

分类号	
UDC	
密 级	
学 号	2140820004

# 西安理工大学

# 硕士学位论文

基于机器学习和智能优化的数字图像

鲁棒盲水印方法研究

王怡晗

学 科 门 类 : 工 学

学 科 名 称 : 信号与信息处理

指 导 教 师 : 康晓兵 副教授

申 请 日 期 : 2017年6月

# 独创性声明

本人所呈交的学位论文是在导师指导下进行的研究工作及取得的成果。尽我所知，除特别加以标注的地方外，论文中不包含其他人的研究成果。与我一同工作的同志对本人的研究工作和成果的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并已致谢。

本论文及其相关资料若有不实之处，由本人承担一切相关责任。

论文作者签名：王怡晗 2017年6月20日

# 学位论文使用授权

本人作为学位论文作者了解并愿意遵守学校有关保留、使用学位论文的规定，即：在导师指导下创作完成的学位论文的知识产权归西安理工大学所有，本人今后在使用或发表该论文涉及的研究内容时，会注明西安理工大学。西安理工大学拥有学位论文的如下使用权，包括：学校可以保存学位论文；可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文；可以查阅或借阅。本人授权西安理工大学对学位论文全部内容编入公开的数据库进行检索。本学位论文全部或部分内容的公布（包括刊登）授权西安理工大学研究生院办理。

经过学校保密办公室确定密级的涉密学位论文，按照相关保密规定执行；需要进行技术保密的学位论文，按照《西安理工大学学位论文技术保密申请表》内容进行保密（附《西安理工大学学位论文技术保密申请表》）。

保密的学位论文在解密后，适用本授权。

论文作者签名：王怡晗 导师签名：李晓兵 2017年6月20日

论文题目：基于机器学习和智能优化的数字图像鲁棒盲水印方法研究

学科名称：信号与信息处理

研究生：王怡晗

签名：王怡晗

指导教师：康晓兵 副教授

签名：康晓兵

## 摘 要

随着移动互联网和数字媒体技术的快速发展，图像、音视频等多媒体内容给人们工作和学习带来了极大的便捷，但信息安全问题也随之而来。数字水印技术作为多媒体内容认证、篡改检测及版权保护等重要技术手段，受到国内外研究学者的广泛关注。本文重点研究面向版权保护的鲁棒盲水印技术。通过引入机器学习（Machine Learning, ML）方法中的支持向量机（Support Vector Machine, SVM）和智能优化中的遗传算法（Genetic Algorithm, GA），结合多种图像变换方法，研究具有更高鲁棒性和更优质量的智能图像水印方法。本文主要研究内容如下：

（1）对数字水印技术做了系统性的总结介绍，分析归纳了面向版权保护的鲁棒性数字水印技术的基本特性，并建立水印算法的一般模型；

（2）针对现有文献中水印抵抗 JPEG 压缩和信号处理等攻击鲁棒性不强的现状，提出一种基于 DWT-DCT-SVD 混合域的彩色图像鲁棒盲水印算法。该算法结合离散小波变换（Discrete Wavelet Transform, DWT）、离散余弦变换（Discrete Cosine Transform, DCT）以及奇异值分解（Singular Value Decomposition, SVD）三种变换的频谱特性，通过调制映射嵌入的策略，以较优的嵌入强度实现在彩色图像中隐藏二值水印的目的。该算法中引入 Arnold 置乱方法，提高了数字水印方法的安全性。实验结果表明，本算法能在保证较优不可感知性的前提下，大大提高水印的鲁棒性，尤其是针对亮度调节、JPEG 压缩、均值滤波、中值滤波、直方图均衡、裁剪等攻击。

（3）面对强鲁棒性和智能化的需求，引入支持向量机和遗传算法，在算法（2）基础上，提出一种改进的彩色图像智能水印算法。利用遗传算法的全局寻优能力，自适应寻找最优的嵌入强度；结合支持向量机的学习和泛化能力，通过大量数据训练得到水印检测模型，进行水印信息的提取。实验结果显示，该算法不仅可以实现水印信息的智能提取，还可以更好的均衡不可感知性和鲁棒性之间的关系。

关键词：鲁棒盲水印；机器学习；遗传算法；支持向量机；混合域





**Title: STUDY ON ROBUST BLIND WATERMARKING APPROACHES  
FOR DIGITAL IMAGES USING MACHINE LEARNING AND  
INTELLIGENT OPTIMIZATION**

**Major : Signal and Information Processing**

**Name : Yihan WANG**

**Signature:** Yihan Wang

**Supervisor : Associate prof. Xiaobing KANG**

**Signature:** Xiaobing Kang

**Abstract**

With rapid development of mobile Internet service and digital media technology, multimedia contents such as image, audio and video have brought large conveniences for people's work and study life. However, the security of multimedia information has become a significant problem. Digital watermarking technique has attracted wide attention as an important technical mean for multimedia contents authentication, tampering detection, copyright protection, etc. This paper focuses on the research of robust blind watermarking techniques for copyright protection. In this work, by introducing support vector machine (SVM) in machine learning (ML) and intelligent optimization method such as genetic algorithm (GA) and combining multiple image transforms, an efficient robust blind watermarking algorithm for color images with higher robustness and better visual quality is developed. The main research contents of the work are as follow:

(1) At the beginning, this paper describes the related technologies of digital watermarking, summarizes briefly the basic properties of robust watermarking technology for copyright protection and provides a general model of watermarking method.

