

分 类 号\_\_\_\_\_

学校代码 10487

学 号 M201070456

密 级\_\_\_\_\_

华中科技大学

# 硕士学位论文

## 基于机器视觉的无纺布缺陷 在线检测技术研究

学位 申 请 人： 张渤

学 科 专 业： 机械电子工程

指 导 教 师： 张代林 讲师

陈幼平 教授

答 辩 日 期： 2013 年 1 月 18 日

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Master of Engineering

**Research on Online Non-woven Fabric Defect Detection  
Technology Based on Machine Vision**

Candidate : Zhang Bo

Major : Mechanical&Electrical  
Engineering

Supervisor : Lecturer. Zhang Dailin  
Prof. Chen Youping

**Huazhong University of Science and Technology**

**Wuhan, Hubei 430074, P. R. China**

**Jan. 2013**

## 独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除文中已经标明引用的内容外，本论文不包含任何其它个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

## 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权华中科技大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本论文属于 ☐ 保密，在\_\_\_\_\_年解密后适用本授权书。

☐ 不保密。

（请在以上方框内打“√”）

学位论文作者签名：

指导教师签名：

日期： 年 月 日

日期： 年 月 日

## 摘要

目前对无纺布缺陷进行检测主要是通过人工检测的方法来解决,然而这种方法的检测处理速度比较慢,同时会给工人造成比较高的劳动强度,最终的检测效果也会同时会极大地受到检验人员的工作经验、对工序操作熟悉程度等诸多因素的影响,从而使得检测结果并不可靠。随着纺织行业不断发展生产规模不断扩大,开发一种无纺布缺陷在线检测系统来实现稳定快速精确检测的需求越来越迫切。

本论文的组织结构如下:首先,对于无纺布缺陷检测的研究发展以及应用情况做了简要介绍,阐释了无纺布在线检测系统总体的设计路线以及相关的理论基础,分析应用于实际生产过程时对算法的性能要求,为了合理有效利用无纺布表面的方向性纹理特征,提出基于 Gabor 滤波器的缺陷检测方法,并结合 OTSU 法进行图像分割提取缺陷区域。针对 Gabor 滤波器的参数设置这一个关键性问题,采取了实验比较法来逐一分析各个变量对于检测结果的影响,最终确定合理的滤波器参数,通过在不同类型缺陷的实验验证算法的有效性,通过与各种典型的缺陷检测方法进行比较分析,显示出 Gabor 滤波检测方法的优越性能。接着,针对系统设计中的缺陷分类这一问题,采用了基于 BP 神经网络的方法,对于其构成以及不同层神经元的数目选择进行了深入研究,对于常见缺陷类型的实验结果验证了算法的有效性。最后,总结了本次缺陷检测系统设计所采用方法存在的缺陷以及今后进行完善的关键点,并对缺陷检测今后的研究前景与发展方向进行了展望。

本论文提出并实现了无纺布缺陷检测的相关算法,并应用 OpenCV 图像处理库函数进行实验研究。实验结果表明系统运行稳定,计算结果准确满足实时性要求。

**关键词:** 无纺布 Gabor 滤波器 缺陷检测 BP 神经网络 机器视觉

## Abstract

At present most domestic enterprises still rely on human eye to complete the inspection work, however this not only slows inspecting speed, and creates a heavy intensity of labor, also the final results would be greatly affected by inspection personnel's experience, proficiency etc, and this method lacks of reliability. In order to meet development requirements of the current textile industry, it is urgent to develop a stable and fast accurate fabric defect on-line detection methods.

This paper first introduces the trend of research and application of Non-woven fabric defect detection; Describe overall design scheme of Non-woven on-line defect detection system and related theoretical basis; Analysis real-time requirements of the practical application of the algorithm; In order to utilize texture character of non-woven surface, come up with a scheme based on Gabor filter detection methods combined with OTSU method for image segmentation. When dealing with the key problems of Gabor filter parameters setting, conduct experiment comparison and analysis each variable to the final detect results, and determine reasonable filter parameters. Through experiment on different types of defects verified the validity of the algorithm. Also makes a comparative study with typical defect detection methods, and prove the superiority of defect detection method based on Gabor filter. On the other hand, defect classification is another key problem in the system design, we took the method based on BP neural network and conducted research for its composition and the number of different layer neurons, the final classification result on commonly appeared defects verify the effectiveness of the proposed algorithm. In the end, made conclusion of the method and pointed out existing problems and improvement ideas.

This paper puts forward and realizes relevant solutions of the non-woven fabric defect detection using the OpenCV library of image processing. The experimental results show that the system runs stably, and the calculated results are accurate enough to meet the real-time requirements.

**Keywords:** Non-woven fabric, Gabor filter, Defect detection, BP neural network, Machine Vision

目 录

|                             |      |
|-----------------------------|------|
| 摘 要 .....                   | I    |
| Abstract .....              | II   |
| 1 绪 论                       |      |
| 1.1 课题研究目的及意义 .....         | (1)  |
| 1.2 国内外研究现状 .....           | (2)  |
| 1.3 本论文所做的研究工作 .....        | (7)  |
| 2 系统总体解决方案                  |      |
| 2.1 工业视觉系统 .....            | (8)  |
| 2.2 系统性能分析与组成 .....         | (9)  |
| 2.3 总体方案设计 .....            | (11) |
| 2.4 本章小结 .....              | (12) |
| 3 图像的采集和预处理                 |      |
| 3.1 无纺布图像的采集 .....          | (13) |
| 3.2 图像的预处理 .....            | (14) |
| 3.3 本章小结 .....              | (16) |
| 4 基于 GABOR 变换的缺陷检测          |      |
| 4.1 Gabor 变换理论分析 .....      | (17) |
| 4.2 Gabor 滤波器原理与性质 .....    | (21) |
| 4.3 基于 Gabor 滤波器的缺陷检测 ..... | (25) |
| 4.4 实验结果与分析 .....           | (30) |
| 4.5 本章小结 .....              | (38) |

# 华中科技大学硕士学位论文

---

|     |                          |      |
|-----|--------------------------|------|
| 5   | 无纺布缺陷分类问题研究              |      |
| 5.1 | 缺陷分类技术概述.....            | (39) |
| 5.2 | 基于 BP 神经网络的无纺布缺陷分类.....  | (42) |
| 5.3 | 本章小结.....                | (47) |
| 6   | 总结与展望                    |      |
| 6.1 | 全文总结.....                | (48) |
| 6.2 | 后续工作展望.....              | (48) |
|     | 致 谢.....                 | (50) |
|     | 参考文献.....                | (51) |
|     | 附录 1 攻读学位期间发表学术论文目录..... | (54) |

## 1 绪 论

### 1.1 课题研究目的及意义

一直以来纺织行业都是我国经济中的支柱产业，对于我国 GDP 的增长至关重要，我国的棉布、棉纱、丝织物、服装等相关纺织品产量都位于世界首位，纺织品出口也是我国对外贸易的重要领域。然而虽然我国出口的纺织产品在国际纺织品市场上占据着比较高的份额，但是其质量却无法得到保证，出口的产品中大部分属于中低端产品<sup>[1]</sup>，这对于提高我国的纺织品出口利润造成了制约。这其中的一个主要因素就是我国的纺织品质量检测的水平比较低，自动化程度不足，主要依赖于人工完成，所以尽快提高我国纺织品行业的质量检测水平至关重要。近些年来随着我国科技水平的提升，纺织工业的相关技术发展的比较快，先进制造机械的引入也一定程度上提高了生产效率，然而产品的质量依旧很难达到一个新的高度<sup>[2]</sup>。

我国纺织行业目前存在的主要问题在于缺乏自主创新的能力，在生产和制造过程中受制于国外先进技术及设备的引进，这也导致了我国的纺织产品缺乏核心技术，自我造血能力差，很难在竞争激烈的国际市场上占据更多的份额，尤其考虑到在加入 WTO 以后，国内纺织行业面临着全球范围内的冲击，国内纺织企业的生存发展受到了越来越多的挑战，要在国际竞争的残酷环境中赢得一席之地，提高生产制造的标准势在必行。金融危机爆发之后，国际市场环境出现重大变化，我国纺织业的出口不断受到欧美国家限制，各种惩罚性关税不断推出，如何有效地提高产品质量、降低产品成本将会直接关系到整个纺织行业发展。

在纺织品生产过程中，由于各种原因造成生产出来的无纺布经常会有一些缺陷，这些缺陷被称为疵点，织物疵点直接决定着纺织产品的质量好坏。对于疵点进行检测的目的是为了能够在纺织品的生产过程中及时发现这些疵点，并且将发现的疵点进行划分以便于后一步的处理。某些缺陷能够在生产之后的整理过程中由工人进行修复加工，而另外那些不能进行修复的缺陷则将会根据它们的外形、面积等信息对纺织品的不同质量级别进行分类<sup>[3]</sup>。

目前，国内的一些主要工业产品如玻璃、木材、无纺布等的缺陷检测还主要靠人工进行处理，具体检验步骤可以描述为：在一定的光照条件下，生产人员控制无纺布产品的运转速度，依靠人眼对于检测平台区域内的生产物进行排查，一旦发现缺陷部分则停止其运行，依据积累的工作经验对于缺陷类型进行判断而且要在缺陷位置做标注，同时



记录必要缺陷的信息，随后继续运转检查。然而人眼对颜色的感觉与个人生理特征和心理状态有关，因此这种方法缺乏可靠性和一致性。而且由于人工依靠视觉的检测方式通常情况下都采用离线而且随机抽样的方式，这就导致了整个纺织生产过程的自动化程度不高，同时也无法保证检测范围的全面覆盖，人工检测的方式下检测速度也比较低（一般 16-21 米/分），与此同时一个检测工人员顾及到 0.7-1.1 米宽度范围内的检测，因此考虑到以上种种因素不难发现无纺布的缺陷检测环节限制了整个纺织品生产效率提升。

另一方面，人工检测的效果不可避免的会受到工作人员的生产经验、工作人员身体状况以及其他的诸多主观因素影响，因此误检和漏检的情况时有发生。从实际的生产过程来看，即使是有着丰富经验能够操作熟练的检测工人能够发现的缺陷大概也只有 70% 左右。同时，缺陷检测对于工人而言属于极其单调重复性高的体力劳动，长期从事人工检测工作会对工人的视力脊椎等部分造成严重损伤<sup>[4]</sup>。

无法有效地检测缺陷提高产品质量会直接造成纺织品行业的利润低下，文献[5]指出次等纺织品在价格上仅仅为一等品一半左右。在过去人眼目测方法存在工作量大、误检和漏检率都比较高等不利因素影响的条件下，开发快速准确的纺织品缺陷检测系统势在必行。

虽然目前国外已经开发出了一些商业用途的无纺布检测系统，但其检测技术仍然需要不断完善，而且这些检测系统价格十分昂贵，暂时无法大规模的在我国投入使用，与我国当前的基本国情不符；另外，考虑到国内的纺织工业的特殊性，国外研发的设备不一定能完全满足国内生产的产品种类的需要，根据我国纺织业的自身特点设计相应的检测系统，从而满足国内市场不断发展的长期需要势在必行。随着国内外市场需求的不断扩大，为了提高我国纺织行业的生产效率，研究和开发基于机器视觉的无纺布检测系统在促进我国纺织行业的技术提升、满足我国纺织行业的发展需求、提高整个行业的利润、降低工人劳动强度、实现技术革新等方面有着非常重大的意义。

## 1.2 国内外研究现状

作为制约布匹生产效率提高的最主要因素，无纺布疵点检测一直以来都是国内外学者研究探讨的热门课题，以此来满足纺织行业越来越迫切的自动化需求，从而能够在产品的质量和生产成本上取得一定的平衡来为企业创造更多的价值。

### 1.2.1 无纺布疵点自动检测系统的发展现状

从上世纪末以来信息技术的快速不断发展，促进了计算机以及信息处理等相关领域的技术提升，与此同时数字成像系统也在计算机硬件性能越来越强的推动下实现了在工

业生产过程的广泛应用，从而为解决自动化生产的缺陷检测问题开辟了一条新的道路。经过一代代科研工作者的不断努力，计算机视觉在缺陷检测方面已经获得了丰硕的成果，国外已经逐步有相关公司将自主研发的缺陷自动检测系统投入市场。

目前国际市场上比较知名的从事工业机器视觉检测系统开发的公司主要有比利时的巴可公司、以色列爱伯特（EVS）公司和瑞士的 Uster 公司。他们所开发的检测系统通常能以每分钟百米以上的速度运行，对宽度在 3 米左右的布匹进行检测，均可以在线状态下运行采集织物图像进行检测，将缺陷区域注释出来，以方便工作人员在后续的处理过程中能够迅速精确定位<sup>[6,7]</sup>。

## 1. EVS 公司<sup>[8]</sup>。



图 1.1 EVS 公司早期的 I-TEX 验布系统

EVS 公司作为全球最大的织物检测设备制造商，其研发生产第一代验布系统 I-TEX 早在 ITMA 99 国际博览会上就对外公布了。该系统主要针对的检测对象为单一色彩、组织比较简单的纺织产品，可以在纺织品以每分钟百米以上的速度运行的情况下检测出小至 0.5 mm 的缺陷点，覆盖范围达到 330cm。该系统应用了神经网络相关技术，在整个缺陷检测过程中，第一步是训练学习阶段，耗时约一分钟左右，通过纺织物初始一米的特征属性进行学习作为正常外观属性参数，第二步就可以进入检测阶段，利用上一步学习的结果寻找与其不同的部分作为异常区域，对其进行分析、注释出相应区域并保留特征参数。与此同时，所获得的检验结果传送到集中地信息管理平台对缺陷进行划分，对纺织产品的质量进行评判。经过几十年的不断发展目前已经开发出了最新的 IQ-TEX 4 系统，集成了高速色线扫描技术(high resolution color line scan technology)以及缺陷分类算法(Defect Sorting Algorithms)，目前已经能够检测到的缺陷尺寸已经发展到 0.1mm 范围内，同时运转速度达到 1000 m/minute。经过改进设计 IQ-TEX 4 系统可以在整个生产过程中提供视觉增强控制(Vision Empowered Monitoring)从而满足顾客的不同需求。

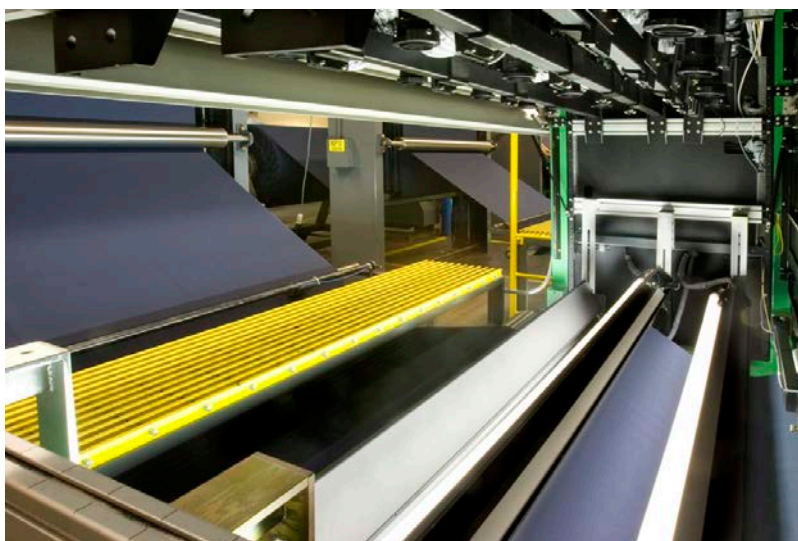


图 1.2 IQ-TEX 4 系统

## 2. 巴可公司<sup>[7][8]</sup>。



图 1.3 Cyclops 在线验布系统

位于比利时的巴可公司主要涉及视频显示相关产品的开发生产。图 1.3 是巴可公司开发的 Cyclops 在线检测系统。它与 EVS 和 Uster 系统的不同之处在于它有一个可以移动的摄像头，因此它可以适应不同的无纺布宽度，而不像其他系统需要增加摄像头的数量，从而具有更大的适用范围。对于单板织机 Cyclops 包括图像采集头(带单摄像头)可以检测到最大布料宽度为 280 厘米；对于四板织机 Cyclops 提供基于双摄像头的图像采集头，其中每个摄像头分别处理 50% 的布料宽度，板离不影响 CYCLOPS 操作。Cyclops 在线检测系统可以与对应的生产机械并行运转，属于一种在线缺陷检测系统。该系统在

检测到的缺陷部分面积比较大或者有不断扩大趋势时，便会停止工作，使得工人介入对其及时进行调整。一般而言，每个 Cyclops 系统的探头可以处理 300 厘米宽度范围内的无纺布。

