

微观驱替动态图象分析中的关键算法研究

模式识别与智能系统专业

研究生：雷荣 指导老师：龙建忠

摘要 石油是一种重要且日渐枯竭的能源。基于岩石孔隙结构模型的微观驱替实验方法是研究石油在各种岩石孔隙中的渗流特性及剩余油分布特征的一种重要手段。本课题组将微观模拟驱替技术与动态图象分析技术相结合，开发成功了微观模拟驱替动态图象分析系统，实现了微观模拟驱替过程中动态图象的摄录及量化分析等功能：实时摄取驱替目标特征的变化过程，并记录序列图象的各种参数；测量、计算摄录序列图象的基本特征参数；图形化特征参数的动态变化规律，并给出包含时间、坐标在内的数学表达式；在微观序列图中检测、跟踪特定孔隙区域的目标油珠的运动，并在宏微观图象中进行运动轨迹的比对描述等。

本文作者仅就系统中的部分关键技术及算法展开讨论和深入研究，针对本系统动态图象的特点，通过大量的实验，提出并实现了以下的一些算法或方法：

1、提出了一种新的基于统计平均的盲修正背景图象提取方法。该方法不会出现类似 N 帧统计平均留下的运动阴影，且也不需要人为设定或调整背景图象修正时的各种参数和因子，进而实现背景图象的盲修正；既减少了计算量，也免除了人为的反复干预，具有较高的效率，且获得了很好的背景估计效果。

2、提出了基于岩石颗粒特征的图象配准算法。该算法复杂度较低，时效性好；在理论上对待配准图象的分辨率倍率差没有限制；能提供岩石颗粒的特征数据等。

3、在综合考虑孔隙内油珠的运动特征和已有运动目标检测、跟踪算法的基础上，改进了运动油珠的检测与提取算法，提出了基于运动目标不变特征进行油珠跟踪的算法；实验表明，该算法减小了检测搜索空间，加速了特征匹配跟踪，对系统微观序列图象具有良好的适应性。

关键字： 微观驱替 动态图象 背景估计 图象配准 油珠跟踪 迹线描述

Research of Some Key Algorithms in Micro-Displacement Dynamic Image Analysis System

A Dissertation Presented for the Degree of Master in
Pattern Recognition and Intelligence System

Postgraduate: Lei Rong **Director:** Long Jianzhong

Abstract The oil is a kind of important and gradually dried up energy. The water/oil displacement experiment based on rock pore micro-model is a kind of important means to study the oil's filtration characteristic and the distributing rule of remaining oil. Combining dynamic image analyzing technique with micro-model displacement technique, we have developed the microscopic displacement dynamic image analysis system successfully. This system can realize many functions such as recording dynamic images real-timely and analyzing those images quantitatively:

- ▶ Record the change of the displaced target's characteristics real-timely and all kinds of parameters of the serial images.
- ▶ Measure, compute the basic characteristic parameters of the serial images recorded.
- ▶ Diagrammatize the dynamic variety regulation of the characteristic parameters, and calculate their mathematics expressions consisting of time and coordinates.
- ▶ Detect, track the moving oil-beads in the some rock pore, and sketch their track-line in the macroscopic and microscopic images contrastively.

In this paper, we just make researches on some key techniques of this microscopic displacement image analysis system by analyzing dynamic images and doing many experiments carefully, present and realize the following algorithms or methods.

1. This thesis presents a novel method of image background generation based on the stat-average and blind correction. This method can't result in object's moving

shadow which appears in the method of N frames average and also do not need the artificial setting or adjustment every kind of parameters or factors in image background generation. The experiments indicate that this method have many advantages such as the lower computational complexity and no artificial interference etc.

2. Feature selection is the key part in image matching based on features. A new image registration algorithms based on the rock grain characteristic is proposed. It has a lower computational complexity and has no limit to the ratio of the high-low image resolution theoretically, as long as the rock grain characteristic can be obtained in the low-resolution macroscopic image well. Its efficiency is validated by the experiments.

3. Had discussed the moving character of the particular oil-bead and the existing algorithms about the detection and tracking technique of motion object, we improve the oil-bead detection and picking-up method, Put forward a novel method of the oil-bead tracking based on its invariable characteristic. The experiments indicates, the mentioned methods can reduce the search space, accelerate the characteristic matching and tracking , have good adaptability to the microscopic serial images in the developed system.

Keywords Micro-Water/Oil Displacement, Dynamic Image, Background Generation, Image Registration, Oil-bead Tracking, Track Tracing

第1章 绪论

1.1 引言

石油是储集在岩石的孔隙空间、并在其中流动的液体，岩石的孔隙结构是影响石油的储集、流动特性及开采效果的重要因素之一，因此岩石孔隙结构的微观模型及模拟驱替相关技术等的研究显得格外重要。微观模型驱替是一种用来研究流体在多孔介质中流动特性的实验方法，它不仅能直观揭示不同润湿性和驱替剂的微观渗流特点，也可以用来研究固体微粒对储层的伤害以及二、三次采油中提高采收率等问题。

微观模型模拟驱替实验技术的关键是制作接近实际岩石孔隙结构的微观模型。早期制作的微观模型有粒状填充模型、规则网络模型和刻蚀的人工随机模型等。但它们与油层孔隙结构相差甚远，不能真正模拟流体在多孔介质中的渗流规律，因此又发展了仿真模型。仿真模型是利用光刻技术，将油层岩石铸体薄片上的实际孔隙网络刻蚀在玻璃板上制成的模型。该模型具有两个突出的特点：一是实现可视化，能直接观察孔隙孔道中流体及运动状况；二是孔隙几何形态和尺寸更接近储层孔隙结构，可以研究不同孔隙结构中多相流体流动的特征、驱替机理及剩余油微观分布特征。砂岩微观孔隙模型^[6]是新一代微观孔隙模型，它较完整地保留了实际储油层的孔隙结构、粘土矿物、胶结物和岩石孔隙表面物理特性，模拟注水开发实验研究结果更真实可靠。总的来说，现阶段我国大多数油田、科研院所主要利用光刻模型、砂岩模型研究不同孔隙结构的水驱油特征和剩余油分布等。

本文阐述的微观模拟驱替动态图象分析系统是将“微观模拟驱替技术”和“动态图象分析技术”相结合，用于微观模拟驱替试验及动态图象量化分析的一项专门技术。

微观模拟驱替技术主要研究多孔介质中流体的微观渗流特征及机理。它是利用透明平面微观模型在各种物理模拟条件下借助显微设备直接观测模型孔隙

体系内各相流体之间、固液两相之间的相互作用，来用于模拟、研究孔隙水平上流体渗流规律。该试验手段，可以从微观(孔隙水平)上观察和研究驱替过程中任意时刻的剩余油特征、束缚水分布、剩余油变化特征、采收率特征等，是开展二、三次采油的重要研究方法，在油田开发及提高采收率等方面有着广泛的应用。

本课题组开发研制的动态图象摄录及量化分析系统，完成了微观模拟驱替过程中动态图象的摄录及量化分析等工作。我们通过需求调研、系统分析、算法设计、实验等大量工作，实现了如下系统功能：①、实时摄取驱替目标(可以是驱替液、被驱替液、孔隙等)特征的变化过程，并记录每一幅图象的参数，如驱动类型、试验日期、图象序号、摄取时间、标尺等；②、测量摄录序列图象的基本特征参数，如采收率、波及系数、运动速度、运动方程以及任意目标的面积、周长、重心、曲率、Feret 直径、面孔率等，也可选择性地测量所需特征参数；③、图形化特征参数的动态变化规律，并给出包含时间、坐标在内的数学表达式；④、在高放大倍数下，摄取目标(部分运动油珠)的动态高倍率图象，检测运动油珠及模型岩石的特征参数，并显示油珠在整个模型孔隙中的行程，进而对驱替特征和变化规律图形化描述。

通过系统上述动态图象摄录及量化分析等功能的实现，并结合前面的微观模型结构及分析，我们对微观模型的驱油前缘线特征、推进及波及特征、剩余油分布特征、孔隙结构特征等就有了较全面和深入的了解。该系统完善的功能及提供的各种图象和数据对研究油田剩余油的分布特征及提高油田的采收率等都有重要的意义，目前该系统在胜利油田、江苏油田、大庆油田和西南石油学院等油田和科研科研院所运行良好。

1.2 系统结构及功能概述

微观模拟驱替动态图象分析系统主要由微观模型驱替、显微成像摄录和显微图象量化分析等三部分组成，如图 1.1 所示。

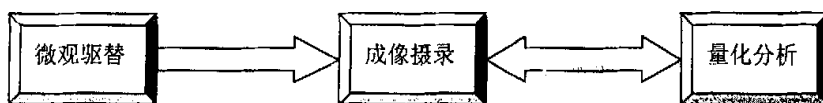


图 1.1 系统结构

现对这三部分作如下简要说明：

1、微观驱替部分由微观模型、注液装置及控制系统等构成：微观模型使用激光刻蚀孔隙模型和真实砂岩微观孔隙模型这两种；注液装置及控制系统主要用来控制微观驱替过程中驱替液的流速、流量。微观驱替功能部分主要用来模拟石油在岩石孔隙中的渗流情况，一般的模拟操作流程为：将饱和水压进模型以建立束缚水环境→将饱和油压进模型以建立模拟地层结构中油水混合的模型→注入驱替液(如水、聚合物等)驱油、观察。

2、成像摄录部分由显微镜、摄像头及采集卡等构成：显微镜采用具有广视野大景深的体视显微镜；摄像头既可使用像素点阵为 768*576 的标准 CCD 摄像头，也可使用高分辨率(如点阵数为 1390*1040 或 1280*1040)的非标摄像头；采集卡一般根据实际需求与摄像头配合选用。成像摄录主要功能是在观察驱替的过程中对感兴趣的驱油过程片断或视场实时摄像，并连同每幅图象的各项参数进行存储。

3、量化分析部分由 1.1 节介绍的四个功能模块构成，即对先前摄录的驱替序列图象及特征参数进行分析、测量、计算和图形化表征，如采收率的计算及曲线显示、灌注区域、推进速度及波及系数的计算、水前缘线的拟合显示、微观序列图象中油珠运动参数、轨迹的计算及其在宏观图象中的迹线描述等。

1.3 本文研究的内容及目标

限于篇幅，本文中作者的研究主要围绕动态图象摄录及量化分析系统中的一些关键算法、技术实现和应用展开。

在具体介绍本文研究的内容和目标之前，先看看系统摄录的驱替宏观图和微观图，如图 1.2 所示。图中，宏观图成像参数为：4x 的物镜倍率，1.2 的变焦系数；微观图成像参数为：40x 的物镜倍率，1.0 左右的变焦系数。宏观图是

指在显微镜下能观测到整个微观模型的动态驱替时拍摄的序列图，主要用于后期进行采收率的计算及曲线显示、灌注区域、推进速度及波及系数的计算、水前缘线的拟合显示等工作；在宏观观测或摄像过程中，若发现有兴趣区域孔隙油珠的出现，则调整物镜倍率和/或变焦系数，拍摄高倍率的微观序列图。微观序列图象主要用于后期进行微观图象油珠运动参数、轨迹的计算及其在宏观图中的迹线描述等工作。

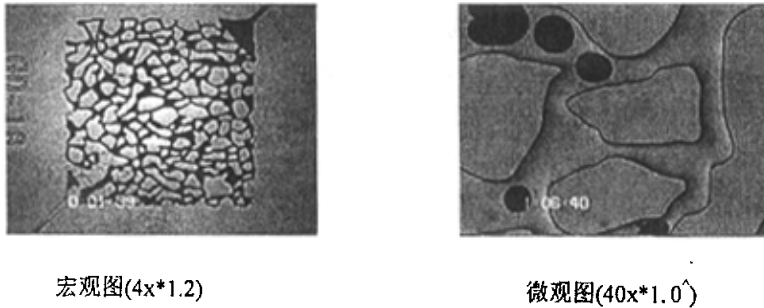


图 1.2 摄录的宏、微观视图

本文研究的具体内容就是针对微观局部图象中某一运动油珠，确定其在宏观图象中的位置，并生成油珠的流动轨迹，即研究目标为：④、在微观图中检测、跟踪目标油珠的运动，⑤、在宏观图中配准微观图并描述相应油珠的迹线。

仔细观察和分析宏微观序列图，我们发现：①、宏观图和微观图的像素点阵相同，本系统成像摄录为：768*576；②、微观图对应着宏观图中的一个兴趣孔隙区域；（基于①②，文中我们又称宏观图为低倍率图，微观图为高倍率图）③、在微观图中清晰可见的油珠并不存在于低倍率的宏观图中。因此，为了实现上述目标④和⑤，本文拟从以下几个方面来展开：④、从微观序列图象中提取不含运动油珠信息的骨架“背景”图，以供后面的宏微观图象配准和运动油珠检测跟踪使用；⑤、将提取的背景图与宏观图进行不同倍率的图象配准，以找到微观图在宏观图中的位置及区域；⑥、利用④中提取的背景图，检测、跟踪微观图象中部分油珠的运动，计算其运动参数并描绘其在微观图和宏观图中的运动迹线。

1.4 本文的结构安排

第一章介绍了课题涉及系统的研究背景及整个系统的结构和功能概貌，并对本文的研究内容及目标作了简单说明。

第二章介绍课题涉及的第一个主题，即微观序列图的骨架“背景”图象的提取。从估计背景图象和自适应背景模型估计两个方面介绍了一些常见的背景提取方法，接着介绍了在本系统微观序列图象特点的基础上提出的一种新的基于统计平均的盲修正背景提取方法，最后对算法和提取效果进行了分析和小结。

第三章主要介绍不同倍率的宏微观图象配准。先简要回顾了常见的图象配准技术，而后提出不同倍率的图象配准问题，介绍了基于尺度空间理论的图象配准技术，接下来提出了贴合本文宏微观图象特点的、时效较高的配准算法，最后对算法和实验结果作了分析、讨论与小结。

第四章首先简要介绍了常用的目标检测、提取和跟踪算法，接着在第二、三章讨论的基础上，并结合序列图象中油珠的运动特征，介绍了改进的油珠目标的检测与提取算法和新提出的基于运动目标不变特征进行油珠跟踪的算法，并对检测跟踪的油珠在宏微观图象中进行了运动迹线的比对拟合，最后对算法和拟合效果作了分析和讨论。

第五章对本文所作的探讨和工作进行了总结，并提出了课题相关技术今后的研究方向。

1.5 作者体会及论文新意

在课题分析、系统设计、实现和论文写作期间，作者查阅了大量关于石油驱替、背景估计、图象配准、尺度空间理论及应用、运动目标检测、提取及跟踪等方面的中英文书籍和资料，对系统课题涉及的相关技术理论和应用都有了一定认识和理解。在进行算法对比和实验分析的基础上，本文改进或提出了一些新的算法或实现方案：

- 1、提出了一种新的基于统计平均的盲修正背景图象提取方法。该方法不会出现类似 N 帧统计平均留下的运动阴影，且也不需要人为设定或调整背景图象修正时

的各种参数和因子，进而实现背景图象的盲修正；既减少了计算量，也免除了人为的反复干预，具有较高的提取效率，且获得了很好的背景提取效果。

2、提出了基于岩石颗粒特征的图象配准算法。该算法复杂度较低，时效性好；在理论上对待配准图象的分辨率倍率差没有限制；能提供岩石颗粒的特征数据等。

3、在综合考虑油珠的运动特征和已有运动目标检测、跟踪算法的基础上，改进了运动油珠的检测与提取算法，提出了基于运动目标不变特征进行油珠跟踪的算法；实验表明，该算法减小了检测搜索空间，加速了特征匹配跟踪，对系统微观序列图象具有良好的适应性。

第2章 微观图背景估计

2.1 引言

从绪论的介绍可知, 本论文讨论课题的基本任务是: ④、在微观图中检测、提取及跟踪目标油珠的运动, ⑤、在宏观图中配准微观图并描述相应油珠的迹线。单就任务④中涉及的运动目标的检测、提取与跟踪来说, 其方法主要有: 光流法、运动能量检测法、时域差分法、背景消减法等等, 因而提取微观图背景不是必需的; 但是任务⑤中的待配准基准图(宏观图)中并不含有油珠的图象信息, 也即是需要将微观背景图象的估计图与宏观基准图进行配准。综合考虑任务④和⑤, 系统采用基于背景估计图象的视频序列图象运动目标的检测与跟踪技术, 故本章着重讨论从微观序列图象中获取背景图象的估计图。本文中的图象“背景”与一般运动目标检测中的背景是有一定区别的: 前者除了包含后者中的图象信息外, 还需剔除微小运动或根本就没有运动的油珠图象信息, 这是任务⑤所要求的。

