

基于扰动压缩感知的光伏电池表面缺陷抗噪声检测技术研究

作者姓名 甘东文

指导教师姓名、职称 权磊 副教授

申请学位类别 工学硕士

学校代码 10701
分 类 号 TN911

学 号 20131213258
密 级 公开

西安电子科技大学

硕士学位论文

基于扰动压缩感知的光伏电池表面缺陷抗噪声检测技术研究

作者姓名：甘东文

一级学科：仪器科学与技术

二级学科（研究方向）：智能检测与新型传感器

学位类别：工学硕士

指导教师姓名、职称：权磊 副教授

学 院：空间科学与技术学院

提交日期：2023 年 6 月

Perturbed Compressed Sensing-based Anti-noise Defect Detection for Photovoltaic Cells

A thesis submitted to
XIDIAN UNIVERSITY
in partial fulfillment of the requirements
for the degree of Master
in Instrument Science and Technology

By
Gan Dongwen
Supervisor: Quan Lei Title: Associate Professor
June 2023

西安电子科技大学 学位论文独创性（或创新性）声明

秉承学校严谨的学风和优良的科学道德，本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容以外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果；也不包含为获得西安电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同事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。

学位论文若有不实之处，本人承担一切法律责任。

本人签名：_____ 日 期：_____

西安电子科技大学 关于论文使用授权的说明

本人完全了解西安电子科技大学有关保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权属于西安电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅、借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。同时本人保证，结合学位论文研究成果完成的论文、发明专利等成果，署名为西安电子科技大学。

保密的学位论文在____年解密后适用本授权书。

本人签名：_____ 导师签名：_____

日 期：_____ 日 期：_____

摘要

光伏电池的表面缺陷检测是工业生产中提升光伏电池良品率的关键技术手段之一。光感生电流法基于光伏电池实际工作原理，采用光束直接照射光伏电池并采集输出电流的方式进行检测，能够获得光伏电池在实际工作状态下的光电转换能力，是光伏电池检测技术中最具潜力的发展方向之一。

传统光感生电流法采用单光束照射以及机械式移动扫描的方式进行检测，该方法的实现原理较为清晰。然而，由于机械式逐点扫描方式导致检测速度慢、效率低下，并且单束光检测未充分考虑信号间的相关性，从而使得其检测结果容易受到噪声干扰。这些缺点严重限制了光感生电流法在实际生产中的应用和推广。

针对以上问题，本文基于压缩感知欠采样恢复特性以及总体最小二乘抗噪声特性，提出了一种基于扰动压缩感知的光感生电流检测方法。该方法采用压缩采样方式大幅度降低采样点数从而提高检测速度，同时利用信号的相关性来消除测量器件和投影光源引入的噪声。相比于传统的光感生电流法，具有检测速度快、抗噪声能力强的特点，能够获得更准确的光感生电流图。本文的主要工作和创新点：

1、改进了基于结构光的光感生电流法检测系统，利用低纹波电源提高了基于压缩感知的光感生电流测量系统的光源稳定度、降低了放大测量电路本底噪声，有效提高了光感生电流法检测系统的精度。

2、提出了基于扰动压缩感知的光感生电流法模型。研究了测量器件噪声和光源投影噪声与测量矩阵扰动以及测量值噪声之间的关系，建立了观测矩阵和观测值均含噪声的扰动压缩感知测量模型，并设计了基于扰动压缩感知的重构算法，实现了矩阵投影、观测全过程含噪声条件下的抗噪声光感生电流图测量。

3、提出了全变分正则化的扰动压缩感知模型。针对全变分约束下的扰动压缩感知重构问题，通过总体最小二乘实现了扰动压缩感知问题的简化，推导了扰动压缩感知问题的等价无约束问题，为解决扰动情况下图像的压缩感知重构问题提供了新思路。

4、实现了基于全变分正则化的扰动压缩感知重构算法。利用交替方向乘子法实现了高效的全变分正则化重构算法，通过基于全变分正则化的近端梯度法实现了梯度稀疏图像的压缩感知重构。仿真表明，该算法相比于经典的 TVQC 算法在噪声强度为-30 dB 时，其重构信号能够获得至少 2 dB 的信噪比提升，在不同采样率、不同强度噪声下都具有更强的鲁棒性。实验结果表明，基于扰动压缩感知的光感生电流法相对于传统方法具有一定的抗噪声性能。

本研究具有以下理论价值及应用前景：

1、本研究提出了基于总体最小二乘的全变分正则化的扰动压缩感知重构模型，

该模型同时考虑了观测矩阵和测量向量的扰动,并通过基于交替方向乘子法的全变分正则化约束和基于近端梯度法扰动压缩感知重构算法对梯度稀疏的图像信号进行了鲁棒的重构,为解决全变分正则化的扰动压缩感知问题提供了新的思路,对于信号压缩、图像处理和检测技术领域具有一定的理论研究价值。

2、本研究提出了基于扰动压缩感知的光感生电流法检测系统,能够实现对光伏电池表面缺陷的快速、抗噪声检测。该方法能够在不升级检测设备和不增加采样时间的前提下,能够获得比传统光感生电流法更清晰、更可靠的电流图。在工业生产中,具有提升生产效率、产品合格率的重要商业应用价值和发展潜力。

关 键 词: 光感生电流法, 抗噪声检测, 扰动压缩感知, 总体最小二乘, 近端梯度法, 交替方向乘子法

ABSTRACT

Defect detection is a key technology to improve the yield of photovoltaic cells in industrial production. The light beam-induced current (LBIC) method is one of the most promising technologies in defect detection of photovoltaic cells due to its ability to directly obtain the real defect under actual working conditions by illuminating the photovoltaic cell with light and collecting its output current.

Although the principle of traditional LBIC method is clear, the detection speed is slow and inefficient and easily affected by noise due to the single-beam detection mode and lacking of correlation between signals. These drawbacks limit the practical application and promotion of the optoelectronic method in production.

To address these issues, this paper proposes an LBIC method based on perturbation compressed sensing, which uses under-sampling and recovery properties and total least squares method to recover the current map. The method significantly reduces the number of sampling points by compressive sampling to improve detection speed, while using the correlation of signals to eliminate noise introduced by measuring devices and projected light sources. Compared with traditional optoelectronic methods, this method has the characteristics of fast detection speed and strong noise resistance, and can obtain more accurate optoelectronic current images. The main contributions and innovations of this paper are as follows:

1. Improved the structured light-based LBIC defect detection system by using low-ripple power supplies to improve the stability of the measurement system, reduce the noise of the amplification measurement circuit, and effectively improve the accuracy of the LBIC system.

2. Proposed a perturbed compressed sensing LBIC model. The relationship between the noise of the measuring device and the projected light source and the perturbation of the measurement matrix and measurement value noise were studied. The perturbed Compressed sensing model with noise in the observation matrix and measurement is established. The reconstruction algorithm based on perturbed compressed sensing was designed to obtain a noise-resistant LBIC image.

3. Proposed a perturbed compressed sensing model with total variation regularization. For the perturbed compressed sensing reconstruction problem under total variation constraints, the simplification of the perturbed compressed sensing problem was achieved through the total least squares method. The equivalent unconstrained problem of the perturbed compressed sensing problem was derived, providing a new approach to solving the compressed sensing reconstruction problem of images under perturbations.

4. Implemented a perturbation compressed sensing reconstruction algorithm based on total variation regularization. An efficient total variation regularization reconstruction algorithm was achieved using the alternating direction method of multipliers. The compressed sensing reconstruction of gradient sparse images was achieved based on the proximal gradient method with total variation regularization. Simulation results show that compared with the classical TVQC algorithm, the reconstruction signal of the algorithm can obtain at least 2 dB signal-to-noise ratio improvement when the noise intensity is -30 dB, and has stronger robustness under different sampling rates and noise intensities. The experimental results show an anti-noise performance of the perturbed compressed sensing LBIC method, compared with the traditional method.

This study has the following theoretical value and application prospects:

1. This study proposes a perturbed compressed sensing reconstruction model based on total variation regularization, which takes into account the perturbations of both the observation matrix and the measurement vector. By using the alternating direction method of multipliers for total variation regularization constraint and the proximal gradient method for perturbed compressed sensing reconstruction algorithm, the model robustly reconstructs the gradient-sparse image signals, providing a new approach to solving the perturbed compressed sensing problem with total variation regularization. This study has important theoretical research value for signal compression, image processing, and detection technology fields.

2. This study proposes a LBIC detection system based on perturbed compressed sensing, which can quickly and noise-resistively detect surface defects on photovoltaic cells. This method can obtain clearer and more reliable current images than the traditional LBIC method without upgrading the equipment or increasing the sampling time. In industrial production,

ABSTRACT

this study has important commercial application value and development potential for improving production efficiency and product yield.

Keywords: Light Beam Induced Current, Anti-noise Detection, Perturbed Compressed Sensing, Total Least Squares, Proximal Gradient Descent, Alternating Direction Method of Multipliers

插图索引

图 1.1	光伏电池失效场景	1
图 1.2	本文的结构组织安排	9
图 2.1	基于激光扫描的两种 LBIC 系统	11
图 2.2	基于锁定放大器的 LBIC 系统	12
图 2.3	基于 DMD 的 LBIC 系统	13
图 2.4	LBIC 等效电路原理图	13
图 2.5	l_p 范数最小化问题的几何示意图	18
图 2.6	迭代软阈值算法的输入输出关系	22
图 3.1	基于结构光的光感生电流法系统框图 ^[28]	28
图 3.2	低噪声互阻放大器电路原理图	29
图 3.3	低噪声线性电源电路原理图	29
图 3.4	改进前后电路的输出噪声波形	30
图 3.5	基于结构光的光感生电流法实物图	31
图 3.6	经典光感生电流法实验	32
图 3.7	光伏电池实际缺陷图(a)和光伏电池电流图(b)	32
图 3.8	光伏电池测量示意图	33
图 3.9	基于扰动压缩感知的鲁棒光感生电流法信号流图	38
图 5.1	仿真测试基准图片	53
图 5.2	仿真测试图片及其离散余弦域图像	55
图 5.3	不同强度噪声下基于近端梯度法与基于 L1QC 算法的重构图像	55
图 5.4	不同采样率下基于近端梯度法与基于 L1QC 算法的重构图像	57
图 5.5	不同噪声水平下基于交替方向乘子法的去噪图像	59
图 5.6	重构图像的 SSIM 和 PSNR 随全变分正则化参数的变化曲线	60
图 5.7	不同拉格朗日惩罚参数下图像的 PSNR 变化曲线图	61
图 5.8	不同拉格朗日惩罚参数下重构图像的 SSIM 变化曲线	61
图 5.9	不同强度噪声下基于近端梯度法与基于 TVQC 算法的重构图像	62
图 5.10	不同采样率下基于近端梯度法与基于 TVQC 算法的重构图像	63
图 5.11	不同采样率下基于 PGD 和基于 TVQC 算法输出图像的 SSIM	65
图 5.12	不同采样率下基于 PGD 和基于 TVQC 算法输出图像的 PSNR	65
图 5.13	实验待测光伏电池	66
图 5.14	不同采样率下基于近端梯度法与基于 TVQC 算法的重构图像	67

图 5.15 不同采样率下两种算法输出图像的 SSIM 和 PSNR	67
------------------------------------------	----

表格索引

表 3.1	改进前后电路的输出噪声测量结果	30
表 5.1	不同强度噪声下基于近端梯度法与基于 L1QC 的算法性能比较	56
表 5.2	不同采样率下基于近端梯度法与基于 L1QC 的算法性能比较	57
表 5.3	不同强度噪声下基于交替方向乘子法的图像重构质量	59
表 5.4	不同强度噪声下基于近端梯度法与基于 TVQC 的算法性能比较	63
表 5.5	不同采样率下基于近端梯度法与基于 TVQC 的算法性能比较	64

符号对照表

符号	符号名称
C, C_1, C_2, C_3	实常数
$\ \cdot\ _0, \ \cdot\ _1, \ \cdot\ _2, \ \cdot\ _p$	范数
$\text{TV}(\cdot)$	全变分算子
Φ	观测矩阵
Ψ	稀疏基矩阵
\mathbf{A}	传感矩阵
$\boldsymbol{\theta}$	稀疏向量
\mathbf{y}	测量向量
\mathbf{e}	噪声向量
Δ	噪声矩阵
\mathbf{D}	全变分算子
\mathbf{I}	单位矩阵
σ	方差
\mathbb{R}	实数向量空间
\otimes	克罗内克积乘法
\min	极小化值
\max	极大化值
\log	以 10 为底的对数
s.t.	使得...满足...
prox	近端算子
sgn	符号函数
soft	软阈值函数
Σ	求和
∇	梯度算子
$L(\cdot)$	拉格朗日函数
U	电压
R	电阻
I	电流

缩略语对照表

缩略语	英文全称	中文对照
LBIC	Light Beam Induced Current	光感生电流
EL	Electroluminescent	电致发光
DMD	Digital Micromirror Devices	数字微镜器件
I-V	Transresistance Amplifier	互阻放大器
RIP	Restricted Isometry Property	约束等距性
MP	Matching Pursuit	匹配追踪
BP	Basis Pursuit	基追踪
TLS	Total Least Squares	总体最小二乘
PGD	Proximal Gradient Descent	近端梯度法
ADMM	Alternating Direction Method of Multipliers	交替方向乘子法
LASSO	Least Absolute Shrinkage and Selection Operator	最小绝对收缩算子
TV	Total Variation	全变分
ATV	Anisotropic Total Variation	各向异性全变分
ADC	Analog-Digital Converter	模数转换器
PSNR	Peak Signal-to-Noise Ratio	峰值信噪比
SSIM	Structural Similarity Index Measure	结构相似性

目录

摘要	I
ABSTRACT	III
插图索引	VII
表格索引	IX
符号对照表	XI
缩略语对照表	XIII
第一章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 光伏电池表面缺陷检测技术研究现状	2
1.2.2 扰动压缩感知研究现状	5
1.3 国内外研究总结	7
1.4 论文内容安排	8
1.4.1 本文研究内容	8
1.4.2 本文结构安排	9
第二章 光伏电池表面缺陷检测原理及压缩感知技术基础	11
2.1 光伏电池表面光伏电池缺陷检测原理	11
2.1.1 基于光感生电流法的光伏电池缺陷检测系统原理	11
2.1.2 光感生电流法测量电路原理	13
2.2 压缩感知技术基础	14
2.2.1 信号的稀疏表示	15
2.2.2 约束等距性	16
2.2.3 压缩感知重构算法	18
2.3 优化理论基础	20
2.3.1 迭代软阈值算法	20
2.3.2 近端梯度下降法	22
2.3.3 交替方向乘子法	23
2.4 图像处理基础	24
2.4.1 图像质量评价指标	24
2.5 本章小结	25
第三章 基于压缩感知的光感生电流法	27

3.1	基于结构光的光感生电流法缺陷检测系统	27
3.1.1	低噪声采集和供电电路设计	28
3.1.2	经典光感生电流法实验	30
3.2	光感生电流法测量原理及噪声模型	33
3.3	基于压缩感知的光感生电流法	36
3.4	光感生电流法中的扰动压缩感知模型	37
3.5	本章小结	38
第四章	基于总体最小二乘的扰动压缩感知模型	39
4.1	基于总体最小二乘的扰动压缩感知模型	39
4.2	基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法	42
4.3	基于交替方向乘子法的全变分正则化算法	46
4.4	基于近端梯度法的全变分正则化扰动压缩感知重构算法	49
4.5	本章小结	51
第五章	扰动压缩感知重构算法仿真及实验	53
5.1	仿真模型分析及物理对应	53
5.2	基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法仿真	54
5.3	基于交替方向乘子法的全变分正则化算法仿真	58
5.4	基于近端梯度法的全变分正则化扰动压缩感知重构算法仿真	61
5.5	基于扰动压缩感知的光感生电流法实验	66
5.6	本章小结	68
第六章	总结及展望	69
6.1	研究工作总结	69
6.2	存在的问题及讨论	69
6.3	工作展望	70
参考文献	71
致谢	79
作者简介	81

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

随着城市的发展及能源需求的迅速增长,传统的化石能源对环境造成了越来越严重的污染问题,可再生能源受到了越来越多的关注^[1]。光伏电池通过光电效应,能够将太阳光子直接转化为电能,因此光伏能源是一种极具竞争力和发展潜力的绿色能源^[2, 3]。然而,光伏电池作为光伏产品的核心器件,将安装在户外恶劣的工作环境中,如图 1.1 所示,这不可避免地导致光伏电池的失效,造成能量输出效率的下降甚至严重时可能引起火灾^[4]。因此光伏电池的稳定性、可靠性以及寿命将成为光伏产品的重要考量指标,利用有效且可靠的检测手段来实现生产过程中光伏电池性能表征是提升光伏电池的稳定性、可靠性和寿命的关键^[5]。



图1.1 光伏电池失效场景

光伏电池本质上是一块大面积的能够进行光电转换的 PN 结,它通常由极易脆裂的硅材料制备而成。在进行工业生产过程中通常会由于工艺的不完备性引入各种各样的缺陷,例如栅极破裂、晶圆碎裂、电极击穿、划痕等,这些缺陷的存在严重影响了光伏电池的性能、使用寿命以及可靠性^[6]。工业上通常对生产的产品进行质量检验,筛选出不合格的产品进行重新加工,以提高产品的成品率。因此,一种高效且可靠的检测方法是保证光伏电池生产成品率的有效手段。

针对光伏电池表面缺陷检测,目前主流的方法有电致发光法(Electroluminescent, EL)和光感生电流法(Light Beam Induced Current, LBIC)。EL 通过给 PN 结加正向偏置电压使得光伏电池产生电致发光效应,利用红外相机对红外图像进行捕获,根据红外图像判断光伏电池的缺陷,该方法因其高效性被广泛使用于工业生产中。然而电致发光图像包含了光伏电池的晶圆结构信息,无法完全替代光伏电池的电流图,同时

由于电致发光仅仅包含红外光谱,不能够代表实际工作中光伏电池对于整个光谱的光电转换效率^[7, 8]。光感生电流法利用光束直接照射光伏电池表面,通过测量光伏电池的输出短路电路的方式来扫描得到光伏电池整个待测样品的电流图,该方法因其采用与实际工作状态下一致的光源进行测量,且能够覆盖全部光谱段,所以其测量结果最接近光伏电池实际的工作情况。相比之下,光感生电流法具有真实反应光伏电池实际工作状态电流图的能力,因此是目前光伏电池表面缺陷检测领域最可靠且有发展潜力的方法之一。

传统的光感生电流法主要存在测量效率低和易受到噪声干扰的问题。一方面,传统的光感生电流法通常采用单束光对光伏电池逐个像素单元进行照亮,使用机械传动的方式来控制光源和样品的相对移动,测量效率低下。另一方面,使用机械控制的对齐方式无法达到相对高的空间精度,以及检测光源的不稳定性会对测量结果引入误差,因此带来噪声干扰的问题。结构光的引入能够为光感生电流法提供一种非机械式的测量方式,同时能够实现多束光同时照亮。通过合理地控制光源的结构、亮度以及变化速度能够实现测量信息的调制,再利用合理的解调手段能够实现信息的提取。调制解调的过程中经过合理信息压缩、编码和提取将对测量系统带来有效增益,从而大幅提高基于结构光的光感生电流法的鲁棒性。

从信息处理的角度分析,获取光伏电池表面的缺陷信息本质上是一个图像采集过程。由于光伏电池缺陷信号本身具有“稀疏性”,因此利用压缩感知理论,可以设计一个与稀疏信号不相关的映射关系,对缺陷信号进行压缩测量,再利用优化算法从压缩后的测量值中以高概率重构出原始的稀疏缺陷图像。对于光伏电池的电流图而言,其表面缺陷在电流图上引入的特征边缘通常是少而显著的,因此光伏电池表面缺陷信号在梯度域上是稀疏的。将压缩感知技术运用到光伏电池表面缺陷图像的测量中,有望直接从算法上提升检测效果,从而提升光感生检测电流图的信噪比。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 光伏电池表面缺陷检测技术研究现状

目前工业上进行光伏电池表面缺陷检测的方法主要可以分为两类。其中一类为电致发光法,该方法通过对光伏电池添加正向偏置电压,使其发生电致发光效应,即光伏电池发出波长通常在 1000 至 1200 纳米的弱红外光,利用红外相机捕获该红外图像从而判断光伏电池的缺陷,该方法以其检测速度快而被广泛应用于工业生产中。第二类为光感生电流法,通过使用光束直接照射光伏电池,同时测量光伏电池输出的短路电流,扫描得到光伏电池电流图,该方法因其检测效果的真实性被认为是最有潜力的方向之一。

1.2.1.1 电致发光法研究现状

电致发光, 又称电场发光, 通过加在光伏电池两电极的电压产生电场, 利用电场激发电子碰击发光中心, 从而导致电子在能级间跃迁、变化、复合导致发光的一种物理现象。在光伏电池表面缺陷检测方面, 早在 1980 年, Turner, GW 等人就提出了利用多层砷化镓太阳能电池的电致发光效应的红外光作为其诊断工具^[9]; T. Fuyuki 等人于 2009 年通过给太阳能电池板外加正向偏置电压, 通过红外相机拍摄光伏电池发出的弱红外光进行缺陷判断, 该方法可以检测到所有影响载流子密度的因素, 如表面和界面的复合速度、少数载流子的扩散长度、晶体破损和电极的击穿等^[8]。

基于电致发光原理的缺陷检测技术主要难点在于如何准确地对缺陷进行判断, Ordaz, Miguel 等人于 2000 年提出了利用机器视觉对多层薄膜光电设备在生产过程中进行在线的、非破坏性的特征诊断^[10]; M. Demant 等人于 2011 年针对多晶硅片裂纹缺陷的诊断问题, 利用电致发光成像与机器学习思想结合实现了高效检测^[11]。2012 年, Wei-Chen Li 等人提出了利用小波变换对质地不均匀的多晶硅太阳能电池晶圆进行检测的方法^[12]。2014 年, 鲁伟明等人利用不同电压下的电致发光现象和红外热成像技术来检测太阳能电池的缺陷, 提出了正向电致发光与太阳能电池的串联电阻和少数载流子扩散长度有关, 可以检测太阳能电池的断栅、隐裂等缺陷, 而反向电致发光为高电场强度下载流子的带内发光, 可以探测弱的线性漏电和击穿^[13]。2015 年, Takashi Fuyuki, 等人提出了手持电致发光监测现场检测方法, 能够实现兆瓦级太阳能系统中的缺陷检测, 使用设计的电源单元和低成本的硅传感器相机进行现场评估, 提供了极大的便携性^[14]。2016 年, Sergiu Spataru 等人提出了使用二维匹配滤光片根据电致发光图像的强度分布自动检测和评估中的太阳能电池微裂纹的方法^[15]。2017 年, Mahmoud Dhimish 提出了一种统计分析方法利用 T 检验和 F 检验来识别裂纹对光伏模块产生的总电量的影响。2020 年, Wuqin Tang 等人提出了基于深度学习的利用电致发光图像进行自动缺陷识别的方法, 使用有限数量的样本生成大量具有高分辨率的电致发光图像样本训练卷积神经网络模型, 从而实现对缺陷进行自动分类, 大大提高光伏组件检测和健康管理的准确性和效率^[16]。

1.2.1.2 光感生电流法研究现状

光感生电流法, 又叫光束诱导电流法, 是一种直接利用光束照射光伏电池表面使其产生光电流, 再利用互阻放大器测量其输出电流大小, 从而判断光伏电池的能效响应情况的方法。在光伏电池表面缺陷检测方面, Porre, O. 等人于 1994 年最早利用光感生电流技术来评估光伏电池的综合性能^[17]。

2002 年, Acciarri, M. 等人提出了一种快速的在线特征判断方法, 能够作为工业生产中产品质量控制手段^[18]。V. Sirotkin 等人于 2002 年采用基于自适应复合网格和迭

代域分解算法组合的数值方法求解数学模型,实现了基于多电极光感生电流法的隐藏缺陷检测^[19]。2003 年, J. Carstensen 等人提出了一种用于单晶和多晶硅太阳能电池局部表征的光感生电流法,实现了在太阳光下利用聚焦红外激光器调制扫描太阳能电池的局部,获得太阳能电池对于不同预设电压电流值的线性响应,从而获得高空间分辨率的电流图,并且提供了有关光电流空间分布、串联和分流电阻、少数载流子的横向扩散、背面场质量的信息^[20]。Kaminski, A.等人于 2004 年开展了关于多晶硅太阳能电池的光束感应电流和红外热成像的研究,展示了光束感应电流和锁相红外热成像在多晶硅太阳能电池中强分流区域的并行应用,通过观察产生局部光电流的红外图像,发现了裂缝可能导致分流的现象^[21]。2007 年, P. Koktavy 等人的研究对太阳能电池的噪声谱进行诊断,发现低频噪声更适合用于分析退化现象(如电迁移和某种击穿),分析了热噪声、散粒噪声、 $1/f$ 噪声在可靠性分析中的不同影响,提出了利用噪声与传输特性之间的相关性进行硅半导体太阳能电池的缺陷诊断可能性^[22]。

P.Vorasayan 等人于 2009 年提出了多激光光感生电流法诊断系统,该方法在薄膜光伏模块的缺陷检测中实现了较高的检测精度^[23]。2014 年, Russell M. Geisthardt 等人利用光感生电流法开展了对碲化镉太阳能电池的非均匀性进行检测,该研究覆盖了不同光谱段、不同电压范围以及不同光源分辨率,获得了详细的结质量、窗口厚度和吸收带隙中的不均匀性信息,并且该方法可以缩短测量时间,而不会明显损失精度,表明了光感生电流法的巨大潜力^[24]。M. Bliss 等人于 2016 年提出了利用多束激光进行光伏电池响应测试系统,采用多路可调节激光同时对光伏电池进行检测,该研究揭示了裂纹在晶硅太阳能电池中如何影响局部量子效率以及非规则的色散效应^[25]。随着芯片工艺的发展, MEMS 技术被应用到光伏检测中, Simon R. G. Hall 等人于 2016 年采用 MEMS 反射镜阵列开展了对光伏器件的压缩测量,利用 DMD 在样品上投影数字图案,该研究引入了压缩感知技术从更少的测量结果中恢复空间信号,在大幅提高了光感生电流法的测量速度的同时取消了扫描移动部件,消除了锁定过程,进一步提升该方法的实用性^[26]。2016 年, Bernice Mae Yu Jeco 等人利用光感生电流法研究了耦合效应的三结磷化铟镓、砷化镓、锗等材料的光伏电池,发现了发光耦合测量伪影导致的电流噪声超过了暗电流的影响^[27]。2017 年, Lei Quan 等人提出了利用投影仪作为电脑第二屏幕作为可控投影光,利用压缩感知技术重构算法大幅减少了测量次数,在不影响测量精度的同时提升了测量速度^[28]。2019 年, Lei Quan 等人提出了利用相机获取先验知识,消除栅极线的影响,提高压缩感知信号的稀疏度,从而进一步降低测量采样比例,提高测量速度和精度^[29]。2022 年,基于压缩感知的光感生电流法依然受到学者的关注^[30]。

1.2.1.3 研究现状分析

可以看到,电致发光法利用了光伏电池的电致发光效应,只需要一次成像即可得到光伏电池的电致发光图像,其检测速度通常是其它方法无法实现的。然而,由于电致发光效应下光伏电池发出的光波长通常在红外波段,因此获取电致发光图像则需要价格昂贵的红外相机。随着人工智能和机器视觉的发展,对于光伏电池表面缺陷的类型判断和自动识别也是该领域的研究热点之一^[31],将电致发光获取到的图像结合传统的图像处理技术进行研究是近几年的研究热点之一。相比之下,光感生电流法作为最古老的光伏电池表面缺陷检测方法之一,因其原理简单且对设备要求较低一直受到广泛关注。虽然光感生电流法相对于其它检测方法速度较慢,但其分辨率取决于投影光的激光的分辨率,这个通常能够达到微米级,并且该精度不受到扫描规模的影响。相比之下,基于红外成像或者热成像的检测方法虽然能够实现较快的检测速度,但其检测分辨率受限于红外相机的分辨率,尤其当检测大规模的光伏器件时该现象较为明显^[23]。另外,光感生电流法的使用成本相对于需要利用到价格昂贵的红外相机的电致发光法而言,具有成本低、实施简单的优点^[32]。

综上所述,光感生电流法相比于其它主流检测方法具有能够真实反应光伏电池工作状态下的能效响应情况的特点,只使得研究且利用更先进的技术来改进该方法成为了研究热点。受限于设备的性能,传统的光感生电流法主要有以下两个缺点,一是测量精度低,二是测量速度慢。国内外先后出现了各类改进的方法,其中较为有效的一类是利用可控光源(例如 DMD、投影仪)替代样品或者光源发生器的机械移动,从而避免机械移动引入的对齐误差和测量噪声,同时提升扫面速度。近年来,压缩感知技术的兴起和发展为信号处理领域带来了一系列新的成就,同时也为改进光感生电流法提供了新的思路^[33]。

1.2.2 扰动压缩感知研究现状

压缩感知技术自 2006 年由 D. L. Donoho 提出以来^[34],受到了信号处理领域的广泛关注,该技术被认为是能够突破奈奎斯特采样定理的最具潜力的技术,围绕该理论的研究成果层出不穷,并且成为了图像处理、信号处理、信息论、医学成像、雷达成像、无线通信等领域的研究热点。近年来,关于压缩感知的研究当前已经有了较为完备的理论体系和一些实践成果,但是这些成果并没有被人们大规模地应用到实际场景中^[35]。