### 3. Uster 公司<sup>[8][9]</sup>。

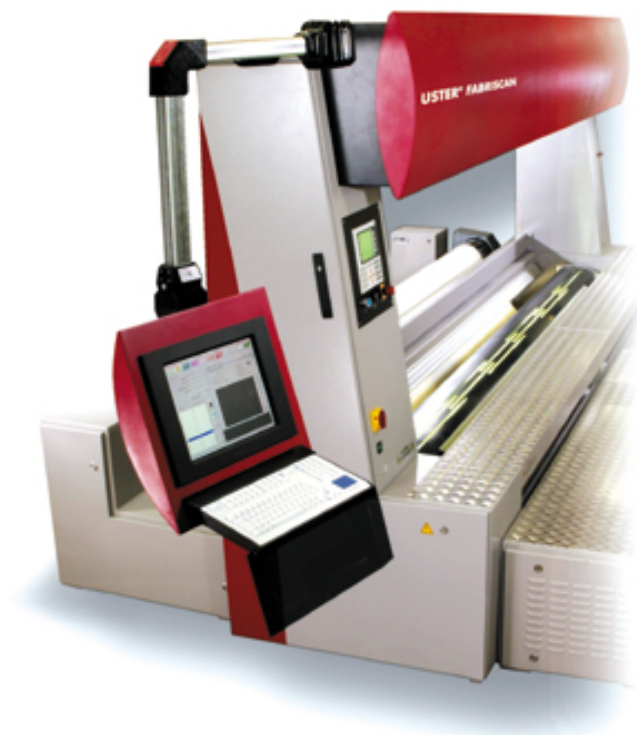


图 1.4 Fabricsan 自动验布系统

瑞士的 Uster 公司在纺织品测试及监控已有六十余年的研发历史，产品涉及纤维和织物的纺织品质量控制。Uster 公司早在 1983 年就开始研究开发自动检测系统，只是当时的研发并不顺利，直到最近才获得成功。最新的 Fabricsan 系统能检测运行速度达每分钟百米以上的无纺布，检测精度高达 0.3 毫米。同时它能检测的宽度范围为 110-440 厘米。Uster 系统目前已经在欧洲市场得到了应用。Uster 的独特之处在于它独有的 Uster Fabricclass。该类可以分为两个坐标轴，其中 Y 轴表示不同的缺陷类型对比，而 X 轴表示缺陷的长度。系统保存检测结果到特定的数据库中，继而产生相关质量报表。

以上产品存在以下缺陷：

首先，这些检测系统都依赖于性能优越的硬件来完成高速精确地系统运行，而这无疑会造成昂贵的代价，这些系统的成本从十万美元到百万美元不等，价格过于昂贵。例如：I-TEX 系列产品的关键是一台为顾客特别订制的并行处理器系统，该系统需要 2000 台并行运转的计算机以匹配它的高速运算速度，这样的设计带来的问题显而易见：过高

的硬件成本导致无法在我国纺织行业中进一步的推广应用。

另一方面，国外纺织产品缺陷检测系统在检测产品种类以及对于缺陷分类方面还存在着局限性。目前这些系统只能对单色或者组织结构简单的表面进行检测，而且能够检测到的缺陷类型有限。同时这些系统也对于图像的边缘特征有着严格的要求，需要缺陷部分边缘非常明显，以上这些导致了这些检测系统在实际生产过程中应用有限。由于同样的缺陷会在紧密程度不同的织物上呈现出一定的差异，所以检验效率较低同时也只能检测出缺纱、断纱、织疵、纱疵、破洞、油污、开机痕、染色等缺陷。

近年来，国内的纺织物缺陷自动检测方面的研究才刚刚兴起，纺织产品缺陷自动识别方面的商业化产品还鲜有出现，甚至连样机也很少有，对于纺织物缺陷自动识别相关系统的研究还在从理论向实践不断过渡的阶段。

## 1.2.2 机器视觉在纺织产品检测中的应用研究

机器视觉或者计算机视觉采用各种成像系统来模拟代替人类的视觉感受器官进行图像信息的输入，通过计算机来模拟人类大脑的功能对图像进行处理和分析<sup>[10][11]</sup>。作为一门迅速发展的新兴学科，机器视觉广泛的涉及到诸多领域，例如 AI 人工智能，图像处理，模式识别等等。计算机视觉技术在过去的 20 多年中随着信息技术的不断发展也取得了长足的进步，已经广泛地应用于工业检测等诸多实际生产过程中。它有如下突出的优点<sup>[12][13]</sup>：

- (1) 系统结构比较简单
- (2) 总体设计低成本
- (3) 系统可靠性高稳定性好
- (4) 检测速度快
- (5) 检测精度高

自从上世纪末以来，在信息技术发展带动下，计算机科学、数字图像技术以及神经网络技术的全面发展，使得基于图像处理的纺织物缺陷检测变成可能，越来越多的科研工作者投身于机器视觉方面应用于工业生产的研究，所以，从 20 世纪 90 年代初开始一直持续到现在，图像处理用于缺陷检测的研究逐渐深入。日本、韩国、中国台湾、美国、瑞士和以色列等国家的科学家在这一领域进行了大量深入研究发表了诸多研究论文，同时国内的相关研究和开发工作也在逐步展开。国内从事机器视觉方面的公司大多数靠代理国外相机以及图像采集卡等视觉设备起家，经过不断地发展壮大，技术方面逐渐成熟，然而目前在纺织产品检测方面依然以代理国外生产的设备为主，自主研发比较薄弱。



## 1.3 本论文所做的研究工作

本论文在分析研究无纺布缺陷检测常用算法的基础上,结合实验室目前的设备条件以及生产环境的状况,提出了基于 Gabor 滤波器的检测方法,并使用 VC++结合 OpenCV 库进行了算法仿真。主要研究工作包含如下几个方面:

- (1) 分析无纺布图像中分布的噪声和纹理的特点,在系统总结噪声类型和去噪方法,纹理的种类及其分析与处理方法之后提出相应的解决方案。
- (2) 通过分析、实验比较提出基于 Gabor 滤波器的检测方法,利用 VC++实现算法仿真,详细分析了各滤波器参数对于检测结果的影响。
- (3) 将 Gabor 滤波的方法与传统通用检测算法进行了比较,观察它们的检测效果。
- (4) 采用基于 BP 神经网络的方法对于检测到的缺陷进行分类,将提取到的 Gabor 特征向量作为输入,五种常见的缺陷类型作为输出,分类结果验证了算法的实时性与有效性。

## 2 系统总体解决方案

本章首先将会介绍计算机视觉的一些基础理论，然后根据生产过程中人工缺陷检测相关步骤，对无纺布缺陷检测系统进行了深入的分析，给出相应的设计思路。

### 2.1 工业视觉系统

#### 2.1.1 计算机视觉理论基础

计算机视觉理论相关模型由 Marr 在 20 世纪 80 年代初的时候首次提出，作为一个快速发展的全新学科，计算机视觉涉及到计算机科学、图像处理、人工智能、安防监控、模式识别等诸多方向。比较而言，计算机视觉就是采用各种成像系统代替人眼作为信息采集输入，由计算机作为人脑的替代品来完成分析处理的任务，计算机视觉最终的研究目的是能够完全模拟人的思维方式，让计算机像人一样通过眼睛观察和理解周围的世界，同时具备分析处理的能力。计算机视觉作为一种全新的检测方法已越发受到人们的关注，并慢慢发展成为一种全新的检测技术即计算机视觉检测技术<sup>[14]</sup>。

按照 Marr 视觉理论，视觉可以被划分成为以下几个层次<sup>[15]</sup>：低级视觉，中级视觉及高级视觉，如下图所示。

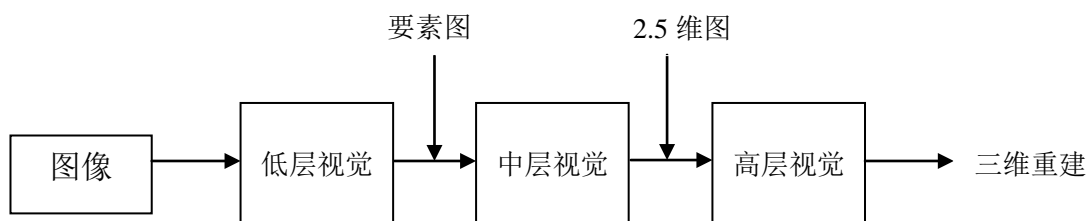


图 2.1 机器视觉的理论框架

低层视觉主要针对的对象是获取的初始数据信息，以获得一定区域范围内物体表面的相关属性信息，如距离、质地性质（反射、颜色、纹理）等为目标，在此过程中以图像处理相关算法技术为手段来实现；中层视觉的基本处理目标则是重现环境周围场景深度、被观察物体的表面法向、物体周围的轮廓特征等相关的 2.5 维信息；而高层视觉的处理工作则是将观察物设定为中心来建立一个坐标系，结合初始输入图像数据、其基本属性特征以及中层视觉获得的 2.5 维信息进行三维重构<sup>[15]</sup>。计算机视觉系统在日常的大部分实际应用中主要针对图像特征进行模式识别，可以简单化处理为一个自底而上的模

型如下图所示<sup>[16]</sup>。

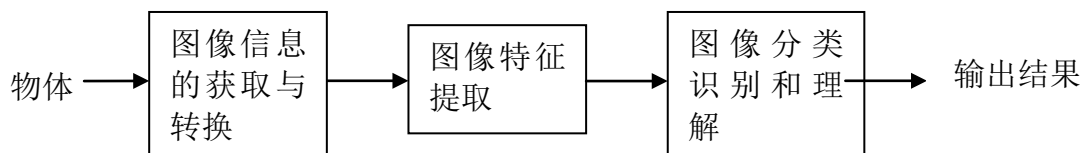


图 2.2 计算机视觉简化模型

## 2.1.2 工业视觉系统

应用于工业生产过程的视觉系统与普通计算机视觉系统虽然都具有相同的图像处理相关的理论基础，但是它们仍然存在着较大差异，即具体实现环境的不同，工业视觉系统需要考虑到实际生产环境的具体需求。

通常情况下工业自动化生产主要采用流水作业，因此要将工业视觉系统应用于生产过程中，就必须满足实时性要求，在生产产品运动的同时进行原始图像信息的采集工作，所以对于图像数据的采集及处理过程有了一定速度方面的要求。工业视觉系统一般由以下几个子系统组成：光源及图像采集系统；进行图像数据处理与实时分析的微机系统；与生产线并行运转的通讯系统；用于输出检测结果的系统。根据所处理问题的不同特点，设计时需要有针对性的选择不同子系统的具体组成单元以及组成方式，最终将负责不同任务处理的子系统整合成完整的具体系统。

## 2.2 系统性能分析与组成

### 2.2.1 系统性能分析

无纺布缺陷在线检测系统实现关键在于怎样在保证一定图像的处理速度的基础上提高系统的准确度，所以对在线缺陷检测系统具有如下性能方面的指标要求：

#### 1) 高分辨率：

通常情况下处理的缺陷部分尺寸比较小，所以为了确保一定的检测精度，要求在线检测系统至少可以发现大小为 0.5 毫米左右的缺陷，这样的话就对成像设备的分辨率以及检测的扫描范围设定了一个较高的标准要求。

#### 2) 实时性：

生产过程中的流水化作业对系统的实时性有了一定的要求，系统需要在线情况下对无纺布缺陷部分进行检测和注释，因此对于系统进行图像数据的采集处理有了较高的速度限制。在实际无纺布生产过程中，无纺布在生产线上运动速度一般在每分钟百米以上，



为了满足实时性要求，这就需要进行处理的硬件平台具有良好的性能与此同时还要最大程度的优化算法作支撑。

### 3) 高检测精度:

检测的精度衡量标准通常有如下两个：误检率和漏检率。

在纺织工业制造生产过程中，缺陷的漏检会造成产品总体质量的下降，有缺陷的产品一旦进入消费市场不仅会对产品品牌造成负面影响，相应的退换工作也会给生产厂家带来额外的经济损失。而另一方面误检则是指将无缺陷部分当作有缺陷的进行处理，误检会影响纺织品级别的判断，将优质品判别为次品无疑会大大降低产品的利润，同样也会对厂家造成经济损失。从这两方面看，如何提高检测的进度是设计在线检测系统最关键的部分，将会直接影响到系统运行性能效果的好坏。

### 4) 系统性能的稳定性:

为了适应不同的实际生产环境，系统需要具有一定的鲁棒性，能够抵御不同生产环境对于检测效果造成的波动影响。考虑到实际生产过程中需要不断地进行设备维护技术革新，实际生产环境会不断地变化，假如系统不能保持一定的稳定性，无疑就需要不断地进行调试处理，同样会给厂家带来额外的维护费用，造成经济损失，降低生产效率。

综上所述，要使无纺布缺陷检测系统同时兼具运行速度和检测精度这两方面的要求，就必须依靠性能良好的硬件平台来实现高质量的图像数据采集处理，在软件方面则需要对代码进行优化，尽量降低循环深度缩短运行时间。

## 2.2.2 系统模块组成

基于机器视觉的缺陷检测系统相对于人工检测系统而言结构更加复杂，它通过把图像处理、模式识别、CCD 成像技术以及精密伺服系统等有机结合起来，获得高检测速度、高检测精度的自动化检测系统。

通过模拟人工检测的步骤，自动检测系统通常由以下几个模块组成：传动系统及操作执行机构、照明成像系统、图像信息采集系统、缺陷检测系统等。其中，传动执行系统属于机械部分，由一套精密伺服系统对无纺布的位置和速度进行控制调整，完成无纺布的传送和标记等工作。照明成像系统由 CCD 相机和光照系统组成，它通过稳定高的光源及图像传感器，来保证系统可以稳定地采集到满足一定分辨率条件的图像信息，此时获得的图片质量将会严重影响到以后的检测效果；缺陷检测模块是进行缺陷检测相关算法的关键平台，它是无纺布在线缺陷检测系统的关键所在，采用专门设计的算法对采集到的图像信息进行分析处理，判断原始无纺布图像上是否存在缺陷，同时将获得的检测结果按照分类算法进行分类判断，从而根据无纺布表面不同的缺陷类型对其质量进行

等级评判。

## 2.3 总体方案设计

本次缺陷检测主要针对的是无纺布，而无纺布的一个重要特性即使表面纹理，如何有效地利用纹理特征提取缺陷区域直接影响到最终的检测效果。

迄今为止虽然对于图像的纹理仍没有一个一致的定义，但是我们对纹理已经足够熟悉，在局部范围内它表现为不规则性，而在整体范围上却又具有某种规律性，反映出了物体本身的一些性质。无纺布的纹理表现为织物表面具有规律性方向性的纹理单元，而缺陷的出现打破了这种规律性，综合分析无纺布缺陷监测的目的，将总体设计方案划分如下：

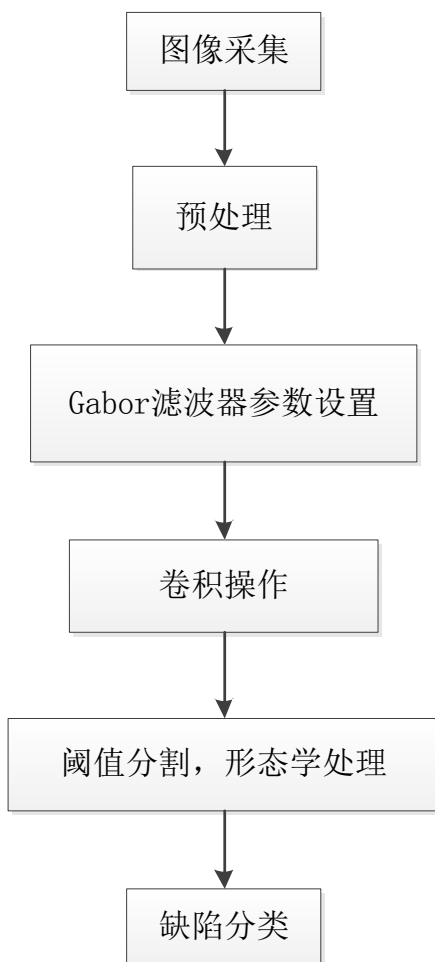


图 2.3 缺陷检测系统总体方案

## 2.4 本章小结

本章首先简要介绍了工业视觉系统的组成和基本结构。通过对无纺布缺陷检测性能需求的分析，对于缺陷自动检测的工业视觉系统提出了总体规划，详细分析了该系统的组成结构以及对应模块的工作原理，为后续相关检测的进行奠定了基础。最后将整个无纺布缺陷检测系统的设计划分为若干模块，以下将会逐一进行各个模块的分析与设计。

## 3 图像的采集和预处理

### 3.1 无纺布图像的采集

作为无纺布缺陷检测的第一步，我们首先要获得原始的图像信息。一般而言，获取原始图像的质量与使用的图像采集设备密切相关。但是一方面基于成本方面的考虑，通常图像获取设备的结构不能过于复杂，同时采用的设备材料也不能过于昂贵，这势必会造成一些无关的噪声信息的引入，对于后面的识别过程产生影响。另一方面，从用户使用方面考虑，采样过程也应该尽量简化。

基于目前实验室的环境，我们采用 CCD(电荷耦合器件)作为采样设备，这种图像传感器可以同时进行光电转换、储存转换信号的电荷、完成转移和输出功能<sup>[17]</sup>。近几年来，MOS 集成电路的制造生产相关技术不断提升带动了 CCD 相关技术的不断成熟，现已经被广泛的应用于图像采集、扫描仪等视觉数据采集领域。

CCD 相机最大的特点在于比普通相机具有高得多的灵敏度和几何精度，同时能够处理的光谱范围比较宽，还能在低温潮湿等恶劣条件下工作而成本却并不高。CCD 相机的工作原理是通过相机镜头把来自被摄对象反射回来的光线汇聚到 CCD 芯片上，其中的传感器就可以根据反射光的不同能量来聚集对应数目的电荷，继而进行周期性的放电，这样就形成了电信号用以描述相应的画面，对微弱信号进行放大消除掉干扰后即可输出图像画面<sup>[18]</sup>。

考虑到本系统中待处理的无纺布处于自动流水生产线上运行速度比较高，因此选择线阵相机能够满足实时性采集处理要求<sup>[19]</sup>。在进行具体型号选择时，需要综合的考虑相机的分辨率、画面效果以及价格等因素。最后课题组选用了 Delsa 公司生产的 Piranha2 P2-22-04K30 线阵相机，选用了 Coreco 公司生产的 x64-CL\_ipro 采集卡。相机有关参数罗列在表 3.1 中。

表 3.1 相机参数表

|  |            |               |
|--|------------|---------------|
| <br>P2-22-04K30 | 分辨率(pixel) | 4096          |
|  | 像素尺寸(um)   | 7             |
|  | 光圈大小(mm)   | 28.7          |
|  | 数据格式(bit)  | 8,10          |
|  | 动态范围(dB)   | 54            |
|  | 相机尺寸(mm)   | 50×85×50      |
|  | 相机重量       | 275g          |
|  | 工作温度       | 10° C - 50° C |
|  | 功率         | 7.5 W         |