2.2 现有背景图象(模型)估计算法

由于能提供最完整的特征数据, 利用当前图象与背景图象差分来检测运动目标成为运动分割中最常采用的一种方法^[4]。系统若采用光刻模型, 则骨架背景较稳定, 噪声干扰小, 易于估计出骨架背景图象; 若采用真实砂岩模型, 则背景扰动较多, 驱替过程中视场变化较大, 不容易估计出一致的背景图, 需建立、估计和更新背景模型。下面分别从估计背景图象和自适应背景模型估计等两个方面介绍现有的背景图象(模型)提取算法。

2.2.1 估计背景图象

视频序列图象背景提取的关键在于随着时间的推移如何自适应更新背景

估计图象。下面主要介绍几种从序列图象中获取一个背景估计图象的方法，如统计平均法，IIR 滤波器方法，区分像素类别的背景图象估计方法等。

一、统计平均法^[1]

一种常用的自适应背景修正提取方法就是对序列图象进行多幅平均，这种方法通常适用于视场内的目标滞留时间较短，运动目标出现几率小的情况。这种简单的背景修正提取方法可采用如下的公式计算：

$$B_k = \frac{1}{N}(f_k + f_{k-1} + \dots + f_{k-N+1}) = B_{k-1} + \frac{1}{N}(f_k - f_{k-N}) \quad (2.1)$$

式中： f_k 为第k帧序列图， B_k 为第k帧时的背景估计图。由上述公式可知，利用统计平均方法对背景图象进行修正，其中最为关键的参数就是 N 。若背景中目标并不频繁出现，则适当的选择参数 N 可以获得一个较为真实的背景图象的估计图象。文献^[1]较深入地研究了基于灰度均值的序列图象背景层估计技术。

二、IIR 滤波器方法^[36]

与统计平均方法相比，另一种更为一般的自适应背景图象修正提取的方法是采用类似于IIR滤波器的方法，计算公式为：

$$B_k = (1 - \alpha)B_{k-1} + \alpha f_k \quad (2.2)$$

式中： f_k 为第k帧序列图， B_k 为第k帧时的背景估计图， α 为修正因子。观察式(2.2)不难发现：当 α 较小时，可以认为是一种缓慢修正背景图象的过程；而当 α 较大时，则是一种较快更新背景图象的过程。由此可推测：当视场中有目标出现，若使用较大的因子 α ，则在一定程度上会将运动目标图象叠加到背景图象上，这显然是不利于真实背景图象的估计提取和目标检测的。因此进一步的改进是在用当前帧图象对背景图象进行修正的同时，区别对待运动中的目标像素与背景像素。当某一像素被判定为运动目标像素时，则不用该像素的值对背景图象进行修正，反之则利用该像素的值对背景进行修正。

三、区分像素类别的背景图象估计方法^[7]

由于使用式(2.2)对每一个新到的像素类别并不加以区分，在一定程度上会将运动目标图象叠加到背景图象上，区分像素类型的背景图象估计方法的修正提取公式如下：

$$B_k(x, y) = \begin{cases} (1 - \alpha)B_{k-1}(x, y) + \alpha \cdot f_k(x, y) & (x, y) \text{ 为变化中的像素} \\ B_{k-1}(x, y) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.3)$$

式中： f_k 为第k帧序列图， B_k 第k帧时的背景估计图， α 为一常数。

算法具体描述如下：

要进行背景图象修正提取，首先应对第k帧图象中的像素类型进行区分，看其是否属于运动目标的像素，如可以利用当前相邻两帧的差进行象素类别的区分：

If $|f_k(x, y) - f_{k-1}(x, y)| > Thresholding$

Then $(x, y) \in$ 变化象素

Else $(x, y) \in$ 非变化象素或背景象素

进而利用式(2.3)就可以较好地获取背景图象的估计图象。

2.2.2 自适应背景模型估计

前面介绍的背景图象估计方法对序列图背景自身的细小变化很敏感，对那些非规则运动的扰动不能很好地更新、维系背景估计，因而就有了自适应背景模型估计方法。图象的背景模型有单模态和多模态两种：前者在每个背景点上的灰值或颜色分布比较集中，可以用单个概率分布模型来描述；后者的分布则比较分散，需要多个分布模型来共同描述。最常用的描述背景点颜色或灰值分布的概率模型是高斯分布(正态分布)。

2.2.2.1 单高斯分布背景模型

该模型算法由背景图象的估计和更新两部分组成^[7]。在背景图象的估计算法中，我们在一段较长的时间段内计算视频序列图象每一像素的平均亮度 μ_0 及像素亮度的方差 δ_0^2 ，由 μ_0 和 δ_0^2 组成的具有高斯分布的图象 B_0 作为初始的背景估计图象：

$$B_0 = [\mu_0, \delta_0^2] \quad (2.4)$$

$$\text{其中: } \mu_0(x, y) = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} f_i(x, y) \quad (2.5)$$

$$\delta_0^2(x, y) = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} [f_i(x, y) - \mu_0(x, y)]^2 \quad (2.6)$$

当背景估计图象的初始化完成后,随着每一帧新图象的到来,需要使用下列公式不断自适应地更新背景图象参数,得到更新后的背景估计图象 B_k 。

$$\text{更新的背景估计图象: } B_k = [\mu_k, \delta_k^2] \quad (2.7)$$

$$\text{其中: } \mu_k = (1-\alpha) \cdot \mu_{k-1} + \alpha \cdot f_k \quad (2.8)$$

$$\delta_k^2 = (1-\alpha) \cdot \delta_{k-1}^2 + \alpha \cdot (f_k - \mu_k)^2 \quad (2.9)$$

$$\alpha = K \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_{k-1}} \exp\left\{-\frac{(\mu_{k-1} - f_k)^2}{2\delta_{k-1}^2}\right\} \quad (2.10)$$

其中: K 是一给定常数,使得 α 的取值在 $[0, 1]$ 之间,其大小决定背景图的更新快慢。

2.2.2.2 多高斯分布背景模型

当视场中有不是运动目标造成的背景像素点扰动时,使得固定位置像素值在不断改变,显示出非单峰分布的特点,使用上述单峰模型方法描述的背景模型往往不能准确地模拟背景的变化和估计背景图象。这种多模态背景的情形可以用多个分布来共同描述一个图象点上的颜色分量。Stauffer等^[8]提出了一种自适应混合高斯模型,对每个图象点采用了多个高斯模型的混合表示。

一、像素模型的定义

对每一个像素定义其分布模型,设像素值序列为 $\{x_{k-M}, x_{k-M+1}, \dots, x_k\}$, 在其基础上定义由多个单模型组成的集合:

$$P_k(x, y) = \{p_{i,k} \mid i=1, \dots, M\} \quad (2.11)$$

其中 $p_{i,k} = [w_{i,k}, m_{i,k}, l_{i,k}]$, $\sum_{i=1}^M w_{i,k} = 1$ 。 $p_{i,k}$ 为第 i 个单模型,它由三个参数组成: $w_{i,k}$ 为单模型 $p_{i,k}$ 的权值,其大小体现了当前用这个模型表示像素值时的可靠程度; $m_{i,k}$ 为单模型 $p_{i,k}$ 的均值,体现了每个单峰分布的中心; $l_{i,k}$ 为单模型 $p_{i,k}$ 单峰分布的宽度,其大小体现了像素值的不稳定程度; M 是单模型的个数,其值体现了像素值多峰分布的峰的个数, M 的选取依赖于像素值分布情况,同时也取决于系统的计算能力,通常的取值为3~5之间。

从上述定义可以看出,要使模型能不断贴近当前点像素值的分布规律,需用每一个新到的像素值,对这个混合模型的参数进行修正更新。

二、像素模型参数的修正

由于混合模型由多个单模型组成，因此它的修正与单模型参数修正略有不同，其参数修正过程如下：

A、对每一个新到的像素值，检查它是否与这个模型匹配：

for $i = 1$ to M

if $|x_{i,k} - m_{i,k}| < \alpha \cdot l_{i,k}$ (2.12)

then **matched**

else **un-matched**

B、执行步骤A后，一般有以下两种情况出现：

情况一：新到像素值与相应像素混合模型中的某一个或几个单模型匹配

此时需要改变相应单模型的参数，方法如下：

①、修正与新到像素值匹配的单模型的权值 $w_{i,k}$ ：

$$w_{i,k} = (1 + \beta) \cdot w_{i,k-1} \quad (2.13)$$

使用上式修正的原因是我们始终希望定义的背景模型能真实模拟背景像素值最近时刻的分布情况。根据此混合模型定义，权重 $w_{i,k}$ 体现了最近像素值出现的概率大小，所以当一个新到的像素值与这个分布中的某一个或几个单模型像素相匹配时，说明该单模型较符合当前像素值的分布，故适当增加其权重， β 的大小体现了权重的修正量，较大 β 实现了较快的修正，每次的修正量为 $\beta \cdot w_{i,k-1}$ 。

②、修正与新到像素值匹配的单模型的参数 $m_{i,k}$ 及 $l_{i,k}$ ：

当新到的像素值与某一单模型相匹配时，需要修正参数 $m_{i,k}$ 和 $l_{i,k}$ 。

这是因为当新到的像素值与某个单模型匹配时，由概率论可知，其势必会影响先前估计的概率分布。当单模型的概率分布给定时，可以用过去的观测值以及新到的像素值，用极大似然估计的方法重新估计模型的参数。

下面就以文中采用的高斯(正态)分布为例，简要说明修正方法。当单模型概率密度分布为高斯分布时，其最大似然分布的解为：

$$m_{i,k} = \frac{1}{M+1} \sum_{j=0}^M x_{k-j} \quad (2.14)$$

$$l_{i,k} = \frac{1}{M+1} \sum_{j=0}^M (x_{k-j} - m_{i,k})^2 \quad (2.15)$$

由于对参数 $m_{i,k}$ 及 $l_{i,k}$ 的重新修正, 需要保存先前的观测值, 会给系统设计带来一定的困难, 所以这里的修正公式沿用上文修正单模型的方法来代替:

$$m_{i,k} = (1-\alpha) \cdot m_{i,k-1} + \alpha \cdot x_k \quad (2.16)$$

$$l_{i,k}^2 = (1-\alpha) \cdot l_{i,k-1}^2 + \alpha \cdot (x_k - m_{i,k})^2 \quad (2.17)$$

$$\alpha = K \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi l_{i,k-1}}} \exp\left\{-\frac{(m_{i,k-1} - x_k)^2}{2l_{i,k-1}^2}\right\} \quad (2.18)$$

③、未与新到的象素值匹配的单模型参数的修正:

当新到的象素值没能与某个单模型匹配时, 可以认为这个新到的象素值对这个单模型的分布没有任何贡献, 故不需要改变这个单模型的参数, 而只需用下式修改权重 $w_{i,k}$:

$$w_{i,k} = (1-\beta) \cdot w_{i,k-1} \quad (2.19)$$

情况二: 新到象素值未与象素混合模型中的任何一个单模型匹配

当没有一个单模型与新到的象素值相匹配时, 说明出现了新的分布形式, 而此新的分布形式应被包含在该象素混合模型集合中, 所以需要在加入一个新的单模型的同时去除掉原混合模型中的一个单模型。具体操作是去除当前混合模型中权重最小的单模型, 同时加入一个参数如下的新的单模型:

$$w_{i,k} = W_{i,\min}; \quad m_{i,k} = x_k; \quad l_{i,k} = L_{i,\max}$$

其中 $w_{i,k}$ 为当前混合模型集合中的最小权重, $m_{i,k}$ 为新到的象素值, $l_{i,k}$ 是一给定的较大常数。

C、对混合模型中各个单模型的权重进行归一化处理:

$$w_{i,k} = \frac{w_{i,k}}{\sum_{j=1}^M w_{j,k}} \quad \text{其中 } i = 1, 2, \dots, M \quad (2.20)$$

三、背景象素模型的建立

上述模型模拟了序列图象的象素值, 即对每一个新到的象素值, 判断其是属于目标象素还是背景象素, 从某种意义上来说也是在判别哪些单模型适于表示该背景象素。

一个像素混合模型中可作为背景像素的模型应具有下面的特点：

- A、权重 $w_{i,k}$ 较大
- B、方差 $I_{i,k}$ 较小

应同时考虑这两个因素，但在判断某一单模型是否为背景像素模型时，很难权衡两参数中哪一个更重要。好在可以不必单独讨论这两个参数对模型是否是背景模型的影响，只需在模型集合中相互对比，以便找出那些属于背景像素的模型来。可以使用相对值 $w_{i,k}/I_{i,k}$ 的大小作为评测标准（当然也可以对使用 $w_{i,k}/I_{i,k}$ 作为评测标准是否准确表示怀疑，但考虑到所讨论的是相对值，所以 $w_{i,k}/I_{i,k}$ 就已经足够了）。可用如下的方法求取背景像素的模型：

- a、计算每个单模型的 $w_{i,k}/I_{i,k}$ 值；
- b、按 $w_{i,k}/I_{i,k}$ 的值对每个单模型由大到小排序；
- c、取 M 个模型中的前 N 个作为背景像素模型。

2.2.3 讨论

前面讨论的算法主要针对视频监控和目标跟踪等一般应用，如飞行器的监视与跟踪、陆地运动车辆、坦克等的检测与跟踪及各种场景下的视频安保监视系统等。这些应用与系统所涉及的序列图象一般具有以下特点：④、背景估计及目标的跟踪检测等都在获取序列图象的同时进行，因此要求算法具有一定的实时性；⑤、背景受各种时空环境的影响而受到较大的噪声污染；⑥、跟踪检测的目标较单一和恒定，位移和大的形态改变一般不同时发生等。

2.2.1中讨论的背景图象估计法，其基本的思想是对序列图象进行加权和/或平均，得到的背景图象基本是原始背景的近似，目标运动缓慢的情况下将在提取的背景图象中形成较严重的运动阴影，如图2.1所示。

实验表明，2.2.2节的自适应背景模型估计法不论是对光刻模型还是砂岩真实微观模型的序列图背景模型估计都会取得较好的效果，但是计算量大，时效不高，且没有结合本系统序列图象所具有的特点。因此下面将在分析本微观序列图象特征的基础上，提出一种新的有针对性的时效较高的背景图象估计算法。

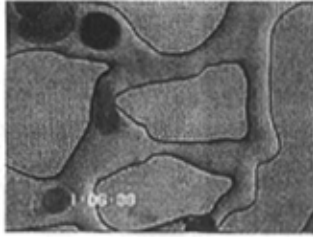


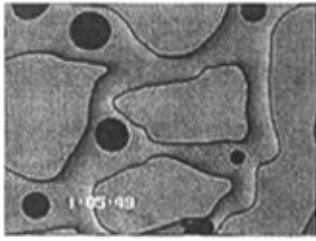
图2.1 背景估计法提取图

2.3 本系统涉及微观序列图的特点

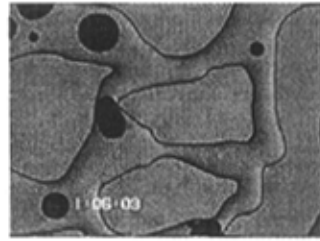
如图 2.2 所示, 本微观驱替系统涉及的微观序列图象具有这些特点: 1)、序列图象的摄录和对图象的量化分析是一前一后分开进行的; 故在进行背景估计、宏微观图象的配准和运动油珠的检测、跟踪等处理分析时, 所需的图象都是已知的; 2)、相对油珠的运动而言, 模型的骨架背景较稳定, 受噪声污染小; 3)、序列图象中存在很多的运动油珠, 且在它们运动的过程中, 部分会产生合并和分化; 4)、孔隙中并非所有的油珠都按一定的路径运动, 部分油珠会在其中沉积、徘徊; 5)、由于孔隙的不规则和驱油压力的不恒定等因素, 油珠在孔隙中运动产生位移的同时发生形变。

上述序列图象具有的这些特点对背景图象的估计等后期工作将带来下面的影响。有利的方面如: 系统量化分析的实时性要求不高, 微观背景图的提取可基于整个序列图进行; 较稳定的、噪声影响小的骨架背景等有利于减少背景估计的计算量。同时对算法的实现会有这些不利: 运动油珠的合并、分化会给目标的检测跟踪工作带来额外的难度; 沉积、徘徊的油珠将被误认为背景区域而被提取; 检测跟踪的是非刚体特定目标, 因此跟踪目标的特征不容易描述和提取。

