，双线性插值出非整数坐标点，两幅图像的配准结果如图 5.9 所示。



图 5.9 图像配准后结果

Fig.5.9 Registration image

由于光照不均和变换矩阵不可避免的误差，图 5.9 在乒乓球台连接处有错位现象存在，采用图像融合算法平滑，得到融合后的图像，如图 5.10 所示，较图 5.9 有较好改善。



图 5.10 图像拼接图

Fig.5.10 Stitching image

5.3 本章小结

本章先介绍了图像变换中常用的插值技术，分析了各种插值方法的优劣和应用场合。然后对图像配准的整个过程采用实验图例逐步说明，从获取待配准图像到 SIFT 特征点提取，然后采用本文提出的最小费用 K 流算法和双向约束算法，得到精确的匹配点对，有效的提高了匹配的精确率，利用匹配点对求出变换矩阵，将待配准图像的坐标值乘以变换矩阵，利用双线性插值的方法将待配准图像映射到参考图像的坐标系下，得到配准图像，最后采用融合算法将图像平滑拼接。参考图像和待配准图像之间存在光照不均，旋转、偏移等仿射变换，拼接后的图像效果较好，图像连接处过渡自然。采用本文算法在 VC++6.0 环境下开发的图像配准系统无需人工干预，自动实现了特征提取，特征匹配，图像变换以及图像融合等整个过程。因此，本算法具有良好的鲁棒性和实用性。

总结与展望

图像配准技术是图像处理技术的一个基本问题，是用于将不同时间、不同传感器或不同视角下获取的同一场景的两幅或多幅图像进行匹配的图像处理过程。

本文提出了针对旋转、平移、光照不均和相似结构多情形下的图像配准方法，并深入探讨了图像配准中具有决定意义的步骤：特征提取和特征匹配。

图像采集是图像配准系统的第一步。本文首先简单介绍了两种不同的图像获取方式，照相机获取图像和采集卡获取图像。接着从边缘特征入手，提出了一种基于多尺度多结构元素的数学形态学和 Canny 算子相结合的边缘提取方法，针对光照不均、噪声较大的图像有很好的抑制效果。进而研究了点特征，应用图像的边缘特征提取结果，在图像上提取 SIFT 特征点，利用 SIFT 特征点对图像缩放、旋转甚至仿射变换保持不变性的特性，得到大量稳定的点特征。在深入研究匹配算法的基础上，提出了一种基于网络流的特征优化匹配算法，大大提高正确的匹配点对，从而得到更精准的变换矩阵的解，改善图像配准的效果。通过实验表明，本文所提出的方法能够适应具有旋转、平移、光照不均和相似结构多情形的图像的配准，同时也对匹配精度要求高的应用场合具有一定的参考价值。但是，其中有些问题还不甚令人满意，需要继续研究：

(1) 本文提出的基于多尺度多结构元素的数学形态学和 Canny 算子相结合的边缘检测方法中，选择 σ 值和 t 值时需要依靠经验主观确定，增加实验的不确定性，因此，根据图像和背景间的关系自动确定 σ 和 t 值将是下一步努力的方向。

(2) 在运算速度方面，尽管本文提出的基于特征点匹配的特征匹配算法已经很大程度上减少了运算量，但是，由于网络流的匹配优化算法的时间复杂度是 $O(|V| \cdot |E|)$ ，与提取的特征点的数量成正比，对于大尺寸图像，提取特征点的数量会相应增多，因此，特征匹配的运算量会大大增加，计算速度也会有所影响。因此，对于能否寻找一种既提高匹配精确度又达到实时要求的算法，还有待继续探讨和研究。

