

北京交通大学

博士学位论文

数字图像操作取证技术研究

Research on Digital Image Manipulation Forensics

作者：曹刚

导师：赵耀

北京交通大学

2013 年 1 月

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解北京交通大学有关保留、使用学位论文的规定。特授权北京交通大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索,提供阅览服务,并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘。

(保密的学位论文在解密后适用本授权说明)

学位论文作者签名:

导师签名:

签字日期: 年 月 日

签字日期: 年 月 日

中图分类号: TP391
UDC:

学校代码: 10004
密级: 公开

北京交通大学

博士学位论文

数字图像操作取证技术研究

Research on Digital Image Manipulation Forensics

作者姓名: 曹刚

学 号: 06112056

导师姓名: 赵耀

职 称: 教授

学位类别: 工学博士

学位级别: 博士

学科专业: 信号与信息处理

研究方向: 数字图像取证

北京交通大学

2013 年 1 月

致谢

本论文的工作是在我的导师赵耀教授的悉心指导下完成的，赵耀教授严谨的治学态度和科学的工作方法给了我极大的帮助和影响。在此衷心感谢近八年来赵老师对我的关心和指导。倪蓉蓉副教授悉心指导我完成了实验室的科研工作，在学习上和生活上都给予了我很大的关心和帮助，在此向倪老师表示衷心的感谢。此外，还要衷心感谢信息所的袁保宗教授、阮秋琦教授、肖扬教授、胡绍海教授、朱振峰副教授、白慧慧副教授、韦世奎副教授、林春雨老师、常冬霞老师、刘美琴老师，计算所的须德教授、黄雅平教授，以及新加坡南洋理工大学的 Alex C. Kot 教授，他们对于我的科研工作和论文都提出了许多的宝贵意见，在此表示衷心的感谢。

在实验室工作及撰写论文期间，田华伟、于丽芳、欧博、秦伦明、孟丽丽、顾广华、黄晗、肖延辉、翁韶伟、赵玉凤、王安红、刘楠、支瑞聪、史经业和马驰等师兄姐妹对我论文中的研究工作给予了热情帮助，在此向他们表达我的感激之情。

另外也感谢我的父母、妹妹和女友，感谢我远在家乡的亲人，他们的理解和支持使我能够在学校专心完成学业。

中文摘要

随着数字媒体编辑技术的快速发展,对数字图像进行修改或篡改变得非常容易。恶意用户常利用成熟的图像处理工具,对图像进行诸如违规编辑和伪造等非法操作,达到以假乱真和欺骗等恶意目的。致使虚假和违规编辑的图像在数字时代泛滥成灾,严重损害数字媒体信息的可信性与安全性。在司法取证和新闻纪实等应用领域,常需要通过技术手段验证图像数据的原始性和真实性,并还原图像的操作历史以获取更多取证信息。因此,研究数字图像取证技术对于实现数字媒体内容认证具有重要意义和实用价值。本论文以数字图像操作取证技术为主要研究内容,取得创新性研究成果包括:

1) 提出了两种基于边缘特征一致性分析的图像拼接检测算法。第一种方法利用自然边缘与拼接边界在 CFA (Color Filter Array)内插特征一致性方面的差异,提出了一种快速有效的图像拼接检测算法,可有效克服现有大多数拼接检测技术需要统计学习导致算法复杂度较高的缺陷。第二种方法针对图像拼接后进行边界模糊润饰这一实际篡改情形,提出了一种基于边缘模糊度估计的拼接检测算法,可有效定位模糊润饰后的拼接边界。

2) 提出了分别针对 USM(Unsharp Masking)锐化和中值滤波的图像操作取证算法。在国际上首次提出数字图像锐化操作取证问题。对图像 USM 锐化过程进行信号建模且给出了相应的数学描述,从理论上分析了过冲效应的产生机理,并设计了相应的特征测度方法,提出了完整的图像 USM 锐化检测方案。同时,在国际上较早提出中值滤波取证问题。从理论上分析了中值滤波所引起的图像一阶微分域统计特性异常,提出了一种快速有效的中值滤波操作检测算法。实验结果表明,此锐化和中值滤波取证算法均可有效鉴别相应的图像滤波操作。

3) 提出了图像对比度增强操作取证算法。首先,提出了一种改进的全局对比度增强检测算法,可有效检测包括各种质量 JPEG 图像和无失真格式图像上的对比度增强操作。然后,基于直方图峰谷位置分布与像素值映射函数之间的对应关系,提出了一种快速有效的伽玛参数盲估计算法;针对拼接过程中源图像区域可能经历对比度增强情形,以直方图峰谷位置分布作为局部对比度增强操作的指纹性特征,设计了一种有效的图像拼接检测算法。最后,分析了现有对比度增强取证算法的安全性,利用操作痕迹隐藏策略设计了一种对比度增强反取证算法。实验结果表明,相比于传统方法,所提对比度增强取证算法均取得更高的准确率。

4) 提出了一种半侵入式重采样算子源取证算法。从理论上推导出严格单调信号在经历传统型和几何抖动型重采样后一阶微分极性的变化规律,通过设计合适的模式图像,提出了一套完整的重采样算子源鉴别方法。实验结果表明,该方法

既可识别重采样软件的内含算子，也可在特定情形下检测反取证型重采样操作。

关键词：数字图像取证；图像操作取证；虚假图像；拼接检测；图像滤波；对比度增强；重采样；反取证

ABSTRACT

Digital image alteration and tampering become quite convenient because of the rapid development of digital media editing techniques. Malicious users usually create image forgery or enforce illegal manipulation for deceiving others. As such, plenty of image forgeries and illegal manipulated images spread and destroy the credibility of digital media information. In the applications such as law enforcement and news record, they ensure the originality and authenticity of digital images, and make clear the image manipulation history. So, the research on digital image manipulation forensics is significant for multimedia authentication. This thesis addresses the digital image manipulation forensics problem and gains the following research achievements:

1) Two digital image splicing detection algorithms are proposed based on splicing boundary analysis. First, the consistency of CFA (Color Filter Array) interpolation artifacts in the natural edge and those in the splicing boundary is exploited. Such a method is cost-efficient and owns the merit of lower algorithm complexity, comparing with the most existing schemes. Second, another splicing detection algorithm is proposed by evaluating the consistency of edge-based blurriness, which is estimated by our designed local blur estimation method. Such an algorithm can be used in the scenario that post-burring is enforced onto the splicing boundary, which can be located accordingly.

2) Digital forensic algorithms are proposed to detect the digital image USM (Unsharp Masking) sharpening and median filtering manipulations, respectively. We first address the image sharpening forensics problem internationally. The overshoot artifacts caused by USM sharpening are analyzed theoretically. An effective sharpening detection solution is proposed by identifying such artifacts. Meanwhile, we proposed to detect the image median filtering manipulation. The statistical abnormality in the image's first-order difference domain, which is incurred by median filtering, is modeled and analyzed detailedly. A fast and effective median filtering detection algorithm is designed. Test results show the good performance of our proposed filtering forensics algorithms.

3) Digital image contrast enhancement forensics algorithms are proposed. First, we propose a global contrast enhancement detection algorithm which is efficient on both uncompressed and various qualities JPEG compressed images. Second, a fast algorithm is proposed to estimate the gamma parameter. The correspondence between the histogram peak/gap bin position and the involved pixel value mapping is used. Based on such

regularity, a scheme is also proposed to identify the source-enhanced composite images. Lastly, we investigate the security of the existing contrast enhancement forensic algorithms. The contrast enhancement trace hiding attack is designed as an anti-forensic scheme. Test results show that our proposed contrast enhancement forensics methods can achieve a higher precision than the existing methods.

4) A semi non-intrusive forensic algorithm is proposed to identify the digital image resampling operator. As for the strictly monotone signal, the first derivative polarity regularity of the various resampled signals is analyzed theoretically. Through designing suitable pattern images, a semi non-intrusive resampling operator identification scheme is proposed, which is tested to be capable to identify the resampling operator embedded in softwares, as well as detect the anti-for-ensic type of resampling manipulation in some specific scenarios.

KEYWORDS: Digital Image Forensics; Manipulation Forensics; Image Forgery; Splicing Detecton; Image Filtering; Contrast Enhancement; Resampling; Anti-forensics

目录

中文摘要	iii
ABSTRACT.....	v
1 绪论	1
1.1 研究背景和意义	1
1.2 数字图像操作分类	4
1.3 数字图像取证的研究现状	6
1.3.1 数字签名和数字水印	6
1.3.2 数字图像操作取证	8
1.3.3 数字图像源鉴别	11
1.3.4 反取证	12
1.4 本文的主要工作及创新点	12
1.5 本文的章节安排	14
2 数字图像拼接检测	16
2.1 引言	16
2.2 问题描述及分析	16
2.3 基于 CFA 内插特征一致性的拼接检测	17
2.3.1 阶跃型边缘 CFA 内插属性建模	17
2.3.2 拼接边界 CFA 特征不一致性测度	19
2.3.3 算法描述	21
2.4 基于边缘模糊度估计的拼接检测	22
2.4.1 边缘模糊度估计	22
2.4.2 拼接边界检测与定位	24
2.5 实验结果与分析	25
2.5.1 基于 CFA 的拼接检测算法评估	25
2.5.2 基于模糊度的拼接检测算法评估	27
2.6 本章小结	32
3 数字图像滤波取证	33
3.1 引言	33
3.2 问题描述及分析	33
3.3 锐化滤波取证	34

3.3.1	图像边缘锐化建模	34
3.3.2	过冲效应分析与测度	36
3.3.3	锐化检测算法	37
3.4	中值滤波取证	39
3.4.1	统计特性分析	40
3.4.2	中值滤波检测算法	42
3.5	实验结果与分析	44
3.5.1	锐化滤波取证算法的测试结果	44
3.5.2	中值滤波取证算法的测试结果	48
3.6	本章小结	51
4	对比度增强操作取证	53
4.1	引言	53
4.2	高效的对比度增强操作检测算法	53
4.2.1	现有的同类算法回顾	53
4.2.2	对比度增强引起的峰谷效应	55
4.2.3	JPEG 压缩对灰度直方图的影响	56
4.2.4	改进的对比度增强检测算法	58
4.3	伽玛校正的精细取证	59
4.4	双边增强情形下的拼接检测	62
4.4.1	分块峰谷定位	62
4.4.2	基于峰谷模式匹配的拼接检测	64
4.5	安全性分析	67
4.6	实验结果与分析	71
4.6.1	对比度增强操作检测结果	71
4.6.2	伽玛参数估计结果	74
4.6.3	双边增强情形下的拼接检测结果	77
4.6.4	安全性测试	77
4.7	本章小结	81
5	半侵入式重采样算子源取证	83
5.1	引言	83
5.2	现有工作回顾	83
5.3	重采样算子鉴别方案	87
5.3.1	非侵入式鉴别	87
5.3.2	半非侵入式鉴别	88

5.4	实验结果与分析	92
5.4.1	合成模式图像	92
5.4.2	鉴别后处理型重采样算子	92
5.4.3	鉴别几何失真型重采样算子	93
5.4.4	鉴别双径型重采样算子	95
5.4.5	讨论	95
5.5	本章小结	97
6	总结与展望	99
6.1	论文工作的总结	99
6.2	工作展望	100
	参考文献	103
	附录 A.....	111
	附录 B.....	115
	作者简历	117
	攻读博士学位期间取得的研究成果	119
	参与科研项目	121
	独创性声明	123
	学位论文数据集	125

1 绪论

1.1 研究背景和意义

在当今飞速发展的信息时代，数字图像已经渗透到社会生活的每一个角落。随着图像获取手段的普及，数字图像的数量激增，成为计算机与移动互联网上的重要角色，传递着大量的视觉信息。

数字图像的广泛应用也促进了数字图像编辑工具的开发与应用普及，如 Adobe Photoshop、ACD See、CorelDRAW 和 Windows 操作系统自带的画板(Paint)等。利用这些编辑工具，越来越多的用户开始对数字照片图像进行自由随意的修改，以达到润饰照片和增强视觉效果的目的。然而，这给图像编辑带来方便的同时，也使得对图像数据形式及内容的改动变得更加容易，给一些带有非法目的的恶意用户以可乘之机，在未经授权的情形下对图像数据与内容进行非法操作，如违规编辑、合成虚假图像等[1-12]，从而造成虚假图像在人们的社会生活中泛滥成灾。

从胶片摄影到现代数字成像，人们对图像的非法操作从未停止过[6]。图 1.1 所示为胶片时代图像篡改的一个著名案例，由于当时特殊的政治需要，前苏联领导人斯大林的政敌尼古拉·耶卓夫从他们的合影中被抹掉。图 1.2(a)讲述的是在 2004 年美国总统竞选活动中，一张民主党候选人约翰·克里跟一位女明星在反越战集会上同台出现的图像在网络上广泛流传，引发的政治联想不言而喻；虽然此照片后来被证实是两张不同出处的原始照片拼接而成，但当时对候选人的政治命运已产生重大影响。图 1.2(b)所示为美国新闻记者报道 2003 年伊拉克战争时伪造的新闻照片图像，事发后当事记者被报社开除。图 1.2(c)所示为日常生活场景下的图像拼接案例。

恶意用户常将此类虚假图像信息传递给特定受众，以达到破坏原始信息记录、制造虚假新闻、提供司法伪证等不可告人的目的，从而造成了不可信数字图像内容的大量涌现，严重损害了数字图像信息的可信性与安全性，进而破坏正常的社会秩序并引发信任危机[2]。数字图像处理历史是构成可信、可控、可管媒体内容安全的重要组成部分。因此，如何从技术上鉴别数字图像的原始性、真实性及操作历史就变得越来越迫切。

数字图像操作取证技术正是在这样的背景下提出，旨在通过被动的盲分析手段来认证图像数据的原始性和真实性、鉴别和分析图像所经历的操作处理及估计图像的操作历史[2]。该技术的特点是仅以图像数据本身为分析对象，不需对图像



图1.1 胶片时代的照片图像篡改实例[6]。(a)原始图像，照片中靠右边两位人物为前苏联领导人斯大林和尼古拉·耶卓夫；(b)虚假图像，其中尼古拉·耶卓夫已被抹去
Figure 1.1 The image forgery in film era [6]. (a) Original photograph of Stalin and Nikolai Yezhov; (b) Tampered image, where Nikolai Yezhov has been removed



图1.2 数字图像拼接实例[6]。(a)(b)(c)分别显示三个不同的篡改实例；每一行的左边两幅图像为原始(源)图像，最右边为篡改后图像
Figure 1.2 Spliced images [6]. (a)(b)(c) show three different tampering cases, respectively. In each row, the left two images are the unsalted source images, the right one is the spliced image

进行额外的预处理，可用于认证当前已广泛流通的网络数字图像。

本论文研究数字图像操作取证技术，将会解决图像在应用、共享和传播过程中的内容安全问题，实现图像信息真实性的可靠认证，研究成果具有重要的学术价值和应用价值。需要特别指出的是，由于司法体系中对于数字图像证据合法性、准确性、真实性和可靠性的高要求，数字图像操作取证技术在司法和刑侦系统中扮演越来越重要的角色，可为我国公检法等国家机构的执法监督提供强有力的技术支撑。对于确保公共信任秩序、打击经济刑事犯罪、维护司法公正等都具有十分重要的社会和政治意义[13]。此外，数字图像操作技术可用于解决新闻纪实、科技报道、监控、知识产权服务和数字版权保护等应用领域中的图像盲认证问题。

图像操作取证技术的分析对象是操作[14-19]，对图像的操作处理又可分为内容改变型操作和内容保持型操作两类。前者包括拼接操作[20-35]和复制粘贴[36-45]等；后者指不改变图像内容结构的普通操作，包括模糊[46-52]、锐化[53-64]、中值滤波[65-66]、对比度增强[67-72]、重采样[73-77]和压缩编码[78-84]等信号处理过程。本论文以内容保持型操作取证为主要研究内容，其研究意义包括以下四个方面：

1) 鉴别数字图像的原始性。数字图像普通操作本身也是对原始数字图像一种改动，虽然轻度普通操作一般不会改变图像的语义内容，但破坏了图像数据的原始性。重度普通操作有时也会严重影响图像质量或改变图像的视觉、语义信息，如对比度调节可改变场景的光照信息。因此，普通操作取证可用来鉴别图像的原始性，适用于对图像原始性有严格要求的司法文检等应用场合。

2) 估计数字图像处理历史。一幅数字图像的历史信息包括相机内成像信息和相机外处理信息，对这些历史信息的掌握有助于对当前图像信息和状态的深度理解，有助于用户合理利用当前图像 [68, 70]。然而，图像数据文件中并未显示具体的操作历史信息，于是数字图像操作取证技术应运而生。对各类操作分别进行取证，可为用户提供更多更精细的图像处理历史信息。

3) 检测涉及局部操作的拼接图像。在制作拼接图像的过程中，由于用来拼接的多块源图像区域可能具有不一致的亮度、对比度、锐度、平滑度或尺寸等视觉因素，伪造者常会利用普通操作对其中的一块或多块源区域进行润饰[67, 71]，如调节对比度、实施锐化/平滑滤波以及调节几何尺寸等。在这种情景下，通过数字图像局部操作取证可实现对恶意拼接的间接检测，可提供具体的拼接细节信息，如定位拼接边界和恢复源图像操作历史。值得注意的是，普通操作通常都以后处理的形式实施，会在最终生成的拼接图像上遗留比较鲜明的操作痕迹，这为实现可靠的局部操作取证提供了客观条件。

4) 揭露反取证行为。为达到欺骗取证系统的目的，恶意用户常会利用普通图

像操作对篡改图像做后处理[85, 86],从而达到掩盖拼接合成等内容篡改型操作痕迹的目的,即利用普通操作实施反取证的行为。在这种情形下,通过对这些后处理操作的检测,可有效鉴别反取证算法的实施,从而揭露对原取证算法的恶意攻击行为。

1.2 数字图像操作分类

依据用户的行动意图,数字图像操作也可分为恶意操作和非恶意操作[96]。诸如拼接、合成和复制粘贴等内容改变型操作会调整图像的内容结构及语义表达,通常被视为恶意操作;诸如滤波、对比度调节和重采样等内容保持型操作仅影响图像的视觉质量而未改变图像语义,通常被视为非恶意操作。在此,将常用的数字图像操作方法简要概述如下:

1) 拼接。数字图像拼接是指由两幅以上的数字图像,通过剪切各自的一部分区域拼接成一幅新的合成图像[24]。作为一种常用的图像篡改方式,拼接操作通常被用来恶意修改原始照片内容。需要指出的是,复制粘贴型操作也可视为一种特殊的拼接[36],即用于合成的源区域均来自同一幅图像。为了消除在拼接边界产生的视觉畸变,通常会采用羽化、局部模糊等后处理操作来平滑拼接边界,或利用各种滤波、对比度增强和几何变换等调节篡改区域内外各感知特征的一致性,从而使拼接图像看起来更加逼真[46]。

2) 滤波。滤波是一种广泛使用的数字图像处理方式,主要包括低通滤波、锐化滤波和中值滤波等三种常见的滤波算子[14, 15]。其中,低通滤波具有平滑图像和去噪的功能,常用的有高斯低通滤波和均值滤波等。锐化滤波常用于增强图像的局部对比度,使边缘和纹理等细节变得更加清晰锐利。经典的 USM 锐化法以其计算简易、锐化效果佳而得到最为广泛的应用。近年来,学者们也陆续提出了基于偏微分方程和基于双边滤波(Bilateral Filter)的锐化方法[98, 99]。中值滤波是一种次序统计滤波,以邻域内系列元素的中间值作为其滤波单元的输出。中值滤波的特性是在平滑图像的同时能较好地保持边缘,其独特的应用是去椒盐噪声。

3) 对比度增强。对比度增强操作的本质是像素值映射,即依照一种指定的映射函数或映射曲线,对每个原始像素值做相应的映射,达到调节图像全局对比度目的[71]。常用的对比度增强方法包括伽玛校正(Gamma Correction)和直方图均衡化[14, 15]。按照操作区域的范围不同,对比度增强有全局和局部两种实施方式,前者针对图像的所有像素实施同一映射,后者则仅对某一图像区域实施映射或对不同区域实施不同映射。如图 1.3 所示,第二、三幅源图像对应的合成区域均经历了对比度调节后处理,从而使合成图像看起来更加逼真[97]。



(a)



(b)

图1.3 基于多种操作生成的合成图像[97]。(a)原始图像；(b)合成图像

Figure 1.3 The composite image based on multiple manipulations [97]. (a)Unaltered source images; (b) Composite image

4) 重采样。重采样常用于实现数字图像的几何变换，如旋转，缩放和平移等。例如，当用户将数码相机所拍摄照片上传到共享网络时，经常碰到数码照片原始分辨率过大，此时就需要对全局图像进行缩放处理。当进行图像拼接时，为使合成图像在空间结构上看起来更加匹配和更具有真实感，经常需要对被拼接的对象区域进行局部的几何变换，如图 1.2(c)及图 1.3 所示。实际的数字图像重采样过程主要包括几何坐标映射和像素值内插两个步骤，其中常用的内插算子包括最近邻、双线性性和双立方等[14]。

5) 压缩编码。由于数字图像本身具有数据量大的特点，而当前的通信带宽与计算资源仍较为有限，为有效存取和传输图像信息，需要预先对数字图像进行压缩处理[19]。图像压缩编码的本质就是减少图像描述数据的冗余，包括数据空间冗余、信息熵冗余和视觉冗余等，从而用尽量少的数据量表示和传输图像，且保证复原图像有较好的视觉质量。常用的数字图像压缩编码方法有：JPEG、JPEG2000、小波图像压缩等[14]，现实中绝大多数数字图像都以 JPEG 格式存在。数字图像在经历篡改或润饰后常仍以 JPEG 格式保存，这就涉及到图像的二次压缩问题[78]。

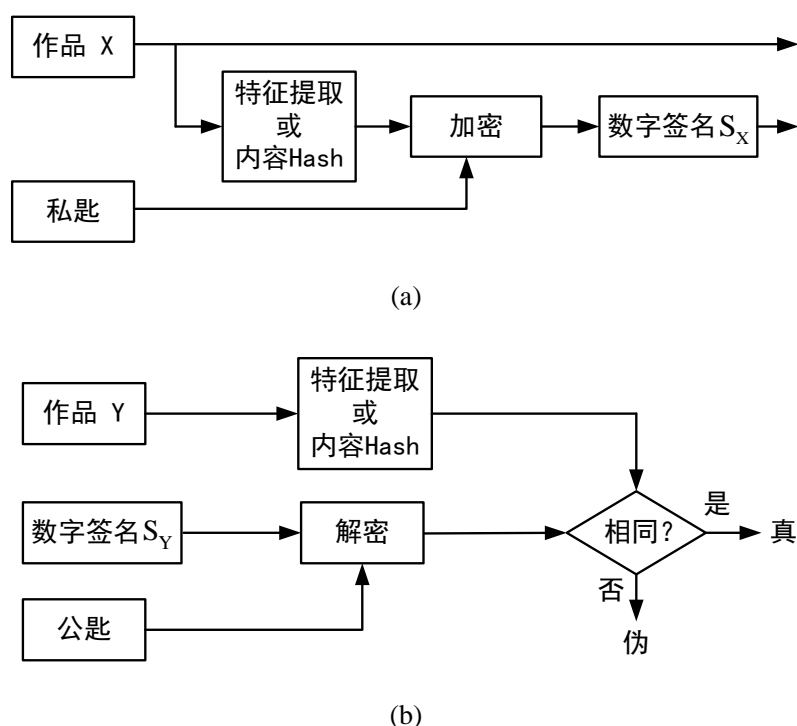


图 1.4 (a)数字签名生成的流程图；(b)数字签名验证的流程图

Figure 1.4 System diagram for digital signature (a) generation; (b) verification

1.3 数字图像取证的研究现状

目前的数字图像认证方法包括主动图像认证方法和被动图像认证方法。主动图像认证一般应用数字签名[100-103]或脆弱水印[104-111]方法来验证图像内容的原始性和真实性，能够标记出篡改的位置。被动图像认证，即数字图像取证(Digital Image Forensics)[1, 2]，是指在不依赖任何预签名或预嵌入信息的前提下，对图像数据的原始性、真实性及来源进行鉴别。数字图像取证的基本原理是原始图像数据本身的固有特征具有一致性和独特性，可作为自身的“固有指纹”，任何篡改操作都会在一定程度上破坏它们的完整性，且操作自身会遗留下新的指纹性痕迹；每幅图像均携有其摄取设备所独有的成像通道信息，具有一定的可区分性，由此可实现对图像获取设备(即图像源)的盲鉴别[27, 56, 112-117]。依据取证问题的不同，数字图像取证研究主要集中在图像操作取证和图像源鉴别两个方面。

1.3.1 数字签名和数字水印

数字签名是用户通过一个单向函数对原始消息或其特征信息进行加密所得的数据，通常被附加在原始数据之后一起传输。接收者对收到的消息重新生成签名，



图 1.5 基于数字水印的图像认证系统

Figure 1.5 The image authentication system based on digital watermarking

对比实际接收到的签名数据，即可验证消息在传送的过程中是否失真。图 1.4 是典型数字图像签名算法中的签名生成和签名验证流程图[100]。数字签名技术主要研究如何设计签名生成算法和签名相似性度量方法，以使得生成的数字签名具有单向性、无碰撞性、紧凑性、密钥依赖性和篡改敏感性，以及传统消息认证技术所没有的鲁棒性和篡改定位能力[100-103]。按照可容许失真程度的不同，**数字签名技术可分为脆弱型和半脆弱型两类**。脆弱型数字签名技术对数据失真具有比特级的敏感性，只能进行比特流的认证，传统的消息认证技术（如 MD5，SH1）就属于这一类，在短消息完全认证方面有着广泛的应用[100]。

通常，认证者希望能够区分篡改图像内容的恶意操作和普通的偶然操作。显然脆弱型数字签名技术不能满足上述要求，常采用半脆弱型数字签名技术实现此目的，这类认证方案只敏感于改变媒体内容的恶意篡改，更能满足图像内容认证的实际应用需求，因而有着更为广阔的应用前景。利用图像内容中的结构、特征点等重要感知信息生成可信签名是这类技术成功的关键所在[102]。数字签名是一种较为准确的检验方法，是非对称加密算法和摘要算法的结合，但是这类方法需要占用额外的信道，而且对于篡改发生的位置是无法确定的。

基于数字水印的图像认证技术的**基本机理**是，在原始信号中通过水印嵌入器隐藏某种认证信号；在需要验证时，通过水印检测器鉴别这些认证信号的变动，达到判断原始数据完整性、识别真伪的目的[105]。图 1.5 给出了一个基于数字水印的图像认证系统的基本结构框图。水印信号可以是人为叠加的辅助模板，也可以是媒体内容或内容特征的校验信息。与数字签名技术相比，认证水印将认证信息**隐藏于原始数据之中**，增加了认证信息的安全性，提高了认证算法的透明度。在面对具有庞大数据量的数字媒体信息时，数字签名仍存在效率和准确度不高、不能定位篡改等显著缺陷。数字水印认证技术则弥补了这些不足，认证水印除了具有数字水印的一般特征，如透明性、稳健性、安全性外，水印本身对篡改必须具有一定的敏感性和脆弱性[105-106]。同数字签名类似，**认证水印可分为脆弱水印**

[104-106]和半脆弱水印[107]两类。前者实现的是完全认证、精确认证；而后者实现的是内容认证，仅敏感于引起内容变化了的非法失真。数字水印类认证方法的优点是，不需要附加额外的消息数据，用来认证的关键信息被隐藏且比签名难去除，能确定篡改发生的位置和特征。

早期的认证水印方案基本上都属于脆弱型，可检测任何程度的信号扰动。早在 1997 年，Minerva M. Yeun 等就提出了著名的 Yeung-Mintzer 方案 [105]，利用秘密的查找表把一个秘密的二进制模板嵌入到原始图像中。验证时，依据查表结果和模板信息是否匹配来判断图像是否被篡改。随后，Wong 提出了利用哈希函数提取摘要，图像、图像尺寸和密钥产生的哈希值结合二值水印一起嵌入到最低有效位[106]。一种有影响的半脆弱型认证水印方案是由 Columbia 大学 Ching-Yung Lin 等人提出的自认证恢复(SARI)系统[107]，主要利用 DCT 系数量化中的两种不变特性来设计认证算法，可抵抗一定程度 JPEG 压缩。近年来，一类兼具精确篡改定位和自动修复功能的认证水印方法受到研究者的关注[108]。另外，现在研究比较活跃的可逆水印技术也是一种脆弱型认证水印，其特点是在提取水印后可无失真地恢复原始载体[109-111]。值得关注的是，针对认证水印算法的攻击已经陆续出现[96, 118-121]，数字水印算法的安全性受到极大挑战。如何有效设计更加安全的认证水印算法，是这类技术今后首要解决的问题，这方面的研究已取得一些初步的成果[118]。文献[96]针对认证水印系统的安全性展开深入的分析，提出基于网格编码的安全认证水印设计模型。

作为传统主动认证技术，虽然数字水印和签名技术可以提供对数字图像原始性、完整性和真实性的认证，但从实用角度来看，这类技术应用受到两方面的限制：一方面现有消费级设备缺乏相关水印和签名的技术支持[2]，另一方面水印等技术容易受到外在的主动攻击。因此，研究仅依据对图像数据自身分析的数字图像取证技术，具有更强的可行性和实用性[13]。

1.3.2 数字图像操作取证

由于认证条件的苛刻，使数字图像操作取证成为更具挑战性的学术课题，吸引了国内外众多院校、研究机构及公司投入到该领域中来。美国 Dartmouth 学院，SUNY Binghamton 大学，Maryland 大学和 Columbia 大学等早在 2003 年就开展这方面研究，成立了专门的研究团队。Microsoft 和 Adobe 等公司，以及美国自然科学基金会、美国空军科学研究局等对相关项目提供了研究资助。国内的北京电子技术应用研究所、大连理工大学、中山大学、北京邮电大学、上海大学、天津大学、国防科技大学和北京交通大学等已经开展这方面的研究。国内外学术界已经

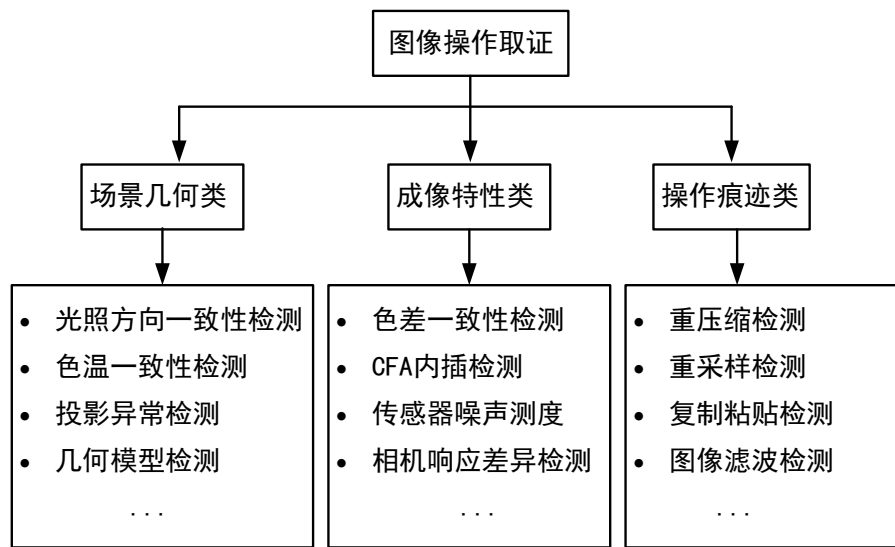


图 1.6 数字图像操作取证技术分类

Figure 1.6 Classification of digital image manipulation forensic techniques

取得大量的研究成果，详见综述文献[1-5, 7-12]。相关的国际会议和国际期刊也对这一领域予以关注，ICME, ICASSP, IH 和 ACM MM&Sec 等知名国际会议都开辟专门的分场讨论，IEEE 的顶级杂志 *Signal Processing Magazine* 在 2009 年初推出一期数字取证专辑[3, 9]。

数字图像操作取证技术的主要研究内容是，基于对数字成像和操作处理的理论建模，利用信号分析、计算机视觉和模式识别等技术手段，判断受质疑图像是否为原始照片图像，是否经历过某种操作或改动；如确实经历过操作，进一步对操作历史进行准确重构与恢复，对操作类型、强度与参数等进行盲鉴别与盲估计。

按照所利用取证依据的不同，现有的数字图像操作取证方法可分为三类：基于场景几何、基于成像特性和基于操作痕迹的数字图像取证方法，如图 1.6 所示[4]。前两类方法主要是依据图像自身的内在一致性是否遭到破坏，常以间接的方式检测图像拼接操作；当这两类方法用于检测普通图像操作时，并不能鉴别出图像经历过何种具体类型的普通操作。第三类方法则根据操作遗留下的“指纹性”痕迹直接检测特定类型的操作，由此可鉴别出具体的操作类型。下面分别介绍此三类图像操作取证算法。

A. 基于场景几何的数字图像操作取证

基于场景几何的操作检测技术，主要借助对光源方向[20]、镜面反射高亮区[21]、色温[22]、阴影[23]和空间几何等场景信息的估计与测度，利用其在不同图



图 1.7 对图 1.2(c)图像的拼接操作检测结果[20]，由不同区域估计出的光源方向显示出不一致
Figure 1.7 The splicing detection result gained by enforcing the algorithm [20] on the image forgery shown in Figure 1.2(c). The estimated illumination directions are inconsistent in different regions

像区域之间的差异来判断照片图像是否被拼接过。Hany Farid 的研究小组利用由单幅图像估计 2D 和 3D 光源方向技术，依据不同目标区域间光源方向差异来识别图像拼接[20]。图 1.7 展示了一幅伪造图像的取证结果[20]，可看出从不同目标区域估计出的光源方位并不一致，由此便可判定造假行为。一种常见的虚假图像生成方式就是通过真实感的图形绘制，文献[7]中提出一种基于场景几何分析的**照片图像与计算机合成图形区分方法**。

B. 基于成像特性的数字图像操作取证

基于成像特性的操作检测技术主要借助于对图像自身所携带成像痕迹的完整性分析。由于大部分数字图像都是通过成像设备而获取的，都要经历光学成像、光电信号转换、CCD (Charge Coupled Device, 电荷耦合元件)或 CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor, 互补金属氧化物半导体)传感器记录、CFA 内插、伽玛校正和白平衡等设备内处理流程[32, 122, 123]，如图 1.8 所示。其中**每一步处理都可能在最终的成像照片中留下痕迹**，**利用信号分析和模式识别等工具可发掘并测度这些“指纹型”特征**，进而作为伪造检测的依据。分析数字图像自身所携带成像痕迹的完整性是否遭受到破坏，可作为操作检测的依据。

色差是一种常见的光学成像失真，是由光学镜头消色偏差引起，呈规则的中心对称分布。当图像被改动后，这种分布遭到破坏，以此可作为图像操作的一种证据[124, 125]。CFA 内插是大多数中低档数码相机所必需的一种处理，以插值的方式生成未被记录的颜色分量[123]。这种严格的周期性内插计算引入了明显的像素间相关特性，以此可设计检验图像完整性的认证方法[31-35]。利用数码相机 CCD 传感器固有的噪声分布特性也可检测图像操作[26, 27, 126]。文献[28-30]提出一

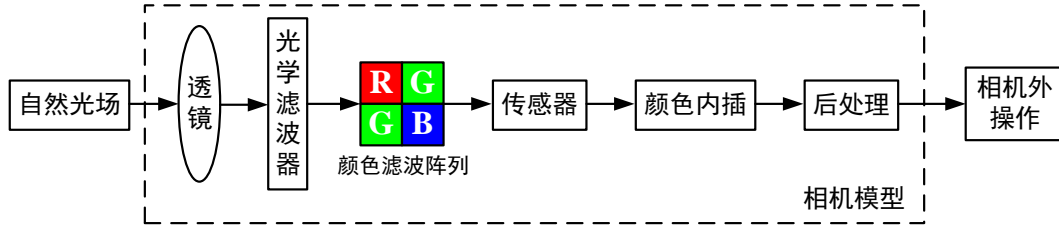


图 1.8 数字图像的获取与处理模型

Figure 1.8 Imaging and out-camera processing model of digital images

种基于相机响应函数差异测度的拼接检测算法。文献[24][25]分别利用双极性信号谱分析和相位一致性等统计特征，文献[127]分析镜头畸变引起的光晕效应，利用梯度分布特性异常检测图像拼接操作。

C. 基于操作痕迹的数字图像操作取证

基于操作痕迹的数字图像操作取证技术主要鉴别各类具体的图像操作，主要包括模糊滤波[46-51]、锐化滤波[53-59]、中值滤波[65-66]、对比度增强[67-72]、重采样[73-77]和 JPEG 压缩历史鉴别[78-84]等。现有的拼接检测算法都无法对拼接后经历后处理的图像进行正确检测。文献[50]利用数字图像的异常色调率特征来有效地检测出数字图像模糊操作的痕迹。在篡改图像过程中常用到重采样操作，如缩放、旋转等，重采样检测也是数字取证的研究内容之一。当前的重采样检测方法主要有线性模型估计法[73, 77]和图像微分频谱法[75, 76]，前者利用期望最大化 (EM, Expectation Maximization) 算法估计各像素属于内插所得的概率，后者依据重采样图像微分域特有的周期性识别内插处理。在使用多媒体编辑软件制作虚假图像时，一幅 JPEG 格式图像在伪造结束后仍常以 JPEG 格式保存，从而使得图像数据有重压缩的痕迹，对重压缩历史的估计可为我们提供一种判决伪造的间接依据。通过对重压缩前后 DCT 系数直方图差异的分析与测度，Hany Farid 等人提出 JPEG 重压缩检测方案[2]。

1.3.3 数字图像源鉴别

数字图像源鉴别技术通过分析和估计图像摄取通道的相关参数与特征，鉴别当前图像的采集设备源[27, 56, 112-117]。例如，对一幅图像可鉴别其是数码照片还是计算机生成图形[115]；如是照片，可否在少量已知条件下，鉴别其是由何种品牌何种型号的相机所拍摄[27, 56]。比如，面对同一张数码照片，有两人分别宣称是由他们各自的数码相机所拍摄，我们可否予以鉴别？图像源鉴别技术就可以

解决这样的问题，这种技术在进一步拓展数字图像认证技术的内涵方面有着重要意义。事实上，可以认为源鉴别技术也是一种广义的认证技术，只不过认证的对象变为图像的采集信息。

现有的图像源鉴别技术主要采用训练学习与统计模式匹配的方法[27, 56]，即先对摄取源进行大量输出样本的统计观察，分析并提取各摄取源独自の指纹性模板，然后将待鉴别的图像样本与这些模板分别进行匹配，最相关者即估计为该图像的真实摄取源。

1.3.4 反取证

当前，随着对已有取证技术的深入分析，反取证技术也得到不断的发展，致使原取证技术相继被破解并失效[85-95]。尤其是基于底层成像与信号分析之类的方法，更是存在被新的伪造技术攻破的风险。数字图像取证技术的安全性和准确性同等重要。针对已有的图像取证算法，攻击者也会设法实施攻击，这就是所谓反取证技术[85]。攻击者成功阻止现有取证算法的有效方法有很多，主要分为普适性和针对性两类[86]。普适性反取证方法包括精细操作和施加后处理等。现有的图像操作取证算法大多都非常脆弱，比如现有的重采样检测算法[73-77]以及大部分的拼接检测算法都不能很好地抵抗 JPEG 压缩后处理。针对性反取证方法指对某一具体检测算法的攻击，目标是隐藏可被检测的操作痕迹。针对性反取证方法的基本机理是针对原操作检测算法重新设计操作方法，使其不再遗留可被检测的痕迹。例如，Matthias Kirchner 等人提出了一种新的重采样方法[85, 86]，可使现有重采样检测方法近乎失效，其基本思路是：对映射坐标进行几何抖动，破坏由普通内插所引起的周期性线性相关关系，从而扰乱原检测算法的取证依据。

1.4 本文的主要工作及创新点

本论文主要探讨数字图像操作取证问题，其主要工作包含以下四个方面：

1) 拼接检测研究。拼接是一种常见的图像内容篡改方式，一般是将两块或多块来自不同源图像的区域拼合成一幅新的虚假图像，达到掩盖事实、以假乱真和故意欺骗等恶意目的。因而，研究数字图像拼接检测技术对于实现图像的真实性认证具有重要意义。由于实际拼接操作的复杂性，现有的大多数拼接检测技术都存在算法复杂度高、鲁棒性差等缺陷。针对此不足，我们提出了新的数字图像拼接检测算法，其创新点主要体现在：

- 利用自然边缘与拼接边界所形成边缘在 CFA 内插特征一致性方面的差异，提出一种快速有效的图像拼接检测算法。
- 提出拼接后处理问题，针对图像拼接后进行模糊润饰这一实际应用场景，提出一种基于边缘模糊度估计的拼接检测算法，可**有效定位拼接边界**。

具体请参见作者发表的论文[31][46]，及本论文第二章内容。

2) **滤波检测研究**。滤波是一种广泛使用的数字图像处理工具，一般用于图像增强，如局部对比度增强、去噪、平滑、模糊和润饰等。常用的数字图像滤波技术包括 USM 锐化、中值滤波和低通滤波等。相机外滤波操作本身就破坏了数字照片图像的原始性，同时也构成图像处理历史的一部分；作为复杂图像拼接过程中的一步，滤波也常被用来增强拼接图像的真实感和掩饰拼接痕迹。因此，滤波操作检测对于数字照片图像的原始性鉴别、图像处理历史取证和拼接检测都具有十分重要的研究意义和应用价值。具体地，针对 USM 锐化和中值滤波操作，我们分别设计了相应的取证算法，其创新点主要体现在：

- 在国际上首次提出数字图像锐化操作取证问题。对图像 USM 锐化过程进行信号建模且给出了相应的数学描述，从理论上分析了**过冲效应**的产生机理，并设计了相应的特征测度方法，提出了完整的图像 USM 锐化检测方案。
- 在国际上较早提出中值滤波取证问题。从理论上分析了中值滤波所引起的图像一阶微分域统计特性异常，基于此提出了一种快速有效的中值滤波操作检测算法。

具体请参见作者发表的论文[57][58][59][65]，及本论文第三章内容。

3) **对比度增强取证研究**。**图像对比度增强是一种像素值映射操作，通常有全局和局部两种实施方式**。全局对比度增强可调节图像整体的对比度，以增强图像视觉质量。局部对比度增强常配合拼接操作而应用，以辅助合成更具真实感的虚假图像。为实现数字图像精细取证，需要估计重现一幅图像关于对比度增强操作方面的历史信息，如是否经历过对比度增强？经历过何种强度的对比度增强？针对这些问题，我们进行了深入研究并提出了相关的对比度增强取证技术，其创新点主要体现在：