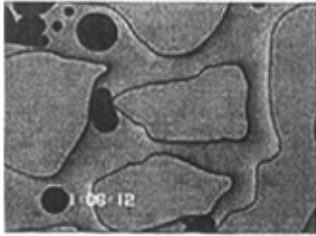
图 2.3 是 59 帧微观序列图中油珠运动的合成效果图。从图中可以看出: 模型骨架背景较稳定; 运动油珠和背景反差较明显; 油珠在孔隙中运动较缓慢, 导致帧间运动油珠的重叠较严重等。



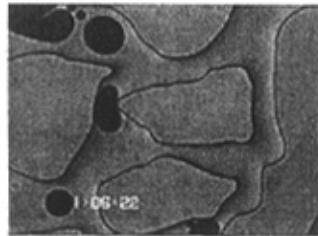
第 1 帧



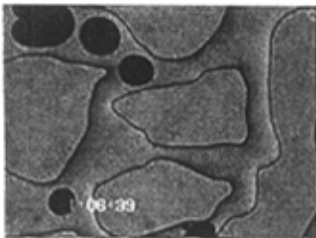
第 11 帧



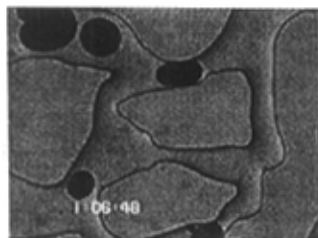
第 21 帧



第 31 帧



第 41 帧



第 51 帧

图 2.2 摄录的微观序列图(部分)

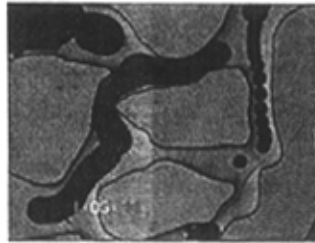


图 2.3 油珠运动合成效果图

2.4 基于统计平均的盲修正背景提取法及效果分析

针对前面序列图特征的分析 and 已有算法的讨论, 本文提出了一种基于统计平均的盲修正背景提取算法。该算法主要分三步进行:

第一步: 对整个序列图象利用式(2.21)求取背景估计图象中每像素点的均值:

$$B(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i(x, y) \quad (2.21)$$

第二步: 对上步中获得的 $B(x, y)$ 进行逐像素点的修正:

```
for x=0 to x=xmax-1 {
  for y=0 to y=ymax-1 {
    for i=1 to i=N { // N 为序列图象帧数
      if (B(x, y) < fi(x, y))
        B(x, y) = fi(x, y)
    }
  }
}
```

第三步: 修正油珠沉积、徘徊区域的像素点: 首先将 $B(x, y)$ 中残留油珠区域提取出来, 并形成二值图象 $G(x, y)$, 再用 $G(x, y)$ 周边的 $B(x, y)$ 对应点置换。

```
for x=0 to x=xmax-1 {
  for y=0 to y=ymax-1 {
    if ((G(x, y) = 目标像素) && (G(x', y') ≠ 目标像素))
      B(x, y) = B(x', y')
  }
}
```

现对该算法作如下说明:

- 1)、第一步实际上是对序列图象作了均一权值的统计平均;
- 2)、如果整个序列每一帧图象在某一像素点 (x, y) 上一直没有运动油珠经过, 则统计均值与实际背景像素值非常接近;

3)、如果运动油珠经过某一像素点 (x, y) ，则经过第一步后，该点灰值就会比实际背景值小；

4)、第二步对 $B(x, y)$ 进行修正，具体的操作就是对 $B(x, y)$ 与 $f_i(x, y)$ 逐帧逐像素点作比较，获得最接近真实背景的像素值。

5)、对整个序列图中的油珠沉积区域作近似替换，使得提取的背景图象整体上更接近模型骨架。

利用这种方法对图 2.2 所示的序列图进行处理，其提取效果如图 2.4 所示：

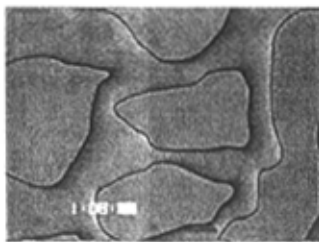


图 2.4 背景提取图

从图 2.4 中可以看出：模型骨架背景的轮廓和像素值都有很好的保持；运动油珠的前景信息去除的很干净。实验表明，获取的背景图象能很好地用于后期的图象配准、运动油珠的检测和跟踪等工作。

从算法本身来说，使用该算法避免了前面单纯 N 帧统计平均算法那样留下的运动阴影；且与用式(2.3)区分像素类别的方法相比，也不需要人为设定、调整变化阈值 $Thresholding$ 和修正速度因子 α ，这样既减少了计算量，也免除了人为的反复干预，在系统的实际操作分析中具有很好的稳定性和时效性。

这种基于统计平均的盲修正背景提取方法，主要特点及优点是利用了整个序列图在背景提取时全部已知的特点，且不需要额外设定阈值或修正因子。

用这种算法对另一微观序列图(图 2.5)进行背景提取，提取的背景如图 2.6 所示。实验表明，本算法对系统摄录的微观序列图有很好的普适性。

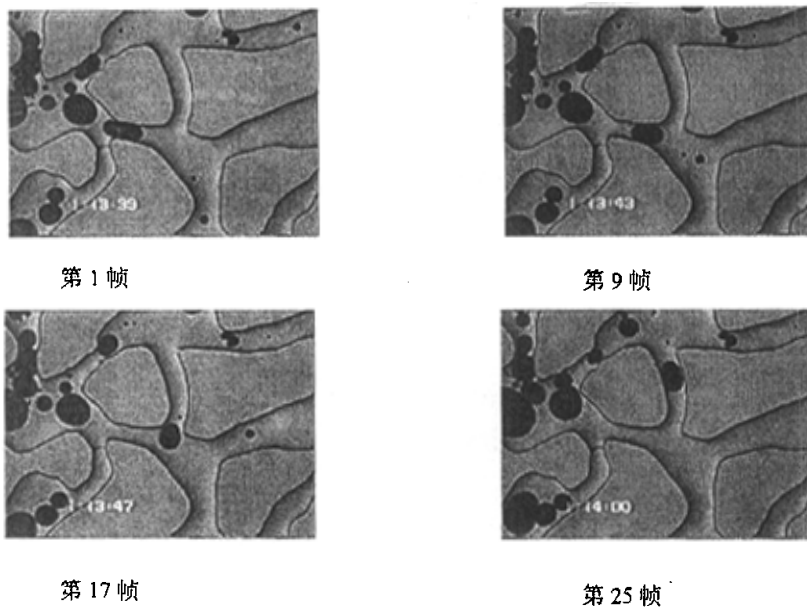


图 2.5 序列微视图 2(部分)

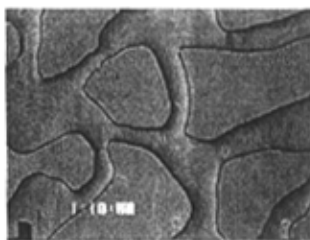


图 2.6 序列微视图 2 的背景提取图

2.5 本章小结

本章针对微观模拟驱替动态图象分析系统中微观序列图象的特点，分析了现有的背景图象估计和背景模型建立算法，在综合考虑系统序列图象特点和现有算法优缺点的基础上，提出了一种新的基于统计平均的盲修正背景提取方法。经实验和实际系统使用表明，该算法能取得较理想的背景图象的估计图。

第3章 宏微观图象的配准

3.1 引言

图象配准是在图象处理研究中的一个很重要的研究方向,也是20多年来计算机视觉领域中一个活跃的研究课题。在机器识别过程中,常常需要把不同传感器或在不同时间或不同成像条件下对同一景物获取的两幅或多幅图象在空间上对准,或是根据已知的模式寻找另一幅图象中相对应的模式,这就需要用到图象配准技术^[9]。通常把图象配准问题理解为将取自同一景物的两幅或多幅图象在几何空间上进行“对准”。但在很多应用场合下,必须考虑图象之间的空间坐标变换,诸如旋转变换、比例变换、投影变换等等,而导致的待配准图象之间发生旋转和扭曲等变形,使得配准问题变得更加复杂。

为了更全面地了解和研究岩石孔隙结构特征、剩余油分布特征及其驱替过程中剩余油的渗流特征,我们需要将在不同放大倍数下摄录的宏微观图象进行配准,进行运动油珠迹线的比对描述等分析和特征参数获取。

本章各小节安排如下:先就与本文有关的图象配准技术基本理论方法作简单介绍,再简要描述不同倍率的宏微观图象配准问题的课题背景,紧接着讨论基于尺度空间的图象配准技术,而后提出适合本文待配准图象的匹配算法,最后对算法和实验结果作简要分析并小结。为了方便叙述,将上一章提取的高倍率的背景图象也称为模板图象或模板 $T_{M_T \times N_T}(x, y)$, 将低倍率的孔隙图象也称为待配准图象或基准图 $R_{M_R \times N_R}(x, y)$; 因此本章的图象配准与模板匹配是同一语义。

3.2 图象配准算法

图象配准主要通过模板和待配准图象之间的相似性度量来确定它们的相对位置^[10]。

按配准使用的图象特征信息层级,配准算法可大致分为如下两类^[11]: ①、基于图象灰度信息等原始数据的算法。如空间域灰度相关技术中利用两个图象的

相关函数评价它们的相似性以确定匹配位置，包括归一化互相关、统计相关、平均绝对差、平均平方差等；基于FFT频率域的频域相关，包括相位相关和功率谱相关等；不变矩和序贯相似度检测算法(SSDA)等；⑥、基于图象特征信息的算法。如具有明显闭合边界的如森林、湖泊、草地、建筑等重要区域特征，物体边缘线、轮廓线、线段等线特征，视场中的明显点、角点、线交点或其它兴趣点等点特征。这类基于特征检测配准算法的关键在于找到那些易于识别和区分的特征信息，然后利用特征信息集间的相似性度量找到模板在基准图象中的匹配位置。除了上述两类基本的算法外，近年来利用图象的高级特征又发展了一些配准算法。这类算法主要是利用图象特征间的几何约束，将特征属性值之间的简单比较作为相似性度量进一步提高匹配算法的速度，如图匹配法、松弛法和能量最小化法。如关系匹配中子图同构使用低级特征间的相互关系^[12]；基于约束的树搜索通常是深度优先搜索依靠解译树寻找局部一致的匹配^[12,13]。基于多尺度的特性匹配对图象信息引入多种级别的抽象，遵循先轮廓后细节、先宏观后微观、先易于辨认的部分后较为模糊的部分的等人类视觉成像规律，能够提高图象配准的可靠性，故这种金字塔似的、基于多分辨率分析的图象配准技术已成为当前的前沿课题之一^[14,15]。

3.2.1 基于图象灰度信息的配准算法

在图象之间的灰度信息或灰度统计信息等相似的情况下，配准算法主要有互相关法、直方图法、序列度量法、统计矩法、投影法、傅立叶变换相位法等。

一、互相关法

互相关法^[5]要求模板和待匹配图象具有相近的尺度和亮度信息。其基本思想是计算模板和基准图的互相关值，该互相关值取最大时的模板位置决定了模板在基准图中的位置。互相关的定义有如下两种形式：

$$C(i, j) = \frac{\sum_x \sum_y T(x, y) R(x+i, y+j)}{\sqrt{\sum_x \sum_y T^2(x, y) \sum_x \sum_y R^2(x+i, y+j)}} \quad (3.1)$$

$$C(i, j) = \frac{\sum_x \sum_y (T(x, y) - \bar{T}(x, y))(R(x+i, y+j) - \bar{R}(x+i, y+j))}{\sqrt{\sum_x \sum_y (T(x, y) - \bar{T}(x, y))^2 \sum_x \sum_y (R(x+i, y+j) - \bar{R}(x+i, y+j))^2}} \quad (3.2)$$

以上两式计算的都是归一化相关系数。由于此方法需要计算大量象素之间的相关运算，所以算法虽然简单但是极为耗时。为此已经提出了很多的加速算法，如：FFT相关法、模板与基准图象差的绝对值法、序贯相似度检测法(SSDA)、多分辨率分析的互相关法等等。

二、直方图法

直方图反映了图象中像素的分布特性，能够给出图象的概貌性描述。设 $h_T(z)$ 和 $h_R(z)$ 为两幅图象的灰度直方图，则通过衡量 $h_T(z)$ 和 $h_R(z)$ 的数字特征就可以判断两幅图象是否相似。但是由于直方图是一维信息，不能反映图象的二维灰度变化，因而不相似的两幅图象可能具有完全一致的直方图，而完全不相似的两直方图也可能具有相同的数字特征。鉴于灰度直方图的这些缺点，引进边缘梯度一方向直方图。其构造为：先微分图象求得边缘的梯度和方向，然后作出边缘梯度一方向直方图，对这种直方图进行相似性度量。文献^[16]中提出的一种基于直方图的图象配准技术，其算法描述如下：首先由链码表示边界轮廓；再由局部直方图计算出曲率函数，即用曲率函数表示轮廓；然后由Fourier级数表征曲率函数，达到降维的目的，并由选取的Fourier系数构成特征向量；最后通过特征向量间的相似性度量进行配准。

三、序列度量法

序列度量^[17]衡量的是两个序列的相对顺序，而与两序列取值的相对比率无关。在图象配准中，序列度量不依赖于图象数据灰度级的大小，而仅仅由窗口数据的相对排列顺序决定。在文献^[17]中定义了两种常用的序列度量：Kendall的 τ 度量和 Spearman 的 ρ 度量。Kendall 的 τ 度量衡量的是两序列中顺序不一致的个数，而 Spearman 的 ρ 度量衡量的是二序列排列顺序之间的欧氏距离。它们虽然对随机外部数据如噪声等不敏感，但是如果由诸如光照不均而引起序列的排列次序发生改变，所得到的序列度量值也会发生巨大的变化。因此这两种序列度量在图象配准算法中是不适用的。Bhat 和 Nayar^[18]把序列度量应用于图象配准算法中，定义了一种全新的序列度量：除继承上述两种序列度量的所有优点外，在二序列排列顺序发生改变时仍能够把握它们的全局相对顺序。

四、统计矩法

在图象处理中,可以使用不同阶次的统计矩计算模板的位置、方向和尺度变换参数^[5]。由于高阶矩对噪声和形变等非常敏感,因此常用低阶矩来实现图象配准。矩定义为:

$$m_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (3.3)$$

其中, $f(x, y)$ 为图象 $T_{M_T \times N_T}(x, y)$ 或 $R_{M_R \times N_R}(x, y)$ 在 (x, y) 的灰度。当图象发生平移变化时, m_{pq} 也将发生变化。为使 m_{pq} 具有平移不变性,改进的 m_{pq} 定义如下:

$$u_{pq} = \iint (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) dx dy \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (3.4)$$

$$\text{其中: } x_0 = \frac{\iint x f(x, y) dx dy}{\iint f(x, y) dx dy} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad (3.5)$$

$$y_0 = \frac{\iint y f(x, y) dx dy}{\iint f(x, y) dx dy} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (3.6)$$

u_{pq} 称为图象的 $(p+q)$ 阶中心矩,具有平移不变性^[5],但是对旋转仍然敏感。Hu^[5]通过组合二、三阶矩,给出了七个对平移和旋转都不变的矩特征:

$$\alpha_1 = \mu_{02} + \mu_{20} \quad (3.7)$$

$$\alpha_2 = (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2 \quad (3.8)$$

$$\alpha_3 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2 \quad (3.9)$$

$$\alpha_4 = (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \quad (3.10)$$

$$\alpha_5 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12}) \left[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2 \right] + (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03}) \left[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \right] \quad (3.11)$$

$$\alpha_6 = (\mu_{20} - \mu_{02}) \left[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \right] + 4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}) \quad (3.12)$$

$$\alpha_7 = (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12}) \left[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2 \right] + (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}) \left[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \right] \quad (3.13)$$