关于压缩感知的研究主要可以分为三个部分:信号的稀疏表示、观测矩阵的设计、重建算法的研究^[36]。信号的稀疏性或可压缩性是保证压缩感知理论应用的前提,传统的信号处理体系中的信息冗余可以为稀疏表示提供较为成熟的参考^[37]。压缩感知中信号的稀疏表示的核心问题是找到一个找到一个稀疏字典,使得待研究的信号在该字

典中的表示稀疏最稀疏。常用稀疏字典可以分为两类：其中一类是基于余弦变换、傅里叶变换和小波变换等正交变换组成的正交的表示字典。第二类则是基于稀疏表示字典^[38]、KSVD 法^[39]、全局感知矩阵^[40]等方法构造的基于大量数据样本的超完备冗余字典^[41, 42]。

观测矩阵设计的关注点在于如何保证待测量信号在观测过程中能够被观测矩阵有效表示，这提供了信号能够利用最优化算法进行重构的可能性。在压缩感知理论被提出之时，Emmanuel J. Candès、David L. Donoho 和 Terence Tao 等人就证明了观测矩阵需要满足约束等距性（Restricted Isometry Property, RIP）条件^[34, 43-45]。RIP 条件保证了观测矩阵不会把两个不同的稀疏信号映射到同一个集合之中，这保证了原空间到稀疏空间一一映射的关系，它要求从观测矩阵中抽取的每 M 个列向量构成的矩阵是非奇异的。随后，文献[36]经过严格的数学推导证明了等价的 RIP 推广条件，即若该观测矩阵对于信号进行稀疏表示的字典不相关，则这个观测矩阵是满足约束等距性的。但是，设计一个满足 RIP 性质的观测矩阵依然是具有挑战性的，文献[46]进一步的证明了随机生成的高斯矩阵和伯努利矩阵能够以很高的概率满足 RIP 条件。尽管随机生成矩阵已经被证实能够应用于压缩感知^[34]，但因其对硬件、数据存储和传输的要求较高依然存在应用瓶颈。结构化的随机矩阵以及确定性的观测矩阵的提出满足了压缩感知的实际应用^[47]。

相比于稀疏表示和观测矩阵的设计，压缩感知的重建算法是该领域的研究热点。重建算法的宗旨是在信号恢复过程中尽可能地利用已有信息近似精确、完整地重建待测信号。重构算法作为压缩感知系统地最重要环节，直接决定了一个系统地性能，因此它的设计也是工作中通常花费最多精力的部分。最基础的压缩感知重构算法主要考虑无噪声的情况下，通过求解欠定系统的线性方程组^[48]。考虑测量噪声情况下的压缩感知是最常见的模型^[49]，常用的重构算法主要可以分为三类。第一类是贪婪迭代算法^[50, 51]，基本原则是通过迭代求解得到稀疏向量的支撑集，进一步使用受限支撑最小二乘估计来获得重构信号。常用算法包括匹配追踪算法^[52]（Matching Pursuit, MP）、正交匹配追踪算法（Orthogonal Matching Pursuit, OMP）、分段 OMP 算法（Stagewise Orthogonal Matching Pursuit）、规范 OMP 算法（Regularized Orthogonal Matching Pursuit）、CoSaMP 算法（Compressive Sampling Matching Pursuit）等，这一类算法通常较快，但却无法保证求解的最优性，因此精度较低，实际应用较为受限。第二类算法是凸优化算法或最优化逼近算法^[44, 53]，利用特定条件下 l_0 范数和 l_1 范数的等价性，将压缩感知重构问题转化为凸优化问题。该优化问题能够在多项式时间内完成，并且能够保证求解的最优性。另一种算法为 Focuss 算法，该算法使用 l_p 范数（ $p \leq 1$ ）替代 l_0 范数求解最优化问题。然而，这类算法通常需要迭代计算，因此这一类算法计算量较大，具有代表性的算法主要有基追踪算法（Basis Pursuit, BP）^[54]、内点法（Interior

Point Method)^[55]、稀疏梯度投影法 (Sparse Gradient Projection Method)^[56]、迭代阈值算法 (Iterative Hard Thresholding)^[57, 58]、分裂布雷格曼迭代算法 (Split Bregman Iteration)^[59, 60]等。第三类算法是基于贝叶斯框架的重构算法^[61]，此类算法针对时间相关性较强的信号进行了特殊优化，因此能够提供较高的重构精度，但其缺点是复杂度高且应用范围明显受限。

随着压缩感知技术的应用和发展，越来越多的研究者发现进行信号重构时不能够只考虑测量向量的噪声，在大多数情况下投影矩阵也会存在扰动。这种扰动通常由于预设的投影矩阵与实际上作用于待测信号的投影矩阵之间的不匹配引起的，它存在于通信、雷达、频谱感知、认知无线网络、移动医疗、X-ray 成像、信息安全等众多领域中^[62-69]。传统的压缩感知理论研究没有考虑观测矩阵中存在扰动的情况，因此，对于扰动压缩感知问题，传统压缩感知理论的应用存在限制。近年来，对于扰动压缩感知问题的研究引起了广泛的关注。相关的理论研究主要可以分为两类，第一类研究理论分析了现有压缩感知重建算法的抗扰动性能，并尝试给出算法性能边界。文献[70, 71]讨论了在扰动压缩感知问题下，传统的基追踪法对于扰动的敏感程度，同时还指出了现有的大部分重建算法对于扰动均具有一定的鲁棒性。文献[72]研究了感知矩阵和测量向量在高斯噪声污染的情况下，信号重建的误差边界。文献[73-75]对于扰动条件下的几种常用算进行了理论分析，表明了不同重建算法对于扰动的容忍程度是不同的，文中还提出了进一步改善的方法。第二类研究从理论提出了适用于不同扰动模型下的压缩感知信号重建算法，目前这一类研究较少。针对矩阵的扰动问题，总体最小二乘 (Total Least Squares, TLS)^[76]法及其变形是一种常用的方法。Hao Zhu 等人针对扰动压缩感知问题，通过添加稀疏正则项的总体最小二乘法提出了全扰动情况下压缩感知重构模型，并给出了该模型在优化理论下的等价形式^[62]。针对该算法复杂度高的问题，文献[77]提出了基于近端梯度法 (Proximal Gradient Descent, PGD) 的快速算法，并且提升了该算法的效率。近年来，扰动压缩感知理论也被广泛的应用到无线通信^[78]、无线定位^[79]等领域。

1.3 国内外研究总结

当前，压缩感知技术各个领域均表现出优异的性能以及巨大的发展潜力，尤其为许多信号处理领域的问题提供了新的解决思路。在光伏检测中，基于压缩感知的光感生电流法依然是研究热点。目前，主流的研究点主要研究光伏电池能效响应信号的稀疏性以及压缩感知投影矩阵的性质，以期实现采用更少的测量值获取完整的电流图，从而提升了检测速度。然而，目前基于压缩感知的光感生电流法研究的主要的不足在于测量电流图受到噪声的影响较为严重，其原因是大多数的研究模型并没有

充分考虑噪声对于电流图的影响,导致了基于压缩感知的光感生电流法虽然检测速度得到提升,但其电流图的信噪比并没有明显优于传统方法。现有的相关研究主要关注光感生电流法的测量噪声的干扰,然而,在实际的测量中,由于光源的不稳定性,投影结构光也同样存在噪声,并且该噪声对于电流图的影响甚至可以和测量噪声的影响相当。这个噪声经过压缩感知重构算法后将表现为电流图的噪声,这是一个典型的全扰动压缩感知问题。

针对扰动压缩感知问题,目前较为有效的方法是基于总体最小二乘法的压缩感知重构算法。该方法通过添加稀疏约束模型,将扰动压缩感知重构问题转化为优化问题,通过最优化逼近将噪声的影响最小化,得到抗噪声的压缩感知重构电流图。然而,目前针对扰动压缩感知问题的重构算法的求解目标通常是 l_1 范数最小化的稀疏信号,目前几乎不存在针对图像类型的全变分(Total Variation, TV)范数最小化稀疏信号的相关研究。从理论角度进行分析,在基于总体最小二乘压缩感知的框架下,主要有两种解决方案,一是通过正交稀疏变换获得到光伏电池电流图在稀疏域下的变换系数,利用 l_1 正则化的扰动压缩感知模型对变换系数进行恢复,再通过正交变换得到原始电流图;二是通过添加全变分正则项,再根据相应的目标函数类型选择合适的优化算法,能够实现全变分范数最小化的抗扰动稀疏信号恢复,从而实现光伏电池表面缺陷的抗噪声电流图的直接测量。

1.4 论文内容安排

1.4.1 本文研究内容

为了填补压缩感知在光伏检测领域中的研究空白,本研究以用于光伏电池表面缺陷检测的基于扰动压缩感知的抗噪声光感生电流法为研究目标,改进传统光感生电流法系统;提出光感生电流法系统中的扰动压缩感知模型,并设计基于扰动压缩感知问题的重构算法,以实现光伏电池表面缺陷的抗噪声检测。

本文的主要研究内容:

1、改进基于结构光的光感生电流法检测系统,通过改进测量系统和光源设备的供电系统,提高光感生电流法检测系统的精度。

2、提出基于扰动压缩感知的光感生电流模型。通过研究光伏检测中传统光感生电流法的噪声影响机理,建立抗噪声的检测模型;通过设计基于扰动压缩感知的重构算法,实现抗噪声的光感生电流图测量。

3、针对全变分正则化的扰动压缩感知问题,针对全变分约束下的扰动压缩感知重构问题,提出基于总体最小二乘的重构算法,通过理论分析和仿真验证该算法的重构性能。

4、利用交替方向乘子法实现全变分正则化重构算法，通过基于全变分正则化的近端梯度法实现梯度稀疏图像的压缩感知重构。以实现在不同采样率、不同强度噪声下的鲁棒检测。通过仿真验证该算法的增益。

1.4.2 本文结构安排

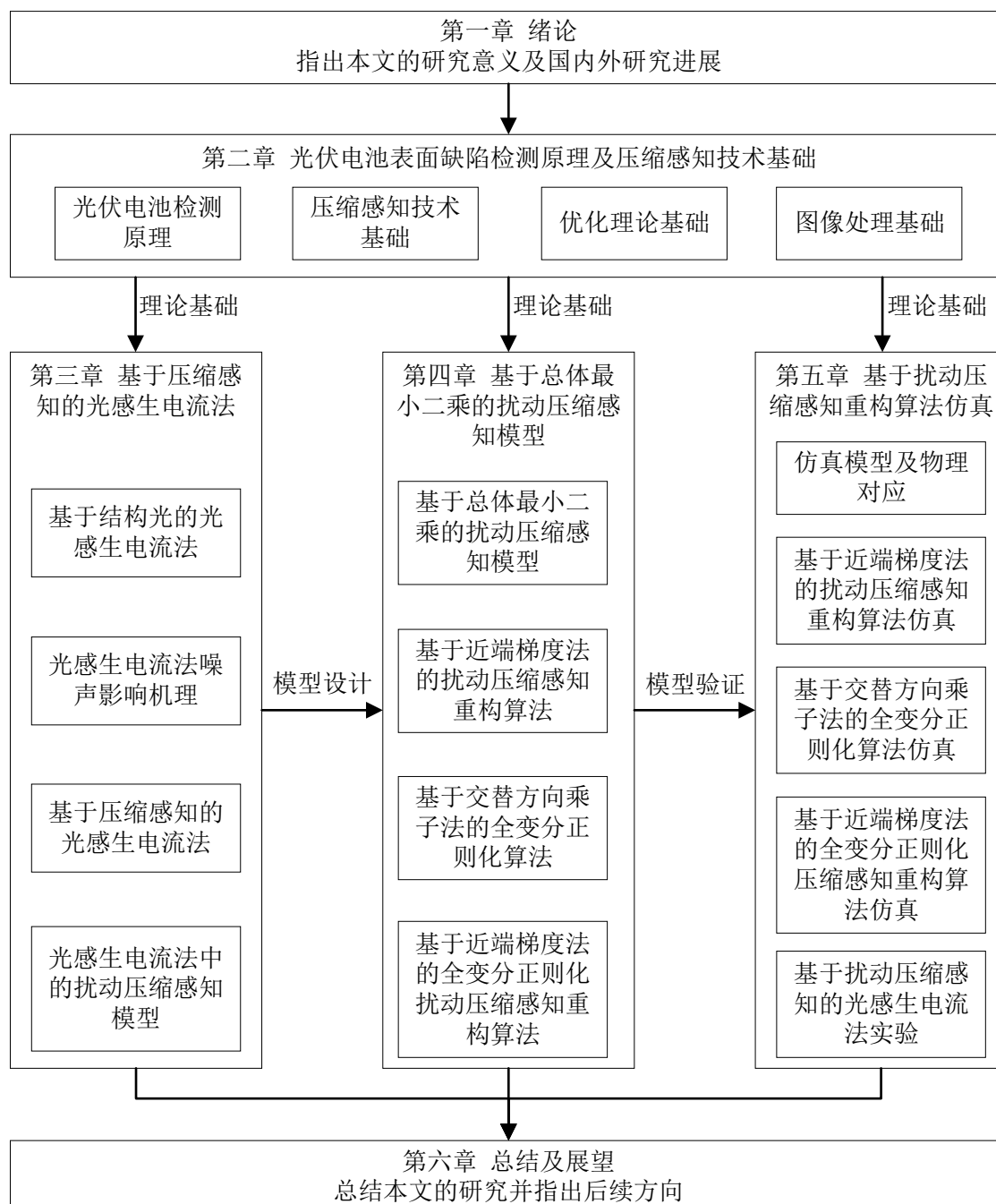


图1.2 本文的结构组织安排

本文的结构框图如图 1.2 所示。

第一章通过介绍光伏电池检测中的检测技术，指出了光感生电流法的优势以及研

究价值。提出了扰动压缩感知技术与光感生电流法的研究结合点，确立了本文的研究目标。

第二章是全文的理论基础，将介绍基于光感生电流法的光伏电池表面缺陷检测原理及系统，介绍压缩感知理论体系以及重点介绍常用的压缩感知重构算法及其设计思想，介绍扰动压缩感知算法涉及的优化方法，为后续研究提供了理论支撑。

第三章将研究基于结构光的光感生电流法中的噪声影响机理，提出基于扰动压缩感知的光感生电流法模型，为后续开展基于抗噪声的压缩感知重构算法做铺垫。

第四章将从总体最小二乘框架出发分析扰动压缩感知模型，从而得出更加简洁的扰动压缩感知重构算法优化问题，利用近端梯度法和交替方向乘子法设计基于全变分正则化的扰动压缩感知重构算法。本章是本文的设计核心，为后续章节做铺垫。

第五章将通过光感生电流法系统中的扰动压缩感知模型进行验证，首先通过配置仿真参数保证数学模型与物理模型的对应关系，其次对第四章提出的扰动压缩感知重构算法进行仿真验证和实验验证，通过添加不同水平的噪声以及调整压缩感知算法的采样率来研究提出算法的鲁棒性，并通过与传统压缩感知算法的比较研究该模型在算法上的增益。本章对全文提出的理论进行了验证。

第六章为本文的总结与展望，主要总结了本文的贡献，并且进一步探讨了本文存在的不足以及进一步改进方向。

第二章 光伏电池表面缺陷检测原理及压缩感知技术基础

基于扰动压缩感知的光感生电流法检测技术涉及光伏电池检测原理和压缩感知理论的研究,为了建立光感生电流法中的扰动压缩感知模型,本章从光感生电流法的测量原理和压缩感知理论框架切入,逐步引入本研究涉及的相关基础知识,并对本文主要运用到的基础算法原理进行介绍,为后续建立系统模型和设计算法做理论支撑。

2.1 光伏电池表面光伏电池缺陷检测原理

2.1.1 基于光感生电流法的光伏电池缺陷检测系统原理

光感生电流法是一种高分辨、非直接接触的图像分析手段,通过不同波长的激光在半导体中的吸收距离和微区光电转换,可以表征电子器件及太阳能电池微区的短路电流分布、表层缺陷、并联电阻、反射率等特性参数。通过横向扫描形成电流图,能够反应各种参数的平面均匀性,尤其是晶界和错位分布,为光电器件及太阳能电池的结构优化和工艺改进提供参考依据。

传统的 LBIC 系统主要靠激光器产生单束光源,利用光源与样品的相对移动来实现对光伏电池不同位置的测试。从扫描方式进行区分,传统的 LBIC 系统通常可以分为两类。

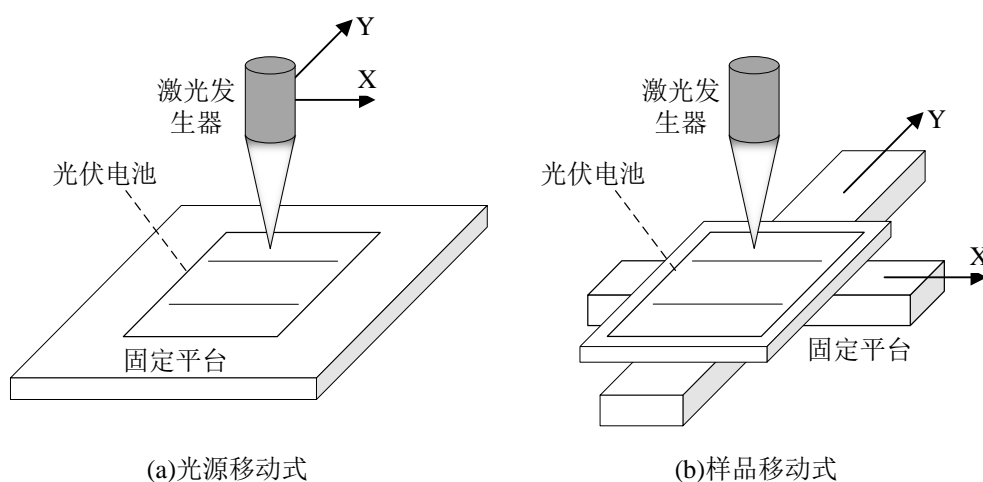


图2.1 基于激光扫描的两种 LBIC 系统

第一类为光源移动式 LBIC 系统,如图 2.1(a)所示,该类系统在扫描过程中保持待测样品固定不动,通过步进电机移动激光器,使得激光能够遍历整块光伏电池。第二类为样品移动式扫描系统,如图 2.1(b)所示,这类系统工作时保持光源不动,通过

电机控制固定平台移动,从而实现光伏电池的扫描。这两类 LBIC 系统都需要机械设备控制扫描光源和样品之间的相对移动,而这种机械式的移动通常是通过电机车床控制实现,这是严重限制 LBIC 系统性能的重要原因。一方面,机械移动的精度通常较低,直接影响了 LBIC 系统的检测精度。另一方面,机械移动存在对齐、稳定等操作,在移动扫描的过程中通常耗费较长的时间,以中科院半导体研究所研制的光束诱导电流成像检测系统(LBIC-301A)为例,该系统能够实现的扫描速度为 15 点/秒,意味着如果要对一块光伏电池进行 128×128 点的扫描需要花费 18 分钟,因此无法满足工业中需要实现快速检测的应用场景。

传统的光感生电流法采用单束激光扫描的方式照亮的范围较小,因此产生的光伏电流较小,及其容易倍噪声干扰。锁相放大器是检测淹没在噪声中的微弱信号的仪器,它利用待测信号和参考信号的互相关检测原理实现对噪声信号的抑制。在激光的通路放置斩波器,控制斩波器的开关就能够对激光进行调制。经过调制后的激光照射到光伏电池表面就会相应产生调制后的电流信号,将采样得到的电流信号与调制信号同时输入锁定放大器进行相关滤波,就能够将与测量信息无关的背景噪声滤除,从而提高测量信噪比。基于锁相放大器的 LBIC 测量系统的原理如图 2.2 所示,样品装置通过器械固定于样品台上,激光器光源系统根据设定参数产生激光,激光聚焦系统汇聚成为单束光,步进电机用于控制聚焦系统移动,从而实现整块样品的扫描。

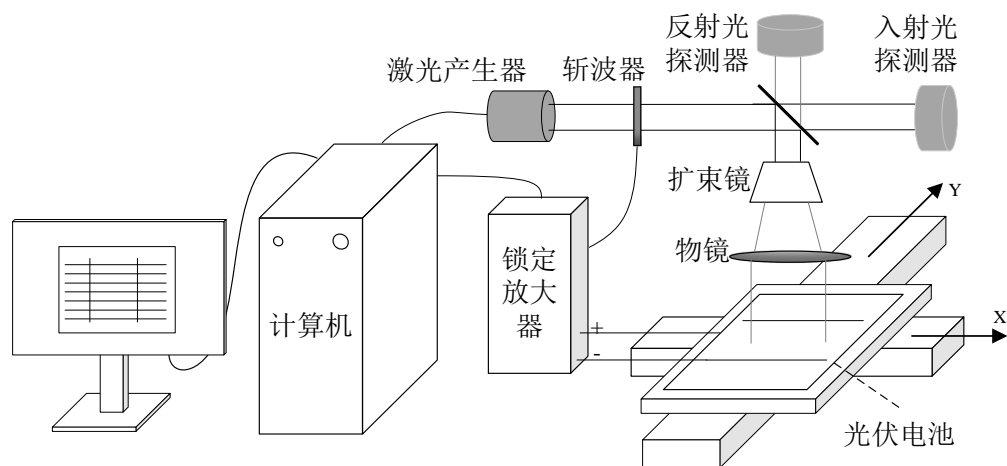


图2.2 基于锁定放大器的 LBIC 系统

以激光作为光源的 LBIC 系统主要存在两个问题：扫描精度低和扫描速度慢。为了克服以上缺点,人们引入了数字微镜器件(Digital Micromirror Devices, DMD)作为光源控制器。如图 2.3 所示,此类 LBIC 系统能够保持样品和激光器的物理相对位置不动,通过 DMD 控制光源的照射位置,从而消除了步进电机等物理器械带来的低精度和低速问题。DMD 是一种包含一组高反射铝微镜的光学微机电系统(MEMS),DMD 芯片有 50 至 400 万个微镜片聚集在 CMOS 硅基片上,市面上主流的两款尺寸,

0.33 英寸 DMD 芯片具有 92 万个微镜，可以投出 1280×720 个像素；0.47 英寸 DMD 芯片具有 207 万个微镜，可以投出 1920×1080 像素。通过编程控制的光学微电机系统相比于传统的步进电机具有更高的精度和可靠性，为 LBIC 系统的发展提供了新思路。

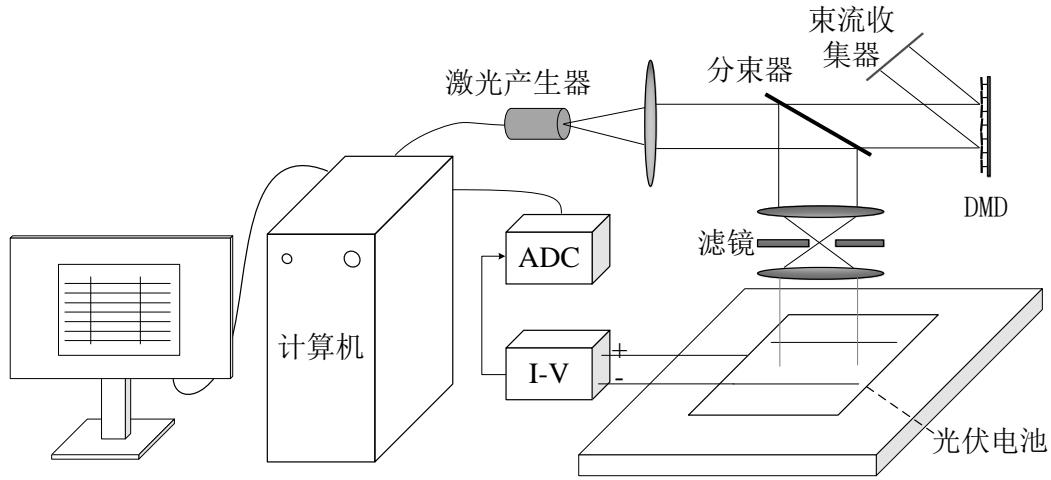


图2.3 基于 DMD 的 LBIC 系统

基于 DMD 的光感生电流法能够实现结构光的照射，在取消机械移动方式的同时提供了多光束同时照射的条件，因此在提升光感生电流法的测量精度和速度方面具有较大的潜力。然而，由于 DMD 属于高级精密仪器，工艺水平和技术壁垒导致这类设备的价格通常较高。

2.1.2 光感生电流法测量电路原理

无论是传统的 LBIC 系统还是基于 DMD 的 LBIC 系统，它们的信号采集系统都是相似的。采集系统负责测量光伏电池的短路电流，通过互阻放大器（Transresistance Amplifier, I-V）将电流信号转化为电压信号，模数转换器（Analog-Digital Converter, ADC）将模拟电压信号转化为数字信号送入计算机，算法上通过滤波、数据排列形成待测光伏电池的电流图并通过屏幕进行显示。根据显示的电流图即可完成对光伏电池表面缺陷的评估。

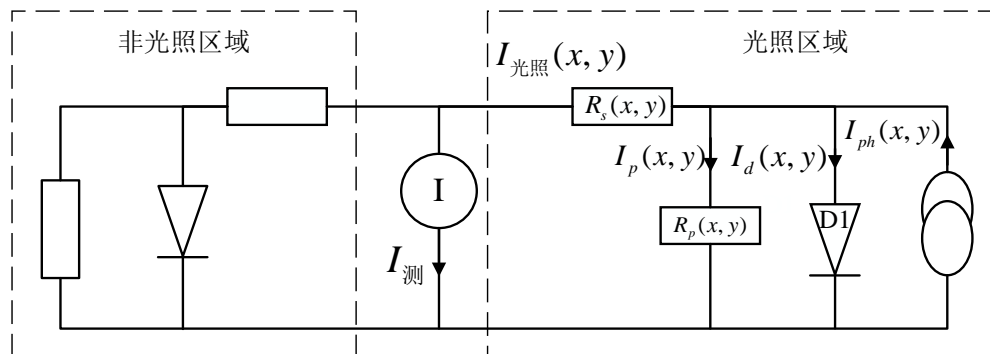


图2.4 LBIC 等效电路原理图

LBIC 系统的等效电路原理如图 2.4 所示，对于光照位置 (x, y) ，由于光电效应会产生光电流 $I_{ph}(x, y)$ ，由于光伏电池本质上是 PN 结，因此电路上可以等效为二极管 $D1$ 和内阻 $R_p(x, y)$ 并联， $R_s(x, y)$ 表示各个结之间的局部串联电阻。此时非光照区域的暗电流很微弱，可认为测量电流为零。故实际测量得到电流为

$$I_{\text{测}} = I_{\text{光照}}(x, y) \quad (2-1)$$

由于测量得到的电流信号为局部短路电流，仅和局部电池特性（局部串并联电路、局部光感生电流）有关，因而 LBIC 电流图像具有反应电池局部特性的能力。短路电流则主要受复合效应的影响，因此 LBIC 电流图可以反映电池复合分布情况，包括层错、应力、位错、晶界等。通过将样品反射率图像与 LBIC 图像结合，可以得出样品的外部 and 内部的量子效率以及有效扩散分布^[5]。因此，在每一点处波长为 λ 的光照下的外量子效率可以表示为

$$EQE(\lambda) = \frac{I_{sc} hc}{e \lambda P(\lambda)} \quad (2-2)$$

其中 I_{sc} 表示短路电流， h 表示普朗克常数， $P(\lambda)$ 表示光照强度。

结合各点的反射率 $R(\lambda)$ 可推导出各点的内量子效率为

$$IQE(\lambda) = EQE(\lambda) \frac{1}{1 - R(\lambda)} \quad (2-3)$$

另外根据文献[80]可得出如下关系

$$IQE(\lambda)^{-1} = 1 + \alpha^{-1} \frac{\cos \theta}{L_{eff}} \ll W / \cos \theta \quad (2-4)$$

其中， L_{eff} 表示有效扩散长度， α 表示波长为 λ 的光对应的吸收系数， w 表示样品厚度， θ 表示光子在电池中的运动轨迹与垂直于样品表面的平均夹角。

2.2 压缩感知技术基础

香农/奈奎斯特采样定律指出，在信号采集的过程中，采样频率大于带宽的 2 倍时，能够保证不失真地恢复原始信号。但是在许多应用中，例如数字图像和视频处理，

奈奎斯特采样频率非常高，导致采样过程产生大量的数据，这些数据通常需要先进行压缩，才能够进行存储。另一方面，在某些应用中，例如雷达、医学扫描系统、模数转换器等，提高采样率的代价是非常昂贵的。许多科研人员意识到，很多采集到的数据在存储时都是可以丢弃的，并不会影响人的感官体验。声音信号、图像信号的有损压缩就是一个很好的例子。这种矛盾引出了一个很自然的疑问：既然我们明知道采集到的信号有一部分是可以直接丢弃的，为什么还要花费时间和资源去采集那些本身就沒用的信号呢^[34]？

压缩感知技术的引入指出了一条将模拟信号“经济地”转化为数字形式的信号压缩的有效途径：利用变换空间来描述信号，通过直接采集得到少数“精挑细选”的包含了信号的全部信息的线性观测数据，再通过解一个优化问题可以实现从压缩观测的数据中恢复原始信号。在这样的指导思想下，采集信号的方式不再取决于信号的带宽，而是却决于信号本身的结构和内容。需要指出的是，传统的奈奎斯特采样定律针对的是无限长的连续信号，在信号采集时通常是采用均匀采样，信号重构时采用的是基于正/余弦函数的线性插值；相比之下，压缩感知理论关注的是有限维观测向量，在进行信号采集时通过计算信号与观测函数之间的内积来实现测量，数据恢复时则是通过求解非线性化的优化问题实现重构^[81]。