(3) 在本文算法中未考虑场景中存在运动物体的情形，如果将运动物体考虑在内，还需要抵消物体的运动矢量，消除拼接后出现的“鬼影”。

参考文献

- [1] Lisa Gottesfeld Brown.A survey of image registration techniques [J].ACM Computing Surveys, 1992, 24(4):325-376.
- [2] Anuta P.E.Spatial registration of multispectral and multitemporal digital imagery using fast Fourier transformation techniques [J].IEEE Trans.on Geosci.Electron, 1970, 8(4):355-368.
- [3] Barnea D.I., Silverman H.F.A class of algorithms for fast digital image registration [J].IEEE Trans.on Computers, 1972, 21(2):179-186.
- [4] W.K.Pratt 著,高荣坤,等译.数字图像处理学[M].北京:科学出版社,1983.
- [5] H.GBarrow, J.M.Tenenbaum, R.C.Bolles, H.C.Wolf., Parametric correspondence and chamfer matching:Two new techniques for image matching [A].Proceedings of the Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence [C].Cambridge, Massachusetts, 1977, 659-663.
- [6] Henri Maitre, Yifeng Wu.A dynamic programming algorithm for elastic registration of distorted pictures based on autoregressive model [J].IEEE Trans.on acoustics, speech, and signal processing, 1989, 37(2):288-297.
- [7] Jan Flussr.An adaptive method for image registration [J].Pattern Recognition, 1992, 25(1):45-54.
- [8] Beis, J.and Lowe, D.G.Shape indexing using approximate nearest-neighbour search in high dimensional spaces [A].In Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C].Puerto Rico, 1997, 1000-1006.
- [9] Chanop Silpa-Anan and Richard Hartley.Optimised KD-trees for fast image descriptors matching [A].In Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C].Alaska, USA, 2008, 1-8.
- [10] J.Xie and P.Heng.Shape modeling using automatic land marking [A].International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention [C].California, USA, 2005, 709-716.
- [11] A.Myronenko, X.Song, and M.Carreira-Perpinan.Non-rigid point set registration:Coherent point drift [A].Advances in Neural Information Processing Systems [C].MA, Cambridge, 2007, 1009-1016.
- [12] Alexander Toshev, Jianbo Shi, and Kostas Daniilidis.Image Matching via Saliency Region Correspondences [A].In Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C].Minneapolis, USA, 2007, 1-8.
- [13] Thomas Schoenemann and Daniel Cremers.Matching Non-rigidly Deformable Shapes Across Images:A Globally Optimal Solution [A].In Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C].Alaska, USA, 2008, 1-6.
- [14] B.Zitova and J.Flusser.Image registration methods:A survey [J].Image and Vision Computing, 2003, 21(1):977-1000.