但上述7种矩特征都不具有尺度不变性。文献^[19]通过归一化 $\alpha_1 \dots \alpha_7$ 、 u_{pq} 和

m_{pq} 实现了统计矩特征的尺度不变性, 并利用圆形窗口内的归一化矩特征, 使发生平移、旋转及尺度变化的图象配准简化为一般的平移模板配准。

五、投影法

Alliney和Morandi采用基于x和y轴投影的方法^[20], 把二维图象配准过程转化为一维数据的配准过程, 并使用快速傅立叶变换(FFT)加速配准过程。在图象配准过程中, 可选择不同方向上投影的最大或者最小值, 也可选择投影数据的互相关函数值作为相似性度量实现配准操作。由于投影算子对图象的旋转变换很敏感, 可以采用具有旋转后圆周上各点灰度值的累加和不发生改变性质的弧投影实现旋转不变性。

六、基于傅立叶变换的相位法

经过傅立叶变换, 图象由空域变换至频率域, 其中傅立叶变换的相位特性在配准中能得到较好的输出信噪比和输出最大峰值, 比空域具有更好的精度和可靠性^[21]。

图象经过傅立叶变换后获得其幅度信息和相位信息。对图象 $T_{M_T \times N_T}(x, y)$ 和 $R_{M_R \times N_R}(x, y)$, 其傅立叶变换分别为 $F_T(u, v)$ 和 $F_R(u, v)$, 当它们之间存在位移: $R(x, y) = T(x - x_0, y - y_0)$, 其傅立叶变换为:

$$F_R(u, v) = F_T(u, v)e^{-j2\pi(ux_0 + vy_0)} \quad (3.14)$$

$$\text{设: } F_Q(u, v) = \frac{F_T^*(u, v)F_R(u, v)}{|F_T(u, v)||F_R(u, v)|} = \exp(j(\theta_R(u, v) - \theta_T(u, v))) \quad (3.15)$$

其中: $\theta_T(u, v)$ 和 $\theta_R(u, v)$ 分别为 $F_T(u, v)$ 和 $F_R(u, v)$ 的相位谱。当图象发生位移时, 其幅度谱不变, 由式(3.15)可得:

$$F_Q(u, v) = \exp(-j2\pi(ux_0 + vy_0)) \quad (3.16)$$

上式的傅立叶反变换在点 (x_0, y_0) 处为冲激响应, 因而可根据该响应峰值获得配准点位置。如两幅图象间存在旋转, 通过修改上述各式仍可通过峰值点进行配准。

3.2.2 基于图象特征信息的配准算法

上面介绍的基于图象灰度信息的配准方法, 有以下难以克服的不足: ④、相似性度量曲线较为平缓, 较难获得准确的模板配准位置; ⑤、对图象灰度变化、

比例变化、旋转和扭曲及遮挡等很敏感。而基于图象特征信息的配准方法由于以下特点可以避免上述方法的缺点^[22]：④、图象特征与象素点相比在数量上要少得多；⑤、特征间的匹配度量随位置变化尖锐，容易找到准确的配准位置；⑥、特征提取对噪声影响、灰度变化、形变和遮挡等有较强的适应力。故基于特征的图象配准方法在实际中的应用越来越广泛，通常所使用的特征有：闭合轮廓线、边缘线段和诸如明显点、角点、边缘点、线交点等信息基元。

3.2.2.1 闭合轮廓线配准法

闭合轮廓线配准法中常使用Fourier描述子^[5]和HRP(High Resolution Pursuit)描述子。

使用Fourier描述子描述特征曲线，具有某些不变性。如果描述曲线的离散点数为2的乘方，则Fourier描述子可用基数为2的FFT求得。用Fourier描述子描述闭合轮廓曲线上的各点位置，对曲线的旋转、平移和尺度变换具有一些特征，可以用来计算曲线间的变化参数。如果将闭合曲线看成是周期变化的曲线：

$$c(s) = x(s) + iy(s)$$

其Fourier描述子为：

$$C(k) = \sum_{s=0}^{N-1} c(s) \exp(-i(\frac{2\pi sk}{N})), k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3.17)$$

$$c(s) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} C(k) \exp(i(\frac{2\pi sk}{N})), s = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3.18)$$

很明显， $C(0)$ 是曲线的重心。可以证明，该算子幅值对旋转和平移具有不变性，相位对于缩放具有不变性，且这些特性仅适用于均匀采样的曲线。如果数字图象像素点处于直角坐标的网格上时，提取的特征曲线是八连通邻域曲线，其采样间隔是不均匀的，除了与平移参数有关的幅值信息是可靠的外，相位特征是极不准确的；而且当曲线之间存在尺度变换而点数不同时，直接用Fourier描述子计算尺度和旋转参数也比较困难。改进的方法是利用曲线中心距离的Fourier描述子特性计算图象间的变换参数。

HRP描述子是Jaggi等^[23]提出的一种基于闭合边界的图象配准算子。他们使用自适应近似器HRP近似图象的闭合边界，提取HRP特征，组成表征闭合边界

的特征向量，通过向量间的相似性度量实现图象间的配准运算。与Fourier描述子特征反映的是轮廓线的全局特征不同的是，HRP特征反映的是闭合边界的局部特性，故能较好地处理轮廓线的局部变化和遮掩。另外，表征轮廓线所需要的HRP特征数远远小于Fourier描述子特征数，降低了算法的复杂度。HRP描述子图象配准首先是把变化轮廓线转化为一维表示，一般选用边界点与轮廓线中心距离CDP(Centroidal Distance Profile)，其定义如下：

$$f_{CDP}(n) = \sqrt{(x(n) - X_C)^2 + (y(n) - Y_C)^2} \quad (3.19)$$

其中 (X_C, Y_C) 是轮廓线的中心， $(x(n), y(n))$ 是轮廓线上的点。

HRP描述子的基本思想是把函数分解成为某个扩展函数集上重要组成元素的累加和。扩展函数集可自由选择如样条函数、小波函数和小波包等；重要组成元素是那些使得HRP相似性度量最大的元素。

3.2.2.2 边缘线配准法

边缘可以由区域分割等不同分割算法、边缘检测算法等得到。采用边缘线段的优点是孤立边缘点的位置偏差对边缘线段的影响很小，另外还可显示地加入边缘连接性约束。例如基于区域分割的闭合曲线特征提取，将曲线重心点作为特征点，进行图象配准。由于重心点由曲线上所有点左边的均值得到，因此可平滑掉噪声的影响，确定比较准确的重心控制点对，如可利用多个边缘的重心和半径加权重心作为特征点进行基于最小均方误差的图象配准。Ayache等^[24]提出的HYPER算法可以处理部分遮掩情况，且对光照条件要求不高；由边界提取算法提取模板和基准图的边界线段，进而选取一些连续的边缘线段集合表征模板和基准图来进行图象配准。自从Barrow首次把一种快速欧氏距离计算方法—Chamfer距离—引入到图象配准中以来，Chamfer距离便逐渐成为在图象配准中经常使用的相似性度量之一；后来Borgefors提出了一种基于多分辨率方向的Chamfer边缘配准方法^[25]。与传统的Chamfer配准方法相比，具有如下优点：④、根据Chamfer距离定义，误配准明显减少；⑤、多分辨率分析的应用，图象由粗到精地进行Chamfer配准，低分辨率上的配准结果指导高分辨率上的配准搜索过程，大大加速了算法的执行。Chamfer配准过程是对二值边缘图象作

距离变换, 并生成距离图, 而图中各点的象素值为该点到边缘的欧氏距离。

3.2.2.3 特征点配准法

一般, 特征点配准是这样定义的: 设 A 、 B 是要配准的两个点集, Γ 是参数变换空间, 点配准的任务就是找到某一变换参数 $\tau \in \Gamma$, 使得 $\tau(A)$ 与 B 按照某种相似性度量最大(或者距离度量最小)。特征点配准问题在计算机视觉、模式识别和计算几何等领域都有较深入的研究, 并且已经提出了大量算法。主要分为两类:

一类是建立模板和基准图象的特征点集之间的点对点关系^[26], 然后计算对应点之间的相似性度量来确定图象是否配准。如最小均方误差配准法利用图象中的对应特征点, 通过解特征点的变换方程来计算图象间的变换参数。Chang 等提出的快速图象特征点配对方法^[27], 实现图象的点配准。如果不知道图象特征点间的对应关系, 使用该方法能自动找到它们之间的一一对应关系, 再通过解变换方程得到图象的变换参数。快速点匹配方法能充分利用点与点之间的相互关系来减少参数空间维数, 可大大提高参数搜索速度。这类算法虽然精度较高, 但计算复杂度也较高。特别是当特征点数目超过上百个或参数变换空间维数很高时, 计算时间将成倍增加, 难以达到实时要求。另外, 倘若在特征提取过程中产生虚假特征点或者丢失特征点, 基于点对点对应的配准算法将很难给出正确的结果。

第二类是无须建立显示的点对点关系。Borgefors^[28]采用 RMS 均方根距离测度, 证明了 RMS 能得到比距离样本的中位数、算术平均和最大值相比少得多的极小点, 且能容忍少量的边缘丢失和遮掩所造成的干扰。Huttenlocher 先后提出的 Hausdorff 距离、部分 Hausdorff 距离(PHD)等概念, 是衡量二点集相似性的有效度量^[29]。Hausdorff 点配准算法使用全部特征点, 仅需计算二点集之间的最大距离, 而不需要建立点对点之间的对应关系, 所以能有效处理含有很多特征点的情况。通过距离变换, 可以大大加速算法的执行过程, 计算实时性高。而 PHD 使用全部距离样本的固定分位数来比较模板与基准图象, 可有效地处理遮掩和外部点存在的情形。但是分位数的选取会极大地影响 PHD 的使用效果, 除非有很好的先验知识, 否则其使用效果一致性较差, 且对抵抗 Gaussian 噪声的

能力较差。近年来,国内外基于 Hausdorff 距离的研究文献很多,期望改进后的距离算法能弥补上述缺陷。如: Dubuisson 等提出的 MHD 距离将最大运算修正为距离样本的均值,且对 Gaussian 噪声具有较好的抗干扰性; Olson 等提出的顾及边缘方向的 PHD 距离同时计算边缘点在位置和局部方向上的差别,大大降低了复杂背景中目标识别的误配准率。

3.3 不同放大倍数图象的配准问题

正如前面小节所介绍,图象配准问题是过去 20 多年中计算机视觉领域一个活跃的研究课题;但现有的大部分算法研究的对象是在微小的视点位移、旋转、形变等情况下对同一视域的成像图。因此,待配准的图象间具有相当的分辨率或者较一致的放大倍数,配准过程中提取的灰度或特征信息具有相同的尺度。本章后面部分主要讨论具有不同放大倍率的两幅图象配准问题。

我们知道,视场中任一 3D 目标成像的分辨率由两个因素决定:成像物镜的焦距 f 和物镜到目标的距离 d 。图象的分辨率随着 d 的减小和/或 f 的增大而提高,反之降低;因此,可用 $r = f/d$ 这个较好的、近似一阶的算子来衡量图象分辨率的相对大小。试验中,在观察微观驱替过程的同时,我们通过选择不同的物镜改变焦距 f 或/和调节变焦旋钮改变物镜到模型岩石薄片的距离 d 来获取感兴趣的驱替宏观或微观序列图象。需要指出的是,微观图只对应着宏观图中一个小区域,且很难确定这个区域的位置和大小。本章着重讨论这种不同倍率的图象匹配算法,并期望获得较好的图象配准效果。讨论的高倍率图象即是第二章从微观序列图象中提取的骨架“背景”图象 $T(x,y)$,低倍率图象即是摄录的宏观孔隙图象 $R(x,y)$,它们具有较大的倍率 r 差 ($r_T \gg r_R$),其比 r_T/r_R 接近 10。

在这种情况下,基于图象特征配准算法的搜索空间比前面介绍的经典图象配准算法更大、更复杂;而且,由于以下原因:①、特征检测和匹配都是依赖于图象分辨率的过程,②、高倍率图象只对应低倍率图象的一个小区域,因此后者中含有很多与前者不相匹配的特征信息,③、由于有关高低倍率图象的深度信息不够,很难建立和估计匹配映射函数及其参数,先前经典图象配准方法

不能较好地解决本课题涉及的配准问题。为此，本文采用的第一个方法是：a、建立高倍率图象的尺度空间表示，b、将高倍率图象的尺度空间表示与低倍率图象进行配准。图象的尺度空间表示可通过用具有可变方差(尺度因子)的高斯核函数滤波(平滑)图象而获得，这样高倍率图象就可用具有不同尺度因子的离散的图象集合来描述。在这种描述的前提下，“一对一”的图象配准就变为“一对多”的图象配准。在下面的小节中详细讨论了这种算法：④、图象点特征或兴趣点及其相关描述符的尺度空间表示；⑤、从高倍率图象到低倍率图象对应区域映射几何模型的建立；⑥、待配准图象的点对点配准策略及图象区域间几何映射的鲁棒估计。

3.4 基于尺度空间理论的图象配准技术

~~多分辨率~~^{多分辨率}来解释图象结构的图象金字塔^[30]是一系列以金字塔形状排列的分辨率逐步降低的图象集合。这种类似于人类视觉感知机理的由粗到精的特征提取策略及图象分析方法已有深入的研究和广泛的应用。Witkin 和 Koenderink 认为图象尺度是连续的，并在图象高斯金字塔的基础上提出了图象结构不同尺度的扩散方程表示等，后来就发展成了我们现在熟知的尺度空间理论(Scale-Space Theory)^[31]。

3.4.1 尺度空间理论及高斯核

尺度空间理论的基本思想是通过对原始图象进行尺度变换，获得图象多尺度下的尺度空间表示序列；对这些序列进行尺度空间主轮廓的提取，并以该主轮廓作为一种特征向量，实现边缘、角点等的检测和不同分辨率上的特征提取等。尺度空间表示是一种基于区域而不是基于边缘的表达，它不需关于图象的先验知识。与通过减小图象尺寸而降低计算复杂度的多分辨率表达相比，尺度空间表示由平滑获得，在所有尺度上都保持了一致的空间取样；但对同一特征而言，它在粗糙尺度上比在精细尺度上对应更多的像素点，这样就使得对这些数据的计算任务得到连续的简化。

尺度空间核是尺度空间理论的一个重要概念，其定义为：对于某一已知信

号 f ，若它与变换核 K 相卷积后所得信号

$$f' = K * f \quad (3.20)$$

的极值数(一阶微分过零点数)不超过原图象的极值数，则称 K 为尺度空间核，所进行的变化称为尺度变换，或称对信号的尺度空间表示。可以证明，高斯核是实现尺度变换的唯一变换核：

$$g(x, \delta) = \frac{1}{2\pi\delta^2} \times \exp\left(-\frac{x^T x}{2\delta^2}\right) \quad (3.21)$$

δ 是 Gaussian 核函数的方差，或称 Gaussian 变换的空间尺度因子。 δ 越小，则函数越“集中”，即平滑的范围越小；反之越大。离散信号的尺度空间表示为

$$F(x; s) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} K(n; s) f(x - n) \quad (3.22)$$

其中 $K(n; s)$ 为离散高斯核， s 为空间尺度，且 $s = \delta^2$ 。考虑到该离散尺度空间核 $K(n; s)$ 满足子集特性和对称性，可推导出完整的归一化离散高斯核^[38]：

$$\begin{aligned} K(n; s) &= e^{-s} I_n(s), \\ I_n(s) &= I_{-n}(s) = (-i)^n J_n(is) \quad n \geq 0, s > 0. \end{aligned} \quad (3.23)$$

二维情况为：

$$F(x, y; s) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} K(m; s) \sum_{n=-\infty}^{\infty} K(n; s) f(x - m, y - n), \quad (3.24)$$

$$K(n; s) = e^{-s} I_n(s) \quad s > 0.$$

根据视觉前端系统尺度空间理论^[31]，高倍率图象 $T(x, y)$ 的多尺度表示即是 $T(x, y)$ 与上述具有不同尺度 s 的高斯核函数的卷积。

3.4.2 几何建模

不失一般性，我们假设摄录的高倍率微观图中任一3D物体的成像物距相同，因而认为它们具有一致的分辨率。但很明显，这种假设对低倍率的宏观图并不成立，因为其中包含很多处于不同物距上的特征信息。这样本节的配准任务就是在低倍率图象中找到一个与高倍率图象相对应的区域。可这样认为：模板图和基准图之间的映射为某一平面投影变换，而这个平面投影变换的可用一个 3×3 的齐次满秩矩阵 H 来表示。