2.2.1 信号的稀疏表示

压缩感知技术应用的前提是待采集的信号需要满足可压缩性，换言之，这个信号必须在某个域上是稀疏的，这在本质上和信号处理中的数据压缩原理是相似的。以一个有损压缩的过程为例，根据调和理论，任何可压缩信号 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 在都可以用一组稀疏基 $\{\psi_i\}_{i=1}^N$ 来表示，即

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N \psi_i \theta_i \quad \text{或} \quad \mathbf{x} = \Psi \boldsymbol{\theta} \quad (2-5)$$

其中，稀疏基 $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N] \in \mathbb{R}^{N \times N}$ ，系数向量 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T$ 。

注意到信号 \mathbf{x} 变换到稀疏域后并非每一个系数都为零，为了进一步说明可压缩信号的概念，这里引入能量递减规律。假设系数向量满足 $|\theta_1| \geq |\theta_2| \geq \dots \geq |\theta_N|$ ，并且存在正常数 C 和 q ，如果有

$$|c_i| \leq C i^{-q} \quad (2-6)$$

则称该信号的系数满足能量递减规律，称信号 \mathbf{x} 为可压缩信号。其中 q 值越大，信号的系数衰减速度越快，信号的可压缩性也越强。由于信号在稀疏变换域的能量系数衰

减速度非常快, 因此在进行信号压缩时只需保留少数最大的系数就能给保留原始信号的几乎所有的能量。

进一步的, 当系数向量 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T$ 中仅有 K 个系数不为零, 即

$$\|\boldsymbol{\theta}\|_0 = K \quad (2-7)$$

这意味着信号 \mathbf{x} 可以由 K 组基向量的线性组合进行表示, 并且 $K \ll N$, 则称信号 \mathbf{x} 是可压缩的并且在 Ψ 空间下是 K 稀疏的。

根据信号的可压缩性, 传统压缩的策略: 编码过程, 构造一个正交的稀疏矩阵, 对待测信号 \mathbf{x} 进行稀疏表示得到 $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$, 采样时只保留 $\boldsymbol{\theta}$ 中最大的 K 个系数的大小和其对应的位置; 解码过程, 根据 K 个系数的大小和其对应的位置可以通过补零的方式构成 $\boldsymbol{\theta}$, 利用正交逆变换可由 $\boldsymbol{\theta}$ 得到 \mathbf{x}^* 。为了保证采样的有效性, 需要使得

$$\frac{\|\mathbf{x}^* - \mathbf{x}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2} < \delta \quad (2-8)$$

其中 δ 是一个尽可能小的常数。

然而这个策略有几个弊端: 一是由于香农定理的限制, 为了保证获得更好的信号分辨率, 需要更小的采样间隔, 导致原始信号长度更长, 消耗时间和空间; 二是由于 K 个重要分量的位置是随着信号的变化而改变的, 需要额外分配空间存储这些分量; 三是 K 个重要分量在存储或者传输过程中出现偏差, 会导致原始信号将受到破坏性的扰动。压缩感知技术通过线性观测实现了信号的压缩采样, 从而有效地避免了这些弊端。

2.2.2 约束等距性

为了进一步说明, 这里引入约束等距常数 (Restricted Isometry Property, RIP)。

定义: (约束等距常数^[82]) 对于传感矩阵 \mathbf{A} 及所有 K 稀疏信号 $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^N$, 满足

$$(1 - \delta_K) \|\mathbf{v}\|_2^2 \leq \|\mathbf{A}_T \mathbf{v}\|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \|\mathbf{v}\|_2^2 \quad (2-9)$$

最小的 δ_K 成为约束等距常数, 称 \mathbf{A} 满足 K 阶约束等距性。式中, $T \subset \{1, \dots, N\}$, $|T| \leq K$, \mathbf{A}_T 为 \mathbf{A} 中由索引 T 所指使的对应列构成的大小为 $K \times |T|$ 的子矩阵。

考虑一个线性观测过程: 将信号 \mathbf{x} 和向量集 $\{\phi_j\}_{j=1}^M$ 做内积得到 $y_j = \langle \mathbf{x}, \phi_j \rangle$, 写成矩阵形式, 有

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \boldsymbol{\theta} = \mathbf{A} \boldsymbol{\theta} \quad (2-10)$$

其中 $\mathbf{A} = \Phi \Psi$, $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$, $M < N$ 。注意到这个线性观测的过程将一个 N 维的待测信号投影到了一个 M 维的空间。现考虑根据测量向量 \mathbf{y} 重构信号 $\boldsymbol{\theta}$, 由于 $M < N$, 然而这个问题在数学上被认为是病态的。

这里需要考虑两个问题：一是如何找到一个稳定的观测矩阵 Φ , 使得观测维度从 N 减少到 M 的过程不会导致稀疏信号中的显著信息被破坏；二是如何设计一个有效的重构算法, 从仅有观测数据中尽可能完整、精确地恢复出原始的数据^[36]?

压缩感知理论表明, 若信号 $\boldsymbol{\theta}$ 是稀疏的, 则通过求解以下 l_0 范数优化问题对其进行重构^[44]

$$\min \|\boldsymbol{\theta}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \Phi \Psi \boldsymbol{\theta} = \mathbf{y} \quad (2-11)$$

其中 $\|\boldsymbol{\theta}\|_0$ 为 $\boldsymbol{\theta}$ 的 l_0 范数, 即 $\boldsymbol{\theta}$ 中非零元素的个数。

文献[82]指出, 若传感矩阵 $\mathbf{A} = \Phi \Psi$ 满足 $2K$ 阶约束等距性, 即对于任意 K 稀疏信号 $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^T$ 和常数 $\delta_{2K} < 1$, 使得

$$(1 - \delta_{2K}) \|\mathbf{v}\|_2^2 \leq \|\mathbf{A}_T \mathbf{v}\|_2^2 \leq (1 + \delta_{2K}) \|\mathbf{v}\|_2^2 \quad (2-12)$$

成立, 其中 $T \subset \{1, \dots, N\}$, $|T| \leq 2K$, 则可以保证式(2-11)有唯一解。

然而, l_0 范数优化问题(2-11)是一个 NP 完全问题, 无法在多项式时间内求解。幸运的是, 文献[45]指出, 若 $\delta_{2K} < \sqrt{2} - 1$, l_0 范数优化问题(2-11)的解与 l_1 范数优化问题

$$\min \|\boldsymbol{\theta}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \Phi \Psi \boldsymbol{\theta} = \mathbf{y} \quad (2-13)$$

的解是等价的, 换言之, 凸松弛是准确的。进一步的, 文献[83]给出了更加严格的边界条件, 即 $\delta_{2K} < 0.307$ 。

另一方面, 文献[49]指出, 在已知信号稀疏性的情况下, 凭借较采样定理所规定的更少的采样次数重建原始信号是可能的。

可以看到, 约束等距性是保证压缩感知信号能够被成功重构的必要条件。具体来说, 它约束的是传感矩阵 $\mathbf{A} = \Phi \Psi$, 而约束等距常数描述的是稀疏信号对应的传感矩阵中的列向量之间的正交性, 它保证了传感矩阵不会把两个不同的 K 稀疏信号映射到同一个集合中。

约束等距性有良好的约束性, 然而实际应用中若要直接构造一个矩阵满足 RIP 则

需要枚举出总共 C_N^K 种情况，并通过式(2-9)进行验证该矩阵是否满足约束等距性，这种方法显然是繁琐的。文献[36]指出观测矩阵和稀疏矩阵的相关性可以作为约束等距性的等价条件，该条件要求观测矩阵的行向量 $\{\phi_i\}$ 不能够由稀疏矩阵的列向量 $\{\psi_i\}$ 稀疏表示，并且稀疏矩阵的列向量 $\{\psi_i\}$ 也不能够由观测矩阵的行向量 $\{\phi_i\}$ 稀疏表示。而直接构造一个观测矩阵 Φ 使得 $\mathbf{A} = \Phi\Psi$ 满足约束等距性，即保证矩阵中任意 $2K$ 列都不相关很难实现。然而，文献[49, 82]指出，当观测矩阵是高斯随机矩阵时，传感矩阵 \mathbf{A} 能够以较大的概率满足约束等距性。

2.2.3 压缩感知重构算法

压缩感知重构算法是压缩感知技术的核心，其主要目标是找到信号在稀疏空间下的稀疏表示，数学上主要是通过解 l_0 范数优化问题实现。然而由于该问题求解困难，利用 l_1 范数优化替代 l_0 范数优化是压缩感知重构算法的常用手段。

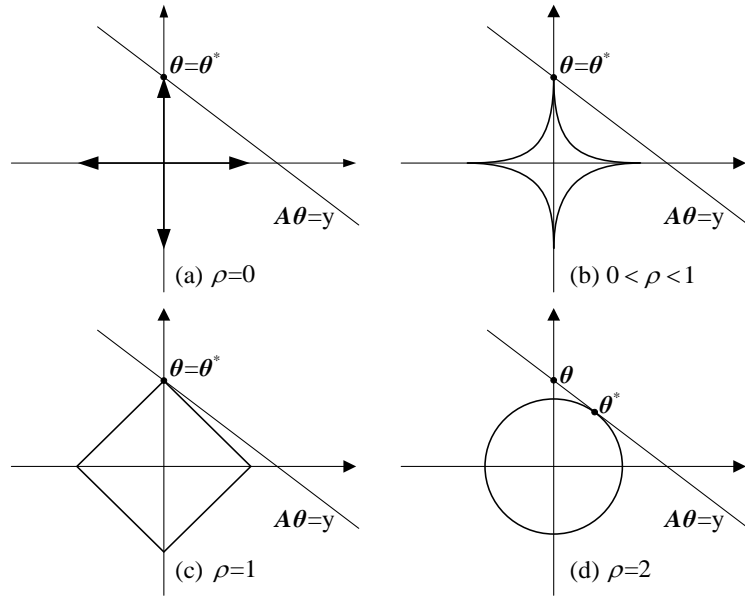


图2.5 l_ρ 范数最小化问题的几何示意图

图 2.5 是关于 l_1 范数最小化问题和 l_0 范数最小化问题的等价性的几何解释。可以看到，对于问题 l_ρ 范数优化问题

$$\min \|\theta\|_\rho \quad \text{s.t. } \mathbf{A}\theta = \mathbf{y} \quad (2-14)$$

当 $\rho=0$ 时，式(2-14)得到的稀疏解有无穷多个；当 $0 < \rho < 1$ 时，得到的稀疏解仅有一个；当 $\rho=1$ 时，可以极大概率得到唯一的稀疏解；当 $\rho=2$ 时，该问题可以得到一个非稀疏解 θ^* 。

2.2.3.2 基于全变分的压缩感知图像重构算法

全变分（Total Variation, TV）算法是由 Rudin、Osher 和 Fatemi 提出的一种基于全变分正则化的用于图像去噪的约束优化算法^[84]。全变分去噪模型通过求图像的梯度和最小，在几乎保留图像的边缘信息的同时去除图像本身的或外来叠加的噪声。基于 TV 约束的凸优化问题可以表示为

$$\min_{\mathbf{x}} \quad \|\Phi\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2 + 2\lambda\text{TV}(\mathbf{x}) \quad (2-15)$$

其中 $\text{TV}(\bullet)$ 表示图像的 TV 范数。

考虑到本研究中涉及到的目标信号属于二维图像信号，文献[84]指出可以利用目标图像的梯度域上的稀疏性作为信号重构约束。假设待观测图像信号 \mathbf{x} 在第 i 行 j 列的像素值为 $x_{i,j}$ ，定义横向梯度算子

$$\mathbf{D}_{h:ij}\mathbf{x} = \begin{cases} x_{i+1,j} - x_{ij} & i < n \\ 0 & i = n \end{cases} \quad (2-16)$$

和纵向梯度算子

$$\mathbf{D}_{v:ij}\mathbf{x} = \begin{cases} x_{i,j+1} - x_{ij} & j < n \\ 0 & j = n \end{cases} \quad (2-17)$$

则二维算子

$$\mathbf{D}_{ij}\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \mathbf{D}_{h:ij}\mathbf{x} \\ \mathbf{D}_{v:ij}\mathbf{x} \end{pmatrix} \quad (2-18)$$

可以解释为数字图像 \mathbf{x} 的离散梯度，全变分则可以简化为图像中每一点的离散梯度的和，即

$$\text{TV}(\mathbf{x}) = \sum_{ij} \sqrt{(\mathbf{D}_{h:ij}\mathbf{x})^2 + (\mathbf{D}_{v:ij}\mathbf{x})^2} = \sum_{ij} \|\mathbf{D}_{ij}\mathbf{x}\|_2 \quad (2-19)$$

根据以上定义，基于全变分的图像信号重构模型可以表示为全变分正则化问题，即

$$\min \text{TV}(\mathbf{x}) \quad \text{s.t.} \quad \Phi \mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (2-20)$$

若存在一个精确稳定的解 \mathbf{x}_0 满足边缘充分稀疏的条件, 解决 TV_1 最小化问题可以找该解^[44]。

$$\min \text{TV}(\mathbf{x}) \quad \text{s.t.} \quad \|\Phi \mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2 \leq \epsilon \quad (2-21)$$

针对基于全变分正则化的压缩感知重构问题, 文献[49]给出了在有噪条件下通过解决问题(2-21)的图像信号恢复例子, 文献[85-87]给出了确切的全变分函数设计, 文献[88]表明, 通过内点法能够解决最小化问题。由于本研究主要考虑含噪声情况下的压缩感知重构算法, 因此这里以问题(2-21)为例进行说明。其中, 问题(2-21)可以转化为二阶锥规划 (Second-Order Cone Programming) 问题, 即

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}, t} \quad & \sum_{ij} t_{ij} \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{D}_{ij} \mathbf{x}\|_2 \leq t_{ij}, \quad i, j = 1, \dots, n \\ & \|\Phi \mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2 \leq \epsilon \end{aligned} \quad (2-22)$$

该问题可以通过牛顿迭代法和共轭梯度法进行求解^[88]。

2.3 优化理论基础

2.3.1 迭代软阈值算法

考虑一个线性求逆问题

$$\min_{\mathbf{x}} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \quad (2-23)$$

其中 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_N)$, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, 且变量 y_i 与变量 x_i 无直接耦合关系, 因此问题(2-23)可以展开为

$$\min_{\mathbf{x}} \quad (y_1 - x_1)^2 + \lambda |x_1| + (y_2 - x_2)^2 + \lambda |x_2| + \dots + (y_N - x_N)^2 + \lambda |x_N| \quad (2-24)$$

单独考察每一个变量能够, 令

$$f(x) = (y - x)^2 + \lambda |x| \quad (2-25)$$

通过令

$$\frac{df(x)}{dx} = -2(y-x) + \lambda \operatorname{sgn}(x) = 0 \quad (2-26)$$

可得到软阈值函数为

$$\mathbf{x} = \operatorname{soft}(\mathbf{y}, \frac{\lambda}{2}) = \begin{cases} \mathbf{y} + \frac{\lambda}{2} & \mathbf{y} \leq -\frac{\lambda}{2} \\ 0 & |\mathbf{y}| \leq \frac{\lambda}{2} \\ \mathbf{y} - \frac{\lambda}{2} & \mathbf{y} \geq \frac{\lambda}{2} \end{cases} \quad (2-27)$$

对于压缩感知重构问题

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \quad (2-28)$$

利用 Majorization-Minimization 思想和 Landweber 迭代, 问题(2-28)可等价于

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 + (\mathbf{x} - \mathbf{x}_k)^T (\alpha \mathbf{I} - \Phi^T \Phi) (\mathbf{x} - \mathbf{x}_k) \quad (2-29)$$

化简为

$$\min_{\mathbf{x}} \alpha \|\mathbf{x}_k - \alpha \Phi^T (\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}_k) - \mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 + K \quad (2-30)$$

令

$$\mathbf{v} = \mathbf{x}_k + \frac{1}{\alpha} \Phi^T (\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}_k) \quad (2-31)$$

有

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{v} - \mathbf{x}\|_2^2 + \frac{\lambda}{\alpha} \|\mathbf{x}\|_1 \quad (2-32)$$

根据式(2-27)得

$$\mathbf{x}_{k+1} = \text{soft}(\mathbf{v}, \frac{\lambda}{2\alpha}) = \text{soft}(\mathbf{x}_k + \frac{1}{\alpha} \Phi^T(\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}_k), \frac{\lambda}{2\alpha}) \quad (2-33)$$

即为迭代软阈值算法得迭代公式。

同理可以推导得到迭代硬阈值算法，本文不再赘述。图 2.6 给出迭代软阈值算法和迭代硬阈值算法的几何解释，其中迭代阈值为 1。可以看到硬阈值函数存在突变的点，而软阈值函数是连续的。

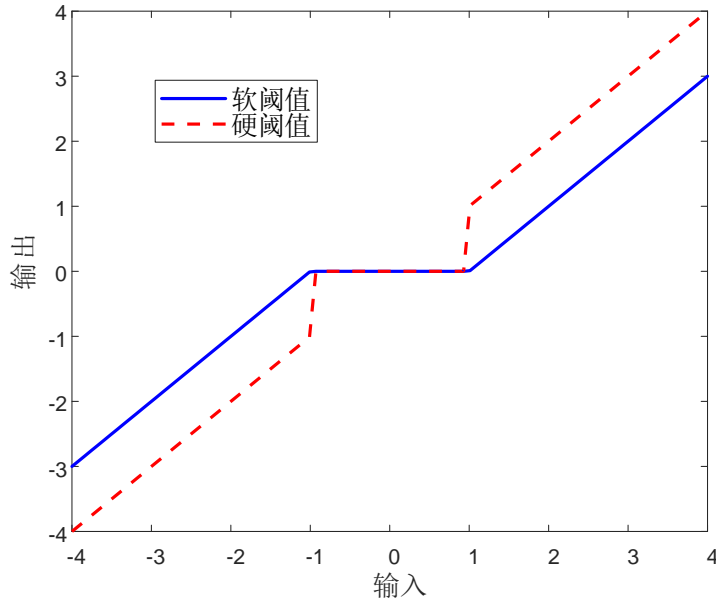


图2.6 迭代软阈值算法的输入输出关系

2.3.2 近端梯度下降法

在求解压缩感知问题时，通常将求稀疏信号的问题转化为求解 l_1 范数最小化的问题。具体方法是将条件约束问题转化为无条件约束问题，将非凸优化问题通过条件松弛等手段转化为凸优化问题，再利用各类快速迭代算法根据问题的特点进行各种加速求解。针对无约束的凸优化问题，目前较为常用的各类算法主要依靠目标函数的梯度进行下降迭代。然而，由于约束条件可能存在一些异常的情况，导致目标函数是一个非光滑的函数，这将导致目标函数在某个点是不可微的，使得基于梯度下降的算法失效。

针对目标函数不是处处连续可微的情况，目前较为常用的是次梯度法。但是由于次梯度（Subgradient）法求解较慢且通常不会产生稀疏解，因此本研究主要考虑近端梯度下降法。该方法的原理是，将目标函数 $c(\mathbf{x})$ 分解为函数 $f(\mathbf{x})$ 和函数 $h(\mathbf{x})$ 的和，即

$$c(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + h(\mathbf{x}) \quad (2-34)$$

其中，函数 $f(\mathbf{x})$ 是可微的凸函数，函数 $h(\mathbf{x})$ 是不可微（或局部不可微）的凸函数。 $f(\mathbf{x})$ 的函数需要满足利普西茨连续（Lipschitz Continuity）条件，该条件约束了函数的局部变化率一致有界，保证了函数 $f(\mathbf{x})$ 的梯度是存在的。不失一般性，问题(2-34)可以简化为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \text{prox}_{\mu_k g}(\mathbf{x}_k - \mu_k \nabla f(\mathbf{x}_k)) \quad (2-35)$$

其中， k 表示迭代次数， $\nabla f(\mathbf{x}_k)$ 表示函数 $f(\mathbf{x})$ 在点 \mathbf{x}_k 的梯度， μ_k 表示步长， $\text{prox}_{\mu_k g}(\bullet)$ 表示近端算子。

非光滑函数 $g(x)$ 最好是一个可以快速求解的函数，例如可利用阈值迭代^[58]进行求解的 l_1 范数最小化函数，因为函数 $g(x)$ 在近端梯度法中进行迭代运算时需要进行多次计算。在一些情况下，非光滑函数 $g(x)$ 的近端梯度算子可能不存在解析解，或者可能很难计算得到精确的解^[89]。这类函数包括全变分正则化问题以及它的推广形式^[90, 91]、图形引导融合回归模型和奇异值的核范数正则化^[92, 93]、重叠组的 l_1 正则化问题^[94, 95] 等。目前已有一些方法提供了准确的接近算子，通过梯度投影法或者拟牛顿法解决一个光滑的对偶问题来计算接近的近端算子，以实现全变分正则化函数的近似快速计算^[90, 96]。

2.3.3 交替方向乘子法

交替方向乘子法（Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM）算法提供了一个求解含线性等式约束优化问题的框架，可以将原始优化问题拆解成几个相对好解决的子优化问题进行迭代求解^[97]。这种“拆解”的功能是 ADMM 算法的核心思想。

对于最优化问题

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}} f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{Ax} + \mathbf{Bz} = \mathbf{c} \quad (2-36)$$

其中， $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^p$ ， $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^q$ ， $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times p}$ ， $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{m \times q}$ ， $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^k$ ， $f: \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$ ， $g: \mathbb{R}^q \rightarrow \mathbb{R}$ 。该优化问题的目标函数包含两组可分离的自变量（ \mathbf{x} 和 \mathbf{z} ），且两组变量通过线性等式进行约束。根据增广拉格朗日法，该问题可以转化为

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\lambda}} L_p(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\lambda}) = f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{Ax} + \mathbf{Bz} - \mathbf{c}\|_2^2 + \boldsymbol{\lambda}^T (\mathbf{Ax} + \mathbf{Bz} - \mathbf{c}) \quad (2-37)$$

其中， $\boldsymbol{\lambda} \in \mathbb{R}^k$ 为拉格朗日乘子。该问题可以拆分为分别关于变量 \mathbf{x} 、 \mathbf{z} 和 $\boldsymbol{\lambda}$ 的子问题，

并通过交替迭代更新以下步骤直至收敛

$$\mathbf{x}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{x}} L_{\rho}(\mathbf{x}, \mathbf{z}_k, \boldsymbol{\lambda}_k) \quad (2-38)$$

$$\mathbf{z}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{z}} L_{\rho}(\mathbf{x}_k, \mathbf{z}, \boldsymbol{\lambda}_k) \quad (2-39)$$

$$\boldsymbol{\lambda}_{k+1} = \boldsymbol{\lambda}_k + \rho(\mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{z}_k - \mathbf{c}) \quad (2-40)$$

\mathbf{x}^* , \mathbf{z}^* , $\boldsymbol{\lambda}^*$ 是原优化问题和对偶问题的解的条件是满足原始可行性:

$$\mathbf{A}\mathbf{x}^* + \mathbf{B}\mathbf{z}^* = \mathbf{c} \quad (2-41)$$

和对偶可行性:

$$\nabla_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}^*) + \mathbf{A}^T \boldsymbol{\lambda}^* = 0, \nabla_{\mathbf{z}} g(\mathbf{z}^*) + \mathbf{B}^T \boldsymbol{\lambda}^* = 0 \quad (2-42)$$

理论表明, 该算法能够达到较好的收敛效果。

2.4 图像处理基础

2.4.1 图像质量评价指标

本研究涉及的信号类型主要为图像信号, 为了客观评价图像质量, 引入了图像的峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 和结构相似性 (Structural Similarity Index Measure, SSIM) [98] 作为图像质量评价指标。

对于图像 f 和参考图像 g , 峰值信噪比为

$$\text{PSNR}(f, g) = 10 \log_{10} (255^2 / \text{MSE}(f, g)) \quad (2-43)$$

其中

$$\text{MSE}(f, g) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{ij} - g_{ij})^2 \quad (2-44)$$

结构相似性为

$$\text{SSIM}(f, g) = l(f, g) c(f, g) s(f, g) \quad (2-45)$$

其中, $l(f, g)$ 表示亮度, $c(f, g)$ 表示对比度, $s(f, g)$ 表示结构相似性, 其计算如下

$$\begin{aligned} l(f, g) &= \frac{2\mu_f\mu_g + C_1}{\mu_f^2 + \mu_g^2 + C_1} \\ c(f, g) &= \frac{2\sigma_f\sigma_g + C_2}{\sigma_f^2 + \sigma_g^2 + C_2} \\ s(f, g) &= \frac{\sigma_{fg} + C_3}{\sigma_f\sigma_g + C_3} \end{aligned} \quad (2-46)$$

其中 μ_f 和 μ_g 表示图像 f 和图像 g 的平均亮度, σ_f 和 σ_g 分别表示图像 f 和图像 g 的亮度标准差, σ_{fg} 表示图像 f 和图像 g 的亮度协方差, C_1 、 C_2 和 C_3 是用于避免分母为 0 的常数。

2.5 本章小结

本章首先介绍了基于光感生电流法的光伏电池缺陷检测系统原理, 通过介绍不同光感生电流法系统的原理, 指出了各种传统光感生电流法的特点和不足; 引入了光感生电流法测量电路模型, 说明了光感生电流法的电路原理。其次引入了压缩感知理论框架, 介绍了信号的稀疏表示、压缩感知理论的约束等距性、以及压缩感知重构算法基本原理, 介绍本文涉及到的全变分压缩感知重构算法、迭代阈值算法、近端梯度下降法以及交替方向乘子法的原理。引入了图像质量评价指标, 为后续研究奠定了理论基础。

第三章 基于压缩感知的光感生电流法

当前光感生电流法检测系统主要采用单光束照亮和机械式移动的扫描方式实现光伏电池电流图的测量,这种检测方式的主要问题是检测速度慢且易受到噪声的干扰。针对这些问题,本章提出了基于结构光的光感生的电流法缺陷检测系统,通过改进光源供电系统和测量电路提升了系统性能,分析光感生电流法中噪声的影响机理,建立了扰动压缩感知测量模型。

3.1 基于结构光的光感生电流法缺陷检测系统

与传统的的光感生电流法系统不同,本研究设计的光感生电流法系统利用结构光对光伏电池表面缺陷信息进行调制,通过电路测量得到压缩后的信息,再利用算法对光伏电池电流图进行重构。

基于结构光的光感生电流法系统利用投影仪产生的结构光对光伏电池样品进行扫描,通过设计投影矩阵来控制结构光进行扫描。光伏电池的输出电流是结构光照射下各区域产生的光电流的总和,每一个测量值与结构光控制图样一一对应,通过设计结构光的投影图样并根据测量值进行解耦即可得到光伏电池的电流图。

参考文献[28]提出的方案,基于结构光的光感生电流法系统框图如图 3.1 所示,投影仪作为光源设备被设置为计算机的第二屏幕,通过计算机控制结构光的亮度、图案以及变化速度。投影仪发出的结构光被光伏电池吸收,并在光伏电池对应的区域产生光电流。由于光伏电池具有积分效应,光伏器件输出电流是所有区域的光电流的总和。电路上,该总电流首先被互阻放大器转化为电压信号,然后被模数转换器转化为数字信号并送至计算机进行存储。计算机利用重构算法计算得出光伏电池的电流图,根据电流图即可判断光伏电池的表面缺陷。另外,光伏电池和光源设备通过可调车床进行相对位置的控制,从而保证投影仪的对焦效果和投影区域的控制。测量过程中保持投影仪和测试样品的相对位置不变,这种方式消除了机械移动引入的干扰。

然而,现有基于投影仪的结构光源设备通常未考虑供电电源的噪声问题,该噪声是造成结构光源不稳定的主要因素之一。以本系统采用的德州仪器的型号为 DLP4500 的工业投影仪为例,该设备采用开关电源为光源系统供电,这在电路中将会引入较大的噪声从而导致投影光源的不稳定。本系统通过去除投影仪自带的光源供电系统,设计了一款基于低噪声的线性电源电路用于投影光源供电。具体实现见第 3.1.1 小节。

此外,由于光伏电池的输出是所有光源照射下电流的总和,因此对光伏电池的输出短路电流的测量精度也决定了系统的测量精度。本系统采用了底噪的互阻放大器实

现电流信号到电压的转换，采用高精度的模数转换器来减小测量误差，测量电路都在用低噪声的 LDO 线性电源进行供电。具体电路实现见第 3.1.1 小节。

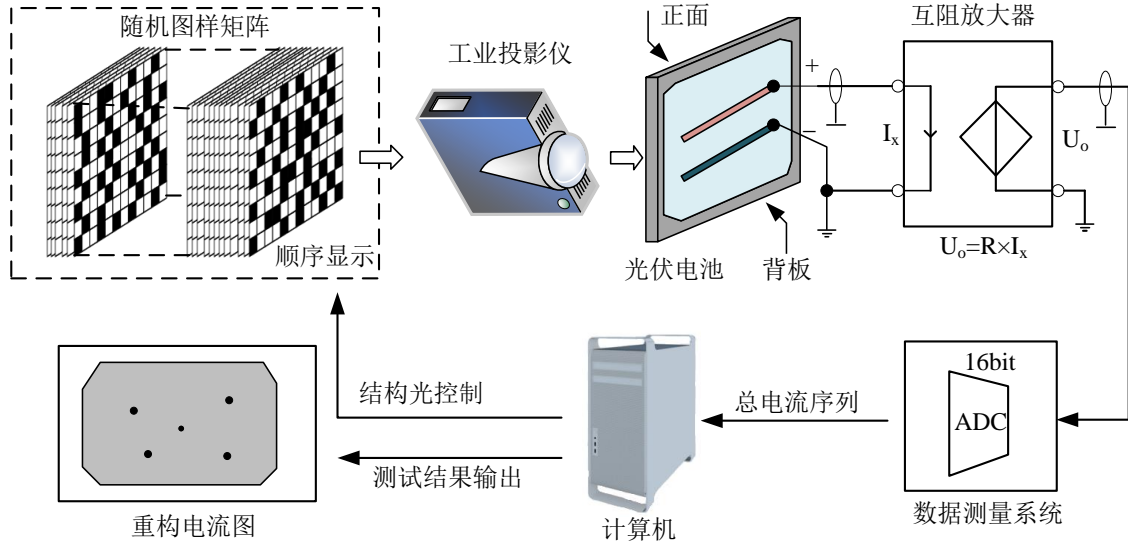


图3.1 基于结构光的光感生电流法系统框图^[28]