- [15] A.W.Fitzgibbon.Robust registration of 2d and 3d point sets [J].Image Vision and Computing, 2003, 21(13):1145-1153.
- [16] Li Hui, Manjunath and Sanjit K.Mitra.A contour-based approach to multi sensor image registration [J].IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(3):320-334.
- [17] Etienne Vincent, Robert Laganier.Matching feature for telerobotic [A].In IEEE International Workshop on Haptic Virtual Environments and Their Application [C].Ottawa, Canada, 2002, 13-18.
- [18] Jane You, Parbir Bhattacharya.A Wavelet-Based Coarse-to-Fine Image Matching Scheme in a Parallel Virtual Machine Environment [J].IEEE Transaction on Image Processing, 2009, 9(9):1547-1559.
- [19] 张祖勋,张剑清.数字摄影测量学[M].武汉:武汉测绘科技大学出版,1996.
- [20] Keller Y., Averbuch A.Implicit similarity a new approach to multi-sensor image registration [A].In Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C].Madison, USA, 2003, 18-20.
- [21] Canny J.A Computational Approach to Edge Detection [J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6):679- 698.
- [22] 吴炯,张秀彬,张峰,等.数字图像中边缘算法的实验研究[J].微计算机信息.2004,20(5):106—107.
- [23] 李弼程,彭天强,彭波,等.智能图形处理技术[M].北京:电子工业出版社,2004.
- [24] 董怡, 金伟其, 张淼. 数学形态学滤波在红外图像去噪中的应用研究 [J]. 激光与红外, 2007, 37 (8) : 795—798.
- [25] 王建彬, 纪玉波, 李依令. 基于多结构元素的数学形态学图像边缘检测 [J]. 辽宁石油化工大学学报, 2006, 26 (2) : 79—82.
- [26] 张艳玲, 刘桂雄, 曹东, 等. 数学形态学基本算法及在图像预处理中的应用 [J]. 科学技术与工程. 2007, 7 (3) : 356—359.
- [27] 杨翔宇, 孙惠. 用数学形态学进行图像边缘检测的新方法 [J]. 开发研究与设计技术. 2007, 2 (10) : 501—502.
- [28] 周广生, 米根锁. 基于图像形态滤波的边缘检测 [J]. 兰州铁道学院学报 (自然科学版). 2000, 19 (6) : 11—14.
- [29] 冉彦中, 曹婧华, 韦军. 基于数学形态学的图像边缘检测方法及应用 [J]. 河南科技大学学报: 自然科学版. 2007, 28 (5) : 40—42.
- [30] J Serra.Image analysis and mathematical morphology [M].London:Academic Press, 1982.
- [31] Jing Xiaojun, Ma Yixia, Qu En.Morphological filter based on genetic learning [J].Communication and Information Technology, 2005, 1(12):749- 752.
- [32] Evans A N, Liu X U.A morphological gradient approach to color edge detection [J].Image Processing, 2006, 15(6):1454- 1463.
- [33] 吴玉莲.图像处理的中值滤波方法及其应用[D].西安:西安电子科技大学,2006.
- [34] 董付国,原达,王金鹏.中值滤波快速算法的进一步思考[J].计算机工程与应用.2007,43(26):48-49.

- [35] 陈志雄.基于图像配准的 SIFT 算法研究与实现[D].武汉:武汉理工大学,2008.
- [36] Moravec, H.Rover visual obstacle avoidance [A].In International Joint Conference on Artificial Intelligence [C].Vancouver, Canada, 1981, 785-790.
- [37] Harris, C and Stephens, M.A combined corner and edge detector [A].In Fourth Alvey Vision Conference [C].Manchester, UK, 1988, 147-151.
- [38] Harris, C.Geometry from visual motion [J].In Active Vision, 1992, 39(2):263-284.
- [39] Schmid, C.and Mohr, R.Local grayvalue invariants for image retrieval [J].IEEE Trans.on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(5):530-534.
- [40] M.Brown and DG Lowe.Recognising Panoramas [A].Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision [C].Nice, France, 2003, 1218-1225.
- [41] D.G.Lowe.Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J].International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [42] Rong Hu, Rongjie Shi, I-fan Shen, Wenbin Chen.Video Stabilization Using Scale-Invariant Features [A].11th International Conference Information Visualization [C].Zurich, Switzerland, 2007, 871-877.
- [43] Fangwei Zhao, Christopher J.S.deSilva.Use of the Laplacian of Gaussian operator in prostate ultrasound image processing [A].Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C].Hong Kong, China, 1998, 812-815.
- [44] Krystian Mikolajczyk and Cordelia Schmid.A performance evaluation of local descriptors [A], In Proceedings of computer vision and pattern recognition [C].Madison, USA, 2003, 1615-1630.
- [45] Alexander Toshev, Jianbo Shi, and Kostas Daniilidis.Image Matching via Saliency Region Correspondences [A].In Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C].Minneapolis, USA, 2007, 1-8.
- [46] Ravindra K.Ahuja, Thomas L.Magnanti, and James B.Oracle.Network Flows:Theory, Algorithms and Applications [M].Prentice Hall.1993.
- [47] 刘振宏,蔡茂诚,译.组合最优化:算法和复杂性[M].北京:清华大学出版社,1988.
- [48] 田丰,马仲蕃.图与网络流理论[M].北京:科学出版社,1987.
- [49] R.K.Ahuja and J.B.Oracle.A Fast and Simple Algorithm for the Maximum Flow Problem [J].Oper.Res., 1989, 37(5):748-759.
- [50] R.K.Ahuja, J.B.Oracle, and R.E.Tarjan.Improved Time Bounds for the Maximum Flow Problem [J].SIAM J.Comput., 1989(5), 18:939-954.
- [51] J.Chariyan and T.Hagerup.A randomized maximum flow algorithm [J].SIAM Journal on Computing, 1995, 24(2):203-226.
- [52] J.Chariyan, T.Hagerup, and K.Mehlhorn.An $O(n^3)$ -time Maximum Flow Algorithm [J].SIAM J.Comput., 1996(6), 25:1144-1170.
- [53] D.R.Karger and M.Levine.Finding Maximum Flows in Undirected Graphs Seems Easier than Bipartite Matching [A].In Proc.30th Annual ACM Symposium on Theory of