设 m , n 分别为低倍率宏观孔隙图 $R(x,y)$ 及高倍率的微观背景图 $T(x,y)$ 中的点, 则 $R(x,y)$ 中对应于 $T(x,y)$ 的区域中的点应满足式:

$$m^m \approx Hn \quad (3.25)$$

而那些在对应区域之外的点 $m^{m'}$ 是不满足这个方程的。一般来说, 那些对这种平面投影变换具有不变性的图象描述子是很难估算的, 也就是说想要恰当地在待配准图象中寻找满足式(3.25)的潜在点不是一件容易的事。为此, 进一步简化这个几何模型为:

$$m^m = \begin{bmatrix} h\cos\theta & -h\sin\theta & a \\ h\sin\theta & h\cos\theta & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} n \quad (3.26)$$

式中: θ 表示待配准图象间的旋转, (a,b) 为投影平面间的位移矢量, h 为相似性因子。

在实际运算中, 常用下面的二维矢量 \mathbf{x} , \mathbf{x}' 替代表示上述的三维矢量 n , m :

$$n = \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ 1 \end{pmatrix} \quad \text{及} \quad m = \begin{pmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}' \\ 1 \end{pmatrix}$$

将它们代入式(3.26)中, 有

$$\mathbf{x}' = h\mathbf{R}\mathbf{x} + \mathbf{t} \quad (3.27)$$

这里, \mathbf{R} 为 2×2 的旋转矩阵, \mathbf{t} 为映射变换中的位移矢量。

为了将用这种几何模型变换关联起来的两幅图象进行配准, 必须定义一种相似性度量。在实验中, 使用如下定义的相似相关性作为度量:

$$\sum_{\Delta p} [R(x' - \Delta p') - T(x - \Delta p)]^2 \quad x' \in R(x,y), x \in T(x,y) \quad (3.28)$$

式中, Δp 和 $\Delta p'$ 式相对于 x 及 x' 的偏移矢量。

用式(3.27)的 x' 及 $\Delta p' = h\mathbf{R}\Delta p$ 代入式(3.28)有:

$$\sum_{\Delta p} [R(h\mathbf{R}(x - \Delta p) + \mathbf{t}) - T(x - \Delta p)]^2 \quad (3.29)$$

这样, 在进行图象配准时, 必须找到尺度因子 h 、旋转矩阵 \mathbf{R} 和位移矢量 \mathbf{t} 以使此相似性度量值最小; 但是它们的搜索空间巨大且相关的非线性最小化过程必须处理四参数的代价函数。

3.4.3 基于尺度空间的特征检测及匹配

前面已经提到, 满足尺度不变的图象描述子很难计算, 下面的检测匹配策略将通过对高倍率图象建立离散的尺度空间表示来克服这个问题。这样, 一对多的图象配准主要有以下三个步骤: (i)、从两幅图中提取特征点集: (x_1, \dots, x_N) 和 (x_1, \dots, x_M) , (ii)、对这些点用诸如点与点之间的相关性进行恰当的特征表示, (iii)、找到与待配准图象(或图象的某一区域)一致的最大相关点集。以上的第三步是至关重要的, 也是该配准算法解决尺度不变性问题的关键^[35]。下面的讨论将采取一些策略以简化特征的检测与配准过程。

一、相似点检测

下面利用文献^[32]中提出的Harris点检测器进行相似点的检测。设模板图 $T(x)$ 和基准图 $R(x')$, $\mathbf{x} = (u, v)^T$, $\mathbf{x}' = (u', v')^T$ 。图象兴趣点的检测按如下步骤进行(以下各式中以 $T(x)$ 为例):

1、通过与标准差为 δ 的高斯核函数进行卷积, 计算图象在 u 、 v 方向上的微分 T_u 、 T_v 和 $T_u T_v$:

$$T_u(x, \delta) = T(x) * K_u(x, \delta),$$

$$T_v(x, \delta) = T(x) * K_v(x, \delta),$$

$$T_u T_v(x, \delta) = T_u(x, \delta) T_v(x, \delta)。$$

2、构造自相关矩阵 $AC(x, \delta, \tilde{\delta})$:

$$AC(x, \delta, \tilde{\delta}) = \begin{bmatrix} K(x, \tilde{\delta}) * T_u^2(x, \delta) & K(x, \tilde{\delta}) * T_u T_v(x, \delta) \\ K(x, \tilde{\delta}) * T_u T_v(x, \delta) & K(x, \tilde{\delta}) * T_v^2(x, \delta) \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

式中 $K(x, \tilde{\delta})$ 是一加权核函数。

3、如果步骤2中的矩阵 $AC(x, \delta, \tilde{\delta})$ 具有两个不相等的特征值, 即认为点 x 是检测到的待匹配相似点。也即是说由矩阵的行列式和迹组成的多项式:

$$C(x) = \text{Det}(AC) - \alpha \text{Trace}^2(AC) \quad (3.31)$$

式中 α 是一固定的参数, 如果 $C(x)$ 大于设定门限值 t , 即判 x 为上述目标检测点。

假设对基准图 $R(x')$ 和模板图 $T(x)$ 的进行了归一化处理, 使得两图象的“对应点”满足 $R(x') = T(x)$, 并先忽略掉待配准图象间的旋转因素, 于是有:

$$\mathbf{x}' = h\mathbf{x} + \mathbf{t}。 \quad (3.32)$$

经过上面的步骤(1)后, 则有:

$$hR_u = T_u$$

和

$$hR_v = T_v.$$

故高低倍率图象中检测到的兴趣点的 AC 具有如下关系:

$$AC_R(x', h\delta, h\tilde{\delta}) = \frac{1}{h^2} AC_T(x, \delta, \tilde{\delta}) \quad (3.33)$$

注意上述等式中计算图象 $R(x')$ 的 $AC_R(x', \delta', \tilde{\delta}')$ 中 $\delta' = h\delta$, $\tilde{\delta}' = h\tilde{\delta}$; 进而第三步中的 $C(x)$ 满足:

$$C_R(x') = \frac{1}{h^4} C_T(x). \quad (3.34)$$

二、高放大倍数(高倍率)图象的尺度空间表示

从前面的讨论可知, 高倍率图象的尺度空间表示可通过具有标准方差为 δ 的高斯核函数相卷积得到。若考虑到尺度因子 s 的影响, 则在 s 下, 图象 $T(x)$ 的尺度空间表示为:

$$T(x, s\delta) = T(x) * K(x, s\delta)$$

它在 u 、 v 方向上的一阶导数为:

$$T_u(x, s\delta) = T(x) * K_u(x, s\delta)$$

$$T_v(x, s\delta) = T(x) * K_v(x, s\delta)$$

我们的任务是将不同倍率的图象进行配准, 其关键的步骤就是找到高倍率图象适当的尺度空间表示。所以尺度参数 s 必须“吸收”掉前面特征点检测中的相似性因子 h , 这样才能将高低倍率图象中的特征对应起来。考虑到图象 $T(x)$ 尺度空间表示的分辨率将随着 s 的增加而降低, 这里设:

$$s = \frac{1}{h} \quad (3.35)$$

因此, 尺度空间特征点检测器就变成了如下的形式。由式(3.33)及上面的(3.35)就可以得到如下的自相关矩阵 $AC_s(x, s\delta, s\tilde{\delta})$:

$$AC_s(x, \delta, \tilde{\delta}) = s^2 K(x, s\tilde{\delta}) * \begin{bmatrix} T_u^2(x, s\delta) & T_u T_v(x, s\delta) \\ T_u T_v(x, s\delta) & T_v^2(x, s\delta) \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

$$C_s(x) = s^4 (\text{Det}(AC_s(x)) - \alpha \text{Trace}^2(AC_s(x))) \quad (3.37)$$

三、鲁棒性图象配准

前面已提到,这里的配准任务实际上是“一对多”的配准。高倍率图象 $T(x)$ 用具有不同尺度参数 s 的尺度空间表示且检测出特征点后,配准问题就变为对高倍率图象在不同尺度下提取的特征点集与低倍率图象对应特征点的相似性度量及判别问题。

常用的参数鲁棒性估计方法有马氏距离测量法(M-estimators)、最小均方(LMedS)测量法、RANSAC(RANdom SAmples Consensus)法等。考虑到本文对高倍率图象的各尺度表示提取的特征点数量巨大,而且配准时对应特征点所占特征点总数的比例只有20%或更小,所以采用RANSAC方法。RANSAC方法是一种鲁棒性的参数估计方法^[33]。它的基本思想是,首先对应于具体问题设计出某种目标函数,然后估计该函数参数的初始值,利用这些初始参数值把所有的数据分为所谓的“内点”(Inliers,即满足估计参数的点)和“外点”(Outliers,即不满足估计参数的点),最后反过来用所有的“内点”重新计算和估计函数的参数。RANSAC方法和传统的优化方法的区别在于:传统的方法先把全部的数据点作为内点而计算出初始参数值,然后重新计算并统计内点和外点;而RANSAC最开始是利用部分数据作为内点得到初始值,然后寻找数据集中所有别的内点。具体实现是:每次选出一组对应的特征点集($s=1,\dots,10$),先用一对点计算出变换参数 h,θ,a,b ,然后再利用这些参数把这组中所有的点都变换到另外一幅图上。如果两幅图上的一对点互为变换后的对应点,那它们就是该变换确定的一对对应点。若对应点的个数占区域中全部点个数的比例达到一定的阈值(这个阈值可用 s 的函数来表示),那就认为这组变换关系是可接受的,然后利用经该变换确定的对应点(即内点)以最小二乘的方法去重新求解变换参数。若对应点比例不能达到要求,则重新选择一组特征点,再去计算它们所对应的变换参数。

3.5 算法讨论及本系统待配准图象特点分析

在尺度空间理论的基础上,上节讨论了不同倍率图象的配准算法。该算法首先将高倍率的微观背景图象与具有不同尺度因子 s 的高斯核相卷积,得到高倍率图象的尺度空间表示;然后使用Harris点检测器进行特征点的检测,形成由不同尺度 s 标识的特征点集合;再将这个特征点集合与同样使用Harris点检测器对低

倍率宏观图象检测到的特征点进行鲁棒性映射配准,使用RANSAC法进行参数估计,找到最佳匹配时的模型参数 h, θ, a, b 。实验表明,该算法的普适性较好;对相似性因子 h 的变化适应范围较大(1~10)。

但是,这种配准算法同时也具有如下的局限性:

1、通过建立自相关矩阵 $AC(x, \delta, \tilde{\delta})$,并使用Harris点检测器进行特征点检测时,要使(3.34)式成立,需要对待配准图象对的灰值或各颜色分量进行归一化处理,且满足如下关系:

$$R(x') = T(x) \quad (3.38)$$

在一般自然环境中拍摄的景象,高低倍率图象的成像条件主要差别在物镜倍率和成像物距等方面,景象本身的光照等都是相同的,这种归一化处理还能较好地保持原图象特征信息。而在本显微图象的量化分析系统中,不论低倍率的宏观图还是生成模型骨架背景图象的高倍率微观图象都是在显微成像中拍摄的,物镜倍率、成像物距、视场光照等相差都较大,故对它们进行归一化处理且满足式(3.38)后,图象对的特征信息丢失较多,对后面特征点集间的鲁棒性配准带来很大的误匹配。

2、尽管算法对不同倍率图象具有较大的尺度适应范围,且有较高的配准率,但是在高倍率图象的尺度空间表示、特征点检测和鲁棒性配准等核心步骤中的计算复杂度较高,配准效率较低;虽然对真实模型宏微观图象的配准,该算法是一个较好的选择,但对激光刻蚀模型来说,时效性较低。下面我们将针对激光刻蚀模型的图象特点提出更有效的配准算法。

为了充分利用本系统宏微观图象的特点,保证配准率的基础上提高时效性,在提出本文的配准算法之前,让我们先看看待配准宏微观图象的特点。图3.1是上一章获取的高倍率的骨架背景估计图象,图3.2是模型骨架宏观图象。从微观背景估计图中可以看出,刻蚀岩石的周边轮廓清晰、突出,与岩石孔隙和岩石内部的颜色、灰值等的对比度都较高;而低倍率的宏观图中岩石颗粒也较大,颗粒之间粘连很少,区分度较高,岩石颗粒和刻蚀孔隙的颜色、灰值等的对比度也较高。如果采用3.4节的方法,检测出的特征点中外点数量特别庞大,特征点集合中内点常被隐埋,因而计算量大,时效低。



图 3.1 高倍率的骨架背景估计图

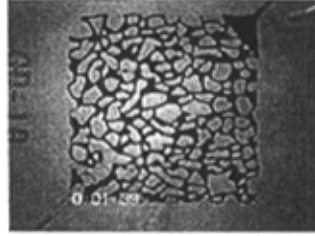


图 3.2 低倍率的模型骨架宏观图

针对系统图象的上述特点,本文提出了下面介绍的基于岩石颗粒特征的图象配准算法,该算法主要利用了具有完整边界的岩石颗粒的形状因子、面积、周长、长短径及其夹角、长径倾角及最大截距倾角等颗粒灰度和特征信息。下面就具体介绍这种算法的流程、描述及实验效果分析等。

3.6 基于岩石颗粒特征的图象配准算法及效果分析

3.6.1 算法流程及步骤

宏微观图象的配准算法的流程如图3.3所示:

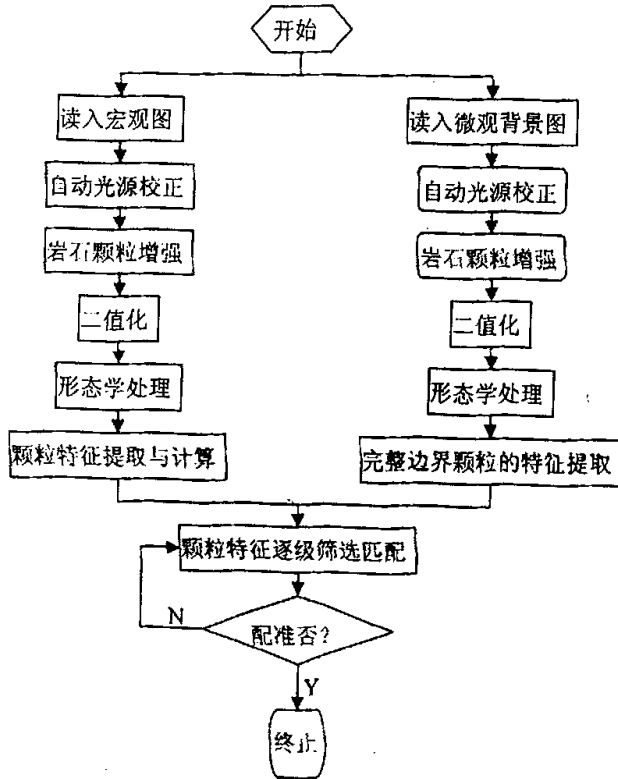


图 3.3 基于岩石颗粒特征的图象配准算法流程图

在进行数学描述及讨论前，我们先简要说明一下算法的执行步骤：

第一步：自动光源校正

由于受模型中岩石薄片与成像 CCD 头的非严格平行、点光源照射不均匀等因素的影响，摄录的图象存在边缘模糊、图象亮度分布不均匀等问题，影响颗粒的边界区分、参数计算等，因此需要先对图象进行自动光源校正预处理，修正不均匀的背景。这里主要对宏观图进行自动光源校正；而对微观背景估计图象，可根据图象的实际情况选用。

第二步：岩石颗粒增强

这一处理步骤主要是提高岩石颗粒和孔隙的对比度，以便能提取完整的岩石颗粒。图象增强有很强的“特定”性：针对不同的应用，使用的方法迥异。

本文使用空间域方法中的“自乘变换”和/或“指数变换”等对图象进行增强处理就可以获得较理想的效果。对微观背景估计图象，此增强步骤根据情况选用。

第三步：二值化

利用最大方差法^[39]求取最佳二值化阈值 *Thresholding*，并利用此阈值对增强后的图象进行二值化^[4]，获得岩石颗粒的二值图象。

第四步：形态学处理

对岩石颗粒二值图象进行噪声去除、间隙填充等数学形态学处理^[9]，以获得完整的连通颗粒二值图象：

第五步：颗粒特征计算与保存

高倍率的微观图：检取具有完整边界的岩石颗粒，计算并存储它们的重心坐标、面积、周长、形状因子、长短径及其夹角、长径倾角及最大截距倾角等特征参数；

低倍率的宏观图：统计计算并存储各岩石颗粒的重心坐标、面积、周长、形状因子、长短径及其夹角、长径倾角及最大截距倾角等特征参数。

第六步：基于颗粒特征的筛选及配对

由于颗粒形状因子、长短径夹角等对旋转具有不变性，所以首先以微观图中颗粒的形状因子为中心，在一定偏差范围 $\Delta\delta$ 内，粗选宏观图中的颗粒形成待选集合 Θ_1 ；再在以长短径夹角为中心，角偏 $\Delta\theta$ 范围内，剔除 Θ_1 中的多余颗粒形成集合 Θ_2 ；在集合 Θ_2 中，计算宏微观图中对应颗粒组的面积比 $\sqrt{\gamma_a}$ 、周长比 γ_p 、长径比 γ_l 、短径比 γ_s 等，寻找数据集 $\{\sqrt{\gamma_a}, \gamma_p, \gamma_l, \gamma_s\}$ 中方差最小的一组颗粒对为宏微观图中配准参考对。

