

中国博士后科学基金资助项目

信号处理技术学术文库

信号稀疏化与应用

*Sparse Methods of Signal
and Its Applications*

李洪安 著



西安电子科技大学出版社
<http://www.xduph.com>

中国博士后科学基金资助项目

信号处理技术学术文库

信号稀疏化与应用

Sparse Methods of Signal and Its Applications

李洪安 著



西安电子科技大学出版社

内 容 简 介

本书系统地介绍了信号稀疏化理论及其应用。全书共分为两部分：第一部分介绍信号稀疏化理论、处理效果评价方法及其数学基础，帮助读者理解并掌握信号稀疏化理论的本质与特点；第二部分介绍信号稀疏化方法在检索和重构、图像修复、数字水印、图像融合等领域的应用及改进方法，以及一个基于稀疏表达的人脸身份识别系统(附源码)。

本书可供模式识别、机器学习、计算机视觉、数字图像处理和计算机图形学等专业研究人员或研究生参考、使用。

图书在版编目(CIP)数据

信号稀疏化与应用/李洪安著. —西安: 西安电子科技大学出版社, 2017.10
ISBN 978-7-5606-4727-2

I. ① 信… II. ① 李… III. ① 信号处理
IV. ① TN 911.7

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2017)第 238658 号

策 划 李惠萍

责任编辑 李惠萍

出版发行 西安电子科技大学出版社(西安市太白南路2号)

电 话 (029)88242885 88201467 邮 编 710071

网 址 www.xduph.com 电子邮箱 xdupfxb001@163.com

经 销 新华书店

印刷单位 陕西天意印务有限责任公司

版 次 2017年10月第1版 2017年10月第1次印刷

开 本 787毫米×1092毫米 1/16 印张 14

字 数 327千字

印 数 1~2000册

定 价 30.00元

ISBN 978-7-5606-4727-2/TN

XDUP 5019001-1

* * * 如有印装问题可调换 * * *

前言



随着数字图像、计算机图形学、计算机视觉处理技术的快速发展,以及高采样率的数字采样设备的逐渐普及,各种信息资源如音频、数字图像和三维模型等一维或多维信息资源为人们生产、生活的各个领域提供了便利。基于信号的各种性质,时域、频域或小波域等信号处理方法层出不穷,极大地促进了信号处理技术的发展。信号稀疏化理论与方法一直受到研究人员的关注。信号稀疏化理论与方法从信号稀疏性的角度,重新认识了信号的压缩、检测和识别等问题,在计算机图形学、数字图像处理、模式识别以及自动化等工农业、辅助医疗、数字娱乐领域得到了广泛应用。

本书共9章,分为两大部分。第1章到第4章为第一部分,介绍信号稀疏化理论、方法及其数学基础,分析信号稀疏化理论的本质与特点,并介绍了信号处理效果评价方法;第5章到第9章为第二部分,介绍信号稀疏化方法在检索和重构、图像修复、数字水印、图像融合等领域的应用及改进方法,以及一个基于稀疏表达的人脸身份识别系统;附录为基于稀疏表达的人脸身份识别系统的已调试运行好的全部源代码。

本书的主要特点表现在以下几个方面:

(1) **零知识起点。**本书从信号处理基础知识讲起,能使读者了解和掌握本书理论、应用及改进方法所必须掌握的基础知识,为读者扫除因缺乏基础知识而难以理解本书主要内容的障碍,有助于读者迅速掌握理论方法的本质。

(2) **内容系统全面。**本书内容包括理论基础、应用背景及研究现状、理论方法、应用及改进方法,即包含了一个课题研究的全部环节,能使读者系统地了解和掌握信号稀疏化理论与方法的整套知识。每章都附有参考文献及扩展阅读资料,有助于读者拓宽知识面,更加深入了解本章内容。

(3) **语言精练,可读性强。**本书作者力求把基本理论用自己理解后的最简洁的语言表达出来,避免过于复杂的数学推导,提高可读性和可用性。

本书从谋篇布局到具体细节均得到了李占利教授的悉心指导与帮助。在做课题和写作过程中,课题组杜卓明博士、张雷博士、张永新博士、王开同学和作

者的三个师妹王琪、张迪、鲍振华为本书提供了宝贵资料和积极帮助。全书各章节由西安科技大学李洪安老师编写。西安电子科技大学出版社的李惠萍编辑为本书的顺利出版做了大量细致、辛勤的工作。李三乐博士也对本书的出版做了一定的工作。本书的研究工作得到中国博士后科学基金资助项目(No. 2016M602941XB)和陕西省教育厅科研计划项目(No. 16JK1497)的支持。在做课题的过程中作者研读了一些非常优秀的网页资源和程序代码,参考文献中未能全部列出,在此特向所有文献作者一并表示诚挚的感谢!