## 3.2 图像的预处理

尽管我们在采样方式的选择上尽可能的提高精度，减少外部因素的干扰，但是在实际过程中噪声的混入不可避免，例如在采集过程中常常会受到噪声的干扰，常见的有光电转化过程中的噪声、A/D 转换过程中的误差、脉冲干扰及现场环境中的电磁干扰等，为了提高检测的准确性，需要在缺陷检测之前对于获取的图像进行预处理，通过预处理能够达到去除干扰、消去不属于布匹本身的纹理、突出目标边缘等效果。

常见的噪声一般可分为瑞利噪声、高斯噪声、指数分布噪声、伽马噪声、椒盐噪声等，如表 3.2 所示。其中有的噪声模型是已知的，可以用概率密度函数来表示，即把噪声分量相应的灰度用统计学分布的方法映射到整个灰度空间上，从而来表示不同噪声分量出现的频率。

一般而言，去除噪声要根据噪声的具体概率分布情况选择对应的滤波器进行处理。例如：高斯噪声可以用高斯滤波器消除，瑞利滤波可有效去掉瑞利噪声，而椒盐噪声则可通过均值滤波或中值滤波来消除，然而在噪声模型预先不知的情况下，就只能在进行大量实验的基础上来建立新的模型描述该噪声，进一步能够根据其空间及频域的特征性质设计出对应的滤波器。

表 3.2 常见噪声的类型

| 噪声类型   | 表达式   | 说明   |
|--------|---|--|
| 高斯噪声   | $\mu(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2}$                                   | $z$ 为灰度值, $\mu$ 为期望,<br>$\sigma$ 表示标准差。  |
| 瑞丽噪声   | $p(z) = \begin{cases} \frac{2}{b}(z-a)e^{-(z-a)^2/b}, & z \geq a \\ 0, & \text{else} \end{cases}$ | 期望: $\mu = a + \sqrt{\pi b}/4$<br>方差: $\sigma^2 = \frac{b(4-\pi)}{4}$                            |
| 指数分布噪声 | $p(z) = \begin{cases} ae^{-az}, & z \geq 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$                       | 期望: $\mu = 1/a$<br>方差: $\sigma^2 = 1/a^2$  |
| 均匀分布噪声 | $p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq z \leq b \\ 0, & \text{else} \end{cases}$           | 期望: $\mu = \frac{a+b}{2}$<br>方差: $\sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12}$                                 |
| 椒盐噪声   | $p(z) = \begin{cases} P_a, & z = a \\ P_b, & z = b \\ 0, & \text{else} \end{cases}$               | 因为当 $P_a$ 和 $P_b$ 不为零,<br>尤其当它们两者近似时, 脉冲<br>值分布就像随机分布的胡椒<br>和盐粉微粒。“胡椒”噪声<br>值较正常值低; “盐”噪声<br>较高。 |
| 伽马噪声   | $p(z) = \begin{cases} \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!}, & z \geq 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$     | 期望: $\mu = b/a$<br>方差: $\sigma^2 = b/a^2$  |

由于无纺布表面纹理由经线和纬线交织组成具有一定方向尺寸的规则性, 在处理这种图像的噪声, 比较好的方法是在尽量不影响无纺布表面缺陷的情形下把规则性纹理模糊化处理, 那么中值滤波器是比较好的选择。

中值滤波作为一种非线性滤波器, 其基本处理思想是用像素点一定范围领域的灰度值中值来替换该邻域中心像素点的灰度值。相比于均值滤波, 均值滤波取的是一定区域内的像素灰度均值, 容易引起图像中尖锐突出不连续部分的模糊, 不利于保存图像边缘部分的细节; 而中值滤波相比较而言对窗口范围内那些与其他灰度值差别较大的非正常子具有一定的抵御性, 通过去中值的方法可以有效地剔除个别反常值, 因此在利用中值滤波实现图像平滑时, 图像产生的模糊效果比较低, 同时可以将对于突出物体属性比较重要的边缘有效地保留下来。

无纺布原始图像经过中值滤波后的如图 3.1 所示。



图 3.1 滤波后无纺布图像

## 3.3 本章小结

本章主要实现了无纺布缺陷图像的采集和预处理，通过选择合适的 CCD 相机及采集卡获得原始图像，针对噪声的类型进行分析选择适当的滤波方式，为后续基于 Gabor 滤波的缺陷检测算法完成了准备工作。

## 4 基于 Gabor 变换的缺陷检测

### 4.1 Gabor 变换理论分析

Gabor 变换是在 Fourier 变换的研究基础上发展拓展而来的，因此有必要首先介绍 Fourier 变换相关概念与理论基础。

#### 4.1.1 Fourier 变换

Fourier 变换的前提条件是信号能够在整个时域范围内满足狄里赫莱条件<sup>[20]</sup>：

- 1，间断点个数有限；
- 2，极值点个数有限；
- 3，信号函数绝对可积。

在满足这些条件的情况下，信号  $f(t)$  的傅氏变换形式为：

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (4.1)$$

$F(\omega)$  的傅里叶逆变换形式如下：

$$\square f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega)e^{j\omega t} d\omega \quad (4.2)$$

通过式(4.1)和(4.2)不难看出，信号  $f(t)$  在做傅里叶变换时，需要考虑整个时间域范围内的信号特征，同样  $F(\omega)$  做傅里叶逆变换也要考虑整个频率域的信号特征。因此 Fourier 变换和其逆变换能够使得原始信号在时域和频域之间相互转换，另一方面考虑到 Fourier 变换基函数在时间轴上能够无限延伸，从而任何时间范围内的信号信息都会被映射到整个频率域上，因此经过 Fourier 变换之后得到的频谱只能够表征原信号在整个时间轴上的频谱特征，却无法突出某个特定区域范围类的属性信息。所以 Fourier 变换只适合于分析那些变化速度比较慢而相对稳定的信号，然而在处理实际问题时，我们经常需要提取出信号的某些局部特征，而且不可避免的会遇到信号的突变。

#### 4.1.2 Gabor 变换原理与分析

为了弥补 Fourier 变换在反映时域频域对应关系上的不足，Potter 等人于 1947 年提出了窗口傅立叶变换的概念<sup>[21]</sup>。到了 20 世纪末的时候，人们发现当采用高斯函数作为



窗口函数进行短时 Fourier 变换与之前 Dennis Gabor 所提出的展开系数类似<sup>[22]</sup>。

通过以上 Fourier 变换的计算公式不难发现,原始时域信号  $f(t)$  作 Fourier 变化后得到的  $F(\omega)$  仅仅能够反映其在整个时间域上的性质,为了能够获得  $f(t)$  在特定的区间  $I[a, b]$  上的信息,我们可以用阶跃函数  $x_1(t) = \begin{cases} 1, & t \in [a, b] \\ 0, & t \notin [a, b] \end{cases}$  对  $f(t)$  进行截断,即  $G(x) = f(t)x_1(t)$ , 如下所示图 4.1 表示函数  $f(t)$ , 4.2 为时间窗函数  $x_1(t)$ , 图 4.3 代表  $f(t)$  与  $x_1(t)$  的乘积, 框内突出的部分即表示的是原始信号  $f(t)$  经过加窗处理后截取到的新的函数部分。

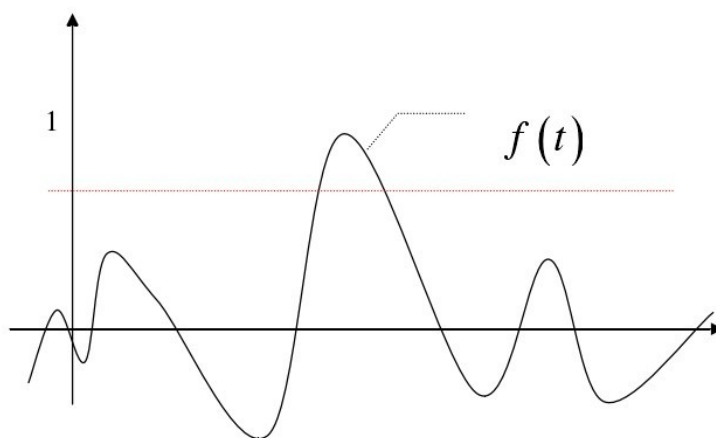


图 4.1 原始信号

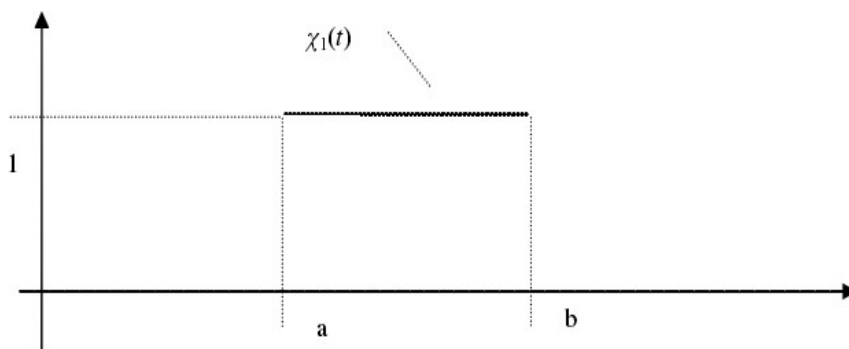


图 4.2 窗函数

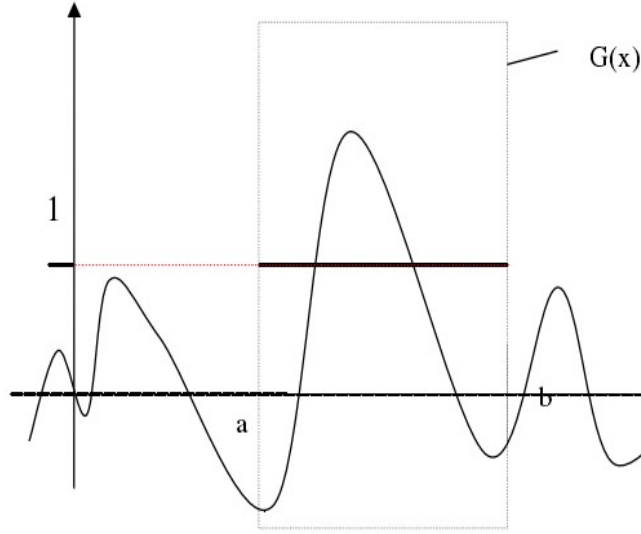


图 4.3 加窗信号

通过以上过程在加窗后可以得到需要的一定时间段的信号，然而这种方法仍然存在问题。虽然经过加窗截断处理，我们可以在原始信号中获得需要的部分，但是由于窗函数在  $t=a$  及  $t=b$  处间断，造成了  $G(x)=f(t)x_1(t)$  在这两点处出现了间断，而这种间断通过傅里叶变换会产生新的高频分量，这无异于又引入了新的噪声。

为了解决以上问题，英国籍匈牙利裔物理学家 Dennis Gabor 提出了一个新的概念——窗口傅里叶变换的，他对于窗口函数提出了新的要求，即需要在截取部分以外等于或急剧的接近于 0，同时窗口函数还需要是光滑的。非常幸运的是高斯函数可以符合上面列出的这些条件，因此可以选择高斯函数作为窗口傅里叶变换的窗函数，其形式如下：

$$g(t)=\frac{1}{2\sqrt{\pi a}}e^{-t^2/4a} \quad (4.3)$$

在这种情况下进行信号的截取就可以很好地解决以上出现非自身高频信号的问题，这样可以得出 Gabor 变换简单形式如下：

$$\square Gf(\omega)=\int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g(t)e^{-j\omega t} dt \quad (4.4)$$

Gabor 变化的定义式如下：

$$Gf(\omega,\tau)=\int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g_a(t-\tau)e^{-j\omega t} dt \square \quad (4.5)$$

其中窗口函数为：

$$g_a(t-\tau)=\frac{1}{2\sqrt{\pi a}}e^{-(t-\tau)^2/4a} \quad (4.6)$$

在式(4.6)中，参数  $\tau$  可以用来调节窗口中心位置，而  $a$  的大小可以控制窗口的宽度。

# 华中科技大学硕士学位论文

改变换在  $\tau$  点附近局部测量了频率为  $\omega$  的正弦分量的幅度。由于高斯函数做傅里叶变换之后仍然表现为高斯函数的形式，如此一来就保证了窗口傅里叶变换同时在时域与频域内有选择功能。

窗口函数  $g_a(t)$  的傅里叶变换用  $G_a(\omega)$  表示，推导如下：

$$\begin{aligned} G_a(\omega) &= \int_{-\infty}^{+\infty} g_a(t) e^{-j\omega t} dt = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{2\sqrt{\pi a}} e^{-t^2/4a} e^{-j\omega t} dt \\ &= \frac{1}{2\sqrt{\pi a}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-t^2/4a} e^{-j\omega t} dt = \frac{1}{2\sqrt{\pi a}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-(\frac{t^2}{4a} + j\omega t)} dt = e^{-a\omega^2} \end{aligned} \quad (4.7)$$

由此可得：

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{+\infty} Gf(\omega, \tau) d\tau &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) g_a(t-\tau) e^{-j\omega t} dt d\tau \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} \int_{-\infty}^{+\infty} g_a(t-\tau) dt d\tau = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} \left( \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{2\sqrt{\pi a}} e^{-\frac{(t-\tau)^2}{4a}} d\tau \right) dt \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} \left( \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{2\sqrt{\pi a}} e^{-\frac{\mu^2}{4a}} d\mu \right) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} \left( \frac{1}{2\sqrt{\pi a}} \sqrt{4\pi a} \right) dt \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt = F(\omega) \end{aligned} \quad (4.8)$$

由以上不难看出，原始信号  $f(t)$  经过 Gabor 变换按照给定的窗口宽度提取了局部信息，随着窗口中心  $\tau$  在整个时间轴上移动，就可得出完整的傅里叶变换。

## 4.1.3 测不准原理

时频测不准关系作为信号处理中一个非常普遍的问题表述如下：如果信号在时域范围内的特性是十分确定的，那么在频域范围内它的特性就会非常不确定，反之亦然<sup>[23]</sup>。作为唯一可以达到测不准关系下界的函数，Gabor 函数可以在时域以及频域中均保证分辨率方面的性能要求。以下逐步推导证明 Gabor 函数的这一特性。

假设输入信号为  $f(t)$  ( $t$  是连续变量)，基于此我们描述窗函数为如下： $w \in L^2(R)$ ，而且有  $tw(t) \in L^2(R)$ ，则称  $w(t)$  为一个窗函数。分别定义窗函数的中心  $t_c$  与半径  $w_c$  如下：

$$t_c = \frac{1}{\|w\|_2^2} \int_{-\infty}^{+\infty} t |w(t)|^2 dt \quad (4.9)$$

$$w_c = \frac{1}{\|w\|_2^2} \left( \int_{-\infty}^{+\infty} (t-t_c)^2 |w(t)|^2 dt \right)^{1/2} \quad (4.10)$$

当选择 Gaussian 函数作为窗函数时，根据 Gabor 变换公式可知  $w(t) = g_a(t)$ 。Gabor 函数变换公式就能够进行推广，只需相应的窗函数满足定义，即：

$$G_f = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-j\omega t} w(t-b) f(t) dt \quad (4.11)$$

根据公式(4.9)和(4.10)就能够确定窗函数中心及半径的数值，继而就可推导得到一个时频窗以如下形式表示：

$$[x_c + b - w_c, x_c + b + w_c] * [w_c + w - w_c', w_c + w + w_c'] \quad (4.12)$$

时频窗口宽为  $2w_c$ ，该值取决于时间窗的宽度，窗口面积为  $4w_c w_c'$ 。

测不准原理表示如下：令  $w \in L^2(R)$  的选择使  $w$  及其傅里叶变换均符合窗函数的定义，那么：

$$w_c w_c' \geq \frac{1}{2} \quad (4.13)$$

同时当且仅当  $w(t) = ce^{j\omega t} g_a(t-b)$  (其中  $c \neq 0, a > 0$  且  $a, b \in R$ ) 时等号才成立。

由于 Gabor 函数从形式上来看是由高斯函数与一个正弦调制函数相乘构成的，所以目前为止只有它能够达到测不准的下限。由测不准原理可知：无法取到比高斯函数作窗函数时的窗口面积更小的其他函数作为窗函数<sup>[24]</sup>。

## 4.2 Gabor 滤波器原理与性质

### 4.2.1 一维 Gabor 函数

一维 Gabor 函数是由高斯函数被正弦波调制而成，表达式如下<sup>[25]</sup>：

$$h(x, \sigma, f_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma^2}\right) \exp(i * f_0 (x-x_0)) \quad (4.14)$$

其中  $\sigma$  表示高斯函数的标准差， $f_0$  为正弦波的空间频率， $x_0$  为函数中心点坐标。在上式中取  $\sigma=1, f_0=1$ ，则 Gabor 函数的虚部与实部如下图所示：