- 针对现有同类工作的不足，提出改进的全局对比度增强检测算法，可有效检测各种质量 JPEG 图像上的对比度增强操作。
- 基于直方图峰谷位置与伽玛参数的对应关系，设计一种快速有效的伽玛参数盲估计算法。
- 针对拼接过程中源图像区域可能经历不同对比度增强情景，以直方图峰谷

位置作为局部比度增强操作的指纹性特征，通过类似聚类的方法，设计一种有效的图像拼接检测算法，可有效定位出拼接边界。

- 分析现有对比度增强取证算法的可靠性，以攻击者的角度，利用操作痕迹隐藏的策略，设计一种对比度增强反取证算法。

具体请参见作者发表的论文[67][68][87][88]，及本论文第四章内容。

4) 重采样算子取证研究。重采样操作常用来调节图像的分辨率和实现图像的几何变换。在重采样反取证工作中，一类新的重采样算子被提出且致使现有的重采样取证算法失效。针对包括此类反取证型和传统型在内的多种重采样算子，我们提出了一种完整的半侵入式重采样算子来源鉴别算法，其创新点主要体现在：

- 从理论上推导出，在经历传统型和几何抖动型重采样后，严格单调信号一阶微分极性的变化规律。
- 设计四种特定的输入模式信号，提出一种完整的半侵入式重采样算子来源鉴别算法，既可识别重采样软件的内含算子，也可在特定情景下实现反取证型重采样操作的盲检测。

具体请参见作者发表的论文[77]，及本论文第五章内容。

1.5 本文的章节安排

本论文分为六章：

第一章首先介绍数字图像认证技术的研究背景和意义，特别指出数字图像操作取证的实际意义；然后简要介绍常见的数字图像操作方式；接着介绍数字图像认证技术的研究现状，重点回顾了现有的数字图像操作取证技术；最后，简要介绍本论文的主要工作及创新点，以及章节安排。

第二章针对无后处理与有后处理情形下的数字图像拼接操作，通过分析拼接边界所形成边缘与自然边缘的内在差异，分别提出基于 CFA 内插特征一致性和基于边缘模糊度估计的拼接检测算法。

第三章针对常用的数字图像滤波操作，提出相应的取证算法。具体地，针对锐化操作，建立滤波前后阶跃型边缘的信号模型，分析过冲效应的产生机理，设计相应的指纹性特征提取与分类算法。针对中值滤波，通过分析相邻像素灰度级相等的概率变化，提出利用纹理区一阶差分图像的零值频数为特征以鉴别中值滤波操作。

第四章针对对比度增强操作，首先提出一种有效算法可同时检测 JPEG 压缩格

式和无压缩格式图像所经历的对比度增强处理；然后，假定已知图像经历伽玛校正操作的情形，基于伽玛参数和灰度直方图峰谷位置之间的一一对应关系，提出一种盲伽玛参数估计方法；接着，通过对直方图峰谷效应的深入分析，设计一种基于源区域操作痕迹不一致性的拼接检测算法，且可准确定位拼接边界，适用于源图像区域同时经历对比度增强操作的场合；最后，为验证现有对比度增强取证算法的安全性，提出基于对比度增强操作痕迹隐藏的反取证算法。

第五章针对新的反取证型重采样算法，提出一种半侵入式重采样算子源取证方案，可有效鉴别待测软件内含重采样算子的类型，实现反取证型操作的间接检测。

第六章是论文总结与展望。

2 数字图像拼接检测

2.1 引言

作为图像篡改的一种常用方式,图像拼接通常被用来恶意修改原始照片中的真实内容,其基本操作是利用 Photoshop 等图像编辑软件将来自两幅或多幅不同原始图像中的对象区域拼接成一幅新的合成图像。如何成功实现对拼接操作的盲检测已成为当前数字图像取证研究方向的一个重要课题。

2.2 问题描述及分析

现有的数字图像拼接检测技术,主要包括基于光源估计方向的不一致性[20],基于边缘双极性信号建模[24]及其相位一致性[25],利用相机内 CCD 或 CMOS 传感器所固有的噪声分布特性[26, 27],估计相机响应函数(CRF, Camera Response Function)在边缘两侧区域的一致性[28-30]等方法。这些方法虽然能实现简单场景下的拼接检测任务,但在算法执行过程中需要大量的统计学习和人工干预,不能实现完全的自动化与快速有效。这些方法也存在特征估计的鲁棒性差、准确率较低及拼接边界定位不够精准等缺陷。为克服以上不足,本章首先提出了一种基于阶跃型边缘 CFA 内插特征一致性分析的图像拼接快速检测算法[31]。

我们注意到,现有的大部分拼接检测方法存在一个共同假设是对拼接边界不做后处理[46]。然而在实际应用中,诸如人工模糊和局部对比度调节之类的局部图像操作,常以后处理方式润饰图像的拼接边界,从而使拼接图像更具有真实感。此时,无后处理的假设显然是不合适的。因此,现有一类基于局部边缘分析的拼接检测方法[20, 24, 25, 30]在出现人工模糊后处理时常失效。检测人工模糊的痕迹有助于揭示图像篡改历史和验证图像的原始性。

在本章中,我们也关注基于人工模糊痕迹分析的拼接图像检测问题。文献[47]利用测度锐度/模糊度调节操作的痕迹来检测复制-粘贴型虚假图像。文献[48]提出一种通过检测模糊区域来鉴别篡改的方法。然而,这两种方法无法检测出基于边缘的局部模糊操作,这是因为他们所利用的都是区域级模糊测度,且敏感于图像内容和局部边缘。文献[49]提出一种基于边缘保持型平滑滤波和数学形态学的人工模糊边缘检测方法,其存在的不足之处是对模糊操作的存在性并未给出定量的概率测度。为克服现有基于模糊的拼接检测方法之不足,本章深入研究图像局部模

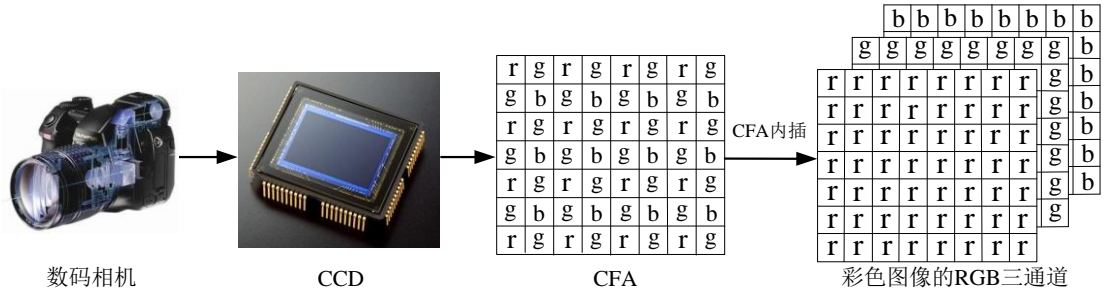


图 2.1 数码相机的成像模型

Figure 2.1 Imaging model of a digital camera

糊估计与检测问题。具体地，我们试图解决如下问题：给定一幅数码照片，能否准确地盲估计出其模糊操作历史？更进一步，能否指出图像中具体哪个地方被人工模糊过？为此，我们设计了一种新颖的局部模糊检测算法，并基于边缘模糊测度提出完整的图像拼接检测算法。

2.3 基于 CFA 内插特征一致性的拼接检测

本节首先深入分析了成像过程中阶跃型边缘信号 CFA 内插规律，然后针对由拼接操作所引起的 CFA 内插特征的不一致性，通过引入局部边缘像素直方图作为测度工具，实现对图像拼接边界的定位。具体地，依据 Canny 边缘检测算子和阶跃性约束条件，遴选出阶跃型边缘像素点作为分析对象。分别针对自然图像中和拼接所造成的阶跃型边缘，给出垂直于边缘方向单像素序列的 CFA 内插模型。设计 CFA 内插特征一致性的测度量，以鉴别直方图两端灰度分布的差异。利用阈值化判决方法可实现对自然和拼接边界像素点的分类，从而实现图像拼接边界的定位。在标准测试集上的检测结果表明，当虚警概率为 0.05 时，本算法的检测准确率高达 0.97。同时，该算法还具有一定的鲁棒性，可抵抗中高等质量的 JPEG 压缩和模糊等后处理。

2.3.1 阶跃型边缘 CFA 内插属性建模

目前，大部分数码相机都采用单层 CCD 阵列作为图像传感器。为记录完整的彩色信息，一般会在 CCD 表面覆盖颜色滤波阵列，即 CFA[123]。最常用的是 Bayer CFA，其基本单元由一个蓝色、一个红色及两个沿对角方向排列的绿色滤镜组成。如图 2.1 所示，一个单独的 CCD 单元仅记录红(r)、绿(g)或蓝(b)中的一种颜色分量，缺失的颜色信息由所在通道中邻域内的记录信息近似估计而得，即 CFA 内插，这

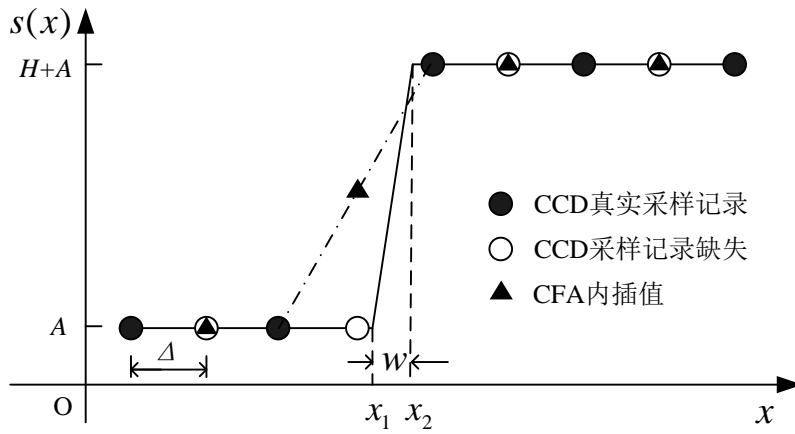

 图 2.2 阶跃型光学边缘的 CFA 内插示意图, $w \leq \Delta$

 Figure 2.2 CFA interpolation across the step edge when $w \leq \Delta$

是数字成像过程中的一个重要步骤[123]。

自然图像中的边缘是视觉场景中光照辉度不连续性的反映，阶跃型边缘是其中最常见的一种，如图 2.2 所示。对于自然场景中的阶跃型光学边缘，由于其辉度过渡区必存在一定宽度，设定为 w ，则相应的信号模型可表示为

$$s(x) = \begin{cases} A & , \quad x \leq x_1 \\ H(x - x_1)/w + A, & x_1 < x \leq x_2 \\ H + A & , \quad x > x_2 \end{cases} \quad (2.1)$$

式中， A 和 H 分别表示边缘的强度基值和幅度偏移值； x 表示局部实数坐标； x_1 和 x_2 分别表示过渡区两个边界点的位置坐标。

阶跃型光学边缘的成像过程主要包括 CFA 滤波与 CFA 内插两个步骤。设 CCD 感光单元的物理尺寸为 Δ ，则光学辉度信号的采样间隔也为 Δ 。对于不同强度的阶跃型光学边缘，在其对应的数字成像结果中，相应数字边缘过渡区内的像素灰度分布可能存在以下两种情况：

1) $w > \Delta$ 。对应于光学边缘的辉度过渡区存在一定宽度且视觉效果模糊的情形。依据彩色滤波阵列的色彩记录模式，辉度过渡区所对应的 CCD 域内至少分布有一个 CCD 传感单元。因而，在最终成像的数字照片中必有一个以上的像素记录下辉度过渡区内的亮度信息，这些像素的记录值将明显介于所在边缘两端的灰度级水平之间。

2) $w \leq \Delta$ 。对应于光学边缘的辉度过渡区比较狭窄、低于 CCD 的最小可分辨尺寸 Δ ，这在高分辨率成像中是经常遇到的情形。如果在辉度过渡区所对应的 CCD

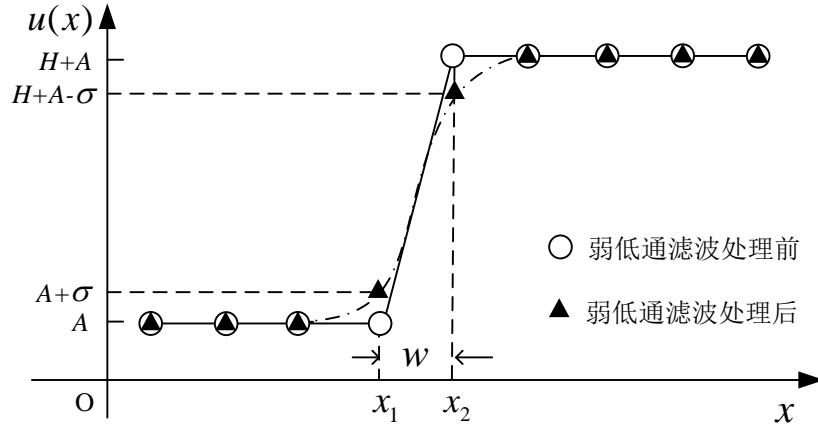


图 2.3 低通滤波处理前后的拼接类阶跃型边缘

Figure 2.3 The spliced type of step edge before and after low-pass filtering

域内，刚好分布有一个 CCD 感光单元，则成像后相应数字边缘过渡区内的像素灰度分布特性等同于 1) 中的情形。如果在辉度过渡区所对应的 CCD 域内，没有分布 CCD 感光单元，则过渡区内相应的辉度记录信息缺失，缺失值将由 CFA 内插获得，如图 2.2 所示。因此，在最终的成像结果中，相应数字边缘过渡区附近的一定邻域内必存在两种以上的灰度级分布。

2.3.2 拼接边界 CFA 特征不一致性测度

在数字照片图像中，为定量测度阶跃型边缘过渡区内的灰度统计分布特性，设某一阶跃型边缘像素点 E 的位置坐标为 (x_E, y_E) ，统计其局部灰度直方图如下

$$H_E(i) = h_\delta[p(x)], \quad x \in [x_1 - D/2, x_2 + D/2] \quad (2.2)$$

式中， $i=1, 2, \dots, N$ ， $p(x)$ 表示以像素 E 为中心、沿垂直于所在边缘方向而提取的一个单像素灰度序列； D 为边缘两侧平坦区域的统计宽度； $h_\delta[\cdot]$ 为局部灰度直方图统计函数； δ 为统计精度即直方图 bin 宽度， N 为直方图 bin 总数。基于此，我们设计对应于边缘像素点 E 的 CFA 内插特征量为

$$f_E = \frac{H_E(q(A)) + H_E(q(H+A))}{\sum_{i=1}^N H_E(i)} \quad (2.3)$$

其中， $q(A)$ 和 $q(H+A)$ 分别表示幅度值 A 和 $H+A$ 被量化进的直方图 bin 序号。

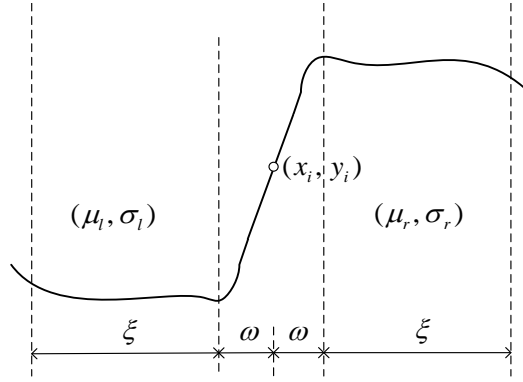


图 2.4 阶跃型边缘检测时的相关参量定义

Figure 2.4 Related parameters in detecting step edges

由以上分析不难看出，不论真实场景中的阶跃型光学边缘经由何种分辨率的图像传感器及 CFA 内插算法处理，其成像后所对应边缘点的 CFA 内插特征量必远小于 1，这是由数码相机内在的成像规律所决定的。

数字图像拼接操作通常会将一些具有清晰轮廓的对象从一幅图像复制粘贴到另一幅图像，在拼接边界处常会形成新的阶跃型边缘，如图 2.3 所示，我们称之为拼接类阶跃型边缘。在未出现其他类型后续操作的情况下，拼接类阶跃型边缘可直接建模成阶跃序列：

$$u(x) = \begin{cases} A & , \quad x \leq x_1 \\ H + A & , \quad x > x_1 \end{cases} \quad (2.4)$$

其中， x 表示离散坐标系下的局部整数坐标， A 和 H 分别表示边缘的单边幅度及双边间相对高度。过渡带宽度仅为一个像素单元尺度，即 $w = x_2 - x_1 = 1$ 。由于拼接操作本身只是将不同的二维数字矩阵进行组合，在边界处无类似于 CFA 内插的估值处理。依照 2.3.1 小节中的分析方法，这类边缘点处的局部直方图 H_E 将呈现出明显的二值化分布特征，即在 $q(A)$ 和 $q(H+A)$ 灰度级水平上形成非常突出的峰值，从而使相应的 CFA 特征值趋近于 1。这与自然照片图像中阶跃型边缘所表现出来的特性是完全不同的，依此我们实现对拼接类阶跃型边缘的准确鉴别。

强度较弱的模糊操作和 JPEG 压缩等常被用来平滑拼接边界，掩饰拼接痕迹。从信号处理的角度来看，此类后处理可等效于低通滤波处理。拼接类阶跃型边缘在经历弱低通滤波处理前后的信号模型，见图 2.4 所示。此时，紧邻边界的像素会被扰动，灰度水平向中间值 $A+0.5H$ 靠近。当模糊强度限制在一定范围内时，灰度变化量 σ 也会限定在一定幅度内，只要 σ 不超过 CFA 特征测度时所采用的直方图统计精度 δ 时，拼接操作的痕迹仍可被准确检测出来。

2.3.3 算法描述

阶跃型边缘 CFA 内插特征量 f_E 在全局图像中的一致性可作为鉴别拼接操作和定位拼接痕迹的有效测度，完整的图像拼接检测主要分以下四个步骤完成：

1) 边缘检测。利用 Canny 算子对待测图像进行边缘检测[128]，生成边缘像素点集 $\Phi = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, P\}$ ，其中 (x_i, y_i) 表示第 i 个边缘像素点所在位置坐标， P 表示边缘点总数。如果测试对象为彩色图像，可对其绿色通道图像进行分析。

2) 阶跃型边缘定位。以 Φ 中每 1 个位置坐标为中心，提取垂直于所在边缘方向的单像素带。然后沿左右两侧，分别计算出与中心点相距 ω 的 ξ 范围内像素集合均值和方差，依次表示为 (μ_l, σ_l) 和 (μ_r, σ_r) ，如图 2.4 所示。此处， ω 和 ξ 为预先设定的经验值，并设定阶跃型边缘点的约束条件为

$$\begin{cases} |\mu_l - \mu_r| > \tau_\mu \\ \sigma_l < \tau_l \\ \sigma_r < \tau_r \end{cases} \quad (2.5)$$

式中， τ_μ 为保证边缘强度的控制阈值， τ_l 和 τ_r 为约束边缘两侧平滑性的控制因子。按此约束条件，在 Φ 中遴选出 K 个阶跃型边缘像素点，即 $\Psi = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, K\}$ 。

3) 计算 CFA 内插特征量。对于集合 Ψ 中的每一个边缘像素点 (x_i, y_i) ，记为点 E 。首先以其为中心，沿垂直于所在边缘方向 $2(\omega + \xi)$ 长度的单像素带内，统计出局部灰度直方图 H_E 。对于普通 24 bit 彩色图像而言，直方图中每个 bin 的宽度为 $w_b = 256/N_b$ ，其中， N_b 为直方图统计精度控制值，由自适应的寻优搜索确定。寻优目标是保证灰度区间 $[A, A+H]$ 始终能被量化进预期的 N_b 个 bin。对于阶跃型边缘两侧区间内的集合均值 μ_l 和 μ_r ，搜索出其对应的直方图 bin 序号 $q(A)$ 和 $q(H+A)$ 。依据式(2.3)，可计算出该边缘点处的 CFA 内插特征值 f_E 。

4) 定位拼接操作的痕迹。利用阈值法，对集合 Ψ 中每一个边缘像素点，进行如下拼接状态评估：

$$\begin{array}{ll} \text{IF} & f_E > 1 - \tau_f \\ \text{THEN} & \text{E 点是拼接边界点;} \\ \text{ELSE} & \text{E 点不是拼接边界点。} \end{array}$$

其中， $\tau_f \in (0, 1)$ 为预设阈值，其大小取决于取证主体对漏检率以及拼接后处理容忍度的要求。 τ_f 越接近于零，算法抵抗后处理的能力就越弱，但判决结果的可信度相对较高。利用二值图记录所有拼接边界点的位置，可实现对全图拼接痕迹的定位。如果一幅测试图像中判决为拼接边界点的数量占阶跃型边缘像素点总数的

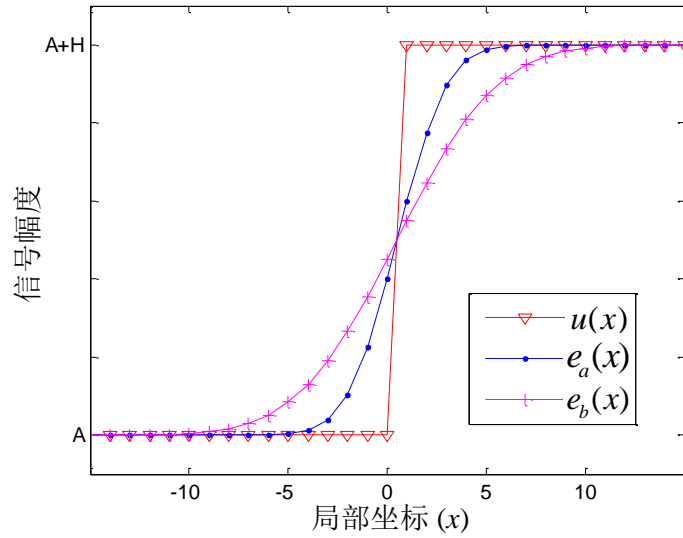


图 2.5 阶跃型拼接边界及其两种不同程度模糊版本的信号模型

 Figure 2.5 Model for composite boundary $u(x)$ and its two blurred versions

比重超过某一预定阈值，则该图像将被分类为拼接图像，否则分类为自然图像。

2.4 基于边缘模糊度估计的拼接检测

在本节中，我们提出一种基于边缘模糊度估计的图像拼接检测算法。主要思想是首先对被怀疑的候选阶跃型边缘进行像素级的模糊度估计与测度，然后基于自然图像边缘模糊度线性连续的假设，通过检测模糊度异常鉴别人工模糊的痕迹。

2.4.1 边缘模糊度估计

作为所提模糊度估计算法的第一步，需要预先指定怀疑边缘片断的位置。事实上，一般只需指定边缘片断的两个端点，通过常用的边缘检测算法，如 Canny 和 Sober 算子，辅助边缘连接技术即可准确定位出边缘像素的位置。然后基于阶跃型边缘模型和模糊核卷积理论，对每个边缘像素位置处进行局部模糊度估计。

在数字图像拼接应用场合，通常会在拼接边界上引入一些不连续的后处理痕迹[24]。不难想象，当对两块具有完整内容的区域进行拼接时，会自然产生阶跃型边缘即拼接边界。这种未经历任何后处理的拼接形成边缘可利用阶跃函数进行建模[52]。具体地，以每一个拼接边缘像素位置为中心，沿着垂直于边缘的方向提取横向边缘像素带，即记为 $u(x)$ ，且定义同式(2.4)。原始拼接边缘横向像素带 $u(x)$ 的示意图见图 2.5 所示。

在实际拼接中,用户常利用 Photoshop 和 CorelDraw 等图像编辑工具对拼接边界进行人工模糊,以模拟真实自然照片图像中的失焦模糊,从而使得生成的合成图像更加逼真。不失一般性,所涉及的模糊核可利用归一化高斯函数来表示,即:

$$g(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.6)$$

其中, σ 为未知且待估计的模糊核半径。由此,模糊处理后拼接边缘的横向像素带 $e(x)$ 可表示为

$$\begin{aligned} e(x) &= u(x) * g(x, \sigma) \\ &= \begin{cases} \frac{H}{2} \left(1 + \sum_{n=-x}^x g(n, \sigma)\right) + A, & x \geq 0 \\ \frac{H}{2} \left(1 - \sum_{n=x+1}^{-x-1} g(n, \sigma)\right) + A, & x < 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.7)$$

其中,“*”为卷积运算符。图 2.5 显示了两种具有不同模糊度(模糊核尺寸 σ)的润饰后拼接边缘,即 $e_a(x)$ 和 $e_b(x)$ 。从图中可以看到,在边缘点位置上,不同模糊程度的边缘横向像素带具有不同的斜率,且模糊度与斜率成正比。利用此特性,我们提出一种快速有效的模糊核半径估计方案,具体论述如下:

模糊后边缘 $e(x)$ 的一阶微分可计算为:

$$|\nabla e(x)| = |\nabla u(x) * g(x, \sigma)| \quad (2.8)$$

其中, $|\cdot|$ 表示取绝对值运算。利用 $\nabla u(x) = \delta(x)$, $\delta(x)$ 为冲击序列,式(2.8)可变换为

$$|\nabla e(x)| = \frac{|H|}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.9)$$

由此可以发现,斜率绝对值是边缘横向像素带内局部坐标 x 的函数,同时与模糊核尺寸 σ 相关。给定 σ , 易得

$$\max_x (|\nabla e(x)|) = |\nabla e(0)| = \frac{|H|}{\sqrt{2\pi}\sigma} \quad (2.10)$$

由上式,模糊核半径 σ 可估计为

$$\sigma = \frac{|H|}{\sqrt{2\pi} \cdot \max_x(|\nabla e(x)|)} \quad (2.11)$$

在此, σ 即可视为对当前边缘像素位置的模糊度估计值。式(2.11)表明, 所提估计算法具有快速且低复杂度特点。然而, 准确测度 $\max_x(|\nabla e(x)|)$ 并不容易, 其直接影响模糊核半径的估计精度。当模糊核半径很小时, $\max_x(|\nabla e(x)|)$ 值本身较大; 此时, 由模糊程度轻微改变所引起的 $\max_x(|\nabla e(x)|)$ 变化量远小于 $\max_x(|\nabla e(x)|)$ 值本身。因此, 小尺度的核半径估计将更为困难, 但可通过图像超分辨率和亚像素级计算等技术手段来提高估计精度。

需要指出的是, 由于数码相机成像通道中低通滤波效应的存在, 自然图像中广泛存在的阶跃型边缘失焦模糊现象, 也可相应地建模成理想阶跃信号与高斯低通滤波器的卷积[5]。相应地, 可依据式(2.11)估计失焦模糊核的大小, 即模糊度。在进行实际模糊度估计时, 可通过计算横向像素带内边缘点两侧平均灰度值之差来确定 $|H|$, 应预留一定宽度的过渡带来计算边缘点处的一阶微分。

简而言之, 我们提出的基于图像边缘的模糊度估计算法主要包括如下步骤:

- 1) 利用 Canny 算子检测图像边缘;
- 2) 定位阶跃型边缘, 并提取横向像素带;
- 3) 计算 $|H|$ 和 $\max_x(|\nabla e(x)|)$;
- 4) 依公式(2.11)计算模糊度 σ 。

2.4.2 拼接边界检测与定位

在数字取证应用场合, 数字图像模糊可分为自然模糊和人工模糊。前者包括失焦模糊和运动模糊, 均形成于成像过程中; 后者即利用各种图像编辑软件人为实施的模糊操作。在模糊后处理存在的情形下, 鉴别出人工模糊操作痕迹是实现图像拼接检测的关键任务。

最常用的人工模糊工具即使诸如 Adobe Photoshop 软件中自带的高斯模糊等功能, 用户在使用这项功能时常需设定核半径和窗口尺寸两种参数。然而, 在实际对一条具体的拼接边界进行模糊时, 由于边界过长和人为抖动等因素不能保证每次模糊都非常均匀一致, 而或多或少地存在模糊不均现象, 导致每一个边缘点处的模糊度可能不一致。因此, 我们认为经过人工模糊后的阶跃型边缘片断具有不连续一致的模糊度序列, 且偏离于线性。相反, 由于成像几何和相机成像机理, 自然图像中阶跃型边缘的模糊度序列很好地满足线性分布特性。

基于以上分析，我们提出利用评估边缘片断模糊度一致性的方法来检测篡改操作。对于确定的边缘片断，首先利用 2.4.1 节中方法计算每一个边缘点处的模糊度，依边缘某确定走向记为

$$\bar{\sigma} = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_i, \dots, \sigma_N] \quad (2.12)$$

其中， N 表示片断中所含边缘像素点数量。事实上，由于边缘两侧区域复杂性缘故， $\bar{\sigma}$ 的某些元素可能无法获得，可以局部邻域均值填充。对已计算出的模糊度序列，可计算其一致性为

$$c = \text{Var}[\bar{\sigma} - \text{linear_fitting}(\bar{\sigma})] \quad (2.13)$$

其中， $\text{linear_fitting}(\bullet)$ 为线性拟合函数，可将 $\bar{\sigma}$ 拟合成相应的线性序列。

随后，对一致性测度值 c 进行阈值化判决，具有较大 c 值的边缘片断判为人工模糊边缘。为防止恶意的逆向线性模糊篡改，需要引入对图像边缘失焦方向的人为理解知识。与边缘失焦方向相反的线性模糊仍会被判为人工模糊操作。

2.5 实验结果与分析

2.5.1 基于 CFA 的拼接检测算法评估

下面通过已公开发布的图像拼接检测标准测试库 (Columbia Uncompressed Image Splicing Detection Dataset)[28] 检验本算法的拼接检测性能。该测试库包含 183 幅真实照片图像和 180 幅经过拼接处理了的合成图像，将分别作为正、负例测试样本集，进行基于阈值法的二分类实验。经过大量的观察测试可获得各参数的经验设置：

$$\omega = 2, \xi = 15, \tau_\mu = 20, \tau_l = \tau_r = 10, N_B = 5, \tau_f = 0.2。$$

本文所提出算法与文献[28, 29]中所提图像拼接算法(分别简称为 Hsu-1 和 Hsu-2 方法)的拼接检测性能比较结果见表 2.1。结果表明，本文算法的整体性能远远高于 Hsu-1 和 Hsu-2 方法，在较低的虚警概率(5%)下，获得了较高的准确率(97%)。这里，准确率指测试图像被正确分类的概率，虚警率指实际为拼接图像却被检测为真实图像的概率。还值得注意的是，Hsu-1 方法中需要人工交互的干预，Hsu-2 方法需要大量的统计学习，而本文算法不需要任何训练，算法的空间和时间复杂度较低，可实现快速自动拼接检测，尤其适用于高分辨率图像环境下的拼接检测。

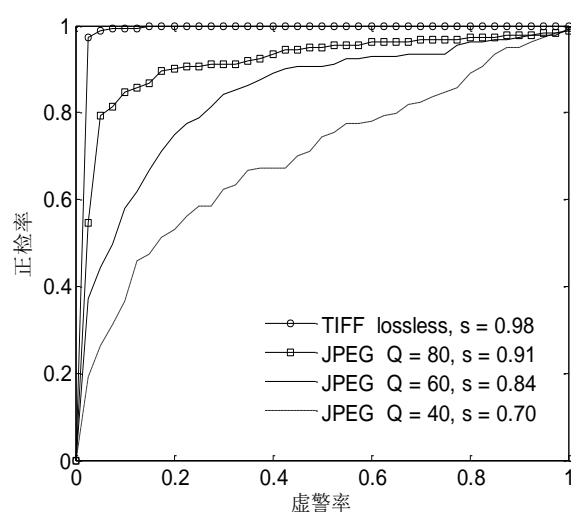


图 2.6 不同质量因子 JPEG 压缩后处理下的拼接检测结果

Figure 2.6 Detection results of our proposed algorithm under JPEG post-processing with different Q

表 2.1 图像拼接检测算法的性能比较

Table 2.1 Performance comparison between our proposed and previous algorithms

评价指标	准确率	虚警率
本文的方法	0.97	0.05
Hsu-2 方法	0.87	0.09
Hsu-2 方法	0.70	0.30

这充分证明本文设计的阶跃型边缘 CFA 内插特征具有高效的拼接鉴别能力。

为验证本检测算法的鲁棒性，在测试图像经历不同质量因子(Q)的 JPEG 压缩处理后，本算法的拼接检测结果如图 2.6 所示。图中 ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲线用于评估算法的分类性能， s 表示 ROC 曲线下所覆盖的面积。在此，正检率指原始照片图像被正确分类的概率。结果显示，随着 JPEG 压缩强度的增加，检测性能虽然有所下降，但在中高等 JPEG 压缩质量($Q \geq 60$)下，仍优于 Hsu-1 和 Hsu-2 方法在无压缩情形下的性能。在测试图像经历不同程度的高斯模糊处理后，我们所提算法的分类结果显示，当模糊核的尺度不大于 0.5 时，拼接图像检测的准确率均能达到 90% 以上。这说明本算法可成功抵抗一定强度的模糊后处理。

最后，对先后经历 JPEG 压缩和高斯模糊两种后处理的合成图像进行拼接检测与定位。在测试库中随机选取两幅合成图像，我们首先对其进行了 $Q = 70$ 的 JPEG 压缩，然后进行高斯模糊润饰(标准偏差为 0.5)，处理后的图像见图 2.7 中的(a)和(c)所示。测试结果显示，在图(a)和(c)中所示的白色矩形标记区域内，拼接痕迹被正确检测并定位。图(b)和(d)中的白点表示所在位置被判定为拼接边界点。由此可见，

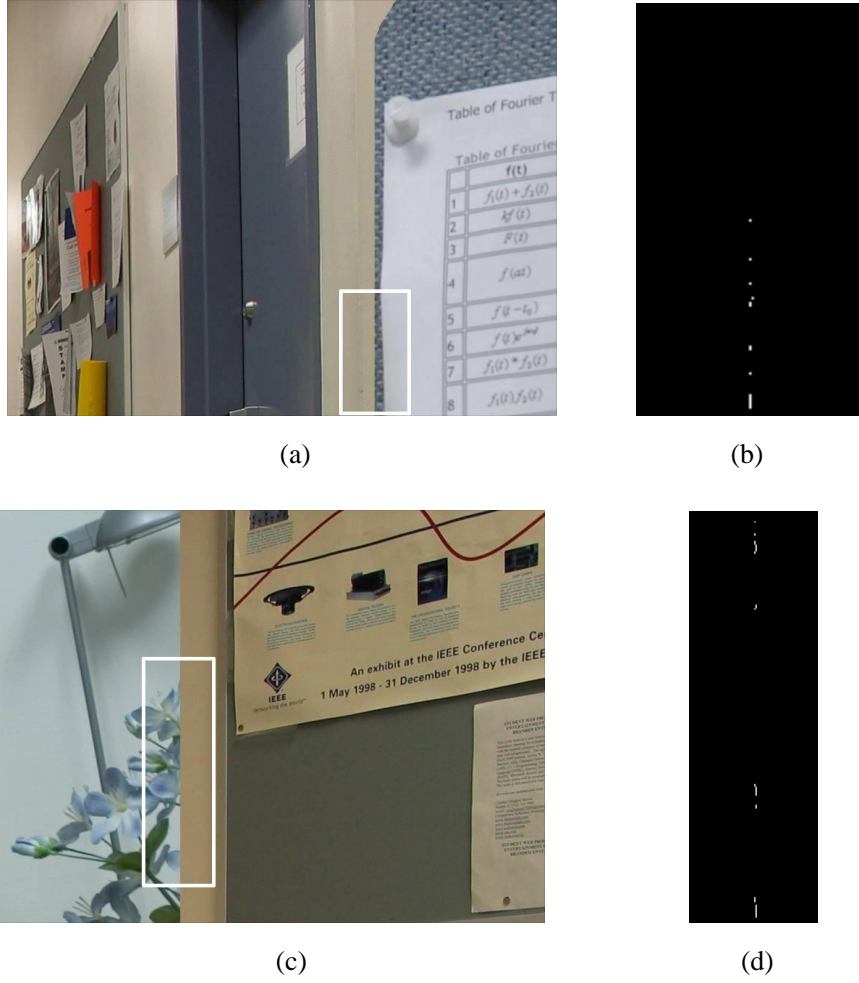


图 2.7 拼接图像实例及其拼接边界检测结果。(a)(b)拼接图像 1；(c)(d)拼接图像 2

Figure 2.7 Example spliced images and the splicing boundary detection results. (a)(b) Spliced image 1; (c)(d) Spliced image 2

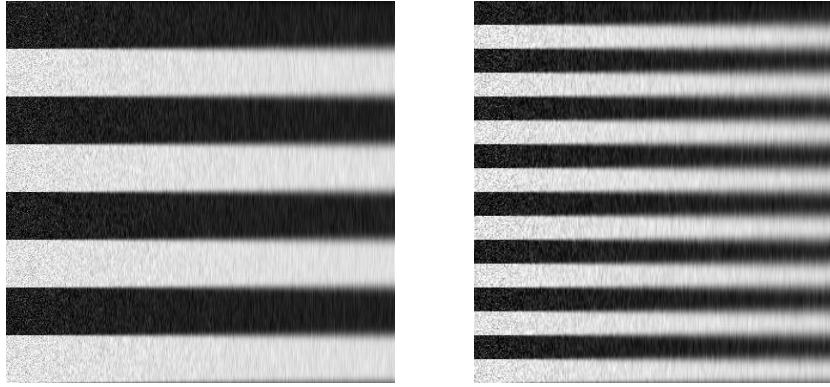
本文所提方案具有较好的鲁棒性，可抵抗一定程度的 JPEG 压缩和模糊等后处理。

2.5.2 基于模糊度的拼接检测算法评估

本节中，我们首先测试所提边缘模糊度估计算法的准确性，然后结合具体的数字图像篡改实例，评估人工模糊操作检测方案的性能。

A. 边缘模糊度估计算法评估

为验证模糊度估计方法的有效性，需预先合成两幅标准测试图像[52]，如图 2.8 所示。其中，利用不同宽度(D)的黑白相间条纹构建阶跃型边缘，然后沿从左到右方向实施不同程度的高斯低通滤波，其模糊核半径依次从 0.1 增加到 5。最后，为



(a) (b)

图 2.8 合成图像。(a) $D=50$; (b) $D=20$

Figure 2.8 Synthetic images. (a) $D=50$; (b) $D=20$

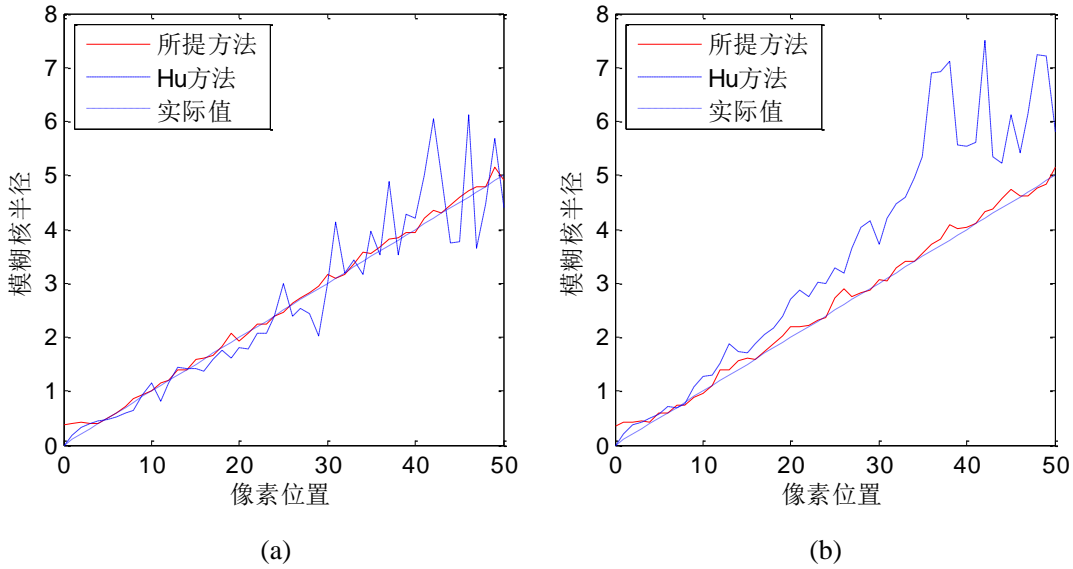


图 2.9 合成图像上的模糊度估计结果。(a) $D=50$; (b) $D=20$

Figure 2.9 Estimated blur radius on the synthetic images. (a) $D=50$; (b) $D=20$

模拟真实自然图像中的噪声，也为验证算法的可靠性，特添加归一化方差为 0.01 的高斯噪声。为验证所提方法的优越性，给出了同 Hu 等人提出的局部模糊度估计方法[52]的性能比较，相关比较实验的数据和参数设置保持一致。

评估结果见图 2.9 所示。不难看出，我们的方法在不同模糊程度下都取得较准确的估计结果，估计误差始终控制在较小范围内；但 Hu 的方法在重度模糊时估计误差明显增大。此外，测试结果也表明，当相邻边缘间隔越小时，模糊度估计的误差会相对越大。

B. 人工模糊检测算法评估

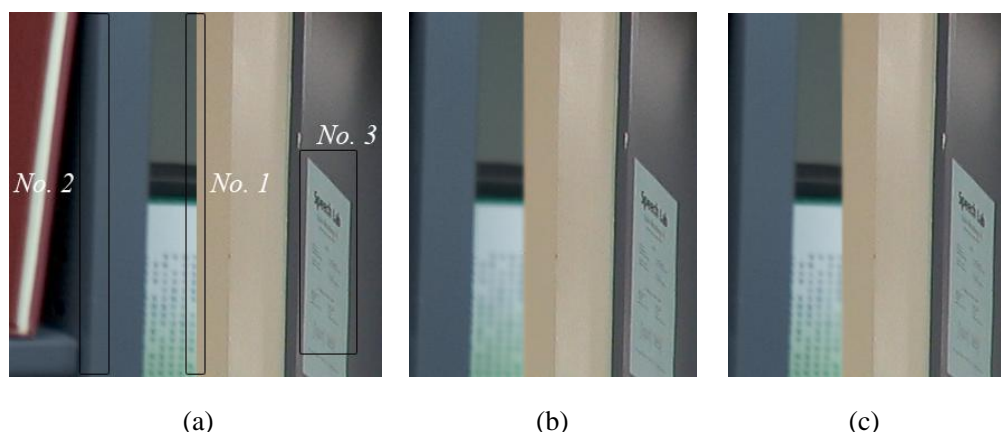


图 2.10 测试图像‘Door’。(a)未润饰的合成图像，其中，边缘 *No.1* 为拼接边界，边缘 *No.2* 和 *No.3* 为自然边缘；(b) (c)拼接边界的两种不同程度人工模糊版本