由于作者水平有限,书中难免会出现错误和不准确之处,恳请广大读者批评指正,提出宝贵意见,并欢迎与作者直接沟通交流。

作 者

2017年8月

目 录

第1章 绪论	1	2.3.1 罚函数法	27
1.1 信号	1	2.3.2 二次规划问题	29
1.2 信号稀疏化研究背景	2	本章小结	32
1.3 本书关于信号稀疏化应用的研究	3	参考文献及扩展阅读资料	32
1.3.1 稀疏表达信号的检索与重构算法	3	第3章 信号稀疏化处理基础	33
1.3.2 稀疏化图像修复算法	4	3.1 二维信号基础	33
1.3.3 稀疏化数字水印算法	5	3.1.1 二维数字图像信号	33
1.3.4 基于图像分解的多聚焦图像融合算法	6	3.1.2 基于一维信号的二维信号分析	34
1.3.5 基于稀疏表达的人脸身份识别系统	7	3.2 三维信号基础	36
1.4 应用效果评价方法	7	3.2.1 三维模型	36
1.4.1 信号检索性能评价方法	7	3.2.2 三维模型几何信号分析	38
1.4.2 图像修复效果评价方法	9	3.3 信号压缩感知稀疏化过程	40
1.4.3 数字水印算法效果评价方法	11	3.3.1 压缩感知稀疏化过程	40
1.4.4 多聚焦图像融合效果评价方法	12	3.3.2 基于压缩感知的三维模型稀疏化算法	43
本章小结	15	3.4 稀疏化信号的恢复过程	43
参考文献及扩展阅读资料	15	3.5 奇异值分解稀疏化方法	45
第2章 最优化方法基础	18	3.5.1 奇异值分解	45
2.1 非线性优化方法	18	3.5.2 图像信号奇异值分解	48
2.1.1 进退法	18	3.5.3 奇异值分解图像性质	49
2.1.2 牛顿法	19	3.5.4 图像信号奇异值分解稀疏化压缩方法	51
2.1.3 割线法	19	本章小结	52
2.1.4 下降迭代法	20	参考文献及扩展阅读资料	52
2.2 无约束最优化方法	22	第4章 信号稀疏化理论与方法	55
2.2.1 最速下降法	22	4.1 信号稀疏表达理论	55
2.2.2 共轭梯度法	22	4.1.1 信号稀疏表达	55
2.2.3 牛顿法	24	4.1.2 稀疏编码	56
2.2.4 拟牛顿法	24	4.1.3 字典训练	58
2.3 约束最优化方法	27	4.2 主成分分析信号稀疏化方法	60

4.2.1 主成分分析算法	60	数构造	95
4.2.2 基于 PCA 的图像信号的块 分类方法	62	5.4.5 压缩感知信号重构算法	97
4.2.3 奇异值分解与主成分分析 的关系	64	5.4.6 实验与分析	98
4.3 鲁棒主成分分析信号稀疏化方法	65	本章小结	103
4.4 形态成分分析信号稀疏化方法	67	参考文献及扩展阅读资料	103
本章小结	69	第 6 章 稀疏化图像修复算法	106
参考文献及扩展阅读资料	69	6.1 引言	106
第 5 章 稀疏表达信号的检索与重构		6.2 理论基础	107
算法	72	6.2.1 图像修复的视觉心理	107
5.1 基于正则松弛法的稀疏表达三维 模型检索方法	72	6.2.2 数学模型	107
5.1.1 引言	72	6.3 研究现状与进展	108
5.1.2 松弛算法的构建	73	6.3.1 基于 PDE 的修复方法	108
5.1.3 正则化松弛算法的构建	74	6.3.2 基于 TS 的修复方法	109
5.1.4 实验与分析	74	6.3.3 基于 SR 的修复方法	110
5.2 基于稀疏 KPCA 的三维模型检索 方法	76	6.4 基于 MCA 的边缘提取方法	113
5.2.1 基于 PCA 稀疏表达的三维模型 检索方法	76	6.4.1 形态成分分析 MCA	113
5.2.2 稀疏 KPCA 三维模型检索算法	77	6.4.2 自适应阈值	115
5.2.3 实验与分析	79	6.4.3 边缘提取	115
5.3 基于新拟合函数的稀疏表达信号的 重构方法	85	6.4.4 实验与分析	116
5.3.1 引言	85	6.5 边缘修复	117
5.3.2 相关研究	86	6.6 基于非局部均值的自适应修复方法	119
5.3.3 新目标函数的构造	87	6.6.1 非局部均值	119
5.3.4 信号的快速恢复方法	88	6.6.2 基于像素离散度的图像块分类 方法	120
5.3.5 新的类牛顿搜索方向	88	6.6.3 非局部均值的自适应修复算法	122
5.3.6 算法描述	90	6.7 基于 MCA 边缘引导和非局部均值 的修复算法	122
5.3.7 实验与分析	91	6.8 实验与分析	123
5.4 光滑正则化稀疏表达信号重构方法	94	6.8.1 两种文献方法的实验对比	123
5.4.1 引言	94	6.8.2 自适应方法实验对比	124
5.4.2 压缩感知与信号重构	95	6.8.3 本章方法与其他方法的实验 对比	125
5.4.3 凸优化的正则化方法	95	本章小结	128
5.4.4 0 范数的全空间光滑凸拟合函 数构造	95	参考文献及扩展阅读资料	128
		第 7 章 稀疏化数字水印算法	136
		7.1 引言	136
		7.2 研究现状与进展	137