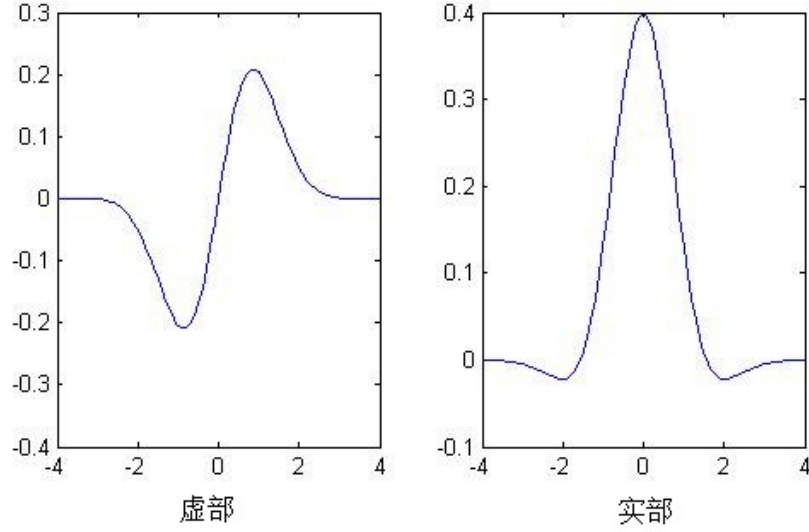


图 4.4 一维 Gabor 函数不同分量波形图

#### 4.2.2 二维 Gabor 函数

把一维 Gabor 函数拓展到二维空间，即可得到二维 Gabor 函数。二维 Gabor 函数数学表达式如下：

$$h(x,y)=g(x',y')\exp[2\pi j(U_x+V_y)] \quad (4.15)$$

其中：U，V 代表 Gabor 滤波器径向中心频率在两个轴方向上的分量；  
 $(x',y')=(x\cos\theta+y\sin\theta,-x\sin\theta+y\cos\theta)$  表示直角坐标系旋转一定角度  $\theta$  后新坐标系的位置；  
 $g(x,y)$  为高斯窗函数，表达式如下：

$$g(x,y)=\frac{1}{2\pi\lambda\sigma^2}\exp[-\frac{(x/\lambda)^2+y^2}{2\sigma^2}] \quad (4.16)$$

其中参数  $\lambda$  表示二维高斯函数的纵向与横向之间的扩展比例而参数  $\sigma$  则对应于高斯包络在坐标轴上的标准差。

由式(4.15)不难发现，Gabor 函数  $h(x,y)$  是一个以  $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{C}$  方式映射的复值函数。可以将其拆分成实部与虚部两个部分如下所示：

$$R(x,y)=g(x',y')\cos[2\pi(U_x+V_y)] \quad (4.17)$$

$$I(x,y)=g(x',y')\sin[2\pi(U_x+V_y)] \quad (4.18)$$

以下通过 MATLAB 仿真，可以清楚地看出二维 Gabor 函数的空间形态：

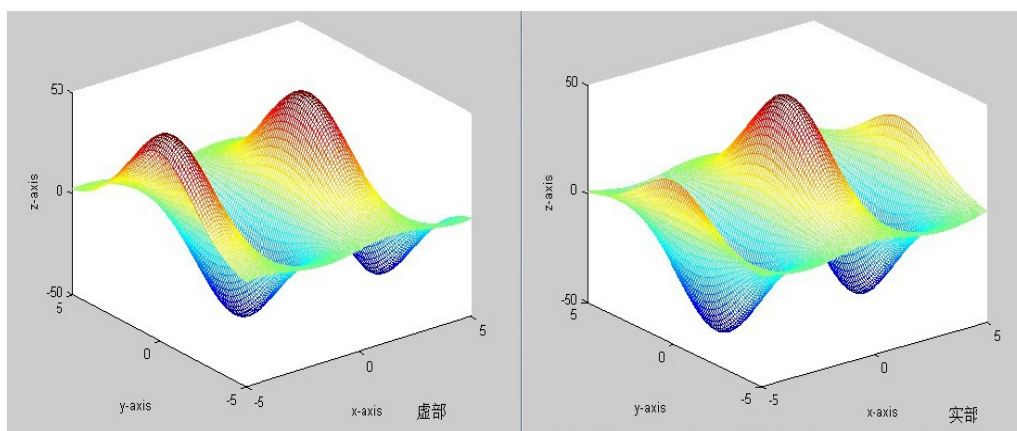


图 4.5 二维 Gabor 函数空间分量图

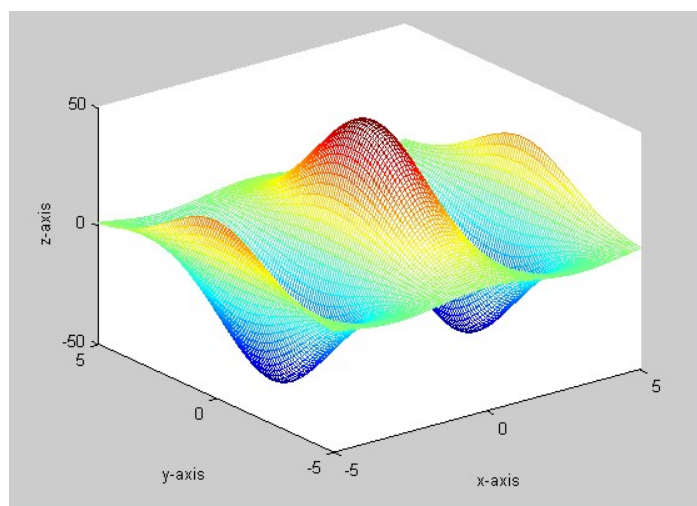


图 4.6 二维 Gabor 滤波器波形图

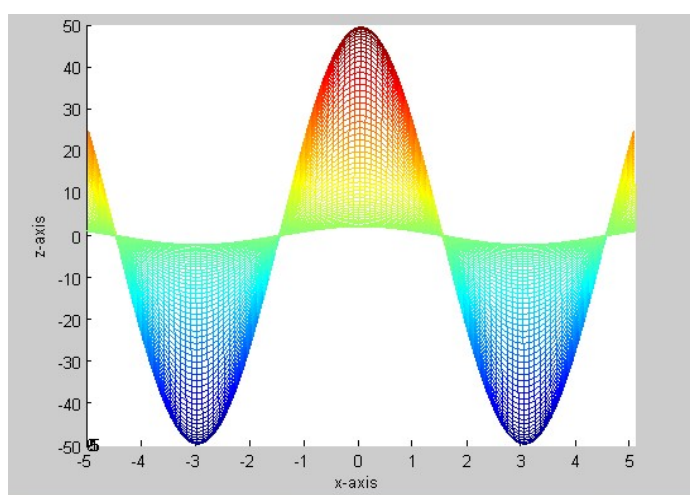


图 4.7 二维 Gabor 滤波器在  $x$ ,  $z$  方向上二维图

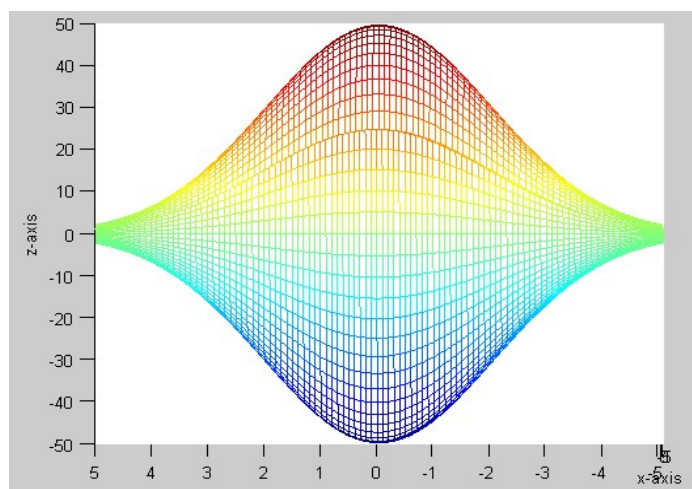


图 4.8 二维 Gabor 滤波器在  $y, z$  方向上二维图

图 4.6 展示了 Gabor 滤波器完整的波形, 图 4.7 显示了 Gabor 滤波器在  $x$  和  $z$  方向上的二维图, 图 4.8 显示了 Gabor 滤波器在  $y$  和  $z$  方向上的二维图。通过以上图进行比较不难看出, Gabor 滤波器在  $x$  方向上表现为带通特性而在  $y$  方向上表现为低通特性。因此在采用 Gabor 滤波器进行无纺布缺陷检测时可以很好地利用无纺布表面的方向性纹理特征进行处理, 当调整滤波器参数使得其方向与无纺布纹理方向一致的时候, 无纺布的纹理信息就能够得到增强, 而相对的与表面纹理方向垂直的图像元素则会被减弱, 而考虑到缺陷的出现势必会破坏无纺布表面的一致性纹理特征, 这样采用 Gabor 滤波器就有效的利用了其纹理特征达到缺陷监测的目的。

### 4.2.3 Gabor 滤波器的性质

在描述 Gabor 滤波器时, 我们通常考虑两个重要的指标: 空间频率带宽以及方向带宽。频率带宽  $B$ (单位: 倍频程)以及方向带宽  $\Omega$ (单位: 弧度)都是以半峰值的范围进行划定。如图 4.9:

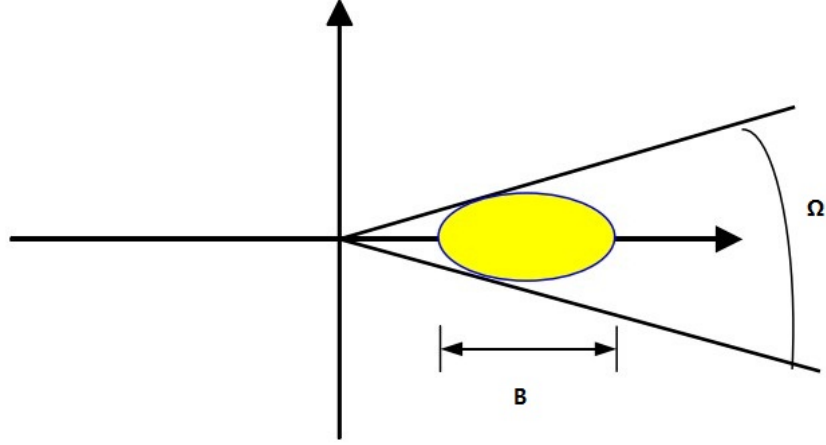


图 4.9 频率带宽与方向带宽的关系图

频率带宽与方向带宽定义如下：

$$B = \log_2 [(\pi F \sigma \lambda + a) / (\pi F \sigma \lambda - a)] \quad (4.19)$$

$$\Omega = 2 \tan^{-1} (\alpha / \pi F \sigma) \quad (4.20)$$

其中， $\alpha = \sqrt{(\ln 2)/2}$ ，只要设置不同的  $B$ 、 $\Omega$ 、 $F$  和  $\theta$ ，就能够产生任意中心频率、特定带宽和特定方向特性的 Gabor 滤波器，从而涵盖频域范围内椭圆形的任意区域，因此这就为我们处理不同尺寸方向的纹理图像提供了更好的解决方式。

### 4.3 基于 Gabor 滤波器的缺陷检测

通过以上的分析介绍了 Gabor 滤波器的基本原理及性质，接下来就会将 Gabor 滤波器应用于解决无纺布的缺陷检测中，利用其方向选择特性和尺度特性来根据无纺布本身的纹理特征有效地提取缺陷区域。以下将会逐步分析 Gabor 不同参数对于检测结果的影响，了解不同的参数特性以选择合适的参数配置，最终达到高效精确地检测目的。

#### 4.3.1 Gabor 滤波器核函数的选择

在介绍了 Gabor 滤波器的原理及性质之后，我们需要选择合适的核函数来进行下一步的缺陷检测，核函数的选择不但要使其在形式上尽可能的简单从而便于操作，而且还需要考虑到检测物体的个体特性来综合选择以达到有效提取特征的目的。前文已经介绍了二维 Gabor 基函数的通用形式，本系统结合实际需要选择核函数形式如下：

$$G_{\sigma, \varphi, \theta}(x, y) = g_{\sigma}(x', y') \times \exp[j(2\pi \omega x' + \varphi)] \quad (4.21)$$



式中:  $g$  为 Gaussian 窗函数:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + \gamma^2 y^2}{2\sigma^2}\right] \quad (4.22)$$

其中,  $\gamma$  为方向参数, 当  $\gamma \neq 1$  时, 式(4.21)给出了一个在  $x$  与  $y$  方向上不对称的二维高斯函数; 为了简化计算我们设置  $\gamma$  值为 1, 即滤波器为在  $x$  和  $y$  方向上对称的二维高斯函数,  $(x', y')$  表示坐标轴  $(x, y)$  逆时针旋转  $\theta$  角度:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (4.23)$$

$x, y$  表示空间域像素的位置,  $\omega$  为调制正弦波的频率, 决定 Gabor 滤波器在频域的中心位置;  $\theta$  控制 Gabor 滤波器的方向;  $\sigma$  为高斯函数沿着两个坐标轴方向的标准方差, 它决定了滤波器的窗口大小;  $\phi$  表示正弦波的相位补偿, 有效值为  $-180-180$ , 为了增强 Gabor 对于光照变化的鲁棒性, 使其直流分量为 0, 从而保证不同亮度值构成的区域具有相同的响应。

### 4.3.2 卷积操作

卷积操作是缺陷检测中的一个关键步骤, 在此简单介绍处理过程。

卷积的做法是对于原始图像每个像素, 将原始图像和滤波核函数两个图像错开一定的距离后将重叠的像素点相乘后求和, 移动窗口遍历整个原始图像。为了便于理解, 采用下图进行说明离散二维累加卷积的求解过程。

A

\*

B

$(A*B)(x,y) = \sum_i \sum_j A(i,j)B(x-i,y-j)$

|    |   |    |    |    |
|----|---|----|----|----|
| 10 | 5 | 20 | 20 | 20 |
| 10 | 5 | 20 | 20 | 20 |
| 10 | 5 | 20 | 20 | 20 |
| 10 | 5 | 20 | 20 | 20 |
| 10 | 5 | 20 | 20 | 20 |

\*

|    |   |
|----|---|
| -1 | 1 |
| 0  | 1 |

=

|     |    |     |    |    |
|-----|----|-----|----|----|
| -10 | 5  | -15 | 0  | 0  |
| -10 | 15 | -10 | 20 | 20 |
| -10 | 15 | -10 | 20 | 20 |
| -10 | 15 | -10 | 20 | 20 |
| -10 | 15 | -10 | 20 | 20 |

图 4.10 卷积定义图解

其中 A 代表待处理的无纺布缺陷图像，B 代表 Gabor 核函数，将 A 与 B 进行离散二维卷积操作时，第一步将 A 的左边界以及上边界填充为 0，第二步对 B 进行水平旋转和垂直旋转，如下图：

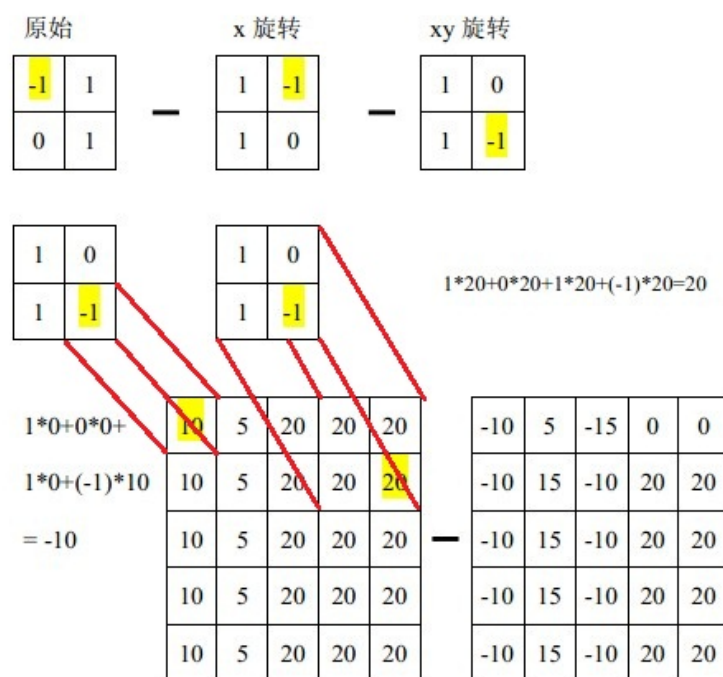


图 4.11 卷积过程示意图

然后用旋转后模板 B 中的每个值依次与 A 中相应位置的值相乘后进行累加，得到的结果就是卷积后对应位置的值。一般而言二维卷积的结果比 A、B 的尺寸要大。如下图所示：

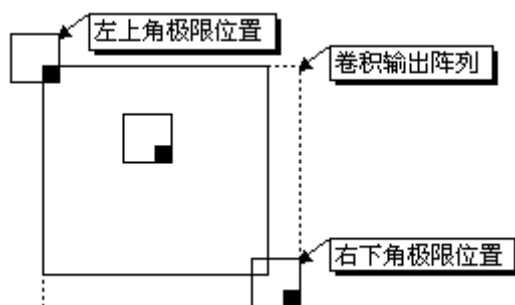


图 4.12 卷积尺寸示意图

### 4.3.3 图像阈值分割

经过了与 Gabor 滤波器卷积操作以后下一步任务是通过图像阈值分割把检测到的缺陷部分从图像中提取出来。图像阈值分割的主要处理思想是在把图像看成由不同灰度的两种区域（目标及背景）组成的这一前提下，通过合理的阈值选择，对图像中的每个像素点进行判断来决定它是属于哪一个区域，继而归一化处理产生相应的二值图像。图像阈值分割的关键在于选取合适的阈值，本文采用最大类间方差算法（Otsu 法）进行阈值分割因为其算法简单、实时性强，分割效果较好。

Otsu 法首先建立二维直方图，根据阈值将其划分为四个区域，选择包含绝大多数目标和背景像素的两个区域，由最大类间方差进行分割。实现过程如下：

设图像灰度级为  $L$ ，那么像素的邻域平均灰度同样为  $L$  级。计算每个像素点的邻域平均灰度，从而构成一个二元组：像素点灰度值  $f(x,y)=i$  及其邻域平均灰度值  $g(x,y)=j$ 。设二元组  $(i,j)$  出现的频率数为  $f_{ij}$ ，那么就可以定义对应联合概率密度  $p_{ij}$  为：

$$p_{ij}=f_{ij}/N \quad i,j=0,1,2,\dots,L-1 \quad (4.24)$$

式中， $N$  表示图像像素点数， $N=\sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} f_{ij}$ ，同时  $\sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} p_{ij}=1$ 。