Figure 2.10 Test image ‘Door’. (a) Unaltered spliced image, where edge *No.1* is splicing boundary, edge *No.2* and *No.3* are natural edges; (b) (c) Two different blurred versions of the splicing boundary

用于评估所提人工模糊操作检测算法的测试数据包括合成图像和原始自然图像。实验步骤包括，首先选取若干受质疑的边缘片断；然后估计每个边缘点的模糊度，构建并显示模糊度(序列)曲线，利用线性拟合测度其一致性，依据模糊度曲线走势和一致性大小即可揭示出当前边缘是否经历过人工模糊操作。

测试对象取自 Columbia Uncompressed Image Splicing Detection Dataset [28]中一幅拼接图像 ‘Door’，如图 2.10(a)所示。其中，拼接边界由边缘 *No. 1* (海报和墙面交叠所形成的边缘)标示，两条真实的自然成像所形成缘边由边缘 *No. 2* (书架木柱的边缘)和 *No. 3* (纸张与门面交叠所形成的边缘)标示。在图 2.10(b)(c)所示的图像中，拼接边界分别经历过两次不一样的人工模糊润饰。具体的模糊操作由 Adobe Photoshop CS4 软件中高斯模糊工具实现，每次相关参数由人为随机设定，操作的要求是使得润饰后的拼接图像从感知上显得更加真实。

对指定边缘进行模糊度估计的结果见图 2.11 所示。其中，图 2.11(a)显示拼接边界 *Edge No. 1* 在润饰前后的模糊度变化曲线，图 2.11(b)显示自然边缘 *Edge No. 2*，*Edge No. 3* 的模糊度变化曲线。可以很明显地观察到，相比其他情形下的曲线，人工模糊后拼接边界的模糊度曲线表现出更大幅度的波动，相应地也具有更大的一致性测度值 c 。例如，模糊后拼接边界的模糊度一致性测度值高达 155 和 915，而自然边缘的模糊度一致性值仅为 82 和 27。通过简单的阈值化判决即可鉴别出人工模糊边缘的位置。需要指出的是，模糊度值并不是在边缘片断的每个位置上都能估计出来，如图 2.11(b)所示，*Edge No. 3* 的模糊度曲线在 180~190 区间无有效测度值，对应于图像中纸面转角的地方，于此处阶跃型边缘无法准确提取。

为进一步评估所提人工模糊操作检测算法，引入另一幅测试图像 ‘Moon’，如

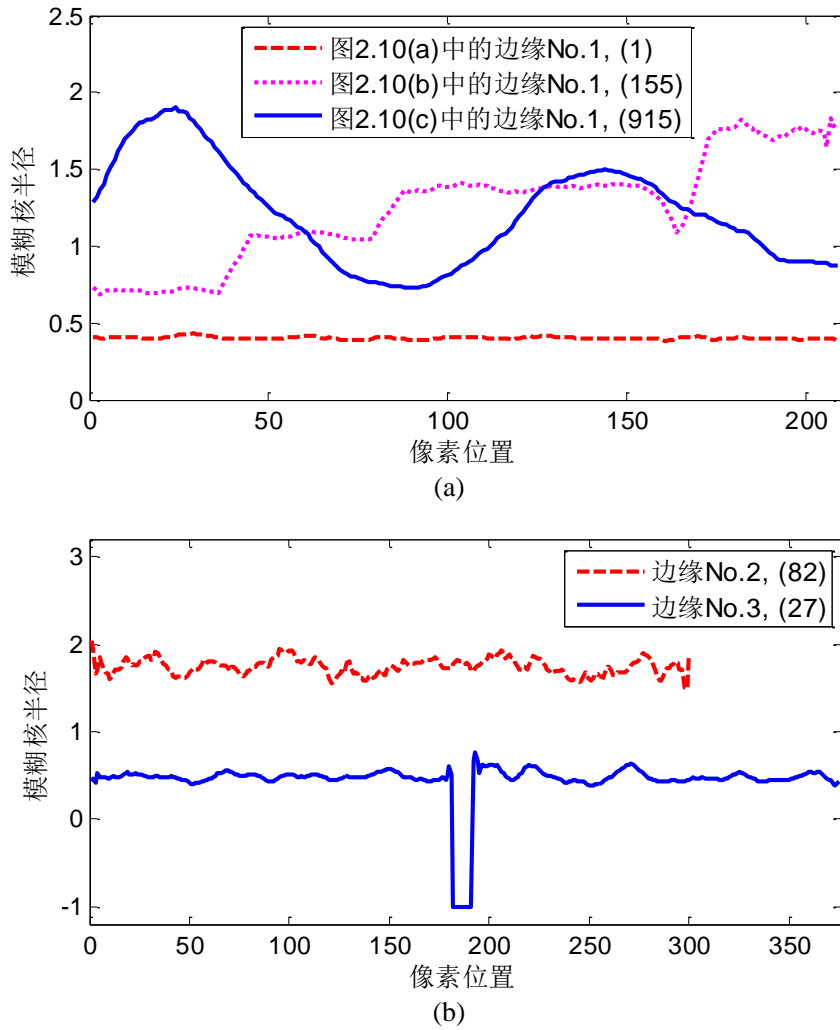


图 2.11 图像‘Door’中选定边缘的模糊度估计结果。(a) *Edge No.1*; (b) *Edge No.2* 和 *Edge No.3*。
图例中小括号内数字表示模糊度序列的一致性测度值

Figure 2.11 Estimated blur radius on 'Door' (a) for *Edge No.1*; (b) for *Edge No.2* and *Edge No.3*.
Consistency metric for each curve is given in parentheses

图 2.12(a)所示。以月亮的弧形边界为对象，实施两次不同的人工模糊操作过程，分别生成模拟的边缘模糊图像，如图 2.12(b)(c)所示；其中，(c)的模糊程度较(b)更高。从视觉上看，经历模糊后的图像仍然具有较好的真实感，局部人工模糊操作的痕迹近乎无法察觉。图 2.13 中的测试结果表明，相比原始自然边缘，人工润饰后边缘的模糊度曲线出现较为显著的波动，一致性测度值也由原始的 90 增长到 584/694，具有明显的可分性，由此即可鉴别出局部人工模糊的痕迹。需要指出的是，原始缘边的模糊度曲线也会存在一定程度的非线性，即有一定的波动性，这会增加所提取证算法的虚警风险。未能准确地获取阶跃型边缘可能是造成这种缺陷的原因之一。

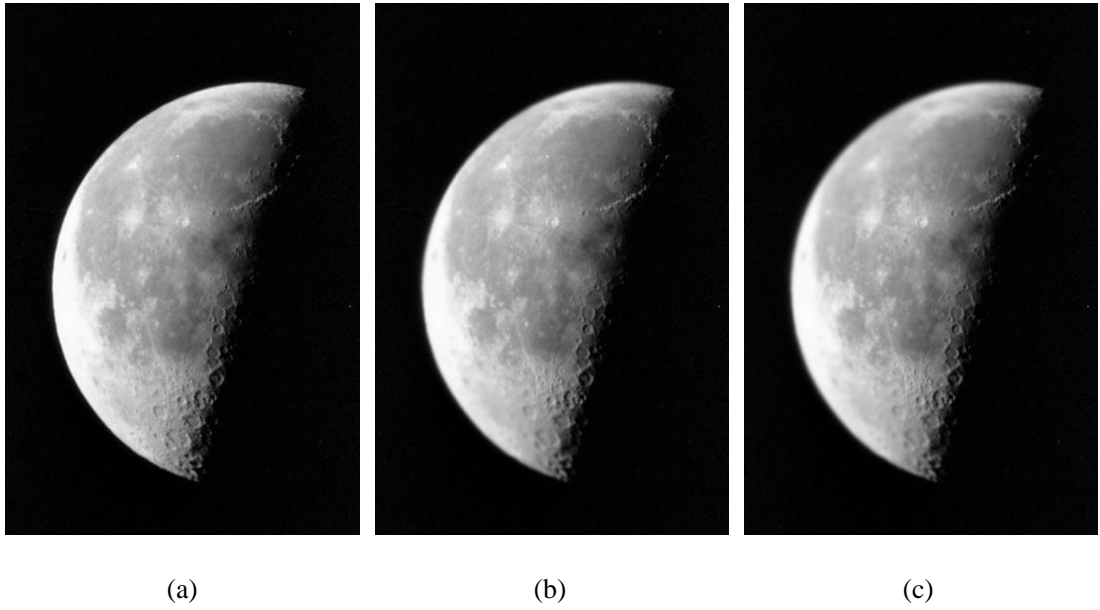


图 2.12 测试图像‘Moon’。(a)自然图像，其中月球的弧形边缘为分析对象；(b) (c)待分析边缘的两种不同程度人工模糊版本

Figure 2.12 Test image ‘Moon’. (a) Unaltered image, where the arc-shaped edge of the moon is to be analyzed; (b) (c) Two different blurred versions of the edge

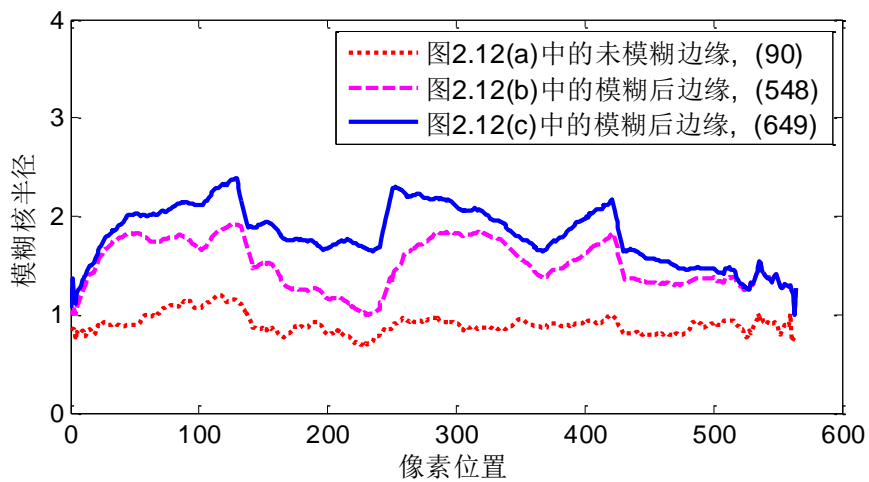


图 2.13 图像‘Moon’中选定边缘的模糊度估计结果

Figure 2.13 Estimated blur radius on ‘Moon’

在更多图像上的测试结果均一致表明，所提基于边缘模糊度估计的图像拼接检测算法均可有效鉴别拼接加人工模糊后处理组合操作，并准确定位出拼接边界。需要指出的是，针对所提取证算法的反取证技术也可能被设计出来。例如，精细的边缘模糊润饰可能不会存在模糊度不均现象，基于区域的模糊操作也不会引起

我们所利用的异常特征。

2.6 本章小结

通过详细分析与探讨拼接操作对照片图像 CFA 内插属性的影响，讨论了拼接操作对成像过程中边缘处局部直方图特征一致性的破坏，提出了一种利用阶跃型边缘 CFA 内插特征异常对拼接操作进行检测和定位的方法。实验结果表明，该方法对拼接图像，尤其是高分辨率图像中的拼接操作，具有准确的快速检测和定位能力。同时，本算法还可抵抗一定强度的 JPEG 压缩、局部模糊等后处理，具有较好的鲁棒性和稳定性。这种图像拼接取证算法可协同其他各类数字图像盲取证算法共同实现对可疑目标的安全取证。

同时，本章也提出了一种基于边缘模糊度估计的拼接检测算法，可有效鉴别局部人工模糊操作，进而实现对图像原始性和完整性的检测。具体地，我们提出了一种快速有效的局部模糊估计方案，通过线性拟合对边缘模糊度序列的一致性进行有效测度，以此作为模糊操作的取证依据。测试结果表明所提模糊度估计算法具有良好的可靠性和准确性，适用于检测存在模糊后处理情形的图像拼接操作。

3 数字图像滤波取证

3.1 引言

作为常用的图像润饰手段，图像锐化操作通常被篡改者用来减少甚至抹去之前内容篡改时所遗留下的痕迹，中值滤波操作也被广泛用于图像去噪、平滑等，特别是用来除去图像中的椒盐噪声，是一种可保持边缘的图像平滑工具。因此，研究锐化取证和中值滤波取证均有重要的理论价值和应用价值。需要特别指出的是，最近，中值滤波以后处理的方式被用于反取证算法设计[86]，从统计特征的层面上，擦除了之前重采样操作所遗留的内在指纹[73]；此时，中值滤波成为了一种反取证工具，对其成功检测有助于击败反取证算法，推动了取证与反取证技术的发展。在国际上，我们首次提出了数字图像锐化取证问题并开展了相关的研究工作[57-59]，与 Jessica Fridrich 教授的课题组同期开展了数字图像中值滤波取证研究[65, 66]。

3.2 问题描述及分析

在数字图像锐化取证方面，拟解决的问题是：给定一幅数字图像，判断其是否经历过全局锐化处理。这里的锐化指数码相机外锐化后处理操作。通过大量的调查发现，部分相机的成像通道内确实包含诸如锐化、对比度调节等图像增强处理单元，如图 3.1 所示。然而这些增强处理所遗留下的操作痕迹会被紧随其后的压缩和颜色空间转换等处理单元所抹去，从而使得最终相机输出的照片图像未携带锐化、对比度增强和中值滤波等操作的痕迹。此外，我们的取证对象限定于一类已广泛使用的锐化滤波方法，即 USM 锐化[14, 15, 60]，而不考虑基于偏微分方程(Partial Differential Equations)[61]、自适应双边滤波(Bilateral Filter)[98]和导向滤波(Guided Image Filter)[99]等类型的锐化算法。做出这种假定，一方面是由于 USM 锐化是现实应用中最常见的图像锐化方法之一，已集成到各种常用图像处理软件中，如 Photoshop 和 Premier 等，因而对 USM 锐化取证具有一定的代表性；另一方面，从设计原理上看，基于 USM 的一大类锐化滤波算子具有相似之处，便于开展深入的取证分析。

在数字图像中值滤波取证方面，拟解决的问题是判断给定图像是否经历过中值滤波操作。在此，我们主要考虑经典的中值滤波算子，即取窗口内排位在中间

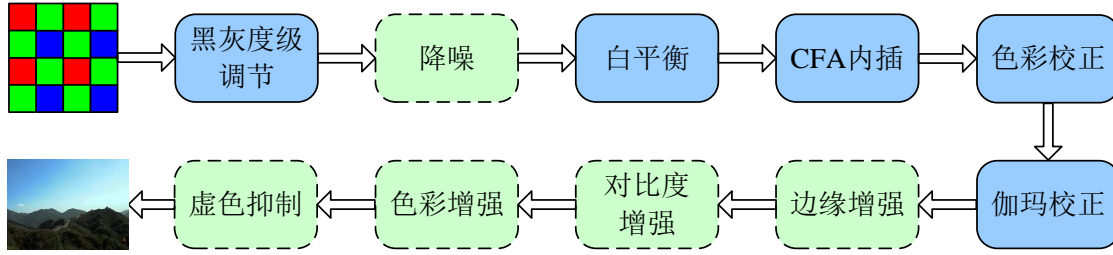


图 3.1 数码相机内的处理模块示意图[122]。其中，虚线框表示可选模块

Figure 3.1 Digital image processing modules in a digital camera [122]. Here, the candidate modules are denoted by the dotted box

的元素值为输出值。中值滤波是一种次序统计滤波器，相关参数是窗口大小。通过频率特性分析可以发现，中值滤波是一种低通滤波器，由于是非线性，其“实验频率响应”与输入信号有关，但定性的分析可以得出结果：当频率 $\omega \leq 2\pi/n$ 时，中值滤波与均值滤波频率响应是相似的[16]，其中 n 表示中值滤波窗口长度。故从频域分析的角度较难检测中值滤波操作。然而，依据中值计算的本质，通过观察相邻像素滤波前后的相关性，我们发现经过中值滤波后，自然图像非平滑区域的一阶微分统计特性出现异常，由此我们可设计相应的中值滤波取证算法。

3.3 锐化滤波取证

在本节，我们提出了一种新颖的数字图像锐化操作检测算法。通过深入分析由 USM 锐化引起的边缘过冲效应(Overshoot Artifacts)，设计了一种有效的过冲效应测度方法，进而提取有效的“指纹性”特征，通过阈值化分类来鉴别图像是否经历过 USM 锐化操作。

3.3.1 图像边缘锐化建模

作为图像的基元之一，边缘构成了图像处理和图像理解中的重要信息。物体的边缘是由灰度不连续性所反映的，边际平坦型边缘信号是最常见的一种，如图 3.2 所示。在此，边际平坦型边缘特指至少有一侧是平坦的边缘。对于理想的边际平坦型边缘 $t(n)$ ，其数学模型可表示为

$$t(n) = \begin{cases} C & , \quad n = -M_l, -M_l + 1, \dots, -1 \\ C - n \tan(\alpha) & , \quad n = 0, 1, \dots, M_r \end{cases} \quad (3.1)$$

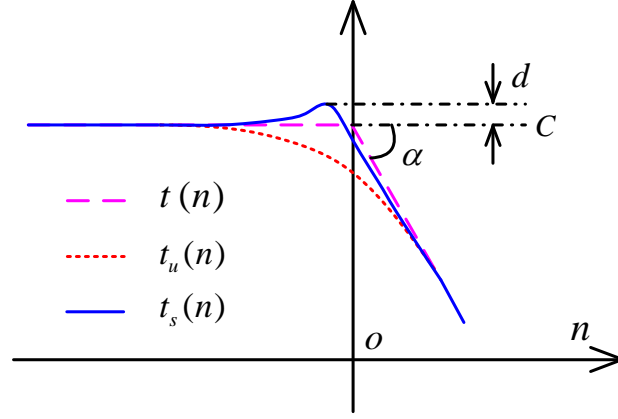


图 3.2 边际平坦型边缘的局部信号模型。其中， $t(n)$ ， $t_u(n)$ 和 $t_s(n)$ 分别表示理想的、未锐化的和锐化过的边缘局部信号

Figure 3.2 Model of side-planar edges. Here, $t(n)$, $t_u(n)$ and $t_s(n)$ denote the ideal, unsharpened and sharpened side-planar edge signal, respectively

其中， n 表示局部像素位置坐标， C 表示某平坦侧边缘的幅度， M_l 和 M_r 分别表示此平坦带和过渡带的宽度， $\alpha \in (0, \pi/2)$ 为过渡带内斜坡信号的倾斜角。

由于成像通道中低通滤波效应的存在，实际自然图像中的边际平坦型边缘 $t_u(n)$ 可建模成理想阶跃信号与高斯低通滤波器的卷积[52]，即有

$$t_u(n) = t(n) * g(n, \sigma) \quad (3.2)$$

其中， $*$ 表示卷积， $g(n, \sigma)$ 为归一化的高斯低通滤波器：

$$g(n, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.3)$$

这里， σ 表示滤波核的标准偏差。将式(3.1)和式(3.3)代入式(3.2)，可得

$$t_u(n) = C - \tan(\alpha) \cdot \sum_{k=-\infty}^n (n-k) \cdot g(k, \sigma) \quad (3.4)$$

当数字图像经历 USM 锐化操作时，相应的边际平坦型边缘亦会受到增强处理。USM 锐化滤波的基本原理是将输入信号的高通滤波成分叠加于原信号自身。不失一般性，USM 空域锐化滤波器 $h_s(n, \sigma_s, \lambda)$ 可简化表示为

$$h(n, \sigma_s, \lambda) = (1 + \lambda) \cdot \delta(n) - \lambda \cdot g(n, \sigma_s) \quad (3.5)$$

其中, σ_s 表示所涉高斯低通滤波核的标准偏差, $\lambda > 0$ 表示锐化强度。由此, 经锐化处理后的边际平坦型边缘 $t_s(n)$ 可表示为

$$\begin{aligned} t_s(n) &= t_u(n) + \lambda \cdot (t_u(n) - t_u(n) * g(n, \sigma_s)) \\ &= C + \lambda \cdot \tan(\alpha) \cdot \sum_{k=-\infty}^n (n-k) g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) - (1 + \lambda) \cdot \tan(\alpha) \cdot \sum_{k=-\infty}^n (n-k) g(k, \sigma) \end{aligned} \quad (3.6)$$

其中, 式(3.4)和(3.6)的具体推导过程详见附录 A。

3.3.2 过冲效应分析与测度

伴随着图像锐化操作, 在边际平坦型边缘的平坦带与过渡带交汇处出现了幅值异常, 存在一定程度的突起, 如图 3.1 中边缘信号 $t_s(n)$ 所示。这就是所谓的过冲效应, 由高频信号叠加而造成。

下面我们定性证明过冲效应在 USM 锐化中的存在, 并定量测度效应强度。首先, 我们预定义过冲效应强度 d 为

$$d(t^*) = \max_{n \leq 0} (t_s^* - t_u^*) \quad (3.7)$$

其中, $t^* = t_u, t_s$ 。利用微分法可求出 $d(t^*)$ 的解析表达式如下,

- 1) 当 $t^* = t_u$ 时, 可得: $d(t^*) \equiv 0$ 。
- 2) 当 $t^* = t_s$ 时, 令 $\nabla t_s = 0$, 可得: $\max(t_s) = t_s(n^*)$, 其中 n^* 满足如下条件:

$$\begin{cases} \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) / \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sigma) = \frac{1 + \lambda}{\lambda} \\ n^* < 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

基于 $\max(t_s) = t_s(n^*)$, 合并式(3.6)和(3.7), 可得:

$$d(t_s) = \tan(\alpha) \left((1 + \lambda) \sum_{k=-\infty}^{n^*} k \cdot g(k, \sigma) - \lambda \sum_{k=-\infty}^{n^*} k \cdot g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \right) \quad (3.9)$$

合并式(3.8)和(3.9), 可得

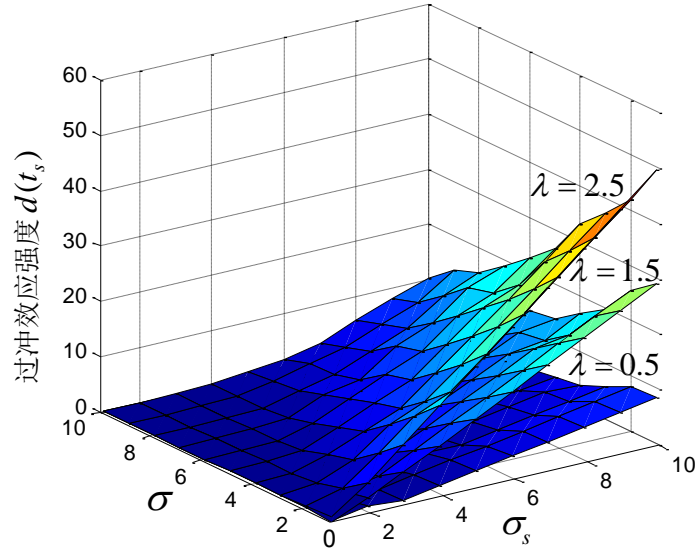

 图 3.3 过冲效应强度 $d(t_s) \sim (\lambda, \sigma, \sigma_s)$ 关系图, $\alpha = 4\pi/9$

 Figure 3.3 The relationship graph for $d(t_s) \sim (\lambda, \sigma, \sigma_s)$, $\alpha = 4\pi/9$

$$d(t_s) = \tan(\alpha) \frac{\sum_{k_1=k_2+1}^{n^*} \sum_{k_2=-\infty}^{n^*} \left[(k_2 - k_1) \cdot \left(g(k_1, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_2, \sigma) - g(k_2, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_1, \sigma) \right) \right]}{\sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) - \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sigma)} \quad (3.10)$$

由式(3.10)可以看出, $d(t_s)$ 与 α, λ, σ 和 σ_s 等四个参数有关。其中, $d(t_s)$ 与 α 成正比例关系, $d(t_s) \sim (\lambda, \sigma, \sigma_s)$ 关系如图 3.3 所示。经过进一步的分析, 由式(3.10)可证明

$$d(t_s) > 0 \quad (3.11)$$

具体的推导及证明过程参见附录 A。

因此, 通过以上分析我们可以得出如下结论: 自然图像中未经历过 USM 锐化的边际平坦型边缘不会引起过冲效应; 而经过锐化之后, 边际平坦型边缘处必会出现过冲效应, 其效应强度可由式(3.7)所定义的 d 来测度。

3.3.3 锐化检测算法

过冲效应要被直接用作取证图像锐化操作的依据, 还必须保证其充分性, 即

我们所检测的效应特征只属于锐化操作所独有，为其“指纹”信息。由于信号处理过程中的高频截断，在图像复原和图像压缩中也有类似过冲效应存在，其典型表现是在图像灰度剧烈变化的邻域出现类似吉布斯(Gibbs)分布的连续震荡[18]。这些同锐化操作中所产生的局部单峰突起/凹陷规律是不相同的。因此，由公式(3.7)定义的过冲效应强度可用作鉴别USM锐化操作的有效特征。为有效检测锐化操作，我们设计取证算法如下：

1) 边缘检测。利用 Canny 算子对待测图像进行边缘检测，边缘像素点集合记为 $\Phi_1 = \{(r_i, c_i) | i=1, 2, \dots, N_1\}$ ，其中 (r_i, c_i) 表示第 i 个边缘像素点的坐标位置。对于彩色图像，在 Lab 彩色空间下的 L 通道图像上检测边缘，这是因为精细的锐化操作通常在 L 通道内实施。为避免噪声的干扰，在边缘检测前我们会利用双边滤波器(Bilateral Filter)对图像进行平滑处理。

2) 定位边际平坦型边缘。分别以 Φ_1 中每一个位置坐标为中心，提取垂直于所在边缘方向的单像素带。图 3.4 为一个具体的单像素带示意图。其中， y 表示像素灰度级。分别计算区间 $[-\omega_2 - \omega_1, -\omega_1]$ 和 $[\omega_1, \omega_1 + \omega_2]$ 内像素灰度级集合的均值与方差，记为 (μ_l, σ_l) 和 (μ_r, σ_r) 。然后，依据以下约束条件检测并定位边际平坦型边缘像素。

$$\begin{cases} |\mu_l - \mu_r| > \tau_\mu \\ \sigma_l < \tau_\sigma \text{ or } \sigma_r < \tau_\sigma \end{cases} \quad (3.12)$$

这里， τ_μ 是保证边缘强度的控制阈值， τ_σ 为约束边缘两侧平滑性的控制因子，它们共同保证了所选边缘的边际平坦性。检测到的边际平坦型边缘点集合记为 $\Phi_2 = \{(r_i, c_i, s) | i=1, 2, \dots, N_2\}$ ，其中， $s=l$ 和 $s=r$ 分别表示单像素带内左侧和右侧平坦， N_2 为检测到的边际平坦型单像素带的总数。注意，如果一个单像素带的两侧均平坦，需分别视为左侧平坦型和右侧平坦型单像素带，共计数两次。

3) 过冲效应检测。对 Φ_2 中每一个边际平坦型单像素带，沿中心点往平坦侧方向，搜索式检测第一次和第二次一阶微分极性改变的位置，分别记为 n_1 和 n_2 ，如图 3.4 所示。以第 i 个边际平坦型单像素带 $y_i(n)$ 为例，计算

$$d_i = \max_{n \in [n_2, n_1]} \{y_i(n)\} - \max_{n \in [-\omega_1 - \omega_2, n_2]} \{y_i(n)\} \quad (3.13)$$

如果 $d_i > \tau_d$ ，认为检测到过冲效应，其强度为 d_i ；否则，认为未检测到过冲效应。这里， τ_d 为比较过冲效应强度时所用的控制阈值。

4) 锐化判决。计算全局图像的过冲效应平均强度如下：

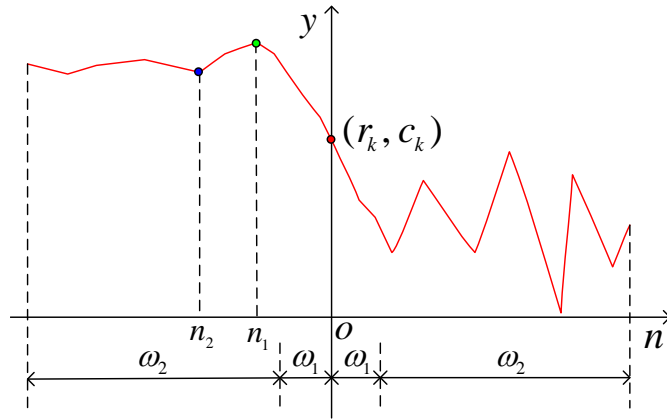


图 3.4 过冲效应测度时的相关参量定义

Figure 3.4 The parameters involved in overshoot measure

$$f = \frac{1}{N_2} \sum_{i=1}^{N_2} d_i \cdot \ell(d_i > \tau_d) \quad (3.14)$$

这里， f 的含义是指全局图像中，具有过冲效应的边际平坦型边缘像素点。 f 愈大，表明过冲效应愈强烈，图像经历锐化操作的概率愈高。反之， f 愈小，则表明图像未被锐化的可能性增大。依据过冲效应特征测度值 f ，利用简单的阈值化分类方法，可做出判决如下：

IF $f > \tau_o$
 THEN I 经历过锐化处理；
 ELSE I 未经历过锐化处理。

这里， τ_o 为预设阈值，其取值与取证主体对漏检率的要求有关。

3.4 中值滤波取证

在数字图像中值滤波操作取证的研究中，我们的目标是设计一种取证算法，对给定一幅自然照片图像，鉴别其是否经历过中值滤波操作。在研究过程中遇到的关键问题是，如何构造并提取有效的特征测度，利用合适的模式分类方法，以区分经历中值滤波操作前后的数字图像，同时能区分中值滤波操作与其它各种图像处理操作。主要研究路线是，对中值滤波前后图像信号的一阶微分进行深入的二阶统计特性分析，发掘独属于中值滤波操作的指纹性特征，设计测度方法构建相应的特征量。然后利用二类分类模型，判别待测图像是否经历过中值滤波操作。

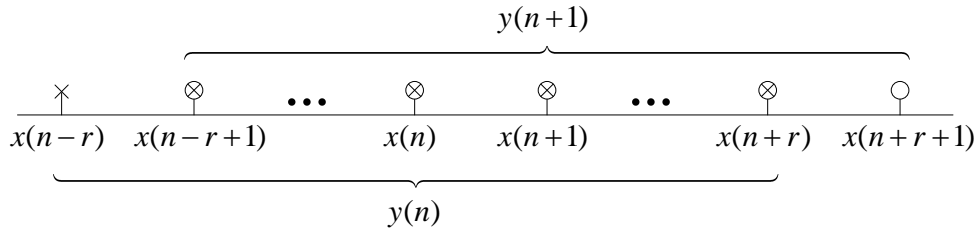

 图 3.5. 原始信号 $x(n)$ 经历中值滤波后变为 $y(n)$

 Figure 3.5 The original signal $x(n)$ is median-filtered to be $y(n)$

3.4.1 统计特性分析

为分析中值滤波前后信号统计特性的变化，首先我们对中值滤波操作进行公式化描述。中值滤波器是一种次序统计滤波器，属于一种非线性空域滤波器，其输出依赖于局部邻域内数字元素的排序，中值滤波即取排位在最中间的一个元素(或两个元素的均值)作为输出。为简化分析，我们以一维数字序列为滤波对象，可将其理解成一幅数字图像中的某一行或列像素值。图 3.5 所示为中值滤波过程中相邻输出元素的计算示意图。

假设原始数字序列为 $x(n)$, $n=0,1,2,\dots,N$ 。考虑常用的 8 比特灰度级深度的数字图像，故假定 $x(n)\in[0,255]$ 。 $x(n)$ 经过传统的中值滤波处理后变为

$$y(n) = \underset{i \in [n-r, n+r]}{\text{median}} \{ x(i) \} \quad (3.15)$$

其中， $\text{median}\{ \}$ 表示计算所指定数值集合的中值； $y(n)$, $n=0,1,2,\dots,N$ ，为滤波后的数字序列；滤波器的窗口宽度为 $(2r+1)$ 。相应地，易得

$$y(n+1) = \underset{i \in [n-r+1, n+r+1]}{\text{median}} \{ x(i) \} \quad (3.16)$$

由式(3.15)和式(3.16)可以看出，在计算 $y(n)$ 和 $y(n+1)$ 时所涉及的原始序列元素中，存在共同元素集 C_x ，即

$$C_x = \{ x(i) | i \in [n-r+1, n+r] \} \quad (3.17)$$

显然，集合 C_x 的各元素间必存在一定的大小关系，对 C_x 的所有元素依照从小到大的顺序进行排序，排序后的共同元素序列记为 $c(i)$, $i \in [1, 2r]$ ，且满足 $c(i) \leq c(i+1)$ 。不难发现， $y(n)$ 的取值决定于 $x(n-r)$ 与 $c(r)$ 、 $c(r+1)$ 之间大小关系。具体地，

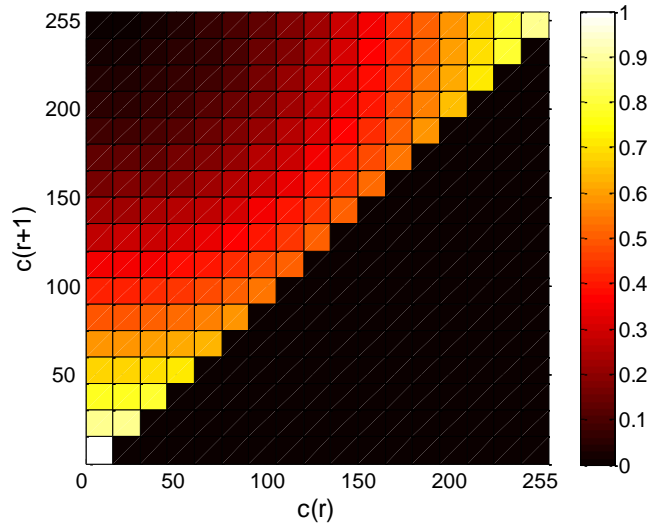

 图 3.5 $P\{y(n)=y(n+1)\}$ 的概率图

 Figure 3.5 Probability map for $P\{y(n)=y(n+1)\}$

$$y(n) = \begin{cases} c(r) & \text{if } x(n-r) \in [0, c(r)] \\ x(n-r) & \text{if } x(n-r) \in (c(r), c(r+1)] \\ c(r+1) & \text{if } x(n-r) \in (c(r+1), 255] \end{cases} \quad (3.18)$$

类似地, $y(n+1)$ 的取值决定于 $x(n+r+1)$ 与 $c(r)$ 、 $c(r+1)$ 之间大小关系, 即

$$y(n+1) = \begin{cases} c(r) & \text{if } x(n+r+1) \in [0, c(r)] \\ x(n+r+1) & \text{if } x(n+r+1) \in (c(r), c(r+1)] \\ c(r+1) & \text{if } x(n+r+1) \in (c(r+1), 255] \end{cases} \quad (3.19)$$

基于式(3.18)和式(3.19), 可计算 $y(n)$ 与 $y(n+1)$ 相等的概率如下:

$$\begin{aligned} & P\{y(n)=y(n+1)\} \\ &= P\{x(n-r) \in [0, c(r)], x(n+r+1) \in [0, c(r)]\} \\ &+ P\{x(n-r) \in (c(r), c(r+1)], x(n+r+1) \in (c(r), c(r+1)], x(n-r)=x(n+r+1)\} \\ &+ P\{x(n-r) \in (c(r+1), 255], x(n+r+1) \in (c(r+1), 255]\} \end{aligned} \quad (3.20)$$

由于 $x(n-r)$ 和 $x(n+r+1)$ 均为单个像素灰度值, 故可合理地假设其服从 $[0, 255]$ 区间内的均匀分布。同时, 由于 $x(n-r)$ 和 $x(n+r+1)$ 相距 $2r+1$ 个单位距离, 相关性非常弱, 故可假设其相互独立。基于这些先验知识, 可进一步展开式(3.20)如下:

$$\begin{aligned}
 P\{y(n)=y(n+1)\} &= \left(\frac{c(r)+1}{256}\right)^2 + \left(\frac{c(r+1)-c(r)}{256}\right)^2 \cdot \frac{1}{C_{c(r+1)-c(r)}^1} + \left(\frac{255-c(r+1)}{256}\right)^2 \\
 &= \frac{(c(r)+1)^2 + c(r+1) - c(r) + (255-c(r+1))^2}{256^2}
 \end{aligned} \tag{3.21}$$

由式(3.21)可以看出, 概率 $P\{y(n)=y(n+1)\}$ 的大小仅依赖于共同元素集 C_x 中排序在最中间的两个元素值, 即 $c(r)$ 和 $c(r+1)$ 。如图 3.5 所示, 为不同 $c(r)$ 和 $c(r+1)$ 取值下 $P\{y(n)=y(n+1)\}$ 的可视化概率图。从中可以看到, 当 $c(r)$ 和 $c(r+1)$ 越接近时, 越靠近对角线 $c(r)=c(r+1)$ 附近, 滤波后邻像素相等的概率越大。当 $c(r)$ 和 $c(r+1)$ 间差值不高于 100 时, 此概率基于保持大于 0.5。

在一定范围的邻域内, 自然图像的像素间常存在极大的相关性, 其灰度级较为接近。由于滤波窗口一般至少为 3 像素, 共同元素数目不会太小, 故中排位在最中间的两个像素值 $c(r)$ 和 $c(r+1)$ 更应具有接近的灰度级。因此, 可以确定无论 $x(n)$ 是位于自然图像的纹理区域还是平滑区域, $c(r)$ 和 $c(r+1)$ 的值会很接近。如考虑实际的二维图像信号, 由于邻域内像素数目的增多, 此规律将更为明显。基于此发现, 并结合式(3.21)所对应的概率图, 我们发现滤波之后的图像中相邻像素相等的概率, 即 $P\{y(n)=y(n+1)\}$, 会保持较大的概率值, 至少远大于 0。

在未经历中值滤波的自然图像中, 由于图像本身内容的高度随机性, 全局图像中相邻像素相等的概率, 即 $P\{x(n)=x(n+1)\}$, 显然无法统一断定。但我们发现如下规律: 1) 在纹理区域, 此概率通常比较小, 接近于 0。因为纹理区域内, 大部分相邻像素灰度值的波动会相对较大, 不但不会相等, 反而相差交大。2) 在平滑区域, 由于相邻像素间具有连续性而通常保持较大的概率值, 尤其是在平坦区域。图 3.6 显示的是一个样本图像在中值滤波前后, 等值相邻像素对出现的具体位置。很容易看到, 在诸如“塔身”, “云朵”和“草地”等纹理比较明显的区域, 相邻像素灰度级相等的频率在滤波前很低, 但在滤波后增高了许多; 而在“无云的天空”等平滑区域, 相邻像素灰度级相等的频率在滤波前后都保持较高的值。

以上分析表明, 中值滤波操作可使原数字图像纹理区域内相邻像素相等的频率显著增大。同时, 其他诸如压缩、低通滤波、重采样和对比度调节等非中值滤波操作均不会引起相邻像素相等频率的显著增大。基于此以上发现, 可设计相应的中值滤波操作检测算法。

3.4.2 中值滤波检测算法

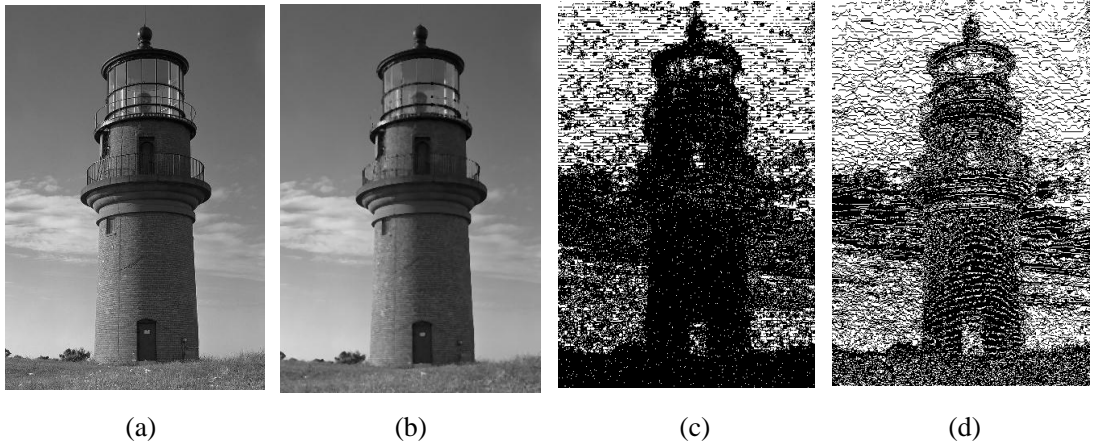


图 3.6 中值滤波引起的统计差异。(a)原图；(b)原图经 3x3 中值滤波后；(c)原图的特征显示，白点表示原图对应位置的相邻像素相等，黑点则表示不相等；(d)中值滤波后图像的特征显示

Figure 3.6 Statistical discrepancy caused by median filtering. (a) Original, (b) 3x3 filtered image; Map for (c) original (d) filtered image, where equal (horizontal) neighboring pixels are marked white

对待测图像 $I(i, j)$, $i=0, 1, 2, \dots, H$, $j=0, 1, 2, \dots, W$, 其中 H 和 W 分别图像的行数和列数。利用纹理区域内相邻像素相等的概率这一指纹性特征，基于简单的阈值化二类分类方法，设计中值滤波操作检测算法如下：

1) 二值化 I 的基于行向一阶差分图像：

$$\nabla I_r(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } I(i+1, j) - I(i, j) = 0 \\ 0 & \text{if } I(i+1, j) - I(i, j) \neq 0 \end{cases} \quad (3.22)$$

2) 构建纹理性像素集：

$$V(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } \sigma(i, j) \geq \tau \\ 0 & \text{if } \sigma(i, j) < \tau \end{cases} \quad (3.23)$$

其中，

$$\sigma(i, j) = \text{Var}_{\substack{m \in [i-\lceil \rho/2 \rceil, i+\lceil \rho/2 \rceil] \\ n \in [j-\lceil \rho/2 \rceil, j+\lceil \rho/2 \rceil]}} \{I(m, n)\} \quad (3.24)$$

这里， $\text{Var}\{\}$ 表示计算指定区域内像素值集合的方差， ρ 为指定方形区域的边长。

3) 统计 ∇I_r 中纹理性像素处零值出现的行向归一化频率：

$$f_r = \frac{\sum_i \sum_j \nabla I_r(i, j) \cdot V(i, j)}{\sum_i \sum_j V(i, j)} \quad (3.25)$$