7.3 理论基础	138
7.3.1 离散余弦变换	138
7.3.2 形态学成分分析	141
7.3.3 鲁棒主成分分析	142
7.4 基于 MCA 的图像数字水印算法	143
7.4.1 水印嵌入算法	144
7.4.2 水印提取算法	145
7.4.3 实验与分析	145
7.5 基于 RPCA 的图像数字水印算法	148
7.5.1 水印嵌入算法	149
7.5.2 水印提取算法	149
7.5.3 实验与分析	150
本章小结	152
参考文献及扩展阅读资料	153
第 8 章 基于图像分解的多聚焦图像融合算法	156
8.1 引言	156
8.2 研究现状与进展	157
8.3 理论基础	158
8.3.1 图像分解基本模型	158
8.3.2 Split Bregman 算法	160
8.4 基于图像分解的多聚焦图像融合算法	163
8.4.1 算法原理	163
8.4.2 融合规则	164
8.4.3 实验与分析	166
本章小结	171
参考文献及扩展阅读资料	171

第 9 章 基于稀疏表达的人脸身份

识别系统	175
9.1 引言	175
9.1.1 研究现状	175
9.1.2 存在的难点	176
9.2 基于稀疏表达的人脸识别的相关理论	177
9.2.1 人脸的稀疏表达	177
9.2.2 基于稀疏表达的人脸分类	178
9.2.3 稀疏表达有效性验证	179
9.2.4 稀疏表达人脸识别的特征提取	179
9.3 基于稀疏表达的人脸识别系统的设计与实现	181
9.3.1 稀疏表达人脸识别核心算法流程	181
9.3.2 基于稀疏表达的人脸识别核心算法的实现	182
9.4 系统使用说明	185
9.4.1 软件概述	185
9.4.2 运行环境	185
9.4.3 软件的功能	185
9.4.4 软件的使用	186
本章小结	193
参考文献及扩展阅读资料	194

附录 基于稀疏化表达的人脸身份识别

系统的源代码	196
--------------	-----

第1章 绪论

人们日常生活中的音频、数字图像或三维模型等，在计算机中均可以看作一簇一维或多维信号。这些自然信号可以被压缩成稀疏化表达形式，即将信号看成是有限个元素的线性组合，用尽可能少的非0系数表示信号的主要信息，或将信号进行分解，利用信号的主要成分来更好地表达该信号，从而简化信号处理过程，提高处理效果。本章介绍信号的概念、研究背景，并简要介绍了本书后续所要介绍的几个信号稀疏化研究方向以及对应用效果的评价方法。

1.1 信号

现今社会是一个信息社会，多媒体技术是现代生活不可或缺的，并已渗透到人们日常生活的方方面面。人们进行信息交流、处理、传输和存储主要采用声音、文字、图像或视频等多种媒体形式(如图1.1所示)。

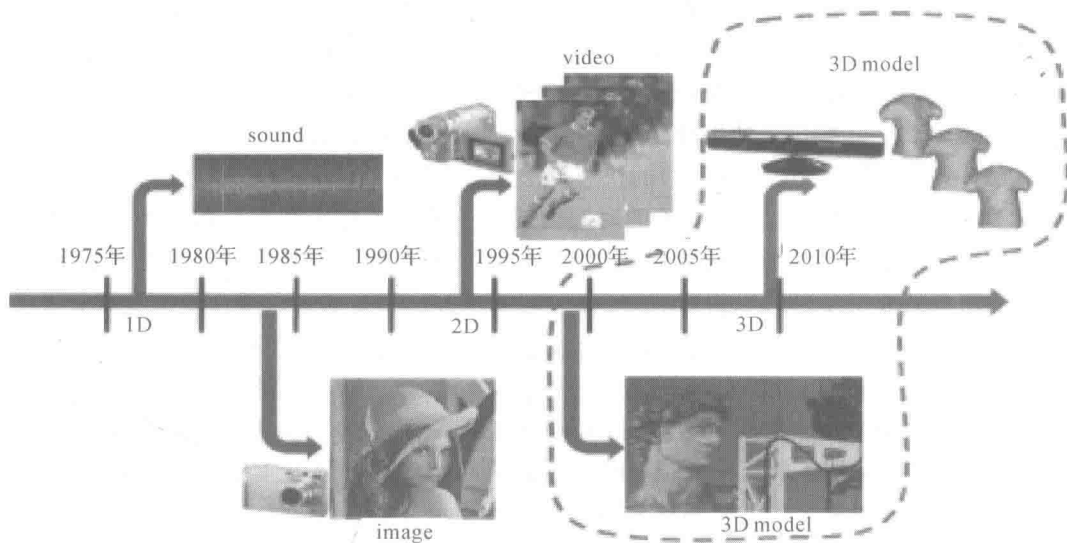


图 1.1 信号形式的发展时间表

信号是信息的表现形式，通常体现为随若干变量而变化的某种物理量。例如，在日常生活中，声音、电视画面都是信号；在电子信息系统中，常用的电压、电流、电荷或磁通等电信号可以理解为是时间 t 或其他变量的函数；在气象观测中，由探空气球携带仪器测量得到的温度、气压等数据信号，可看成是随海拔高度 h 变化的函数；又如图像处理系统中，描述平面黑白图像像素灰度变化情况的图像信号，可以表示为平面坐标位置 (x, y) 的