第七步：配准参数的计算

记录配准时颗粒重心坐标对；取上步中 $\sqrt{\gamma_a}$ 、 γ_p 、 γ_l 、 γ_s 的均值作为宏微观图象的尺度比例 h ；计算颗粒对的长径倾角差 θ_1 、最大截距倾角差 θ_2 ，并取它们的均值作为宏微观图象的旋转角度 θ 。

3.6.2 本算法讨论及分析

1、光源校正的目的是修正背景不均匀的灰度，其原理为：假设一幅灰度图象 $f(x,y)$ ，对其进行很低频率的低通滤波，使图象中的高频部分即目标被滤除，得到背景图 $b_1(x,y)$ ：

$$b_1(x,y) = LPF(f(x,y)) \quad (3.39)$$

用原图与背景图 $b_1(x,y)$ 相减得到目标 $g(x,y)$ ：

$$g(x,y) = f(x,y) - b_1(x,y) \quad (3.40)$$

再将背景图 $b_1(x,y)$ 进行整幅图象的灰度平均，得到灰度均衡的背景图 $b_2(x,y)$ ，最后将目标 $g(x,y)$ 叠加到 $b_2(x,y)$ 上：

$$f'(x,y) = g(x,y) + b_2(x,y) \quad (3.41)$$

即可得到背景均匀的图象 $f'(x,y)$ 。低通滤波可采用大模板的领域平均，本文选用 19×19 的模板效果较好。

2、自乘增强和指数增强分别按式 (3.42) 和式 (3.43) 进行：

$$f'(x,y) = \frac{f^2(x,y)}{G_0} \quad (3.42)$$

通过式 (3.42) 使图象中灰值高于 G_0 的像素点更亮、灰值低于 G_0 的更暗，灰值等于 G_0 的不变，因此可通过调节门限灰度值 G_0 来增加或减小对比度。

$$f'(x,y) = \begin{cases} e^{f(x,y)} & f(x,y) \geq f_0 \\ f(x,y) & f(x,y) < f_0 \end{cases} \quad (3.43)$$

该增强算法则只对图象中灰值高于 f_0 的像素点进行指数运算而提高图象对比度。

3、二值图象 $f(x,y)$ 中目标的重心坐标 (\bar{x}, \bar{y}) 由式(3.44)求得：

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{\iint_R xf(x,y)dx dy}{\iint_R f(x,y)dx dy} \\ \bar{y} = \frac{\iint_R yf(x,y)dx dy}{\iint_R f(x,y)dx dy} \end{cases} \quad R \text{ 为目标所在区域;} \quad (3.44)$$

面积 A 为目标实体轮廓线所包围的区域面积, 周长 P 为实体边界轮廓线的长度, 长径 l 为过目标重心的最大距离, 短径 s 为过目标重心的最小距离。

最大截距为目标边缘上任意两点连线的最大距离; 长短径倾角是指长短径连线与 x 轴正向的夹角, 最大截距倾角是指最大截距连线与 x 轴正向的夹角。

4、目标二维形状的描述有很多种, 如 Fourier 描绘子、统计矩、模板匹配法^[6]等, 但通常它们的计算较复杂, 几何意义也不很明确。在一般的应用中, 常用形状因子来描述。形状因子有多种定义, 常见的有: 定量反映目标二维形状与圆的接近程度的 $PE = \frac{4\pi A}{P^2}$ 、 $RG = \frac{\bar{P}}{P}$; 衡量目标二维形状与圆和/或椭圆的

接近程度的 $AR = \frac{4A}{\pi \cdot l \cdot s}$ 等等。前面各式中 \bar{P} 为目标的等效圆周长 $P = \pi \cdot D$ (等效圆是指与目标具有相同面积的圆, 其直径就是所谓的等效圆直径 $D = 2 \cdot \sqrt{\frac{A}{\pi}}$)。本算法中选用 PE 形状因子。

5、本算法与 3.2、3.4 两节介绍的算法相比, 主要优点在于充分利用了待配准的宏微观图象的特点, 搜索空间小, 计算复杂度低, 且对图象的倍率差 $r (r_T \gg r_R)$ 在理论上没有限制(只要在图象中对岩石颗粒能完整提取)。与一般自然景象不同的是, 本系统摄录的宏微观图象中岩石颗粒有清晰的闭合边界, 易于目标的识别与提取。

6、从前面的流程及算法描述中可以看出, 本算法成功的关键在于准确地获取宏微观图中具有闭合边界的颗粒特征, 因此在进行配准前的图象校正、增强、二值化及数学形态学处理等对配准效果影响很大。

图 3.4 是待配准原始宏微观图象对; 表 3.1 为配准参考颗粒对的特征参数; 配准效果图如图 3.5 所示。



图 3.4 待配准高低倍率图象(左: 微观图; 右: 宏观图)

注: 图中标定颗粒为拟配准的颗粒参照对。

表 3.1 图 3.4 标识岩石颗粒特征参数

颗粒	面积	周长	形状因子	重心坐标		长径	短径	长径倾角	最大截距倾角
				(x	, y)				
微观	50282	991.0	0.64	460	259	334.5	164.8	-6.66	13.08
宏观	628	104.6	0.71	291	218	39.4	17.0	-32.01	25.28
比/差	80.07 (比)	9.47 (比)	0.07 (差)	169 (差)	41 (差)	8.49 (比)	9.68 (比)	25.35 (差)	12.2 (差)

注: 表中参数是在标尺 $1\mu\text{m}/\text{pixel}$ 下的值, 故周长、长、短径的单位为 μm , 面积的单位为 μm^2 ; 重心坐标 (x, y) 是以图象左上角为坐标原点。

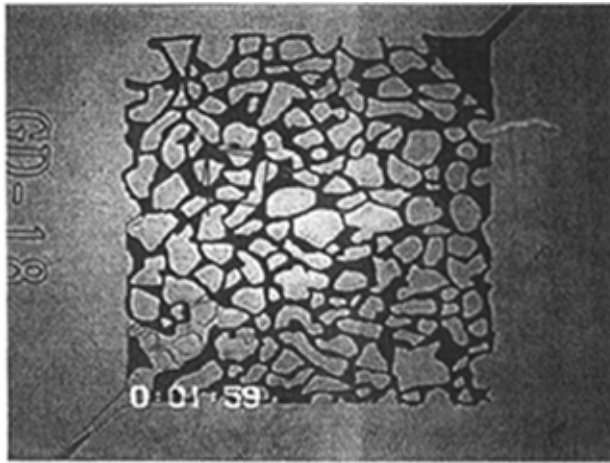


图 3.5 配准效果图

注: 图中红色矩形框即是对应的高倍率微观图在低倍率宏观图中的对应区域; 红色的

矩形框和蓝色的纵横坐标轴的夹角表明了微观图的旋转倾斜程度。

3.7 本章小结

本章对一般通用的图象配准算法进行了回顾与总结；阐述了本系统涉及的不同倍率图象配准问题，详细讨论了基于尺度空间理论的图象配准技术；在详尽分析并充分利用待配准图象特点的基础上，提出了算法复杂度较低，时效较高的基于岩石颗粒特征的图象配准算法；实验表明，使用该算法能获得满意的不同倍率的宏微观图象配准效果。就本文的真实砂岩微观模型而言，基于尺度空间理论的不同分辨率图象配准技术是一个较好的选择；而对激光刻蚀模型来说，本文提出的算法具有较大的优势，不但对实际的工程分析已经足够，时效高，且能提供前者不能提供的岩石颗粒特征数据，不论是对图象的配准还是对微观模型驱油机理和驱替液在孔隙中的渗流机理等研究都有很大的实用和参考价值。

第4章 运动油珠的检测、跟踪与迹线描述

4.1 引言

运动对象的检测与跟踪是数字图象处理技术的一个主要部分,它是计算机视觉、目标识别与跟踪、运动图象编码、基于内容的检索、安全监控等视频分析和处理运用的关键步骤之一。

运动目标的检测就是从被监视的场景中或摄录的序列图象中检测感兴趣的运动目标,并将其提取出来。其算法依据被监视或摄录场景与摄像头之间是否存在相对运动分为静止背景下运动目标的检测和运动背景下运动目标的检测两大类,本章主要讨论前者。目前,针对背景图象不变或静止不动的情况,所提出的检测运动目标的算法主要基于以下三个思路:第一类是基于帧间差异的算法;另外一类是基于当前帧图象与背景估计图象差异的算法;第三类是基于背景统计模型的算法,该类算法在处理场景中存在不断晃动的物体时有一定优势。目前虽然存在着各种各样的算法,但多数都是针对某一特定的场合提出,并且许多算法在诸如精确地检测和提取运动目标的轮廓方面、减少计算量方面等仍有许多值得改进的地方。针对本系统微观序列图象的特点,本章主要在第一、第二类算法的基础上讨论运动油珠的检测、提取方法。

所谓运动目标跟踪,就是在一段序列图象的每幅图象中找到感兴趣的运动目标所处的位置。在序列图象中进行目标跟踪一直是计算机视觉、图象处理和模式识别等领域中非常活跃的研究课题。在视频监视中运动目标的跟踪作用非常重要,因为它不但可以提供被监视目标的运动轨迹,也可为场景中目标的运动分析、场景分析等提供可靠的数据来源,同时运动目标的跟踪信息也可为运动目标的正确检测以及运动目标的识别提供帮助。本系统对微观模型岩石孔隙中的运动油珠进行跟踪,除可提供特定油珠在宏微观图中的运动轨迹外,还可为分析流体在多孔介质中的流动特性、孔隙水平上剩余油渗流规律、孔隙结构特征及其相互影响等提供可靠的分析数据。目前已经提出了许多目标跟踪的算法。这些算法有的是针对刚性目标的跟踪,有的是针对非刚体运动目标的跟踪;有

的针对提高跟踪匹配的准确性而提出，这类算法主要特点是通过选取好的跟踪特征来提高目标的搜索匹配速度和配准率；有的算法是针对缩小目标搜索范围而提出，这类算法主要特点是通过某种方法预测目标在下一时刻可能出现的位置，进而缩小目标的搜索范围来缩短目标搜索时间。目标跟踪的困难主要在于，目标(特别是非刚体目标)运动的同时伴随着形变，怎样选取和提取适合跟踪的目标特征；另一方面在于设计快速有效的目标搜索算法。针对油珠在模型岩石孔隙中的运动情况，本章主要对非刚体的运动油珠选取较好的跟踪特征，并采用较快的搜索算法实现油珠轨迹的跟踪描述。

在讨论之前，我们先简要回顾一下常用的目标检测、提取与跟踪算法^[37]。

4.2 常用的目标检测、提取算法

对于运动目标的变化检测和提取算法，一般主要分为基于相邻帧差的瞬时差分法、当前帧图象与背景估计图象差的方法和背景模型法。这三种算法各有特点，下面与第二章的安排相对应，将前两者归为基于图象间差分的方法；而背景模型方法则使用背景的参数模型来模拟背景图象的像素值，通过判别新到的像素值是否与这个模型相匹配来实现目标像素的检测。下面主要介绍基于图象间差分的方法。

4.2.1 基于相邻帧差的瞬时差分法

这种方法主要是利用视频序列中连续的两帧或几帧图象间的差异来进行目标的检测和提取。其实现的基本过程如图4.1所示：

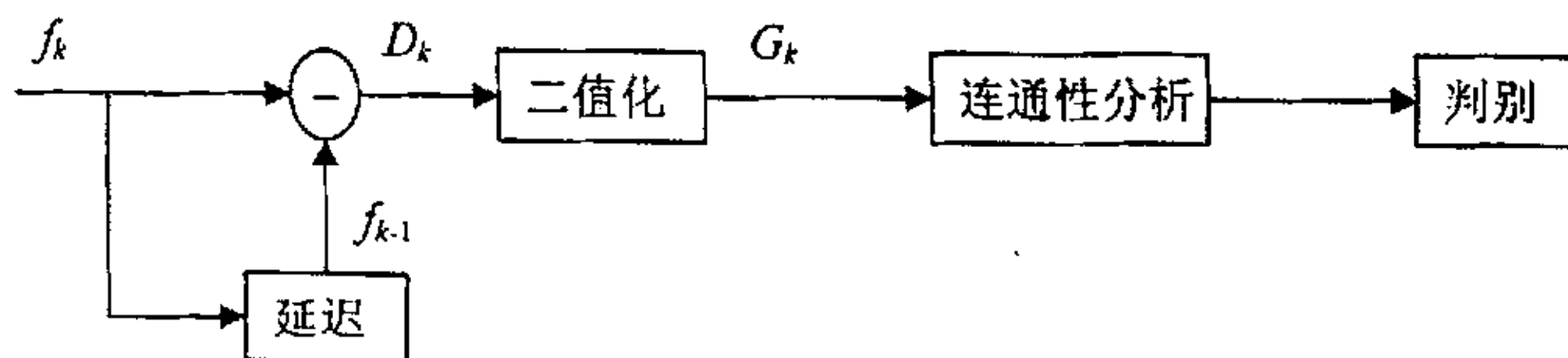


图 4.1 瞬时差分法基本流程图

首先，利用式(4.1)计算的第 k 帧图象与第 $k-1$ 帧图象的差分图象 D_k ；然后

对差分后的图象 D_k 进行二值化得 G_k ，这里利用式(4.2)，当差分图象 D_k 中某一像素值大于某一给定的阈值时，则认为该像素为目标上的一点，反之认为是背景像素点；最后对图象 G_k 进行连通性分析，当某一连通区域的面积大于某一给定的阈值或接近待检测目标面积的先验值时，则认为检测到目标，且该区域为所检测的目标区域。

$$D_k(x, y) = |f_k(x, y) - f_{k-1}(x, y)| \quad (4.1)$$

$$G_k(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{Background} & \text{when } D_k(x, y) \leq \text{Thresholding} \\ 1 & \text{Object} & \text{when } D_k(x, y) > \text{Thresholding} \end{cases} \quad (4.2)$$

这种方法主要有算法实现简单、程序设计复杂度低、对场景视场光线的变化不太敏感等优点。但是，由于实际兴趣目标颜色或灰度在一定的区域内较为均匀，往往不能提取完整的目标图象；但作为一种快速的判别有否目标出现或入侵算法的原型，也常被应用。目前，许多目标检测算法都是在这种算法思想的基础上做了一些改进。