(2) Owing to the weak robustness against JPEG compression with high ratio and signal processing attacks of existing watermarking methods, a robust blind watermarking algorithm based on hybrid DWT-DCT-SVD domain for color images is proposed. The algorithm makes use of the spectral characteristics of Discrete Wavelet Transform (DWT), Discrete Cosine Transform (DCT) and Singular Value Decomposition (SVD), and designs an embedding strategy of modulation mapping to hide binary watermark into the color image with better embedding strength. Arnold scrambling method is used to improve the security of the digital watermarking. Experiment results show that this algorithm has better imperceptibility and strong robustness in resistance to attacks, especially brightness adjustment, JPEG compression, mean filtering, median filtering, histogram equalization and cropping, etc.

(3) In the face of strong robustness and intellectualization demands in information hiding, this dissertation presents an improved color image watermarking algorithm on the basis of algorithm (2) by introducing support vector machine and genetic algorithm. In this algorithm, GA is employed to seek optimal embedding strength owing to its global searching ability, SVM is utilized to provide a watermark detection model through training a large number of data in consideration of its learning and generalization ability. The experimental results show that the algorithm not only achieves the intelligent extraction of watermarking information, but also balances the relationship between imperceptibility and robustness.

**Key words:** Robust blind watermarking; Machine learning; Genetic algorithm; Support vector machine; Hybrid domain

# 目录

1 绪论.....	1
1.1 课题研究的背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状及发展趋势.....	1
1.3 课题研究内容.....	3
1.4 论文内容安排.....	3
2 数字水印技术.....	5
2.1 数字水印技术基本概念及框架.....	5
2.2 数字水印技术分类.....	6
2.3 数字水印技术特点.....	7
2.4 数字水印技术评价方法.....	8
3 基于 DWT-DCT-SVD 域的彩色图像鲁棒盲水印算法.....	11
3.1 引言.....	11
3.2 相关技术.....	12
3.2.1 数字图像置乱方法.....	12
3.2.2 离散小波变换.....	13
3.2.3 离散余弦变换.....	14
3.2.4 奇异值分解.....	15
3.3 基于混合域的彩色图像鲁棒盲水印算法.....	18
3.3.1 嵌入过程.....	18
3.3.2 提取过程.....	21
3.4 实验结果及分析.....	21
3.4.1 参数的选择.....	23
3.4.2 结果及分析.....	24
3.5 本章小结.....	31
4 基于支持向量机和遗传算法的彩色图像智能水印算法.....	33
4.1 引言.....	33
4.2 支持向量机.....	33
4.2.1 基本理论知识.....	34
4.2.2 SVM 在数字水印技术中的应用.....	35
4.3 遗传算法.....	35
4.3.1 遗传算法基本概念.....	36
4.3.2 遗传算法流程.....	38

4.3.3 遗传算法在数字水印技术中的应用.....	38
4.4 基于支持向量机和遗传算法的彩色图像水印算法.....	39
4.4.1 遗传算法寻优.....	39
4.4.2 SVM 训练过程.....	40
4.4.3 提取过程.....	42
4.5 实验结果及分析.....	43
4.5.1 面向遗传算法的实验结果分析.....	43
4.5.2 面向支持向量机的实验结果分析.....	46
4.6 本章小结.....	53
5 总结和展望.....	55
5.1 主要工作总结.....	55
5.2 存在问题.....	55
5.3 研究展望.....	56
致谢.....	57
参考文献.....	59



## 1 绪论

### 1.1 课题研究的背景及意义

随着大数据时代的到来和数字媒体技术的快速膨胀发展, 各种各样的网络信息已成为人们生活中不可或缺的一部分。而数字多媒体信息作为其系统的重要组成部分, 在日常生活和工作中有着无法代替的地位。以文本、图像、音频、视频等形式存在的数字多媒体内容, 广泛应用于电子商务、办公娱乐、司法情报、医疗卫生、网络通讯、社交网站等领域。由于网络的普及和移动设备的多样化, 数字媒体信息的传播越来越便捷, 同时也使信息安全问题成为了人们关切的焦点问题之一。数字媒体内容容易被获取、复制、修改和传播, 使得版权所有者的利益遭受到前所未有的威胁, 造成人们对数字媒体的信任危机<sup>[1,2]</sup>。

在众多数字媒体信息中, 图像是日常生活中接触最多的信息载体, 也是人眼的主要信息源。随着信息技术的快速发展, 图像数据容易被复制和修改的特性也为其传播使用带来了一系列安全问题, 其中图像数据的版权保护已经成为一个迫切需要解决的问题。