函数,等等。很多物理量在数学上都可以描述为一个或多个独立变量的函数。只有一个自变量的,叫做一维信号;如果有两个自变量,则称为二维信号(图像);如果有三个自变量,就称为三维信号(例如三维模型)。简言之,在计算机中音频、数字图像或三维模型可以看做一个一维或多维信号。近年来,随着数字图像、计算机图形学、计算机视觉的快速发展,以及高采样率的数字采样设备的逐渐普及,高频率的多维信号在许多应用领域扮演着越来越重要的角色,如三维打印技术、医学影像、虚拟现实、工业设计、影视动画以及分子生物学等,故而技术人员面临着日益膨胀的海量数据。

1.2 信号稀疏化研究背景

随着人类社会的进步与发展,从远古时代的山洞壁画到文艺复兴时期的各种绘画杰作,再到现在的多媒体网络技术,人类一直试图通过各种信号向世界传达和交换各种信息。现代网络科学技术已经集成了各种信息资源,音频、数字图像和三维模型等作为一种高效而又直观的信息资源,不仅为人类生活的各个领域提供了便利,也成为现代社会信息技术的一种“符号”。然而面对人们日益增长的信息需求,这些信息变得越来越庞大,其处理速度也要求越来越快。这些无疑将给现有的存储、传输和处理技术带来巨大的压力。因此寻找一种符合信号自身规律,并且能够有效而又简洁地表示信息的方法,具有十分重要的意义。

信号处理一般分为信号的表示、信号的编码以及信号的重建或恢复等几个方面。而信号的表示是信号处理的核心问题,也是这一领域学者们关注的焦点之一。我们知道一般自然信号都存在其先验知识,即信号的自身规律表明其存在一定的稀疏性。法国数学家傅里叶提出了两个重要的理论:① 周期信号可以表示为“成谐波关系”的正弦信号的加权和;② 非周期信号可以表示为正弦信号的加权积分。这就是著名的傅里叶变换(Fourier Transform, FT)。其中快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)是离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)的快速算法,它满足了香农采样定理的要求,揭示了时域与频域之间的内在联系,在相当长的时间内成为了处理各种平稳信号的重要工具。傅里叶频谱分析采用的三角基函数是具有一定周期、一定波长的光滑函数,但傅里叶变换不能对存在间断点的非平稳信号进行稀疏表示。

在离散傅里叶变换的基础上,Ahmed 等人于 20 世纪 70 年代提出了离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)。DCT 只使用余弦函数来表达信号,它通常是将空间域上的信号经过正交变换映射到系数空间,降低了变换后系数的直接相关性。信号变换本身不改变信源的熵值,即不能压缩数据;但变换后信号能量绝大部分集中到了少量的变换大系数上,而对于其他的大量的变换小系数,则进行粗量化甚至删除。这种方法保留了信号的主要信息,几乎不会引起图像失真,可以有效地压缩信号并达到很高的压缩比。DCT 在现代信号和图像处理中得到了广泛的应用,是一种性能优良的数据稀疏表示方式,被应用于静止图像编码标准 JPEG、运动图像编码标准 MJPEG 和 MPEG 等标准中。DCT 具有很强的能量集中在频谱的低频部分的特性,可以更好地表达信号,从而获得更高的压缩效率。

然而,傅里叶变换、离散余弦变换、小波变换等传统的稀疏数据表示方式,在信号分解变换时,均需根据信号自身的特点,将信号分解在一组完备的正交基上,从而在这些变换域上表达原始信号。这种方式的特点是给定信号的表示形式唯一,一旦信号的特性与基函

数不完全匹配,则所获得的分解就不一定是信号的稀疏表示。在小波分析理论的基础上,Mallat 和 Zhang 提出了信号基于过完备字典(Overcomplete Dictionary)上的分解思想,通过信号在过完备字典上的分解,用来表示信号的基可以自适应地根据信号本身的特点灵活选取。该方法就是信号的稀疏表示(Sparse Representation, SR),它可以用尽量少的基函数来准确地表示原始信号,并且信号的稀疏性越强,重建原信号的精度就越高。近年来随着压缩传感(Compressed Sensing, CS)与稀疏表示理论的兴起,SR 作为一种新的信号采样方式,打破了香农采样定理的局限,在信号数据表示的研究与应用中,引起了大批学者的广泛关注。