4.2.2 当前帧图象与背景估计图象相减法

利用当前帧图象与背景估计图象相消减的方法基本实现过程如图4.2所示：

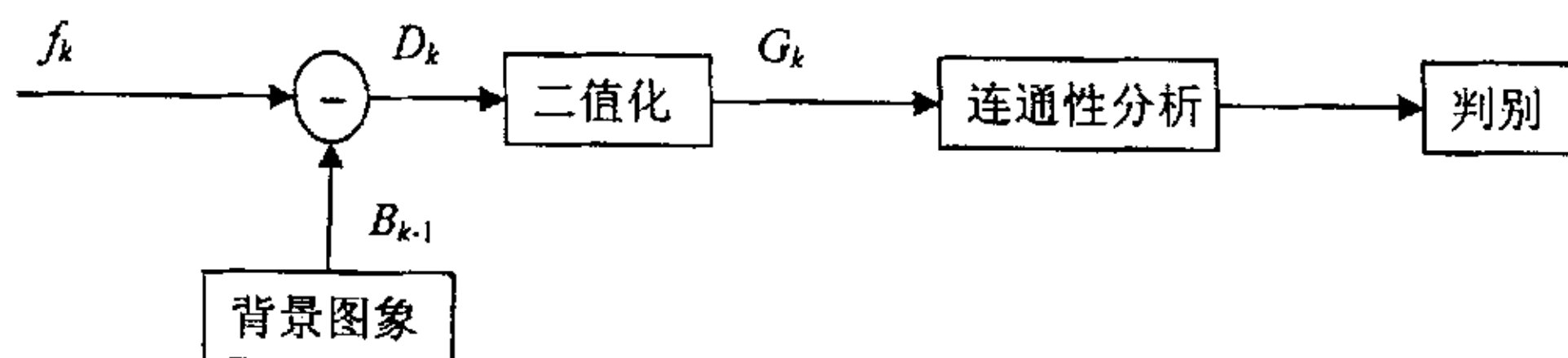


图 4.2 背景相消法基本流程图

算法首先利用式(4.3)计算当前图象 f_k 与前一帧背景估计图象 B_{k-1} 的差；然后对差分图象 D_k 进行二值化得 G_k ，即利用式(4.4)，当差分图象 D_k 中某一像素值大于某一给定的阈值时，则认为该像素为目标上的一点，反之认为是背景像素点；最后对图象 G_k 进行连通性分析，若某一连通的区域的面积大于某一给定的阈值或接近待检测目标面积的先验值，则认为检测到目标，且该区域为所检测的目标区域。

$$D_k(x, y) = |f_k(x, y) - B_{k-1}(x, y)| \quad (4.3)$$

$$G_k(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{Background} & \text{when } D_k(x, y) \leq \text{Thresholding} \\ 1 & \text{Object} & \text{when } D_k(x, y) > \text{Thresholding} \end{cases} \quad (4.4)$$

这种方法的特点是：首先需得到序列图象的背景估计图象；利用当前帧图象与背景估计图象的“差”进行目标检测和提取，相对前面的基于相邻帧差的瞬时差分法能提出较精确的目标图象。但是，这种基于背景差的方法在实际应用中往往很难得到一幅“干净”的背景图象。一种简单的做法是当场景中无任何目标时采集一幅图象作为背景图象，但随着场景视场光线等的变化，背景图象不可避免地会发生改变，故该方法通常较适用于视场条件较好的场合。考虑到本系统序列图象的摄录和分析实际：摄录好微观序列图后再进行量化分析，故可从整个序列考虑，如第二章所讨论的那样，能较好地获取模型岩石骨架“背景”的估计图象 B ，因而就有本章后面改进的油珠检测、提取算法。

4.3 常用的目标跟踪算法

目标跟踪，简单地就是在序列图象中找到兴趣目标的确切位置。一种比较简单的方法是首先提取被跟踪目标的图象，建立一个模板；然后在下一幅图象中全图匹配搜索目标图象，找到最佳匹配的位置。这种全局匹配搜索方法有时可获得较满意的跟踪结果，但同时也存在计算量较大、对目标形变较敏感等问题。其改进方法主要在目标运动区域的检测、目标匹配模板的生成及更新、目标运动位置的预测、目标模板匹配距离的计算等几个方面。

一、刚体目标的跟踪

当被跟踪的目标为一刚性物体时，一般利用它们的形状等先验知识进行跟踪。第一类方法是检测物体特有的特征，如物体的角、边等，通常适应于几何形状较简单的物体，如汽车、飞机等目标；第二类方法是通过计算二维运动区域与运动目标三维模型的对应关系进行目标跟踪，如先通过计算二维运动区域的中心位置、运动方向等，然后在二维运动的区域中计算与三维模型中的线段对应关系，最后由此来判别运动区域是否与目标模型相匹配。

二、非刚体目标的跟踪

当目标为非刚性的物体时，如行人、本系统孔隙中的运动油珠等，由于没有固定的形状，所以单用目标形状方面的信息就不显得不充分，通常取而代之的

是运动目标的动态模板，这些模板需要在整个跟踪过程中不断修正、更新。常用的动态模板有：运动目标形状的参数化模型，这种模型对刚体和非刚体目标的跟踪都可适用；用检测到的目标的运动区域图象作为模板；由运动目标或区域的特征组成模板。

三、目标运动位置的预测

在目标的跟踪过程中，一般可采用两类方法来提高跟踪速度：一类是先提取被跟踪目标的特征，再通过特征匹配进行目标筛选；另一类是先用运动矢量等估计目标在下一时刻可能出现的位置，然后以这个估计的位置为中心，在适度扩展的区域内进行目标搜索，这样缩小目标的搜索范围从而提高目标跟踪的速度。下面简单介绍一下第二类的两种方法。

线性预测法:

目标下一时刻位置最简单的估计方法如式(4.5)所示:

$$(\hat{x}_{k+1}, \hat{y}_{k+1}) = (x_k + \Delta x_{k+1}, y_k + \Delta y_{k+1}) = (x_k + \Delta x_k, y_k + \Delta y_k) \quad (4.5)$$

其中, $(\Delta x_k, \Delta y_k)$ 表示目标从 $k-1$ 帧时刻运动到 k 帧时刻的运动矢量, (x_k, y_k) 表示目标在 k 帧时刻的真实位置, $(\hat{x}_{k+1}, \hat{y}_{k+1})$ 表示目标在 $k+1$ 帧时刻的预测估计位置。这种方法是基于目标在短时间内运动速度基本不变的假设而提出的, 较适合匀速运动目标的跟踪, 应用面较小。为此, 常常利用前 k 帧时刻的运动矢量的线性预测方法, 这个较复杂的预测方法的关键是求取 k 个运动矢量的线性预测参数; 当目标的运动矢量序列足够长时, 一般可用最小二乘法等来计算。

在实际的应用中, 使用线性预测法来估计目标位置时需考虑: 1)、目标在视场中出现的时间较短, 观测序列就不足够长, 会造成线性预测系数的计算和修正数据量不足的问题; 2)、先前 k 帧目标的运动矢量数据需要记忆; 3)、只预测估计了下一帧时刻目标的位置, 没有预测目标位置的误差, 故需在一个较大的搜索范围内去寻找目标的真实位置。

统计预测法:

文献^[34]中提出了利用统计方法预测目标在下一帧时刻的位置。该方法首先把分析视场人为分成多个互相连接的凸多边形区域; 不失一般性, 设有区域 R_i 及与其相邻的 n 个区域: $R_{i1}, R_{i2}, \dots, R_{in}$, 并假设运动目标当前处于区域 R_i 中, 则可统计它运动到各相邻区域的概率 $p_{i,j}$, 且有 $\sum_{j=1}^n p_{i,j} = 1$ 。如果认为下一时刻运动

目标的位置与当前时刻所处的状态无关, 那么下一时刻目标最有可能的位置是在区域 $R = \underset{j=1, \dots, n}{MAX} p_{i,j}$; 如果考虑目标出项在某一区域 R_i 的概率 p_i , 则认为使得后验概率为最大的区域 $R = \underset{j=1, \dots, n}{MAX} p(R_j|R_i)$ 为目标最有可能出现的区域。

4.3 微观序列图中油珠的运动特征分析

让我们再看看微观序列图象中油珠运动的合成效果图, 如图4.3所示。

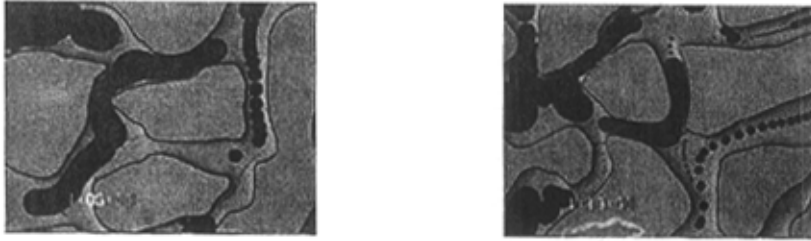


图 4.3 油珠运动的合成效果图

通过分析第二章图2.2中的序列图及以上两合成效果图, 我们可以发现油珠的以下运动特点: ①、在整个视场的运动过程中, 模型骨架背景灰度、油珠的灰度及它们的对比度都基本保持不变, ②、油珠在孔隙中运动缓慢, 故形成了油珠链或连续的油珠流痕; ③、由于受到孔隙的挤压, 运动过程中部分油珠会产生形变, 但是由于微观模型岩石为薄片, 故孔隙中油珠形变时其面积和周长等变化较小; ④、由于模型驱油加压具有方向性, 所以只有部分油珠具有较长的运动轨迹, 而其它油珠会在孔隙中滞留、徘徊甚至合并。

特征①有利于使用类似当前帧图象与背景图象相消的方法进行目标油珠的运动检测; 特点②说明目标帧间位移小, 有益于利用目标的运动矢量等加速目标的检测和提取; 特点③中油珠形变的同时, 面积、周长等特征的变化不大, 可与②一起加速检测、跟踪过程中目标运动位置的预测; 特点④决定了本算法值只针对那些具有较长运动轨迹, 且没有与其他油珠发生合并等的油珠的检测与跟踪。下面就具体介绍运动油珠的检测、跟踪算法及实验分析。

4.4 运动油珠的检测、跟踪算法及分析

4.4.1 算法流程及描述

运动油珠的检测、跟踪的整个流程如图4.4所示:

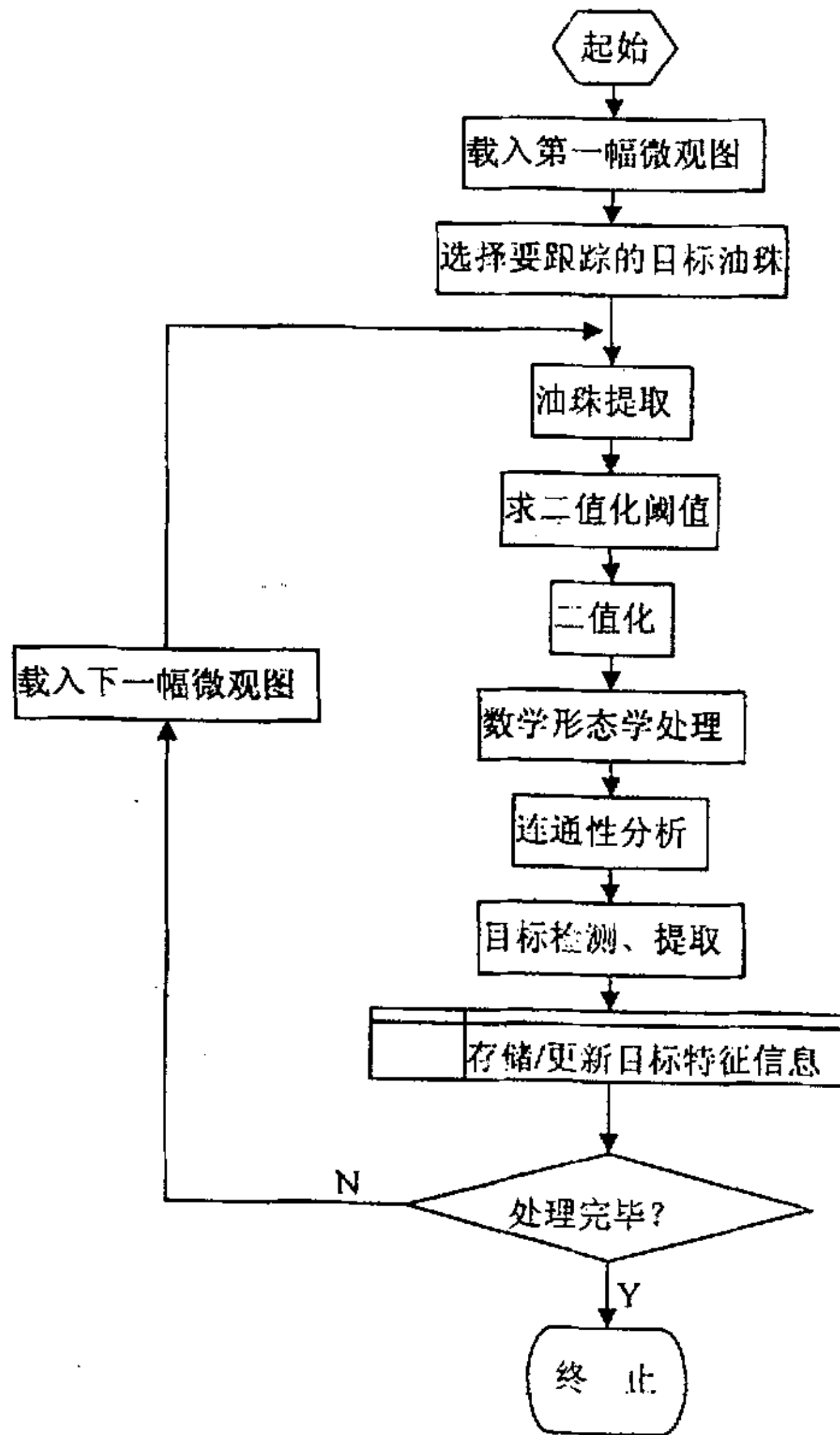


图 4.4 油珠检测、跟踪流程图

按照上述流程图，算法的执行步骤如下：

- 1、载入序列图的第一帧，并选择要跟踪的油珠， $k=1$ ；
- 2、对图中的运动油珠区域进行提取：

$$\begin{aligned}
 & \text{for } x=0 \text{ to } x=x_{\max}-1 \{ \\
 & \quad \text{for } y=0 \text{ to } y=y_{\max}-1 \{ \\
 & \quad \quad \text{if } (B(x,y) > f_k(x,y)) \\
 & \quad \quad \quad D_k(x,y) = f_k(x,y) \\
 & \quad \quad \quad \text{else} \\
 & \quad \quad \quad \quad D_k(x,y) = 255 \\
 & \quad \quad \quad \} \\
 & \quad \} \\
 & \}
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

3、求图象 $D_k(x,y)$ 二值化的最佳阈值 *Thresholding*，本文对 $D_k(x,y)$ 采用最大方差法进行求取；

- 4、利用式(4.7)对图象 $D_k(x,y)$ 进行二值化，得 $G_k(x,y)$

$$G_k(x,y) = \begin{cases} 0 & \text{Background} & \text{when } D_k(x,y) \geq \text{Thresholding} \\ 1 & \text{Oilregion} & \text{when } D_k(x,y) < \text{Thresholding} \end{cases} \tag{4.7}$$

5、对 $G_k(x,y)$ 进行噪声去除、间隙连接等数学形态学处理，获得所有油珠运动区域的连通二值图象；

- 6、遍历以上连通二值图象：

若 $k=1$ ，则进行连通性分析，找到指定跟踪的油珠，并存储运动目标(油珠)的位置(重心坐标)、周长、面积、长径、短径、形状因子等特征信息。

若 $k \neq 1$ ，则根据以下约束条件进行目标搜索：④以前一帧目标油珠的重心为中心、长径的两倍为半径圆内⑤油珠运动矢量方向上⑥与前一帧目标油珠的面积、周长差在一定阈值范围内；检测到目标油珠后，首先提取、存储目标在第 k 帧的位置(重心坐标)、周长、面积、长径、短径、形状因子等特征信息，并更新油珠的运动矢量；

7、根据目标当前位置和运动矢量判断目标是否接近图象的边缘：若成立，表明目标即将溢出分析视场，则退出循环，终止检测与跟踪；若不成立，继续判断序列图是否处理完毕，即若 $k < N$ ，则载入下一幅序列图，执行步骤2，否则退出循环，终止检测与跟踪。

4.4.2 算法讨论及实验分析

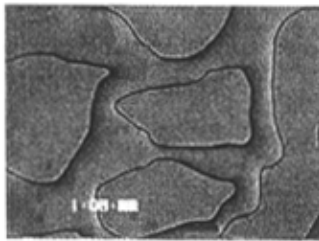
1、虽然本算法是基于背景估计图象的目标检测与跟踪，但上述的第2步并不是通过背景消减或结合相邻帧相差分来获取目标的运动区域，而是通过比较，要么直接取运动像素值，要么就直接置为灰度极大值即255，主要是为了后面用最大方差法求最优二值化阈值，强化油珠运动区域，消隐背景；而且也不会出现用4.2.1和4.2.2的方法那样出现运动目标检测不完整等情况。