类似地，利用 I 的列向一阶差分图像计算出相应的列向归一化频率，记为 f_c 。由 f_r 和 f_c 进行简单的融合可生成最终的指纹性特征：

$$f = [f_r, f_c] \cdot \left[\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \right]^T \quad (3.26)$$

4) 判决中值滤波操作是否发生过。如果 $f > \tau_m$ ，判定 I 经历过中值滤波操作；否则，判定 I 经历过中值滤波操作。这里， τ_m 为判决阈值。

3.5 实验结果与分析

3.5.1 锐化滤波取证算法的测试结果

A. 测试数据与性能评价指标

我们收集了 400 幅彩色照片图像，以系统评估所提 USM 锐化检测算法的实际应用性能。这些照片图像由数个不同的数码相机在不同光照环境下拍摄所得，保存为 JPEG 格式，分辨率从 1200×900 到 2832×2128 像素不等。图像内容包括各种自然场景。每幅彩色测试图像的绿色通道图像用来构建原始图像集。我们准备了三种不同分辨率的原始图像集：原始分辨率，中等分辨率($H=1000$)和低分辨率($H=500$)，其中后两种分辨率图像分别由原始分辨率图像在保持长宽比不变的条件下缩放而来，高度分别为 1000 和 500 像素。这些原始图像集中图像经历不同 USM 锐化算法处理后形成的锐化后图像，将构成相应的锐化后图像集合。原始图像集和锐化后图像集共同构成了测试集。

评估锐化检测算法的方法是，依照 3.3.3 节中所提锐化检测程序进行处理，利用一系列决策阈值 τ_o 值对测试集中的每一幅图像进行分类，判别其是原始图像还是锐化后图像。经过验证，算法中相关参数可合理设置为：

$$\omega_1 = 1, \omega_2 = 6, \tau_\mu = 100, \tau_\sigma = 10, \tau_d = 11。$$

此设置可在一定范围内微调而不会影响检测结果。算法性能评估的指标是正检率(P_d)和虚警率(P_{fa})，前者定义为正确检测出的锐化后图像数占参加测试的锐化后图像总数的比率，后者定义为误检为锐化后图像的原始图像数占参加测试的原始图像总数的比率。利用 P_d 和 P_{fa} 绘制而成的 ROC 曲线将作为最终的锐化检测性能评估结果。

B. 基本检测性能评估

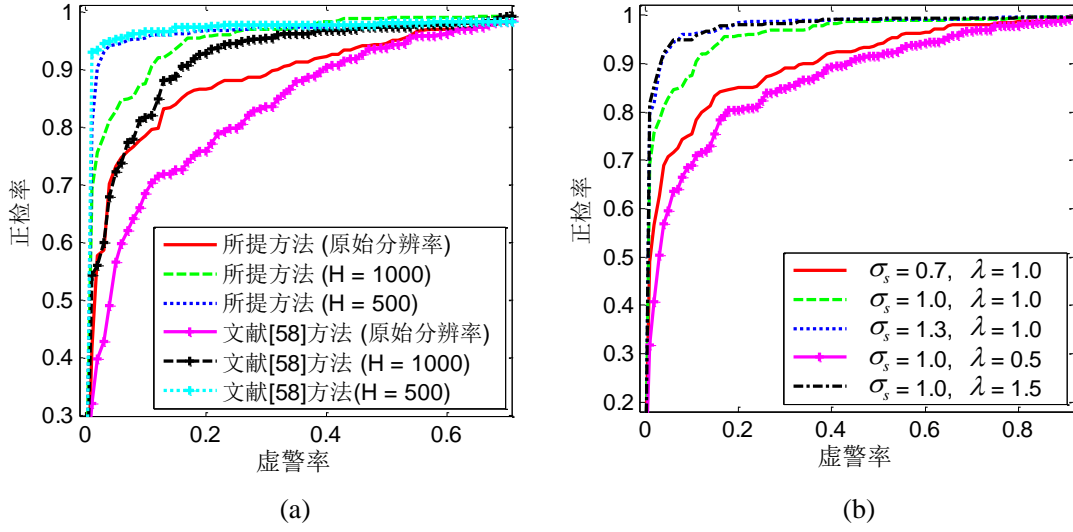


图 3.7 锐化检测 ROC 曲线: (a)不同分辨率测试图像, (b)不同锐化强度

Figure 3.7 Sharpening detection ROC curves for (a) images with different sizes; (b) different sharpening strengths

首先, 评估测试图像的分辨率对算法性能的影响。在不同分辨率测试图像集上的测试结果见图 3.7(a)所示。这里, 利用基于高斯低通掩膜方法[14]来模拟 USM 锐化操作, $\sigma_s=1$, $\lambda=1$ 。从图中容易看到, 在不同分辨率图像上均取得较好的性能。以分辨率 $H=500$ 为例, 即使在 $P_{fa}=10\%$ 时, P_d 仍高达 95%。正如所期望的那样, 在低分辨率图像集上的检测性能比高分辨时要更好。这是因为由缩放引起的平滑效应会降低图像的锐度, 也减少了原图像中过冲效应的存在。与文献[58]中的算法相比, 所提算法取得了更高的正检率, 尤其在低虚警率和图像分辨率较高的情形下, 优势更为明显。如无特别说明, 以下测试均在中等分辨率($H=1000$)图像集上进行。

进一步, 我们考察了所提算法在不同锐化强度下的性能表现。通过调节高斯低通掩膜锐化法中不同的 σ_s 和 λ 来控制锐化操作的强度, 当它们取值越大, 对应地表示图像锐化程度越高。具体的测试结果见图 3.7(b)所示。可以看到, 在不同强度的锐化操作下, 所提算法均能取得较好的检测效果。随着锐化强度的提高, 正检率也相应地提高。如无特别说明, 以下测试均设置 $\sigma_s=1.0$ 和 $\lambda=1.0$ 。

C. 鲁棒性评估

为评估所提算法的鲁棒性, 分别测试了存在 JPEG 压缩和添加加性高斯白噪声 (Additional Gaussian White Noise, AGWN) 两种后处理情形下的锐化检测效果。其中, JPEG 压缩质量因子 Q 和高斯分布的标准偏差 σ 可调。具体的测试结果见图

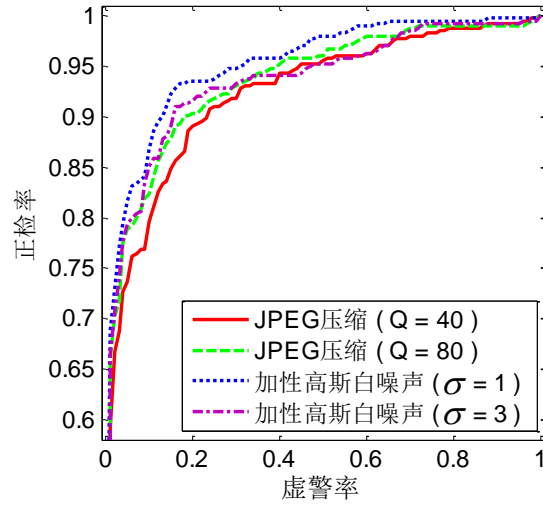


图 3.8 不同后处理情形下的锐化检测 ROC 曲线

Figure 3.8 Sharpening detection ROC curves under different postprocessing

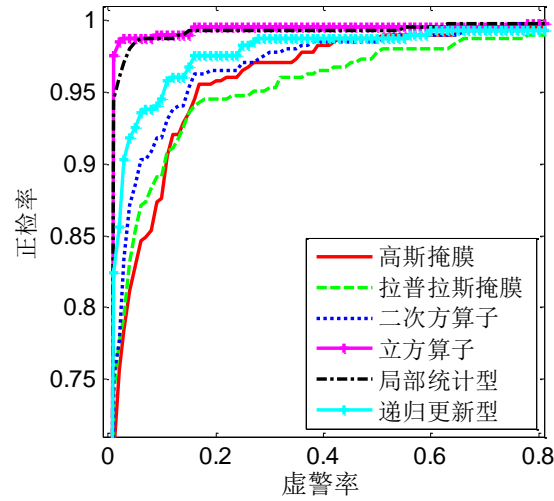


图 3.9 对不同锐化算法的检测性能比较

Figure 3.9 Sharpening detection ROC curves under different sharpening algorithms

3.8, 显示所提算法具有较好的鲁棒性。在 $P_{fa}=10\%$ 时, 无论 $Q=80$ 或 40 , 还是 $\sigma=0.1$ 或 0.3 , 正检率均可达到 80% 左右。可见 JPEG 压缩、噪声等后处理对锐化检测无显著影响。

D. 针对不同 USM 锐化算子的检测性能

我们也考察了所提锐化检测算法的泛化能力, 即对不同 USM 锐化算子的检测性能。具体地, 我们考虑了之前文献中报道过的六种常用 USM 锐化算法, 包括高

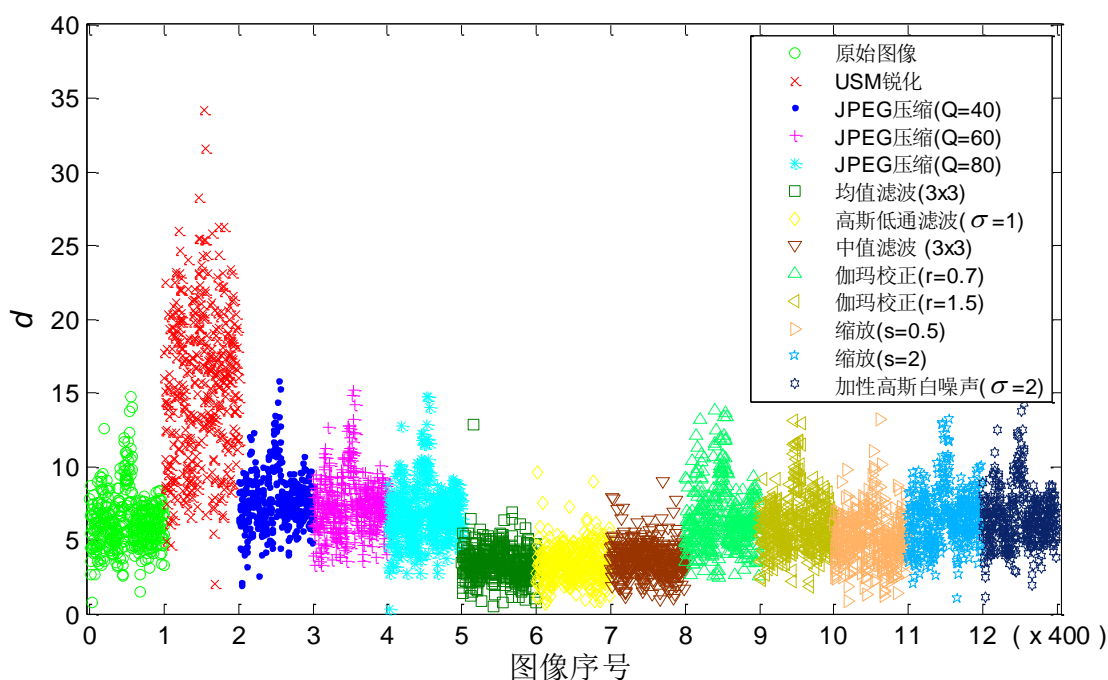


图 3.10 经历过不同操作的样本图像的过冲效应特征值 d 分布

Figure 3.10 Display of d values extracted from the images enforced by different manipulations

斯掩膜法(Gaussian Mask)[14]、拉普拉斯掩膜法(Laplace Mask)[14]、非线性类的二次方(Quadratic Operator)和立方(Cubic Operator)算子[62]，自适应类的基于局部统计型[63]和基于递归更新型[64]。测试结果见图 3.9，ROC 曲线显示所提算法在六种不同的锐化算法上均取得较高的正检率。例如，当 $P_{fa}=10\%$ 时，对各锐化算子所实施操作的正检率均达到 88% 以上。需要指出的是，所提锐化操作检测技术仅适用于检测 USM 类锐化算子，而对其他类锐化算子(如基于偏微分的锐化算子)则效果不佳。

E. 区分 USM 锐化与其它操作

最后，我们重提锐化取证检测的最初目标就是寻找一种指纹性特征可准确鉴别锐化操作。那么，我们所提的过冲效应特征是否就唯一隶属于 USM 锐化操作呢？其它常规图像操作是否也会引起这种效应呢？一种简单而有效的验证方法是，观测经历各中不同操作的样本图像的特征值分布是否具有可区分性。在此，我们考查 JPEG 压缩、均值滤波、高斯低通滤波、中值滤波、伽玛校正，缩放和加性高斯白噪声等常用的图像基本操作。各种操作下的样本图像特征值分布见图 3.10 所示。可以看见经历锐化操作的样本特征值远大于经历其它操作的特征值，通过阈值化分类即可将锐化与其它操作区别开来。通过这种直观的比较，也能验证本文所关注的过冲效应是可鉴别 USM 锐化操作的指纹性特征。

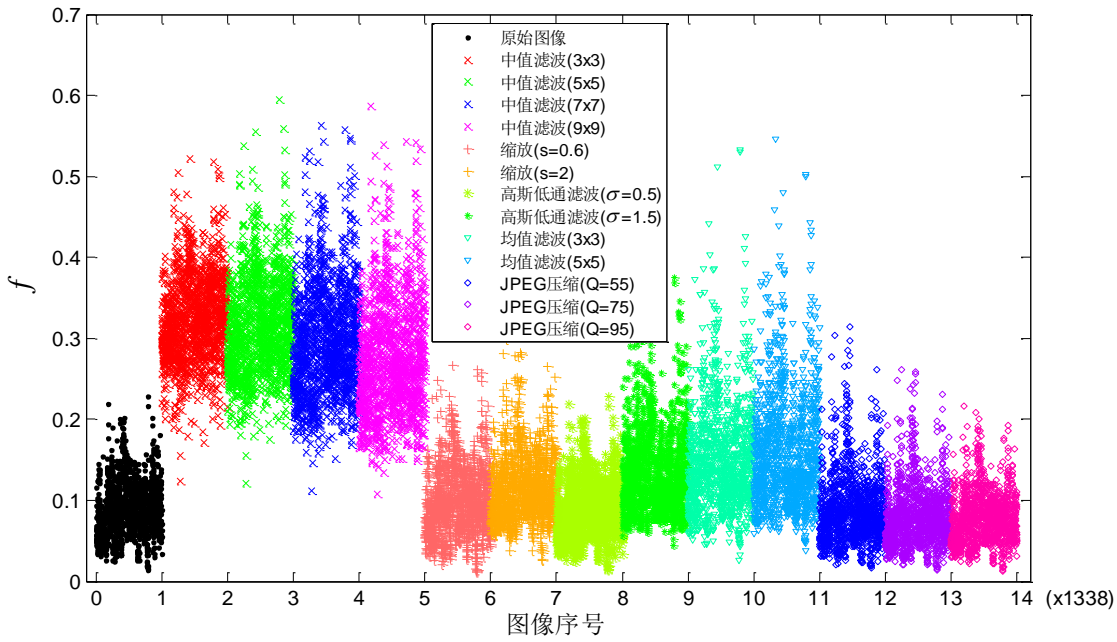

 图 3.11 经历过不同操作的样本图像的特征值 f 分布

 Figure 3.11 Display of f values extracted from the images enforced by different manipulations

3.5.2 中值滤波取证算法的测试结果

A. 基本检测性能评估

为评估所提中值滤波操作检测算法,我们采用标准的 UCID 图像库作为测试数据集[129]。该库包含 1338 幅未经历过压缩的 TIFF 格式彩色图像,图像内容涉及室内外自然场景和人工物体。由于所设计的操作检测算法适用于普通的单通道图像分析,不失一般性,取每幅 UCID 图像的绿色通道作为原始图像。测试中相关算法参数设置为: $\rho=7$, $\tau=100$ 。我们将在以下两种情形下评估所提中值滤波检测算法的性能: 1)无其它操作的干扰; 2)图像在中值滤波之前已经历过其它操作。

在无其它操作干扰的情形下,将原始图像和其中值滤波版本分别当做负例和正例样本。其中,中值滤波窗口宽度考虑四种尺寸: 3x3, 5x5, 7x7, 9x9。从每个样本图像上提取的特征值 f 显示在图 3.11 中。从直观上就能看出,中值滤波后图像样本的特征值远大于原始图像样本的特征值。性能评价指标采用常用的正检率 (P_d)和虚警率(P_{fa})。其中,正检率定义为正确检测出的中值滤波后图像数量占参加测试的中值滤波后图像总数的百分比,虚警率定义为误检为中值滤波后图像的数量占参加测试的原始图像总数的百分比。分类结果见图 3.12 所示,表明所提算法在不同滤波强度下均取得较高的正检率,且滤波窗口尺寸越小时正检率更高。

在图像预先经历过其它非中值滤波操作的情形下,执行类似的二类分类以区

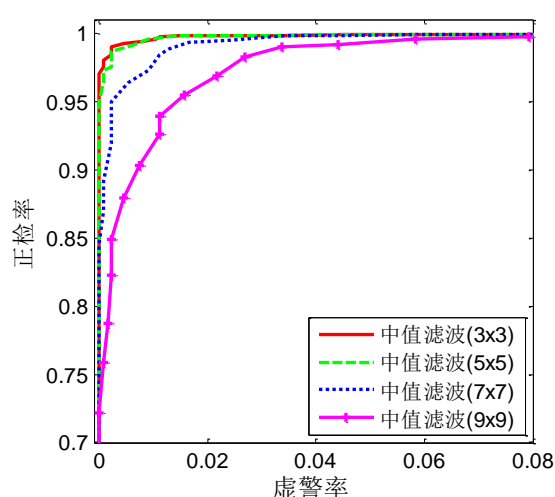


图 3.12 原始图像与其不同强度的中值滤波版本之间的分类结果

Figure 3.12 ROC curves for the classification between original images and their median-filtered versions with different strengths

分经历过和未经历过中值滤波的预处理图像。这时，此二类图像将分别作为正例和负例样本。具体考虑了一下四类预处理操作：双线性缩放、高斯低通滤波、均值滤波和 JPEG 压缩，通过这些预处理来模拟图像在中值滤波前可能经历过的各种操作。如图 3.13 所示，在同样的 P_{fa} 时，经历过重度高斯低通滤波和均值滤波的情形下的正检率比其它情形下要稍低，但仍保持在一定的水平，如对重度高斯模糊 ($\sigma=1.5$) 而言，当 $P_{fa}=20\%$ ，有 $P_d=85\%$ 。由 ROC 曲线的分布可验证：除重度高斯模糊和均值模糊之外，其它类型的预处理对中值滤波操作检测基本无影响。

需要指出的是，所提算法在重采样图像上也取得较好的检测效果，这可从缩放情形下的 ROC 曲线分布得以验证。这样的检测结果进一步证实了所提取证算法在克制反取证攻击方面的特殊意义，即可检测出近来利用中值滤波后处理新设计的重采样算子[86]。此重采样算子已作为攻击手段致使先前的重采样取证算法失效。那么，在这种情形下，我们所提算法成功检测出中值滤波将对现有重采样反取证技术提出新的挑战。

B. 区分中值滤波与其它操作

评估图像操作取证算法性能的一个重要方面是，鉴别其区分所取证的目标操作与其他非目标操作的能力。如图 3.11 所示，经历不同操作后样本图像的特征值分布存在具有一定可区分性的统计差异，即中值滤波对应的特征值高于其他操作。测试中，由原始图像经历 5×5 窗口大小的中值滤波而生成的图像将被视为正例样本，由原始图像经历其他操作而生成的图像被视为负例样本。如图 3.14 所示，分

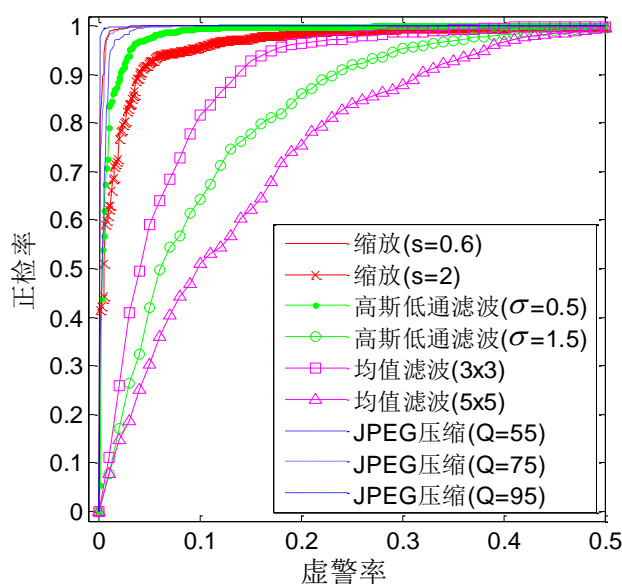


图 3.13 经历过预处理的图像与其中值滤波(5x5)版本之间分类结果

Figure 3.13 ROC curves for the classification between the preprocessed images and their median-filtered (5x5) versions

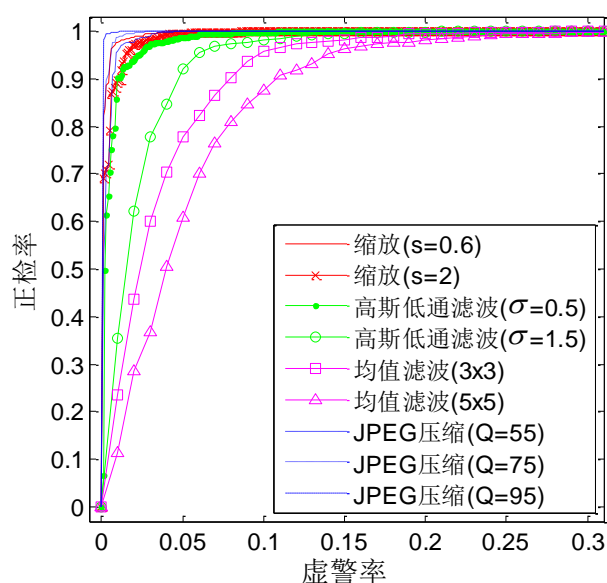


图 3.14 区分中值滤波(5x5)与其它操作的 ROC 检测曲线

Figure 3.14 ROC curves for the classification between the median-filtered (5x5) images and those processed by other manipulations

类结果表明所提算法可较好地地区分开中值滤波和其它各种操作，包括较难区分的高斯模糊核均值滤波操作。如当 $P_{fa}=10\%$ 时，即使就最差的情形而言，即窗口大小为 5x5 的均值滤波， P_d 高达 87%；而其他操作下 P_d 均高达 95% 以上。

3.6 本章小结

本章主要讲述两部分内容。第一部分详细探讨了 **USM** 锐化操作对图像边缘信号特征的影响，系统分析了由锐化操作所引起的过冲效应。设计了有效的过冲效应测度与指证方法，提出了一种基于过冲效应检测的 **USM** 锐化操作取证方案。实验表明，该方法对不同强度的锐化操作，以及在出现不同强度 **JPEG** 压缩后处理的情形下，均可获得较好的检测性能，从而完整实现对图像锐化操作历史的追踪，也为图像篡改的辅助检测提供了可靠依据。第二部分针对中值滤波操作，建立中值滤波前后的信号模型，分析了一阶微分域信号的统计特性，以零值点出现频率为特征，设计了一种快速有效的中值滤波操作检测算法。测试结果表明，所提算法可有效检测不同窗口尺寸下的中值滤波操作，可成功区分中值滤波与其它操作。

4 对比度增强操作取证

4.1 引言

本章主要探讨数字图像对比度增强操作取证相关问题，包括：1) 针对现有对比度增强取证算法在中/低等质量 JPEG 图像上效果不佳这一缺陷，提出一种新的对比度增强操作检测算法，可同时在无失真格式图像和各种压缩质量 JPEG 图像上准确检测出对比度增强操作[67]。2) 进一步地提出一种新颖的伽玛参数估计算法，可适用于待检测的对比度增强操作为伽玛校正的情形[68]。在操作检测的基础上，具体的操作参数估计可为取证提供更多的细节信息，也具有图像逆工程的应用意义[72]。3) 利用局部对比度增强检测来鉴别图像拼接操作。在合成图像中，不同区域可能经历不同的操作历史，遗留下不同的操作痕迹，检测此类不一致性可鉴别伪造图像[67]。设计针对操作痕迹不一致性的精确测度方法，基于模式匹配与分类的思路，可实现对拼接与复制粘贴等恶意操作的检测。4) 探讨现有对比度增强取证算法的安全性，指出操作痕迹隐藏型攻击的存在[87, 88]。

4.2 高效的对比度增强操作检测算法

4.2.1 现有的同类算法回顾

A. 全局对比度增强检测

一般而言，数字图像对比度增强操作可公式化描述为 $y=m(x)$ ，其中 $m(\cdot)$ 表示像素值映射函数， x 和 y 分别为映射前后的像素值。如无特别说明，以下分析均针对 8 比特深度的灰度图像，即 $x, y=0, 1, 2, \dots, 255$ 。文献[69-71]指出，原始图像的灰度直方图通常具有平滑的轮廓，而经过对比度增强的图像则呈现出峰谷 (Peak/Gap) 效应，如图 4.1 所示。基于此发现，文献[69, 71]提出了一种有效的全局图像对比度增强操作检测算法如下：

- 1) 计算待测图像的灰度直方图，记为 $h(x)$ 。
- 2) 计算截断直方图 $g(x)=p(x)h(x)$ 。这里，为除去因饱和图像而引起的虚假高频能量效应，引入截断函数 $p(x)$ 定义为

$$p(x) = \begin{cases} 0.5 - 0.5\cos(\pi x/N_p) & x \leq N_p \\ 0.5 + 0.5\cos[\pi(x - 255 + N_p)/N_p] & x \geq 255 - N_p \\ 1 & \text{else} \end{cases} \quad (4.1)$$

其中, N_p 表示截断区间的宽度。

3) 计算高频能量测度值 F 为

$$F = \frac{1}{N} \sum_w |b(w)G(w)| \quad (4.2)$$

其中, w 表示傅里叶频率, $G(w)$ 为 $g(x)$ 的离散傅里叶变换结果, $b(w)$ 为矩形窗函数且定义为: 当 $|w| \geq c$ 时, $b(w)=1$; 当 $|w| < c$ 时, $b(w)=0$ 。在此, c 为用户指定的截止频率。 N 表示待测图像的像素总数。

4) 通过阈值化分类方法判定对比度是否发生过。如果 F 大于决策阈值, 就认为检测到对比度增强; 否则, 未检测到相应操作。

我们注意到, 当原始图像的灰度直方图符合轮廓平滑这一假定时, 此对比度增强检测算法可获得很好的效果。然而, 在互联网和移动 Web 等应用场合, 数字照片图像常以中等或低等质量 JPEG 格式出现。此时, 上述算法对对比度增强操作检测的准确率却急剧下降。这是因为, 重压缩常会引起明显的块效应, 从而使平坦区域像素值出现了类似多对一的映射, 亦形成峰谷效应, 使得原始图像的高频能量测度值 F 较高, 无法区分于同增强后图像的 F 值。针对这一缺陷, 我们将设计改进的对比度增强检测算法, 实现对无压缩和各种压缩质量 JPEG 图像的对比度增强操作历史的鉴别。

B. 基于局部对比度增强检测的拼接图像鉴别

在文献[71]中, 上述对全局图像对比度增强检测算法扩展成局部对比度增强检测技术, 即以同样的方法在每一个图像块中检测对比度增强是否发生过。在实际制作拼接图像时, 经常遇见用于拼接的两幅(或多幅)源图像具有不同的色彩或亮度对比度。此时, 为了制作出更具真实感的合成图像, 用户通常会对其中一幅或两幅源图像同时做对比度调节, 从而使拼接边界两边区域的对比度更加匹配。针对这种类型的合成图像, 文献[71]提出了相应的拼接检测算法, 利用对比度增强操作是否实施过这一线索来鉴别合成区域, 因而可有效工作于仅对一幅源图像做对比度增强的情形, 但失效于同时对两幅或多幅源图像同时做对比度调节的情形。针对此不足, 我们提出了改进的拼接图像检测算法, 可同时鉴别单源和双源图像增强情形下的拼接操作。

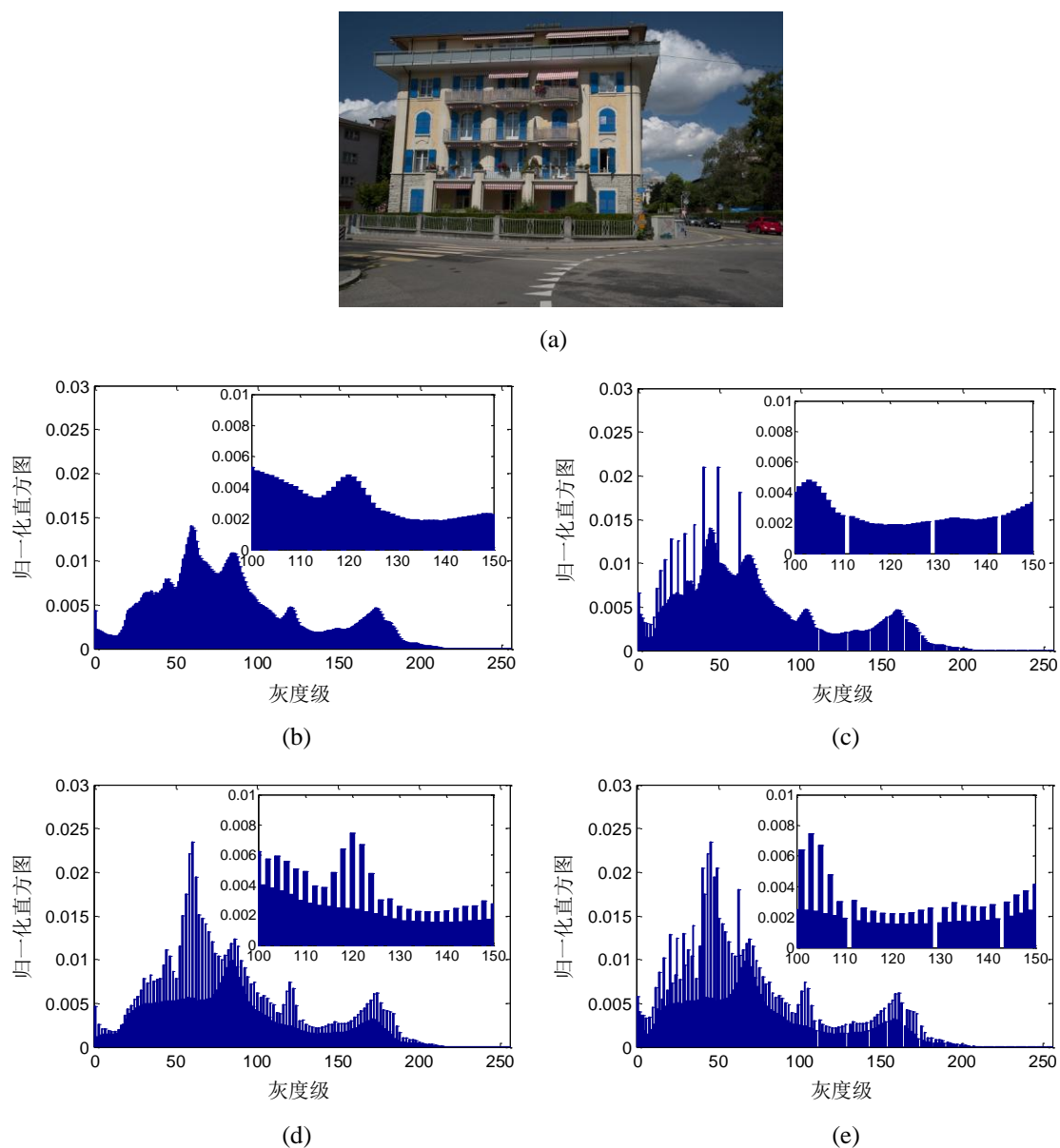


图 4.1 对比度增强前后的样本图像及其灰度直方图。(a)(b)无失真格式；(c)对比度增强(伽玛校正, 伽玛参数 $r=1.2$)后；(d) JPEG压缩($Q=50$)后；(e)依次经历JPEG压缩和对比度增强后。其中，子图中显示的是局部放大的直方图；直方图生成自绿色通道

Figure 4.1 The image and its gray level histogram before and after contrast enhancement, (a)(b) raw image; (c) gamma corrected ($r=1.2$), (d) JPEG ($Q=50$) and (e) JPEG followed by gamma corrected. The locally magnified histogram is shown and the histogram is of the green channel image

4.2.2 对比度增强引起的峰谷效应

如文献[70]所述, 对比度增强操作对数字图像的灰度直方图的影响可公式化描述为

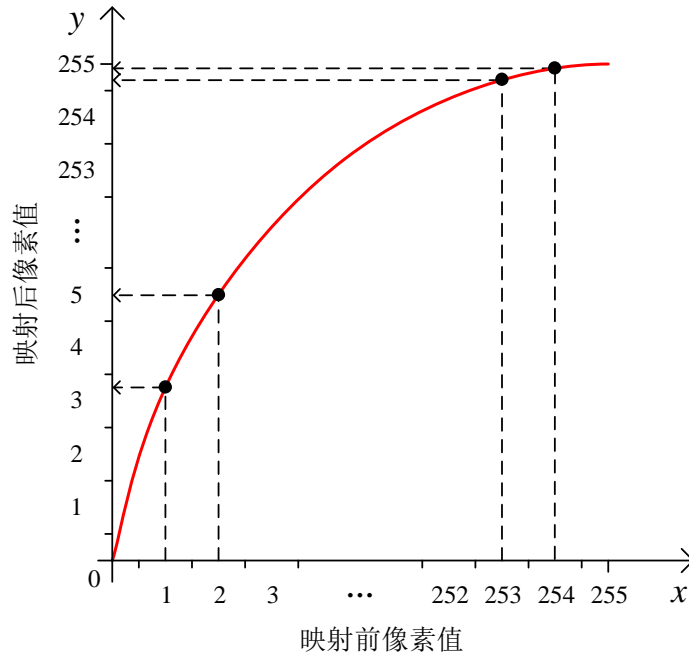


图 4.2 像素值映射导致峰/谷bin产生的原理示意图

Figure 4.2 Illustration of the principle for generating peak/gap bins in pixel value mapping

$$h_Y(y) = \sum_x h_X(x) \ell(m(x) == y) \quad (4.3)$$

其中, $h_X(x)$ 和 $h_Y(y)$ 分别表示增强前后的直方图, 表达式 $m(x) == y$ 用于判断 $m(x)$ 与 y 是否相等。指示函数 $\ell(\cdot)$ 定义为:

$$\ell(u) = \begin{cases} 1, & \text{if } u = 1 \\ 0, & \text{if } u = 0 \end{cases} \quad (4.4)$$

这里, u 是实数或逻辑关系式。从式(4.3)可以发现, 直方图 h_Y 的每一个值必然等于单个 h_X 的值, 多个 h_X 的值之和, 或 0。这是由于映射 $x \rightarrow y$ 相应地存在一对一、多对一或轮空等三种情形, 如图 4.1 所示。

同时, 由于成像通道中 CCD 传感器单元的分辨率有限和低通滤波效应的存在, 除图像被重压缩存储的情形之外, 原始照片图像的灰度直方图轮廓通常都较平滑。因此, 在增强后图像的灰度直方图中, 峰(peak) bin 将出现在多对一映射发生的位置, 谷(gap) bin 将出现在轮空发生的位置, 如图 4.2 所示。

4.2.3 JPEG 压缩对灰度直方图的影响

在正式提出改进后的对比度增强检测算法之前，需深入分析 JPEG 压缩对图像的灰度直方图的影响，即引起直方图峰谷效应。以单通道数字图像为例，JPEG 压缩过程通常分为三步[19]：1)平移像素值范围由[0, 255]至[-128, 127]，并对图像进行 8x8 分块；2)块 DCT (Discrete Cosine Transform)变换；3)量化，及熵编码。相应地，对压缩后图像数据的 JPEG 解码过程主要包括熵解码，反量化和块级逆 DCT 变换。

在一幅自然图像中常或多或少地存在一定面积的平坦区域，例如纯净的天空，单色物体的平滑表面等。在此，“平坦”指的是局部区域内像素值趋于一致，波动很小。当图像经历 JPEG 压缩时，对这些平坦区域内的块做 DCT 变换，结果只有直流系数的数值较大，交流系数很小且几乎为零。经过量化处理后，一种合理的假设是仅量化后的直流系数为非零值，而量化后的交流系数均变为零。对应地依据逆 DCT 变换公式，在 JPEG 解码后的空域图像中，经过反量化和逆 DCT 变换后的平坦块(记为 I_b)可公式化描述为：

$$I_b(i, j) = \text{round} (qn_d/8+128) \quad (4.4)$$

其中， q 表示直流系数的量化步长； n_d 表示量化后的直流系数，且 $n_d \in [L, U]$ ，这里的下限 $L=\text{round}(-128 \times 8/q)$ ，上限 $U=\text{round}(127 \times 8/q)$ 均可由 DCT 变换的定义式推导而得； $i, j=0, 1, 2, \dots, 7$ 为块内像素的位置坐标； $\text{round}(\cdot)$ 表示四舍五入处理。

令 $c=q/8=T_1/T_2$ ，其中 T_1, T_2 为两个互质的正整数。由此可发现，公式(4.4)揭示出 $I_b(i, j)$ 对 n_d 的函数关系其实是一种“缩放-取整映射(scale round mapping)”。文献[71]已经详细证明过此缩放-取整映射会引起直方图中的某种周期性。具体地，令 $\Psi_c(b)=\{n_d | b=\text{round}(cn_d)\}$ 表示同时映射为某一数值 b 的所有 n_d 值的集合，则该集合的势是关于 b 成周期性的，且周期为 T_1 。需要指出的是，当 $q \neq 1, 2, 4, 8$ 时， $|\Psi_c(b)|$ 在一个周期内的取值不是常数，即周期 $T_1 \neq 1$ ；而当 $q=1, 2, 4, 8$ 时， $T_1=1$ 。正是由于这种周期性和单个周期内非常数特性，峰会出现在解压后图像的灰度直方图第 k 个 bin 上，即

$$k \in \left\{ b' \mid b' = \arg \max_{b \in \{0, 1, \dots, 255\}} (|\Psi_c(b)|) \right\} \quad (4.5)$$

通过观察我们发现，此推论与原始 JPEG 照片图像的直方图峰 bin 实际出现位置完全一致。

实际上，有两种因素会影响一幅 JPEG 图像中灰度直方图峰 bin 的实际出现，它们分别是：1)平坦区域的面积；2)直流系数的量化步长，其对应于 JPEG 压缩时

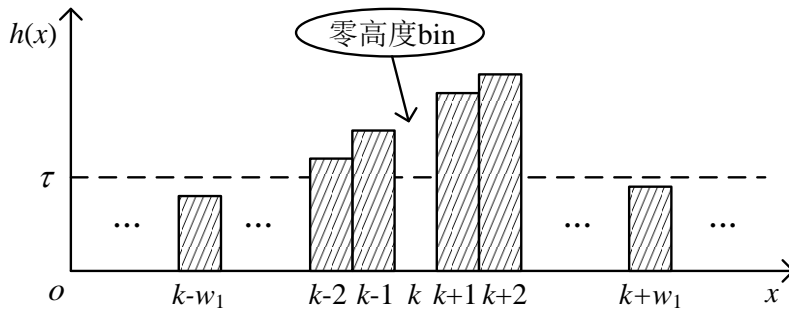

 图 4.3 在 k 处零高度谷bin的示意图

 Figure 4.3 Illumination of the zero-height gap bin at k

所采用的质量因子(Q)。具体地,当图像中平坦区域的面积越大和当量化步长愈大时,峰 bin 现象的效果越明显。值得注意的是,即使当一个图像块有着稀疏的非零量化后交流系数,在经历 JPEG 压缩和解压缩后,此块所包含的像素灰度级水平数仍会在一定程度上减少,进而也会导致直方图趋于不连续。

4.2.4 改进的对比度增强检测算法

尽管对比度增强和 JPEG 压缩都会引起直方图的峰谷效应,但仍存在本质上的差异:零高度 bin (数值为 0,即空 bin)只会出现在对比度增强后图像的灰度直方图中,如图 1(c)和图 1(e)所示。这些零高度 bin 是由于像素值映射过程中轮空情形所造成。因此,零高度 bin 不会出现在未增强的 JPEG 图像中,因为 JPEG 压缩过程中不存在一种作用于全局图像所有像素的统一映射。如 4.2.3 小节中所分析的那样,虽然 JPEG 压缩会在图像平坦区域引入一种规则的像素值映射,但在非平坦区域却不存在任何的规则映射。因而,我们可利用零高度谷 bin 特征来检测不论无失真图像还是 JPEG 压缩图像上的对比度增强操作。具体检测算法简述如下:

- 1) 计算待测图像的归一化灰度直方图,记为 $h(x)$;
- 2) 依据如下约束条件,检测第 k 个直方图bin,即 $h(k)$, $k=0, 1, 2, \dots, 255$, 是否为零高度谷bin;

$$\begin{cases} h(k) = 0 \\ \min \{h(k-1), h(k+1)\} > \tau \\ \frac{1}{2w_1+1} \sum_{x=k-w_1}^{k+w_1} h(x) > \tau \end{cases} \quad (4.6)$$

在此，第一个子式用以确保当前bin为零值；为定义谷bin，第二个子式用以确保两边相邻bin的值大于某个阈值 τ ，如图4.3所示。为避免在直方图末端误检出零高度谷bin，我们限定 $(2w_1+1)$ 邻域内所有bin取值的平均数要大于 τ ，如第三个子式所示。实验结果显示，设置 $w_1=3$ ， $\tau=0.001$ 时，可取得较佳的检测效果。注意我们在此只关注单个独立的零高度谷bin检测，不考虑零高度谷bin连续出现的情形。后者仅偶尔散布于直方图两端，而极少出现在直方图中部。

3) 对检测出的零高度谷 bin 计数，记为 N_g 。如果 $N_g > \tau'$ ，就判断对比度增强发生过；否则，判断其未发生过。其中的 τ' 为阈值化分类中所使用的决策阈值。

4.3 伽玛校正的精细取证

本小节主要探讨一种具体的对比度增强操作-伽玛校正的参数盲估计问题。伽玛参数盲估计的研究意义在于，继图像操作篡改的基本检测之后，准确揭露和重现操作篡改的细节信息，如相关操作的具体实施方法、参数与强度等，从而丰富了取证结果，也进一步提高了取证结论的可信度。文献[70]和[72]已分别提出两种逆伽玛校正算法，均取得不错的估计准确率，但它们存在共同的不足之处即算法复杂度较高，需分别采用迭代和谱分析等复杂处理。我们的目标是设计一种更加快速的伽玛参数盲估计算法。此外，伽玛估计也属于一种图像逆工程，可应用于计算机视觉和模式识别领域。