Starck 等基于稀疏表示理论提出了形态成分分析(Morphological Component Analysis, MCA)法。该方法假设自然信号能够表示为不同形态成分的线性组合,分别使用不同的字典对各个形态成分进行稀疏表示,通过迭代可以将自然信号分解成不同的成分。利用 MCA 把图像分解成卡通层和稀疏纹理层,并在分解的同时实现对卡通层和纹理层的处理,最后将两部分相加获得最终结果。鲁棒主成分分析(Robust Principal Component Analysis, RPCA)方法主要是引入适当的非线性处理操作来达到提高算法鲁棒性的目的,即通过寻求子空间的线性模型来完成数据的稀疏降维处理,把较大的数据矩阵分解成低秩矩阵和稀疏矩阵。MCA 和 RPCA 在不同的应用领域取得了较好的处理效果。

因此我们可以把信号的稀疏表示和分解理论应用到信号处理问题中,其目的在于捕获信号的本质特征,只对那些体现信号特征的重要信息感兴趣,从而利用最少的资源表示更多的信息。良好的信号数据表示模型有助于信号的数据度量、数据处理、数据理解与压缩等;一种好的数据模型可以将信号进行有效的区分(如区分信号与噪声等),并能影响到数据处理算法的设计与性能。

1.3 本书关于信号稀疏化应用的研究

1.3.1 稀疏表达信号的检索与重构算法

如何使设计人员能够从海量的信息中快速、准确地找到合适的可重用信息,从而辅助他们利用这些信息资源高效地设计出满足要求的新产品已成为当前迫切需要解决的挑战性问题。针对这一问题,本书以支持设计重用为目标,对稀疏表达信号的检索与重构(或称恢复)展开研究。对稀疏表达信号的检索与重构是稀疏表达方法得以应用的前提。

1. 基于新拟合函数的稀疏表达信号的重构方法

针对最优化 l_1 范数恢复压缩感知信号过程中的不可解情况,本书提出一种压缩感知信号快速重构方法。该方法从最优化 l_0 范数的观点出发,设计了新的目标函数拟合信号 l_0 范数,以避免求解 NP 问题及不可解情况;求解过程中本书提出了一种类牛顿法的搜索方向进行求解,使求解速度达到线性速度。实验结果表明,此方法重构的成功率高、稳定性强、速度快,适合处理大型数据。

2. 光滑正则化稀疏表达信号重构方法

针对不定线性系统稀疏解三种求解方法不够鲁棒的问题,最小化 l_0 范数属于 NP 问题,

最小化 l_1 范数的无解情况以及最小化 l_p 范数的非凸问题, 本书提出了一种基于光滑正则凸优化的方法进行求解。为了获得全局最优解并保证算法的鲁棒性, 首先设计了全空间信号 l_0 范数凸拟合函数作为优化的目标函数; 其次, 将 n 元函数优化问题转变为 n 个一元函数优化问题; 最后, 求解过程中利用快速收缩算法进行求解, 使收敛速度达到二阶收敛。该算法无论在仿真数据集还是在真实数据集上, 都取得了优于其他三种类型算法的效果。在仿真实验中, 当信号维数大于 150 维时, 该方法重构时间为其他算法的 50% 左右, 具有快速性; 在真实数据实验中, 该方法重构出的信号与原始信号差的 F 范数为其他算法的 70%, 具有良好的鲁棒性。此算法为二阶收敛的凸优化算法, 可确保快速收敛到全局最优解, 适合处理大型数据, 在信息检索、字典学习和图像压缩等领域具有较高的潜在应用价值。

3. 稀疏表达的三维模型检索方法

三维模型检索是近年来的研究热点, 三维模型检索过程分为特征提取过程与匹配过程。特征提取过程要提取三维模型库中每个模型的特征, 构建三维模型库的特征库。若模型库中有 n 个模型, 每个模型提取的特征为 m 维, 则三维模型库的特征库可以由一个 $m \times n$ 的矩阵表示, 即 $A_{m \times n}$ 。待检索对象经特征提取后表示为一个 $m \times 1$ 的向量, 即 $y_{m \times 1}$; 匹配过程要依次计算 y 与 A 各列的欧氏距离, 得到 n 个距离值, 即 $\text{dis}(y, A(:, i))$; 最后比较 n 个距离值, 取出前 l 个较小的距离, 并返回其对应的模型完成检索。将稀疏化表达方法应用到大规模的三维模型检索上, 把三维模型的检索过程转变为求解最稀疏解的优化过程, 定义新的 l_0 范数拟合函数, 完成优化问题的鲁棒求解。实验表明此方法优于目前广泛使用的最优化 l_1 范数的方法。

在稀疏化表达的模型匹配方法与稀疏化主成分分析降维方法的基础上, 本书提出了改进的稀疏核主成分分析方法。实验表明改进的稀疏核主成分分析的模型检索效果良好, 查全率与查准率均高于稀疏化主成分分析方法。

1.3.2 稀疏化图像修复算法

图像修复是图像处理和模式识别领域中非常重要的分支, 近年来已经引起越来越多研究人员的关注。其基本思想是根据破损图像中的有效信息, 对破损区域中的缺损信息进行有效估计, 使修复之后的图像在整体上更加协调, 并且使不熟悉原始图像的人觉察不到修复痕迹, 如图 1.2 所示。目前, 图像修复技术在老照片和珍贵文献资料的修复、文物保护、机器人视觉等各个领域发挥了越来越重要的作用。因此, 对图像修复方法进行广泛深入的研究具有非常重要的现实意义。本书对图像修复的相关方法以及稀疏表示的相关理论进行研究。