3.1.1 低噪声采集和供电电路设计

光伏电池的输出为光电流信号，需要转换为数字信号才能够被计算机处理。电路在其中扮演着信号转换的作用，因此转换电路的可靠性和稳定性是决定测量信号质量的关键因素。

目前常用的电流采样方法主要有电阻采样法、电流互感器法和霍尔电流传感器法。其中电流传感器法是指将电流互感器的一次线圈与待测电路串联，利用磁耦合将能量传送到二次线圈，测量二次线圈的电流并根据匝数比可以得到一次线圈的电流，然而该方法只能够测量交流电流。霍尔电流传感器法主要通过霍尔器件检测出待测电流产生的霍尔电压信号，经过放大器后进行数字采样，但该方法系统成本较高。电阻采样法的原理是利用采样电阻将电流信号转化为电压信号，经过放大器放大后送入模数转换器完成采样，该方法对于采样电阻的精度和温漂较为敏感，但该方法成本较低，同时电阻精度引起的误差可以校正，因此本系统采用该方案。

为了实现电流信号转化为电压信号，本系统采用高精度采样电阻与低噪放大器构成互阻放大器，其电路原理如图 3.2 所示，其中低噪放大器用的是德州仪器（Texas Instruments）的 TLC2201，该放大器具有 $12\text{nV}/\sqrt{\text{Hz}}$ 的低噪声和轨对轨输出特性。采用低噪声的基准源为运放提供电压参考，光伏电池在电路中等效为电流源，根据运放的虚短虚断可以得到输出电压与光电流的关系为

$$U_o = I_x \times R_1 \quad (3-1)$$

其中， U_o 表示输出互阻放大器输出电压， I_x 表示光伏电池电流， R_1 表示高精度采样电阻。

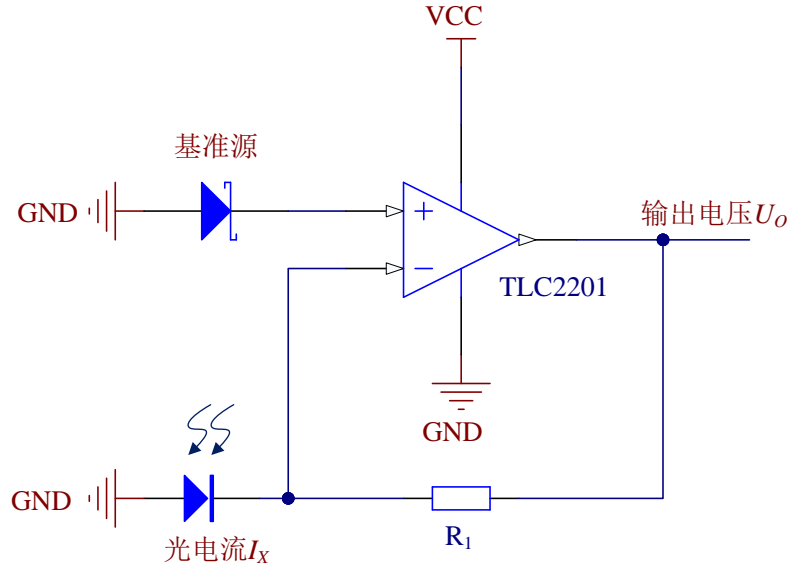


图3.2 低噪声互阻放大器电路原理图

为了将模拟电压转换为数字电压方便计算机处理，本研究设计了高精度 ADC 电路，其中 ADC 芯片选择了积分型 ADC，采用高精度基准源作为电压基准，电路上采用了数模隔离设计最大程度降低了数字干扰，ADC 设置了 1kbps 的采样率，通过采用较低的采样率以获取更长的积分时间，从而降低高斯噪声的干扰。

投影仪的光源的噪声水平主要取决于其供电电源，因此一个稳定且低噪声的电源对于系统的测量准确度至关重要。本系统通过去除工业投影仪上的开关电源，利用低噪声线性电源电路进行替代。该线性电源电路采用的是德州仪器的型号为 TPS7A47 的线性稳压器实现，该芯片具有 $4\mu\text{V}_{\text{RMS}}$ （10Hz，100Hz）以及高纹波抑制比（82dB，100Hz），其电路原理如图 3.3 所示。

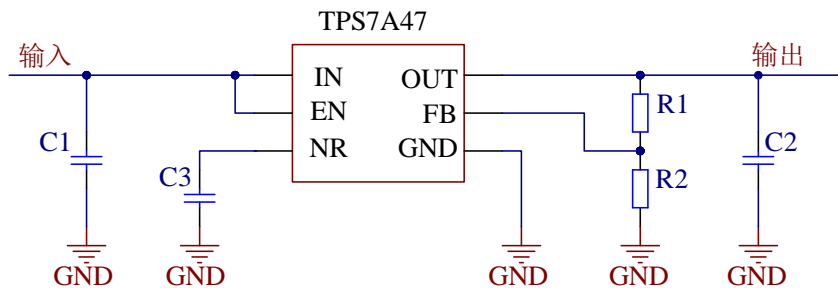


图3.3 低噪声线性电源电路原理图

为了衡量电路改进对系统的优化程度，针对系统的本底噪声进行测量。具体测量方法：设置投影仪输出随机投影图案，分别控制不同供电方式下投影仪的供电电压，

使得测量系统输出值始终保持在约 2.5 V（测量系统动态范围是 5 V），记录测量系统输出电压，去除直流偏置的输出噪声图像如图 3.4 所示，计算得到改进前后系统输出噪声电压的峰峰值和均方根值分别如表 3.1 所示，可以看到改进后系统的测量噪声的功率下降了约 10 倍。

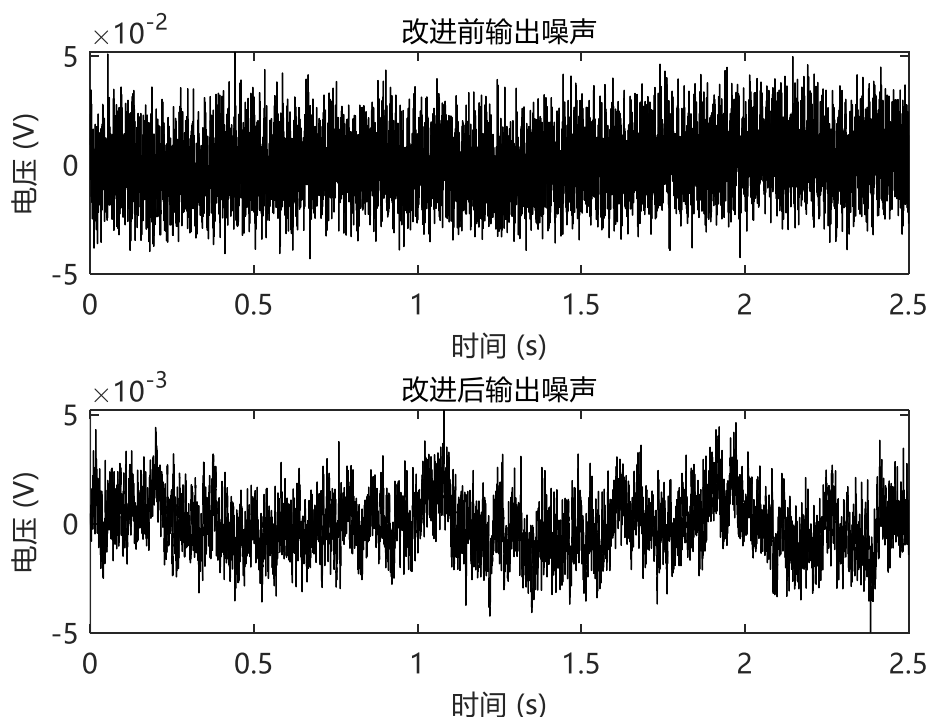


图3.4 改进前后电路的输出噪声波形

表3.1 改进前后电路的输出噪声测量结果

类别 评价指标 测量次序	原配电源供电		线性电源供电	
	峰峰值	均方根值	峰峰值	均方根值
第一次测量	94.76 mV	14.31 mV	10.16 mV	1.26 mV
第二次测量	98.43 mV	14.10 mV	11.01 mV	1.30 mV
第三次测量	91.29 mV	14.98 mV	10.51 mV	1.24 mV
三次测量平均	94.82 mV	14.46 mV	10.56 mV	1.26 mV

3.1.2 经典光感生电流法实验

为了验证基于结构光的光感生电流法缺陷检测系统的功能，开展了经典的光感生电流法实验，即利用结构光扫描系统模拟传统光感生电流法单光束逐点扫描模式，对光伏电池进行电流图检测，根据测量得到的电流图初步判断系统的缺陷检测效果及抗

噪声性能，并经过分析得出进一步改进措施。

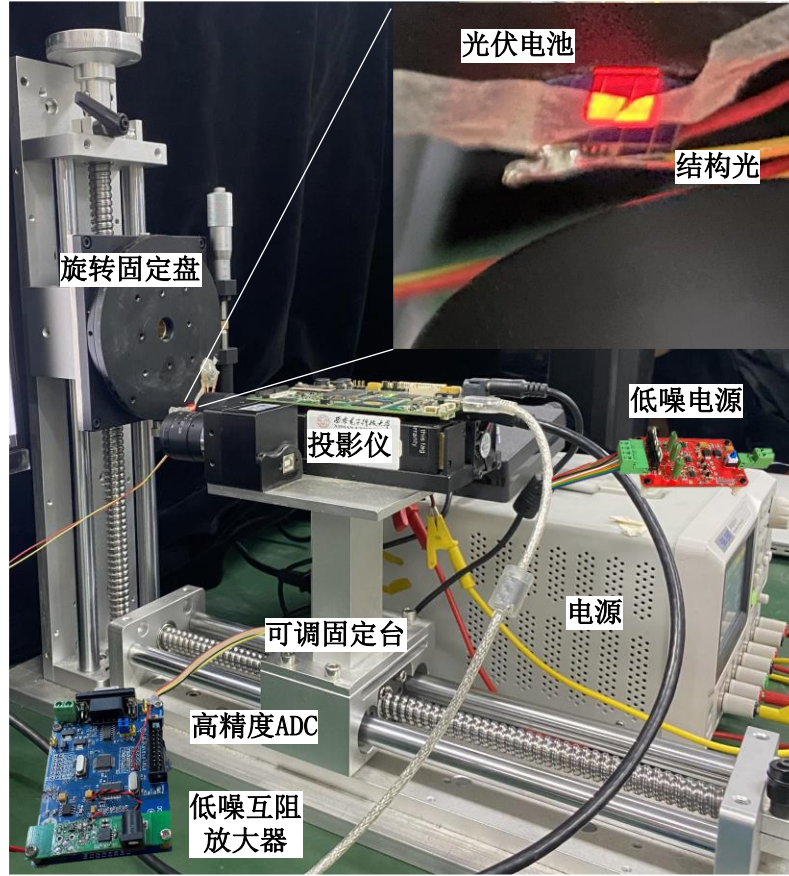


图3.5 基于结构光的光感生电流法实物图

基于结构光的光感生电流法系统实物如图 3.5 所示。工业投影仪工作在单色光模式下，采用 650 nm 的红光，功率为 0.49 瓦特，根据投影仪的焦距可得到像素点的大小为 100 微米。实验采用的待测样品是一块从标准多晶硅太阳能电池板上切割下来的光伏电池，其大小为 $15 \times 12 \text{ mm}^2$ 。如图 3.5 所示，实验过程中光伏电池被固定于旋转固定盘上，从而保证结构光的对齐，同时通过在光伏电池表面添加半透明的纸片，用于模拟光伏电池表面的缺陷。本实验采用德州仪器的型号为 DLP4500 的工业投影仪，该投影仪支持 912×1140 像素，通过调节焦距能够保证测试覆盖整块太阳能电池板。光伏电池的输出总电流经过互阻放大器后被 24 比特的高精度模数转换器采样。计算机中利用 MATLAB 仿真软件运行重构算法对光伏电池的电流图进行恢复，同时计算机控制投影结构光的图样。最后，为了保证环境光等无关因素对测试结果的影响，所有实验均在暗室中进行展开。

如图 3.6 所示，实验中采用了 128×128 点的扫描区域对光伏电池进行扫描，根据镜头焦距可以计算得到每个像素点的大小为 $100 \text{ } \mu\text{m}$ ，结构光几乎覆盖整块太阳能电池板，待测试的缺陷类型包括了光伏电池的边缘、栅极线以及透明纸片模拟的缺陷。

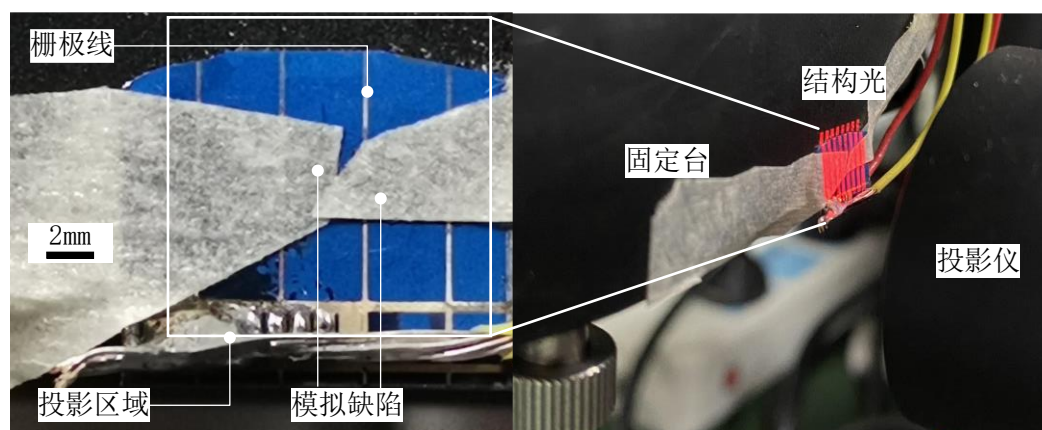


图3.6 经典光感生电流法实验

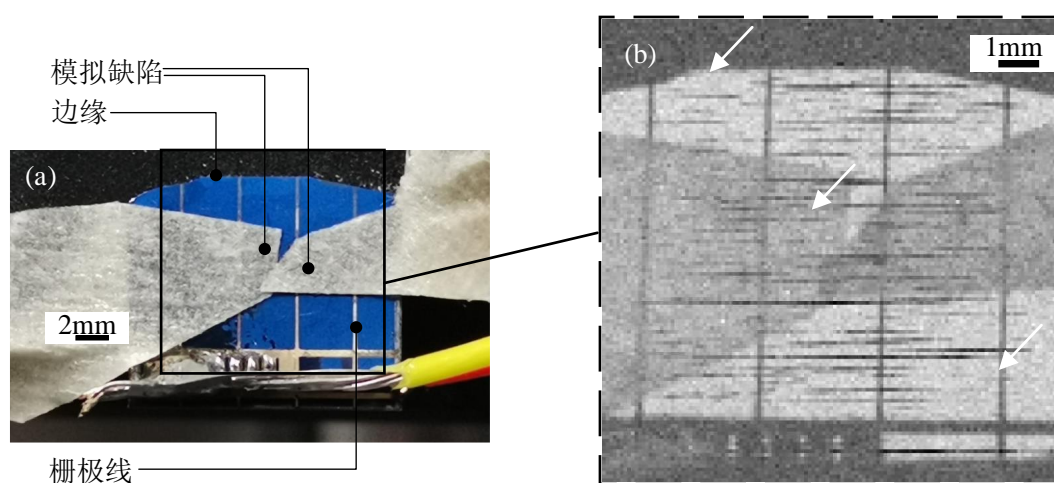


图3.7 光伏电池实际缺陷图(a)和光伏电池电流图(b)

实验结果如图 3.7 所示，可以看到，基于结构光的光感生电流法系统对光伏电池表面缺陷具有一定的识别能力。如图 3.7(b)所示，根据该系统输出的电流图，能够大致识别该光伏电池表面形状较为明显的缺陷。然而，由于电流图受到了严重的噪声干扰，无法获得关于缺陷的更多细节，甚至噪声的引入可能引起对缺陷的误判。

具体而言，本系统采用传统的单束光扫描模式进行光感生电流图检测，从结果中能大致识别光伏电池的边缘、半透明纸片的外形以及栅极线等特征较为明显的缺陷。然而光伏电池的电流图受到了严重的噪声干扰，包括明显的高斯噪声和条纹噪声，这些噪声的存在使得判断光伏电池的缺陷成为困难，更无法识别例如隐裂等较为细节的缺陷。

实验表明，本实验平台具有检测光伏电池表面缺陷的基本功能，但目前的检测能力仅限于识别特征较为明显的缺陷。限制平台检测性能的主要因素在于，模拟器件包括放大器、模数转换器和电源等存在漂移和本底噪声，在传统逐点式的扫描方式中直

接导致了实际测量信号的漂移以及受到噪声干扰，从而反映到电流图上的条纹噪声和高斯噪声。这些噪声可以通过升级模拟器件的性能使之降低，但却无法完全消除。当检测像素点很小时（本实验中为 $100\mu\text{m}$ ），光伏电池的受到照亮的总面积很小，使得输出电流非常小（这个输出信号的强度甚至与本底噪声相当）。对此类小信号的采集需要首先将其放大，而放大的过程则会将本底噪声放大，该噪声最终反映到了电流图上。

然而，从信号处理的角度分析，若能够充分利用信号本身的相关性，则有望提升测量信噪比。引入多光束测量的方式，通过对测量光束进行调制，利用调制后的信号进行扫描，利用测量到的被调制后的信号，就能够解调出光伏电池本身能效响应的信息。该调制解调过程通过增加测量带宽的方式来提高信噪比。

改进模拟器件的性能能在一定程度上提升测量质量，然而这个提升受限于整个系统本身的底噪，继续提升模拟器件的性能可能需要付出较大的代价而无法直接获得较大的收益。因此，为了进一步提高光感生电流法的测量效果，需要对光伏电池测量原理及噪声的影响机理进行分析，从而设计更加抗噪声的测量方式。

3.2 光感生电流法测量原理及噪声模型

为了进一步分析噪声对测量电流图的影响机理，需要引入光感生电流法的测量原理和噪声模型。在光伏检测中，一个重要的评价参数是光伏电池的短路电流（Short-Circuit Current）。测试方法是将太阳能电池置于标准光源的照射下，将太阳能电池组件输出端短路时，流过太阳能电池两端的电流就是电池组件的短路电流。

如图 3.8 所示，为了方便研究，将一块光伏电池看成由 m 行 n 列个足够小的光伏电池子块组成。

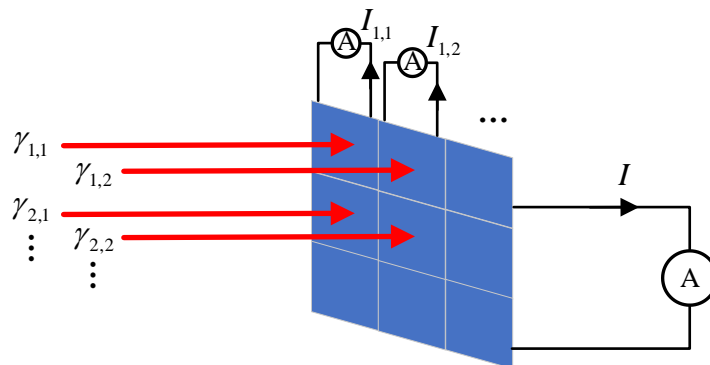


图3.8 光伏电池测量示意图

测量时，假设第 i 行第 j 列的子块在一束强度为 $\gamma_{i,j}$ 的标准光源照射下，将产生短路电流 $I_{i,j}$ ，则可定义该区域光伏电池的能效响应系数为

$$\alpha_{i,j} = \frac{I_{i,j}}{\gamma_{i,j}} \quad (3-2)$$

由积分效应可以得到整块光伏电池的输出电流为

$$I = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I_{i,j} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \gamma_{i,j} \alpha_{i,j} \quad (3-3)$$

为了方便表示，将式(3-3)写成矩阵的内积形式

$$I = \boldsymbol{\gamma} \bullet \boldsymbol{\alpha} \quad (3-4)$$

其中，称 $\boldsymbol{\gamma} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 为结构光矩阵，称 $\boldsymbol{\alpha} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 为光伏电池的能效响应图， \bullet 表示内积，短路电流 $I \in \mathbb{R}$ 。

为了方便数学计算，将式(3-4)写成向量的乘积形式

$$y = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{x} \quad (3-5)$$

其中， $N = m \times n$ ， $\boldsymbol{\Phi} \in \mathbb{R}^{1 \times N}$ ， $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ ，对应的转换关系如下

$$\begin{cases} \varphi_u = \gamma_{i,j}, \{i \in [1, m], j \in [1, n], u = (i-1)n + j\} \\ x_u = \alpha_{i,j}, \{i \in [1, m], j \in [1, n], u = (i-1)n + j\} \\ y = I \end{cases} \quad (3-6)$$

假设第 k 次测量时得到光伏电池输出的短路电流为

$$y_k = \boldsymbol{\Phi}_k \mathbf{x} \quad (3-7)$$

其中， $\boldsymbol{\Phi}_k$ 表示结构光对应的向量。对光伏电池进行 M 次测量可以得到

$$\{y_k\}_{k=1}^M \quad (3-8)$$

写成矩阵相乘形势形式

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{x} \quad (3-9)$$

其中, $\Phi \in \mathbb{R}^{M \times N}$, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$, $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 。

考虑到每次测量时, 获取光伏电池的电流时都会因为模拟器件噪声和量化误差的扰动因素而引入噪声; 其次, 用于照射的光源也会因为本身的不稳定性和漏光等因素而形成噪声。因此, 考虑到每次测量的噪声 \mathbf{e} 以及各个光源上伴随的噪声 $\delta_{i,j}$, 式(3-3)可改写为

$$I + \mathbf{e} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I_{i,j} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\gamma_{i,j} + \delta_{i,j}) \alpha_{i,j} \quad (3-10)$$

写成向量乘积形式, 有

$$\mathbf{y} + \mathbf{e} = (\Phi + \Delta) \mathbf{x} \quad (3-11)$$

第 k 次测量时得到

$$y_k + e_k = (\Phi_k + \Delta_k) \mathbf{x} \quad (3-12)$$

对光伏电池进行 M 次测量可以得到

$$\mathbf{y} + \mathbf{e} = (\Phi + \Delta) \mathbf{x} \quad (3-13)$$

其中, $\Delta \in \mathbb{R}^{M \times N}$, $\mathbf{e} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 。

考虑到测量噪声主要包括两部分, 第一部分是模拟器件的本底噪声和电源噪声, 主要服从零均值高斯分布; 第二部分是 ADC 的量化误差引入的, 主要服从零均值均匀分布。而光源噪声主要和光源设备的电源与光源的干扰有关, 因此服从零均值的高斯分布。由于实际测量中本底噪声和电源噪声远大于 ADC 的量化误差, 因此测量噪声 \mathbf{e} 和光源噪声 Δ 主要服从零均值的高斯分布。即

$$\Delta \sim N(0, \sigma_1^2) \quad (3-14)$$

$$\mathbf{e} \sim N(0, \sigma_1^2) \quad (3-15)$$

因此有

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \delta_{i,j} = 0 \quad (3-16)$$

$$\sum_{i=1}^N e_i = 0 \quad (3-17)$$

表明可以通过多点测量的方法将信号中的零均值不相关噪声消除,从而提升测量信号的信噪比。

3.3 基于压缩感知的光感生电流法

对于光伏电池表面缺陷检测的实验测量过程中容易发现,实际测量的光伏电池通常是无缺陷的,即使有缺陷也是少而易于分辨的。换言之,光伏电池表面的缺陷信号是稀疏的。基于这样的思想,就能够实现在尽可能不损失测量信号质量的情况下,大幅减少测量需要花费的时间。通过构造一个满足 RIP 的测量矩阵,用该矩阵映射后的结构光进行测量,得到压缩测量向量,再通过压缩感知重构算法能够恢复出光伏电池的电流图。

针对光伏检测中的电流图特性,这里主要考虑两种思路。第一种思路是考虑电流图像在经典稀疏域上的稀疏表达,例如离散余弦域、小波域等,然后通过重构算法对电流图在稀疏域上的稀疏系数进行恢复,再利用该系数恢复电流图,该思路在算法设计上更加直观且容易实现;第二种思路则主要考虑缺陷信号的梯度特性,利用电流图在梯度域的稀疏性进行重构,能够直接得到原始的电流图,该方法在算法和物理过程的对应上更加清晰,但是梯度正则项的非凸性大大增加了重构算法的设计难度。

光伏电池能效响应图的测量本质上是一个图像处理问题,其侧重点在于如何利用有限的测量次数获得更加清晰的图像。在图像处理领域,很多图像本身是不具有稀疏性的,但是图像可以经过一个正交变化得到该图像的稀疏表示,这个正交变换可以是离散余弦变换、小波变换等。对于光伏检测而言,太阳能电池的电流图 \mathbf{x} 本身不是稀疏信号,但是可以找到一个稀疏变换域 Ψ ,使得信号 \mathbf{x} 能够被变换基 Ψ 稀疏表示,即

$$\mathbf{x} = \Psi \mathbf{f} \quad (3-18)$$

其中, \mathbf{f} 是光伏电池电流图 \mathbf{x} 在变换基 Ψ 下的稀疏表示信号。根据压缩感知理论,利用重构算法能够恢复稀疏信号 \mathbf{f} ,进一步利用正交变换可以得到信号 \mathbf{x} 。另一方面,压缩感知理论要求传感矩阵

$$\mathbf{A} = \Phi \Psi \quad (3-19)$$

是满足 RIP 的,该条件本质上是要求观测矩阵 Φ 的行向量和变换矩阵 Ψ 的列向量不

相关,从而保证稀疏变换不会将两个不同的信号映射到同一个空间中。实际上,由于正交变换的列向量之间本身是正交的,而观测矩阵 Φ 通常是随机矩阵,因此传感矩阵 \mathbf{A} 容易满足该条件。

实际使用过程中,由于改进重构算法相比于改进测量仪器的成本要低得多,因此常用的方式是随机域采样,稀疏域恢复,这也符合压缩感知的核心思想。具体来说,通常在信号采样过程中采用常见的随机矩阵 Φ 进行信号观测得到观测向量 \mathbf{y} ,即

$$\Phi \mathbf{x} = \mathbf{y} + \mathbf{e} \quad (3-20)$$

其中, \mathbf{e} 为观测噪声。在信号重构时通过添加变换域稀疏条件,对信号进行重构,即

$$\min \|\mathbf{A}\hat{\mathbf{f}}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{A}\hat{\mathbf{f}} = \mathbf{y} + \mathbf{e} \quad (3-21)$$

其中 $\hat{\mathbf{f}}$ 为重构算法得到的稀疏信号。根据正交变换的特性,可以得到待测量得光伏电池得电流图为

$$\hat{\mathbf{x}} = \Psi \hat{\mathbf{f}} \quad (3-22)$$

实际测量结果表明,光伏电池表面的缺陷主要表现为裂纹的形式,这种特点保证了光伏电池的电流图在梯度域的稀疏性。本研究引入了图像的全变分作为重构问题的正则项,其定义参考第 2.2.1 小节,则该重构问题可表示为

$$\min \text{TV}(\mathbf{x}) \quad \text{s.t.} \quad \Phi \mathbf{x} = \mathbf{y} + \mathbf{e} \quad (3-23)$$

该问题可以转化为如式(2-15)所示的形式,并利用第 2.2.1 节所述方法进行解决。

3.4 光感生电流法中的扰动压缩感知模型

经过研究发现,尽管通过改进光源设备的供电系统以及改进测量电路的性能能够在一定程度上降低测量电流图受到噪声干扰的情况,但是,光源设备可能存在漏光的情况,这导致没有输出光源的结构光像素点也可能因为漏光输出了强度很小的光,这都会等效到结构光的噪声上,因此仅仅考虑测量测量噪声是远远不够的。另一方面,光源供电系统和测量电路的本底噪声也会等效到测量系统中,因此即使通过花费较大的代价实现了更低噪的电路,其产生的效果也只能是极小的。

通常来说,电路中的噪声通常是服从高斯分布的,而电路中的偏置信号可以通过

差分系统消除,因此可以将本系统中结构光源噪声和电路测量噪声建模为零均值高斯分布。理论上,通过设计合理的算法,添加特定的约束条件,可以利用优化迭代过程对均有高斯分布的噪声进行消除。传统的压缩感知算法通常考虑了测量噪声的影响,具有消除测量噪声的能力,然而仅仅考虑测量噪声的情况无法进一步提高光感生电流法的性能。数学上可以证明,当投影矩阵受到一个扰动量时,该扰动量的影响会随着测量矩阵维度的增加而被放大,最终反应到重构信号中。为了解决的光伏电池检测中的噪声干扰问题,本文引入了扰动压缩感知模型,综合考虑了结构光源和测量向量的噪声干扰,并在此基础上提出了一种基于扰动压缩感知模型的光感生电流法,旨在获得比传统光感生电流法更具鲁棒性的测量结果。