A. 峰/谷 bin 位置分布与伽玛参数的对应关系

伽玛校正可公式化表述为一个简单的点处理函数，如下：

$$G(u) = \text{round} \left((2^l - 1) \cdot \left(\frac{u}{2^l - 1} \right)^r \right) \quad (4.7)$$

其中， $u \in [0, 1, \dots, 2^l - 1]$ 表示 l -bit 单通道图像的像素值， $r \in [0, 1]$ 为伽玛参数， $\text{round}(\cdot)$ 表示四舍五入取整。为简化分析，以下取 $l=8$ 。如图 4.1 所示，为一幅自然照片图像及其经历伽玛校正后的灰度直方图。

对式(4.7)两边同时求导，可得

$$G'(u) = r \cdot (u/255)^{r-1} \quad (4.8)$$

对某一个具体的伽玛映射而言，即 r 固定时， $G'(u) \in (0, +\infty)$ 为单调函数且始

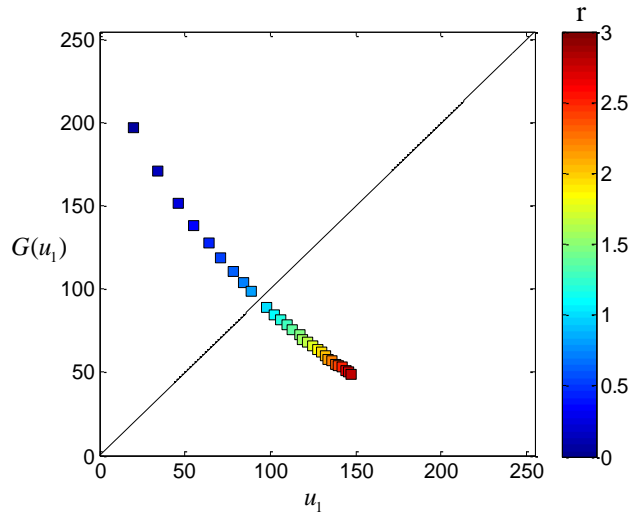


图 4.4 伽玛曲线上斜率为 1 的点位置分布。其中， $r \in [0.1, 3]$ 且间隔为 0.1

Figure 4.4 Positions of the points with slope 1 on the gamma curves. Here $r \in [0.1, 3]$ and sampled in increments of 0.1

终为正数且必含 1。可以看到，伽玛曲线在每个具体 $u \in [0, 1, \dots, 255]$ 值处的斜率都不一样，结合 4.2.2 小节的分析，可知每个具体 u 值处的映射情形和映射密度均不一样。在斜率越大(即越接近 $+\infty$)的地方，将出现更多更密集的谷 bin；当斜率越小(即越接近 0)的地方，将出现更多更密集的峰 bin；在斜率越接近 1 的地方，出现的峰/谷 bin 就越稀少。另一个重要的发现是，在相同的 u 值处，任意两条不同 r 值的伽玛曲线均具有不同的斜率，因而也就具有不同的峰/谷 bin 分布。实际上，在不同 r 取值下伽玛映射曲线斜率为 1 的位置，记为 $(u_1, G(u_1))$ ，也是不相同的，如图 4.4 所示。同时，由上述分析的峰/谷 bin 生成规律可知，峰 bin 和谷 bin 必定分别分布在 u_1 的两侧。

综上所述，可以得出结论：直方图峰/谷 bin 的位置分布由映射曲线在各 u 值处的局部斜率共同决定，而与图像内容无关。由直方图峰/谷 bin 的位置构成的特征矢量可作为伽玛校正操作指纹性特征，与伽玛参数具有一一对应性。因此，直方图峰/谷 bin 的位置信息可用作构建估计伽玛参数的指纹性特征。在实际应用中， r 的取值范围一般在 0.1~3.0 范围内。因此，我们可以预计算出每种 r 取值下的直方图峰/谷 bin 位置，作为由搜索-匹配方法估计伽玛参数所使用的先验知识。

一种直接的构造峰/谷特征模式的方法是将直方图转变成 256 维的指示向量，每个元素分别指示所在位置是否为峰 bin、谷 bin 或二者皆不是。这种方式构建的特征量必能准确刻画伽玛映射曲线，却增加了算法的计算复杂度。为有效降低模式计算与匹配的复杂度，我们分别选取最中间的一个峰 bin (记为 $(u_p^r, G(u_p^r))$) 和一

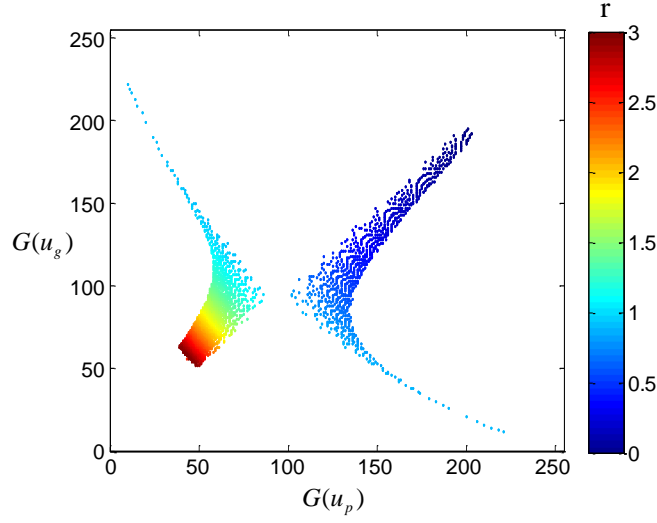


图 4.5 不同 r 值时的峰谷特征矢量分布图。其中， $r \in [0.1, 3]$ 且间隔为 0.001

Figure 4.5 Peak-gap feature pattern distribution for $r \in [0.1, 3]$ sampled in increments of 0.001

个谷 bin (记为 $(u_g^r, G(u_g^r))$) 来构建伽玛映射曲线的二维特征矢量 $F(r)$ ，即

$$F(r) = [G(u_p^r), G(u_g^r)] \quad (4.9)$$

如图 4.5 所示，为离线建立的先验知识里不同 r 值时的峰谷特征矢量分布图，可以发现各特征矢量与 r 一一对应且相互独立。

B. 伽玛参数盲估计算法

基于以上分析及先验峰谷特征矢量库的构建，我们提出具体的伽玛参数盲估计算法如下：

- 1) 计算待测图像的归一化灰度直方图，记为 $h(x)$ ；
- 2) 利用基于局部峰均值比的检测方法，定位 $h(x)$ 最靠近中间的一个峰 bin 和一个谷 bin，其位置分别记作 u_{pm} 和 u_{gm} ，则可构建峰谷特征矢量为

$$f = [u_p^T, u_g^T] \quad (4.10)$$

- 3) 基于离线构建的先验峰谷特征矢量库 $F(r)$ ，通过搜索与 f 最匹配的先验特征矢量来估计伽玛参数，即

$$\hat{r} = \arg \min_r \|f - F(r)\|_2 \quad (4.11)$$

其中， \hat{r} 为实际伽玛参数的估计值， $\|\cdot\|_2$ 表示计算矢量的 2-范数。

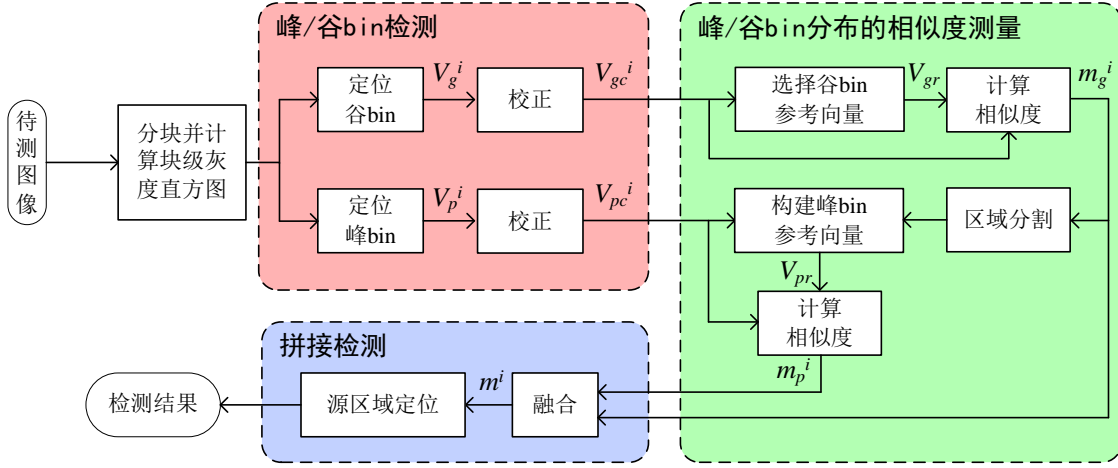


图 4.6 图像拼接检测方案的系统框图

Figure 4.6 Illustration of the proposed image composite detection algorithm

4.4 双边增强情形下的拼接检测

本小节提出一种新颖且有效的取证方案，以鉴别在两个或多个源图像同时经历过对比度增强情形下所制作的拼接图像。图 4.6 所示为所提图像拼接检测方案的系统框图。由 4.2.2 小节和 4.2.4 小节中的相关分析，已知峰/谷 bin 位置分布完全取决于，也唯一对应于对比度增强操作所使用的像素值映射曲线。利用这种位置信息作为指纹性特征，可在参数水平上鉴别不同的对比度增强操作[67, 68]。在同一幅图像内，通过评估不同区域间峰/谷 bin 位置特征之间的一致性，可检测拼接并定位拼接边界。一种合理的预处理是，剔除待检图像中的平坦区域，以防止中/低等质量 JPEG 源图像自身直方图所携带的峰谷 bin 效应对拼接检测的干扰，故这里所称的谷 bin 指由对比度增强产生的零高度谷 bin。

4.4.1 分块峰谷定位

为定位拼接边界，首先需要将待测图像均分成互不重叠的矩形块，设共分成 N_b 个块。具体地，对第 i 个块定位其灰度直方图的峰谷 bin。如无特别说明，在 4.4 小节中均有 $i=1, 2, \dots, N_b$ 。

为定位直方图谷 bin，首先执行如 4.2.4 小节所述的零高度谷 bin 检测方法，检测结果记录为谷 bin 位置矢量 $V_g^i = [V_g^i(0), V_g^i(1), \dots, V_g^i(k), \dots, V_g^i(255)]$ ，其中 $V_g^i(k)=1$ 表示第 k 个 bin 被检测为谷 bin； $V_g^i(k)=0$ 表示不是谷 bin。

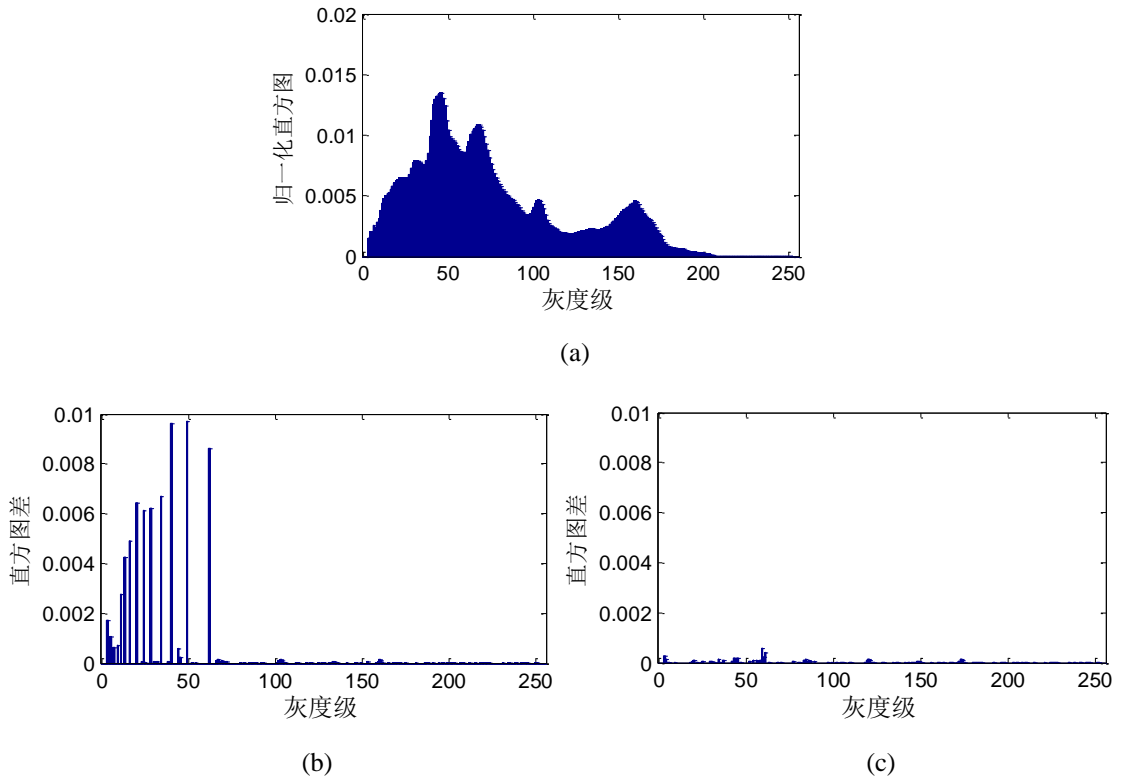


图 4.7 直方图峰bin定位结果。(a)对图4.1(c)所示直方图依次填充谷bin并滤波后的结果；(b)经历过对比度增强时的直方图差；(c)未经历过对比度增强时的直方图差

Figure 4.7 Peak bin location for the image shown in Figure 4.1(c); (a) the filtered gap-filled histogram; histogram difference for the (b) enhanced image and (c) unenhanced image

为定位直方图峰 bin，因峰 bin 类似冲击噪声而采用中值滤波方法。具体地，首先利用邻域均值填充已检测到的谷 bin，以使得随后的中值滤波处理仅强响应于峰 bin 处。然后，对填充谷 bin 后的直方图做 3×3 中值滤波，生成轮廓平滑的直方图，如图 4.7(a)所示。最后，通过对中值滤波前后的直方图差做阈值化检测，可获得待检直方图中的峰 bin 位置。图 4.7(b)和 4.7(c)中的示例分别为原始图像及其增强后的直方图差，可看到在原始未增强图像中不会检测到峰 bin。相应地，所检测到第 i 个块的峰 bin 位置记录为矢量 $V_p^i = [V_p^i(0), V_p^i(1), \dots, V_p^i(k), \dots, V_p^i(255)]$ ，其中 $V_p^i(k)=1$ 表示第 k 个 bin 被检测为峰 bin； $V_p^i(k)=0$ 表示不是峰 bin。

在实际检测过程中，由于图像块的低分辨率和内容单一，其灰度直方图通常比较狭窄，仅覆盖 $[0, 255]$ 内的部分区间。因此，由像素值映射曲线从理论上计算而得的峰/谷 bin 可能并未出现。为考虑此因素的影响，引入有效检测区(Effective Detection Range, EDR)概念，其定义为邻域内直方图 bin 不全为零的灰度级集合。换言之，在有效检测区外直方图 bin 均为零。具体地，以 Ω_i 表示第 i 个图像块峰/谷位置矢量所对应的有效检测区。

4.4.2 基于峰谷模式匹配的拼接检测

依据上一节中生成的块级峰/谷 bin 位置矢量，我们提出一种新颖的图像拼接检测算法，不仅适用于双源图像区域同时增强的情形，而且适用于只有单个局部区域经历对比度增强的情形。

首先，检测在多个块中共同存在的峰/谷 bin 位置，这些位置正是由实施在图像部分区域上的像素值映射所决定。具体地，就谷 bin 位置而言，对归一化的累积位置矢量 $C_g = \sum_{i=1}^{N_b} V_g^i / N_b$ 进行一种基于阈值的二值化处理，从而检测到共存的谷 bin 位置并记为 $V_g = [V_g(0), V_g(1), \dots, V_g(k), \dots, V_g(255)]$ ，其中 $V_g(k)=1$ 表示 $C_g(k)$ 大于阈值； $V_g(k)=0$ 则表示 $C_g(k)$ 小于阈值。

在实际应用中，一些其他的因素包括直方图边际不连续和谷 bin 自身出现误检等可能也会产生谷 bin。为剔除由这些非对比度增强因素产生的谷 bin，需要对原始块级谷 bin 位置矢量 V_g^i 进行校正如下：

$$V_{gc}^i = V_g^i \odot V_g \quad (4.12)$$

其中， V_{gc}^i 表示校正后的谷 bin 位置矢量， \odot 表示矩阵的 Hadamard 积，即有 $V_{gc}^i(k) = V_g^i(k)V_g(k)$ ， $k=0, 1, 2, \dots, 255$ 。类似地，校正后的峰 bin 位置矢量亦可获得并记为 V_{pc}^i 。

为鉴别不同源图像区域，首先需要对任一源区域设置参考位置矢量，然后依据校正后块的峰/谷 bin 位置矢量与此参考位置矢量之间的相似度，可对每个块进行分类。一种合理的考虑是，具有相似位置矢量的块应来自同一个源图像区域，并判决赋予给某一源区域。参考位置矢量代表某一源图像所经历的对比度增强操作信息，故不应选自从拼接边界。恰好存在一种这样的合理假设：检测到最多谷 bin 的块级位置矢量应来自某一源图像区域内，而不会来自拼接边界。因为边界块直方图中谷 bin 的数量会因为不同源图像像素间相互干扰而减少，不会为所有块中的最大值。因此，记具有最多谷 bin 的块所在源图像区域为 S_1 ，可设置 S_1 的谷 bin 参考位置矢量为 $V_{gr} = V_{gc}^k$ ，其中，

$$k = \arg \max_{i \in \{1, 2, \dots, N_b\}} (\|V_{gc}^i\|_1) \quad (4.13)$$

在此， $\|\cdot\|_1$ 表示矢量的 1-范数。

为测度位置矢量 V_{gr} 和 V_{gc}^i 之间的相似度，凡涉及到谷 bin 的元素对 $V_{gr}(k)$ and $V_{gc}^i(k)$ ， $k=0, 1, 2, \dots, 255$ ，都必须考察其匹配情形。由于有效检测区外的直方图 bin

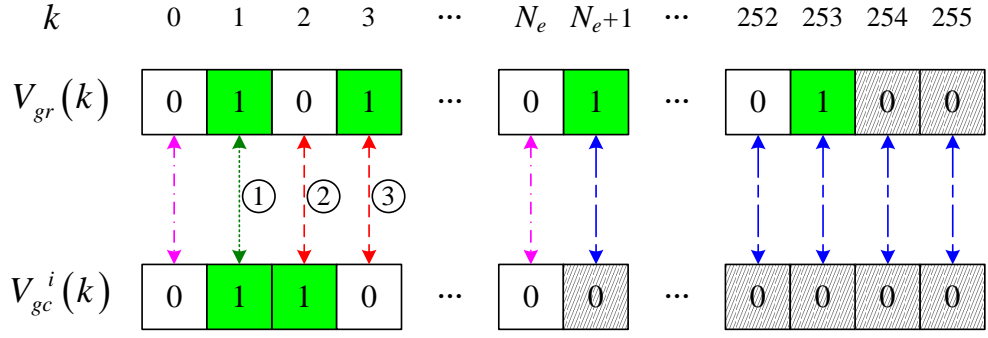


图 4.8 位置矢量 V_{gc}^i 和 V_{gr} 元素间对应关系。其中, V_{gc}^i 和 V_{gr} 的有效检测区(EDR)分别为 $\Omega_{gr}=\{0, 1, 2, \dots, 253\}$ 和 $\Omega_i=\{0, 1, 2, \dots, N_e\}$, $N_e \in \mathbb{Z}$ 。有效检测区外的位置由阴影块标示。涉及谷 bin 的元素对在情形①下匹配, 在情形②③下失配

Figure 4.8 Illustration for the correspondence between $V_{gr}(k)$ and $V_{gc}^i(k)$, $k = 0, 1, 2, \dots, 255$. Here, the EDR of V_{gr} and V_{gc}^i are $\Omega_{gr}=\{0, 1, 2, \dots, 253\}$, $\Omega_i=\{0, 1, 2, \dots, N_e\}$, respectively, $N_e \in \mathbb{Z}$. The positions out of EDR are marked by the box with shadow. The gap-involved pair is matched in the cases ① and mismatched in the cases ②③

不能提供任何有效的峰/谷位置信息, 我们将只考察处于两个位置矢量所对应有效检测区交集内的元素对。如图 4.8 所示, 对每一个涉及到谷 bin 的元素对内可能存在以下三种对应关系:

- ① $V_{gr}(k) = 1, \quad V_{gc}^i(k) = 1;$
- ② $V_{gr}(k) = 0, \quad V_{gc}^i(k) = 1;$
- ③ $V_{gr}(k) = 1, \quad V_{gc}^i(k) = 0。$

不难看出, 元素对在情形①下是匹配的, 在情形②③下是不匹配的。位置矢量 V_{gc}^i 和 V_{gr} 间的整体相似度正是由此三种情形出现频次的分布所决定。在这两个位置矢量有效检测区的交集内, 就涉及到谷 bin 的元素对而言, 我们定义相似度为匹配对数与总对数之比。由此, 当更多如情形①的元素对出现时, 两个位置矢量将变得更相似, 相似度值也较高。当所有元素对都如情形①时, 相似度达到最高值 1。在情形②中, 在未标记块的直方图中检测到谷 bin 的位置, 在参考位置向量中却无标示。在情形③中, 在参考位置向量中有标示的位置, 在未标记块的直方图中却未检测到谷 bin。情形②和③中的元素对误配均应归因于像素值映射曲线的不一致。

基于以上分析, 位置矢量 V_{gc}^i 和 V_{gr} 间的相似度 m_g^i 可计算为

$$m_g^i = \frac{\sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{gr}} V_{gc}^i(k) \cdot V_{gr}(k)}{\sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{gr}} V_{gc}^i(k) \cdot V_{gr}(k) + \sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{gr}} \overline{V_{gc}^i(k)} \cdot V_{gr}(k) + \sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{gr}} V_{gc}^i(k) \cdot \overline{V_{gr}(k)}} \quad (4.14)$$

其中, $\overline{V}(k)=1-V(k)$, $k=0, 1, 2, \dots, 255$ 。 $\Omega_i \cap \Omega_{gr}$ 表示 V_{gc}^i 和 V_{gr} 有效检测区的交集。当在有效检测区的交集内未检测到任一谷 bin 时, 记 $m_g^i = -1$ 。在理论上, m_g^i 表示第 i 个块属于源图像区域 S_1 的概率。当 m_g^i 越大, 即接近 1, 则第 i 个块越可能属于 S_1 ; 否则, 越不可能属于 S_1 , 而相应地越可能属于另一个源图像区域(记为 S_2)。 S_1 和 S_2 共同构成合成图像。

在实际检测过程中, 利用 m_g^i 和指定阈值 t_g , 可将待测图像初步分割为两个区域 R_1 和 R_2 , 其中 R_1 为包含谷 bin 参考位置矢量 V_{gr} 所对应块的一块分割区域。对于峰 bin 参考位置矢量 V_{pr} , 将通过合并较大面积分割区域中的块级峰 bin 位置矢量 V_{pc}^i 而得。这种建立 V_{pr} 的方法较为可靠, 因为可利用更多块的峰 bin 位置信息来生成参考位置矢量 V_{pr} 。具体地, 有

$$V_{pr}(k) = \ell \left(\sum_{n \in \mathbb{N}_{R_{\max}}} V_{pc}^n(k) > 0 \right) \quad (4.15)$$

其中, $k=0, 1, 2, \dots, 255$; $\ell(\cdot)$ 为指示函数; $\mathbb{N}_{R_{\max}}$ 表示在分割区域 R_1 和 R_2 二者中较大区域所含块的序号集。

基于峰 bin 参考位置矢量 V_{pr} , 可计算出第 i 块隶属于源图像区域 S_1 的概率 m_p^i 如下。

1) 当 $|R_1| \geq |R_2|$ 时, 计算为

$$m_p^i = \frac{\sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{pr}} V_{pc}^i(k) \cdot V_{pr}(k)}{\sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{pr}} V_{pc}^i(k) \cdot V_{pr}(k) + \sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{pr}} \overline{V_{pc}^i(k)} \cdot V_{pr}(k) + \sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{pr}} V_{pc}^i(k) \cdot \overline{V_{pr}(k)}} \quad (4.16-a)$$

2) 当 $|R_1| < |R_2|$ 时, 计算为

$$m_p^i = 1 - \frac{\sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{pr}} V_{pc}^i(k) \cdot V_{pr}(k)}{\sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{pr}} V_{pc}^i(k) \cdot V_{pr}(k) + \sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{pr}} \overline{V_{pc}^i(k)} \cdot V_{pr}(k) + \sum_{k \in \Omega_i \cap \Omega_{pr}} V_{pc}^i(k) \cdot \overline{V_{pr}(k)}} \quad (4.17-b)$$

其中, $\Omega_i \cap \Omega_{pr}$ 表示 V_{pc}^i 和 V_{pr} 有效检测区的交集。当在有效检测区的交集内未检测到任一峰 bin 时, 记 $m_p^i = -1$ 。| R_1 |和| R_2 |分别表示分割区域 R_1 和 R_2 所含块的数量。当峰 bin 参考位置矢量生成于分割区域 R_2 时, 为保证 m_p^i 和 m_g^i 所表示概率含义的一致性, 我采用了取余策略, 如式(4.17-b)所示。

最后, 融合基于峰/谷 bin 位置的块级 S_1 隶属度, 即 m_p^i 和 m_g^i , 可获得最终的块于 S_1 隶属度 m^i 。具体地, 当 $m_g^i \neq -1$ 且 $m_p^i \neq -1$ 时, 计算为

$$m^i = (m_g^i + m_p^i) / 2 \quad (4.18)$$

当 $m_g^i = -1$ 或 $m_p^i = -1$ 时, 计算为 $m^i = \max(m_g^i, m_p^i)$ 。至此, 我们对待测图像的拼接历史做出判决如下: 如果发现某一非饱和区域内的所有块 $m^i = -1$, 而该区域外的块 $m^i \geq t$, 那么测试图像就判为单源区域增强型拼接图像。否则, 可对每个图像块做出关于对比度增强历史的判决: 1) 如果 $m^i \geq t$, 则判定一种实施于 S_1 的对比度增强操作被检测到; 2) 如果 $m^i < t$, 判定另一种具有不同像素值映射曲线的对比度增强操作(实施于 S_2)被检测到。因此, 如果在图像内两个独立而互补的区域上检测到两种不同的对比度增强操作, 则判定待测图像为双源对比度增强类型的合成图像。同时, 拼接边界亦可定位出来。需要指出的是, 对于那些未检测出峰/谷 bin 的图像块, 可通过相邻块来估计其隶属度。测试表明阈值参数设为 $t_g=0.7$, $t=0.2$ 是较为合适的。

4.5 安全性分析

当前, 研究者提出了大量的数字图像取证技术, 并逐渐应用于实际案例诊断, 评估这些技术在实际情景中的可靠性变得十分紧迫和有意义。现有的取证算法在无攻击环境下可取得较好性能, 然而实际应用中一个不可忽略的安全因素是恶意攻击, 即攻击者在完全知晓原取证算法细节的前提下实施攻击。因此, 探讨现有取证算法在恶意攻击环境下的实际性能表现变得十分有意义, 它可以让我们更清楚地了解取证算法的可靠性, 有助于更合理地利用或改进这些取证工具。研究者们已先后提出了不可检测型重采样操作[85, 86]、CFA 模式合成[90]和无痕迹型 JPEG 压缩[91], 分别致使相应的原始取证算法失效。本小节重点探讨现有数字图像对比度增强取证算法[69, 71]的安全性。从攻击者的角度, 我们指出通过引入局部随机抖动到像素值映射函数来设计对比度增强痕迹隐藏攻击[87, 88], 以抹去增强后图像的直方图峰谷效应, 进而使现有基于峰谷效应分析的对比度增强取证算法失效。

对比度增强痕迹隐藏攻击算法的设计目标是，使增强后图像不会被现有取证算法[69, 71]检测出，但具有如传统对比度增强操作一样的对比度调节视觉效果。首先，传统的对比度增强操作可分解为两步：1)依据初始映射函数 $m_0(\bullet)$ 将输入的整数型像素值 x 变换为一个实数值 $m_0(x)$ ；2)对初始映射值取整得输出像素值 y ，即有

$$y = \text{round}[m_0(x)] \quad (4.19)$$

其中， $\text{round}[\bullet]$ 表示四舍五入取整运算。 $x, y \in [0, 1, 2, \dots, 255]$ 。由此，像素值映射函数可表示为 $m(x) = \text{round}[m_0(x)]$ ，增强后图像的灰度直方图 $h_y(y)$ 可表示为

$$h_y(y) = \sum_{x \in \Omega} h_x(x) l(m_0(x) \in [y - \frac{1}{2}, y + \frac{1}{2})) \quad (4.20)$$

式中，指示函数 $l(t)$ ， $t \in \mathbb{R}$ 定义为：当 $t=1$ 时， $l(t)=1$ ；当 $t \neq 1$ 时 $l(t)=0$ 。不难发现，当多种 x 灰度级映射到某一种 y 灰度级的单位邻域内时，直方图峰 bin 会在 y 处产生；当无任何 x 灰度级映射到某一种 y 灰度级的单位邻域内时，直方图谷 bin 会在 y 处产生。为避免产生空或累积 bins，我们创新性地引入局部随机抖动到初始映射函数中。由此，新的对比度增强操作函数可公式化表示为

$$y = \text{round}[m_0(x) + n] \quad (4.21)$$

其中，随机变量 $n \sim N(0, \sigma^2)$ 。较大的抖动偏差会导致更多邻近像素值之间的波动，相应地，直方图峰谷效应也会被抹去的更为彻底，但图像质量较传统对比度增强型会有所下降。

利用局部随机抖动可有效去除峰谷效应的原因可简要分析如下。不失一般性，选取一个具体的谷 bin 为分析对象。图 4.9 所示为整数 k 附近初始映射值的局部直方图。就传统对比度增强而言，由于无初始映射值落入区间 $[k - \frac{1}{2}, k + \frac{1}{2})$ ，增强后像素值直方图 k 处将产生谷 bin。然后，如引入局部随机抖动，则初始映射值会依据高斯分布而向周围邻域扩散。具体地，假设大于 k 的最小初始映射值是由 x_g 变换而来，则抖动后的映射值 $t_{x_g} = m_0(x_g) + n$ 将服从如下概率分布：

$$t_{x_g} \sim N(m_0(x_g), \sigma^2) \quad (4.22)$$

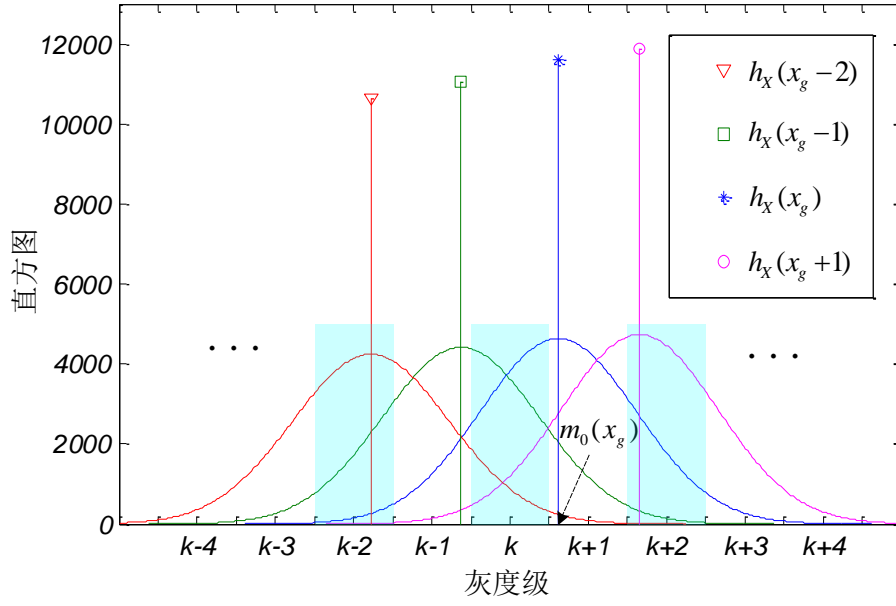


图 4.9 抖动后初始映射值的分布

Figure 4.9 Distribution of the primarily mapped values after dithering

其它的初始映射值亦会发生类似扩散现象。最终经过痕迹隐藏型对比度增强操作后图像的灰度直方图 bin 值可计算为，抖动后初始映射值落入当前 bin 单位邻域内的像素数的累加，具体可公式化表示为

$$h_Y(y) = \sum_{j=-x_g}^{255-x_g} h_X(x_g + j) \int_{y-\frac{1}{2}}^{y+\frac{1}{2}} G_{m_0(x_g+j), \sigma^2}(t) dt \quad (4.23)$$

其中，

$$G_{m_0(x_g+j), \sigma^2}(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(t-m_0(x_g+j))^2}{2\sigma^2}\right] \quad (4.24)$$

公式(4.23)表明增强后图像直方图的每个 bin 值均为多个原始直方图 bin 的加权累积，其中的权重与 bins 之间的间距成反比。正是因为这种累积效应，原来的峰/谷 bin 会被填充且保持直方图局部平滑性，峰/谷 bin 也就不会出现在新的对比度增强后图像中。

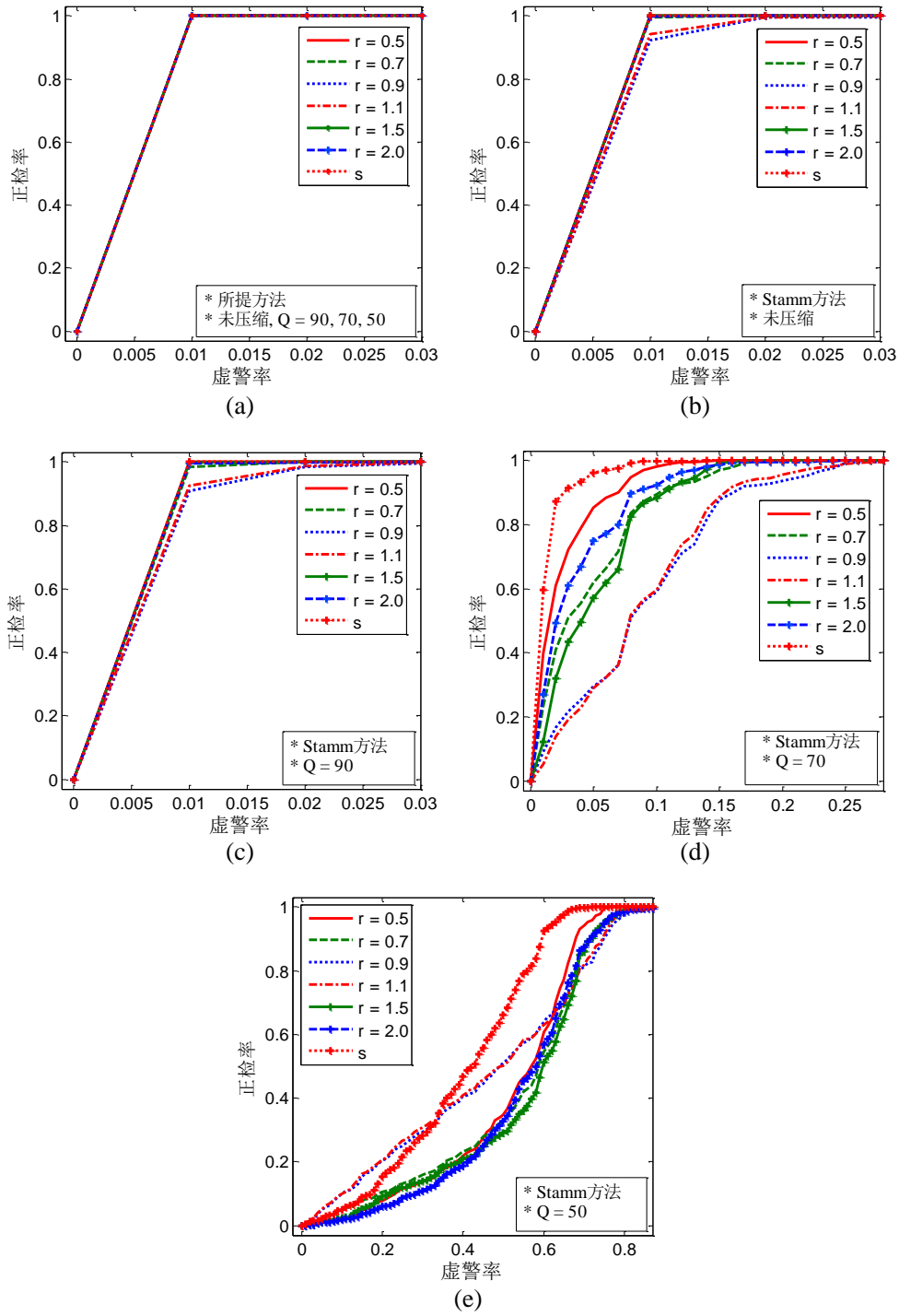


图 4.10 数据集1上的对比度增强检测ROC曲线。(a)所提算法在无失真图像与压缩格式图像(Q=90, 70, 50)上的检测结果; Stamm方法在(b)无失真图像与压缩格式图像(c)Q=90, (d)Q=70, (e)Q=50的检测结果。其中, ‘r’表示伽玛参数值, ‘s’表示S映射

Figure 4.10 Contrast enhancement detection ROC curves for different methods on *Dataset 1*. Our proposed method: (a) curves for uncompressed and compressed (Q=90, 70 and 50) scenarios are the same. Stamm method: (b) uncompressed, (c) Q=90, (d) Q=70, (e) Q=50. Here, ‘r’ denotes gamma value and ‘s’ denotes S mapping

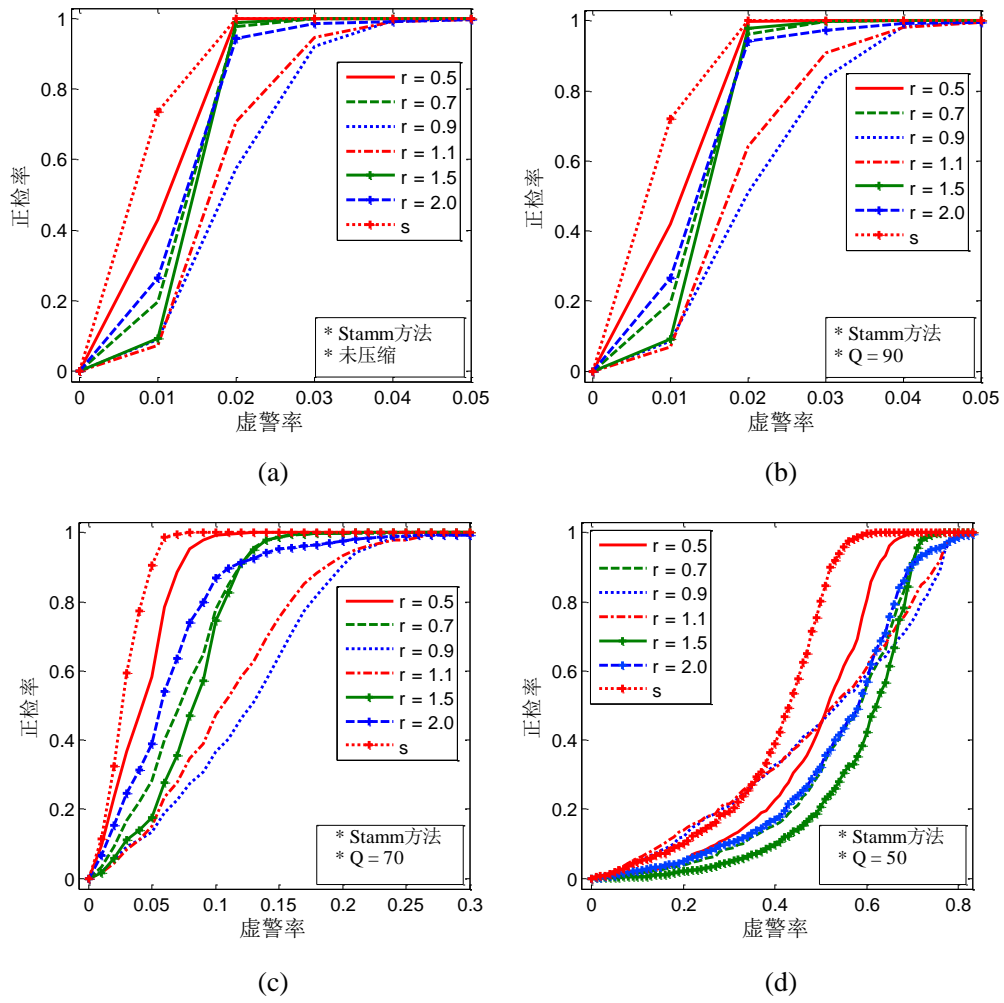


图 4.11 数据集2上的对比度增强检测ROC曲线。包括：Stamm方法在(b)无失真图像与压缩格式图像(c)Q=90, (d)Q=70, (e)Q=50的检测结果。所提算法在数据集2上的检测ROC曲线与图4.10(a)所示相同

Figure 4.11 Contrast enhancement detection ROC curves for different methods on *Dataset 2*. Stamm method: (a) uncompressed, (b) Q=90, (c) Q=70, (d) Q=50. Corresponding detection ROC curves for our proposed method are the same as those on *Dataset 1*

4.6 实验结果与分析

4.6.1 对比度增强操作检测结果

A. 测试数据

用来评估所提对比度增强检测算法的测试数据主要包括以下三组数据集：

数据集1：800幅经由RAW格式转换成无失真TIFF格式的原始照片图像，分辨率为2000×3008至5212×3468像素之间。其中的700幅图像随机选自BOSS公开图像库[130]，且由7个相机拍摄所得，每个相机拍100幅图像。剩余的100幅图像由我们利用Canon 5D II型号相机拍摄所得。这些图像的内容为自然场景。

数据集2：UCID(Uncompressed Colour Image Database)图像库[129]。包含1338幅无失真TIFF格式图像，内容涵盖室内外自然场景及人工物体等。图像分辨率为512×384或384×512像素。