(a) 原始图像

(b) 破损图像

(c) 修复效果

图 1.2 图像修复效果

从图像修复的角度出发,边缘提取的根本目的是提取对象的主要边缘轮廓,并且尽可能避免由复杂纹理细节造成的孤立和琐碎的边缘,提出一种基于形态成分分析(Morphological Component Analysis, MCA)的边缘提取方法。首先利用 MCA 方法把图像进行分解,得到平滑层和纹理层(如图 1.3 所示),然后在平滑层上利用 Otsu 算法估计自适应阈值,最后根据非极大值抑制算法对图像的边缘进行提取。该方法可以避免过多复杂纹理对边缘图像的影响,使边缘图像只保留对象的主要轮廓。



图 1.3 MCA 图像稀疏性分解

针对传统的图像修复方法不能很好地保持对象轮廓的连续性和完整性的问题,首先利用基于 MCA 的边缘提取方法提取边缘图像,对破损的边缘进行修复。针对非局部均值的修复方法容易导致纹理细节模糊的问题,本书提出了一种基于非局部均值的自适应方法。然后,在已修复边缘的引导下,利用非局部均值的自适应修复方法分别对破损图像的边缘区域和其余区域进行修复。该方法可以有效保护对象轮廓的连续性,提高图像修复效果。

1.3.3 稀疏化数字水印算法

以数字水印作为各类数字产品版权保护的支撑技术正在迅猛发展,这使得针对水印技术的研究成为当前信息安全领域研究的热点。数字水印算法对各类常见攻击抵抗能力的强弱直接决定着该算法性能的优良与否。因此,增强算法的鲁棒性,提高算法的透明性,是水印研究领域的重中之重。本书在深入分析图像水印算法研究现状的基础上,综合运用 MCA 和 RPCA 理论的特性,对现有方法导致原始载体图像像素质量严重下降的问题和对常见攻击抵抗能力不强的问题展开了深入研究。

1. 基于 MCA 的图像数字水印算法

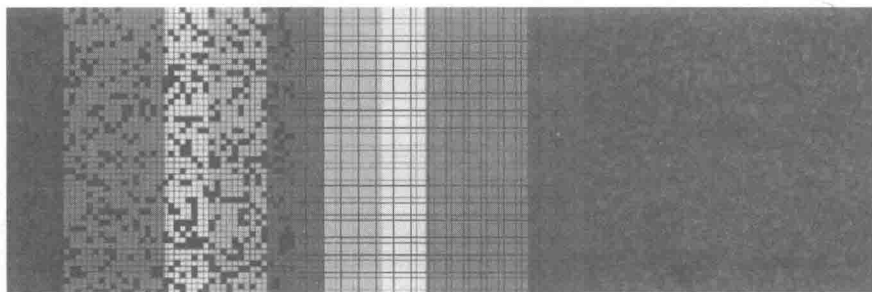
形态成分分析是一种用于对信号或者图像进行基于稀疏表示的分解方法。它利用适应于不同形态特征的字典分别对图像进行稀疏表示,将图像中的不同特征成分进行有效分离。利用该方法可以有效地把自然图像分解成稀疏的纹理层和平滑层,其中纹理层包含图像中主要的纹理成分,而平滑层则包含图像中主要的平滑成分。

针对水印算法易导致载体图像像素质量严重下降,且对常见攻击鲁棒性不强的问题,分层嵌入的思想被提出。利用 MCA 将图像分为稀疏的纹理层和平滑层;然后对纹理层进

行 DCT 变换并嵌入水印；最后合并这两层得到含水印的图像。数值实验表明，该算法不仅能获得较高的视觉质量，而且能十分有效地抵抗一定程度的裁切攻击，同时对椒盐噪声（一种脉冲噪声）攻击和 JPEG 有损压缩攻击也都具有很强的抵抗能力。

2. 基于 RPCA 的图像数字水印算法

鲁棒主成分分析 (Robust Principal Component Analysis, RPCA) 方法的主要实现思路是用低秩矩阵 A 和稀疏矩阵 E 的总和来共同表示较大的数据矩阵 D ， A 和 E 可以通过 D 的分解处理得到，如图 1.4 所示。其克服了在传统 PCA 中只能存在极少噪声的缺点。在 RPCA 中， E 中的值可以为任意大小，但支撑集却是未知且稀疏的。



(a) 数据矩阵

(b) 低秩矩阵

(c) 稀疏矩阵

图 1.4 RPCA 图像稀疏性分解

针对水印算法易导致载体图像像素质量严重下降，且对常见攻击鲁棒性不强的问题，利用 RPCA 实现原始图像的分层操作。对分层后的纹理部分进行 DCT 变换并嵌入水印，然后合并所有分层得到含水印图像。数值实验表明，该算法不仅能获得较高的视觉质量，而且对一定程度的裁切攻击和椒盐噪声攻击 also 具有很强的抵抗能力。