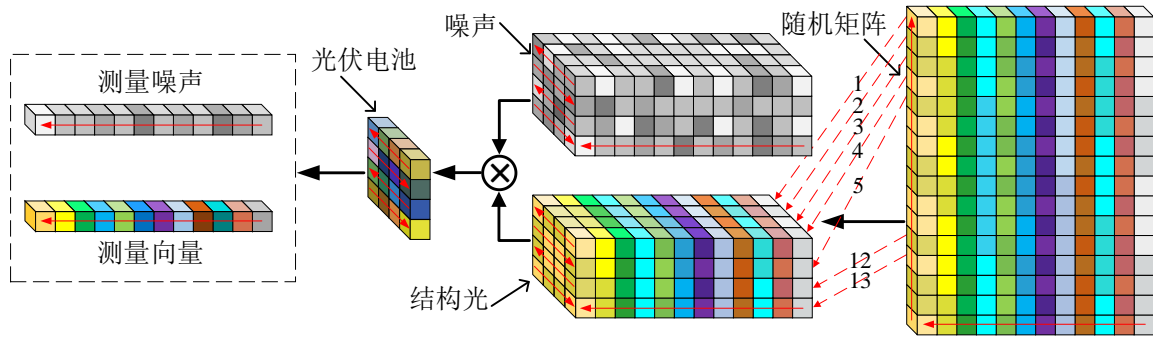


图3.9 基于扰动压缩感知的鲁棒光感生电流法信号流程图

本研究提出的扰动压缩感知测量模型如图 3.9 所示,生成的随机测量矩阵用于控制结构光变化,结构光每次照亮都会引入噪声,这个噪声和结构光同时经过光伏电池的积分效应得到一个输出值,经过多次测量后得到测量向量,其中这个测量向量也同时受到了噪声的干扰。在该测量模型下,进行信号重构模型可以表示为优化问题

$$\min TV(\mathbf{x}) \quad \text{s.t.} \quad (\Phi + \Delta)\mathbf{x} = \mathbf{y} + \mathbf{e} \quad (3-24)$$

其中, $TV(\mathbf{x})$ 表示信号 \mathbf{x} 的全变分范数,该问题的求解在下一章进行详细展开。

3.5 本章小结

为了解决传统光感生电流法检测速度慢且易受到噪声干扰的问题,本章提出了基于结构光的光感生电流法,并通过改进光源供电系统和测量电路提高了该系统的测量精度。开展了基础的光感生电流法实验,分析了该系统的检测性能。通过分析光感生电流法的测量原理以及噪声的影响机理,建立了基于压缩感知的光感生电流法测量模型。为了进一步提升光感生电流法的检测效果,本章提出了基于扰动压缩感知的光感生电流法模型,并提出了该测量模型下信号重构的优化问题。

第四章 基于总体最小二乘的扰动压缩感知模型

基于压缩感知的光感生电流法提出了一个能够实现对光伏电池表面缺陷进行快速检测的模型,该模型相比于传统的光感生电流法不仅减少了检测过程中所需的测量样本数,同时还在一定程度上提升了检测信噪比。然而,针对检测光源易受到噪声干扰的问题,仅通过改进检测设备的性能无法进一步提升检测信噪比,因此本研究引入了扰动压缩感知模型。在扰动压缩感知模型中,观测矩阵和测量向量被认为是同时还有噪声的,该问题是一个典型的总体最小二乘问题。扰动压缩感知模型的核心问题是设计一个鲁棒的重构算法,使得在总体最小二乘约束条件下,尽可能精确地从测量向量和测量矩阵中恢复原始信号。核心设计思想是通过数学上的等价函数对原始问题进行简化,同时将复杂问题分解为尽可能简单的问题,从而利用已有的算法模型进行解决。本章将从基于总体最小二乘的扰动压缩感知模型切入,讨论 l_1 范数约束下的扰动压缩感知问题以及全变分约束下的图像重构问题,最终设计一个全变分正则化的扰动压缩感知重构算法。

4.1 基于总体最小二乘的扰动压缩感知模型

解决全扰动的压缩感知问题主要有两个难点:一是如何设计测量矩阵,使得在受到扰动的情况下满足约束等距性,从而保证该理论的可行性;二是如何设计一个有效的重构算法,从全扰动的数据中恢复出尽可能真实的信号。

首先考虑全扰动情况下矩阵的约束等距性。根据第 3.2 节的分析,同时考虑光源噪声和测量噪声的压缩感知采样模型如式(3-13)所示,根据对于全扰动压缩感知模型,当受扰动的测量矩阵 $\Phi + \Delta$ 的各个列之间的相关性足够小时,可以保证算法能够重构原始信号。在扰动压缩感知模型中,对测量矩阵进行约束等距性分析是困难的。由于扰动是未知的,因此无法在带扰动的测量矩阵上套用原始的压缩感知理论的 RIP 条件。为了进一步分析扰动测量矩阵的性质,本文将经典的压缩感知测量矩阵的 RIP 条件进行改写,得到扰动压缩感知情况下的 RIP 条件。文献[99]指出,在满足

$$\frac{\|\mathbf{e}\|_2}{\|\Phi \mathbf{x}\|_2} \leq \varepsilon \quad \text{和} \quad \frac{\|\Delta\|_2}{\|\Phi\|_2} \leq \varepsilon_\Phi$$

的条件下,采用正交匹配追踪算法通过 K 次迭代后正确重建出原始信号的条件是测量矩阵 Φ 满足 $K+1$ 阶 RIP 条件,即

$$\delta_{K+1} < \frac{1}{\sqrt{K+1}} - \frac{\sqrt{2+\sqrt{2}}}{\sqrt{K+1}} \frac{1.31(\varepsilon_\Phi + \varepsilon + (1+\varepsilon))\|\mathbf{x}\|_2}{1-\varepsilon_\Phi \min_i |x_i|} \quad (4-1)$$

其次考虑重构算法的设计。为了保证能够根据模型(3-13)重构出对应的原始信号，需要使得测量噪声 \mathbf{e} 足够小且观测矩阵的扰动信号 Δ 足够小。因此，通过添加对 Δ 和 \mathbf{e} 的约束，考虑扰动的情况下压缩感知信号重构问题可表示为一个总体最小二乘估计问题

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{e}, \Delta} \|\Delta \mathbf{e}\|_F^2 \quad \text{s.t.} \quad (\Phi + \Delta)\mathbf{x} = \mathbf{y} + \mathbf{e} \quad (4-2)$$

其中， $\|\cdot\|_F$ 表示弗罗贝尼乌斯范数 (Frobenius Norm)， $\lambda > 0$ 是正则化参数。对于约束优化问题(4-2)，当待观测信号 \mathbf{x} 独立于参数为 $2/\lambda$ 的拉普拉斯分布，并且测量噪声 \mathbf{e} 与扰动信号观测矩阵的扰动信号 Δ 都满足独立同分布的零均值高斯分布并且具有相同的方差时，对于待观测信号 \mathbf{x} 、测量噪声 \mathbf{e} 和观测矩阵的扰动信号 Δ 的测量是一个最大后验估计优化过程。

注意到约束优化问题(4-2)无法采用经典的优化算法直接解决，因此考虑将原问题简化从而得到更简洁的表达形式。经过理论推导，该约束优化问题可以等价为两个无约束优化问题^[62]，其中一个包含变量 \mathbf{x} 和 Δ ，即

$$\min_{\mathbf{x}, \Delta} \|(\Phi + \Delta)\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2 + \|\Delta\|_F^2 \quad (4-3)$$

另外一个仅包含变量 \mathbf{x} ，即

$$\min_{\mathbf{x}} \frac{\|\Phi\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2}{\|\mathbf{x}\|_2^2 + 1} \quad (4-4)$$

进一步的，对上述两个结论的证明：考虑第一种等价形式，约束优化问题(4-2)可以等价为

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{e}, \Delta} \|\Delta\|_F^2 + \|\mathbf{e}\|_2^2 \quad \text{s.t.} \quad (\Phi + \Delta)\mathbf{x} = \mathbf{y} + \mathbf{e} \quad (4-5)$$

由问题(4-5)约束条件可以得到

$$\mathbf{e} = (\Phi + \Delta)\mathbf{x} - \mathbf{y} \quad (4-6)$$

将(4-6)代入问题(4-5)的目标函数，即可得到等价形式(4-3)。对于第二种等价形式，令

$$\boldsymbol{\omega} = \text{vec}([\Delta \mathbf{e}]) \quad (4-7)$$

将约束优化问题的目标函数重写为

$$\|\Delta \mathbf{e}\|_F^2 = \|\boldsymbol{\omega}\|_2^2 \quad (4-8)$$

约束条件表示为

$$\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x} = \mathbf{G}(\mathbf{x})\mathbf{v} \quad (4-9)$$

其中

$$\mathbf{G}(\mathbf{x}) = \mathbf{I} \otimes [\mathbf{x}^\top, -1] \quad (4-10)$$

式中 \otimes 表示克罗内克积。为了简化问题，可将 \mathbf{x} 固定不变，则该优化问题可重新表述为

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{v}} \|\mathbf{v}\|_2^2 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{y} - \Phi \mathbf{x} = \mathbf{G}(\mathbf{x})\mathbf{v} \quad (4-11)$$

该问题是一个范数最小二乘问题，存在封闭解

$$\begin{aligned} \mathbf{v}(\mathbf{x}) &= \mathbf{G}^\top(\mathbf{x}) [\mathbf{G}(\mathbf{x})\mathbf{G}^\top(\mathbf{x})]^{-1} (\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}) \\ &= (1 + \|\mathbf{x}\|_2^2)^{-1} \mathbf{G}^\top(\mathbf{x}) (\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}) \end{aligned} \quad (4-12)$$

其中

$$\mathbf{G}(\mathbf{x})\mathbf{G}^\top(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}^\top, -1\|_2^2 \mathbf{I} = (1 + \|\mathbf{x}\|_2^2) \mathbf{I} \quad (4-13)$$

将等式(4-12)代入优化问题(4-11)可以得到式(4-4)，证毕。

针对总体最小二乘优化问题(4-2)，文献[62]给出了两种可参考的解决方案，第一

种通过交叉验证方法进行最优化估计解决等价问题(4-4)，该算法利用分支定界法（Branch-and-Bound Method）和二分法（Bisection Method）实现。尽管该方法能够保证收敛到全局最优解的足够小的邻域内，但是该方法复杂度较大，无法在多项式时间内完成。第二种方法利用交替方向法（Alternating-Direction Approach）解决问题(4-3)，该算法需要在两个步骤之间进行交替：一是利用坐标下降法来估计 \mathbf{x} ，进而估计 Δ ；二是通过求解一个简单的而此问题来估计 Δ ，反过来估计 \mathbf{x} 。该算法只能保证收敛到问题(4-2)的局部最优解而不能保证收敛到全局最优解。然而，相较于第一种算法，该算法的复杂度大幅下降，文献[77]给出了该算法的计算复杂度在 $O(NMK)$ 和 $O(N^2M)$ 之间。本研究为了保证计算结果的准确性，针对第一种算法进行改进，即针对问题(4-4)进行改进。

本研究主要涉及图像信号的稀疏重构问题，因此需要对无约束优化问题(4-4)添加正则项，使得优化结果接近预期目标。根据稀疏图像信号处理的设计思想，这里主要有两种改进思路，第一种是设计一维稀疏重构算法，添加 l_1 范数正则项，通过解优化问题

$$\min_{\mathbf{x}} \frac{\|\Phi\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2}{\|\mathbf{x}\|_2^2 + 1} + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \quad (4-14)$$

实现一维稀疏信号重构。通过在稀疏变换域对原二维的电流图像进行一维稀疏重构得到稀疏变换的系数，再利用正交稀疏变换可以得到原始的电流图。由于 l_1 范数正则项是凸的且存在快速算法，因此该方法在算法上实现更加简单。

第二种则是通过添加全变分正则化约束，通过解优化问题

$$\min_{\mathbf{x}} \frac{\|\Phi\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2}{\|\mathbf{x}\|_2^2 + 1} + \lambda \text{TV}(\mathbf{x}) \quad (4-15)$$

实现二维梯度稀疏信号的直接重构。因为该模型是直接对目标信号进行优化，所以得到的结果将更符合预期的二维稀疏特性。后续章节将分别对两类方法进行设计和验证。

4.2 基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法

与传统的仅考虑测量噪声的压缩感知重构算法不同，全扰动情况下的压缩感知问题可以建模为如式(4-14)所示的总体最小二乘问题。由于该问题包含不光滑的 l_1 正则项，因此无法直接利用梯度下降法进行优化。针对目标函数不是处处连续可微的情况，

目前较为常用的是次梯度法，但是次梯度法求解较慢且通常不会产生稀疏解，因此本研究主要考虑近端梯度下降法。

近端梯度下降算法的核心思想是，将一个凸的目标函数分解为一个光滑的凸函数和一个非光滑的凸函数，其中光滑凸函数可以通过梯度下降算法直接求解，而非光滑函数可以通过近端梯度进行求解。对于非光滑的凸函数，由于它的梯度在非光滑点是不存在的，因此无法直接利用它的梯度进行求解。然而，通过凸松弛的方法，可以找到一个光滑的函数和原来的非光滑函数进行逼近，再利用构造的光滑函数的梯度方向来等效原函数的梯度方向，并将等效梯度方向带入函数进行线搜索，可以找到一个原目标函数的最优解。通常来说，针对不光滑函数部分，若能够找到一个具有简单形式的解，则能够加速该问题的求解过程。

在本研究中，基于总体最小二乘法的压缩感知模型如式(4-14)所示，该问题是一个无约束的凸优化问题，但是由于需要产生稀疏解而引入的 l_1 正则项导致该问题存在非光滑函数。根据 2.3 小节所述，问题(4-14)的目标函数可分解为光滑部分和非光滑部分的和，即令

$$f(\mathbf{x}) = \frac{\|\Phi\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2}{\|\mathbf{x}\|_2^2 + 1} \quad (4-16)$$

$$h(\mathbf{x}) = \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \quad (4-17)$$

则原问题可以重写为

$$\min_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}) + h(\mathbf{x}) \quad (4-18)$$

利用近端梯度法对目标函数(4-18)进行迭代，则有

$$\mathbf{z}_n = \mathbf{x}_n - \mu_n \mathbf{g}_n \quad (4-19)$$

$$\mathbf{x}_{n+1} = \text{prox}_{\mu_n h} \{\mathbf{z}_n\} \quad (4-20)$$

其中 \mathbf{x}_n 表示第 n 次迭代时对变量 \mathbf{x} 的估计值， μ_n 是第 n 次迭代时的步长， \mathbf{g}_n 表示函数 $f(\mathbf{x})$ 在 \mathbf{x}_n 点的梯度， \mathbf{z}_n 是中间变量， $\text{prox}_{\mu_n h} \{\mathbf{z}_n\}$ 表示函数 $\mu_n h(\mathbf{x})$ 在 \mathbf{z}_n 点的近端梯度算子，其定义为

$$\text{prox}_{\mu_n h} \{\mathbf{z}_n\} = \arg \min_{\mathbf{u}} \left[\mu_n h(\mathbf{u}) + \frac{1}{2} \|\mathbf{z}_n - \mathbf{u}\|_2^2 \right] \quad (4-21)$$

该优化问题是典型的最小绝对收缩和选择（Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO）问题，利用软阈值函数能够实现快速求解，通过令 $z_{i,n}$ 表示 \mathbf{z}_n 的第 i 个元素，有

$$\text{prox}_{\mu_n} \{\mathbf{z}_n\} = \begin{bmatrix} \text{prox}_{\mu_n} \{z_{1,n}\} \\ \vdots \\ \text{prox}_{\mu_n} \{z_{N,n}\} \end{bmatrix} \quad (4-22)$$

则

$$\text{prox}_{\mu_n} \{z_{i,n}\} = \text{sgn}(z_{i,n}) \max\{|z_{i,n}| - \mu_n, 0\} \quad (4-23)$$

其中， $f(\mathbf{x})$ 的梯度为

$$g(\mathbf{x}) = \frac{2}{(\|\mathbf{x}\|_2^2 + 1)^2} \left[(\|\mathbf{x}\|_2^2 + 1) \Phi^T (\Phi \mathbf{x} - \mathbf{y}) - \|\Phi \mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2 \mathbf{x} \right] \quad (4-24)$$

该函数在 \mathbf{x}_n 点的梯度为

$$g_n = \frac{2}{(\|\mathbf{x}_n\|_2^2 + 1)^2} \left[(\|\mathbf{x}_n\|_2^2 + 1) \Phi^T (\Phi \mathbf{x}_n - \mathbf{y}) - \|\Phi \mathbf{x}_n - \mathbf{y}\|_2^2 \mathbf{x}_n \right] \quad (4-25)$$

在进行近端梯度迭代下降的过程中，迭代步长的选择将直接关系到算法收敛的速率。本算法采用了基于最速下降（Steepest Descent）步长和最小化残差（Minimum Residual）步长的自适应迭代步长，即

$$\mu_{s,n} = \frac{\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1}\|_2^2}{(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1})^T (\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1})} \quad (4-26)$$

$$\mu_{m,n} = \frac{(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1})^T (\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1})}{\|\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1}\|_2^2} \quad (4-27)$$

其中， $\mu_{s,n}$ 和 $\mu_{m,n}$ 分别表示最速下降步长和最小化残差步长，那么自适应步长可以表示为

$$\mu_n = \begin{cases} \mu_{m,n}, & \frac{\mu_{m,n}}{\mu_{s,n}} > 0.5 \\ \mu_{s,n} - \frac{\mu_{m,n}}{2}, & \frac{\mu_{m,n}}{\mu_{s,n}} \leq 0.5 \end{cases} \quad (4-28)$$

注意迭代过程中若 μ_n 变成了负值或者零,则需要利用 μ_{n-1} 的值替换它,从而保证算法的收敛。此外,为了保证算法的稳定性,这里采用了回溯线搜索 (Backtracking Line Search) 来将步长的值限制在其稳定的下降区域中。因此在每次完成近端梯度步长计算(4-19)和(4-20)之后,需要检查是否满足条件

$$f(\mathbf{x}_{n+1}) < f(\mathbf{x}_n) + (\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n)^T \mathbf{g}_n + \frac{1}{2\mu_n} \|\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n\|_2^2 \quad (4-29)$$

如果该条件不满足,则将 μ_n 收缩到原来的 $1/2$ 并重复计算近端梯度直至满足该条件为止。理论上可以证明,选择的步长小于梯度 $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ 的利普西茨常数的倒数时,条件(4-29)都能够满足。

该算法的伪代码如下

算法 1: 基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法

initialization

$$\mathbf{g}_0 = -2\Phi^T \mathbf{y}, \quad \mathbf{x}_0 = \text{prox}_{\mu_0 h} \{-\mu_0 \mathbf{g}_0\}, \quad f_1 = \frac{\|\Phi \mathbf{x}_0 - \mathbf{y}\|_2^2}{\|\mathbf{x}_0\|_2^2 + 1}$$

for $n=1, 2, \dots$

$$\mathbf{g}_n = \frac{2}{(\|\mathbf{x}_n\|_2^2 + 1)^2} \left[(\|\mathbf{x}_n\|_2^2 + 1) \Phi^T (\Phi \mathbf{x}_n - \mathbf{y}) - \|\Phi \mathbf{x}_n - \mathbf{y}\|_2^2 \mathbf{x}_n \right]$$

$$\mu_{s,n} = \frac{\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1}\|_2^2}{(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1})^T (\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1})}, \quad \mu_{m,n} = \frac{(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1})^T (\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1})}{\|\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1}\|_2^2}$$

$$\text{if } \frac{\mu_{m,n}}{\mu_{s,n}} > 0.5 \quad \mu_n = \mu_{m,n} \quad \text{else} \quad \mu_n = \mu_{s,n} - \frac{\mu_{m,n}}{2}$$

$$\text{repeat until } f_{n+1} < f_n + (\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n)^T \mathbf{g}_n + \frac{1}{2\mu_n} \|\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n\|_2^2$$

$$\mathbf{x}_{n+1} = \text{prox}_{\mu_0 h} \{\mathbf{x}_n - \mu_n \mathbf{g}_n\}$$

$$f_{n+1} = \frac{\|\Phi \mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{y}\|_2^2}{\|\mathbf{x}_{n+1}\|_2^2 + 1}$$

$$\mu_n = \frac{\mu_n}{2}$$

需要注意的是,算法中的矩阵向量乘积 $\Phi^T \Phi$ 和 $\Phi^T \mathbf{y}$ 不是在每次迭代中进行计算,而是在初始化阶段提前计算好。因此该算法的计算复杂度主要取决于矩阵乘积 $\Phi^T \Phi \mathbf{x}_n$ 和 $\Phi \mathbf{x}_{n+1}$, 因此该算法每次迭代的复杂度在 $O(NK)$ 到 $O(N^2)$ 之间。另外,由于函数 $f(\mathbf{x})$ 在整个定义域上并非完全凸的,导致该算法无法保证根据任意的初始条件找到一个全局最优解。但是理论可以证明该方法至少能够收敛到一个局部最优解^[100], 换言之,如果初始估计值充分接近最优解,则可以保证该算法收敛。实际上的仿真表明,对于大多数初始点该算法都是能够收敛的。另一方面,可以通过先忽略投影矩阵的扰动,解决相关的 l_1 正则化最小二乘问题来得到一个充分接近的初始条件。

从理论分析和设计的角度考虑,基于近端梯度法的压缩感知重构算法是针对扰动压缩感知问题的良好的解决方案。通过将原目标函数中的光滑部分和非光滑部分进行分离,再分别对各部分的问题进行优化,从而达到整体收敛的效果。在近端梯度下降的过程中,由于典型的 l_1 范数优化问题存在快速优化算法,因此在求解 l_1 范数优化类问题时,基于近端梯度法的优化算法通常能够以较快的收敛速度达到较好的收敛效果。然而,针对如问题(4-15)所示的包含 TV 正则项的优化问题,由于正则项是一个非光滑且不完全凸的函数,同时还不存在显式解,因此采用近端梯度法对该问题进行直接优化变得较为困难。但是从总体设计上看来,只要设计一个针对全变分正则化问题能够良好收敛的算法,再结合近端梯度法就能够在总体上实现良好的收敛效果。

4.3 基于交替方向乘子法的全变分正则化算法

第 4.1 节给出了本研究中扰动压缩感知问题对应的模型,则本研究中的扰动压缩感知问题可以建模为(4-15),但是由于 TV 正则项是非凸且非光滑函数,因此无法直接采用梯度下降法进行求解。第 4.2 节给出了基于近端梯度法的设计框架,其中要求针对 TV 正则化问题进行良好地解决。

针对 TV 正则化问题,目前在图像去噪领域有较多的应用,常见的方法有梯度投影算法、次梯度法和交替方向乘子法等。本设计考虑到算法的收敛效果采用了基于交替方向乘子法的全变分正则化算法。

针对全变分正则化问题,不失一般性,本节先从各向异性全变分(Anisotropic Total Variation, ATV)正则化的优化问题进行讨论。根据各向异性的全变分的定义,该问题可以建模为

$$\min_{\mathbf{u}} \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - \mathbf{z}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{D}\mathbf{u}\|_1 \quad (4-30)$$

其中, \mathbf{z} 表示待优化的图像, \mathbf{u} 表示优化后的图像, 且

$$\mathbf{D} = [\mathbf{D}_h^T, \mathbf{D}_v^T]^T \quad (4-31)$$

其中 \mathbf{D}_h 和 \mathbf{D}_v 分别是横向和纵向的梯度算子。该无约束优化问题可以等价为如下约束优化问题

$$\min_{\mathbf{u}, \mathbf{d}} \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - \mathbf{z}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{d}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d} = \mathbf{0} \quad (4-32)$$

其中, \mathbf{d} 是引入的辅助变量。显然该问题符合交替方向乘子法的一般形式。利用增广拉格朗日乘子法引入凸松弛, 对目标函数进行凸增强并转化为无约束优化问题, 可得到目标函数对应的增广拉格朗日函数为

$$L(\mathbf{u}, \mathbf{d}, \boldsymbol{\mu}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - \mathbf{z}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{d}\|_1 + \boldsymbol{\mu}^T (\mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d}) + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d}\|_2^2 \quad (4-33)$$

其中 $\boldsymbol{\mu}$ 为拉格朗日乘子, $\delta > 0$ 是增广拉格朗日惩罚项。为了得到更简洁的表达, 这里将函数(4-33)做变量代换得到

$$L(\mathbf{u}, \mathbf{d}, \mathbf{p}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - \mathbf{z}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{d}\|_1 + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d} + \mathbf{p}\|_2^2 - \frac{\delta}{2} \|\mathbf{p}\|_2^2 \quad (4-34)$$

其中 $\mathbf{p} = \boldsymbol{\mu} / \delta$ 。在传统的交替方向乘子法中, 惩罚参数 δ 通常是固定的, 这里为了加速收敛速度引入了惩罚参数的自适应更新策略, 即

$$\delta_{n+1} = \min(\delta_{\max}, \rho \delta_n) \quad (4-35)$$

其中

$$\rho = \begin{cases} \rho_0 & \frac{\|\mathbf{D}\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{D}\mathbf{x}_n\|}{\|\mathbf{d}_n\|} < \varepsilon \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4-36)$$

其中, ρ_0 是一个正常数, ε 为一个正常数。

在交替方向乘子法中, 通常将含有不同变量的目标函数进行分离。通过固定其余变量, 而每次只对一个变量进行优化的方法, 将得到的最优值代入其余的迭代过程进行交替更新, 从而达到收敛的效果。对应的交替方向乘子法的迭代更新流程如下

$$\mathbf{u}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - \mathbf{z}\|_2^2 + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d}_n + \mathbf{p}_n\|_2^2 \right\} \quad (4-37)$$

$$\mathbf{d}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{d}} \left\{ \lambda \|\mathbf{d}\|_1 + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{u}_{n+1} - \mathbf{d} + \mathbf{p}_n\|_2^2 \right\} \quad (4-38)$$

$$\mathbf{p}_{n+1} = \mathbf{p}_n + (\mathbf{D}\mathbf{u}_{n+1} - \mathbf{d}_{n+1}) \quad (4-39)$$

该算法的伪代码如下

算法 2：基于交替方向乘子法的全变分正则化算法

initialization

$\mathbf{u}_0, \mathbf{d}_0, \mathbf{p}_0, n = 0$

repeat until convergence

$$\mathbf{u}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - \mathbf{z}\|_2^2 + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d}_n + \mathbf{p}_n\|_2^2 \right\}$$

$$\mathbf{d}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{d}} \left\{ \lambda \|\mathbf{d}\|_1 + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{u}_{n+1} - \mathbf{d} + \mathbf{p}_n\|_2^2 \right\}$$

$$\mathbf{p}_{n+1} = \mathbf{p}_n + (\mathbf{D}\mathbf{u}_{n+1} - \mathbf{d}_{n+1})$$

$$\text{if } \frac{\|\mathbf{D}\mathbf{u}_{n+1} - \mathbf{D}\mathbf{u}_n\|}{\|\mathbf{d}_n\|} < \varepsilon \quad \rho = \rho_0 \quad \text{else} \quad \rho = 1$$

$$\delta_n = \delta_{n+1}$$

$$\delta_{n+1} = \min(\delta_{\max}, \rho \delta^{(t)})$$

$$n = n + 1$$

针对子问题(4-37)，考虑到该问题是仅关于变量 \mathbf{u} 的函数，容易求得目标函数的梯度为

$$\mathbf{g}_{\mathbf{u}} = \mathbf{u} - \mathbf{z} + \delta \mathbf{D}^T (\mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d}_n + \mathbf{p}_n) \quad (4-40)$$

该优化问题是一个二次问题且存在显式解

$$\mathbf{u}_{n+1} = (\mathbf{I} + \delta \mathbf{D}^T \mathbf{D})^{-1} [\mathbf{z} + \delta \mathbf{D}^T (\mathbf{d}_n - \mathbf{p}_n)] \quad (4-41)$$

针对子问题(4-38)，显然该问题是一个经典的 LOSSO 问题，可以有多种求解方法。本研究采用软阈值函数进行求解。对问题(4-38)的目标函数求梯度得到

$$\mathbf{g}_{\mathbf{d}} = \lambda \text{sgn}(\mathbf{d}) - \delta (\mathbf{D}\mathbf{u}_{n+1} - \mathbf{d} + \mathbf{p}_n) \quad (4-42)$$

则问题(4-38)的解为

$$\mathbf{d}_{n+1} = \text{soft}(\mathbf{D}\mathbf{u}_{n+1} + \mathbf{p}_n, \frac{\lambda}{\delta}) \quad (4-43)$$

将子问题(4-37)和(4-38)的解代入子问题(4-39)即可对原问题进行求解。

考虑终止条件, 由于 \mathbf{u}^* , \mathbf{d}^* , $\boldsymbol{\mu}^*$ 是原优化和对偶问题的解的前提是保证原始可行性和对偶可行性, 即

$$\mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d} = \mathbf{0} \quad (4-44)$$

和

$$\nabla_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}^*) + \mathbf{D}^T \boldsymbol{\mu}^* = 0, \nabla_{\mathbf{d}} g(\mathbf{d}^*) + \mathbf{I} \boldsymbol{\mu}^* = 0 \quad (4-45)$$

定义原始残差和对偶残差:

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{D}\mathbf{x}_k + \mathbf{I}\mathbf{d}_k \quad (4-46)$$

$$\mathbf{s}_k = \delta \mathbf{D}^T \mathbf{I}(\mathbf{d}_k - \mathbf{d}_{k-1}) \quad (4-47)$$