- Computing [C], Dallas, USA, 1998, 69-78.
- [54] Takao Asano, Yasuhito Asano.Recent Developments in Maximum Flow Algorithms [J].Journal of the Operations Research, 2000, 43(1):2-31.
- [55] R.Szeliski.Iccv 2005 computer vision contest [DB/OL].
<http://research.microsoft.com/iccv2005/Contest/>.
- [56] <Http://cear.gucas.ac.cn/SDL-HomePage/SDL-Home-Page.htm>.
- [57] 吕海霞.自动图像配准技术研究[D].西安:西北工业大学,2007.
- [58] D.A.Forsyth, J.Ponce.Computer Vision:A Modern Approach [M].Electronic Industry Press.2004.
- [59] 王蕾.图像配准技术及应用研究[D].西安:西安电子科技大学,2007.
- [60] 赵辉.基于点特征的图像配准算法研究[D].山东:山东大学,2006.
- [61] 章动.基于局部不变特征的图像匹配研究及在导航中的应用[D].北京:中国科学院研究生院,2008.
- [62] 何新英,周桂红,等.基于数学形态学和 Canny 算子的边缘提取方法[J].计算机应用学报,2008,28(2):477-478.
- [63] 秦磊.基于局部区域的图像分类与识别技术研究[D].北京:中国科学院研究生院,2008.
- [64] Xinying He, Qixiang Ye, Guihong Zhou, Jianbing Jiao.Image Feature Matching with Network Flow:A Global Optimization Method [A].Proceedings of SPIE in Visual Communications and Image Processing [C].California, USA, 2009, Vol.72570F.
- [65] 冈萨雷斯,等著,阮秋琦,等译.数字图像处理[M].北京:电子工业出版社,2003.
- [66] 汪华琴.基于特征点匹配的图像拼接方法研究[D].湖北:华中师范大学,2007.
- [67] 郭利明.图像处理及图像融合[D].西安:西北工业大学,2006.
- [68] 李筱魁,范钦志.数学形态学方法用于图像配准的研究[J].吉林师范大学学报(自然科学版),2008,11(4):105- 106.
- [69] 周丰.图像碎片自动拼接技术研究[D].北京:北京交通大学,2007.
- [70] 张焕龙.图像无缝拼接技术的研究[D].河南:河南大学,2007.

在读期间发表的学术论文

[1] 何新英, 周桂红等. 基于数学形态学和 Canny 算子的边缘提取方法[J]. 计算机应用学报, 2008, 28(2): 477-478.

[2] Xinying He, Qixiang Ye, Guihong Zhou, Jianbing Jiao. Image Feature Matching with Network Flow: A Global Optimization Method [A]. Proceedings of SPIE in Visual Communications and Image Processing [C]. California, USA, 2009, Vol. 72570F.

[3] 何新英, 周桂红, 等. 基于数学形态学和 Canny 算子的枣虫害边缘提取方法[J]. 已被农业工程学报录用.

[4] 朱建明, 许涛, 何新英. 二部图上的完美匹配的正交匹配分解 [J]. 运筹与管理, 2008, 17(4): 51-55.