1.3.4 基于图像分解的多聚焦图像融合算法

多聚焦图像融合是多源图像融合领域的一个重要分支，主要用于同一光学传感器在相同成像条件下获取的聚焦目标不同的多幅图像的融合处理。由于聚焦范围有限，光学成像系统不能将焦点内外的所有目标同时清晰成像，导致图像分析时需要耗费大量时间和精力。多聚焦图像融合是一种解决光学成像系统聚焦范围局限性问题的有效方法，可以有效提高图像信息的利用率，扩大系统工作范围，增强系统可靠性，更加准确地描述场景中的目标信息。目前，该技术广泛应用于交通、医疗、物流、军事等领域。多聚焦图像像素级融合是多聚焦图像融合的基础，它获得的原始信息最多，能够提供更多的细节信息。如何准确定位并有效提取源图像中的聚焦区域是多聚焦图像像素级融合的关键。由于受图像内容复杂性影响，传统的多聚焦图像像素级融合方法很难对源图像中聚焦区域准确定位，且融合图像质量并不理想。

在空间域内，根据图像分解方法对图像几何特征和潜在信息描述的完整性，利用图像分解的方法来实现多聚焦图像多成分融合算法。该算法利用图像分解算法将源图像分解为卡通成分和纹理成分，根据相应的融合规则将源图像的卡通成分和纹理成分分别融合，将融合后的卡通成分和纹理成分进行合并得到融合图像，避免了外部噪声和划痕破损对融合

算法的影响。实验结果表明,此融合算法能够更好地描述源图像中的边缘纹理等细节信息,改善了融合图像的视觉效果。

1.3.5 基于稀疏表达的人脸身份识别系统

人脸特征是一种内在属性,拥有其独特性,是身份识别认证的一种良好根据。人脸识别技术主要分为人脸训练和人脸检测过程,其中人脸训练是将已有的照片应用某种算法进行压缩并存储在数据库中供人脸检测使用,人脸检测是将采集的即时人脸使用相同的算法对照片进行无损压缩并和人脸训练过程的压缩照片进行对比的一个过程。此技术不仅涉及生物特征识别领域而且涉及人工智能领域。本书经过对人脸识别算法的研究与学习,采用基于稀疏表示的人脸识别算法,利用 MATLAB 开发环境开发实现一个人脸身份识别系统(如图 1.5 所示)。

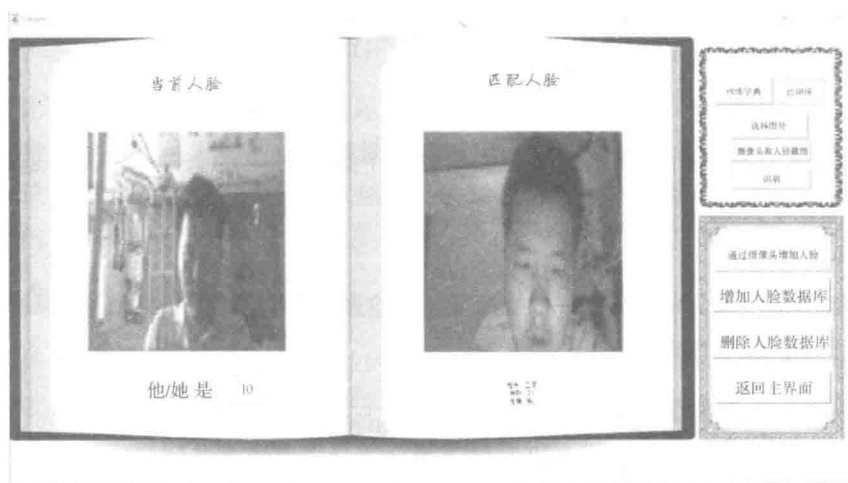


图 1.5 通过摄像头获取人脸进行人脸匹配

稀疏表示人脸识别算法是在保证人脸库的人脸信息对齐的情况下,利用人脸库中的所有人脸类中的人脸信息,构成训练字典。将测试样本由训练字典表示,获得系数向量。通过系数向量分别提取单个人脸类的系数向量,然后分别进行最小残差计算,根据其计算结果获取匹配人脸类。系统中采用压缩存储的方式生成训练字典,降低了运算量,具有运算速度快、识别快的优点。系统采用了稀疏表示分类(Sparse Representation based Classification, SRC)人脸识别方法,该算法对遮挡型误差有着较好的识别率。该系统实现起来较为简单,且具有较高的识别率。本书附录部分为此系统运行调试好的全部程序源代码。

1.4 应用效果评价方法

1.4.1 信号检索性能评价方法

对于各种信号特征提取算法,目前还难以验证其对信号描述的完整性和精准程度。当检索系统返回给检索者一个检索结果时,如何评价一个特征提取算法的质量,需要有一个量化的标准。目前,一般采用如下几种方法来评价特征提取算法的检索性能。