则该算法收敛的条件是

$$\|\mathbf{r}_k\|_2 \leq \epsilon^{\text{pri}}, \|\mathbf{s}_k\|_2 \leq \epsilon^{\text{dual}} \quad (4-48)$$

其中 ϵ^{pri} 和 ϵ^{dual} 分别是原问题和对偶问题收敛参数, 由线性约束和目标函数特征确定。

基于交替方向乘子法的全变分正则化图像重构算法实现了对非凸且不平滑的 TV 正则项函数的求解。通过添加凸松弛保证了原 TV 正则化问题的最优性, 通过交替方向乘子法实现了该问题的简化求解, 为后续开展基于近端梯度法的全变分正则化扰动压缩感知重构算法的设计奠定了基础。

4.4 基于近端梯度法的全变分正则化扰动压缩感知重构算法

相比于稀疏域对图像的系数进行一维重构, 再利用正交稀疏变换得到原图像的方式而言, 基于全变分正则化的图像信号重构方式具有更好的保真特性也更符合对缺陷图像的直观理解。对于光伏电池表面缺陷图像的全变分正则化扰动压缩感知重构问题, 第 4.1 节给出了其数学模型如式(4-15)所示, 第 4.2 节给出了一维扰动压缩感知重构算法的设计方案, 第 4.3 节解决了全变分约束下的优化问题, 本节的目标是将基于全变分正则化的优化算法引入基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法, 从而实现对原始图像信号的全变分正则化重构。

基于全变分正则化的扰动压缩感知重构问题可重写为

$$\min_{\mathbf{x}} \frac{\|\Phi\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2}{\|\mathbf{x}\|_2^2 + 1} + \lambda \|\mathbf{D}\mathbf{x}\|_1 \quad (4-49)$$

其中

$$\mathbf{D} = [\mathbf{D}_h^T, \mathbf{D}_v^T]^T \quad (4-50)$$

且 \mathbf{D}_h 和 \mathbf{D}_v 分别是横向和纵向的梯度算子。由于需要产生梯度稀疏解而引入的 TV 正则项是非光滑函数，根据 2.3 小节所述，问题(4-14)的目标函数可分解为光滑部分和非光滑部分的和，即令

$$f(\mathbf{x}) = \frac{\|\Phi\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2}{\|\mathbf{x}\|_2^2 + 1} \quad (4-51)$$

$$h(\mathbf{x}) = \lambda \|\mathbf{D}\mathbf{x}\|_1 \quad (4-52)$$

则原问题可以重写为

$$\min_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}) + h(\mathbf{x}) \quad (4-53)$$

利用近端梯度法对目标函数(4-18)进行迭代，则有

$$\mathbf{x}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \left[\mu_n \lambda \|\mathbf{D}\mathbf{u}\|_1 + \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - (\mathbf{x}_n - \mu_n \mathbf{g}_n)\|_2^2 \right] \quad (4-54)$$

对问题(4-54)引入凸松弛，可得到其目标函数对应的增广拉格朗日函数为

$$L(\mathbf{u}, \mathbf{d}, \mathbf{p}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - (\mathbf{x}_n - \mu_n \mathbf{g}_n)\|_2^2 + \mu_n \lambda \|\mathbf{d}\|_1 + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d} + \mathbf{p}\|_2^2 - \frac{\delta}{2} \|\mathbf{p}\|_2^2 \quad (4-55)$$

利用交替方向乘子法可得到如下的迭代更新过程

$$\mathbf{x}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - (\mathbf{x}_n - \mu_n \mathbf{g}_n)\|_2^2 + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d} + \mathbf{p}\|_2^2 \right\} \quad (4-56)$$

$$\mathbf{d}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{d}} \left\{ \mu_n \lambda \|\mathbf{d}\|_1 + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{d} + \mathbf{p}_n\|_2^2 \right\} \quad (4-57)$$

$$\mathbf{p}_{n+1} = \mathbf{p}_n + (\mathbf{D}\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{d}_{n+1}) \quad (4-58)$$

该算法对应的伪代码如下

算法 3: 基于近端梯度法的全变分正则化扰动压缩感知重构算法伪代码

initialization

$$\mathbf{g}_0 = -2\Phi^T \mathbf{y}, \quad \mathbf{x}_0 = \text{prox}_{\mu_0 h} \{-\mu_0 \mathbf{g}_0\}, \quad f_1 = \frac{\|\Phi \mathbf{x}_0 - \mathbf{y}\|_2^2}{\|\mathbf{x}_0\|_2^2 + 1}$$

for $n = 1, 2, \dots$

$$\mathbf{g}_n = \frac{2}{(\|\mathbf{x}_n\|_2^2 + 1)^2} \left[(\|\mathbf{x}_n\|_2^2 + 1) \Phi^T (\Phi \mathbf{x}_n - \mathbf{y}) - \|\Phi \mathbf{x}_n - \mathbf{y}\|_2^2 \mathbf{x}_n \right]$$

$$\mu_{s,n} = \frac{\|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1}\|_2^2}{(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1})^T (\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1})}, \quad \mu_{m,n} = \frac{(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1})^T (\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1})}{\|\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1}\|_2^2}$$

$$\text{if } \frac{\mu_{m,n}}{\mu_{s,n}} > 0.5 \quad \mu_n = \mu_{m,n} \quad \text{else} \quad \mu_n = \mu_{s,n} - \frac{\mu_{m,n}}{2}$$

$$\text{repeat until } f_{n+1} < f_n + (\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n)^T \mathbf{g}_n + \frac{1}{2\mu_n} \|\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n\|_2^2$$

$$\text{repeat until } \frac{\|\mathbf{D}\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{D}\mathbf{x}_n\|}{\|\mathbf{d}_n\|} < \varepsilon$$

$$\mathbf{x}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - (\mathbf{x}_n - \mu_n \mathbf{g}_n)\|_2^2 + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{u} - \mathbf{d}_n + \mathbf{p}_n\|_2^2 \right\}$$

$$\mathbf{d}_{n+1} = \arg \min_{\mathbf{d}} \left\{ \mu_n \lambda \|\mathbf{d}\|_1 + \frac{\delta}{2} \|\mathbf{D}\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{d} + \mathbf{p}_n\|_2^2 \right\}$$

$$\mathbf{p}_{n+1} = \mathbf{p}_n + (\mathbf{D}\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{d}_{n+1})$$

$$f_{n+1} = \frac{\|\Phi \mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{y}\|_2^2}{\|\mathbf{x}_{n+1}\|_2^2 + 1}, \quad \mu_n = \frac{\mu_n}{2}$$

4.5 本章小结

本章通过分析光感生电流法中的扰动压缩感知模型, 提出了基于总体最小二乘的 l_1 正则化和全变分正则化扰动压缩感知重构模型, 利用近端梯度法对 l_1 正则化扰动压缩感知重构问题进行了实现, 利用交替方向乘子法对全变分正则化算法进行了实现, 利用近端梯度法和交替方向乘子法对全变分正则化的扰动压缩感知问题进行了算法实现。

第五章 扰动压缩感知重构算法仿真及实验

基于总体最小二乘法的扰动压缩感知模型对设计全扰动下的鲁棒重构算法提供了新的思路，第四章通过引入 l_1 范数约束和全变分约束分别建立了一维信号和二维图像信号压缩感知重构算法，通过近端梯度法和交替方向乘子法对它们进行了实现。本章旨在探讨所提出模型与实际问题的对应关系，并利用仿真和实验方法验证所提出的算法，以获得对算法的完善和改进提供有益的指导。

5.1 仿真模型分析及物理对应

为了尽可能充分、可靠地测试算法在实际光伏电池缺陷检测中的性能，仿真实验对测试图片进行了设计，人为引入了实际情况下光伏电池可能存在的缺陷。如图 5.1 所示，在图像中使用线条表示光伏电池固有的栅极线，使用不同大小、不同深浅的长方形表示不同覆盖物在光伏电池表面引入的缺陷，使用外形不规则的多边形模拟光伏电池因为脏污引入的缺陷，同时还考虑了具有倾斜角度的边缘。引入不同种类的缺陷是为了测试算法的实用性，尽可能真实地判断算法在实际工作情况下的性能。

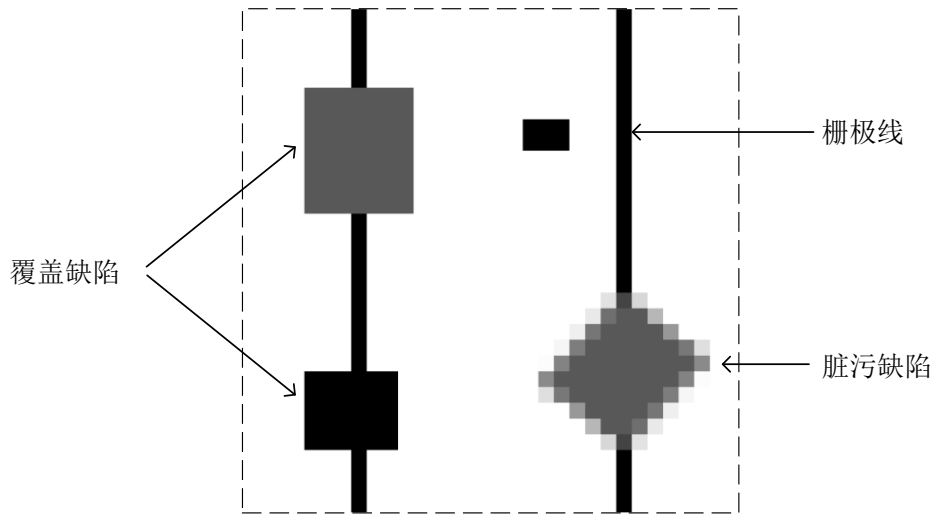


图5.1 仿真测试基准图片

仿真采用高斯随机矩阵作为观测矩阵，通过对观测矩阵直接添加零均值高斯白噪声的方式模拟实际测量中结构光源受到噪声干扰的情况，对测量向量直接添加零均值高斯白噪声的方式模拟测量过程中由于模拟器件引入的噪声。

在实际的仿真中，为了控制添加噪声的强度以判断算法的抗噪声性能，事先规定了观测矩阵 Φ 的方差为 δ_Φ ，通过计算得到测量向量 \mathbf{y} 的方差为 δ_y 。 δ_Φ 与实际测量时结构光的强度直接相关， δ_y 与实际电路的放大器动态范围直接相关。仿真采用相对信

噪比来衡量噪声对信号的影响程度，在实现上，采用了噪声方差与信号方差比值的对数形式进行量化，同时对图像像素值进行了归一化。实际仿真中，观测矩阵噪声的方差计算公式如下

$$\sigma_{\Phi N} = 10^{\frac{\sigma_{\Phi dB}}{10}} \times \delta_{\Phi} \quad (5-1)$$

其中， $\sigma_{\Phi N}$ 为对观测矩阵 Φ 添加的噪声方差，且 $\sigma_{\Phi dB}$ 为相对噪声强度的分贝数，为了统一描述，后续仿真将采用相对噪声强度的分贝数对噪声进行描述。同理，测量向量的噪声方差为

$$\sigma_{yN} = 10^{\frac{\sigma_{y dB}}{10}} \times \delta_y \quad (5-2)$$

为了探究本研究提出算法的真实性能，本仿真引入了经典的 L1QC 算法和 TVQC 算法^[88]作为性能参考，通过分别对观测矩阵和测量向量添加不同水平的零均值高斯噪声，探究本研究提出的算法与经典算法在不同强度噪声下的性能。进一步的，通过控制不同采样比，研究不同算法在对信号进行欠采样情况下的信号重构性能。实际仿真过程中，仿真只生成了一次噪声矩阵，并通过对噪声矩阵进行不同比例的截取得到适应的噪声矩阵，从而消除了不同噪声矩阵对测试结果的影响。

仿真引入了图像的峰值信噪比和结构相似性作为图像质量评价指标，它们的定义参考第 2.4.1 小节。

5.2 基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法仿真

为了保证仿真的充分性、覆盖性以及可靠性，本研究将与光伏电池实际工作状态下相似的电流图作为算法测试输入。仿真采用的输入测试图像 \mathbf{f} 如图 5.2(a)所示，其对应的离散余弦变换域图像 \mathbf{x} 如图 5.2(b)所示，可以看到原始图像经过离散余弦变换之后稀疏度降低了。

测量过程可以表示为利用高斯矩阵 \mathbf{A} 对原始信号 \mathbf{f} 进行采样，得到测量向量 \mathbf{y} 和附加噪声 \mathbf{e} ，即

$$\mathbf{A}\mathbf{f} = \mathbf{y} + \mathbf{e} \quad (5-3)$$

利用 l_1 范数最小化模型进行稀疏重构，得到信号 \mathbf{x}' ，重构过程可表示为

$$\min_{\mathbf{x}'} \|\mathbf{x}'\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{A}\Psi\mathbf{x}' = \mathbf{y} + \mathbf{e} \quad (5-4)$$

其中， Ψ 表示离散余弦变换。可以看到该过程实际上是在像素域进行采样，在稀疏域进行恢复。

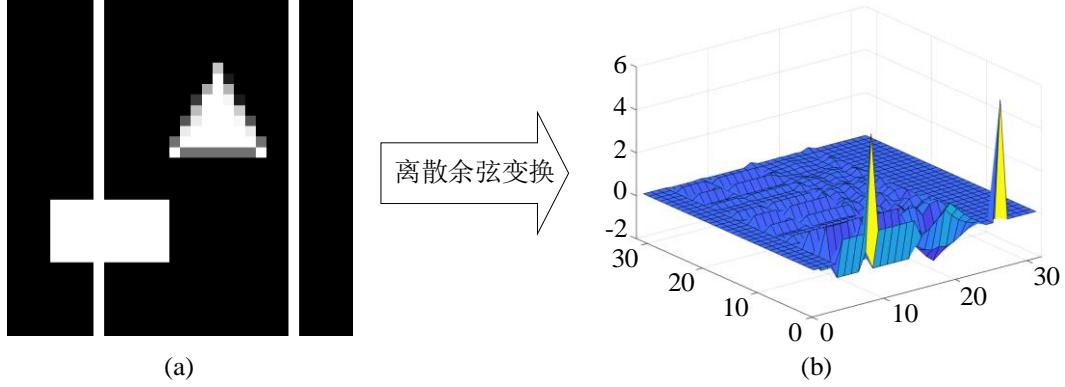


图5.2 仿真测试图片及其离散余弦域图像

为了测试算法的性能，仿真中引入了 L1QC 算法作为性能参考，将相同的加噪测量矩阵和加噪测量向量输入两种不同的算法，将输出结果进行比较。为了探究噪声强度对算法性能的影响，实验中采用控制变量法展开对比试验。实验中，采样比设置为 100%，分别对测量向量和观测矩阵添加 -10dB、-20dB、-30dB 和 -40dB 的噪声，基于 L1QC 算法和近端梯度法的重构算法的输出结果如图 5.3 所示。

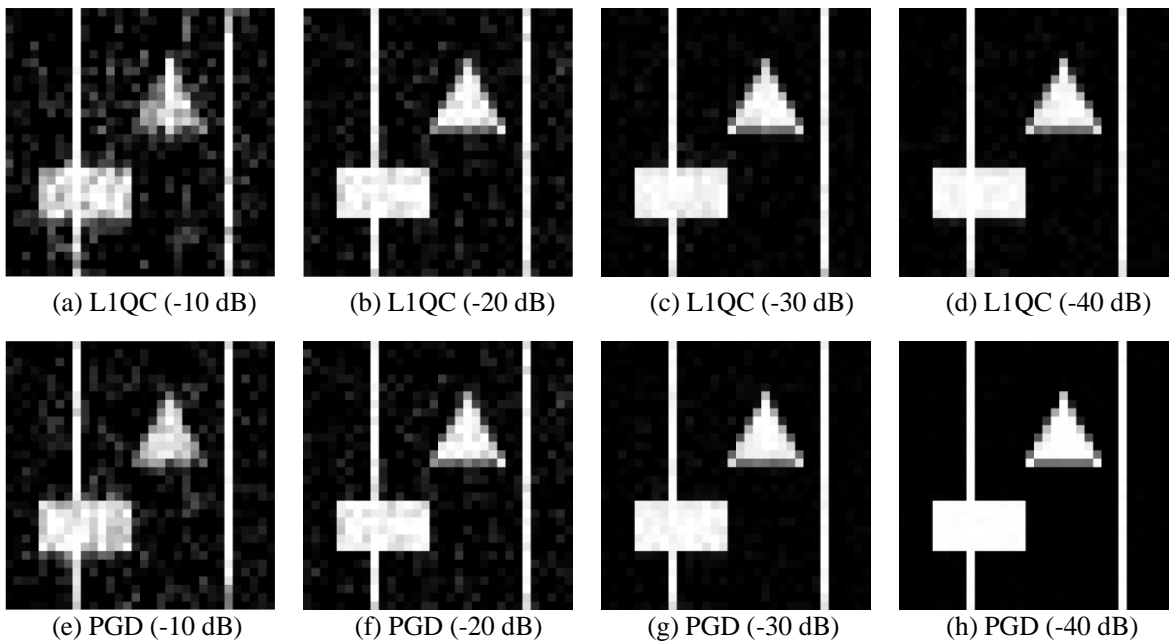


图5.3 不同强度噪声下基于近端梯度法与基于 L1QC 算法的重构图像

由输出结果可以看到，随着添加噪声强度的减少，两种重构算法输出的图像信噪

比逐渐增加。在添加-10 dB 噪声时，两种重构算法的输出结果恶化较为严重，主要表现为缺陷图样的轮廓不够清晰；而当添加-20 dB 噪声时，两种算法都具有识别缺陷轮廓的能力，但都受到一定程度的噪声污染；当添加噪声小于-30 dB 时，两种算法的输出结果几乎不受噪声影响，均能够准确识别缺陷的边缘。观察两种算法对噪声的敏感程度，通过比较图 5.3(a)和(e)、图 5.3(b)和(f)可以发现，在对观测矩阵和测量向量添加噪声强度分别为-10 dB 和-20 dB 时，图 5.3(e)和(f)的信噪比要高于图 5.3(a)和(b)，细节上主要表现为图 5.3(e)和图 5.3(f)的边缘比图 5.3(a)和图 5.3(e)的更加清晰且受到噪声干扰的程度更小，因此基于近端梯度法的压缩感知重构算法相比于 L1QC 算法具有更好的抗噪声性能。

为了进一步探究基于近端梯度法的压缩感知重构算法性能相比于 L1QC 算法的提升程度，仿真过程中对两种算法输出结果的峰值信噪比和结构相似性进行统计，实验结果如表 5.1 所示，其中两种算法使用的采样率为 100%。根据表中数据可知，基于近端梯度法的压缩感知重构算法的输出结果总体上比基于 L1QC 算法的输出效果好，其中，基于近端梯度法的重构算法比基于 L1QC 算法的 PSNR 平均高出 2dB，而前者的 SSIM 也高于后者。当添加噪声强度较小时，两种算法受到噪声的影响程度都较小，因此两者性能差别不大；而随着添加噪声的强度增加，基于近端梯度法的压缩感知重构算法的优势逐渐表现出来，主要表现为基于近端梯度法的重构算法的 SSIM 相比于基于 L1QC 算法的 SSIM 高得更多，这一点可以从图 5.3 (a)、图 5.3(b)、图 5.3(e)和图 5.3(f)中得到验证。因此总体而言，基于近端梯度法的压缩感知重构算法相比于基于 L1QC 的算法具有更强的抗噪声性能。

表5.1 不同强度噪声下基于近端梯度法与基于 L1QC 的算法性能比较

方法 评价指标 噪声强度	近端梯度法		L1QC	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
-10dB	19.3dB	0.59	18.7dB	0.50
-20dB	27.9dB	0.79	26.2dB	0.75
-30dB	32.2dB	0.92	30.6dB	0.90
-40dB	40.7dB	0.99	36.3dB	0.97

另一方面，为了研究采样过程的采样比对重构图像的影响，仿真验证了在添加相同噪声的情况下，重构图像的信噪比与采样率的关系。在实际的仿真中，分别对观测矩阵和测量向量-40 dB 的噪声，研究在采样率分别为 40%、60%、80%和 100%时基于 L1QC 算法和近端梯度法重构图像信噪比，得到的仿真结果如图 5.4 所示。根据

仿真结果可以看到，随着采样率的增加，两种算法的重构图像信噪比逐步增加。当采样率为低于 60% 时，两种算法的重构图像受到噪声的干扰较为明显，而当采样率大于 80% 时，两种算法均能够重构出轮廓清晰且几乎不受噪声干扰的图像。对比两种算法的在相同采样率下的性能差异，可以看到基于近端梯度法的压缩感知重构算法相比于 L1QC 算法在抗噪声性能上有一定的优势。具体而言，当采样率为 40% 时，基于 L1QC 算法和基于近端梯度法重构图像分别如图 5.4(a) 和图 5.4(e) 所示，可以看到，在采样率较低时，后者的缺陷边缘相比于前者更为清晰且非边缘区域受到噪声影响更小；当采样率为 80% 时，基于近端梯度法的重构图像相比于基于 L1QC 的算法受到噪声影响更小。因此，基于近端梯度法的压缩感知重构算法相比于基于 L1QC 的算法具有更好的鲁棒性。

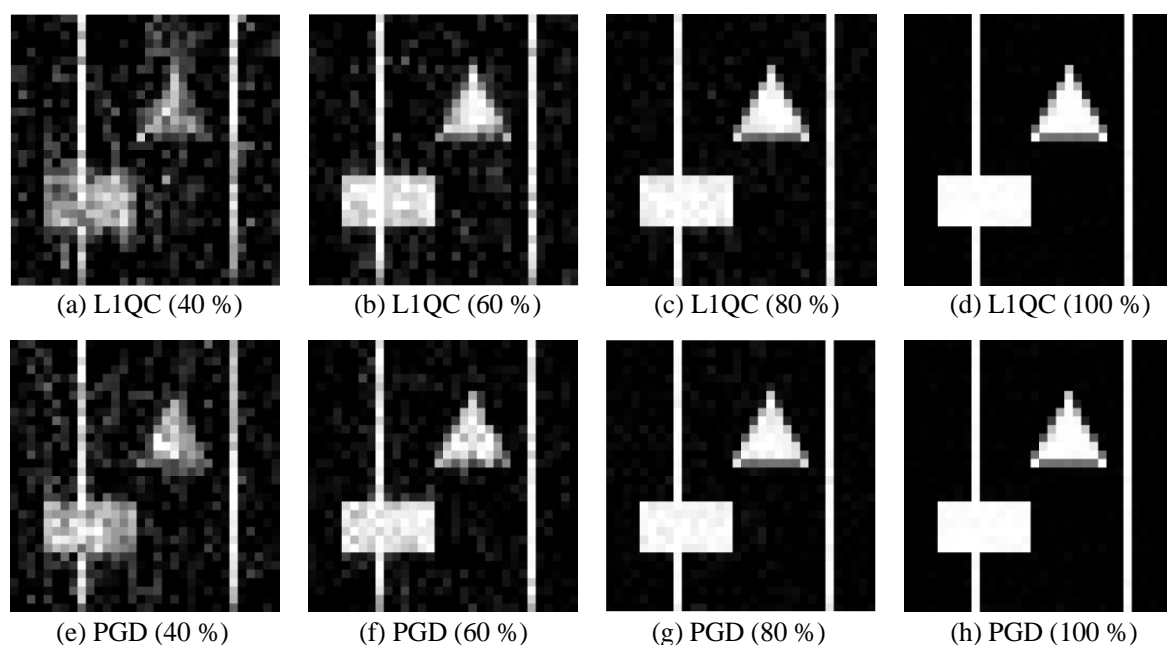


图5.4 不同采样率下基于近端梯度法与基于 L1QC 算法的重构图像

表5.2 不同采样率下基于近端梯度法与基于 L1QC 的算法性能比较

方法 评价指标 采样比	近端梯度法		L1QC	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
40%	14.7dB	0.49	13.2dB	0.44
60%	20.7dB	0.70	18.7dB	0.65
80%	29.4dB	0.88	27.3dB	0.85
100%	39.4dB	0.98	36.4dB	0.97

进一步的,从仿真结果统计数据来看,如表 5.2 所示,基于近端梯度法的压缩感知重构算法相比于基于 L1QC 的重构算法针对不同采样率的 PSNR 平均高出 2dB,同时前者的 SSIM 也高于后者。两种算法在-40dB 噪声下,采用不同采样率时算法重构图像的性能如表 5.2 所示,根据表中的数据,在采样率较高时,两种算法的性能相差不大且基本都能够较好地重构图像;而当采样比较低时,两种算法的输出图像均受到一定程度的噪声干扰,但基于近端梯度法的重构算法的抗噪声能力相比于 L1QC 算法更强,这一点在图 5.4 中可以得到验证。

总而言之,由于基于近端梯度法的压缩感知重构算法模型考虑了测量矩阵可能存在噪声的情况,并通过添加一定的约束条件来优化算法性能,因此该方法在仿真结果中具有一定的鲁棒性,这一点符合预期设计。然而,通过仿真结果可以发现,该算法的抗噪声性能依然有限,相比于 L1QC 算法提升 2dB 左右,主要原因在于该算法主要通过添加 l_1 正则项实现稀疏信号的重构,仅考虑了一维的信号,而本研究主要涉及二维图像处理,因此需要通过添加稀疏变换域将二维信号转换为一维信号处理。而稀疏变换的引入则会带来新的问题,在于该算法主要考虑的影响噪声是服从零均值高斯分布的,而该噪声信号经过离散余弦变换之后的零均值高斯分布特征下降,从而导致该算法克服噪声干扰的性能下降,表现为仿真结果中该算法的抗噪声性能较小。

5.3 基于交替方向乘子法的全变分正则化算法仿真

基于近端梯度法的梯度稀疏图像重建问题带来了全变分正则化算法的需求,全变分正则化算法在近端梯度下降迭代的过程中起约束图像梯度的稀疏度的作用,因此该算法的收敛性在整体上决定了基于近端梯度法的梯度稀疏图像重建算法的性能。为了验证第 4.3 节设计的基于交替方向乘子法的全变分正则化算法的性能,同时研究该算法中的约束参数对图像重建质量的影响,本节对提出的算法进行仿真验证。

本节仿真验证的主要思想是,将与实际测量电流图相似的测试图像作为算法输入,通过对图像添加不同水平的零均值高斯噪声,通过调整算法参数使得算法以更少的迭代次数达到更好的收敛效果。

根据第 4.3 节所述,影响本算法性能的参数有两个,第一个参数是式(4-30)中用于平衡全变分正则化比例的参数 λ ,该参数越大表示迭代过程中全变分约束的作用越大,输出的图像的将会更加平滑;第二个参数是式(4-34)中用于平衡拉格朗日凸增强的惩罚参数 δ ,该参数主要影响了算法的收敛速度。

首先研究该算法在添加不同水平噪声的情况下的图像重构性能,测试结果如图 5.5 所示,对原始图像图 5.1 分别添加-10 dB、-20 dB、-30 dB 和-40 dB 的噪声后,仿真算法输入图像分别如图 5.5(a)、图 5.5(b)、图 5.5(c)和图 5.5(d)所示,分别将加噪声

后的图像输入算法，调整合适的参数后算法输出结果分别如图 5.5(e)、图 5.5(f)、图 5.5(g)和图 5.5(h)所示，可以看到该算法对受到不同噪声的图像具有较好的恢复性能。具体而言，在添加噪声水平不大于-30dB 时，算法对噪声污染的图像几乎能够完全去除噪声干扰；即使在添加-10dB 的较强水平的噪声时，该算法也能大致恢复原始图像的轮廓。

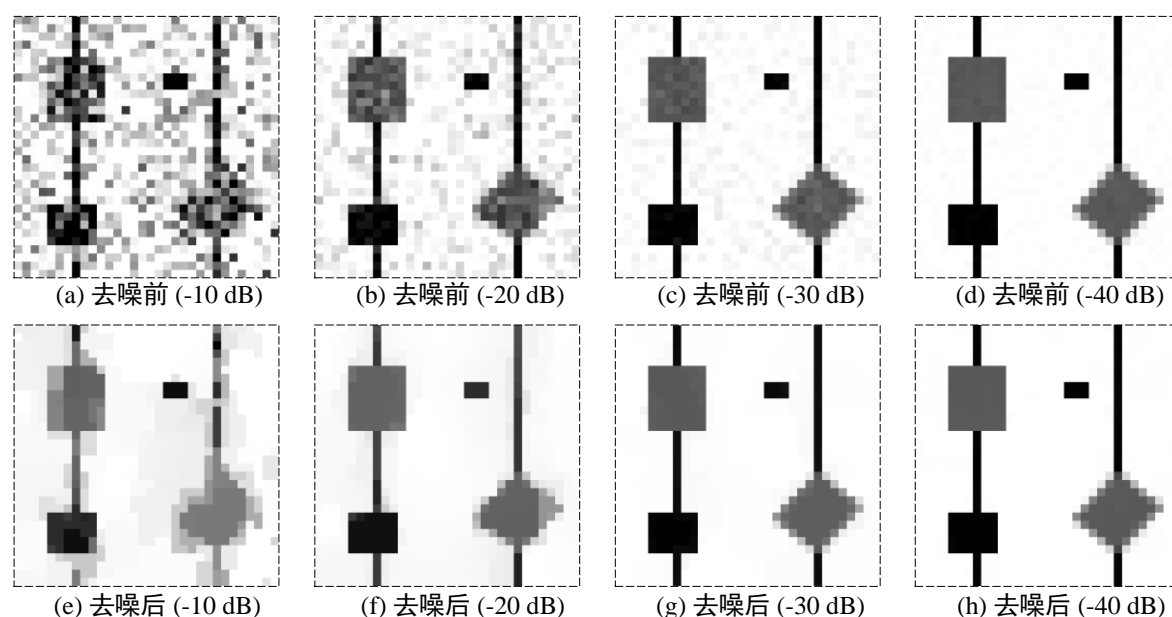


图5.5 不同噪声水平下基于交替方向乘子法的去噪图像

表 5.3 是与图 5.5 测试对应的数据表格，从统计数据来看，基于交替方向乘子法的全变分正则化算法针对受噪声污染的图像进行去噪，得到的图像的 PSNR 平均提升 5.6dB，同时其 SSIM 也提升明显。仿真数据表明，添加小于等于-30dB 的噪声对图像的质量没有太大影响，而该算法依然能够在一定程度上提升图像的信噪比；当添加噪声大于-20dB 时，该算法对图像质量的提升较为明显，这一点可以从图 5.5 中得到验证。