由于  $p_{ij}$  表示像素灰度值  $i$  与它邻域均值  $j$  的共生概率密度，在普遍情形下， $p_{ij}$  分布集中于  $(0,0)$   $(L-1,L-1)$  对角线附近，即使在灰度直方图无明显峰谷的情况下，也可以表现出比较明显的两个峰。因此可合理的假设认为远离  $(0,0)$   $(L-1,L-1)$  的对角线分量十分近似于 0。

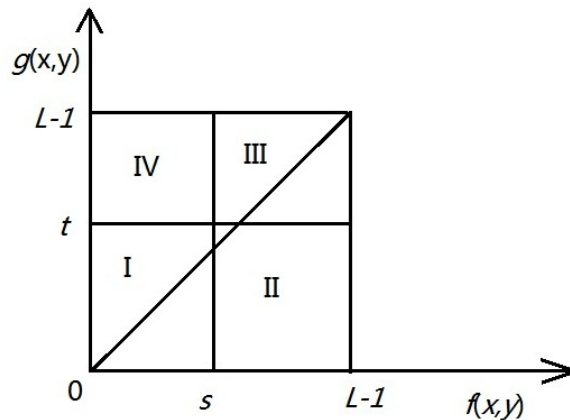


图 4.13 二维直方图

如图 4.13 所示，任意给出一个阈值  $(s, t)$  可以把二维直方图分割成四个区域，这其中区域 I、III 分别代表目标与背景，区域 II 和 IV 对应图像的噪声及边缘。假设二维直方

# 华中科技大学硕士学位论文

图存在两个不同的类别  $C_0$  和  $C_1$ ，它们各自分别代表目标区域与背景区域，同时也具有各自不同的概率密度分布函数，如下：

$$W_0 = P_r(C_0) = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t p_{ij} = W_0(s, t) \quad (4.25)$$

$$W_1 = P_r(C_1) = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij} = W_1(s, t) \quad (4.26)$$

这两类的均值矢量为：

$$\begin{aligned} \overline{U}_0 &= (U_{0i}, U_{0j})^T = \left[ \sum_{i=0}^s P_r(i/C_0), \sum_{j=0}^t P_r(j/C_0) \right]^T \\ &= \left( \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t i p_{ij} / W_0, \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t j p_{ij} / W_0 \right)^T \end{aligned} \quad (4.27)$$

$$\begin{aligned} \overline{U}_1 &= (U_{1i}, U_{1j})^T = \left[ \sum_{i=s+1}^{L-1} P_r(i/C_1), \sum_{j=t+1}^{L-1} P_r(j/C_1) \right]^T \\ &= \left( \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} i p_{ij} / W_1, \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} j p_{ij} / W_1 \right)^T \end{aligned} \quad (4.28)$$

那么二维直方图上总的均值矢量即为：

$$\overline{U}_T = (U_{Ti}, U_{Tj})^T = \left( \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i p_{ij}, \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} j p_{ij} \right)^T \quad (4.29)$$

通常情况下，远离直方图上  $(0,0)(L-1,L-1)$  对角线的  $p_{ij}$  可以被忽略掉，所以为了简便运算可以假设在以下两个区域： $i = s+1, \dots, L-1; j = 0, \dots, t$  和  $i = 0, \dots, s; j = t+1, \dots, L-1$  内有  $p_{ij} \approx 0$ 。此时有下列关系式成立：

$$W_0 + W_1 \approx 1, \quad \overline{U}_T \approx W_0 \overline{U}_0 + W_1 \overline{U}_1 \quad (4.30)$$

类间离散度矩阵的定义如下所示：

$$\begin{aligned} S_B &= \sum_{k=0}^L P_r(C_k) [(\overline{U}_k - \overline{U}_T)(\overline{U}_k - \overline{U}_T)^T] \\ &= W_0 [(\overline{U}_0 - \overline{U}_T)(\overline{U}_0 - \overline{U}_T)^T] + W_1 [(\overline{U}_1 - \overline{U}_T)(\overline{U}_1 - \overline{U}_T)^T] \\ &= W_0 [(U_{0i} - U_{Ti})^2 + (U_{0j} - U_{Tj})^2] + W_1 [(U_{1i} - U_{Ti})^2 + (U_{1j} - U_{Tj})^2] \end{aligned} \quad (4.31)$$

使用  $S_B$  的迹作为类间离散测度：

$$\begin{aligned} t_r S_B &= W_0 [(U_{0i} - U_{Ti})^2 + (U_{0j} - U_{Tj})^2] + W_1 [(U_{1i} - U_{Ti})^2 + (U_{1j} - U_{Tj})^2] \\ &= \frac{[(U_{Ti} W_0(s, t) - U_i(s, t))^2 + (U_{Tj} W_0(s, t) - U_j(s, t))^2]}{W_0(s, t)(1 - W_0(s, t))} \end{aligned} \quad (4.32)$$

Otsu 阈值分割法就是选取阈值以满足  $t_r S_B$  得到最大值，即

$$t_r S_B(s', t') = \max \{t_r S_B(s, t)\} \quad (4.33)$$

## 4.4 实验结果与分析

### 4.4.1 Gabor 滤波器的参数选择

下一步任务是选择合适的参数，主要有以下几个重要参数需要选择：正弦载波频率  $\omega$ 、坐标系旋转角度  $\theta$ 、高斯窗口的尺度  $\sigma$  等。

不同的 Gabor 滤波器参数设置对于滤波器的表征性质会造成很大影响。目前，针对参数设置主要有两种方法：实验法和优化法<sup>[26-28]</sup>。

考虑到优化法的计算过程较为繁琐需要设定一定的搜索规则，同时耗时较长，本文采用实验法来研究不同参数 ( $\sigma, \omega, \theta$ ) 对于检测结果的影响从而选择合适的参数进行无纺布缺陷检测。

实验法是一种在实际应用中经常采用的方法，它通过针对各个参数设置一定的约束条件，考虑具体的实际情况，比较不同的实验结果从而确定最终的参数。

在实验法中，方向参数  $\theta$  一般选择如下：

$$\theta \in \{\pi(k-1)n\} \quad k=1,2,3,\dots,n; \quad n \in \mathbb{Z} \quad (4.34)$$

式中  $n$  决定了滤波器方向的个数。通常情况下，一般选择  $n=4,6$  或者  $8$ 。

#### 1. 参数 $\sigma$

由高斯函数的相关性质可知参数  $\sigma$  决定了滤波器频域窗口的大小，不同参数  $\sigma$  情况下的 Gabor 小波图像（其他参数设置为  $\omega=5$ ， $\theta=90$ ）如下：

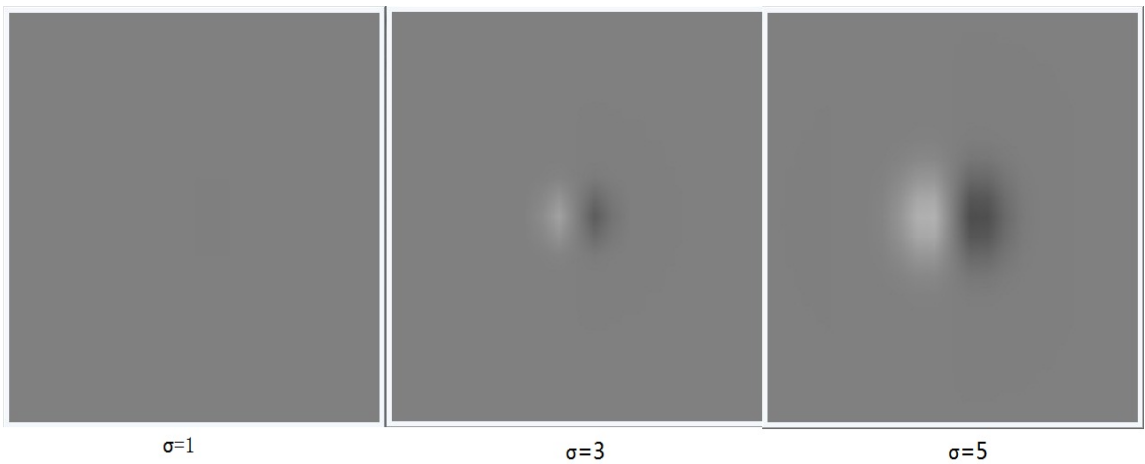


图 4.14 不同参数  $\sigma$  的小波图像

在实验中保持其他参数不变，设置不同的 $\sigma$ 检测结果如下所示：

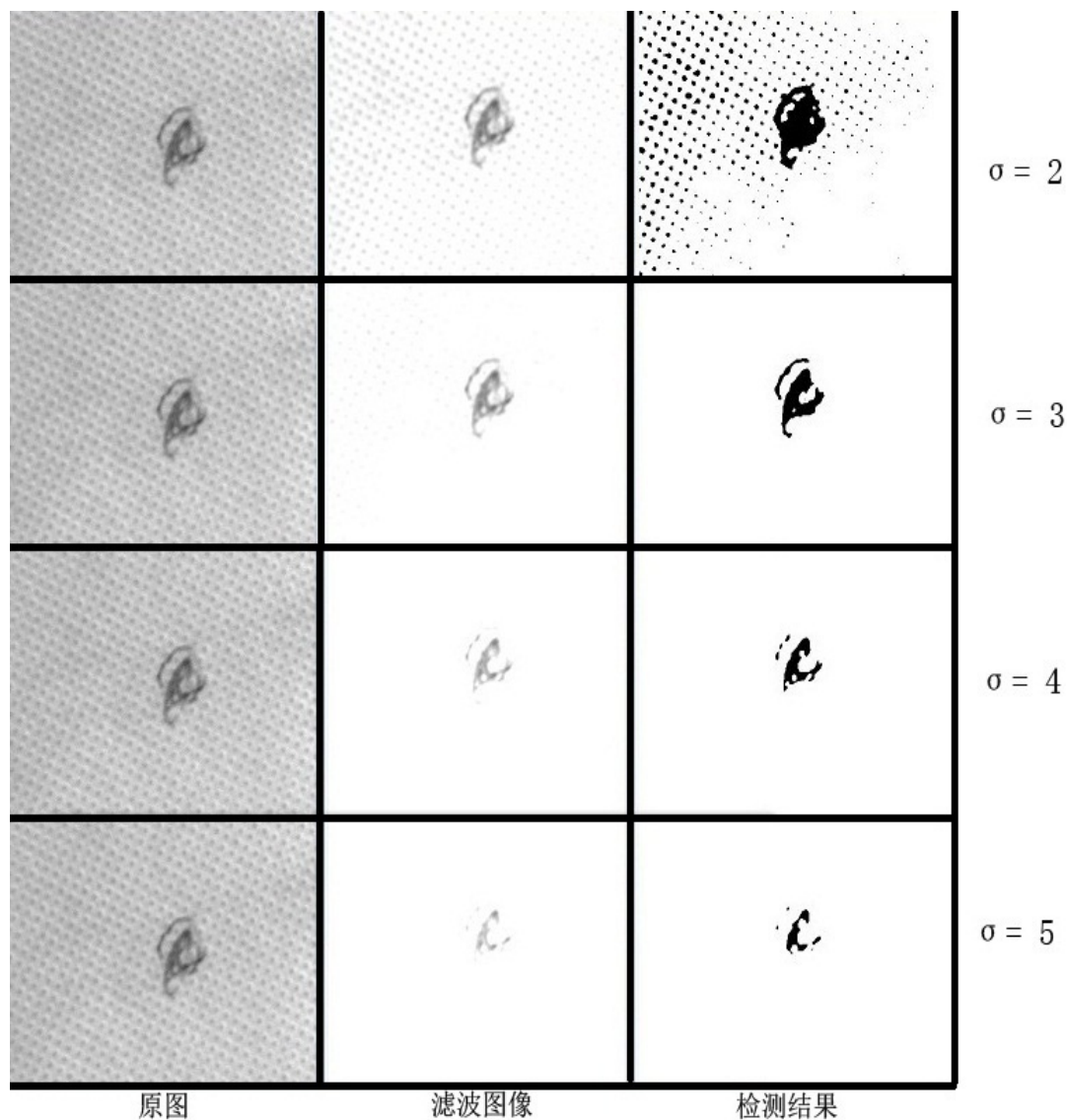


图 4.15 不同参数 $\sigma$ 对检测结果的影响

上面每一行前两张张图片分别为待处理图片、与虚部滤波器卷积后的效果，最后一张为采用大津法阈值分割、形态学处理后的最终检测结果。从上到下参数 $\sigma$ 逐渐增大。

从上述结果可以发现，当 $\sigma$ 较小时，布匹的细节特征显示表明显，能够较好地表现图像的局部特征，可以很好地显示出缺陷的位置和形状，但是容易受到噪声干扰；随着 $\sigma$ 参数增大，局部细节变得逐渐模糊，布匹的纹理细节无法充分表达，但是滤波器对噪声的鲁棒性增强，当 $\sigma$ 参数增大到一定程度时则会丢失掉图像的细节特征而反映图像全局特征，不适于进行缺陷检测。因此合适的参数选择应该在抑制噪声和突出细节之间取得平衡，需要在反复实验之后确定。

## 2. 参数 $\omega$

不同参数  $\omega$  情况下的 Gabor 小波图像（其他参数设置为  $\sigma=6$ ,  $\theta=34$ ）如下：

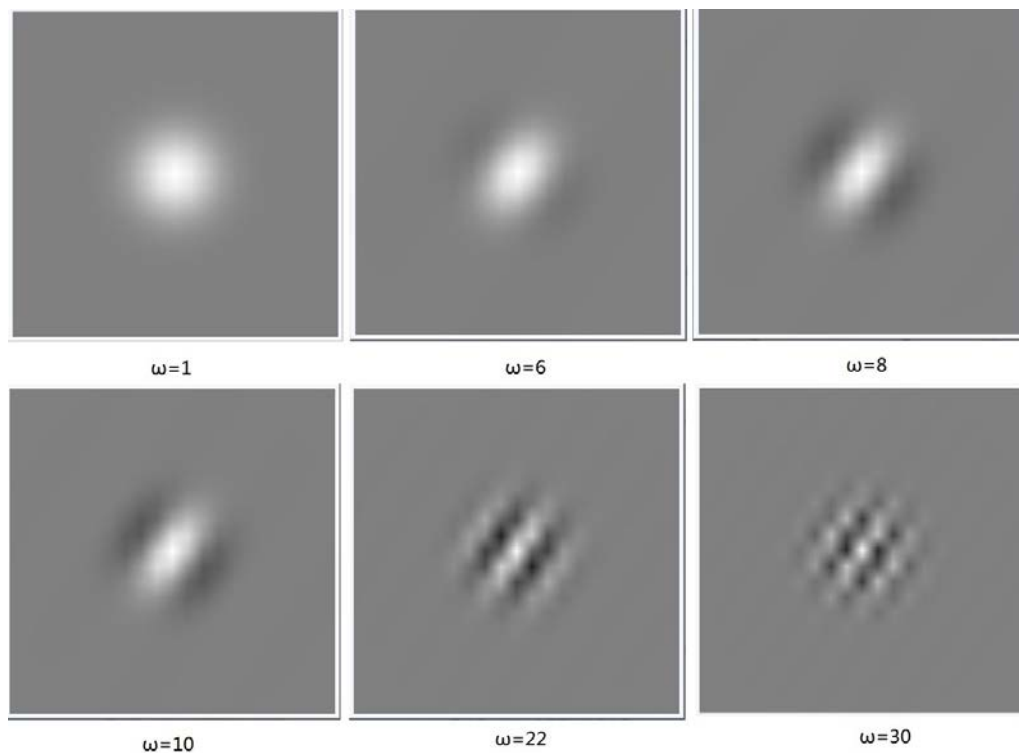


图 4.16 不同参数  $\omega$  的小波图像

参数  $\omega$  表示正弦载波的频率，在实验中保持其他参数不变，设置  $\omega$  的值由小到大逐渐增加，检测结果如下所示：



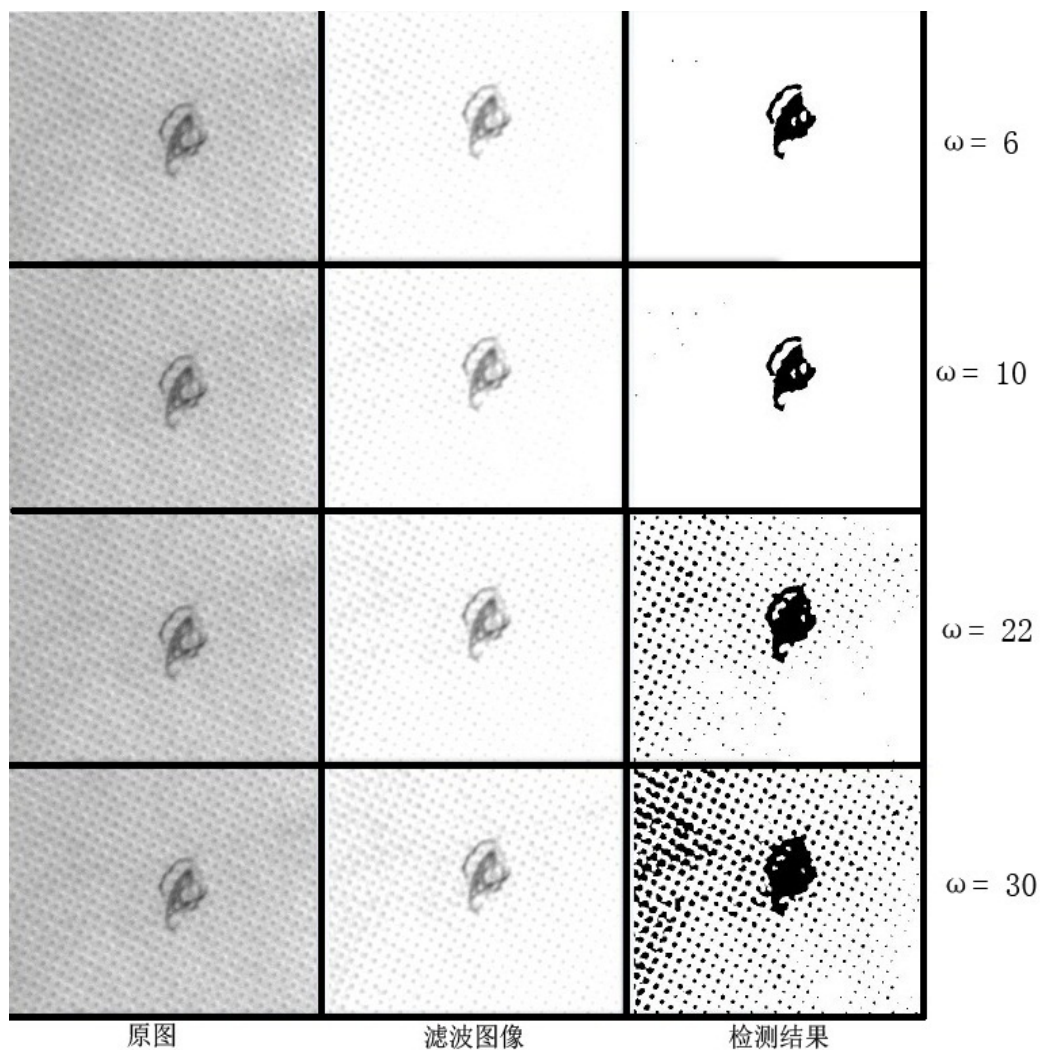


图 4.17 不同参数  $\omega$  对检测结果的影响

从上述结果可以发现，当  $\omega$  较小时，布匹的缺陷部分表现得不够完整，随着  $\omega$  的增加，可以逐渐显示完整缺陷部分。然而当  $\omega$  达到一定程度继续增加则会受到噪声干扰，显示出图像本身的纹理部分。这一现象可以通过 Gabor 滤波器函数图形进行分析。