作者简介

个人信息:

何新英, 女, 山东省人, 出生于 1981 年 3 月, 在河北农业大学信息科学与技术学院读研究生。

教育背景:

2001 年 9 月 ~ 2005 年 7 月就读于山东大学数学与系统科学学院, 获理学学士学位;

2006 年 9 月 ~ 2009 年 7 月在河北农业大学信息科学与技术学院计算机应用技术专业读研究生;

2007 年 8 月 ~ 2008 年 12 月就读于中国科学院研究生院, 客座研究生。

参研项目:

2006 年 7 月~2008 年 5 月, 河北省教育厅资助项目(Z2006433): 基于人工免疫模型的中国枣虫害自动识别技术研究。

2007 年 8 月~2008 年 12 月, 参与中国科学院百人计划资助项目: “复杂环境下动态目标跟踪算法研究”。

2007 年 8 月~2008 年 12 月, 国家自然科学基金项目: “复杂环境下新型多目标动态检测、识别及跟踪算法研究”。

2007 年 11 月~2008 年 3 月, 参与横向课题: “天目”全景监控系统开发。

发表论文:

[1] 何新英, 周桂红等. 基于数学形态学和 Canny 算子的边缘提取方法[J]. 计算机应用学报, 2008, 28(2): 477-478.

[2] Xinying He, Qixiang Ye, Guihong Zhou, Jianbing Jiao. Image Feature Matching with Network Flow: A Global Optimization Method [A]. Proceedings of SPIE in Visual Communications and Image Processing [C]. California, USA, 2009, Vol. 72570F.

[3] 朱建明, 许涛, 何新英. 二部图上的完美匹配的正交匹配分解[J]. 运筹与管理, 2008, 17(4): 51-55.

[4] 何新英, 周桂红等. 基于数学形态学和 Canny 算子的枣虫害边缘提取方法[J]. 已被农业工程学报录用.

致 谢

在本文的写作过程中，我有幸得到了大家的慷慨支持和帮助，十分高兴可以借此机会向给我提供帮助的人们表达我最诚挚的感谢。

感谢我的导师周桂红教授和焦建彬教授。感谢周老师两年多来在学习和生活上给予我无微不至的关怀，给我创造宽松的学习环境，同时在科研上给我悉心的指导，从论文的选题方向、总体结构到理论分析等，都提出了许多指导性的建议。在论文定稿时，又花了大量时间进行仔细审阅，并提出了许多宝贵的修改意见。在生活上，周老师总是那么和善、耐心和善于鼓励支持，并以自己丰富的生活阅历指导着我的人生方向，使我受益匪浅，终生受益。同时要感谢导师焦建彬教授，焦老师渊博的知识和敏感的学术眼光拓宽了我的视野，指引了我的学习方向，严谨的治学态度、朴实的生活作风和一丝不苟的工作态度更是我学习的楷模。在三年的研究生学习生活即将结束之际，向周老师和焦老师表示我最衷心的感谢和最崇高的敬意！

感谢中科院数学与系统科学研究院的刘振宏研究员和中科院研究生院的叶齐祥副教授，在理论和实验上给予了无私的支持和帮助，在学习和生活上的关心和指导。感谢中科院研究生院SDL实验室的同学和研究生同学，是他们共同创造了一个良好的学习氛围和积极向上的生活环境，感谢他们对我的关心和帮助。

感谢中科院计算技术研究所的张俊老师在学习和工作中的支持和帮助。

特别要感谢我的父母，感谢他们这么多年来养育之恩，感谢他们一直以来对我信任和支持，让我觉得家永远是遮风避雨的温馨港湾。在此要感谢我的爱人朱建明先生，感谢他在学习上对我的支持和帮助，感谢他在生活中的关心和呵护。

最后，让我再一次对培养我的河北农业大学信息学院和中科院研究生院，对所有关心帮助过我的老师和同学们致以最诚挚的谢意！

何新英

2009年6月