表5.3不同强度噪声下基于交替方向乘子法的图像重构质量

方法 评价指标 噪声强度	去噪前		去噪后	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
-10dB	10.0dB	0.41	17.6dB	0.67
-20dB	20.0dB	0.71	24.0dB	0.92
-30dB	30.1dB	0.90	35.7dB	0.96
-40dB	39.8dB	0.98	45.4dB	0.99

为了进一步确定该算法的输入参数对重构性能的影响,仿真针对不同全变分正则化参数下的算法图像重构性能进行测试。实际测试时用目标函数的梯度控制算法收敛程度,且拉格朗日惩罚参数 $\delta=1$,测试结果如图 5.6 所示。可以看到在该条件下,当 $0.01 < \lambda < 0.04$ 时算法能够达到较好的图像重构效果。注意到在此区间内算法输出图像的 SSIM 和 PSNR 并不是完全同步增加或者减少的,具体而言,当 $\lambda = 0.02$ 时图像的 PSNR 最大,而当 $\lambda = 0.03$ 时图像的 SSIM 最大。结合算法设计原理对该现象进行分析可得到结论:在正则化参数 λ 处于两者最大值之间时,可以通过调整该算法的收敛方向,增大该参数将使得输出图像与原始图像的相似度增大(增大 SSIM),减小该参数将使得输出图像与原始图像的差异减小(增大 PSNR)。为了尽可能的平衡两种衡量指标,本算法将取二者的平均值 $\lambda = 0.025$ 作为实际算法使用的参数。另外,本研究算法的设计在涉及参数选择时也尽可能考虑不同图像的 PSNR 和 SSIM 之间的平衡。

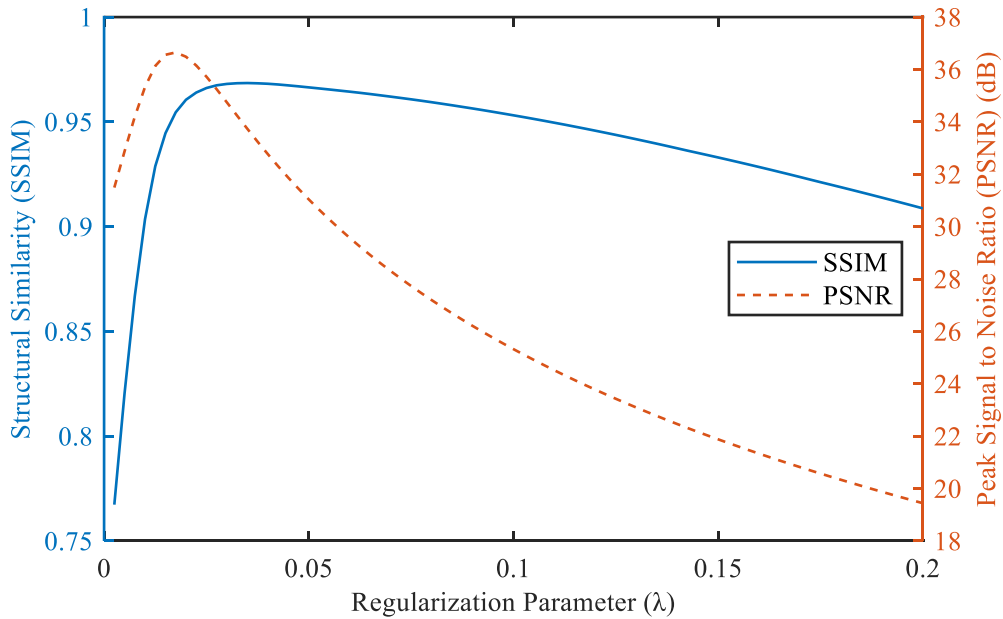


图5.6 重构图像的 SSIM 和 PSNR 随全变分正则化参数的变化曲线

进一步研究拉格朗日惩罚参数对算法收敛效果的影响,本仿真研究了不同参数值下算法重构图像的 PSNR 和 SSIM 变化趋势,实际测试时使用的全变分正则化参数 $\lambda = 0.025$,得到的实验结果分别如图 5.7 和图 5.8 所示。根据实验结果可以看到当 $\delta = 0.25$ 、 $\delta = 1$ 或 $\delta = 1.5$ 时,算法都能够较快的收敛。当 $\delta = 1$ 时算法的收敛速度比 $\delta = 0.25$ 和 $\delta = 1.5$ 收敛更快且达到的稳态值更高,当 δ 过小时算法的收敛速度快但稳态误差较大,当 δ 过大时算法的稳态误差较小但收敛速度较慢,因此本算法设计主要考虑二者的平衡。此外,根据经过统计测试的结果进行的分析表明,当迭代次数达到 15 次时,算法通常能够实现较好的收敛效果。

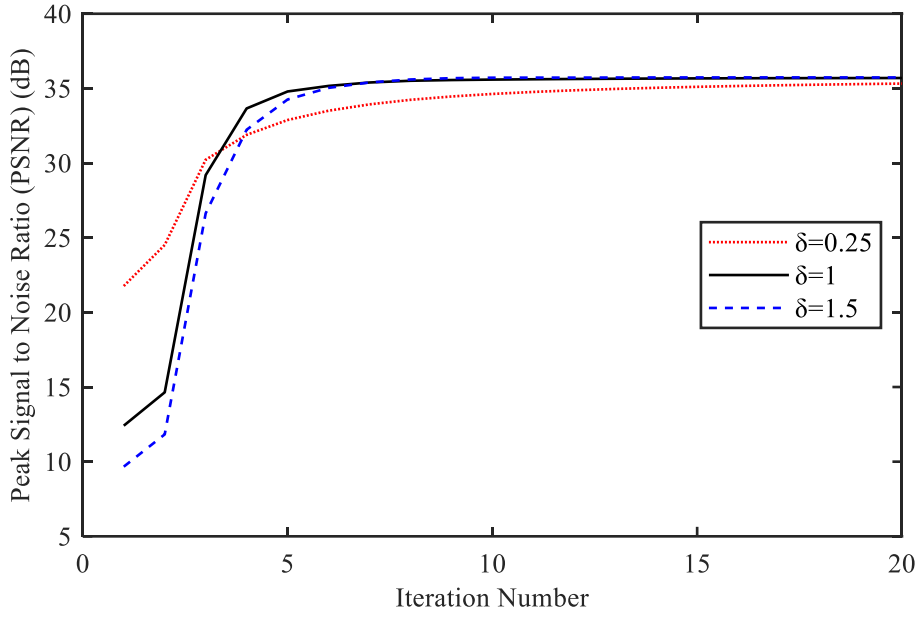


图5.7 不同拉格朗日惩罚参数下图像的 PSNR 变化曲线图

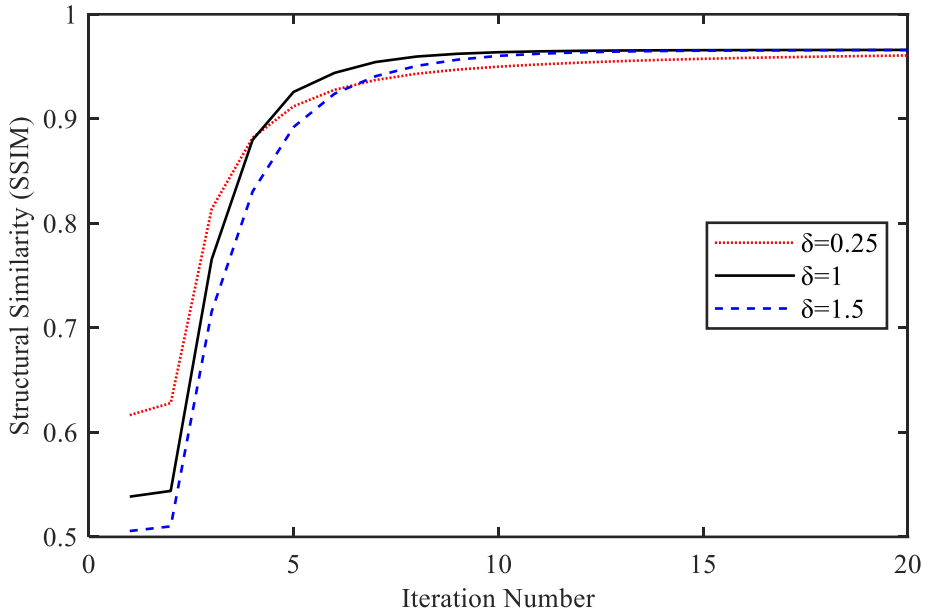


图5.8 不同拉格朗日惩罚参数下重构图像的 SSIM 变化曲线

5.4 基于近端梯度法的全变分正则化扰动压缩感知重构算法仿真

为了测试算法的性能，仿真中引入了 TVQC 算法^[88]作为性能参考，将相同的加噪测量矩阵和加噪测量向量输入两种不同的算法，将输出结果进行比较。为了探究噪声强度对算法性能的影响，实验中采用控制变量法展开对比试验。实验中，采样比设置为 100%，分别对测量向量和观测矩阵添加-10dB、-20dB、-30dB 和-40dB 的噪声，基于近端梯度法的重构算法和 TVQC 算法的输出结果分别如图 5.9(a)和(e)、图 5.9(b)

和(f)、图 5.9(c)和图 5.9(g)以及图 5.9(d)和图 5.9(h)所示。

由输出结果可以看到,随着添加噪声强度的减少,两种重构算法输出的图像信噪比逐渐增加。在添加-10dB 噪声时,两种重构算法的输出结果恶化较为严重,主要表现为缺陷图样的轮廓不够清晰;而当添加-20dB 噪声时,两种算法都具有识别缺陷轮廓的能力,但都受到一定程度的噪声污染;当添加噪声小于-30dB 时,两种算法的输出结果几乎不受噪声影响,均能够准确识别缺陷的边缘。观察两种算法对噪声的敏感程度,通过比较图 5.9(a)和(e)、图 5.9(b)和(f)可以发现,在对观测矩阵和测量向量添加噪声强度分别为-10dB 和-20dB 时,图 5.9(a)和(b)的信噪比要高于图 5.9(e)和(f),细节上主要表现为图 5.9(a)和图 5.9(b)的边缘比图 5.9(e)和图 5.9(f)的更加清晰且受到高斯噪声的更小,因此基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法相比于 TVQC 算法具有更好的抗噪声性能。

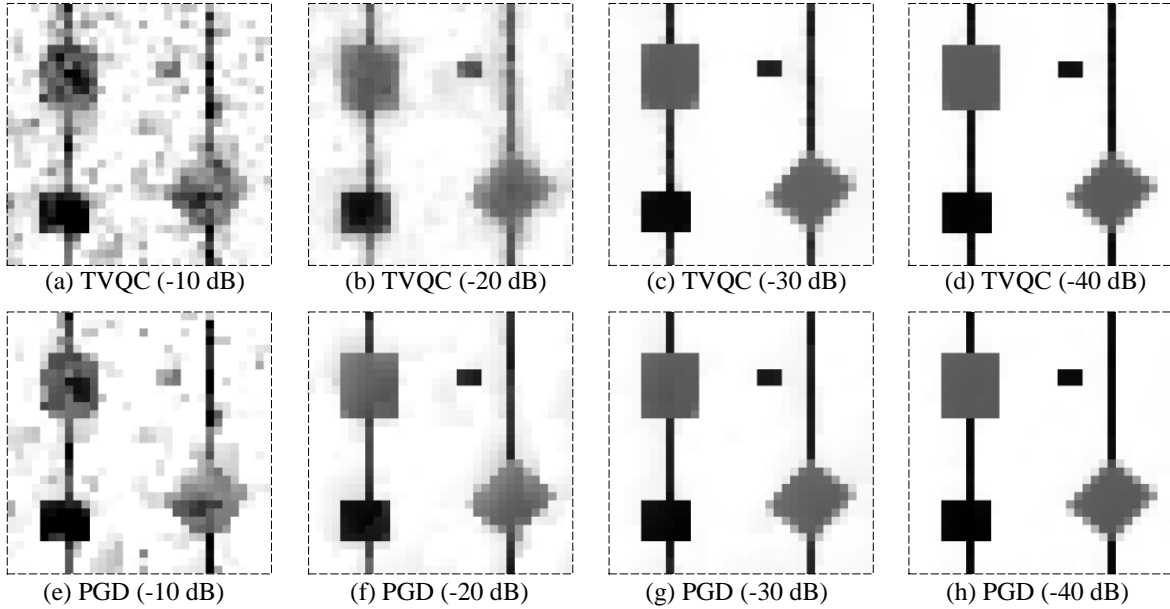


图5.9 不同强度噪声下基于近端梯度法与基于 TVQC 算法的重构图像

为了进一步探究基于近端梯度法的压缩感知重构算法性能相比于 TVQC 算法的抗噪声性能的提升程度,仿真过程中对输出结果的峰值信噪比和结构相似性进行统计,实验结果如表 5.4 所示。根据表中数据可知,基于近端梯度法的压缩感知重构算法的输出结果总体上比基于 TVQC 算法的输出效果好,其中,基于近端梯度法的重构算法比基于 TVQC 算法的 PSNR 平均高出 2.8dB,而前者的 SSIM 也明显高于后者。注意到当添加噪声强度较小时,两种算法受到噪声的影响程度都较小,两者性能差别不大;而随着添加噪声的强度增加,基于近端梯度法的压缩感知重构算法的优势逐渐表现出来,主要表现为基于近端梯度法的重构算法的 PSNR 和 SSIM 相比于基于 TVQC 算法的高出更多,这一点可以从图 5.9(a)、图 5.9(b)、图 5.9(e)和图 5.9(f)中得到验证。

因此总体而言，基于近端梯度法的压缩感知重构算法相比于基于 TVQC 的算法具有更强的抗噪声性能。

表5.4 不同强度噪声下基于近端梯度法与基于 TVQC 的算法性能比较

方法 评价指标 噪声强度	近端梯度法		TVQC	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
-10dB	15.4dB	0.60	14.9dB	0.46
-20dB	23.0dB	0.90	17.5dB	0.53
-30dB	29.5dB	0.98	27.8dB	0.94
-40dB	39.4dB	0.99	35.6dB	0.97

另一方面，为了研究采样过程的采样比对重构图像的影响，仿真验证了在添加相同噪声的情况下，重构图像的信噪比与采样率的关系。在实际的仿真中，分别对观测矩阵和测量向量-30dB 的噪声，研究在采样率分别为 30%、40%、60%和 80%时基于 TVQC 算法和近端梯度法的重构图像信噪比变化关系，得到的仿真结果分别如图 5.10(a)、图 5.10(b)、图 5.10(c)、图 5.10(d)、图 5.10(e)、图 5.10(f)、图 5.10(g)和图 5.10(h) 所示。

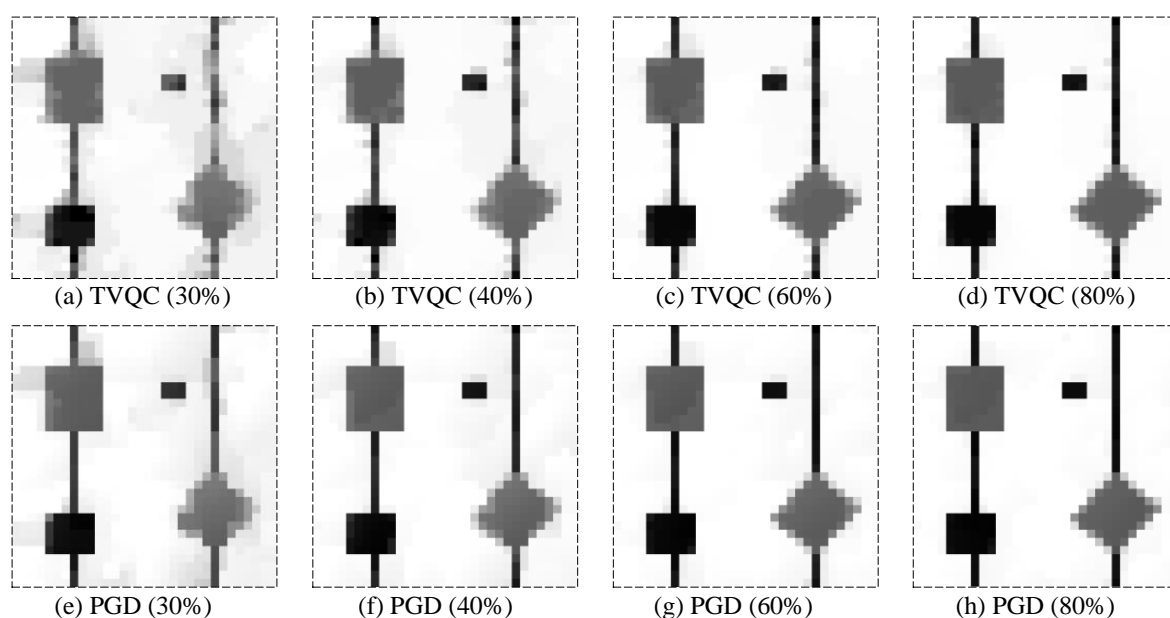


图5.10 不同采样率下基于近端梯度法与基于 TVQC 算法的重构图像

根据仿真结果可以看到，随着采样率的增加，两种算法的重构图像信噪比逐步增加。当采样率为低于 40%时，两种算法的重构图像受到一定程度的噪声干扰，而当采

样率大于 60% 时, 两种算法均能够重构出轮廓清晰且几乎不受噪声干扰的图像。对比两种算法的在相同采样率下的性能差异, 可以看到基于近端梯度法的压缩感知重构算法相比于 TVQC 算法在抗噪声性能上有一定的优势。具体而言, 当采样率为 30% 时, 基于 TVQC 算法和基于近端梯度法重构图像分别如图 5.10(a) 和图 5.10(e) 所示, 可以看到, 在采样率较低时, 前者的缺陷边缘相比于后者更为清晰且非边缘区域受到噪声影响更小; 当采样率为 40% 时, 基于近端梯度法重构图像相比于基于 TVQC 的算法受到噪声影响更小。因此, 基于近端梯度法的压缩感知重构算法相比于基于 TVQC 的算法具有更好的鲁棒性。

进一步的, 从仿真结果统计数据来看, 如表 5.5 所示, 基于近端梯度法的压缩感知重构算法相比于基于 TVQC 的重构算法针对不同采样率的 PSNR 平均高出 3.4dB, 同时前者的 SSIM 也明显高于后者。根据表格表 5.2 中的数据, 在采样率较高时, 两种算法的性能相差不大且基本都能够较好地重构原始图像; 而当采样比较低时, 两种算法的输出图像均受到一定程度的噪声干扰, 但基于近端梯度法重构算法的抗噪声能力相比于 TVQC 算法更强, 这一点在图 5.10 中可以得到验证。

表 5.5 不同采样率下基于近端梯度法与基于 TVQC 的算法性能比较

方法 评价指标 采样比	近端梯度法		TVQC	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
30%	21.3dB	0.88	18.2dB	0.72
40%	26.2dB	0.96	22.7dB	0.88
60%	30.7dB	0.97	27.1dB	0.93
80%	33.7dB	0.98	30.3dB	0.95

图 5.11 和图 5.12 分别给出了在对观测矩阵和测量向量分别添加 -30dB 噪声时, 基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法与 TVQC 算法在不同采样率下的图像重构的 SSIM 和 PSNR 比较。可以看到, 基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法相比于传统的 TVQC 算法有绝对的优势。具体而言, 在采样率较低时, 受限于图像信息的严重缺失, 两种算法都无法较好的重构原始图像; 当采样率大于 20% 时, 基于近端梯度法重构算法的优势逐渐体现; 在采样率为 35% 时, 基于近端梯度法重构算法相比于 TVQC 算法的相对优势达到最大, 其 PSNR 相对提升了大约 4dB; 在采样率为 40% 时, 两种算法几乎都达到了各自较好的效果, 因此此时的采样率为性价比最高的采样率; 在采样率为 40% 到 100% 时, 两种算法输出图像的 SSIM 和 PSNR 都随着采样率的提升而增大。

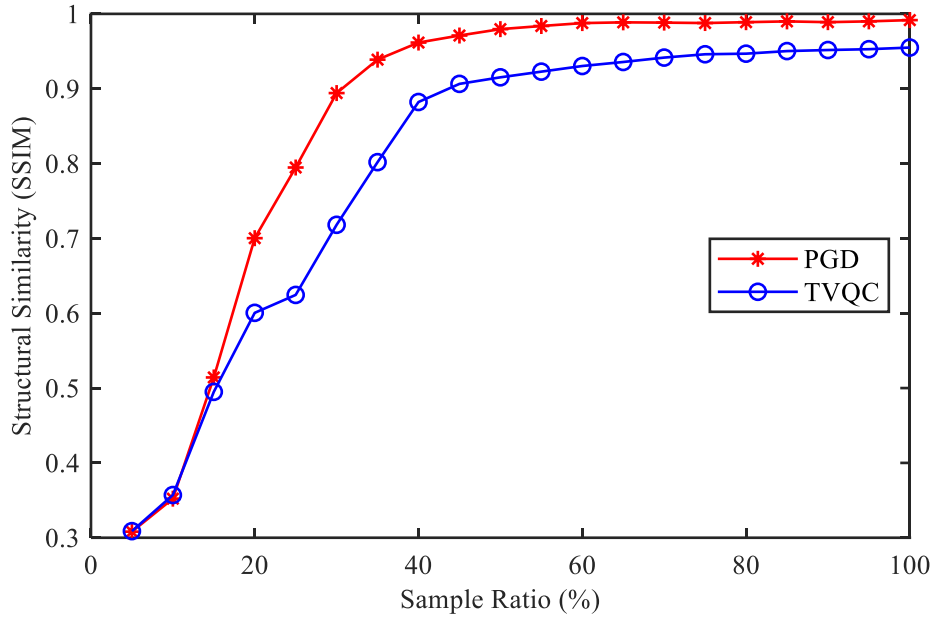


图5.11 不同采样率下基于 PGD 和基于 TVQC 算法输出图像的 SSIM

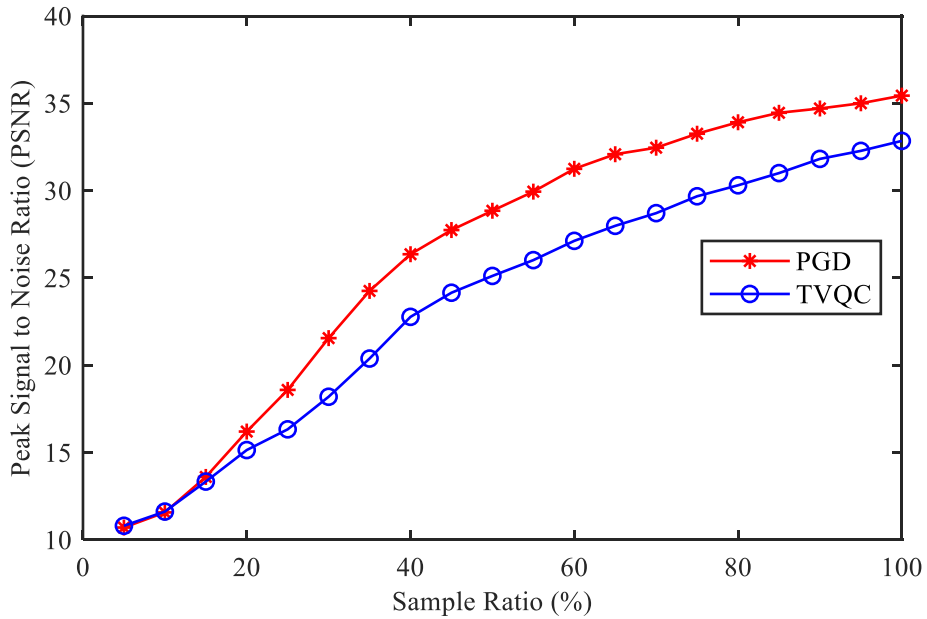


图5.12 不同采样率下基于 PGD 和基于 TVQC 算法输出图像的 PSNR

总的来说, 由于基于近端梯度法的压缩感知重构算法模型考虑了测量矩阵可能存在噪声的情况, 并通过添加一定的全变分约束来优化算法性能, 因此该方法在仿真结果中具有一定的鲁棒性, 这一点符合预期设计。另一方面, 相比于利用稀疏域变换对图像信号进行一维重构的方式而言, 基于全变分正则化的图像重构算法的抗噪声性能更强, 这一点可以通过本研究的算法与传统 L1QC、TVQC 算法的性能提升程度得到验证。

5.5 基于扰动压缩感知的光感生电流法实验

为了测试算法的性能,本研究开展了基于扰动压缩感知的光感生电流法实验,实验的配置参考 3.1.2 小节。实验采用标准的单晶硅光伏电池,将其切割得到 $10\text{ mm} \times 8\text{ mm}$ 的样片。为了符合实验的要求,实验选取了包含栅极线、以及人工引入缺陷的样片作为实验对象。为了准确衡量算法的抗噪声性能以及考虑到算法的计算复杂度,本实验设计了 100×100 像素的结构光用于扫描。

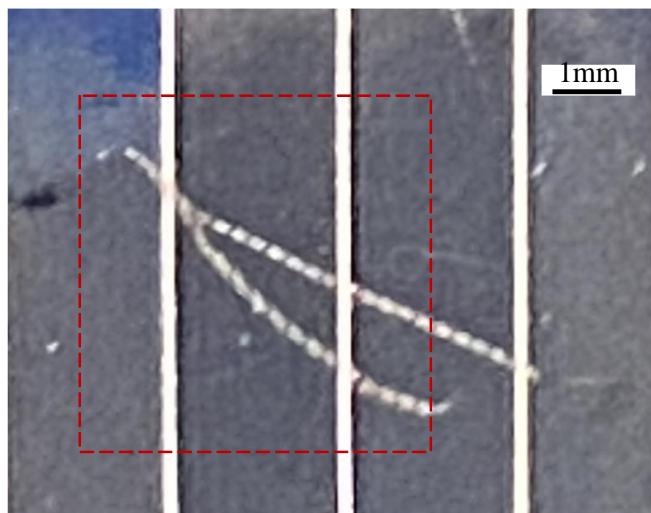


图5.13 实验待测光伏电池

为了研究不同采样率下基于扰动压缩感知的光感生电流法相比于基于 TVQC 算法的性能提升,通过一次实验采集了 100%采样率下的压缩感知测量向量,并通过选择不同比例的测量向量控制压缩感知重构信号的采样比,利用两种算法进行信号重构。在实验中,采样率分别为 25%、50%、75%和 100%时基于 TVQC 算法和近端梯度法重构图像信噪比变化关系分别如图 5.14(a)、图 5.14(b)、图 5.14(c)、图 5.14(d)、图 5.14(e)、图 5.14(f)、图 5.14(g)和图 5.14(h)所示。根据仿真结果可以看到,随着采样率的增加,两种算法的重构图像信噪比逐步增加。当采样率为 100%时,两种算法的重构信号都能够准确识别光伏电池的缺陷,基于近端梯度法的图像受到噪声干扰的程度较小;当采样率为 25%时,两种算法的重构图像受到一定程度的噪声干扰,但都大致能够区分出曲线的轮廓;在采样率分别为 50%和 75%时,两种算法的重构图像均受到一定程度的噪声干扰,但基于近端梯度法的图像的信噪比更好。因此,基于近端梯度法的压缩感知重构算法相比于基于 TVQC 的算法在光感生电流法实验中表现出一定的优势。

为了探究基于近端梯度法的压缩感知重构算法性能相比于 TVQC 算法的抗噪声性能的提升程度,仿真过程中对输出结果的峰值信噪比和结构相似性进行统计。图

5.15 给出了基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法与 TVQC 算法在不同采样率下的图像重构的 SSIM 和 PSNR 比较。可以看到，基于近端梯度法的扰动压缩感知重构算法相比于传统的 TVQC 算法在实际测量中具有一定的优势。总体提升信噪比大约在 1dB 左右。具体而言，当采样率达到 25% 时，该算法能够达到原信号 85% 的信息重构；当采样率达到 50% 以上时，扰动压缩感知重构算法能够达到 30 dB 的信噪比，此时的信号已经足够用于缺陷判断。