数据集3：1100幅JPEG格式的数字照片图像。由多个不同型号的数码相机拍摄所得，分辨率为1200×900至2832×2128像素。相机设置包括JPEG压缩质量、曝光、色彩平衡等均设为默认的自动模式，以符合大多数用户操作习惯。照片内容涵盖各种自然场景。

如同文献[69-71]所采用的测试数据，由以上库中各图像的绿色通道图像构成原始灰度图像集合，其相应的对比度增强版本通过伽玛校正 $m(x)=255(x/255)^r$ ， $r=0.5, 0.7, 0.9, 1.1, 1.5, 2.0$ 和 s 映射 $m(x)=\text{round}(255(\arcsin(2x/255-1)/\pi+1/2))$ 来实现。这些原始灰度图像及其对比度增强版本共同构成测试集。

B. 测试结果与分析

为测试所提对比度增强检测算法性能，对测试集中的每一幅图像进行分类，判别其是否经历过对比度增强操作。性能测度指标包括正检率(P_d)和虚警率(P_{fa})，分别定义为正确分类的增强图像占增强图像总数的百分比和错误分类的原始图像占原始图像总数的百分比。相应地，利用ROC曲线显示检测结果。

在数据集1上的测试结果见图4.10所示。其中，图4.10(a)显示所提算法即使在低 P_{fa} 时也取得较高的正检率，如当 $P_{fa}=1\%$ 时， P_d 已高达100%。对不同强度的对比度增强操作也可取得良好检测效果。同时也可看到，不论是RAW格式，还是不同质量JPEG格式图像，我们所提算法均可获得高的正检率。相同测试数据集上，文献[71]中方法(即Stamm方法)的检测结果如图4.10(b)-(e)所示，其正检率随着JPEG图像质量的降低而下降，当 $Q=50$ 时接近随机猜测。相比而言，我们提出的方法在中/低等质量JPEG图像上的正检率远远高于文献[71]中方法，在高质量JPEG图像或无压缩图像上也取得相当的性能。

为测试所提算法在更广泛数据上的性能，我们在数据集2和数据集3上重复了上面的测试，相应的结果显示在图4.11和图4.12中。可发现同数据集1上的测试结果类似，所提算法在各种情形下均取得良好的检测效果，且优于文献[71]中方法。这进一步验证了所提方法的有效性和可靠性。

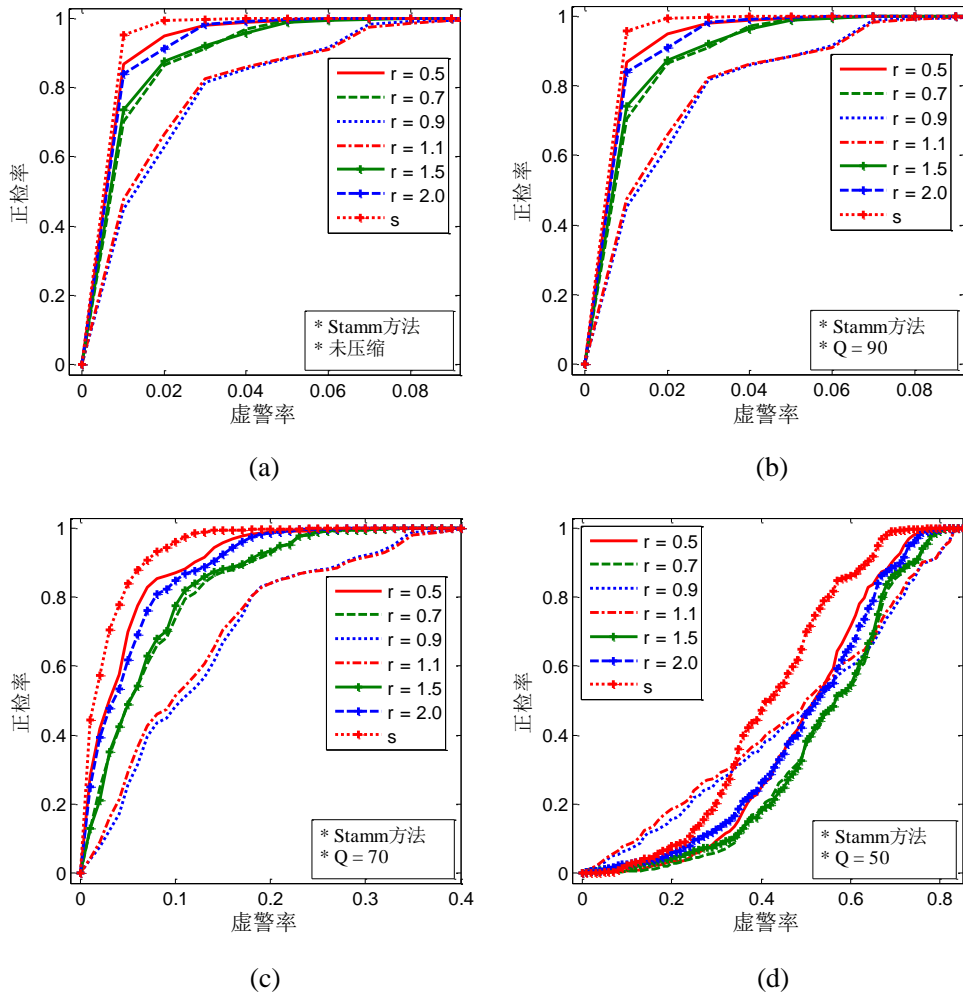


图 4.12 数据集3上的对比度增强检测ROC曲线。包括：Stamm方法在(b)无失真图像与压缩格式图像(c)Q=90, (d)Q=70, (e)Q=50的检测结果。所提算法在数据集3上的检测ROC曲线与图 4.10(a)所示相同

Figure 4.12 Contrast enhancement detection ROC curves for different methods on *Dataset 3*. Stamm method: (a) uncompressed, (b) Q=90, (c) Q=70, (d) Q=50. Corresponding detection ROC curves for our proposed method are the same as those on *Dataset 1*

统计以上测试中错分样本数，如表4.1所示。具体地，错分的原始图像样本指检测到有效谷 $\text{bin}(N_g > 0)$ 的原始图像，错分的增强图像样本指未检测到谷 $\text{bin}(N_g = 0)$ 的增强图像。结果显示，除数据集2且Q=50的情形外，误分的原始图像样本数始终保持为0。同参加测试的样本总数相比，误分的图像样本数很小，以致于不会影响到算法的整体检测性能。图像样本误分应归因于自然图像直方图的复杂性和多样性。例如，增强图像的直方图可能很窄以致于无谷 bin 出现，原始图像的直方图两端可能不够平滑以致于误检测到零高度谷 bin 。

表 4.1 统计所提全局对比度增强检测算法的误检样本数。由符号‘\’隔开的三个数字分别表示在数据集1、2、3上所测得结果

Table 4.1 Number of the misclassified samples in the evaluation of the global contrast enhancement detection algorithm. The numbers portioned by ‘\’ are gained from Dataset 1, 2 and 3, respectively

Q	原始图像	增强后图像						
		r						s
		0.5	0.7	0.9	1.1	1.5	2	
未压缩	0\0\0	7\1\10	7\1\10	3\1\7	13\1\0	8\1\0	13\1\0	28\1\21
90	0\0\0	9\7\10	6\5\10	3\4\7	12\0\0	8\0\0	12\0\0	27\16\22
70	0\0\0	7\7\10	7\5\10	3\4\6	12\0\0	9\0\0	12\0\0	29\16\21
50	0\2\0	7\5\10	7\5\10	5\5\6	15\0\0	11\0\0	15\0\0	38\38\21

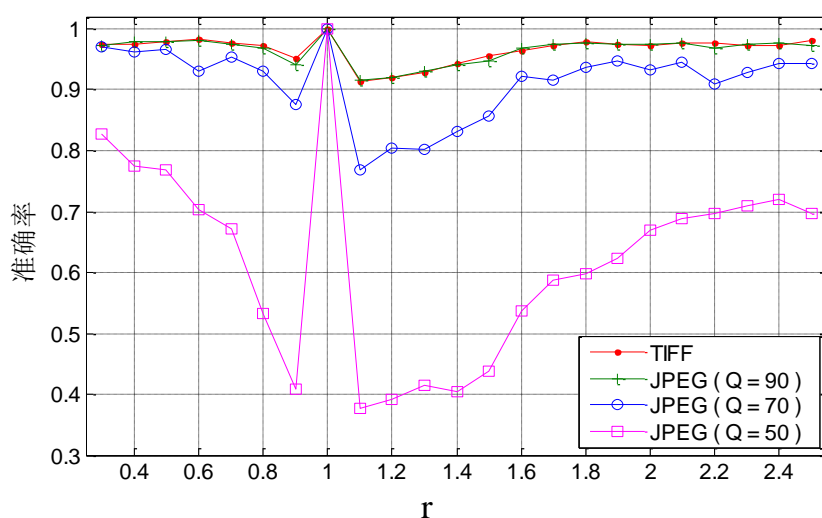


图 4.13 针对不同质量图像所经历的对比度增强操作，其伽玛参数估计的准确率

Figure 4.13 Estimation precision for globally applied gamma correction

4.6.2 伽玛参数估计结果

数据集2中每幅图像经历伽玛校正操作后成为待估伽玛参数的测试图像。其中，模拟伽玛参数的范围为[0.3, 2.5]，步长为0.1。对TIFF格式原始图像进行不同质量因子下的JPEG压缩，以模拟实际应用中可能遇到不同质量的待估图像。

在不同质量待估图像上的全局伽玛参数估计结果显示在图4.13。其中，准确率

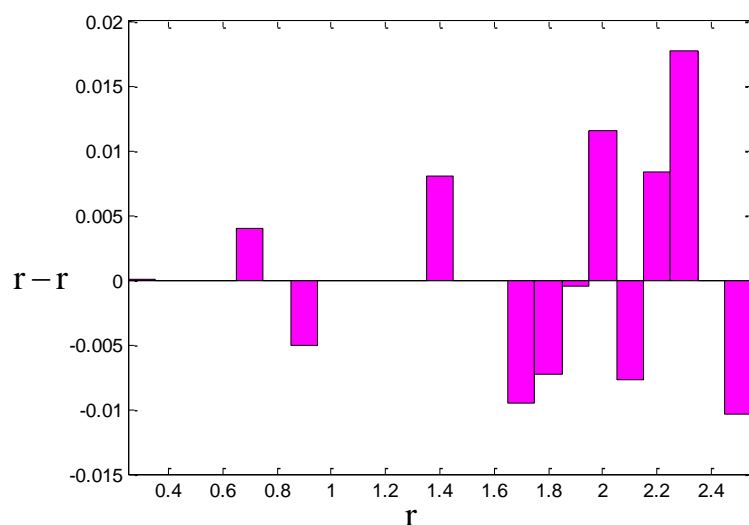


图 4.14 伽玛参数估计的误差统计。统计对象为误差不大于 0.02 的测试样本

Figure 4.14 Error between the estimated and actual gamma value, stat. from samples on which error is smaller than 0.02

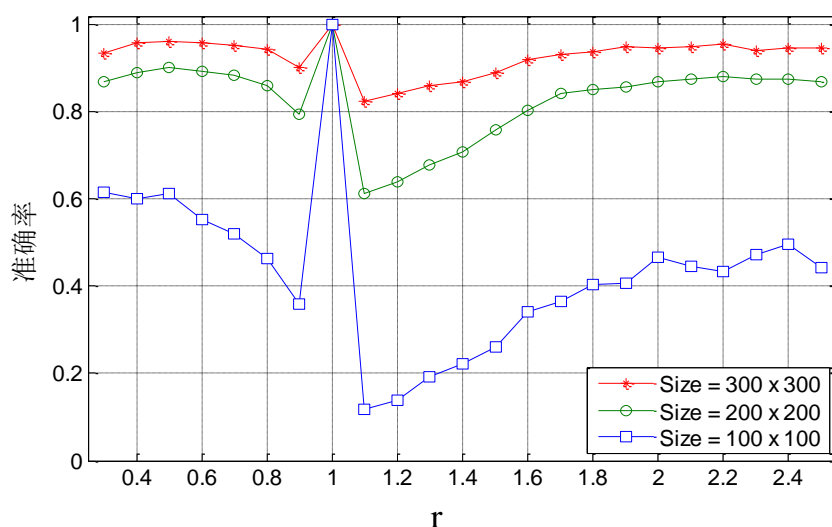


图 4.15 针对不同分辨率图像所经历的对比度增强操作，其伽玛参数估计的准确率

Figure 4.15 Estimation precision for locally applied gamma correction

(Precision)指估计误差不大于0.02的样本数占总样本数的比率。测试结果表明，伽玛参数估计的准确率与图像质量有关。当图像质量越差，即所经历JPEG压缩质量因子(Q)越小时，估计的准确率就越低。然而，从图中可以看到，即使在中等质量JPEG压缩(Q=70)的情形下，大部分伽玛参数的估计准确率仍可达90%以上。同时，可看到对接近于1的伽玛参数(如0.9，1.1等)的估计准确率要比其它伽玛参数较低。

图4.14所示为所有样本中不大于0.02的估计误差的分布图。可发现这些误差主

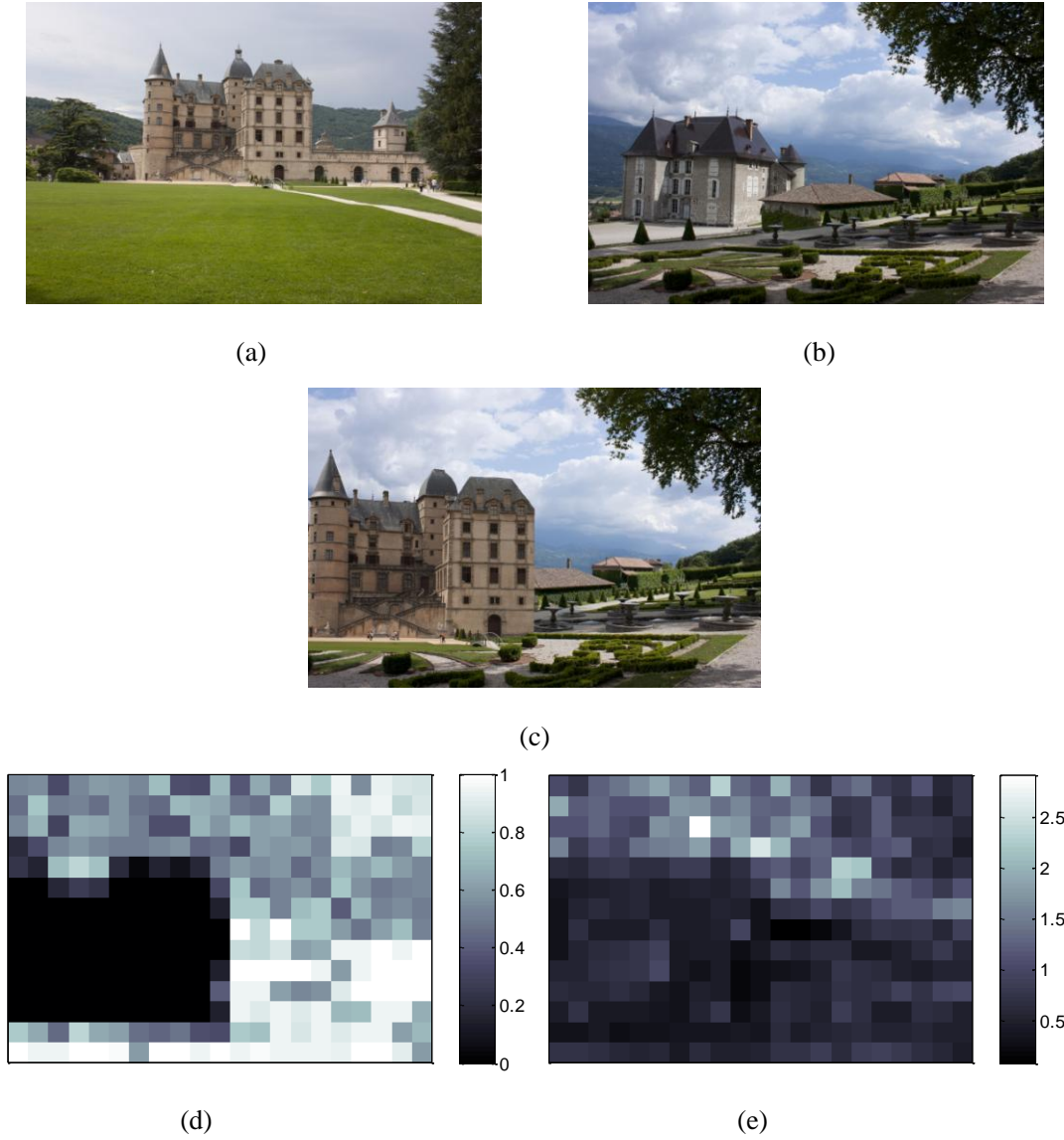


图 4.16 实际合成图像上的拼接检测结果。(a)(b)源图像；(c)双源图像分别经历不同对比度增强后的合成图像；(d)所提算法的检测结果(m^i 值分布图)；(e) Stamm方法的检测结果(F 值分布图)。其中，对比度增强操作利用Photoshop软件中“曲线”工具实现，检测块尺寸为200像素

Figure 4.16 Detection results on an example forged image. (a)(b) two source images; (c) two-source-enhanced composite image; (d) detection result (m^i metric map) of our proposed method; (e) detection result (F metric map) of Stamm method. Here, the involved contrast enhancement operations are enforced by using ‘curve’ tool in Photoshop software. Block size used in the detection is 200

要分布在 $[-0.01, 0.018]$ ，这进一步证明所提伽玛参数估计的准确性和可靠性。

如图4.15所示，为局部伽玛参数估计的测试结果。具体地，对原图像中心 300×300 ， 200×200 ， 100×100 像素等不同分辨率区域进行伽玛校正，然后利用所提算法估计其伽玛参数。结果显示，在 300×300 ， 200×200 像素的分辨率下，准确率基

本都能超过80%。但随着分辨率的降低,估计的准确率也下降。这是由于低分辨率图像的直方图会变得不再平滑,且出现容易误判为对比度增强产生的峰/谷bin。相应的估计误差的统计同图4.14所示一致。

需要指出的是,所提伽玛参数估计算法对噪声、JPEG压缩等后处理并不鲁棒,这可能是基于灰度直方图的一类取证算法共有的缺陷。

4.6.3 双边增强情形下的拼接检测结果

首先,在一幅真实篡改图像上评估所提双源增强时拼接检测算法的效果。如图4.16(a)(b)(c)所示,分别为用来做拼接的两幅源图像和生成的合成图像,其中源图像(a)中的房子区域被复制粘贴到源图像(b)。图4.16(d)所示为由所提算法计算出的块级 S_1 源隶属度 m^i ,其越接近1表示该块更可能经历与源图像 S_1 关联的对比度增强,越接近0则表示更可能经历另一种不同的,即与源图像 S_2 关联的对比度增强。可以看到,所提算法可准确检测合成行为并定位拼接边界。相比而言,文献[71]中方法则无法正确检测出拼接行为,因为其所利用的块级高频能量特征值 F 在两个源图像区域上是一致而无法区分的,由图4.16(e)中块级 F 值分布即可验证。

为进一步评估所提拼接算法的性能,我们利用数据集3制作批量合成图像作为测试数据。具体地,对数据集3中每一幅图像,设其原始分辨率为 $W \times H$ 像素,首先随机选取原图像中尺寸为 $(W/2) \times (H/2)$ 像素的区域,且对此区域实施第一种对比度增强 r_1 ;然后在剩余区域实施第二种对比度增强 r_2 ,由此生成最终的合成图像。为测度所提算法的拼接边界定位精度,定义正检率 P_d 为所选矩形区域内正确检测到 r_1 的块所占比率,定义虚警率 P_{fa} 为所选矩形区域外误检为 r_1 的块所占比率。图4.17所示的测试结果表明,当 $[r_1, r_2] = [0.7, 1.5]$ 和 $[1.1, 1.3]$ 时,平均虚警率低于13%且正检率达到83%以上。值得注意的是,在 $[r_1, r_2] = [1.1, 1.3]$ 情形下的拼接检测是比较困难的,因为两种映射曲线是比较近似的。然而,当块尺寸Blocksize=100像素时,此种条件下所提算法的平均正检率仍高达90%,且保持 $P_{fa}=9\%$ 。

然而,当涉及到S映射时所提算法的整体检测性能有所下降。例如,尤其是当Blocksize=200时,与未涉及到s映射情形的检测结果相比, P_d 值下降且 P_{fa} 的均值和偏差均增大。出现这种性能下降的原因是,由s映射和伽玛校正引起的峰/谷bin在位置上会重叠。然而,此时的平均正检率仍可达到82%以上。

4.6.4 安全性测试

本小节主要评估现有取证算法[71]对所提痕迹隐藏型对比度增强的检测性能。

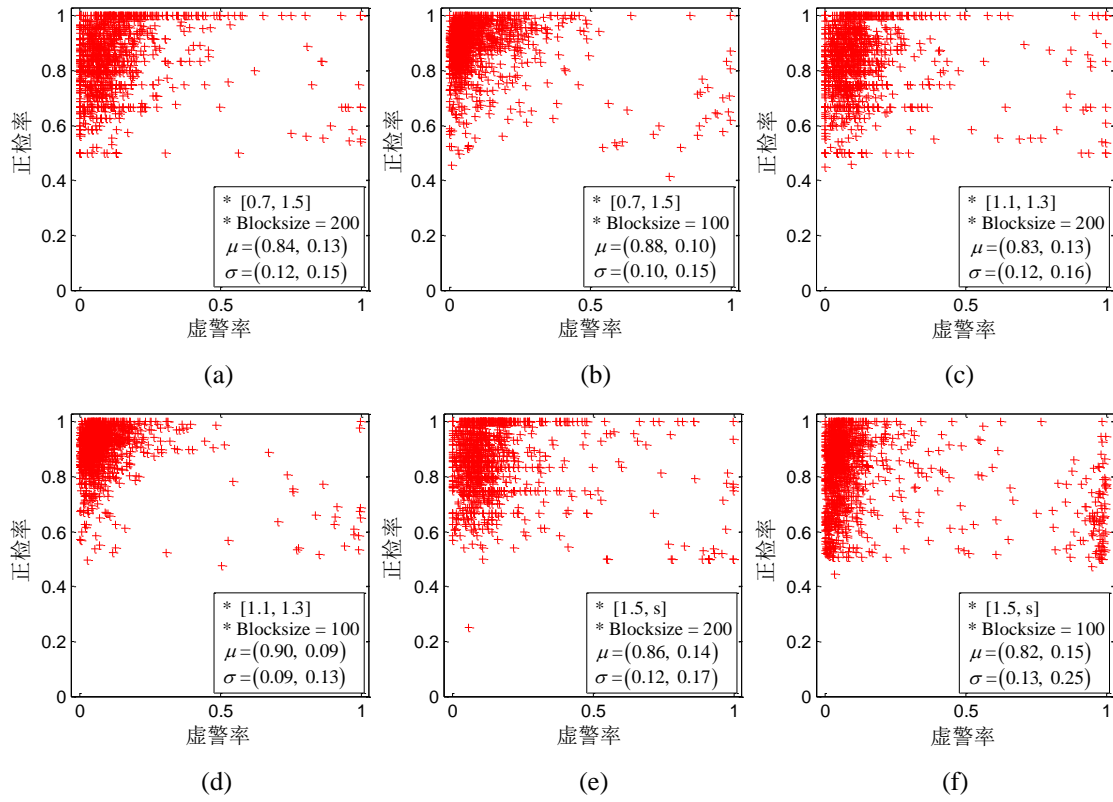


图 4.17 拼接区域的定位精度统计。测试样本为由数据集3生成的拼接图像集。不同的对比度增强操作组合 $[r_1, r_2]$ 与块尺寸(Blocksize)下的测试结果分别见子图(a) [0.7, 1.5], 200; (b) [0.7, 1.5], 100; (c) [1.1, 1.3], 200; (d) [1.1, 1.3], 100; (e) [1.5, s], 200; (f) [1.5, s], 100。其中, μ 和 σ 分别表示所有样本(P_d, P_{fa})值的平均和标准偏差

Figure 4.17 Composite location accuracy for each forged image created from *Dataset 3*. Different contrast enhancement mapping pair $[r_1, r_2]$ and block size (Blocksize) are tested. Specifically, (a) [0.7, 1.5], 200; (b) [0.7, 1.5], 100; (c) [1.1, 1.3], 200; (d) [1.1, 1.3], 100; (e) [1.5, s], 200; (f) [1.5, s], 100. In each case, mean of all test samples' (P_d, P_{fa}) values is marked by μ , and standard deviation of those is marked by σ

与文献[86]中对痕迹隐藏型重采样算法的评估方法一致,我们从数据集 1 中随机选取 800 幅图像作为训练集,余下的 400 幅图像作为测试集。性能指标采用 ROC 检测曲线,其中正检率定义为测试集中正确检测为增强后图像的数目占增强后图像总数的比率,虚警率定义为训练集中误分类的原始图像数目占原始图像总数的比率。同时,我们利用峰值信噪比(PSNR, Peak Signal-to-Noise Ratio)来评价痕迹隐藏型对比度增强操作与传统型对比度增强操作之间的视觉效果差异。为保证对比度增强算法的快速有效以实用,实验中统一设置设置 $\sigma=1$,更精细地或自适应地调整参数配置可进一步提高算法的攻击效果[89],但在一定程度上会增加算法复杂度,进而降低算法的实用性。

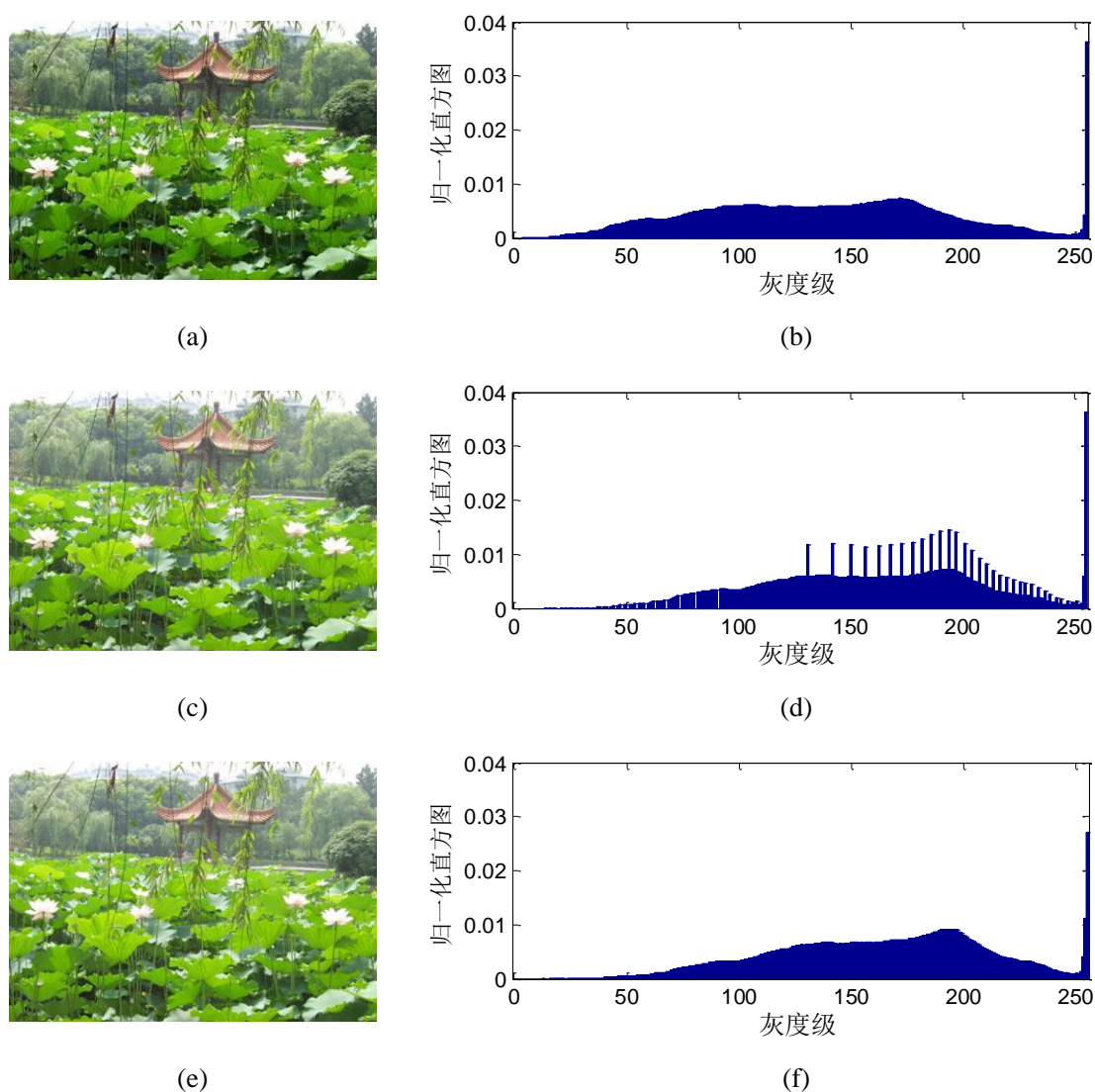


图 4.18 样本图像经历不同类型对比度增强后的结果。其中，(a)(b)分别为原始图像及其灰度直方图；(c)(d)分别为传统伽玛校正($r=0.7$)后图像及其灰度直方图；(e)(f)分别为基于随机抖动的对比度增强后图像及其灰度直方图，其中图像(e)与(c)之间PSNR=47.6 dB。这里的直方图和PSNR值均针对绿色单通道图像而言

Figure 4.18 CE trace hiding attack on an example image. The image and its gray level histogram are shown in: (a)(b) Unaltered image; (c)(d) Traditionally Gamma corrected version, $r=0.7$; (e)(f) CE trace hiding attacked version, PSNR=47.6 dB between (e) and (c); Note that the histogram and metric correspond to the green channel image

首先，测试不同类型对比度增强操作在具体样本图像上的实施效果，结果如图 4.18 所示。可以看出，经历所提痕迹隐藏型对比度增强操作后的图像具有与传统增强后图像一样的视觉效果，其 PSNR 值高达 47.6dB。图 4.18(d)(f)所示两直方图之间的差异表明，传统对比度增强操作会引起直方图峰谷效应，而新的增强方

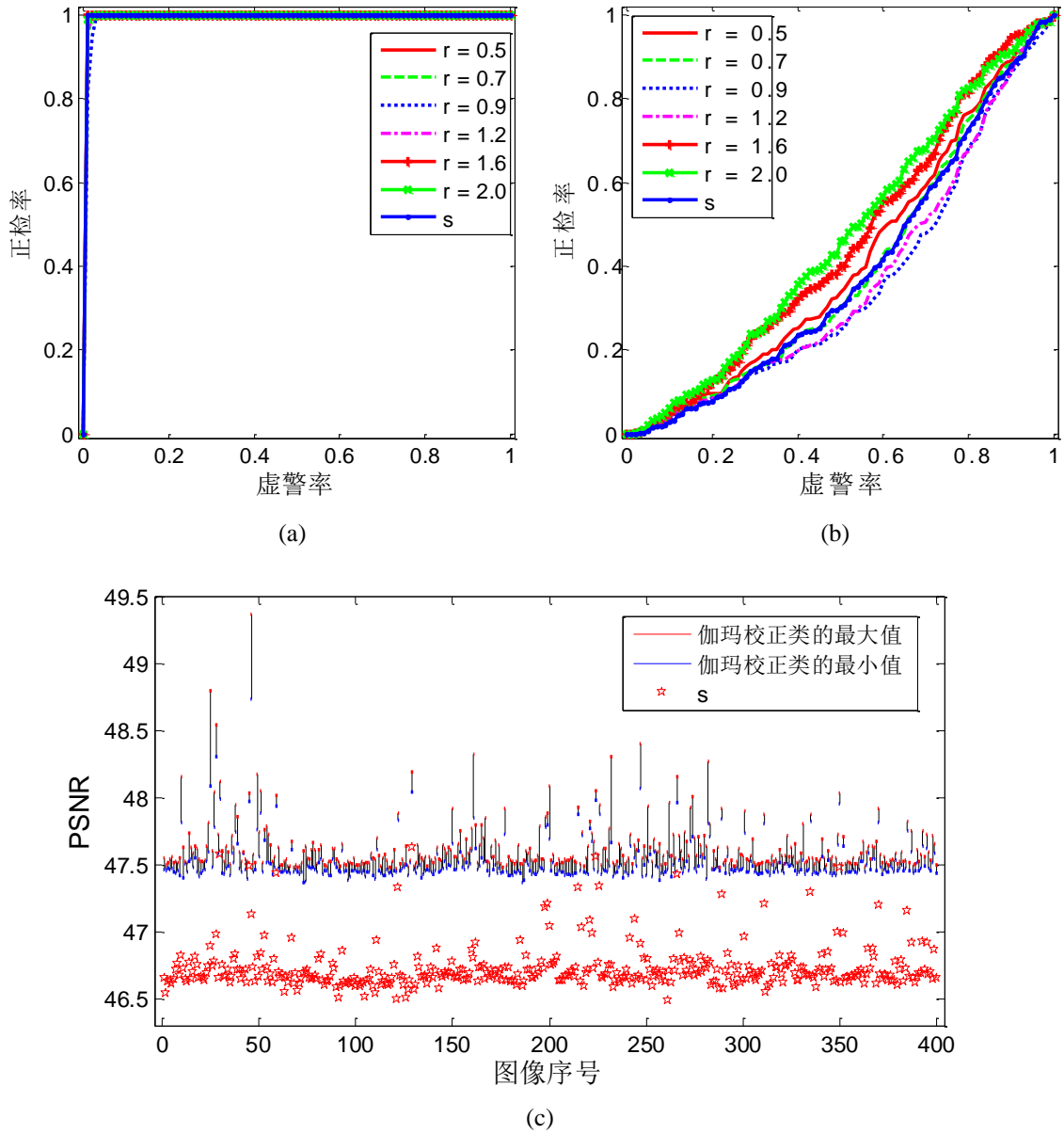


图 4.19 痕迹隐藏型对比度增强算法的性能评估结果。(a)(b)分别为无攻击和有攻击情形下 Stamm 方法的 ROC 检测结果, (c)痕迹隐藏型对比度增强后图像与传统型增强版本间 PSNR 值

Figure 4.19 Results for assessing CE trace hiding attack. ROC detection results of Stamm method: (a) without attack; (b) with attack. (c) PSNR between the attacked image and the corresponding traditionally enhanced one

法会保持直方图处处平滑, 不会产生峰谷效应。

进一步, 在数据集 1 上的批量统计测试结果也验证了所提对比度增强反取证方法的有效性。图 4.19 所示为痕迹隐藏型对比度增强算法的性能评估结果, 其中 (a)(b)分别显示文献[71]中算法对传统型和痕迹隐藏型对比度增强操作的 ROC 检测性能曲线。在不同程度的对比度增强操作下, 原取证算法均可准确地检测出传统

型操作，却完全失效于新的痕迹隐藏型操作。例如，针对传统型操作，当虚警率低至 3% 时也能取得高达 98% 以上的正检率；而针对新的攻击型操作，虚警率大小始终接近于正检率大小，这说明原取证算法只能获得近似于随机猜测的检测结果。图 4.19(c) 显示，引入随机抖动后的伽玛校正图像和 s 映射增强图像的 PSNR 值分别高达 46.5 dB 和 47.3 dB 以上，这表明新的痕迹隐藏型对比度增强操作可以获得与传统型操作一样的对比度调节效果，其存在的差异将不会为人眼视觉系统所感知。

需要指出的是，我们所提出的对比度增强取证相关方案也是基于直方图峰谷效应分析，因而也不能有效检测和鉴别这种带有攻击目的痕迹隐藏型对比度操作，这也是我们方案的不足之处，有待今后通过进一步深入地研究来寻求更安全可靠的解决方案。

4.7 本章小结

本章研究数字图像对比度增强取证相关技术，主要在以下两个方面做出贡献：

1) 设计了图像对比度增强操作全局检测、参数估计及应用用于拼接检测的相关实用算法。具体地，首先提出了一种新的对比度增强操作检测算法，可同时在各种不同压缩质量的图像上准确检测出对比度增强操作，弥补了现有同类算法在中/低质量 JPEG 图像上效果差的缺陷。然后提出了一种快速而准确的伽玛参数盲估计算法，适用于伽玛校正单独应用的场合。伽玛参数估计的意义在于，提供具体的操作参数可为图像取证提供更多的细节信息，有助于做出正确的判决；同时也是一种图像逆工程。最后针对拼接的源区域均经历过对比度增强的情形，提出了利用直方图峰/谷 bin 位置分布信息构造局部对比度增强操作的特征模式，以模式匹配的方法检测拼接图像，并定位拼接边界。此取证算法尤其适用于拼接的源区域均经历过不同对比度增强的情形，从而克服了当前同类算法的不足。

2) 为分析现有对比度增强取证算法的可靠性和安全性，提出了一种新的对比度增强算法，因未留下可被检测的操作痕迹可成功逃避现有取证算法的检测，进而从反面验证出现有取证算法普遍存在的低安全性，为今后进一步改进现有对比度增强取证算法提供技术参考与启发。

5 半侵入式重采样算子源取证

5.1 引言

近年来, 研究者们提出了一些新的重采样算子[85, 86], 以反取证技术的形式致使现有重采样检测算法失效。然而, 这些反取证技术的可靠性尚未可知且需要进一步评估。本章设计了一种新的取证算法[77], 以鉴别如双线性(bilinear)等传统类重采样算子和反取证类重采样算子。这里的反取证类包括几何失真型(Geometric Distortion, GD)、双径型(Dual-path), 和后处理型(Postprocessing)。这里的取证方式属于半非侵入式(Semi Non-intrusive), 即允许取证者以黑盒方式访问重采样算子(软件)[112]。通过设计特定的模式信号作为输入, 观测和分析重采样算子输出信号的一阶微分特性, 进而设计可鉴别不同算子的有效特征与策略。大量的实验结果验证了所提取取证算法的有效性。

本章的余下内容安排如下: 5.2 节回顾现有的包括传统类和反取证类的重采样算子; 5.3 节深入分析微分信号的极性异常特性, 且提出完整的重采样算子取证算法; 5.4 节给出实验结果及分析; 5.5 节是本章小结。

5.2 现有工作回顾

在最近的文献[85-95]中, 研究者们已提出数种反取证技术以检验相关取证算法在实际应用情形下的可靠性, 且通过隐藏或伪造痕迹致使原取证算法失效。这些反取证技术包括痕迹隐藏类重采样算子[85, 86], CFA 合成[90], 不可检测的 JPEG 编解码器[91]等。然而, 据我们所知, 到目前为止还没有文献关注反取证类操作的可靠性与安全性, 即它们是否会被新的更先进的取证分析工具所发现? 反取证类操作子通常会被开发者集成到带有某种恶意应用意图的图像处理软件中, 而非大家熟悉的 Photoshop。因而, 设计新的取证算法以同时鉴别传统操作与反取证类操作是有实际应用需求的, 可为图像内容安全提供更为深入和全面的保障。

重采样操作常通过像素值内插以改变一幅数字图像的分辨率。在文献[73]中, 作者提出了一种基于 EM 算法的重采样操作检测方案, 可有效检测图像缩放和旋转等变换。针对此重采样取证方案, 研究者们提出了相应的重采样反取证算法[85, 86], 即反取证类重采样算子, 使得文献[73]中算法基本失效。因此, 鉴别这种新出现的反取证类重采样算子或操作既属于对图像操作历史的取证又可甄别出恶意

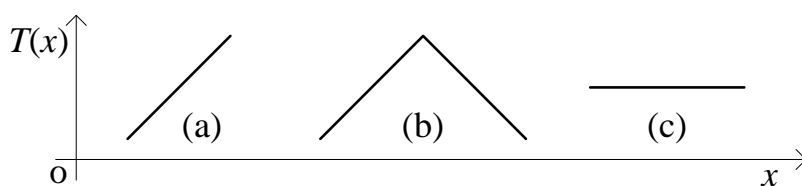


图 5.1 三种基本的一维模式信号

Figure 5.1 Demonstration of one-dimensional test signal patterns. (a) Strictly monotonic signal; (b) Tine-shaped signal; (c) Constant signal.

反取证者的图像篡改行为，具有很重要的研究意义。我们将致力于设计一种可同时鉴别传统类和反取证类重采样算子的取证方案。

如同图像的相机源鉴别技术，鉴别一个功能软件中所含图像处理算法也可分别为以下三类：1)侵入式取证分析，即可访问、反汇编和检测软件内部算法的源代码；2)半非侵入式取证分析，指允许以黑盒方式访问待检软件，可设计合适的输入，通过收集、观测和分析软件的相应输出获取关于各功能选项及其内核算法的运行原理；3)非侵入式取证分析，在不可访问软件本身的条件下，仅仅依赖于分析非可控条件下获得的部分输出，检测图像是否经历过相关操作[112]。

对于反取证型重采样，我们首先揭示其非侵入式取证检测的不可行性，然后正式提出有效的半非侵入式鉴别方案。具体地，给定一个重采样软件(算法实现)，先鉴别其内核算法是属于传统类重采样算子还是反取证类重采样算子。如是后者，则进一步鉴别其是几何失真型、双径型还是后处理型。我们选取严格单调(Strictly Monotonic)信号、屋脊形(Tine-shaped)信号、常量(Constant)信号等三种特殊信号作为基本输入模式，如图 5.1 所示。其中，屋脊形信号是由两个单调性相反的严格单调信号首尾相连而组成。具体鉴别顺序如下：首先利用严格单调信号，通过检测一阶微分信号的极性异常可鉴别出几何失真型重采样算子；然后利用屋脊形信号则可鉴别出双径型重采样算子。最后，含椒盐噪声或不含椒盐噪声将用于鉴别出后处理型重采样算子。

需要特别指出的是，半非侵入式重采样算子鉴别在实际取证应用中具有重要意义。一方面，可揭露一个重采样(软件内核)算法的内在细节，在词法取证场合验证检控双方声明或其他陈述的真实性。对使用反取证型重采样软件行为的揭露也有助于发现或提供一些警示性的取证线索。另一方面，一种特殊而有意义的应用情景是，当确定待检图像经历过某重采样软件处理时，对重采样算子的取证即可实现对图像重采样操作历史的估计。

依据可检测性，现有的重采样算子可分为传统类和反取证类。后者具体包括几何失真型、双径型和后处理型[86]。下面予以具体介绍。

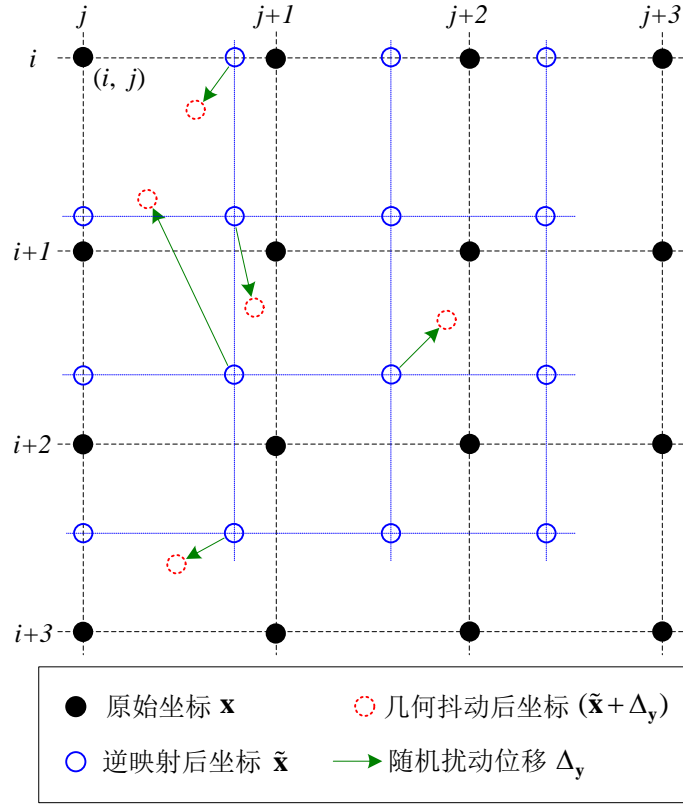


图 5.2 几何抖动型重采样算子示意图

Figure 5.2 Coordinate mapping in the traditional resampling. Here, the scaling factor is 1.25.