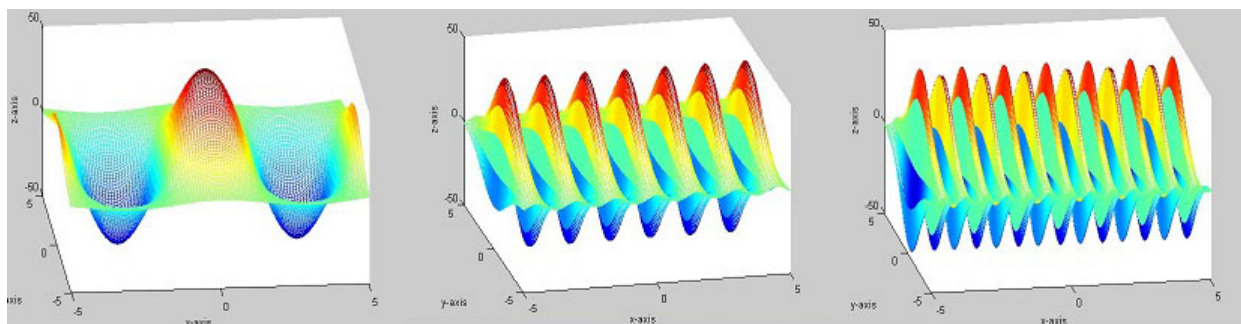


图 4.18 不同参数  $\omega$  的滤波器空间图形



上图从左到右依次为 $\omega=2, 16, 32$ 时 Gabor 滤波器的空间图形, 可以从图形分析, 随着调制波频率逐渐增大, Gabor 滤波器在空间上分布逐渐密集, 有 Gauss 函数性质可知 Gabor 滤波器属于带通滤波器, 随着调制波频率的逐渐增大, Gabor 滤波器在整体空间上的带通滤波特性被削弱, 从而对于属于不同频段的纹理特征和缺陷特征分辨力减弱, 造成了如上实验所示的显示出布匹图像纹理的现象。

### 3. 参数 $\theta$

参数 $\theta$ 表示正线载波的角度, 具体表现在 Gabor 滤波器即为滤波方向。不同参数 $\theta$ 情况下的 Gabor 小波图像 (其他参数设置为 $\sigma=6, \omega=32$ ) 如下:

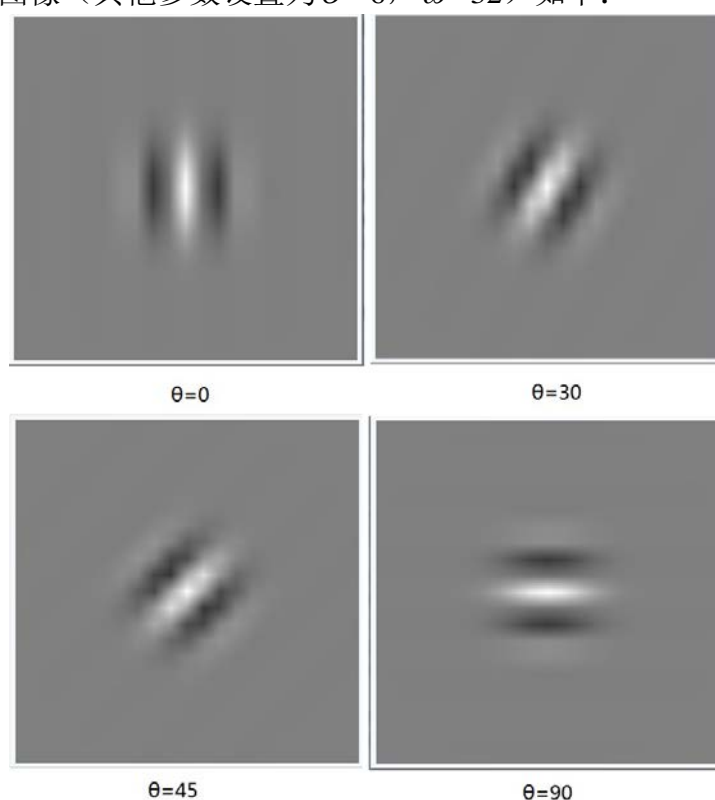


图 4.19 不同参数 $\theta$ 的小波图像

在实验中保持其他参数不变, 设置不同的 $\theta$ 检测结果如下所示:

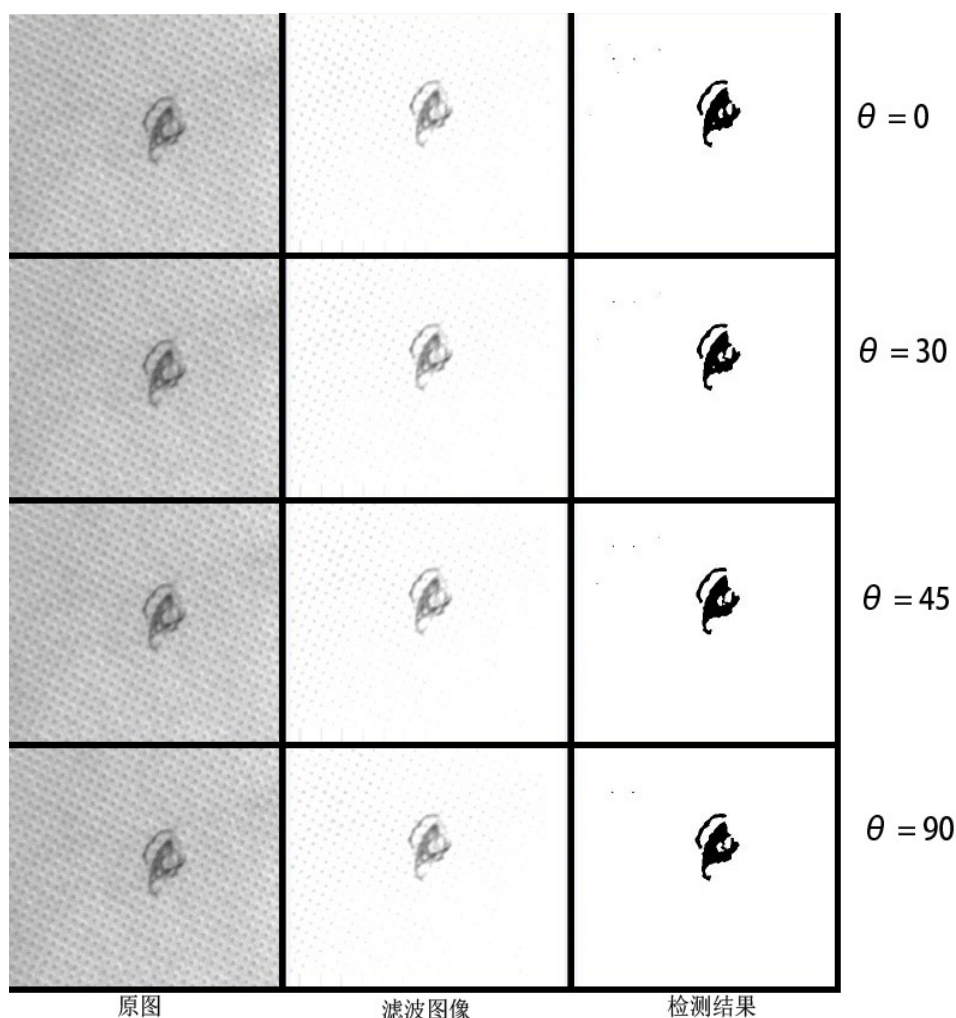


图 4.20 不同参数 $\theta$ 对检测结果的影响

上述四组图片分别是 $\theta$ 为 0, 30, 45, 90 时所得到的滤波结果, 其他参数保持不变, 从上述结果可以发现, 当 $\theta$ 接近布匹纹理的方向时 (本实验中约为 45 度), 滤波后缺陷显示得比较明显; 当滤波器方向与纹理方向不一致时, 布匹本身的纹理部分会与缺陷一起被检测出来影响检测的有效性, 而且这种情况下缺陷部分不能完全表达。考虑到 Gabor 滤波器是带通滤波器, 在检测过程中, Gabor 滤波器逐像素滑动确定其对应的能量, 当滤波器的角度与布匹的纹理角度接近时, 两者近似为同质纹理区域, 滤波器就会产生接近于 0 的响应, 同时把属于不同纹理的缺陷区域突出显示出来。

进过以上实验法进行比较分析, 针对本次设计需要处理的无纺布样本选择相应的 Gabor 滤波器参数设置为:  $\sigma=3$ ,  $\omega=10$ ,  $\theta=45$

## 4.4.2 基于 Gabor 滤波器的缺陷检测

在确定了 Gabor 滤波器的参数以后，将会针对之前获得的不同无纺布缺陷图像进行检测，从而观察检测效果。结果如下图所示：

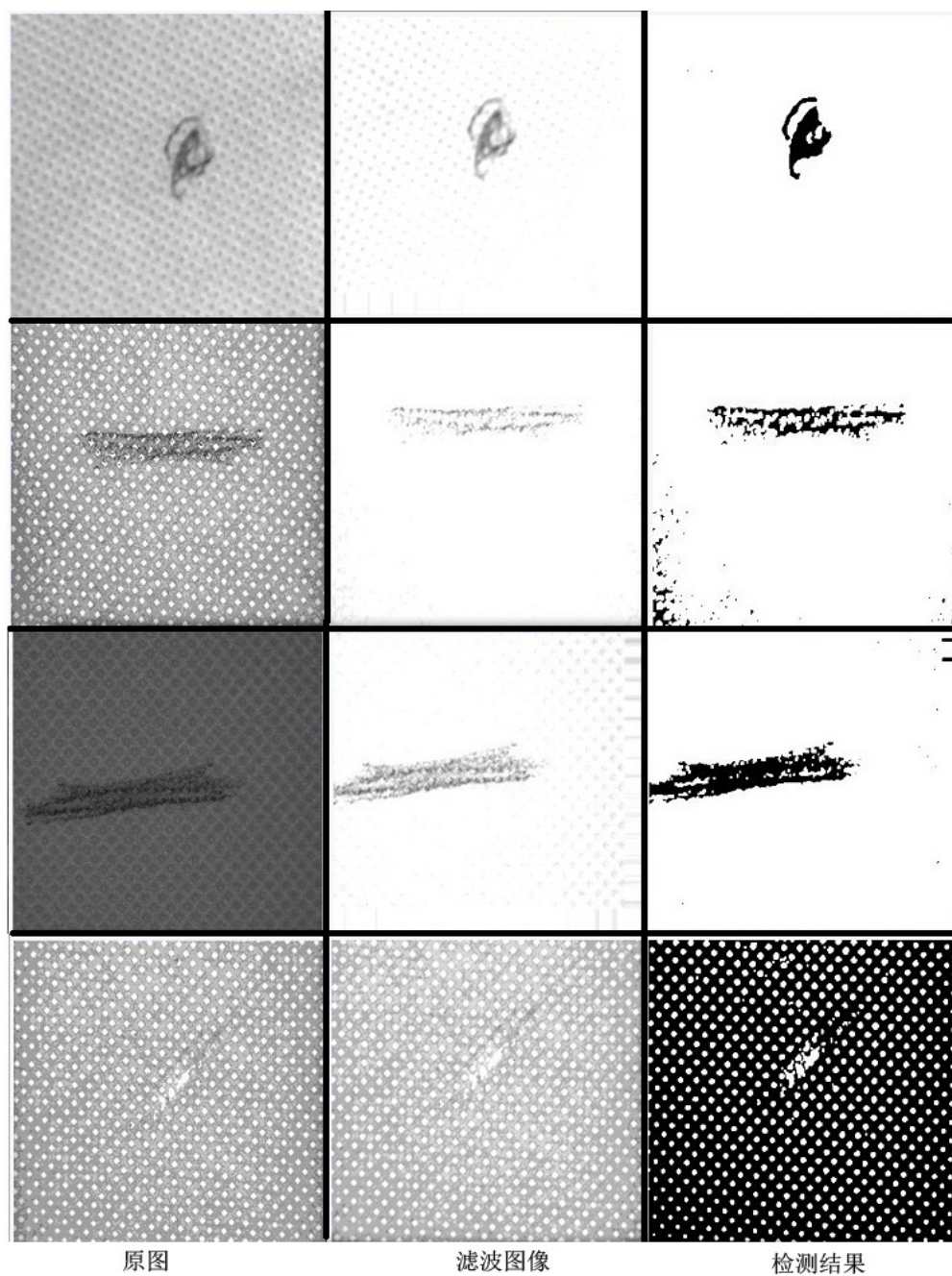


图 4.21 不同缺陷类型的检测结果



上面四组图像为不同纹理的无纺布的不同缺陷类型检测结果，每组图像从左至右依次为原图像、滤波图像以及阈值分割后的最终结果。由以上结果可以看出对于匀质纹理中出现的缺陷，Gabor 滤波器能够有效的检测出来，进过阈值分割可以取得比较理想的效果，但是 Gabor 滤波器体现出的对于光照的鲁棒性比较有限，而且当纹理比较大而缺陷不太明显时（最后一组的情形）尽管 Gabor 滤波器能够检测出缺陷区域，然而阈值分割并不能完全分割出缺陷部分，滤除纹理对于这种情况仍然具有一定难度。

下一步为了验证该方法的检测效果，我们将本文提出的方法与目前比较普遍使用的边缘检测算法 Sobel 算子、Canny 算子进行比较。处理结果如下所示：

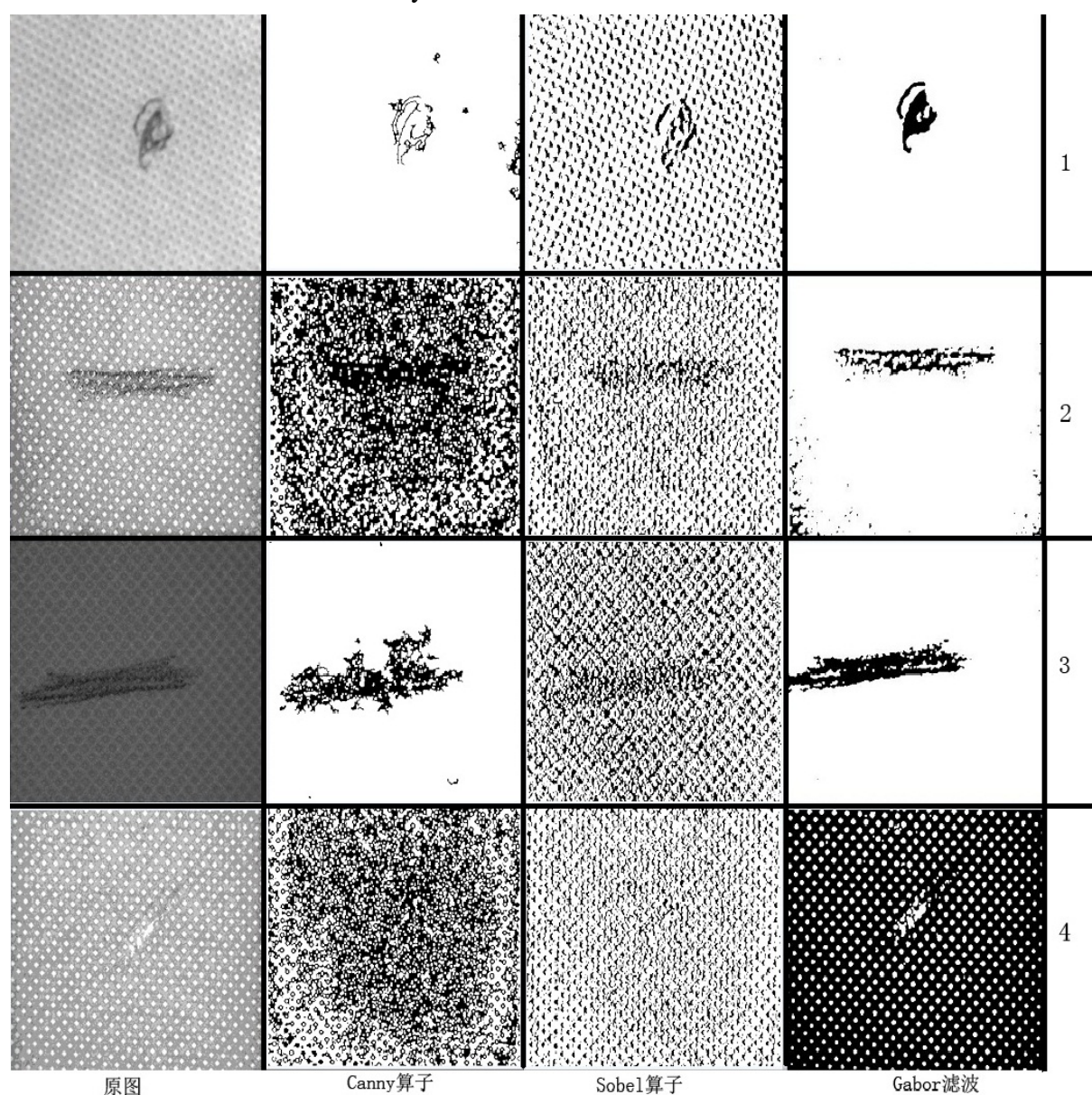


图 4.22 不同算法的检测结果

通过不同检测算法在 4 种不同类型缺陷的检测结果比较可以看到,在纹理比较简单、光照条件理想的情况下(如缺陷 1,3 所示),Canny 算子可以提取出缺陷部分,但是受到噪声干扰比较大,不能有效分割出缺陷的轮廓;而 Sobel 算子受到噪声光照等条件的影响比 Canny 算子更加明显,无法提取出缺陷部分。由于目前比较常用的边缘检测算子如 Canny 算子和 Sobel 算子都是把原图像与固定的模板进行卷积操作,而模板的设定并没有考虑到纹理的大小和方向特性,所以造成了以上所示的检测结果不理想。相比较而言,本文提出的 Gabor 滤波与天津法相结合的无纺布缺陷检测算法有较好的检测效果,同时具有一定的鲁棒性来抵御外界条件的干扰,实验结果显示出 Gabor 滤波器的尺度特性和方向选择性在检测纹理区域时的优势。