1. Precision-Recall 曲线

Precision-Recall 曲线是度量系统检索性能的曲线图,其纵坐标是精度或查准率,横坐标是查全率。查准率是系统返回的信号中正确的信号数目占全部返回信号的比例,查全率是系统返回的正确信号数占全部相关信号的比例。一般情况下,查准率和查全率都与系统返回的信号数量有关,查全率与返回的信号数量成正比,而查准率与返回的信号数量成反比。设集合 A 为全部相关信号的集合, B 为系统全部返回的信号的集合,则查准率和查全率可以表示为

$$\text{precision} = \frac{A \cap B}{B} \quad (1.1)$$

$$\text{recall} = \frac{A \cap B}{A} \quad (1.2)$$

查全率和查准率越高越好,综合考虑这两种指标,曲线越接近上方,其与坐标轴所包围的面积越大,说明检索性能越好。

2. R-Precision

R-Precision 指标表示当系统返回相关信号的个数是 R 时的查准率,其值越高说明检索性能越好。

3. E-Measure

如果把查准率与查全率组合成一个指标来评价检索的性能,这个指标就称为 E-Measure。首先定义查准率与查全率的加权调和平均值为

$$F_{\alpha} = \frac{(1 + \alpha) \times \text{precision} \times \text{recall}}{\alpha \times \text{precision} + \text{recall}} \quad (1.3)$$

其中, α 为权值。当 $\alpha=1$ 时, precision 和 recall 的权值相同:

$$F = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (1.4)$$

定义 E-Measure 为 $E=1-F$, 即

$$E = 1 - \frac{2}{\frac{1}{\text{precision}} + \frac{1}{\text{recall}}} \quad (1.5)$$

通过计算每个信号的 Precision-Recall 曲线上的所有点,就可以得到 E-Measure,其值越大表明检索性能越好。

4. 第一等级匹配(First-tier)与第二等级匹配(Second-tier)

第一等级匹配与第二等级匹配描述的是系统返回的结果对检索者心里的预期满足程度,其公式为

$$\text{First_tier} = \frac{K}{|C|-1} \quad (1.6)$$

$$\text{Second_tier} = \frac{K}{2 \times (|C|-1)} \quad (1.7)$$

其中, $|C|$ 是对类型为 C 的模型进行检索的相关信号数量,系统返回的正确信号的数量为 K 。由公式可看出其值越高说明检索性能越好。

5. CG(Cumulated Gain)和 DCG(Discounted Cumulated Gain)

CG 和 DCG 是指系统返回的每个信号根据其在返回模型表中的位置来计算对评价指标结果的贡献。在返回信号表中排序越靠前的信号对检索者的价值就越大,排在后面的价值就越小。设系统的返回模型表为 $L=[m_1, m_2, \dots]$, 将其转换为二值序列:

$$G' = [r_{m_1}, r_{m_2}, \dots], \quad r_{m_i} = \begin{cases} 1, & m_i \in R \\ 0, & m_i \notin R \end{cases} \quad (1.8)$$

R 是相关信号集合。CG 可定义为

$$CG[i] = \begin{cases} CG[1], & \text{若 } i = 1 \\ CG[i-1] + G[i], & \text{其他} \end{cases} \quad (1.9)$$

DCG 可定义为

$$DCG[i] = \begin{cases} G[1], & \text{若 } i = 1 \\ DCG[i-1] + \frac{G[i]}{\log_2 i}, & \text{其他} \end{cases} \quad (1.10)$$

由公式可看出,其值越大说明检索性能越好(注:本书 $\log_2$ 未用 $\lg$ 表示)。

上述五种评价方法从不同的角度来量化地评价一个信号检索系统的性能。评价一个检索方法还应该考虑下面几个方面:检索速度、鲁棒性、能检索的信号的数据格式和是否支持局部特征的匹配等。

1.4.2 图像修复效果评价方法

由于图像修复技术引起众多研究者的密切关注,各种不同的修复方法也相继被提出。对于相同的破损图像,采用不同的修复方法进行修复,得到的修复结果也不尽相同。因此,如何对图像修复效果进行客观地、定量地、系统地评价,对于图像修复方法的研究至关重要。但是,由于受到个体主观差异、图像的类型以及修复的目的等因素的影响,并没有形成统一的评价体系。

1. 主观评价

主观评价是从是否满足视觉心理的角度评价图像的修复效果,带有较强的个人主观意识和情感。它以人为评价主体,以修复图像为评价客体,根据修复图像的整体视觉、边缘结构的连续性、纹理细节的清晰完整性以及颜色的协调性等方面进行评价。虽然国际上通用的主观视觉评价标准有 5 分制、9 分制和 11 分制等分类,但是,这一过程受评价主体个体差异、兴趣爱好等主观因素以及修复的目的、评价的环境等客观因素的影响非常大,因此,在评价过程中往往存在较强的片面性和主观性。

2. 客观评价

由于主观视觉对图像差异的敏感程度并非绝对,其主观判断结果往往与很多客观因素紧密相连。因此,研究者们经过大量观察和统计分析,提出了一系列客观评价的指标,在一定程度上可以减少主观色彩,使图像修复结果的评价更加准确。

1) 峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)

PSNR 根据图像灰度值之间的差异进行分析计算,经常用来衡量信号的失真程度,可以根据 PSNR 反映修复图像与原始图像之间的差异程度,以此对修复效果进行判断。