A. 传统重采样算子

数字图像的几何变换通常包含两个基本步骤，即坐标变换和像素值内插。坐标变换指将输出图像整数坐标逆映射到输入图像的坐标网格中。假定对输入图像 $I(\mathbf{x})$ 进行几何变换 \mathbf{T} ，生成重采样后图像 $I_t^R(\mathbf{y})$ ，其中

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T, \quad x_1 = 0, 1, 2, \dots, M_x, \quad x_2 = 0, 1, 2, \dots, N_x$$

$$\mathbf{y} = [y_1, y_2]^T, \quad y_1 = 0, 1, 2, \dots, M_y, \quad y_2 = 0, 1, 2, \dots, N_y$$

这里， x_1 和 x_2 分别表示原始图像像素的行和列坐标， y_1 和 y_2 分别表示重采样后图像像素的行和列坐标。 $[M_x+1, N_x+1]$ 和 $[M_y+1, N_y+1]$ 分别表示重采样前后图像的分辨率。基于上述变量表达，逆坐标映射可公式化描述为

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{T}^{-1} \mathbf{y} \quad (5.1)$$

其中， $\tilde{\mathbf{x}} = [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2]$ ， $\tilde{x}_1 \in \mathbb{R}$ ， $\tilde{x}_2 \in \mathbb{R}$ 表示逆映射后的坐标值，因不一定与原图像的

坐标网络相匹配而多为实数。如图 5.2 所示，为缩放因子 1.25 时的逆映射坐标图。

像素值内插的过程是，在每个逆映射后的位置，其像素值 $I_t^R(\mathbf{y})$ 通过对邻域内像素值进行加权求和而得，即

$$I_t^R(\mathbf{y}) = \sum_{\mathbf{x}} I(\mathbf{x}) \cdot h(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}) \quad (5.2)$$

其中， h 为分配权值的内插核。常用的传统内插核函数有最近邻(nearest)，双线性(bilinear)和双立方(bicubic)[17]。

B. 几何失真型重采样算子

M. Kirchner 等[86]提出一种基于逆映射坐标几何抖动的重采样算子，避免产生传统重采样的操作痕迹。几何失真型重采样算子定义为：

$$I_g^R(\mathbf{y}) = \sum_{\mathbf{x}} I(\mathbf{x}) \cdot h(\tilde{\mathbf{x}} + \Delta_{\mathbf{y}} - \mathbf{x}) \quad (5.3)$$

其中， $\Delta_{\mathbf{y}} = [e_1, e_2]^T$ 表示原始映射坐标的随机扰动位移， $e_1, e_2 \sim N(0, \sigma)$ 。几何失真的强度由标准偏差 σ 控制且受调制于局部图像梯度。图 5.2 所示为几何抖动前后的映射坐标示意图。

C. 双径型重采样算子

为实现双径型重采样，首先需要利用中值滤波将图像分离成高频和低频成分[86]。然后，对传统重采样后的图像进行中值滤波，同时对中值滤波后的残差图像进行几何失真型重采样，叠加这两种操作的结果即可获得最终双径型重采样后图像 $I_d^R(\mathbf{y})$ ，即

$$I_d^R(\mathbf{y}) = \text{med} \left(\sum_{\mathbf{x}} I(\mathbf{x}) \cdot h(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}) \right) + \sum_{\mathbf{x}} [I(\mathbf{x}) - \text{med}(I(\mathbf{x}))] \cdot h(\tilde{\mathbf{x}} + \Delta_{\mathbf{y}} - \mathbf{x}) \quad (5.4)$$

其中， $\text{med}(\cdot)$ 表示中值滤波操作。双径型重采样算子包含两个参数：中值滤波器的窗口尺寸和随机几何抖动量的标准偏差。

D. 后处理型重采样算子

一种破坏传统重采样操作痕迹的方法是引入非线性后处理，即

$$I_p^R(\mathbf{y}) = \mathcal{O} \left[\sum_{\mathbf{x}} I(\mathbf{x}) \cdot h(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}) \right] \quad (5.5)$$

其中, $I_p^R(\mathbf{y})$ 表示经历后处理型重采样后的图像, $\mathcal{O}[\cdot]$ 表示具体采用的后处理方式, 如中值滤波, 加噪, 锐化和压缩等[86]。在此, 我们集中关注中值滤波和添加噪声两种后处理方式, 其它形式的后处理可做类似地分析与设计。通常, 后处理操作的强度应适度, 以确保重采样后图像的视觉质量无明显下降, 同时传统重采样操作的痕迹也被抹去。

5.3 重采样算子鉴别方案

在本节中, 将具体分析信号在不同类型重采样操作前后所发生的变化, 提出可鉴别现有四种重采样算子的半非侵入式取证算法。

5.3.1 非侵入式鉴别

非侵入式重采样算子鉴别即为数字图像重采样操作的盲检测。针对传统类重采样操作, 研究者们已提出数种有效的盲检测方案[73-76]; 而针对反取证类重采样操作, 还没提出任何检测方法。在此, 我们以几何失真型重采样操作为例做出简要分析。对同一幅图像, 几何失真型重采样后版本与传统重采样后版本的差 $D(\mathbf{y})$ 可公式化描述为

$$\begin{aligned} D(\mathbf{y}) &= I_g^R(\mathbf{y}) - I_t^R(\mathbf{y}) \\ &= \sum_{\mathbf{x}} I(\mathbf{x}) \cdot [h(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x} + \Delta_y) - h(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x})] \\ &= n(\Delta_y | \tilde{\mathbf{x}}, h) \end{aligned} \quad (5.6)$$

不难发现, 当变换矩阵和内插核确定时, $D(\mathbf{y})$ 是抖动位移矢量 Δ_y 的函数。由于 Δ_y 的随机性, $D(\mathbf{y})$ 也表现为随机噪声。因此, 一幅图像的几何失真型重采样版本可视为传统重采样版本叠加随机噪声图像 $D(\mathbf{y})$ 。然而, 在数码照片图像中, 也存在来自相机内部成像通道的噪声[126], 包括固定模式噪声(Fixed Pattern Noise), 暗电流噪声(Dark Current Noise), 散粒噪声(Shot Noise), 放大器噪声(Amplifier Noise) 和量化噪声(Quantization Noise)。因此, 几何抖动造成的随机噪声 $D(\mathbf{y})$ 会混淆于照片图像自身内在的成像噪声。在没有特定先验知识的条件下, 对几何失真型重采

样图像上的抖动噪声 $D(y)$ 的盲检测将变得异常困难，近乎 NP 问题难度。由以上分析可以看出，对几何失真型与双径型重采样操作的盲检测是非常困难的。

对后处理型重采样操作的检测，可通过检测具体的后处理操作来间接实现，但前提是已知后处理型重采样操作发生过的事实。此时，可借助于针对中值滤波[65, 66]，加噪[71]，锐化[57-59]和 JPEG 压缩[78-84]等具体操作的取证方法。

5.3.2 半非侵入式鉴别

尽管对几何失真型与双径型重采样算子的非侵入式鉴别非常困难，但仍可以类似黑盒测试的半非侵入式方式鉴别它们，即要求重采样(算法)软件可任意访问。我们选取严格单调(strictly monotonic)信号、屋脊形(tine-shaped)信号、常量(constant)信号等三种特殊信号作为最优输入模式，如图 5.1 所示。这些一维信号可理解成一行或一行像素序列。下面，将深入分析各种重采样操作在这些模式信号上遗留的统计指纹特征。

A. 严格单调信号的几何失真型重采样

设一维严格单调信号为 $r(x)$ ， $x = 0, 1, \dots, M$ ，其中 M 为序列长度。不失一般性，在此仅考虑严格单调递增情形： $0 < r(x) < r(x+1)$ 。故一阶微分 $\Delta r(x) = r(x+1) - r(x)$ 应恒大于 0，即 $\Delta r(x) > 0$ 。

当原始信号 $r(x)$ 经历传统类重采样操作后，其一阶微分值保持处处为正。为证明此推论，我们首先定义

$$F(t) \triangleq \sum_{k=0}^{M-1} r(k) \cdot h(t-k) \quad (5.7)$$

其中， $t \in \{\mathbb{R} \cap [0, M]\}$ ， $h(\cdot)$ 为一维内插核函数。由于原始信号的严格单调递增特性，以及内插核函数的低通频率响应特性，重构的连续信号 $F(t)$ 必定亦为严格单调递增的[17]，即有

$$F(x') < F(x' + \tau). \quad (5.8)$$

其中， $x' \in \{\mathbb{R} \cap [0, M]\}$ 且 $\tau \in \mathbb{R}$ 。

设缩放因子为 $\alpha (\alpha > 0)$ ，传统的缩放信号可表达为

$$r^s(x) = F\left(\frac{x}{\alpha}\right) \quad (5.9)$$

其中, $x = 0, 1, 2, \dots, \lfloor M\alpha \rfloor$ 。令 $x' = \frac{x}{\alpha}$, 式(5.8)可重写为

$$F\left(\frac{x}{\alpha}\right) < F\left(\frac{x+1}{\alpha}\right) \quad (5.10)$$

即: $r^s(x) < r^s(x+1)$ 。最后, 对于传统型缩放信号的一阶微分 $\Delta r^s(x) = r^s(x+1) - r^s(x)$ 应有

$$\Delta r^s(x) > 0 \quad (5.11)$$

在此需要指出的是, 即使对 $r^s(x)$ 进行四舍五入处理以表示整数型像素值, 仍恒有 $\Delta r^s(x) \geq 0$ 。

当原始信号经历几何失真型重采样操作后, 其一阶微分值变得不再处处为正。具体地, 几何失真型缩放信号可公式化表达为

$$r_g^s(x) = F\left(\frac{x}{\alpha} + e_x\right) \quad (5.12)$$

其中, $e_x \sim N(0, \sigma_x)$ 表示位置坐标的随机扰动量。由此, 缩放信号的一阶差分 $\Delta r_g^s(x) = r_g^s(x+1) - r_g^s(x)$ 可表示为

$$\Delta r_g^s(x) = F\left(\frac{x}{\alpha} + \frac{1}{\alpha} + e_{x+1}\right) - F\left(\frac{x}{\alpha} + e_x\right) \quad (5.13)$$

因此, $\Delta r_g^s(x)$ 的极性可推断为

$$\Delta r_g^s(x) \begin{cases} < 0, & \text{if } \Delta e_x > \frac{1}{\alpha} \\ = 0, & \text{if } \Delta e_x = \frac{1}{\alpha} \\ > 0, & \text{if } \Delta e_x < \frac{1}{\alpha} \end{cases} \quad (5.14)$$

其中, $\Delta e_x = e_x - e_{x+1}$ 。由于随机变量 e_x 和 e_{x+1} 是独立同分布的[86], 可得

$$\Delta e_x \sim N(0, \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_{x+1}^2})。 \quad (5.15)$$

不难发现, Δe_x 与 $\frac{1}{\alpha}$ 间并无明确大小关系。 $\Delta r_g^s(x) < 0$ 情形会随机出现, 尤其当 α 取较大值即对应于上采样时, 出现的频率也更高。依据此负微分值的随机出现,

几何失真型重采样算子即可鉴别出来。对于双径型重采样算子，其在严格单调信号上的响应同传统类重采样算子一样，即一阶微分值极性保持不变。中值滤波后处理型重采样算子由于不会随机抖动映射坐标，因而也不会引起单调信号的任何变化。加噪后处理型重采样算子也会引起负微分值得随机出现，但其可利用特殊的常量信号专门鉴别出。

B. 屋脊形信号的双径型重采样

由式(5.4)可知，双径型重采样操作的实质是对中值滤波前后信号差执行几何失真型重采样。为鉴别双径型重采样算子，需要构建一种适当的模式信号，以同时揭示中值滤波和几何失真型重采样的操作特性。定义屋脊形信号 $t(x)$ 如下：

$$t(x) = \begin{cases} r_1(x), & x = 0, 1, \dots, M-1 \\ r_2(x-M), & x = M, M+1, \dots, 2M \end{cases} \quad (5.16)$$

其中， $r_1(x)$ 和 $r_2(x)$ 为单调性相反的两个严格单调序列。

容易发现，在 $x = M$ 附近， $t(x)$ 与其中值滤波后版本 $med(t(x))$ 并不相等。故依据式(5.4)可知，经历双径重采样后的屋脊形信号在中心点位置附近会出现明显的像素值扰动；同传统重采样情形相比，相应的一阶微分值极性呈现异常，而在其它非中心位置，则不会出现异常。这种在屋脊形模式信号上表现出的响应特性唯一隶属于双径型重采样算子，而不会出现于现有其它类型的重采样算子。基于此，可设计相应的取证性指纹特征。

C. 常量信号的后处理型重采样

后处理型重采样算子的鉴别可通过设计合适的输入模式信号，以捕获具体后处理操作的特性。为此，定义常量信号 $c(x) = c$ ， $x = 0, 1, 2, \dots, M$ 。容易发现，当此常量信号经历加噪后处理型重采样操作后会呈现噪声叠加、噪声强度明显增大的痕迹，而其它各类型重采样操作则不会；具体的噪声强度亦可通过微分测度。对于中值滤波后处理型重采样算子而言，应以叠加有椒盐噪声的常量信号为输入模式信号，利用重采样前后椒盐噪声强度的衰减程度即可区分开中值滤波后处理型重采样算子和其它类型算子。这正是利用了中值滤波对椒盐噪声有最佳去噪效果的特性。

D. 微分异常测度与取证算法

以上 A~C 小节中的分析均可相应地扩展到二维数字图像信号上。在此，令 $I(x_1, x_2)$ 表示输入的二维模式图像，即为行/列向严格单调灰度图像 $r(x_1, x_2)$ 、屋脊

形图像 $t(x_1, x_2)$ 和含/不含噪声的常量图像 $c(x_1, x_2)$ ，如图 5.3 所示。为测度重采样后模式图像的一阶微分异常，设计如下特征量：

$$f = \frac{1}{M_y(N_y + 1)} \sum_{y_1=0}^{M_y-1} \sum_{y_2=0}^{N_y} \ell(\text{sgn}(\Delta I^R(y_1, y_2)) \neq \text{sgn}(\Delta I_t^R(y_1, y_2))) \quad (5.17)$$

其中， $\Delta I^R(y_1, y_2)$ 表示待鉴别的经由未知类型重采样后模式图像的行向一阶微分图像， $\Delta I_t^R(y_1, y_2)$ 表示经历传统类重采样后模式图像的行向一阶微分图像。 $\ell(\cdot)$ 为指示函数， $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数。

基于由式(5.17)计算出的微分异常测度值，对任一重采样软件均可按照如下程序来鉴别其内含重采样算子的类型。

Setp 1. 令 $I(x_1, x_2) = c(x_1, x_2)$ ，由式(5.17)计算 f_c 。

如果 $f_c \geq \eta_*$ ，判为加噪后处理型；

否则，执行下一步。

Setp 2. 令 $I(x_1, x_2) = c(x_1, x_2) + n(x_1, x_2)$ ， $n(x_1, x_2)$ 为椒盐噪声，计算 f_{cn} 为

$$f_{cn} = \frac{1}{255 \cdot d \cdot S} \sum_{y_1=0}^{M_y} \sum_{y_2=0}^{N_y} |I^R(y_1, y_2) - I_{ct}^R(y_1, y_2)| \quad (5.18)$$

其中， $S = (M_y + 1) \cdot (N_y + 1)$ ， d 为噪声强度， I_{ct}^R 为传统重采样后常量图像。

如果 $f_{cn} < \eta_*$ ，判为中值滤波后处理型；

否则，执行下一步。

Setp 3. 令 $I(x_1, x_2) = r(x_1, x_2)$ ，由式(5.17)计算 f_r 。

如果 $f_r \geq \eta_*$ ，判为几何失真型；

否则，执行下一步。

Setp 4. 令 $I(x_1, x_2) = t(x_1, x_2)$ ，由式(5.17)计算 f_t 。

如果 $f_t \geq \eta_*$ ，判为双径型；

否则，判为传统类。

在此， η_* 表示预定的判决阈值，可根据预期的虚警率设定。每一步 η_* 的取值不尽相同，应根据具体的一阶微分极性异常程度而定。

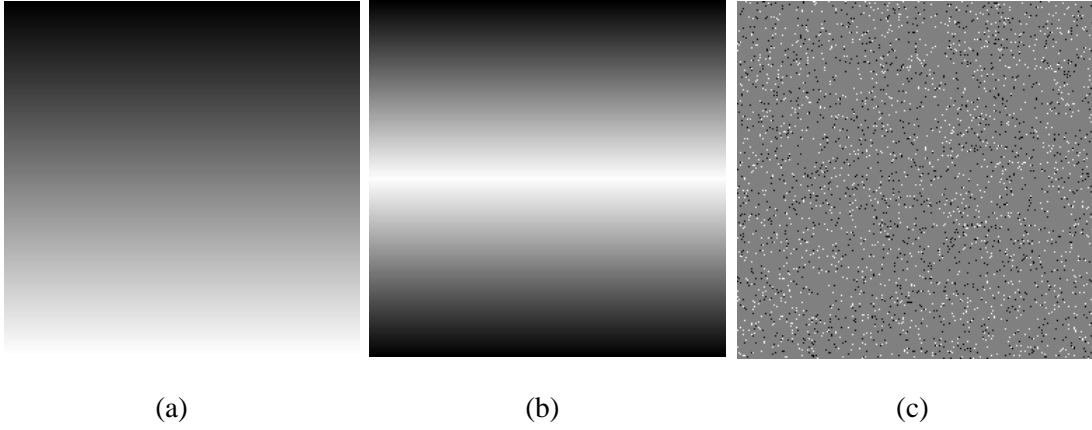


图 5.3 三种特定模式图像信号：(a)行向严格单调灰度图像 $r(x_1, x_2)$ ，(b)屋脊形图像 $t(x_1, x_2)$ ，(c)含噪常量图像 $c(x_1, x_2)$

Figure 5.3 Test pattern images. (a) Strictly monotonic image; (b) Tine-shaped image; (c) Constant image with salt & pepper noise ($d = 0.05$)

5.4 实验结果与分析

为检验所提取证算法的有效性，在合成模式图像上进行了定量的测试，具体实验方法与结果介绍如下。

5.4.1 合成模式图像

不失一般性，四种模式图像合成为 8-bit 灰度图像，如图 5.3 所示。具体地，严格单调图像定义为 $r(x_1, x_2) = x_1$ ， $x_1, x_2 = 0, 1, \dots, 255$ ；屋脊形图像定义为 $t(x_1, x_2)$ ， $x_2 = 0, 1, \dots, 254$ 且

$$t(x_1, :) = \begin{cases} 0, & x_1 = 0 \\ t(x_1 - 1, :) + 2, & x_1 \in \{1, 2, \dots, 127\} \\ t(x_1 - 1, :) - 2, & x_1 \in \{128, 129, \dots, 254\} \end{cases} \quad (19)$$

常量图像 $c(x_1, x_2)$ 的灰度级定义为 128 且分辨率为 256x256。其加噪版本利用 Matlab 函数 `imnoise` 实现，所叠加椒盐噪声的强度 d 可调。重采样由不同缩放因子下的双线性缩放模拟。

5.4.2 鉴别后处理型重采样算子

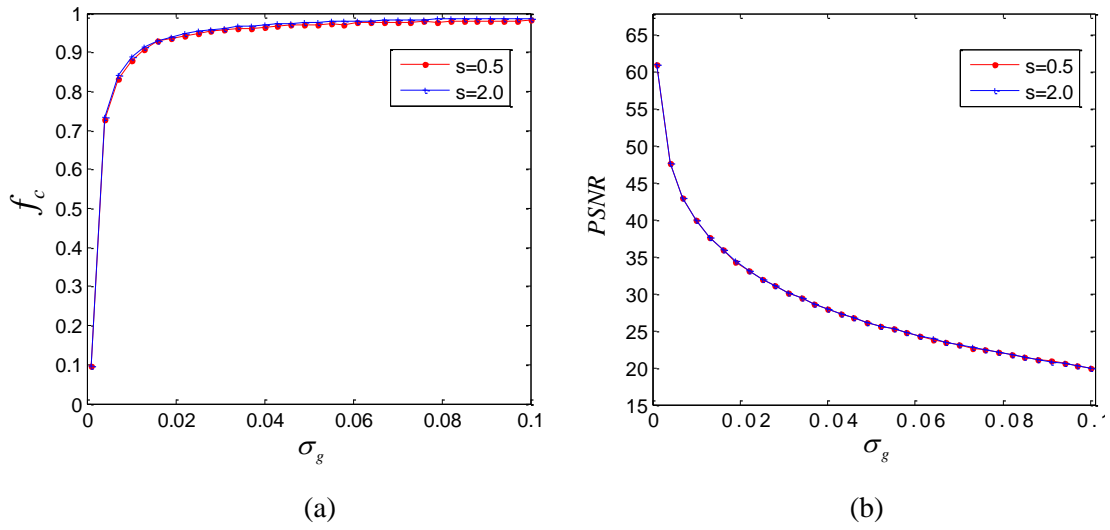


图 5.4 鉴别加噪后处理型重采样算子的测试结果：(a)一阶微分极性异常测度值 f_c ；(b)相对于传统重采样版本的 PSNR 值。其中 s 表示缩放因子

Figure 5.4 Metric of the noise addition based resampled images under different noise intensities. (a) Derivative aberration metric f_c ; (b) PSNR to the traditional resampled images. Here, s is the scaling factor

为模拟加噪型重采样算子，加性高斯白噪声 $n_g(x_1, x_2) \sim N(0, \sigma_g^2)$ 添加操作将紧随传统重采样操作而执行。以常量图像 $c(x_1, x_2)$ 为输入模式图像。相应地，经历不同类型重采样操作处理的输出图像的微分异常测度值 f_c 可依据式(5.17)计算出。测试结果表明，仅加噪后处理型重采样算子对应的 f_c 值不为零，其它类型算子的均为零。如图 5.4(a)所示，加噪后处理型重采样算子下恒有 $f_c > 0$ ，且算子内叠加高斯噪声强度越大，相应的值 f_c 也更大。由此即可首先鉴别出加噪型重采样算子。图 5.4(b)显示的 PSNR 值分布表明，当叠加的噪声强度越大，相应的图像视觉质量越差，被噪声污染的程度越重。

在鉴别出加噪后处理型重采样算子后，为进一步鉴别中值滤波后处理型重采样算子，需以含椒盐噪声的常量图像为输入模式图像，然后测度不同滤波核尺寸(w)和图像缩放因子(s)下，各重采样算子输出的一阶微分异常特征值 f_{cn} 随着椒盐噪声强度 d 的变化规律。如图 5.5 所示，测试结果表明中值滤波型重采样算子的特征值远低于其他算子的特征值，利用简单的阈值化分类(如 $\eta_s = 0.2$)即可鉴别出中值滤波后处理型重采样算子。至此，已成功鉴别出加噪和中值滤波两种后处理型重采样算子，余下取证任务是分别鉴别出几何失真型、双径型和传统类重采样算子。

5.4.3 鉴别几何失真型重采样算子

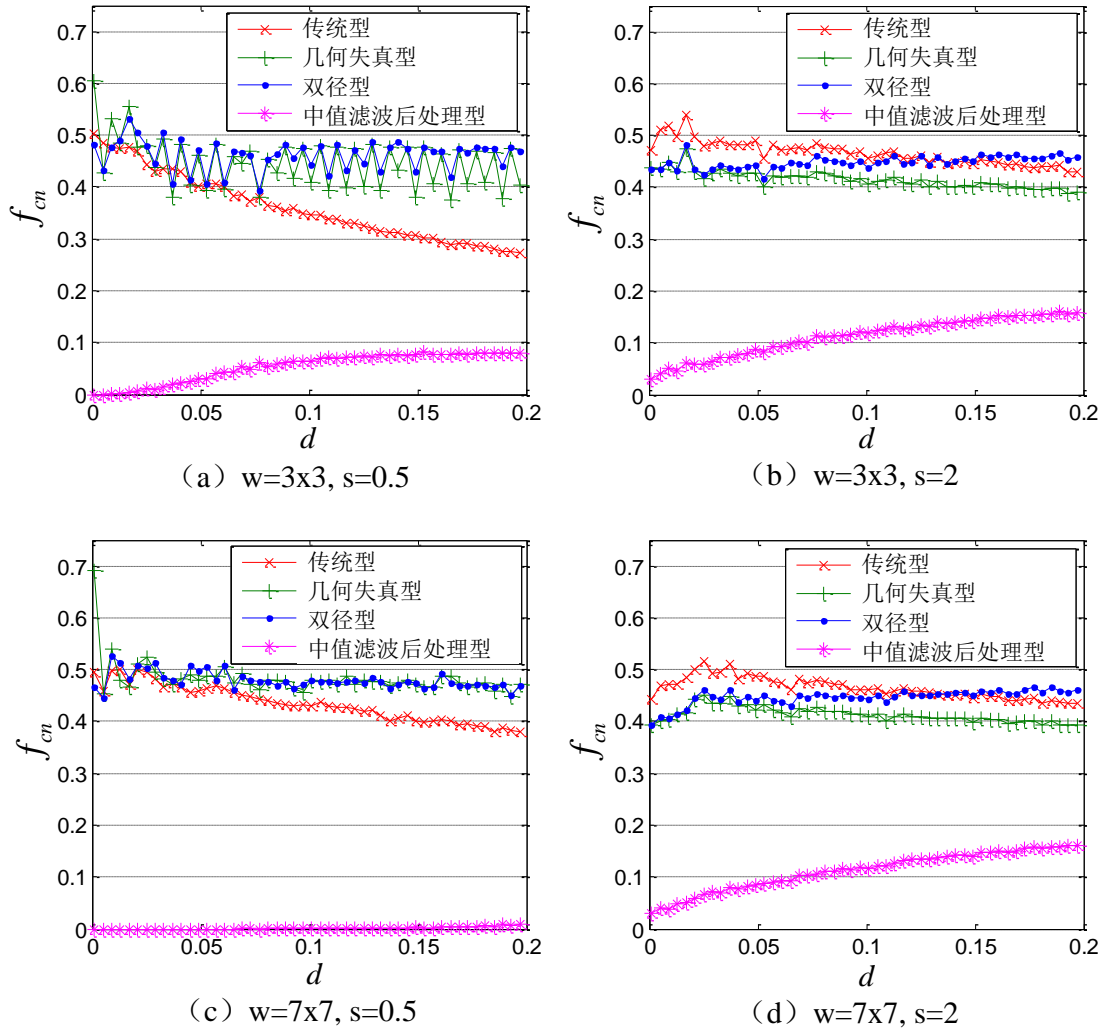


图 5.5 鉴别中值滤波型重采样算子的实验结果。具体统计不同窗口尺寸(w)和缩放因子(s)下，一阶微分异常特征值 f_{cn} 随着椒盐噪声强度 d 的变化与分布规律

Figure 5.5 Metric of the resampled images produced by applying different types of resampling on the constant image with salt & pepper noise. Here, d is the density of the salt & pepper noise. w is the window size of the involved median filter

为鉴别几何失真型重采样算子，需以严格单调图像 $r(x_1, x_2)$ 作为输入模式图像。测试中考虑了不同的几何失真强度与缩放因子的影响。图 5.6 所示为不同类型重采样输出图像的微分异常测度值 f_r 和 PSNR。不难看出，传统类和双径型重采样图像的 f_r 始终为零，而几何失真型的 f_r 通常都大于零，除极弱几何失真情形(如 $\sigma=0.2$)外。测试表明，几何失真强度越大， f_r 也越大。这验证了公式(5.14)中结论，即当 Δe_x 覆盖范围更大时， $\Delta r_g^s(x) < 0$ 的出现概率也越大。另一方面，较强的失真也会致使更严重的图像降质，由 PSNR 值分布即可验证。至此，又进一步鉴别出几何失真型重采样算子，余下取证任务是区分双径型和传统类重采样算子。

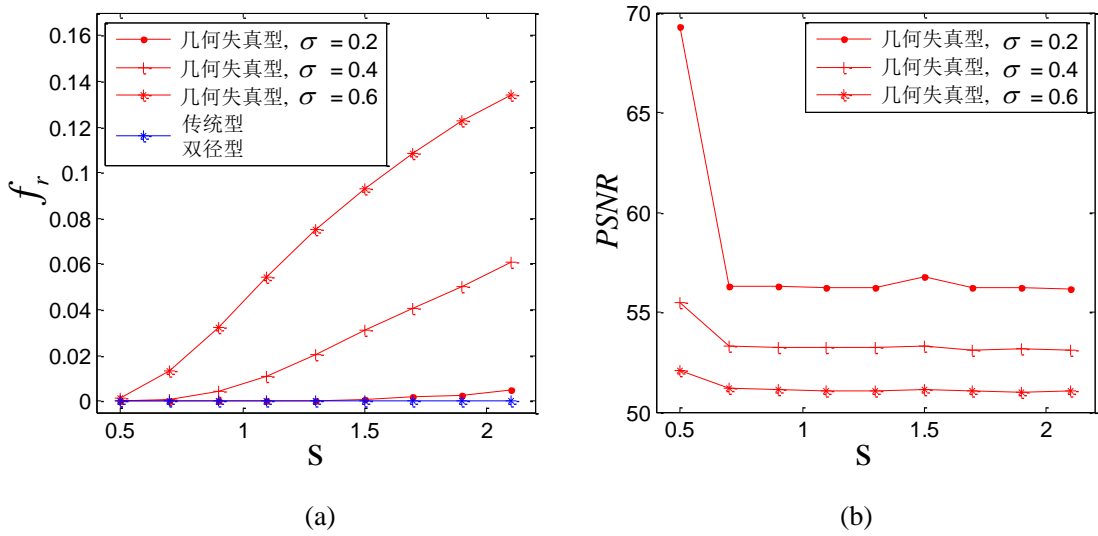


图 5.6 鉴别几何失真型重采样算子的测试结果：(a)一阶微分极性异常测度值 f_r ；(b)相对于传统重采样版本的 PSNR 值。其中 σ 表示高斯失真量的标准偏差

Figure 5.6 Metric of the resampled images produced by applying different types of resampling on the strictly monotonic image. (a) Derivative aberration metric f_r ; (b) PSNR to the traditional resampled image. Here, σ is the intensity of Gaussian distortion

5.4.4 鉴别双径型重采样算子

为鉴别双径型重采样算子，需利用屋脊形图像 $t(x_1, x_2)$ 为输入模式信号。双径型重采样算子的实现保持同原文献[86]一致，其中涉及到的中值滤波窗口尺寸为 5×5 ，几何失真量的标准偏差为 0.4。采用微分异常图来记录一阶微分极性与传统重采样版本不一致的像素位置。如图 5.7 所示，为两种缩放因子下鉴别几何抖动型和双径型重采样算子时所生成的一阶微分异常图，通过白色亮点(代表一阶微分极性异常处)的分布范围和密度即可鉴别二者。几何抖动型的异常位置散布在整个图像，而双径型的异常位置则集中分布在图像的中间行附近。造成这种结果的原因很显然是由于几何抖动造成微分异常的随机出现，几何抖动型中这种坐标的随机抖动作用于所有区域，而双径型中却中发生在“屋脊”区域附近。值得注意的是，传统型重采样算子对应的一阶微分异常图为全黑(无任何白点)，即 $f_t \equiv 0$ 。由此即可区分开双径型和传统类重采样算子，进而完成对所有类型重采样算子的取证鉴别。

5.4.5 讨论

我们简要讨论在一些特殊自然图像或图像区域中的非侵入式重采样操作取

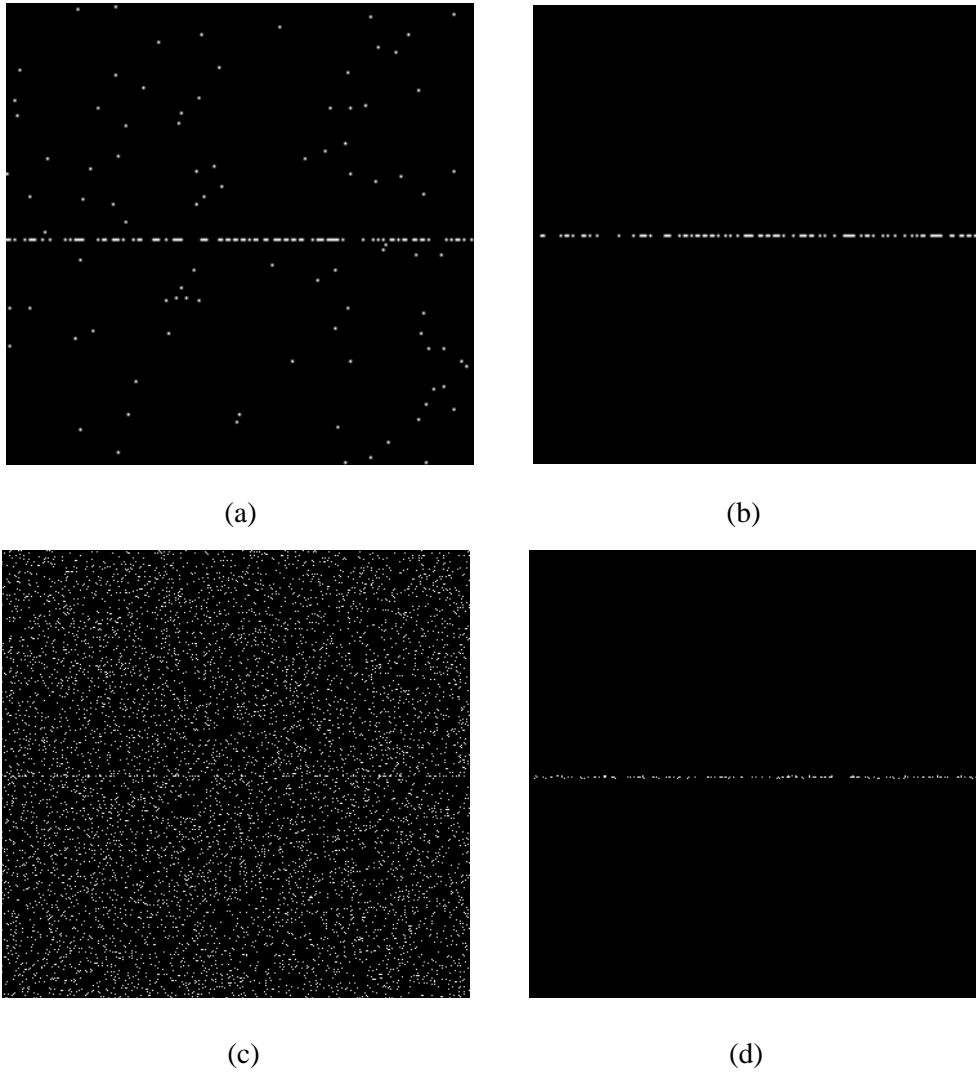


图 5.7 不同重采样算子的一阶微分异常图。(a)(c)几何抖动型; (b)(d)双径型

Figure 5.7 Derivative aberration map of the tine-shaped images scaled by different resampling operators. (a) GD-based $s = 0.8, f_t = 0.005$. (b) Dual-path-based $s = 0.8, f_t = 0.002$. (c) GD-based $s = 1.5, f_t = 0.051$. (d) Dual-path-based $s = 1.5, f_t = 0.001$

证。通过大量的实验观察发现，几何失真型重采样后图像的一阶微分异常会发生以下情形：1) 平滑且灰度值单调变化的图像区域。这类似于半非侵入式检测时所使用的严格单调模式图像 $r(x_1, x_2)$ 。此种情形常见于诸如墙面、天空、和纯色布料等自然图像对象区域。2) 含规则结构对象的区域，例如规则的砖墙、窗栏等。这类区域的特点是含有规则的几何形状的边缘集，且边缘锐利，常为阶跃型或楔形边缘。几何抖动重采样操作会对这些规则位置的像素坐标产生随机扰动，进而形成一定程度的一阶微分极性异常现象。这些新的发现可为反取证类型重采样操作的非侵入取证提供一些有价值的线索，也是今后重点关注的研究问题。

5.5 本章小结

本章主要探讨了现有反取证算法的可靠性，分析现有反取证性操作是否会被新的更精细的取证算法鉴别出来。现有的重采样算子可分为常规类和反取证类，前者即指常见的最近邻、双线性和双立方等传统重采样算子，后者包括后处理型、几何抖动型和双径型。对几何抖动型和双径型重采样算子进行完全非侵入式取证十分困难，而半侵入式取证存在可行性且很有意义。我们创新性地提出可鉴别包括反取证类在内重采样算子的半侵入式取证算法。具体设计了三种特定的模式信号依次作为输入，定性分析并论证了传统类、后处理型、几何抖动型和双径型等重采样算子的响应特性差异。通过提取输出图像的一阶微分异常特征以鉴别这四种重采样算子。

6 总结与展望

6.1 论文工作的总结

随着信息技术的快速发展，数字图像编辑变得越来越方便，包括润饰和篡改在内的数字图像修改也变得异常容易。在司法、新闻纪实等应用领域，恶意者常利用成熟的图像处理工具，对数字图像进行非法违规操作，如合成虚假图像等，达到以假乱真、欺骗人的视觉等恶意目的。这严重损害数字图像自身所传递信息的真实性和可靠性，进而引发人们对数字图像信息的信任危机。因此，为有效检测、发现这类违规图像操作，信息接收方需要通过技术手段验证图像数据的原始性和真实性，甚至还原图像的操作历史以获取更多信息。这就是数字图像操作取证技术的主要研究内容，对实现数字图像内容认证具有重要意义。本论文主要探讨数字图像操作取证问题，具体包括以下四个方面的工作：

1) **图像拼接检测**。作为一种常见的图像篡改方式，拼接操作一般会将两块或多块来自不同源图像的区域拼合成一幅新的虚假图像。合成图像完全由人为主观拼接而成，并未记录真实客观的场景信息。因此，通过检测拼接操作可实现图像真实性认证。针对现有的大多数拼接检测技术都存在算法复杂度高、鲁棒性差等不足，本文提出了两种新的数字图像拼接检测算法。首先，利用自然边缘与拼接边界所形成边缘在 CFA 内插特征一致性方面的差异，提出一种快速有效的图像拼接检测算法。其次，针对图像拼接后进行边界模糊润饰这一实际篡改情形，在国际上较早指出拼接后处理问题，提出一种基于边缘模糊度估计的拼接检测算法。实验结果表明，所提方案具有算法复杂度低和简单快速等优点，检测的准确率也优于部分算法，可实现对拼接边界的准备定位。

2) **滤波操作取证**。数字图像滤波常用于图像增强，如局部对比度增强、去噪、平滑、模糊和润饰等。常用的图像滤波技术包括 USM 锐化、中值滤波和低通滤波(如高斯低通滤波和均值滤波)等。滤波操作本身就破坏了数字照片图像的原始性，也常以后处理方式被用来掩饰拼接操作痕迹。因此，研究滤波操作检测问题对于鉴别照片图像的原始性、验证图像处理历史和检测拼接操作都具有重要意义。本文针对 USM 锐化和中值滤波两种操作，分别设计了相应的取证算法。具体地，在国际上首次创新性地提出数字图像锐化操作取证问题。从理论上分析了 USM 锐化导致单边平坦型边缘处过冲效应的产生机理，提出了一种有效的图像 USM 锐化操作检测方案。同时，在国际上较早提出中值滤波取证问题，并提出了一种基于图

像微分域统计特性分析的中值滤波操作检测算法。测试结果表明，所提方法可有效鉴别目标滤波操作，在无后处理干扰情形下具有较高的鉴别性能。

3) **对比度增强取证**。数字图像对比度增强是一种像素值映射操作。为实现数字图像的精细取证，通常也需要鉴别一幅图像关于对比度增强操作方面的历史信息，判别其是否经历过对比度增强，鉴别映射函数曲线的大致形状。为此，本文深入研究了对比度增强取证相关技术，其主要贡献与结论如下：i) 提出改进的全局对比度增强检测算法，可有效检测各种压缩质量数字图像上的对比度增强操作；ii) 设计一种快速有效的伽玛参数盲估计算法；iii) 针对拼接过程中源图像区域可能经历不同对比度增强情景，提出以直方图峰/谷 bin 位置分布作为指纹性特征，通过自匹配的方法实现图像拼接操作检测；iv) 分析现有对比度增强取证算法的可靠性，利用操作痕迹隐藏策略设计一种对比度增强反取证算法。大量数据集以及具体篡改图像实例上的测试结果表明，相比现有的对比度增强取证技术，所提算法均取得一定幅度的性能提高；同时，可有效鉴别双源增强情形下的拼接检测，所提反取证技术也有效验证了现有取证算法的安全性。

4) **重采样算子源取证**。针对包括新的反取证型在内的多种重采样算子，提出了一种新颖的半侵入式重采样算子源鉴别算法，适用于重采样算子能以黑盒形式访问的应用场合。定性分析出严格单调信号在经历不同类型重采样操作后一阶微分极性的变化规律，提出一种完整的半侵入式重采样算子来源鉴别方案。实验结果显示，所提方法可有效鉴别出不同重采样算子的类型。