### 4.5 本章小结

本章首先介绍 Gabor 变换的相关原理与性质,分析了 Fourier 变换与 Gabor 变换的各自特点,继而给出了 Gabor 函数的定义,提出了基于 Gabor 滤波器的无纺布缺陷检测方案。按照检测的实际算法步骤分别说明每一步的操作过程与原理,针对检测过程中的参数设置这一关键问题,通过实验法比较分析不同参数对于整体检测效果的影响,综合本系统设计的具体无纺布样本选定各自参数。本章通过在不同缺陷类型上的实验有效地提取出了缺陷部分。

## 5 无纺布缺陷分类问题研究

### 5.1 缺陷分类技术概述

通过以上步骤完成无纺布缺陷的提取以后,下一步的关键问题就在于如何有效实现缺陷的分类。一般而言,通过对于缺陷进行分类可以进一步分析其形成的原因,从而对于目前的制造工艺及纺织系统进行改进提高生产质量;另一方面,通过有效地分类也能够对于产品的性能质量进行分级以分清档次分别销售以创造更多的价值。因此缺陷分类问题也是无纺布检测系统的核心部分之一。缺陷分类问题属于图像模式的范畴,目前主要的研究理论与方法都是建立在模式识别基础之上<sup>[29][30][31]</sup>。

模式识别方面的研究早在 20 世纪 20 年代就已经开始,在计算机以及信息技术的快速发展的推动下,它在 60 年代初迅速发展成了一门独立的新兴学科。近几十年来,科研工作者在相关领域进行了大量深入系统的研究,取得丰硕的成果,模式识别也获得了广泛的应用。

#### 5.1.1 模式识别系统

一般而言,模式是指我们通过观察从物体上获取的时间和空间分布相关信息,在判断的过程中通过模式来分别物体相同或者相似,而将模式所属的类别或者同一类中的模式集合称为模式类,或简称为类<sup>[32]</sup>。

模式识别过程即是利用计算机为主要工具,通过对象的属性特征,采用一定的算法进行分析从而判断对象应该属于哪个类别,最终的识别判断结果应该最大化的符合客观实际<sup>[33]</sup>。

模式识别过程可以分为两个阶段进行:训练学习过程和识别过程。训练学习过程利用一定数目随机分布而且具有代表性的样本集合对于分类器进行训练,确定相关的参数从而完成分类器的设计。而识别过程则是利用训练好的分类器对于未知的目标进行分类。分类识别方法根据待检测目标的不同而不同<sup>[34]</sup>。典型的模式识别过程如下图所示:

下面对模式识别系统的几个主要组成部分简要说明<sup>[35][36]</sup>。

### 1) 数据获取

## 2) 预处理

### 3) 特征提取与选择

#### 4) 分类器设计

## 5) 分类决策

---

40

判断它们属于哪一类别，继而完成模式识别。

## 5.1.2 无纺布缺陷类型分析

进行缺陷分类的过程就是在获取的缺陷特征与特定的缺陷类型之间建立一一映射关系，因此有必要了解具体的缺陷类型。国家本色布表面缺陷检测标准已经给出了比较典型的缺陷类型如图 5.2 所示<sup>[37][38]</sup>。

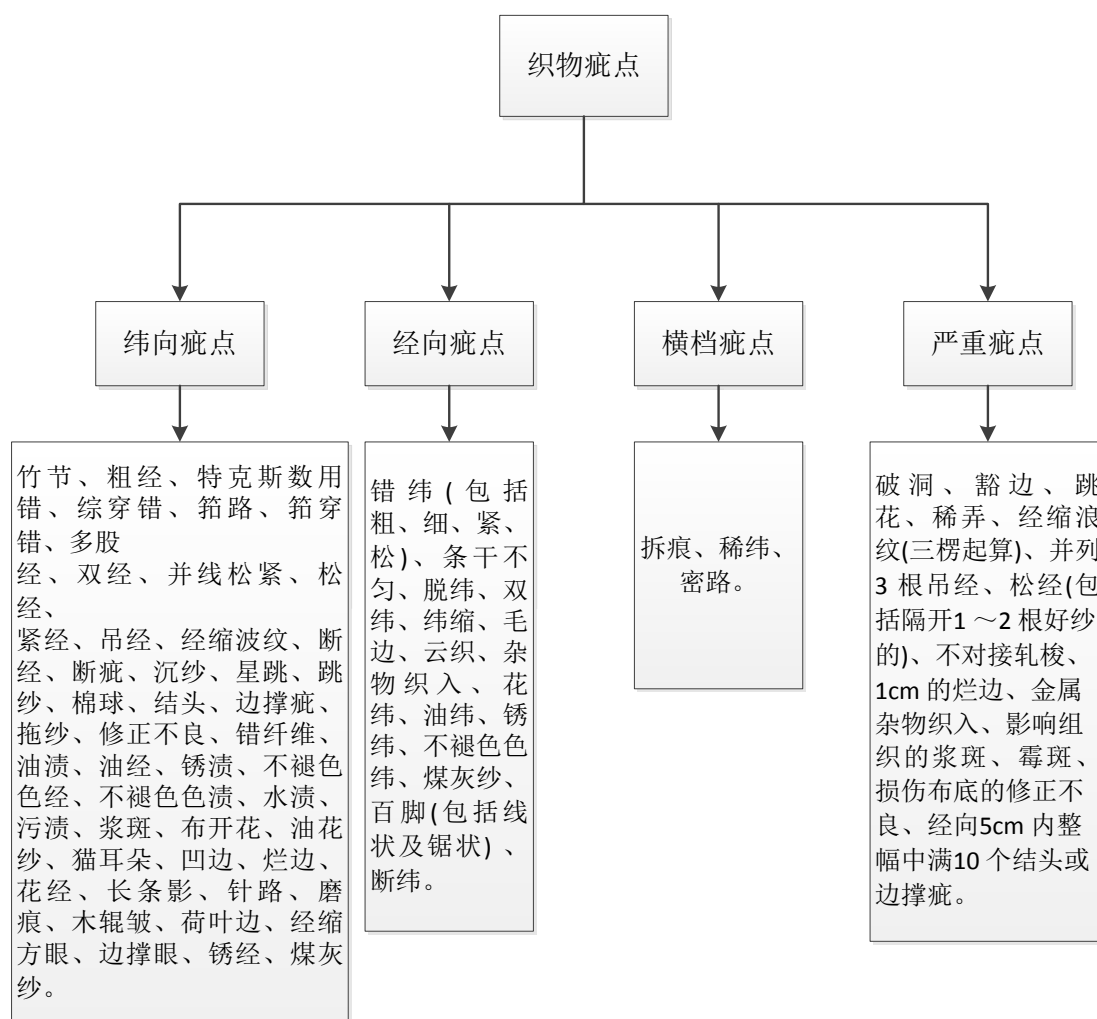


图 5.2 常见缺陷类型



## 5.2 基于 BP 神经网络的无纺布缺陷分类

### 5.2.1 BP 神经网络的原理分析

BP 神经网络是目前应用最为广泛的一种神经网络，它采用误差反向传播的方式对于相关的参数进行学习修正以达到误差最小化的训练目的。它的相关理论及学习规则早在 1974 年就由 Webos 提出，然而直到 1986 年才 Rummelhart, Williams, McClelland 和 Parker 等人才实现了相关网络模型的学习算法。BP 神经网络的算法核心是采用负反馈的方式将训练过程中的结果返回到中间层，调节权重等相关参数，以达到预期的学习目的<sup>[39-42]</sup>。

典型的 BP 神经网络一般由三层神经网络构成（输入层，隐含层，输出层），每一层又由若干个神经元组成。在连接的方式上，相邻层的各个神经元实现全连接，而同一层上的各神经元则无连接。输入信号从输入层进入网络，到达隐含层节点，在经过作用函数后被到输出层节点，最后输出结果。典型的三层 BP 神经网络结构如下图所示：

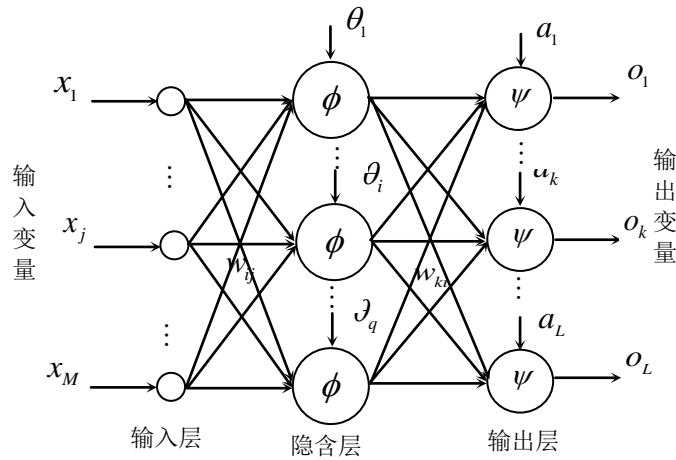


图 5.3 BP 神经网络结构图

图中： $x_j$  表示输入层第  $j$  个节点的输入， $j=1, \dots, M$ ；

$w_{ij}$  为隐含层第  $i$  个节点与输入层第  $j$  个节点之间的权值；

$\theta_i$  为隐含层第  $i$  个节点处的阈值；

$\phi(x)$  为隐含层激励函数；

$w_{ki}$  为输出层第  $k$  个节点与隐含层第  $i$  个节点之间的权值， $i=1, \dots, q$ ；

$a_k$  为输出层第  $k$  个节点处的阈值， $k=1, \dots, L$ ；

$\varphi(x)$  为输出层激励函数;

$o_k$  为输出层第  $k$  个节点处的输出。

整个神经网络前向输入与负反馈相关变量表达如下:

(1) 隐含层中第  $i$  个节点的输入  $net_i$ :

$$net_i = \sum_{j=1}^M \omega_{ij} x_j + \theta_i \quad (5.1)$$

(2) 隐含层第  $i$  个节点的输出  $y_i$ :

$$y_i = \phi(net_i) = \phi\left(\sum_{j=1}^M \omega_{ij} x_j + \theta_i\right) \quad (5.2)$$

(3) 输出层第  $k$  个节点的输入  $net_k$ :

$$net_k = \sum_{i=1}^q \omega_{ki} y_i + a_k = \sum_{i=1}^q \omega_{ki} \phi\left(\sum_{j=1}^M \omega_{ij} x_j + \theta_i\right) + a_k \quad (5.3)$$

(4) 输出层第  $k$  个节点的输出  $o_k$ :

$$o_k = \varphi(net_k) = \varphi\left(\sum_{i=1}^q \omega_{ki} y_i + a_k\right) = \varphi\left(\sum_{i=1}^q \omega_{ki} \phi\left(\sum_{j=1}^M \omega_{ij} x_j + \theta_i\right) + a_k\right) \quad (5.4)$$

(5) 每一个样本的二次型误差准则函数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (T_k - o_k)^2 \quad (5.5)$$

通过 5.5 计算获得的误差可以对于隐含层及输出层的权值进行调整:

$$\Delta \omega_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} \quad (5.6)$$

$$\Delta v_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{jk}} \quad (5.7)$$

其中  $\eta$  代表学习系数, 取值范围在 0~1 之间。

BP 神经网络计算按照方向划分为前向和后向两个过程, 前向传输可以确定一定的权值参数情况下的输出误差, 而后向反馈则根据输出误差对权值进行调节, 使得输出误差逐渐减小到允许的范围内。

训练过程如下图:

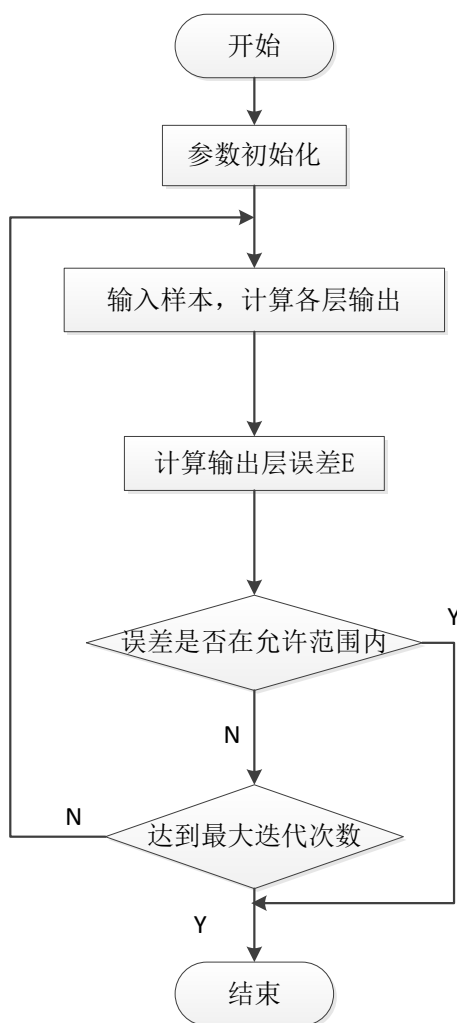


图 5.4 BP 神经网络算法流程图

### 5.2.2 关键问题

在进行 BP 神经网络的设计时，通常需要考虑以下几个关键性的问题：

#### (1)初始权值的选择

由以上介绍可知 BP 神经网络的训练学习过程就是通过不断修改权值搜索最优参数以达到误差最小化的过程，而初始权值将会影响开始搜索的位置。通常情况下误差曲面是一个分布着众多局部极小值点的高维曲面<sup>[43]</sup>，若初始权值选择不当,搜索过程就容易陷入局部极小值点，而好的初始权值则能够减少搜索时间，提高效率。一般初始权值的选取为 $[-1,1]$ 之间的随机整数<sup>[44-46]</sup>。

#### (2)隐含层神经元个数

对于典型的三层神经网络而言，输入层神经元的个数等于输入的特征向量维度，输出层神经元的个数等于分类的类型数目。隐含层神经元的个数决定了 BP 神经网络的规模，个数过小时，网络无法很好的训练学习，逼近能力有限且会造成训练次数的增多；个数过大时，虽然逼近能力能够增强，但是会延长网络收敛的时间，容易造成过拟合。一般可按照以下公式计算确定隐含层神经元个数：

$$N_1 = \sqrt{(N + M)} + a \quad (5.8)$$

其中， $N_1$  为隐含层的神经元个数， $N$  表示输入层的神经元个数， $M$  表示输出层神经元个数， $a$  为 10 以内一个正常整数。在实际应用中，需多次实验来确定隐含层的神经元数目<sup>[47][48]</sup>。

### (3) 训练样本选择

训练样本的选择是直接影响 BP 神经网络分类效果的一个重要因素，训练学习阶段需要大量的训练样本才能尽可能的保证网络模型最大化的模拟实际情况。

训练样本的选取是随机的且必须能够代表整个样本的相关性质，使得网络训练过程中可以考虑到每一类样本的具体情况。同时训练样本输入的顺序也应是无关的，若按照样本的不同类别依次输入，容易会引起学习过程难收敛、识别率低等问题<sup>[49]</sup>。

## 5.2.3 实验结果

图 5.2 中列出了不同的缺陷类型的划分,在本次系统设计中,仅针对所采集图像中最为常见的五类缺陷（破洞，油污，断经，飞花，杂纤维）进行检测分类研究。BP 神经网络采用三层，其中输入层的神经元个数与提取的特征向量维数相同，均设为 12，输出层的神经元个数与检测的缺陷类型数量相同为 5 个，其他的一些重要参数列表如下：

表 5.1 BP 神经网络重要参数

| 隐含层数 | 输入层神经元数目 | 隐含层神经元数目 | 输出层神经元数目 | 最大迭代次数 | 误差精度   | 学习系数 |
|------|----------|----------|----------|--------|--------|------|
| 1    | 12       | n        | 5        | 200000 | 0.0001 | 0.1  |