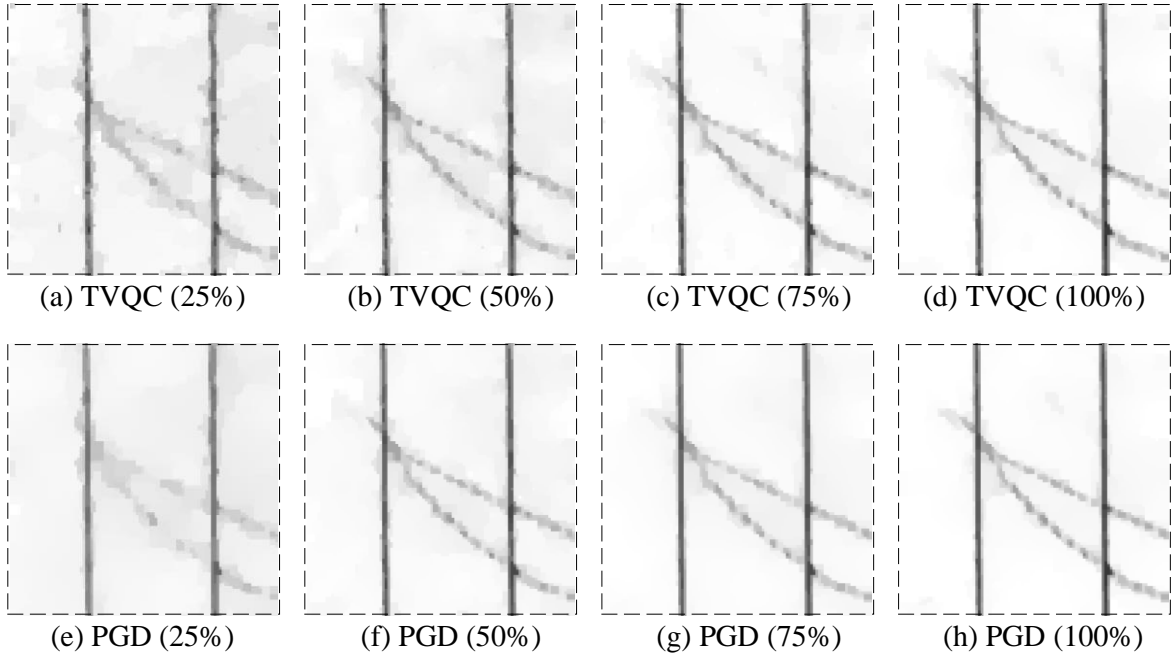


图5.14 不同采样率下基于近端梯度法与基于 TVQC 算法的重构图像

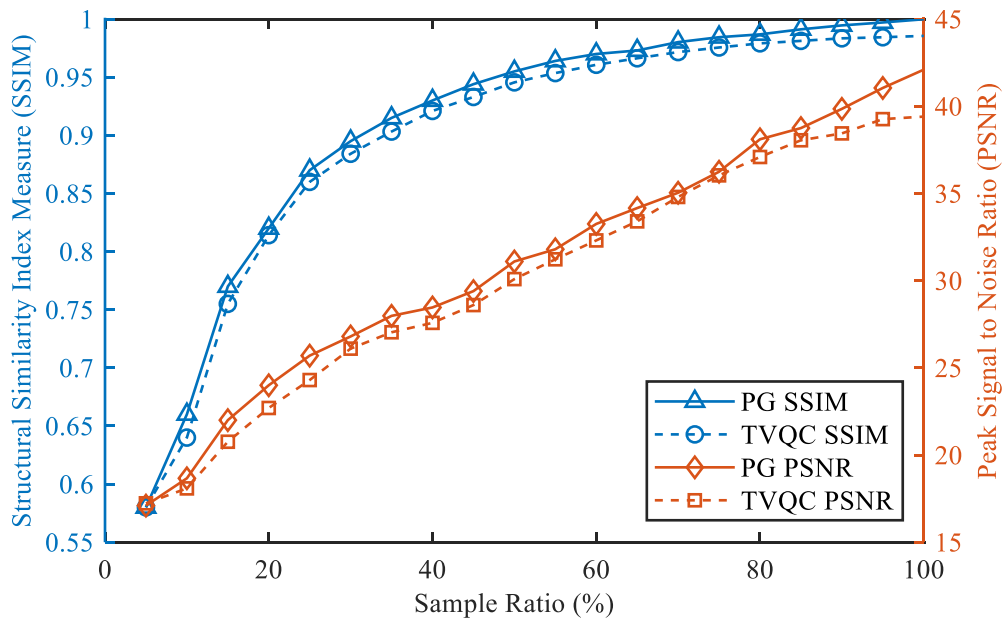


图5.15 不同采样率下两种算法输出图像的 SSIM 和 PSNR

总体而言,由于基于近端梯度法的压缩感知重构算法模型考虑了测量矩阵可能存在噪声的情况,因此该方法在实际实验中具有一定的鲁棒性,这一点符合预期设计。将图 5.15 与图 5.11 及图 5.12 进行比较可以发现,实际实验中扰动压缩感知算法的收益略低于仿真实验中的收益,具体原因可能是因为实际实验中的光源噪声没有达到仿真实验中的噪声强度;同时,由于图 5.15 所示的 SSIM 和 PSNR 计算均是 100% 采样率是的扰动压缩感知图像作为参考的,因此与实际上的光伏电池缺陷可能存在偏差。此外,由于实际实验采用的采样点数远大于仿真实验中的采样点数,而实际电流图信号的稀疏度小于仿真信号的稀疏度,因此实际实验中信号的可压缩率更高。

5.6 本章小结

本章通过仿真手段对提出算法进行的验证,仿真结果表明,在处理梯度稀疏图像重构问题时,基于全变分正则化的扰动压缩感知算法相比基于 l_1 范数正则化的扰动压缩感知重构算法具有较为明显的优势,这符合与预期设计。基于近端梯度法的 l_1 范数正则化扰动压缩感知重构算法相比于传统 L1QC 算法在处理扰动压缩感知重构问题时具有约 2dB 的峰值信噪比优势,而近端梯度法的全变分正则化扰动压缩感知重构算法相比于传统 TVQC 算法具有至少 2dB 的峰值信噪比优势。仿真测试对每种算法都进行了参数调优,通过控制变量的方式减小不相关因素的干扰,因此仿真结果具有较高的可信度。通过实验验证表明,提出的扰动压缩感知重构算法针对光感生电流法易受噪声干扰的问题具有一定的改善效果。

第六章 总结及展望

6.1 研究工作总结

本文以光伏电池表面缺陷的抗噪声测量为研究背景,以抗扰动的压缩感知重构算法为设计目标,通过理论设计及仿真验证对该问题开展了研究。本文的主要研究成果:

1、改进了基于结构光的光感生电流法检测系统,利用低纹波电源提高了基于压缩感知的光感生电流测量系统的光源稳定度、降低了放大测量电路本底噪声,有效提高了光感生电流法检测系统的精度。

2、提出了基于扰动压缩感知的光感生电流法模型。研究了测量器件噪声和光源投影噪声与测量矩阵扰动以及测量值噪声之间的关系,建立了观测矩阵和观测值均含噪声的扰动压缩感知测量模型,并设计了基于扰动压缩感知的重构算法,实现了矩阵投影、观测全过程含噪声条件下的抗噪声光感生电流图测量。

3、利用近端梯度法设计了基于 l_1 范数正则化的扰动压缩感知重构算法,通过稀疏变换对缺陷图像进行重构,仿真结果表明该扰动压缩感知重构算法相比于传统的 L1QC 算法具有更好的抗噪声性能。

4、实现了基于全变分正则化的扰动压缩感知重构算法。利用交替方向乘子法实现了高效的全变分正则化重构算法,通过基于全变分正则化的近端梯度法实现了梯度稀疏图像的压缩感知重构。仿真表明,该算法相比于经典的 TVQC 算法在噪声强度为-30dB 时,其重构信号能够获得至少 2dB 的信噪比提升,在不同采样率、不同强度噪声下都具有更强的鲁棒性。实验结果表明,基于扰动压缩感知的光感生电流法相对于传统的光感生电流法具有更强的抗噪声效果。

6.2 存在的问题及讨论

本文主要研究扰动压缩感知光感生电流法,提出了基于扰动压缩感知的算法模型,仅通过仿真验证了算法的在抗噪声检测中的鲁棒性。然而该算法应用到实际的光伏检测中可能存在一些问题,例如:

1、本研究提出的基于总体最小二乘的扰动压缩感知重构算法模型的目标函数不是一个完全凸的函数,因此该算法无法保证针对所有的初始迭代点得到一个最优解。但是总体最小二乘理论表明,当初始点足够接近最优点时,该算法是一定能够收敛到最优解的小邻域内的。因此可以通过忽略观测矩阵的噪声,求解一个最小二乘问题得到一个足够接近最优解的初始点,再将该初始点代入扰动压缩感知重构算法进行求解,就能够保证该算法的收敛性。通常这个计算过程的计算量不大,因此在工程实现上可

以通过这个步骤保证算法的性能。

2、在选择全变分约束条件时，本研究仅考虑了各向异性的全变分正则化情况。实际上全变分正则化类型还有各向同性全变分形式以及非局部全变分形式等，针对其它的全变分形式可通过对目标函数进行适当变形，得到更加简洁的形式后利用交替方向乘子法等优化算法可以实现求解。限于篇幅，本文不再赘述。

总体而言，尽管本研究依然遗留一些目前工程实现上还未解决的问题，但是这些问题都可以在不影响整体扰动压缩感知重构算法框架的前提下，通过修改算法参数、优化环境变量或者适当修改算法约束条件等手段进行解决。

6.3 工作展望

本研究的工作提出了基于扰动压缩感知的光感生电流法，该方法可以支持进一步开展以下方向的研究：

1、在技术应用方面，可开展基于扰动压缩感知光感生电流法的光伏电池表面缺陷抗噪声检测技术。压缩感知检测技术能够实现对光伏电池电流图的快速鲁棒的检测，利用本文提出的扰动压缩感知重构算法能够实现对其开展抗噪声检测，从而获得具有更高信噪比的电流图，以实现光伏电池表面缺陷的准确测量。

2、在理论方面，本研究给出了基于总体最小二乘的无约束优化目标函数，将该结论结合第 5.3 的算法可以设计基于交替方向乘子法的扰动压缩感知重构算法，该算法的实现过程中会涉及高次函数的优化问题，目前计算量较大，若能找到一些合适的优化算法对其进行实现，则该框架也能实现较好的重构效果。

3、工程实现方面，本文提出了基于总体最小二乘的扰动压缩感知重构算法针对大规模测量时会导致计算量较大、存储资源要求高等问题，通过设计合理的加速算法、引入硬件加速或者利用迭代算法替代矩阵求逆，能够实现提升该算法的性能。

参考文献

- [1] Yang D, Wang W, Gueymard C A, et al. A review of solar forecasting, its dependence on atmospheric sciences and implications for grid integration: Towards carbon neutrality[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, 161: 112348.
- [2] Kandeal A W, Elkadeem M R, Kumar Thakur A, et al. Infrared thermography-based condition monitoring of solar photovoltaic systems: A mini review of recent advances[J]. Solar Energy, 2021, 223: 33-43.
- [3] Kandeal A W, Thakur A K, Elkadeem M R, et al. Photovoltaics performance improvement using different cooling methodologies: A state-of-art review[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 273: 122772.
- [4] Xu Q, Li X, Feng C, et al. Review on Fault Characterization and Diagnosis Technique in Photovoltaic Systems[C]. 2022 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, Asia-Pacific (ITEC Asia-Pacific), 2022: 1-6.
- [5] 叶舟, 韩培德. 光诱导电流测试技术[J]. 太阳能学报, 2012, 33(S1): 19-27.
- [6] Abdelhamid M, Singh R, Omar M. Review of Microcrack Detection Techniques for Silicon Solar Cells[J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2014, 4(1): 514-524.
- [7] Demirci M Y, Beşli N, Gümüşçü A. Efficient deep feature extraction and classification for identifying defective photovoltaic module cells in Electroluminescence images[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 175: 114810.
- [8] Fuyuki T, Kitiyanan A. Photographic diagnosis of crystalline silicon solar cells utilizing electroluminescence[J]. Applied Physics A, 2009, 96(1): 189-196.
- [9] Turner G, Fan J, Salerno J J S C. Infrared electroluminescence as a diagnostic tool for polycrystalline GaAs solar cells[J]. 1980, 1(3): 261-262.
- [10] Ordaz M, Lush G. Machine vision for solar cell characterization[J]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2000, 3966:
- [11] Demant M, Rein S, Krisch J, et al. Detection and analysis of micro-cracks in multi-crystalline silicon wafers during solar cell production[C]. 2011 37th IEEE Photovoltaic Specialists Conference, 2011: 001641-001646.
- [12] Li W-C, Tsai D-M. Wavelet-based defect detection in solar wafer images with inhomogeneous texture[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(2): 742-756.
- [13] 鲁伟明, 李省, 张付特等. 基于不同电压下的电致发光和红外成像的太阳能电池缺陷检测[J]. 发光学报, 2014, 35(12): 1511-1519.
- [14] Fuyuki T, Tomimoto T, Tani A, et al. On-site detection of defective panels in mega solar systems by

- hr/>
- handy electroluminescence surveillance[C]. 2015 IEEE 42nd Photovoltaic Specialist Conference (PVSC), 2015: 1-3.
- [15] Spataru S, Hacke P, Sera D. Automatic detection and evaluation of solar cell micro-cracks in electroluminescence images using matched filters[C]. 2016 IEEE 43rd Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), 2016: 1602-1607.
- [16] Tang W, Yang Q, Xiong K, et al. Deep learning based automatic defect identification of photovoltaic module using electroluminescence images[J]. Solar Energy, 2020, 201: 453-460.
- [17] Porre O, Stemmer M, Pasquinelli M. LBIC and diffusion length mapping applied to the investigation of gettering by aluminium diffusion in multicrystalline silicon[J]. Materials Science and Engineering: B, 1994, 24(1): 188-191.
- [18] Acciarri M, Binetti S, Racz A, et al. Fast LBIC in-line characterization for process quality control in the photovoltaic industry[J]. Solar Energy Materials and Solar Cells, 2002, 72(1): 417-424.
- [19] Sirotkin V, Zaitsev S, Yakimov E. Multi-electrode LBIC method for characterization of 1D 'hidden' defects[J]. Materials Science and Engineering: B, 2002, 91-92: 260-263.
- [20] Carstensen J, Popkirov G, Bahr J, et al. CELLO: an advanced LBIC measurement technique for solar cell local characterization[J]. 2003, 76(4): 599-611.
- [21] Kaminski A, Breitenstein O, Boyeaux J P, et al. Light beam induced current and infrared thermography studies of multicrystalline silicon solar cells[J]. Journal of Physics: Condensed Matter, 2003, 16(2): S9-S18.
- [22] Koktavý P, Vanek J, Chobola Z, et al. Solar cells noise diagnostic and LBIC comparison[C]. AIP Conference Proceedings, 2007: 306-309.
- [23] Vorasayan P, Betts T R, Tiwari A N, et al. Multi-laser LBIC system for thin film PV module characterisation[J]. Solar Energy Materials and Solar Cells, 2009, 93(6): 917-921.
- [24] Geisthardt R M, Sites J R. Nonuniformity Characterization of CdTe Solar Cells Using LBIC[J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2014, 4(4): 1114-1118.
- [25] Bliss M, Koutsourakis G, Betts T, et al. Development of a solar cell spectral response mapping system using multi-LBIC excitation[J]. 2016:
- [26] Hall S R, Cashmore M, Blackburn J, et al. Compressive current response mapping of photovoltaic devices using MEMS mirror arrays[J]. 2016, 65(8): 1945-1950.
- [27] Jeco B M Y, Sogabe T, Ogura A, et al. Laser beam induced current (LBIC) mapping of InGaP/GaAs/Ge triple junction solar cells with luminescence coupling[C]. 2016 IEEE 43rd Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), 2016: 1229-1234.
- [28] Quan L, Xie K, Xi R, et al. Compressive light beam induced current sensing for fast defect detection in photovoltaic cells[J]. Solar Energy, 2017, 150: 345-352.

- [29] Quan L, Xie K, Liu Y, et al. Camera enhanced compressive light beam induced current sensing for efficient defect detection in photovoltaic cells[J]. Solar Energy, 2019, 183: 212-217.
- [30] Cerezo S A, Córdoba M A, Quintián F P. Compressive Sensing Mapping System for Spatial Characterization of Photovoltaic Devices[C]. 2023 Argentine Conference on Electronics (CAE), 2023: 1-6.
- [31] Kurukuru V B, Haque A, Tripathy A K, et al. Machine learning framework for photovoltaic module defect detection with infrared images[J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2022, 13(4): 1771-1787.
- [32] Lim J C, Lorenzo P A C, Macabebe E Q B. Cost-effective LBIC system for solar cell characterization[C]. TENCON 2015 - 2015 IEEE Region 10 Conference, 2015: 1-4.
- [33] Yin Z, Wu Z, Zhang J. A deep network based on wavelet transform for image compressed sensing[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2022, 41(11): 6031-6050.
- [34] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [35] Majumdar A. Compressed sensing for engineers[M]. Boca Raton: CRC Press, 2018.
- [36] Baraniuk R. Compressive sensing[C]. 2008 42nd Annual Conference on Information Sciences and Systems, 2008: iv-v.
- [37] 权磊. 压缩感知矩阵设计及其在无线传感器网络中的应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2016.
- [38] Gao Z, Xiong C, Zhou C, et al. Compressive Sampling with Coefficients Random Permutations for Image Compression[C]. 2011 International Conference on Multimedia and Signal Processing, 2011: 321-324.
- [39] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [40] Ding J, Bao D, Wang Q, et al. A novel multi-dictionary framework with global sensing matrix design for compressed sensing[J]. Signal Processing, 2018, 152: 69-78.
- [41] 崔宇鹏. 基于扰动压缩感知的无线通信信号处理算法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.
- [42] 张春梅, 尹忠科, 肖明霞. 基于冗余字典的信号超完备表示与稀疏分解[J]. 科学通报, 2006, (06): 628-633.
- [43] Candes E J, Wakin M B. An Introduction To Compressive Sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [44] Candes E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.

-
- [45] Candès E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. *Comptes Rendus Mathématique*, 2008, 346(9): 589-592.
 - [46] Baraniuk R, Davenport M, DeVore R, et al. A Simple Proof of the Restricted Isometry Property for Random Matrices[J]. *Constructive Approximation*, 2008, 28(3): 253-263.
 - [47] 李佳, 沈毅, 王强. 压缩感知中确定性测量矩阵构造算法综述[J]. *电子学报*, 2013, 41(10): 2041-2050.
 - [48] Karahanoglu N B, Erdogan H. Compressed sensing signal recovery via forward-backward pursuit[J]. *Digital Signal Processing*, 2013, 23(5): 1539-1548.
 - [49] Candès E J, Romberg J K, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. 2006, 59(8): 1207-1223.
 - [50] Tropp J A, Gilbert A C. Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655-4666.
 - [51] 李坤, 马彩文, 李艳等. 压缩感知重构算法综述[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(S1): 225-232.
 - [52] Mallat S G, Zhifeng Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397-3415.
 - [53] Yang Z, Zhang C, Xie L. Robustly Stable Signal Recovery in Compressed Sensing With Structured Matrix Perturbation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(9): 4658-4671.
 - [54] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic Decomposition by Basis Pursuit[J]. *SIAM Review*, 2001, 43(1): 129-159.
 - [55] Kim S J, Koh K, Lustig M, et al. An Interior-Point Method for Large-Scale ℓ_1 -Regularized Least Squares[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4): 606-617.
 - [56] Figueiredo M A T, Nowak R D, Wright S J. Gradient Projection for Sparse Reconstruction: Application to Compressed Sensing and Other Inverse Problems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4): 586-597.
 - [57] Blumensath T, Davies M E. Iterative hard thresholding for compressed sensing[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009, 27(3): 265-274.
 - [58] Beck A, Teboulle M J S j o i s. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. 2009, 2(1): 183-202.
 - [59] Goldstein T, Osher S. The Split Bregman Method for L_1 -Regularized Problems[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2): 323-343.
 - [60] Osher S, Burger M, Goldfarb D, et al. An Iterative Regularization Method for Total Variation-Based Image Restoration[J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2005, 4(2): 460-489.
 - [61] Ji S, Xue Y, Carin L. Bayesian Compressive Sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(6): 2346-2356.

-
- [62] Zhu H, Leus G, Giannakis G B. Sparsity-Cognizant Total Least-Squares for Perturbed Compressive Sampling[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(5): 2002-2016.
- [63] Tan Z, Yang P, Nehorai A. Joint Sparse Recovery Method for Compressed Sensing With Structured Dictionary Mismatches[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(19): 4997-5008.
- [64] Teke O, Gurbuz A C, Arikan O. A robust compressive sensing based technique for reconstruction of sparse radar scenes[J]. Digital Signal Processing, 2014, 27: 23-32.
- [65] Jamali-Rad H, Leus G. Sparsity-Aware Multi-Source TDOA Localization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(19): 4874-4887.
- [66] Berger C R, Zhou S, Preisig J C, et al. Sparse Channel Estimation for Multicarrier Underwater Acoustic Communication: From Subspace Methods to Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1708-1721.
- [67] Malioutov D, Cetin M, Willsky A S. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8): 3010-3022.
- [68] Cambareri V, Mangia M, Pareschi F, et al. Low-Complexity Multiclass Encryption by Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(9): 2183-2195.
- [69] Loh P-L, Wainwright M J. High-dimensional regression with noisy and missing data: Provable guarantees with non-convexity[J]. Advances in neural information processing systems, 2011, 24:
- [70] Herman M A, Strohmer T. General Deviants: An Analysis of Perturbations in Compressed Sensing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 342-349.
- [71] Chi Y, Scharf L L, Pezeshki A, et al. Sensitivity to Basis Mismatch in Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(5): 2182-2195.
- [72] Tang Y, Chen L, Gu Y. On the Performance Bound of Sparse Estimation With Sensing Matrix Perturbation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(17): 4372-4386.
- [73] Chen L, Gu Y. Oracle-Order Recovery Performance of Greedy Pursuits With Replacement Against General Perturbations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(18): 4625-4636.
- [74] Ding J, Chen L, Gu Y. Perturbation Analysis of Orthogonal Matching Pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(2): 398-410.
- [75] Li H. Improved analysis of SP and CoSaMP under total perturbations[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2016, 2016(1): 112.
- [76] Markovsky I, Van Huffel S. Overview of total least-squares methods[J]. Signal Processing, 2007, 87(10): 2283-2302.
- [77] Arablouei R. Fast reconstruction algorithm for perturbed compressive sensing based on total least-squares and proximal splitting[J]. Signal Processing, 2017, 130: 57-63.
- [78] Yang H, Sun Z, Liu H, et al. ChirpKey: a chirp-level information-based key generation scheme for

- LoRa networks via perturbed compressed sensing[C]. IEEE INFOCOM, 2023:
- [79] Arya R. An underwater localization scheme for sparse sensing acoustic positioning in stratified and perturbed uasns[J]. Wireless Networks, 2022, 28(1): 241-256.
 - [80] Basore P A. Numerical modeling of textured silicon solar cells using PC-1D[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 1990, 37(2): 337-343.
 - [81] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳等. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报, 2011, 39(07): 1651-1662.
 - [82] Candes E J, Tao T. Decoding by linear programming[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(12): 4203-4215.
 - [83] Cai T T, Wang L, Xu G. New Bounds for Restricted Isometry Constants[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010, 56(9): 4388-4394.
 - [84] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1): 259-268.
 - [85] Goldfarb D, Yin W. Second-order Cone Programming Methods for Total Variation-Based Image Restoration[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2005, 27(2): 622-645.
 - [86] Lobo M S, Vandenberghe L, Boyd S, et al. Applications of second-order cone programming[J]. Linear Algebra and its Applications, 1998, 284(1): 193-228.
 - [87] Chan T F, Golub G H, Mulet P. A Nonlinear Primal-Dual Method for Total Variation-Based Image Restoration[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1999, 20(6): 1964-1977.
 - [88] Candes E, Romberg J. l1-magic: Recovery of sparse signals via convex programming[J]. URL: www.acm.caltech.edu/l1magic/downloads/l1magic.pdf, 2005, 4(14): 16.
 - [89] Schmidt M, Roux N, Bach F. Convergence rates of inexact proximal-gradient methods for convex optimization[J]. Advances in neural information processing systems, 2011, 24:
 - [90] Fadili J M, Peyré G. Total Variation Projection With First Order Schemes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(3): 657-669.
 - [91] Chen X, Kim S, Lin Q, et al. Graph-structured multi-task regression and an efficient optimization method for general fused lasso[J]. arXiv preprint arXiv:1005.3579, 2010:
 - [92] Cai J-F, Candès E J, Shen Z. A Singular Value Thresholding Algorithm for Matrix Completion[J]. SIAM Journal on Optimization, 2010, 20(4): 1956-1982.
 - [93] Ma S, Goldfarb D, Chen L. Fixed point and Bregman iterative methods for matrix rank minimization[J]. Mathematical Programming, 2011, 128(1): 321-353.
 - [94] Jacob L, Obozinski G, Vert J-P. Group lasso with overlap and graph lasso[C]. Proceedings of the 26th annual international conference on machine learning, 2009: 433-440.
 - [95] Jenatton R, Mairal J, Obozinski G, et al. Proximal methods for sparse hierarchical dictionary learning[C]. ICML, 2010: 2.

- [96] Barbero A, Sra S. Fast Newton-type methods for total variation regularization[C]. Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning (ICML-11), 2011: 313-320.
- [97] Boyd S, Parikh N, Chu E, et al. Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers[J]. Foundations and Trends® in Machine Learning, 2011, 3(1): 1-122.
- [98] Horé A, Ziou D. Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM[C]. 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, 2010: 2366-2369.
- [99] Li H, Liu G. An Improved Analysis for Support Recovery With Orthogonal Matching Pursuit Under General Perturbations[J]. IEEE Access, 2018, 6: 18856-18867.
- [100] Arablouei R, Werner S, Doğançay K. Analysis of the Gradient-Descent Total Least-Squares Adaptive Filtering Algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(5): 1256-1264.

致谢

行文至此，西电七载之途将尽，思绪万千。一路行来，幸得良师益友相伴，终免蹉跎弯曲之途。遥想当年，初入学堂，乃一懵懂少年，如迷途之行者无所依归；偶遇良机，择电子设计，意气风发，未知学海之宽广；遂入研，旨在求索，然钻研多年而未果，而后知纸上得来终觉浅，终需实践磨砺才；岁月洗礼，方知水穷之处待云起，危崖旁侧觅坦途。高山仰止，景行景止，虽不能至，然心向往之。

借得大江千斛水，研为翰墨颂恩师。感谢我的导师权磊副教授，感谢他对我栽培与教诲。权老师为人谦和，在工作中和生活中亦师亦友，曾无数次在我遇到问题和困惑时为我指点迷津。他的专业知识过硬，在解决科学问题和工程问题时总能够抓住问题的关键，我也从中收获颇多。他总是言传身教，教会我许多为人处世的道理。他十分关心学生的成长，为我提供了良好的科研环境。感谢谢楷教授，感谢他给予我的指导和帮助。谢老师知识渊博，治学严谨，他分析问题十分透彻，总能够一针见血的指出事物的本质。自相识以来，谢老师一直是我学习的榜样。感谢课题组的刘艳、李博、徐晗、张宝等老师对我的帮助和指导。祝各位老师工作顺利，身体健康。

海内存知己，天涯若比邻。感谢课题组的孙斌、郭邵帅、刘少伟、席若尧、李期、许应红、徐文根、吴必成、郭云冲、宋江文、谷恺恒几位师兄和徐越、朱繁两位师姐，承蒙大家的关照，让我更早期地适应研究生生活。感谢常旺、韩鑫、张毓瑾、张翔宇、呼廷廷几位同门三年来的帮助和陪伴，也为我的研究生生活带来许多温暖和欢乐。还要感谢师弟师妹们，为实验室带来了欢笑和活力，一起度过的欢乐时光我将永远铭记。祝各位在未来的人生路途中乘风破浪。

感谢我的父母和家人，感谢他们的默默支持，让我得以成长和进步，感谢他们在我西电求学这七年时间中隔空的关爱，感谢他们二十多年来对我的精心照顾。养育之恩，无以为报，只愿他们长安久乐、幸福安康。

愿我遇到的每一个关心过、帮助过我的人，诸事顺利，身体健康。

路漫漫其修远兮，吾将上下而求索。愿历尽千帆，归来仍是少年。

甘东文

2023年6月于西安

作者简介

1. 基本情况

甘东文，男，广西来宾人，1997年4月出生，西安电子科技大学空间科学与技术学院仪器科学与技术专业2020级硕士研究生。

2. 教育背景

2016.08~2020.06 西安电子科技大学，本科，专业：探测制导与控制技术

2020.08~2023.06 西安电子科技大学，硕士研究生，专业：仪器科学与技术

3. 攻读硕士学位期间的研究成果

3.1 发表学术论文

[1] Gan, Dongwen, Quan, Lei, Zhu, Fan, Xie, Kai, Bai, Junmei. Orthogonal modulation based light beam induced current method for anti-noise defect detection in photovoltaic cells[J]. Solar Energy, 2022, 245: 158-164. (SCI: 000859328800005)

3.2 申请（授权）专利

[1] 甘东文，权磊，刘艳，谢楷，朱婧玮. 基于正交调制的光伏电池能效图测量方法: 中国，专利号：CN202110981312.5[P]. 公开时间：2021-12-21.

[2] 李博，韩鑫，张毓瑾，常旺，甘东文，张翔宇. 一种低频磁性接收天线的设计方法: 中国，专利号：CN202111400112.2[P]. 授权时间：2022-11-29.

[3] 权磊，朱繁，朱婧玮，吴必成，甘东文. 一种实时双内核单机半实物仿真架构及仿真方法: 中国，专利号：CN202011001773.3[P]. 公开时间：2020-12-25.

3.3 参与科研项目及获奖

[1] “慧眼”计划项目，《飞行器无缆化通信系统》，2020.09-2021.6，已完成 主要负责人员.

[2] 航天九院横向项目，《非接触分离系统》，2021.06-2022.07，已完成，主要负责人员.

- [3] 研究生国家奖学金, 2022
- [4] CASC 奖学金, 2022
- [5] “飞鲨杯”第七届中国研究生未来飞行器创新大赛. 全国三等奖. 2021