6.2 工作展望

数字图像取证技术的研究受到国内外研究者的广泛关注和重视。图像操作取证与图像源鉴别等方向的研究均取得重大进展，在特定场景中也取得了良好的实用效果。尽管现有的技术各有优势，但仍然存在很多关键问题亟需解决。至少在以下几个方面期待突破：

1) **图像操作历史取证**。尽管目前数字取证技术已经得到了广泛的重视，但是其技术研究仍然处于起步阶段。现有的取证技术往往对复杂的篡改伪造过程进行了一定程度的假设和简化，仅对某一种或某一类篡改伪造操作进行了建模和检测取证；而实际的篡改伪造操作往往较为复杂，通常是多种不同操作的组合，即构成图像的操作历史。如何对篡改伪造操作更好地建模，如何鉴别完整的图像操作历史，是实现数字图像精细取证将要面临的重要问题。

2) **增强算法的适用性和鲁棒性**。现有的数字图像取证技术方案仍存在准确性低、适用性不佳以及鲁棒性差等问题，严重制约了其实际应用与推广。譬如，就

适用性而言，现有的对比度增强取证和锐化操作检测算法在高分辨率、高压缩质量的测试图像上均可取得较高的检测性能，却几乎完全失效于低分辨率、低压缩质量情形；就鲁棒性而言，大部分操作取证算法均在一定程度上失效于各种类型的后处理，如现有的对比度增强取证算法均无法抵抗 JPEG 压缩、加噪等后处理。如何设计更加适用且鲁棒的数字图像取证算法，以满足司法文检等应用领域对取证结果准确性的严格要求，是这类技术今后首要解决的问题。随着伪造者的伪造技术的日益提高，单一的取证技术已无法满足实际的取证和鉴定的需要，未来可靠的取证技术需要依靠多角度、全方位的对多种取证算法的综合运用。

3) **提高算法的安全性。**由于数字图像操作本身的复杂性，要真正实现绝对安全可靠的操作取证，现有的算法仍难达到。随着对已有取证技术的深入分析，反取证技术也不断得到了发展，致使原取证技术相继被破解并失效。我们认为，如同数字水印技术一样，安全性问题将成为阻碍数字图像取证技术走向实际应用的一道屏障。如何有效消去现有数字取证技术的安全隐患，设计更加可靠且安全的数字媒体取证技术，仍是本领域今后亟需重点突破的方向。

4) **设计规范与性能评价体系。**提出完整的数字图像取证系统模型和设计规范，推进各类取证算法的实际应用。建立统一客观的评价体系，对各类取证技术进行全面客观的性能评估，包括准确性、可靠性和安全性等，以确保所设计方案的先进性与实用性，使之有效服务于社会。

数字图像取证技术的研究受到研究者的广泛关注和重视。我们相信，随着研究的不断深入，更加安全可靠、符合实际应用需求的取证技术必将被提出，为数字图像内容安全提供有力保障。

参考文献

- [1] A. Popescu and H. Farid. Statistical tools for digital forensics. Proc. of International Conference on Information Hiding. Toronto: Springer. 2004: 128-147
- [2] A. Popescu. Statistical tools for digital image forensics [Dissertation]. New Hampshire, USA. Dartmouth College. 2005
- [3] J. Fridrich. Digital image forensics. IEEE Signal Processing Magazine. 2009, 26(2): 26-37
- [4] 曹刚, 赵耀, 倪蓉蓉. 多媒体内容认证. 中国计算机学会通讯. 2011, 7(2): 37-42
- [5] 赵耀, 曹刚, 倪蓉蓉. 2011 中国计算机科学技术发展报告. 北京: 机械工业出版社. 2012: 260-262
- [6] Digital image forgeries: <http://www.cs.dartmouth.edu/farid/research/digitaltampering>
- [7] T.-T. Ng. Statistical and geometric methods for passive-blind image forensics [Dissertation]. New York, USA. Columbia University. 2007
- [8] 骆伟祺. 多媒体被动认证方法研究[学位论文]. 广州. 中山大学. 2008
- [9] H. Farid. A survey of image forgery detection. IEEE Signal Process. Mag.. 2009, 2(26): 16-25.
- [10] J. A. Redi, W. Taktak and J.-L. Dugelay. Digital image forensics: A booklet for beginners. Multimedia Tools Application. 2011, 51(1): 133-162
- [11] B. Mahdian and S. Saic. A bibliography on blind methods for identifying image forgery. Signal Processing: Image Communication. 2010, 25(6): 389-399
- [12] 吴琼, 李国辉, 涂丹, 孙韶杰. 基于真实性鉴别的数字图像盲取证技术综述. 自动化学报. 2008, 34(12): 1458-1466
- [13] 王波, 孔祥维, 沈林杰, 孟凡洁, 尤新刚. 司法文检中的数字取证技术. 第七届全国信息隐藏暨多媒体信息安全学术大会论文集. 南京. 2007: 271-275
- [14] R. C. Gonzalez and R. E. Woods. Digital image processing (2nd Edition). Prentice Hall. 2002
- [15] 阮秋琦. 数字图像处理. 北京: 电子工业出版社. 2007
- [16] T.S.Huang(ed.). Two-dimensional digital signal processing II, Transforms and Median Filters. Springer-Verlag. 1981
- [17] A.V. Oppenheim and R.W. Schaffer. Discrete-time signal processing. Prentice Hall. 1989
- [18] 姚天仁. 数字信号处理. 武汉: 华中科技大学出版社. 2004
- [19] W. B. Pennebaker and J. L. Mitchell. JPEG still image data compression standard. Van Nostrand Reinhold, New York. 1993
- [20] M. K. Johnson and H. Farid. Exposing digital forgeries in complex lighting environments. IEEE Trans. on Information Forensics and Security. 2007, 2(3): 450-461
- [21] D. Mahajan, R. Ramamoorthi and B. Curless. A theory of frequency domain Invariants: spherical harmonic identities for BRDF/lighting transfer and image consistency. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2008, 30(2): 197-213
- [22] G. Cao, Y. Zhao and R. Ni. Image composition detection using object-based color consistency. Proc. of International Conference on Signal Processing. Beijing: IEEE. 2008: 1186-1189
- [23] Q. Liu, X. Cao, C. Deng and X. Guo. Identifying image composites through shadow matte consistency. IEEE Trans. on Information Forensics and Security. 2011, 6(3): 1111-1122

- [24] T.-T. Ng and S.-F. Chang. A model for image splicing. Proc. of International Conference on Image Processing. Singapore: IEEE. 2004: 1169-1172
- [25] W. Chen, Y. Q. Shi and W. Su. Image splicing detection using 2-D phase congruency and statistical moments of characteristic function. Proc. of Security, Steganography and Watermarking of Multimedia Contents IX. San Jose: SPIE. 2007: 65050R
- [26] J. Lukas, J. Fridrich and M. Goljan. Detecting digital image forgeries using sensor pattern noise. Proc. of Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents VIII. San Jose: SPIE. 2006: 362-372
- [27] M. Chen, J. Fridrich, et al. Determining image origin and integrity using sensor noise. IEEE Trans. on Information Forensics and Security. 2008, 3(1): 74-90
- [28] Y.-F. Hsu and S.-F. Chang. Detecting image splicing using geometry invariants and camera characteristics consistency. Proc of International Conference on Multimedia and Expo. Toronto: IEEE. 2006: 549-552
- [29] Y.-F. Hsu and S.-F. Chang. Image splicing detection using camera response function consistency and automatic segmentation. Proc of International Conference on Multimedia and Expo. Beijing: IEEE. 2007: 28-31.
- [30] Z. Lin, R. Wang, X. Tang and H.-Y. Shum. Detecting doctored images using camera response normality and consistency. Proc. of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: IEEE. 2005: 1087-1092
- [31] 曹刚, 赵耀, 倪蓉蓉. 基于边缘 CFA 内插特征一致性的图像拼接检测. 东南大学学报(自然科学版). 2009, 39(3): 459-463
- [32] A. C. Popescu and H. Farid. Exposing digital forgeries in color filter array interpolated images. IEEE Trans. on Signal Processing. 2005, 53(10): 3948-3959
- [33] A. C. Gallagher and T. Chen. Image authentication by detecting traces of demosaicing. Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Anchorage: IEEE. 2008: 1-8
- [34] A. E. Dirik and N. Memon. Image tamper detection based on demosaicing artifacts. Proc. of International Conference on Image Processing. Cairo: IEEE. 2009: 1497-1500
- [35] P. Ferrara, T. Bianchi, et al. Image forgery localization via fine-grained analysis of CFA artifacts. IEEE Trans. on Information Forensics and Security. 2012, 7(5): 1566-1577
- [36] J. Fridrich, D. Soukal and J. Lukas. Detection of copy-move forgery in digital images. Proc. of Digital Forensic Research Workshops. Cleveland: DFRWS. 2003:55-61
- [37] W. Luo, J. Huang and G. Qiu. Robust detection of region-duplication forgery in digital image. Proc. of International Conference on Pattern Recognition. H. K.: IEEE. 2006: 746-749
- [38] S. Bayram, H. T. Sencar and N. Memon. An efficient and robust method for detecting copy-move forgery. Proc. of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Taipei: IEEE. 2009: 19-24
- [39] S.-J. Ryu, M.-J. Lee and H.-K. Lee. Detection of copy-rotate-move forgery using zernike moments. Proc. of International Workshop on Information Hiding. Calgary: Springer. 2010: 51-65
- [40] X. Pan and S. Lyu. Region duplication detection using image feature matching. IEEE Trans. on Information Forensics and Security. 2010, 5(4): 857-867
- [41] I. Amerini, L. Ballan, et al. A SIFT-based forensic method for copy-move attack detection and transformation recovery. IEEE Trans. on Information Forensics and Security. 2011, 6(3): 1099

-1110

- [42] M. K. Bashar, K. Noda, N. Ohnishi and K. Mori. Exploring duplicated regions in natural images. *IEEE Trans. on Image Processing*. 2010, 1(1): 1-40
- [43] W. Wang and H. Farid. Exposing digital forgeries in video by detecting duplication. *Proc. of Workshop on Multimedia and Security*. Dallas, TX: ACM. 2007: 35-42
- [44] J. Jia, J. Sun, C.-K. Tang and H.-Y. Shum. Drag-and-drop pasting. *Proc. of Special Interest Group on Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH)*. Boston: ACM. 2006: 631-637
- [45] A. Agarwala. Efficient gradient-domain compositing using quad trees. *ACM Trans. on Graph.* 2007, 26(3): 94-106
- [46] G. Cao, Y. Zhao and R. Ni. Edge-based blur metric for tamper detection. *Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing*. 2010, 1(1): 20-27
- [47] Y. Sutcu, B. Coskun, H.T. Sencar and N. Memon. Tamper detection based on regularity of wavelet transform coefficients. *Proc. of International Conference on Image Processing*. San Antonio: IEEE. 2007: 397-400
- [48] D. Hsiao and S. Pei. Detecting digital tampering by blur estimation. *Proc. of First International Workshop on Systematic Approaches to Digital Forensic Engineering*. Washington: IEEE. 2005: 264-278
- [49] L. Zhou and D. Wang. Blur detection of digital forgery using mathematical morphology. *Proc. of First KES International Symposium on Agent and Multi-Agent Systems: Technologies and Applications*. Wroclaw: Springer. 2007: 990-998
- [50] 王波, 孙璐璐, 孔祥维, 尤新刚. 图像伪造中模糊操作的异常色调率取证技术. *电子学报*. 2006, 34(12A): 2451-2454
- [51] 周琳娜, 王东明, 郭云彪. 基于数字图像边缘特性的形态学滤波取证技术. *电子学报*. 2008, 36(6): 1048-1051
- [52] H. Hu and G. Haan. Low cost robust blur estimator. *Proc. of International Conference on Image Processing*. Atlanta: IEEE. 2006: 617-620
- [53] S. Bayram, I. Avcubas, B. Sankur and N. Memon. Image manipulation detection. *Journal of Electronic Imaging*. 2006, 15(4): 04110201- 04110217
- [54] W.-H. Chuang, A. Swaminathan and M. Wu. Tampering identification using empirical frequency response. *Proc. of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Taipei: IEEE. 2009: 1517-1520
- [55] H. Gou, A. Swaminathan and M. Wu. Noise features for image tampering detection and steganalysis. *Proc. of International Conference on Image Processing*. San Antonio: IEEE. 2007: VI-97-100
- [56] A. Swaminathan, M. Wu and K. J. R. Liu. Digital image forensics via intrinsic fingerprints. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. 2008, 3(1): 101-117
- [57] 曹刚, 赵耀, 倪蓉蓉. 一种基于振铃效应分析的图像锐化取证算法. *计算机研究与发展*. 2009, 46(Suppl.): 217-220
- [58] G. Cao, Y. Zhao and R. Ni. Detection of image sharpening based on histogram aberration and ringing artifacts. *Proc. of International Conference on Multimedia and Expo*. New York: IEEE. 2009: 1026-1029
- [59] G. Cao, Y. Zhao, R. Ni and A. C. Kot. Unsharp masking sharpening detection via overshoot

- p>artifacts analysis.
- IEEE Signal Processing Letters*
- . 2011, 18(10): 603-606
- [60] Unsharp masking sharpening: <http://www.cambridgeincolour.com/tutorials/unsharp-mask.htm>
- [61] J. Schavemaker, M. Reinders, J. Gerbrands and E. Backer. Image sharpening by morphological filtering. *Pattern Recognition*. 2000, 33(6): 997-1012
- [62] G. Ramponi, N. Strobel, S. Mitra and T. Yu. Nonlinear unsharp masking methods for image contrast enhancement. *Journal of Electronic Imaging*. 1996, 5(3): 353-366
- [63] J. S. Lee. Digital image enhancement and noise filtering by using local statistics. *IEEE Trans. on Pattern Analysis Machine Intelligence*. 1980, PAMI-2(2): 165-168
- [64] A. Polesel, G. Ramponi and V. J. Mathews. Image enhancement via adaptive unsharp masking. *IEEE Trans. on Image Processing*. 2000, 9(3): 505-510
- [65] G. Cao, Y. Zhao, R. Ni, L. Yu and H. Tian. Forensic detection of median filtering in digital images. *Proc. of International Conference on Multimedia and Expo*. Singapore: IEEE. 2010: 89-94
- [66] M. Kirchner and J. Fridrich. On detection of median filtering in digital images. *Proc. of Electronic Imaging: Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Content*. CA: SPIE. 2010: 754110-12
- [67] G. Cao, Y. Zhao, R. Ni and A. Kot. Efficient contrast enhancement forensics with application to image forgery detection. *IEEE Trans. on Multimedia*. 2012, under 2nd review
- [68] G. Cao, Y. Zhao and R. Ni. Forensic estimation of gamma correction in digital images. *Proc. of International Conference on Image Processing*. H. K.: IEEE. 2010: 2097-2100
- [69] M. C. Stamm and K. J. R. Liu. Blind forensics of contrast enhancement in digital images. *Proc. of International Conference on Image Processing*. San Diego: IEEE. 2008: 3112- 3115
- [70] M. C. Stamm and K. J. R. Liu. Forensic estimation and reconstruction of a contrast enhancement mapping. *Proc. of International Conference on Acoustics, Speech and Signal*. Dallas, Texas: IEEE. 2010:1698-1701
- [71] M. C. Stamm and K. J. R. Liu. Forensic detection of image manipulation using statistical intrinsic fingerprints. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. 2010, 5(3): 492-506
- [72] H. Farid. Blind inverse gamma correction. *IEEE Trans. on Image Processing*. 2001, 10(10): 1428-1433
- [73] A. C. Popescu and H. Farid. Exposing digital forgeries by detecting traces of resampling. *IEEE Trans. on Signal Processing*. 2005, 53(2): 758-767
- [74] A. C. Gallagher. Detection of linear and cubic interpolation in JPEG compressed images. *Proc. of Canadian Conference on Computer and Robot Vision*. Victoria: IEEE. 2005: 65-72
- [75] B. Mahdian and S. Saic. Blind authentication using periodic properties of interpolation. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. , 2008, 3(3): 529-538
- [76] W. Wei, S. Wang, et al. Estimation of image rotation angle using interpolation-related spectral signatures with application to blind detection of image forgery. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. 2010, 5(3): 507-517
- [77] G. Cao, Y. Zhao and R. Ni. Forensic identification of resampling operators: a semi non-intrusive approach. *Forensic Science International*. 2012, (216): 1-3
- [78] J. Lukas and J. Fridrich. Estimation of primary quantization matrix in double compressed JPEG images. *Proc. of Digital Forensic Research Workshops*. Cleveland: DFRWS. 2003: 5-8

- [79] R. Neelamani, R. Queiroz, et al. JPEG compression history estimation for color images. *IEEE Trans. on Image Processing*. 2006, 15(6): 1365-1378
- [80] H. Farid. Exposing digital forgeries from JPEG ghosts. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. 2009, 4(1): 154-160
- [81] Z. Lin, J. He, X. Tang, and C.-K. Tang. Fast, automatic and fine-grained tampered JPEG image detection via DCT coefficient analysis. *Pattern Recognition*. 2009, 42(11): 2492-2501
- [82] W. Luo, J. Huang and G. Qiu. JPEG error analysis and its applications to digital image forensics. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. 2010, 5(3): 480-491
- [83] W. Wang, J. Dong, and T. Tan. Exploring DCT coefficient quantization effect for image tampering localization. *Proc. of workshop on Information Forensics and Security*. Fozdo Iguaçu: IEEE. 2011: 1-6
- [84] T. Bianchi and A. Piva. Image forgery localization via block-grained analysis of JPEG artifacts. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. 2012, 7(3): 1003-1017
- [85] T. Gloe, M. Kirchner, A. Winkler and R. Böhme. Can we trust digital image forensics? *Proc. of International Conference on Multimedia*. New York: ACM. 2007: 78-86
- [86] M. Kirchner and R. Böhme. Hiding traces of resampling in digital images. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. 2008, 3(4): 582-592
- [87] G. Cao, Y. Zhao and R. Ni. Attacking contrast enhancement forensics in digital images. *SCIENCE CHINA Information Sciences*. Accepted. 2013
- [88] G. Cao, Y. Zhao, R. Ni and H. Tian. Anti-forensics of contrast enhancement in digital images. *Proc. of ACM Multimedia and Security Workshop*. Roma: ACM. 2010: 25-34
- [89] C.-W. Kwok, O. C. Au and S.-H. Chui. Alternative anti-forensics method for contrast enhancement. *Proc. of International Conference on Digital-Forensics and Watermarking*. Atlantic City: Springer. 2011: 23-26
- [90] M. Kirchner and R. Böhme. Synthesis of color filter array pattern in digital images. *Proc. of Electronic Imaging: Media Forensics and Security*. San Jose: SPIE. 2009:72540
- [91] M. C. Stamm and K. J. R. Liu. Anti-forensics of digital image compression. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. 2011, 6(3): 1050-1065
- [92] M. C. Stamm, W. S. Lin and K. J. R. Liu. Temporal forensics and anti-forensics for motion compensated video. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. 2012, 7(4): 1315-1329
- [93] M. Barni, M. Fontani and B. Tondi. A universal technique to hide traces of histogram-based image manipulations. *Proc. of ACM Multimedia and Security Workshop*. Coventry: ACM. 2012: 97-104
- [94] M. Barni. A game theoretic approach to source identification with known statistics. *Proc. of International Conference on Acoustics, Speech and Signal*. Kyoto: IEEE. 2012: 1745-1948
- [95] R. Böhme and M. Kirchner. Counter-forensics: attacking image forensics. A chapter of the book “Digital Image Forensics”, H. T. Sencar and N. Memon (eds.). Springer, 2012
- [96] C. Fei, D. Kundur and R. H. Kwong. Analysis and design of secure watermark-based authentication systems. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*. 2006, 1(1): 43-55
- [97] The forged image is cited from: <http://luxa.org.php>
- [98] B. Zhang and J. P. Allebach. Adaptive bilateral filter for sharpness enhancement and noise removal. *IEEE Trans. on Image Processing*. 2008, 17(5): 664-678

- [99] K. He, J. Sun and X. Tang. Guided image filtering. Proc. of European Conference on Computer Vision. Crete: Springer. 2010: 1-14
- [100] 唐胜. 多媒体数字签名技术研究[学位论文]. 北京: 中国科学院计算技术研究所. 2006
- [101] Q. Sun and S.-F. Chang. A secure and robust digital signature scheme for JPEG2000 image authentication. IEEE Trans. on Multimedia. 2005, 7(3): 480-494
- [102] C.-S. Lu and H.-Y. Mark Liao. Structural digital signature for image authentication: an incidental distortion resistant scheme. IEEE Trans. on Multimedia. 2003, 5(2): 161-173
- [103] W. Lu, A. L. Varna and M. Wu. Forensic hash for multimedia information. Proc. of Media Forensics and Security II. San Jose: SPIE. 2010: 1-10
- [104] R. Ni, Q. Ruan and Y. Zhao. Pinpoint authentication watermarking based on a chaotic system. Forensic Science International. 2008, 179(1): 54-62
- [105] M. Yeung and F. Mintzer. An invisible watermarking technique for image verification. Proc. of International Conference on Image Processing. Santa Barbara: IEEE. 1997:680-683
- [106] P. W. Wong and N. Memon. Secret and public key image watermarking schemes for image authentication and ownership verification. IEEE Trans. on Image Processing. 2001, 10(10): 1593-1601
- [107] C.-Y. Lin and S.-F. Chang. Semi-fragile watermarking for authenticating JPEG visual content. Proc. of Security and Watermarking of Multimedia Content II. San Jose: SPIE. 2000:140-151
- [108] T.-Y. Lee and S. D. Lin. Dual watermark for image tamper detection and recovery. Pattern Recognition. 2008, 41(11):3497-3506
- [109] H. J. Kim, V. Sachnev, et al. A novel difference expansion transform for reversible data embedding. IEEE Trans. on Information Forensics and Security. 2008, 3(3): 456-465
- [110] S. Weng, Y. Zhao, J.-S. Pan and R. Ni. Reversible watermarking based on invariability and adjustment on pixel pairs. IEEE Signal Processing Letters. 2008, 15: 721-724
- [111] S. Weng, Y. Zhao, R. Ni and J.-S. Pan. Lossless data hiding based on prediction-error adjustment. Science in China Series F-Information Sciences. 2009, 52(2): 269-275
- [112] A. Swaminathan, M. Wu and K. J. R. Liu. Non-intrusive component forensics of visual sensors using output images. IEEE Trans. on Information Forensics and Security. 2007, 2(1): 91-106.
- [113] A. Swaminathan, M. Wu and K. J. R. Liu. Component Forensics: Theory, Methodologies, and Applications. IEEE Signal Processing Magazine. 2009, 26(2):38-48
- [114] H. Cao and A. Kot. Accurate detection of demosaicing regularity for digital image forensics. IEEE Trans. on Information Forensics and Security. 2009, 4(4): 899-910
- [115] S. Lyu and H. Farid. How realistic is photorealistic? IEEE Trans. on Signal Processing. 2005, 53(2) : 845-850
- [116] N. Khanna, G. T.-C. Chiu, et al. Forensic techniques for classifying scanner, computer generated and digital camera images. Proc. of International Conference on Acoustics, Speech and Signal. Las Vegas: IEEE. 2008: 1653-1656
- [117] H. Gou, A. Swaminathan and M. Wu. Intrinsic sensor noise features for forensic analysis on scanners and scanned images. IEEE Trans. on Information Forensics and Security. 2009, 4(3): 476-491
- [118] L. P. Freire. Digital watermarking security [Dissertation]. Vigo: Universidade de Vigo. 2008

- [119] M. J. Holliman and N. D. Memon. Counterfeiting attacks on oblivious block-wise independent invisible watermarking schemes. *IEEE Trans. on Image Processing*. 2000, 9(3): 432-441
- [120] R. C.-W. Phan. Tampering with a watermarking-based image authentication scheme. *Pattern Recognition*. 2008, 41(11): 3493-3496
- [121] G. Cao, Y. Zhao and R. Ni. Tampering attacks on BPOF-Based watermarking schemes for image authentication. *Optical Engineering*. 2011, 50(5): 057004
- [122] J. Zhou and J. Glotzbach. Image pipeline tuning for digital cameras. *Proc. of International Symposium on Consumer Electronics*. Dallas: IEEE. 2007: 1-4
- [123] K. G. Bahadir, G. John, et al. Demosaicking: color filter array interpolation. *IEEE Signal Processing Magazine*. 2005, 22(1): 44-54
- [124] I. Yerushalmy and H. Hel-Or. Digital image forgery detection based on lens and sensor aberration. *International Journal of Computer Vision*. 2011, 92(1): 71-91
- [125] M. K. Johnson and H. Farid. Exposing digital forgeries through chromatic aberration. *Proc. of ACM Multimedia and Security Workshop*. Geneva: ACM. 2006: 48-55
- [126] G. E. Healey and R. Kondepudy. Radiometric CCD camera calibration and noise estimation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1994, 16(3): 267-276
- [127] S. Lyu. Estimating vignetting function from a single image for image authentication. *Proc. of ACM Multimedia and Security Workshop*. Roma: ACM. 2010: 3-12
- [128] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1986, 8(6): 679-698
- [129] G. Schaefer and M. Stich. UCID - An uncompressed colour image database. *Proc. of Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia*. San Jose: SPIE. 2004: 472-480
- [130] P. Bas, T. Filler and T. Pevny. Break our steganographic system the ins and outs of organizing BOSS. *Proc. of International Workshop on Information Hiding*. Prague: Springer. 2011: 59-70

附录 A

关于 USM 锐化引起过冲效应的存在性证明

本附录给出对 3.3.2 小节中公式(3.11)的详细证明, 即证明 $d(t_s) > 0$ 。

首先, 我们给出 $d(t_s)$ 的具体表达式, 即公式(3.10)的具体推导过程。由 3.3.2 小节中相关背景知识, 理想的边际平坦边缘信号定义为:

$$t(n) = \begin{cases} C, & n = -M_l, -M_l + 1, \dots, -1 \\ C - n \tan(\alpha), & n = 0, 1, \dots, M_r \end{cases}$$

自然图像中的边际平坦边缘信号定义为:

$$\begin{aligned} t_u(n) &= t(n) * g(n, \sigma) \\ &= C - \tan(\alpha) \cdot \sum_{k=-\infty}^n (n-k) \cdot g(k, \sigma) \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

其中, $g(n, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(-\frac{n^2}{2\sigma^2})$ 。

基于 USM 锐化基本原理和公式(A.1), 经历 USM 锐化后图像中的边际平坦边缘信号为:

$$\begin{aligned} t_s(n) &= t_u(n) + \lambda \cdot (t_u(n) - t_u(n) * g(n, \sigma_s)) \\ &= C + \lambda \cdot \tan(\alpha) \cdot \sum_{k=-\infty}^n (n-k) g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) - (1 + \lambda) \cdot \tan(\alpha) \cdot \sum_{k=-\infty}^n (n-k) g(k, \sigma) \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

其中利用了高斯核卷积特性: $g(n, \sigma) * g(n, \sigma_s) = g(n, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2})$ 。

利用模拟域积分替换离散域序列求和, 式(A.2)可重写为:

$$t_s(x) = C + \lambda \cdot \tan(\alpha) \cdot \int_{-\infty}^x (x-z) g(z, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) dz - (1 + \lambda) \cdot \tan(\alpha) \cdot \int_{-\infty}^x (x-z) g(z, \sigma) dz \quad (\text{A.3})$$

利用微分法求极值, 对式(A.3)两边求微分, 可得

$$\frac{dt_s(x)}{dx} = \lambda \cdot \tan(\alpha) \cdot \int_{-\infty}^x g(z, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) dz - (1 + \lambda) \cdot \tan(\alpha) \cdot \int_{-\infty}^x g(z, \sigma) dz.$$

令 $\frac{dt_s(x)}{dx} = 0$, 可求解得 $x = x^*$, 并满足: $\int_{-\infty}^{x^*} g(z, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) dz / \int_{-\infty}^{x^*} g(z, \sigma) dz = \frac{1 + \lambda}{\lambda}$ 。

相应地, 令 $\nabla t_s(n) = 0$, 可求得 $n = n^*$, 具体地:

$$n = \left\{ n^* \left| \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \right. / \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sigma) = \frac{1+\lambda}{\lambda}, \text{ and } n^* < 0 \right\}. \quad (\text{A.4})$$

合并式(A.2)和式(A.4), 可得

$$\begin{aligned} \max_{n \leq 0} (t_s) &= t_s(n^*) \\ &= C - \lambda \cdot \tan(\alpha) \cdot \sum_{k=-\infty}^{n^*} k \cdot g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) + (1+\lambda) \cdot \tan(\alpha) \cdot \sum_{k=-\infty}^{n^*} k \cdot g(k, \sigma) \end{aligned}$$

故

$$\begin{aligned} d(t_s) &= \max_{n \leq 0} (t_s) - C \\ &= (1+\lambda) \cdot \tan(\alpha) \cdot \sum_{k=-\infty}^{n^*} k \cdot g(k, \sigma) - \lambda \cdot \tan(\alpha) \cdot \sum_{k=-\infty}^{n^*} k \cdot g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \end{aligned} \quad (\text{A.5})$$

至此, 已推导出正文中公式(3.10)。

下面, 证明 $d(t_s) > 0$ 。由式(A.4)可得

$$\lambda = \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sigma) / \left(\sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) - \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sigma) \right). \quad (\text{A.6})$$

将式(A.6)代入式(A.5)中, 可得

$$\begin{aligned} d(t_s) &= \tan(\alpha) \cdot \frac{\sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot \sum_{k=-\infty}^{n^*} k \cdot g(k, \sigma) - \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sigma) \cdot \sum_{k=-\infty}^{n^*} k \cdot g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2})}{\sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) - \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sigma)} \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

将式(A.7)记为 $d(t_s) = \tan(\alpha) \cdot \frac{A}{B}$, 其中,

$$\begin{aligned} A &= \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot \sum_{k=-\infty}^{n^*} k \cdot g(k, \sigma) - \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sigma) \cdot \sum_{k=-\infty}^{n^*} k \cdot g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \\ B &= \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) - \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sigma) \end{aligned}$$

对 A 进行化简, 可得 $A = \sum_{k_1=-\infty}^{n^*} \sum_{k_2=-\infty}^{n^*} (k_2 - k_1) \cdot g(k_1, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_2, \sigma)$, 利用此式中 A 关于 k_1

和 k_2 的对称性, 可得

$$A = \sum_{k_1=k_2+1}^{n^*} \sum_{k_2=-\infty}^{n^*} \left[(k_2 - k_1) \cdot \left(g(k_1, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_2, \sigma) - g(k_2, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_1, \sigma) \right) \right] \quad (\text{A.8})$$

为比较 $g(k_1, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_2, \sigma)$ 和 $g(k_2, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_1, \sigma)$, 记

$$\begin{aligned} r &= \frac{g(k_1, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_2, \sigma)}{g(k_2, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_1, \sigma)} \\ &= \exp \left[\frac{k_1^2 - k_2^2}{2} \cdot \left(\frac{\sigma_s^2}{\sigma^2(\sigma^2 + \sigma_s^2)} \right) \right] \end{aligned}$$

$\because k_2 < k_1 \leq n^* < 0, \therefore k_1^2 - k_2^2 < 0$ 故 $r < 1$, 即

$$g(k_1, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_2, \sigma) - g(k_2, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) \cdot g(k_1, \sigma) < 0$$

因此, 式(A.8)中序列求和运算下的每一项均大于 0, 进而可得: $A > 0$.

此外, 由式(A.6)结合先验条件 $\lambda > 0$, 易得

$$B = \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sqrt{\sigma^2 + \sigma_s^2}) - \sum_{k=-\infty}^{n^*} g(k, \sigma) > 0$$

$\because \alpha \in (0, \pi/2), \therefore \tan(\alpha) > 0$ 。

因此, 可证明:

$$d(t_s) = \tan(\alpha) \cdot \frac{A}{B} > 0$$

#

即正文中公式(3.11)。

附录 B

关于重采样后严格单调信号的单调性证明

本附录给出双线性内插核情形下公式(5.11)中结论 $\Delta r^s(x) > 0$ 的详细证明。不失一般性，令原始严格单调信号为 $r(x)$, $x = 0, 1, 2, \dots, M$, 且 $0 < \epsilon < \frac{1}{2}$ 。记缩放因子为 $\alpha > 0$, $r(x)$ 的传统缩放版本可公式化表述为

$$\begin{aligned} r^s(x) &= \sum_{k=0}^{M-1} r(k) \cdot h\left(\frac{x}{\alpha} - k\right) \\ &= r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor\right) \cdot \left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1 - \frac{x}{\alpha}\right) + r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \cdot \left(\frac{x}{\alpha} - \left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor\right) \end{aligned}$$

其中, $x = 1, 2, \dots, \lfloor M\alpha \rfloor$ 。由此, $r^s(x)$ 的一阶微分可表示为

$$\begin{aligned} \Delta r^s(x) &= r^s(x+1) - r^s(x) \\ &= r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right) \cdot \left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor + 1 - \frac{x+1}{\alpha}\right) + r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \cdot \left(\frac{x+1}{\alpha} - \left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right) \\ &\quad - r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor\right) \cdot \left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1 - \frac{x}{\alpha}\right) - r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \cdot \left(\frac{x}{\alpha} - \left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor\right) \end{aligned} \quad (\text{B.1})$$

为确定 $\Delta r^s(x)$ 的极性, 分以下两种情形讨论。

情形 1: $\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor = \left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor$

将 $\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor$ 替换为 $\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor$, 公式(B.1)可重写为

$$\Delta r^s(x) = \frac{1}{\alpha} \cdot \left[r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor\right) + r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \right] > 0$$

情形 2: $\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor \neq \left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor$

一方面, $r^s(x+1)$ 的下界可推导如下:

$$\begin{aligned}
 & \because r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) > r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right) \\
 & \therefore r^s(x+1) = r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right) \cdot \left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor + 1 - \frac{x+1}{\alpha}\right) + r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \cdot \left(\frac{x+1}{\alpha} - \left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right) \\
 & > r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right) \cdot \left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor + 1 - \frac{x+1}{\alpha}\right) + r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right) \cdot \left(\frac{x+1}{\alpha} - \left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right) \\
 & \therefore r^s(x+1) > r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right). \tag{B.2}
 \end{aligned}$$

另一方面, $r^s(x)$ 的上界可推导如下:

$$\begin{aligned}
 & \because r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor\right) < r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \\
 & \therefore r^s(x) = r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor\right) \cdot \left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1 - \frac{x}{\alpha}\right) + r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \cdot \left(\frac{x}{\alpha} - \left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor\right) \\
 & < r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \cdot \left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1 - \frac{x}{\alpha}\right) + r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \cdot \left(\frac{x}{\alpha} - \left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor\right) \\
 & \therefore r^s(x) < r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1\right). \tag{B.3}
 \end{aligned}$$

基于公式(B.2)和(B.3), 易得

$$\begin{aligned}
 \Delta r^s(x) &= r^s(x+1) - r^s(x) \\
 &> r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right) - r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \\
 &\because \left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor \geq \left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1 \\
 &\therefore r\left(\left\lfloor \frac{x+1}{\alpha} \right\rfloor\right) \geq r\left(\left\lfloor \frac{x}{\alpha} \right\rfloor + 1\right) \\
 &\therefore \Delta r^s(x) > 0 \tag{\#}
 \end{aligned}$$

由此可证明, 经历传统重采样后严格单调信号的单调性保持不变。

作者简历

- 2006 年 9 月-2012 年 12 月 北京交通大学计算机与信息技术学院，信号与信息处理专业，以硕博连读方式攻读博士学位。
- 2005 年 9 月-2006 年 7 月 北京交通大学计算机与信息技术学院，信号与信息处理专业，攻读硕士学位。
- 2001 年 9 月-2005 年 7 月 武汉理工大学信息工程学院，电子信息工程专业，获工学学士学位。
- 2010 年 10 月-2011 年 4 月 新加坡南洋理工大学，电子与电气工程学院，访学。

攻读博士学位期间取得的研究成果

期刊论文

1. Gang Cao, Yao Zhao, Rongrong Ni and Alex C. Kot, “Unsharp Masking Sharpening Detection via Overshoot Artifacts Analysis”, *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 18(10), pp. 603-606, 2011 **(SCI)**
2. Gang Cao, Yao Zhao and Rongrong Ni, “Forensic Identification of Resampling Operators: A Semi Non-intrusive Approach”, *Forensic Science International*, vol. 216(1), pp. 29-36, 2012 **(SCI)**
3. Gang Cao, Yao Zhao and Rongrong Ni, “Tampering Attacks on BPOF-Based Watermarking Schemes for Image Authentication”, *Optical Engineering*, vol. 50(5), 057004(1-10), 2011 **(SCI)**
4. Gang Cao, Yao Zhao and Rongrong Ni, “Attacking Contrast Enhancement Forensics in Digital Images”, *Science China Information Sciences*, Accepted, 13 pages, 2012 **(SCI)**
5. Gang Cao, Yao Zhao, Rongrong Ni and Alex C. Kot, “Contrast Enhancement Based Forensics in Digital Images”, *IEEE Trans. on Multimedia*, Under 2nd review, 12 pages, 2012 **(SCI)**
6. Gang Cao, Yao Zhao and Rongrong Ni, “Edge-Based Blur Metric for Tamper Detection”, *Journal of Info. Hiding and Multimedia Signal Processing*, vol. 1(1), pp. 20-27, 2010
7. 曹刚, 赵耀, 倪蓉蓉, “基于边缘 CFA 内插特征一致性的图像拼接检测”, *东南大学学报*, vol. 39(3), pp. 459-463, 2009 **(EI)**
8. 曹刚, 赵耀, 倪蓉蓉, “一种基于振铃效应分析的图像锐化取证算法”, *计算机研究与发展*, vol. 46(Suppl.), pp. 217-220, 2009
9. 曹刚, 赵耀, 倪蓉蓉, “多媒体内容认证”, *中国计算机学会通讯*, vol. 7(2), pp. 37-42, 2011
10. 赵耀, 曹刚, 倪蓉蓉, “数字媒体内容认证”, 2011 年度中国计算机科学技术年度报告, 章节合著, 机械工业出版社, pp. 260-262, 2011
11. Huawei Tian, Yao Zhao, Rongrong Ni and Gang Cao, “Geometrically Robust Image Watermarking by Sector-Shaped Partitioning of Geometric-Invariant Regions”, *Optics Express*, vol. 17(24), pp. 21819-21836, 2009 **(SCI)**
12. Lifang Yu, Yunqing Shi, Yao Zhao, Rongrong Ni and Gang Cao, “A Study on Embedding Efficiency of Matrix Encoding”, *International Journal of Digital Crime and Forensics*, vol. 4(1), pp. 37-48, 2012 **(EI)**
13. Bo Ou, Yao Zhao, Rongrong Ni and Gang Cao, “Reversible Data Hiding by Non-local Mean Prediction”, submitted to *Signal Processing*, 12 pages, 2012 **(SCI)**

会议论文

1. Gang Cao, Yao Zhao and Rongrong Ni, “Detection of Image Sharpening Based on Histogram

- Aberration and Ringing Artifacts”, *Intl. Conf. on Multimedia Expo (ICME)*, pp. 1026-1029, New York, 2009 **(EI)**
2. Gang Cao, Yao Zhao and Rongrong Ni, “Forensic Estimation of Gamma Correction in Digital Images”, *Intl. Conf. on Image Processing (ICIP)*, pp. 2097-2300, Hongkong, 2010 **(EI)**
 3. Gang Cao, Yao Zhao, Rongrong Ni, Lifang Yu and Huawei Tian, “Forensic Detection of Median Filtering in Digital Images”, *Intl. Conf. on Multimedia Expo (ICME)*, pp. 89-94, Singapore, 2010 **(EI)**
 4. Gang Cao, Yao Zhao, Rongrong Ni and Huawei Tian, “Anti-Forensics of Contrast Enhancement in Digital Images”, *ACM Multimedia and Security Workshop (MM&Sec)*, pp. 25-34, Roma, 2010 **(EI)**
 5. Gang Cao, Yao Zhao and Rongrong Ni, “Image Composition Detection Using Object-based Color Consistency”, *Intl. Conf. on Signal Processing (ICSP)*, Beijing, pp. 1186-1189, 2008 **(EI)**
 6. Bo Ou, Yao Zhao, Rongrong Ni and Gang Cao, “A High Payload Histogram-based Reversible Watermarking Using Linear prediction”, *Intl. Conf. on Intelligent Info. Hiding and Multimedia Signal Processing (IIH-MSP)*, pp. 446-449, Darmstadt, 2010 **(EI)**
 7. Gang Cao, Yao Zhao, Rongrong Ni and Bo Ou, “Forensic Detection of Noise-Adding Manipulation in Digital Images”, submitted to *Intl. Conf. on Image Processing (ICIP)*, Melbourne, 2013 **(EI)**

专利

1. 赵耀, 曹刚, 倪蓉蓉, 一种数字图像对比度增强操作检测方法, 已提交申请

参与科研项目

- 1) 国家自然科学基金“面向可视媒体内容安全的取证技术研究”，2013-2016
- 2) 国家杰出青年基金“图像视频编码与数字水印”，2011-2014
- 3) 国家 973 项目子课题“网络可视媒体的内容安全”，2011-2014
- 4) 国家自然科学基金网络与信息安全重大研究计划“数字水印关键技术的研究”，2006-2008
- 5) 国家 115 基金“xxxxxx(保密课题)”，2007-2008

独创性声明

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和取得的成果，除了文中特别加以标注和致谢之处外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京交通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了谢意。

学位论文作者签名：

签字日期：

年 月 日

学位论文数据集

表 1.1: 数据集页

关键词*	密级*	中图分类号*	UDC	论文资助
数字图像取证	公开	TP391		
学位授予单位名称*		学位授予单位代 码*	学位类别*	学位级别*
北京交通大学		10004	工学	博士
论文题名*		并列题名		论文语种*
数字图像操作取证技术研究				中文
作者姓名*	曹刚		学号*	06112056
培养单位名称*		培养单位代码*	培养单位地址	邮编
北京交通大学		10004	北京市海淀区西 直门外上园村 3 号	100044
学科专业*		研究方向*	学制*	学位授予年*
信号与信息处理		数字图像取证	5	
论文提交日期*				
导师姓名*	赵耀		职称*	教授
评阅人	答辩委员会主席*		答辩委员会成员	
电子版论文提交格式 文本 () 图像 () 视频 () 音频 () 多媒体 () 其他 () 推荐格式: application/msword; application/pdf				
电子版论文出版 (发布) 者		电子版论文出版 (发布) 地		权限声明
论文总页数*				
共 33 项, 其中带*为必填数据, 为 22 项。				