之前采用 Gabor 滤波器的方法提取了无纺布表面的缺陷区域，在进行 BP 神经网络分类是采用 6 个方向上的缺陷区域的 Gabor 能量特征作为分类器的输入特征向量。设  $N$  为检测到的缺陷区域像素点数目， $E_i(x,y)$  表示 Gabor 滤波后像素点  $(x,y)$  处的能量参数， $i=1\dots 6$  表示 6 个不同的 Gabor 滤波方向。即有每个滤波器得到的能量均值与方差表示为：

$$Mean = \frac{\sum E_i(x,y)}{N} \quad (5.9)$$

# 华 中 科 技 大 学 硕 士 学 位 论 文

$$Var = \frac{\sum [E_i(x,y) - Mean]^2}{N} \quad (5.10)$$

采用 6 方向 Gabor 滤波器提取的 12 个特征作为 BP 神经网络输入向量, 下表列出了两种缺陷类型 5 个样本的 12 个 Gabor 特征参数:

表 5.2 部分无纺布缺陷图像 Gabor 特征

| 缺陷类型 | 样本序号 | K=1   |        | K=2  |      | K=3  |      |
|------|------|-------|--------|------|------|------|------|
|      |      | 均值    | 方差     | 均值   | 方差   | 均值   | 方差   |
| 破洞   | 1    | 10.45 | 29.53  | 1.72 | 0.75 | 1.49 | 0.56 |
|      | 2    | 7.62  | 18.61  | 1.09 | 0.35 | 1.03 | 0.33 |
|      | 3    | 9.23  | 44.59  | 1.43 | 0.97 | 1.29 | 0.78 |
|      | 4    | 36.21 | 44.04  | 4.74 | 0.74 | 4.61 | 0.96 |
|      | 5    | 13.23 | 35.31  | 1.94 | 0.88 | 1.75 | 1.02 |
|      |      | K=4   |        | K=5  |      | K=6  |      |
|      | 1    | 10.08 | 28.12  | 1.57 | 0.63 | 1.73 | 0.81 |
|      | 2    | 7.26  | 17.85  | 1.02 | 0.31 | 1.21 | 0.53 |
|      | 3    | 8.34  | 37.92  | 1.14 | 0.67 | 1.33 | 0.81 |
|      | 4    | 36.53 | 41.36  | 4.51 | 0.43 | 4.67 | 0.51 |
|      | 5    | 12.18 | 35.76  | 1.67 | 0.77 | 1.78 | 0.55 |
| 缺陷类型 | 样本序号 | K=1   |        | K=2  |      | K=3  |      |
|      |      | 均值    | 方差     | 均值   | 方差   | 均值   | 方差   |
| 断经   | 1    | 42.96 | 101.02 | 5.62 | 2.15 | 5.79 | 4.35 |
|      | 2    | 53.28 | 35.67  | 6.78 | 1.02 | 7.21 | 4.93 |
|      | 3    | 61.86 | 110.1  | 7.68 | 1.51 | 8.13 | 4.86 |
|      | 4    | 57.21 | 169.75 | 7.47 | 2.69 | 7.84 | 5.76 |
|      | 5    | 32.29 | 34.81  | 4.27 | 1.37 | 4.21 | 0.98 |
|      |      | K=4   |        | K=5  |      | K=6  |      |
|      | 1    | 43.18 | 109.32 | 6.17 | 7.61 | 5.53 | 2.86 |
|      | 2    | 54.12 | 41.14  | 7.23 | 6.23 | 6.81 | 1.13 |
|      | 3    | 62.36 | 104.22 | 7.93 | 2.87 | 7.79 | 1.89 |
|      | 4    | 57.79 | 152.14 | 7.67 | 3.13 | 7.34 | 2.19 |
|      | 5    | 32.15 | 30.18  | 4.19 | 1.01 | 4.23 | 1.57 |

对于隐藏层神经元的个数, 采用实验法分别选取 10~18 进行检测, 平均识别率如下:

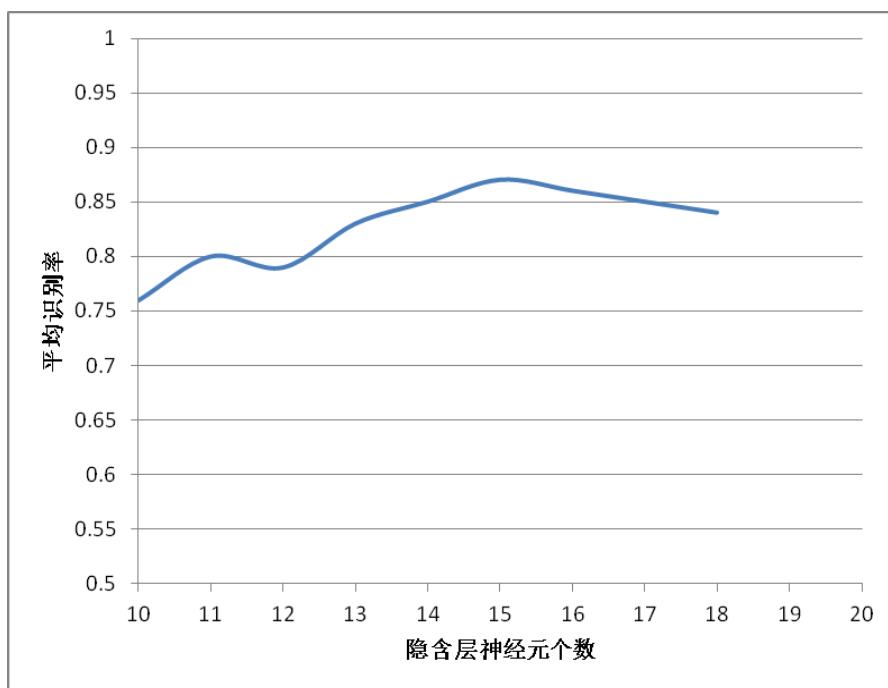


图 5.5 不同隐藏层神经元个数识别率示意图

从上图不难发现当隐藏层神经元个数为 15 时平均识别率最高，此时的分类效果最好，具体分类结果如下所示：

表 5.3 BP 神经网络识别结果

| 缺陷 \ 识别 | 破洞 | 油污 | 断经 | 飞花 | 杂纤维 | 正确率 (%) | 总体正确率 (%) |
|---------|----|----|----|----|-----|---------|-----------|
| 破洞      | 18 | 1  | 0  | 0  | 1   | 90.00   | 87.05     |
| 油污      | 2  | 20 | 0  | 0  | 1   | 86.95   |           |
| 断经      | 0  | 0  | 12 | 1  | 1   | 85.71   |           |
| 飞花      | 0  | 0  | 2  | 10 | 0   | 83.33   |           |
| 杂纤维     | 1  | 1  | 0  | 0  | 14  | 87.50   |           |

## 5.3 本章小结

本章首先简要介绍了 BP 神经网络的模型构造和相关算法原理，随后参考相关文献列出了无纺布缺陷的分类以列表的方式将不同种类的缺陷类型罗列出来。在最后的实验过程中，针对工业生产中最常见的几种缺陷类型：破洞、油污、断经、飞花、杂纤维进行了训练学习并且验证 BP 神经网络算法的可行性和有效性。

## 6 总结与展望

### 6.1 全文总结

本文的研究是源于机器视觉技术得到了越来越广泛地应用，无论是与人们实际生活有关的视频监控，模式识别，还是应用于军事领域的无人侦察。而在纺织行业的实际生产过程中，其生产效率受到了人工检测的严重制约，对于提高整个行业的国际竞争力产生了重大影响，开发一种基于机器视觉的自动检测系统的需求越来越迫切，基于此种情况，本文为了设计一个可以应用于无纺布生产过程中实现缺陷检测的系统，完成了如下工作：

- (1) 分析和研究了国内外基于机器视觉的缺陷检测系统发展现状。从无纺布检测的角度详细分析了系统组成以及部件选择。
- (2) 通过研究国内外广泛使用的缺陷检测方法，了解不同方法的优缺点，为了利用无纺布表面纹理特征而选取了基于信号分析的 Gabor 滤波器方法。
- (3) 架构无纺布缺陷检测系统的模块功能，通过广泛调研国内外缺陷检测系统的功能以及系统结构对无纺布质量方面的参数要求，对于检测步骤进行划分。
- (4) 通过选用合适的采集设备获得原始图像，为了提高检测效果与检测进度进行了相应的预处理；设计 Gabor 滤波器，并通过实验不断分析比较对于 Gabor 滤波器参数有了深入的理解；在进行阈值分割过程中比较不同的方法，最终决定结合 Otsu 法并获得不错的检测效果。
- (5) 采用基于 BP 神经网络的算法对于无纺布缺陷分类问题进行研究，通过对于生产过程中比较常见的几类缺陷类型进行相关实验验证了算法的可行性与有效性。

### 6.2 后续工作展望

目前，缺陷检测系统能够高效地完成图像在线采集、预处理、缺陷检测、图像分割等任务。但遗憾的是，由于时间有限，仍然有一些关键技术有待改进。随着人工智能的不断发展，今后的生产生活中将会越来越广泛的应用，具体到本系统中可以表现为开发出系统自动识别待检测的物体，并且根据物体的表面特征自动的调整相应的处理参数以适应特定的检测类型，问题提到参数的设置是否合适直接关系着检测效果的好坏，本次

系统通过实验法设置参数，虽然并不复杂但是效率不高，为了适应以后越来越严格的生产效率要求，改进相应算法提交系统的适应性不可避免；另外缺陷的分类识别也是检测过程的一个难点，虽然 BP 神经网络的方法能够对于常见的缺陷进行识别分类，但是准确率并不够高，同时检测的进度很大程度上依赖于训练样本的选择，训练时间比较长，对于一些不太常见的缺陷检测效果并不好，以后需要进一步的提高算法的自适应能力，开发利用缺陷类型本身的相关性质进行分类的算法以减少对于训练样本的依赖性。



## 致 谢

本文是在陈幼平教授和张代林讲师的悉心指导与严格要求下完成的。在刚进入实验室时，两位老师为我指明了研究的方向，向我详细阐述了研究课题及意义，是他们的谆谆教诲将我引入了忙碌而充实的研究生生活，导师渊博的学识，开拓进取的研究精神，严谨的治学态度，积极乐观的处世哲学，都令我终生受益，在此论文完成之即，特向两位老师表示崇高的敬意。

在整个硕士学习期间，我在学习和生活上还得到了课题组其他老师的无微不至的关心和帮助，包括艾武老师、谢经明老师、余文勇老师、袁楚明老师、张冈老师、陈冰老师等，在此向各个实验室的老师表示深深的谢意，并衷心地祝愿你们工作顺利，身体健康。

同时感谢我的同学：翁金飞硕士、王禹硕士等，他们在硕士学习期间给我无私提供了许多帮助，我们一起度过了难忘的两年半时光，这段日子是我终身难忘的回忆。同时，本课题在进行过程中得到了相关技术人员的热心服务，借鉴参考了国内外科研工作者的技术积累，他们在这一方向上所做出的努力为我提供了宝贵的参考意见，在此向一代代学者的辛勤付出表示诚挚的谢意！

最后深深的感谢我的父母，在我不断成长过程中，他们始终在背后默默地支持着我，是我不断向前奋斗的动力，在以后的人生中，我必将加倍努力，不辜负他们的殷切期望。

张 渤

2013 年 1 月

## 参考文献

- [1] 王永灿. 工业流水线织物疵点检测及分类算法研究[D]. 浙江: 浙江工业大学,2008.
- [2] 刘建中,王晓红,杨锁廷. 国外纺织检测技术的发展现状[J]. 纱检技术,1999,3: 24~25.
- [3] 屈博. 布匹瑕疵检测技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学,2009.
- [4] 邹超. 布匹疵点在线检测的算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学,2006.
- [5] K.L.Mak,P.Peng. A Real-time Computer Vision System for Defects Detecting in Textile Fabrics[C]. IEEE International Conference on Industry Technology. 2005. 469~474.
- [6] 龚艳军. 布匹疵点自动检测系统的研究和设计[D]. 武汉: 华中科技大学,2005.
- [7] 李立轻,黄秀宝. 图像处理用于织物疵点自动检测的研究进展[J]. 东华大学学报,2002,8,卷 28(4):118~121.
- [8] Alfred Dockery. Automated Fabric Inspection: Assessing the Current State of the Art, TechExchange.com. 2001.
- [9] Rudof Meier, Rolf Leuenberger. Uster 公司的织物质量自动检测检验系统[J]. 纺织导报,1999,2: 41~42.
- [10] 林华敬卿.计算机视觉[J]. 国防科技参考,1995,16(4):65~70.
- [11] 贾云得.机器视觉[M]. 北京: 科学出版社,2000.
- [12] 章毓晋.图像工程: 图像理解与计算机视觉[M]. 北京: 清华大学出版社,2000.
- [13] 费耀平,谷士文,刘应龙等. 工业视觉系统及应用[J].长沙铁道学院学报,1997, 卷 15(1):25~30
- [14] 张文景,张文渊,苏健峰等. 计算机视觉检测技术及其在机械零件检测中的应用[J].上海交通大学学报,1999,33(5): 635~638.
- [15] D. Marr. 机器视觉理论[M].北京: 科学出版社,1988.
- [16] 易丽华. 织物疵点检测工业视觉系统的研究[D]. 武汉: 华中科技大学. 2004.
- [17] 王庆有,孙学珠. CCD 应用技术[M]. 天津: 天津大学出版社,1993.
- [18] 王以铭. 电荷耦合器件原理与应用[M].北京: 科学出版社,1987.
- [19] Dalsa Inc. CCD Technology Primer, 2000.
- [20] 阮秋奇. 数字图像处理学(第二版)[M].北京: 电子工业出版社 2007,52~83.
- [21] 崔锦泰(著),程正兴(译).小波分析导论[M].西安: 西安交通大学出版社,1995, 1:71-80.
- [22] S.Qian,D.Chen. Jiont time-frequency analysis[J].IEEE Transactions on Signal Processing Magazine,1999,6(2):52~67.

## 华中科技大学硕士学位论文

---

- [23] 郑南宁.计算机视觉与模式识别[M].北京:国防工业出版社,1998,3:80~81.
- [24] 王林. 基于 Gabor 变换的木材表面缺陷识别方法的研究[D].哈尔滨: 东北林业大学,2010.
- [25] 张伟.汉字笔迹鉴别算法的研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学,2009.
- [26] A Bovik, M.Clark, W.Geisler. Multichannel texture analysis using localized spatial filters[J].  
IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990,12:55~73
- [27] D.Dunn,W.Higgins, J.Wakeley. Texture segmentation using 2D Gabor elementary functions[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(2):130-149.
- [28] D.F.Dunn, W.E.Higgins. Optimal Gabor filters for texture segmentation[J]. IEEE Transaction on Image processing, 1995, 4(7):947-964.
- [29] Ajay Kumar. Neural network based detection of local textile defects[J]. Pattern Recognition 36(2003):1645~1659.
- [30] 王培峰. 利用神经网络技术的验布系统[J].棉纺织技术,2004,32(1): 30~33.
- [31] Tsai I-Shou, Lin Chuang-Hua, Lin Jeng-Jong. Applying an Artificial Neural Network to Pattern Recognition in Fabric Defects[J]. Textile Research Journal,1995,65(3): 123~130.
- [32] 边肇祺,张学工.模式识别(第二版)[M].北京:清华大学出版社,2000:1-2,198-210, 251-257.
- [33] 靳富丽.模式识别理论及其应用[J].湖北广播电视大学学报, 2007,27(12):159-160.
- [34] 杨淑莹.模式识别与智能计算—MATLAB 技术实现[M].北京:电子工业出版社,2008,1:1-3,298~304.
- [35] K.R.Castleman.数字图像处理[M].朱志刚,林学阎,石定机译.北京: 电子工业出版社,1998.9.
- [36] 韦布著,统计模式识别(第二版) [M].王萍等译.北京: 电子工业出版社,2004.10.
- [37] 中国纱线网.本色布布面疵点检验方法. 2004.8.
- [38] 中华服装网.布匹检验标准. 2004.4.
- [39] MathWorks. Matlab 6.5 help. Math Works , 2002.
- [40] 何玉彬, 李新忠. 神经网络控制技术及其应用[M].北京: 科学出版社, 2000.11.
- [41] Abhijit S.Pandya. 神经网络模式识别及其实现[M],徐勇,荆涛译.北京: 电子工业出版社,1999.6.
- [42] Martin T.Hagan. Neural Network Design[M].北京: 机械工业出版社,2002.8.
- [43] Kolen J.F., Pollack J.B. Back Propagation is sensitive to initial conditions[J]. Complex Systems,1990,4(3):269~280.

- [44] G Thimm,E.Fiesler. High-order and multilayer perception initialization[J]. IEEE Trans. Neural Networks,1997,8:349~359.
- [45] 施彦,韩力群.神经网络设计方法与实例[M]. 北京:北京邮电大学出版社, 2009.
- [46] JimY.F.Yam,Tommy W.S.Chow. Feedforward networks training speed enhancement by optimal initialization of the synaptic coefficients[J]. IEEE Transactions On Neural Networks,2001,12(2):430~434
- [47] Lippmann.R.P. An introduction to computing with neural nets[J]. IEEE ASSP Magazine,1989(11):4~32.
- [48] 袁曾任.人工神经网络及其应用[M].北京:清华大学出版社,1999.
- [49] 梁文豪. 基于机器视觉的带钢表面缺陷识别研究[D].武汉: 武汉科技大学, 2010.

**附录 1 攻读学位期间发表学术论文目录**

[1] 张渤, 张代林, 陈幼平. 用于无纺布缺陷检测的 Gabor 滤波器参数研究. 武汉理工大学学报. 2012 年第 7 期: 129-133