2、在算法第2步的基础上，使用最大方差法^[9]求得的阈值对图象进行二值化获得油珠的运动区域。

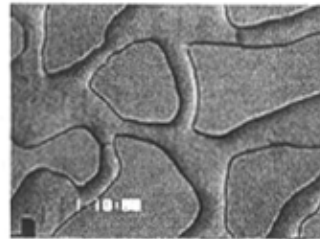
3、由于存在着噪音的干扰及目标与背景图象之间往往有小部分颜色和灰度相似，那么变化像素检测后得到的二值图象中通常含有许多孤立的噪声小点、小区域、小间隙和孔洞等。为了减少它们对变化油珠检测的影响和加速目标油珠的搜索，这里我们作一些数学形态学方面的处理^[3]，以获得连通的目标运动区域。

4、由于微观图象中同时存在多个油珠运动区域，故在算法第1步中我们首先指定要跟踪的目标油珠；在后面的第6步中，我们就根据前一帧目标的特征信息进行运动油珠的搜索、检测，保存油珠新的特征信息，并更新跟踪过程中使用的特征信息及目标油珠的运动矢量等。

实验表明，使用本文提出的算法，对图2.2和2.5所示微观序列图中的部分运动油珠进行检测、跟踪，能获得较好的效果，如图4.6所示：



序列(一)背景图



序列(二)背景图

图 4.5 微观序列背景图

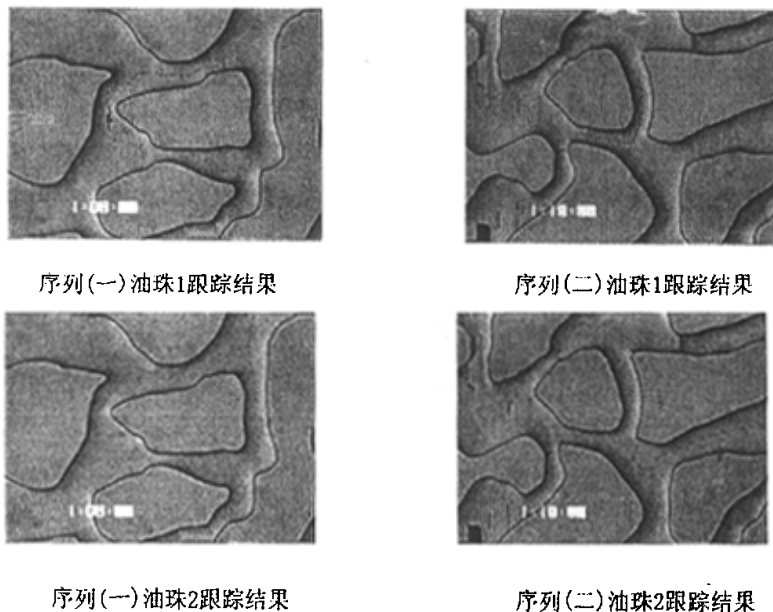


图 4.5 运动油珠的检测、跟踪结果图

注：图中红点标示目标油珠在序列帧中的重心位置，绿线则模拟描绘了序列帧中油珠的运动轨迹。

表 4.6 序列(一)第 17 帧油珠 1、2 的部分特征参数

目标	面积	周长	形状因子	重心 x 坐标	重心 y 坐标	长径	短径	外切圆半径
1	137.12	50.96	0.663	243	277	16.92	9.15	8.63
2	24.19	18.21	0.917	608	40	5.58	5.16	2.89
目标	内切圆半径	最大截距	比表面	水平投影	垂直投影	最大 Feret 直径	凸周长	等效圆直径
1	4.23	16.92	0.473	10.95	16.95	17.07	44.64	13.21
2	2.52	5.58	0.959	5.70	5.55	5.73	17.73	5.55

注：表中参数是在标尺 $1\mu\text{m}/\text{pixel}$ 下的值，故各种周长、长短径、内外切圆半径、最大截距、各种直径、投影等的单位为 μm ，面积的单位为 μm^2 ；重心坐标 (x, y) 以图象左上角为坐标原点。

本系统对微观模型岩石孔隙中的运动油珠进行检测、跟踪,除可提供类似图 4.5 的特定油珠在微观图中的运动轨迹外,还可为分析流体在多孔介质中的流动特性、孔隙水平上剩余油渗流规律、孔隙结构特征及其相互影响等提供可靠的分析数据(如表 4.1 所示),对油田开展二、三次采油的研究,提高采收率等有着重要的意义。

4.5 宏微观图油珠迹线的比对描述

第三章我们对不同倍率的宏微观图象进行了配准,获得了图象对的配准参数 h, θ, a, b ; 本章中我对微观图中的运动油珠进行了检测、跟踪,获得了目标在微观图中的运动坐标集 $\{(x_i, y_i)\}$, 其中 i 为检测、跟踪运动油珠的图象帧次。为了更全面地了解油珠在整个微观模型中的运动轨迹,下面我们在宏观图中对油珠的运动进行拟合。设与微观图中油珠坐标 (x_i, y_i) 在对应的宏观图中为 (x'_i, y'_i) , 则有下面的转换:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = h \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} \quad (4.8)$$

这样,在宏观图中,围观序列图(一)的运动油珠 1、2 的迹线如图 4.6 所示。

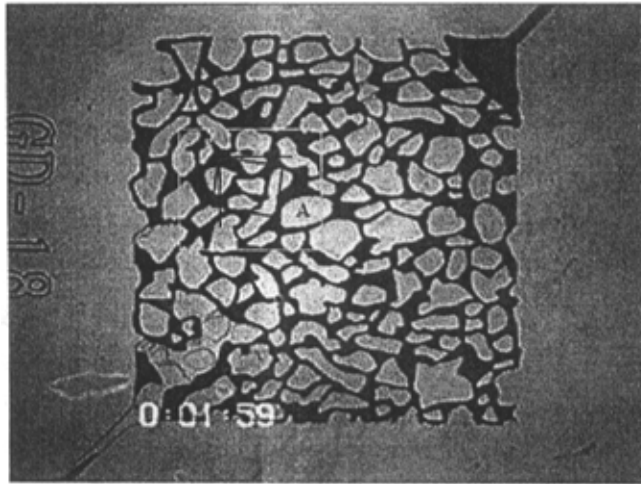


图 4.6 运动油珠的宏观迹线图

图中区域 A 的更清晰的放大效果如图 4.7 所示。

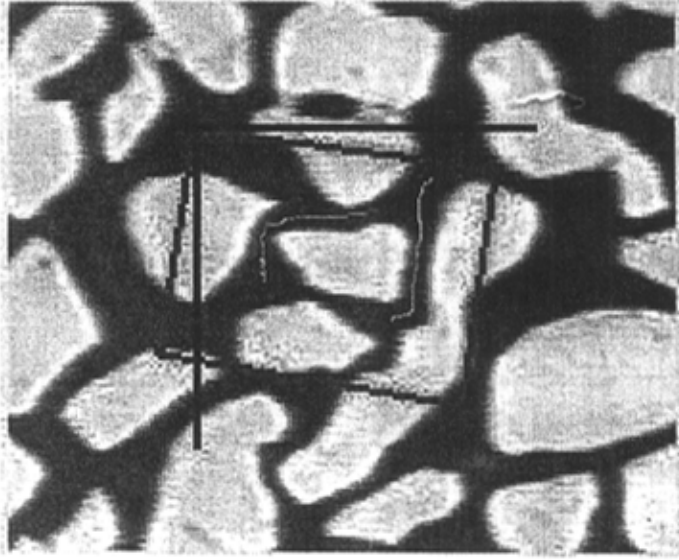


图 4.7 运动油珠的宏观迹线放大图

4.6 本章小结

本章针对微观模型岩石孔隙中油珠的运动特征及刻蚀岩石薄片骨架背景图的特点，分析了常见的目标检测、提取和跟踪算法，在综合考虑油珠的运动特征和已有算法的基础上，改进了油珠的检测与提取算法，提出了基于运动目标不变特征进行油珠跟踪的算法，减小了检测搜索空间、加速了特征匹配跟踪。实验表明，本章的改进算法和新算法对系统微观序列图象具有较好的适应性，能获得满足工程需要的检测跟踪效果。最后，对检测跟踪出的运动油珠在宏微观图象中进行了比对描述，除提供了特定油珠在宏微观图中的运动轨迹外，还为分析流体在多孔介质中流动特性、孔隙水平上剩余油渗流规律、孔隙结构特征及其相互影响等提供可靠了的分析数据。

第5章 总结与展望

用微观模型模拟岩石孔隙结构进行油水驱替试验是各石油科研院所进行不同孔隙结构的水驱油特性和剩余油分布特性研究的重要手段。本课题组开发研制的显微成像摄录及动态图象量化分析系统对微观模型水驱油前缘线特征、波及系数、剩余油特征、孔隙结构特征等分析提供大量的图象、数据和图形,对研究油田剩余油的分布特征及提高油田的石油采收率等有着重要的意义。在整个研制开发过程中,作者和小组成员一起,对课题相关技术及关键算法等作了深入研究,进行了大量的实验,最终完成了项目系统的研制开发工作。这套分析系统开发完成后,已经成功用于胜利油田、江苏油田、大庆油田等单位的地质科学研究所和西南石油学院“油气藏地质及开发工程”国家重点实验室相关科研和生产项目中。

在完成系统设计开发等工作的基础上,作者在文中只重点讨论了系统动态图象分析中的部分关键技术、算法和应用,解决了如下问题:A、实现了自动提取微观序列图的背景,自动检测、提取和跟踪感兴油珠的运动轨迹和参数;B、实现了运动油珠的精确定位和特性参数的自动获取;C、实现了宏微观图象的自动配准及油珠运动宏微观迹线的比对描述。

就本文讨论的算法而言,如下两个方面值得继续探讨:

- a、 如何改进算法,将尺度空间理论与本文提出基于颗粒特征的配准算法有机结合,以便对真实砂岩模型和激光刻蚀模型驱替环境中的图象具有更好的通用性;
- b、 如何检测、跟踪在运动过程中发生合并分离的油珠。

参考文献

- 【1】. W. Long, Yee-Hong Yang, Stationary Background Generation: An Alternative to The Difference of Two Image, Pattern Recognition, vol.23(2):1351-1359, 1990
- 【2】. Y. Dufournaud, etc., Matching images with different resolutions, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition in 2000,612-618,2000
- 【3】. 崔屹, 图象处理与分析——数学形态学方法及应用, 科学出版社 2002
- 【4】. 章毓晋, 图象分割, 科学出版社, 2001
- 【5】. 阮秋琦, 阮宇智等译, 数字图像处理(第二版), 电子工业出版社, 2003
- 【6】. 孔令荣等, 砂岩微观模型两相驱替实验, 石油勘探与开发, 18(4), 1991
- 【7】. 郑江滨, 视频监视方法研究, 西北工业大学出版社, 2002
- 【8】. Chris Stauffer, W. Eric, Learning Patterns of Activity Using Real-time Tracking, IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.22,no.8.Aug.2000
- 【9】. L.G. Brown, A survey of image registration techniques, ACM Computing Surveys, 24: 326-376,1992
- 【10】. Petra A. Van den Elsen, Evert-Jan D.Pol, Medical image matching – a review with classification, IEE Engineering in Medicine and Billogy,26-38,1993
- 【11】. Barbara Zitova, Jan Flusser, Image registration methods: a survey. Image and Vision Computing, 21:977-1000,2003
- 【12】. Gold. S, A graduated assignment algorithm for graph matching, IEEE Trans on PAMI, vol.18(4):377-388,1996
- 【13】. W. J. Christmas, Labeling 2D geometric primitives using probabilistic relaxation: reducing the computational requirements, Electronics Letters, vol.32(4):312-313,1996
- 【14】. V. Cantoni, 2D object recognition by multiscale tree matching, Pattern recognition, vol.31(10):1443-1454,1998
- 【15】. H. Lester and S. R. Arridge, A survey of hierarchical non-linear medical image registration, Pattern Recognition, vol.32:129-149,1999
- 【16】. A. Bandera, 2D object recognition based on curvature functions obtained from local

- histograms of the contour chain code, Pattern Recognition Letters, vol.20:49-55,1999
- 【17】. M. Kendall, Rank correlation methods, fifth ed. New York: Edward Arnold,1990
- 【18】. D. N. Bhat, Ordinal measures for image correspondence, IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.20(4):415-423,1998
- 【19】. A. Goshtasby, Template matching in Rotated images, IEEE Trans on PAMI, vol.7(3):338-344,1985
- 【20】. S. Alliney and C. Morandi, Digital image registration using projections, IEEE Trans on PAMI, vol.8(2):222-233,1986
- 【21】. Balslev.I, Noise tolerance of moment invariants in pattern recognition, Pattern Recognition Letters, vol.19:1183-1189,1998
- 【22】. Candicia Frank and Adjouadi Malek, A similarity measure for stereo feature matching, IEEE Trans Image Processing, vol.6(10):1460-1464,1997
- 【23】. Jaggi.S, Karl.W.C, Silhouette recognition using high-resolution pursuit, Pattern Recognition, vol.32:753-771,1999
- 【24】. Ayache.N, HYPER: a new approach for the recognition and positioning of two-dimensional objects, IEEE Trans on PAMI, vol.8(1):44-54,1986
- 【25】. G. Borgefors, Hierarchical chamfer matching: a parametric edge matching algorithm, IEEE Trans on PAMI, vol.10(6):849-865,1988
- 【26】. L. Boxer, Faster point set pattern matching in 3D, Pattern Recognition, vol.19:1235-1240,1998
- 【27】. S. H. Chang, Fast algorithm for point pattern matching: Invariant to translations, rotations and scale changes, Patten Recognition, vol.30(2):311-320,1997
- 【28】. G. Borgefors, Distance transforms in Digital images, CVGIP, vol.34:344-371,1986
- 【29】. D.P. Huttenlocher, Comparing images using the Hausdorff distance, IEEE Trans on PAMI, vol.15:850-863,1993
- 【30】. P. J. Burt, The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code." IEEE Trans on Commu,vol.31(4):532-540,1983
- 【31】. T. Lindeberg, Scale-Space Theory in Computer Vision, Kluwer Academic Publishers, London, 1994
- 【32】. C. Harris, A combined corner and edge detector, in: Alvey Vision Conference,

147-151,1988

- 【33】. M. A. Fischler, Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, Communications of the ACM, vol.24:381-395,1981
- 【34】. J. E. Boyd, Statistical tracking in video traffic surveillance, The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision in 1999, vol.1:163-168,1999
- 【35】. Yves Dufournaud, etc. Image matching with scale adjustment, Computer Vision and Image Understanding, 93:175-194, 2004
- 【36】. 张贤达, 现代信号处理, 清华大学出版社, 2001
- 【37】. 李智勇等, 动态图像分析, 国防工业出版社, 1999
- 【38】. 胡巍等, 一种基于尺度空间理论的高斯平滑方法, 数据采集与处理, vol. 13(3):276-278, 1998
- 【39】. 刘智敏, 不确定度评定的一种新方法—最大方差法, 宇航计测技术, 18(1):24-35, 1998

致谢

值此论文完成之际，首先要感谢图象信息研究所龙建忠老师、何小海老师、滕奇志老师。从论文的选题到分析研究、系统设计、试验方法的不断改进直至论文写作的完成，都得到了他们的悉心指导。三年来，在他们的耐心指导和严格要求下，本人的科研能力得到了很大的锻炼和提高，并顺利完成了科研工作、课题和硕士论文。他们扎实的学术功底、渊博的理论知识为我指明了学习和科研的方向；他们朴实的生活态度、勤勤恳恳的工作作风、平易近人的谦逊品格、求实创新的学者风度和对知识孜孜不倦的追求精神给我留下了难以忘怀的印象。在此，对各位老师的亲切教诲深表衷心的感谢。

感谢陶德元老师在学习、工作和生活等各个方面对我无微不至的关怀和帮助；感谢罗代升老师在学习和科研工作中的指导和关心；感谢陶青川老师、余艳梅老师、吴炜老师、王正勇老师、吴晓红老师等在日常工作中的热情支持和帮助。

感谢和本人一起学习、工作过的同学，与他们一起走过的日子将是我永远难忘的回忆。

感谢一直关心着我的亲人们，他们的鼓励和支持使我克服了一个又一个的困难，他们无私的爱和关怀是我奋斗的力量源泉。希望我能以我人生旅途上的不断进步带给他们一些慰藉和自豪。

最后，对各位前辈和老师能在百忙之中抽出宝贵的时间参加本人的论文评阅和毕业答辩表示诚挚的谢意。

声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得四川大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

本学位论文成果是本人在四川大学读书期间在导师指导下取得的，论文成果归四川大学所有，特此声明。

指导教师： 龙建忠

学生： 雷荣