信息隐藏是目前保护数字图像版权的主要技术之一, 利用了人眼视觉感知的不敏感性和多媒体数据的冗余特征, 将所需隐藏的信息隐藏在宿主信息中, 且在不影响人眼视觉感知的前提下, 未对宿主信息的实用价值造成破坏。因此, 信息隐藏在版权保护方面有着广泛应用和研究价值。

数字水印技术是信息隐藏技术的一个重要分支, 也是信息安全领域中的研究热门。它是以数字多媒体信息为载体, 以版权保护和内容认证为目的的一种信息安全技术<sup>[3]</sup>。水印可以是商标、文字和数字等具有实际意义的版权信息。数字水印技术将具有特殊意义的信息以水印的形式嵌入到载体图像中, 从而有效的保护数字产品的版权, 又能达到信息隐藏的目的。

近些年, 水印技术越来越受到人们的重视, 但随着图像处理技术的快速发展以及相关领域对图像质量要求的提升, 数字水印技术的研究仍然具有深远的意义。

### 1.2 国内外研究现状及发展趋势

第一篇关于数字图像水印技术的文章“Adigital watermark”由 Schyndel.RGV 等人<sup>[4]</sup>发表于 1994 年的 IEEE 国际图像处理会议 (ICIP) 上, 正式提出了“数字水印”这一术语, 并对数字水印技术的可行性做了完整的阐述。此后, 数字水印技术获得广泛关注并得到了较快发展。国际上先后举办多次信息隐藏学术研讨会和国际水印技术专题研讨会。目前, 水印技术的研究吸引了各大企业和高校的关注, 如苹果、Facebook、NTT 信息与通信系统研究中心、NEC 研究所和索尼等知名企业, 还有一批世界一流的大学如麻省理工学

院、剑桥大学和洛桑联邦工学院等。这些企业和高校都积极从事信息隐藏和数字水印技术的研究。

我国对数字水印技术的研究相比国外较晚。1999 年 12 月,国内信息安全领域相关科研人员和有关科研院所联合发起召开了国内第一届信息隐藏学术研讨会,到 2017 年已有 12 届全国会议顺利举行,2001 年 1 月国内的第一届数字水印技术研讨会也顺利召开。这些会议的成功举办对国内信息隐藏技术和数字水印技术都起到了推动性作用。此外,很多国内会议及期刊也十分重视数字水印技术的研究<sup>[5,6]</sup>,像《中国图象图形学报》、《通信学报》和《电子学报》等国内诸多核心期刊都收录有最新的相关文献。这些都为从事数字水印技术研究的学者搭建了一个广阔交流平台,极大地推动了水印技术在我国的发展和应用。

随着相关领域研究工作的深入,数字水印技术得到了快速发展,其中鲁棒性数字水印技术<sup>[7]</sup>被用来进行数字产品的所属认证和版权保护。该类水印算法要求图像在遭受一定程度的攻击后仍能够有效地提取所嵌入的信息。但鲁棒性数字水印技术仍无法满足实际应用中的需要,一是提取水印需要原始信息,无法广泛应用,二是图像水印系统所受到的攻击越来越复杂<sup>[8]</sup>,使得对抵抗攻击的鲁棒性要求越来越高。对于第一点问题研究人员提出盲水印算法概念,即在提取或检测水印信息时不需要原始信息。现今,鲁棒盲水印已成为数字水印新的研究热点。

变换域水印算法将水印的能量分布到整个宿主信息内,使水印算法在抵抗攻击时鲁棒性良好,因此,为了提高水印技术的鲁棒性,目前大多数水印算法是基于变换域的。现有算法常用的图像变换包括离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)、离散小波变换<sup>[9]</sup>、离散余弦变换<sup>[10]</sup>和奇异值分解等。Koch.E 等人<sup>[11]</sup>首次提出了一种基于离散余弦变换域的数字水印算法,对原始载体图像进行分块变换,实现水印信息的嵌入。Al-Otum. HM 等人<sup>[12]</sup>提出的基于小波变换的盲水印算法,通过修改不同分量之间的小波树系数差值嵌入水印。Preda.RO 等人<sup>[13]</sup>提出的一种基于 DCT 变换的抵抗 JPEG 压缩数字水印方案。由于变换域数字水印技术具有良好的不可感知性和鲁棒性,所以结合图像变换的水印算法是目前研究鲁棒盲水印的主要方向。

近年来,数字图像水印技术的研究,不仅涉及图像处理、信号处理、信息论与编码、密码学、数字版权安全等基础理论知识,更引入了机器学习(Machine Learning, ML)和智能优化算法等人工智能领域最新技术<sup>[14,15]</sup>,推动了数字水印技术的研究与发展。Wang XY 等人<sup>[16]</sup>提出一种基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的几何失真校正水印算法,在原始图像中提取重要位平面图,并对其进行 DWT 变换,然后将相应的低通子带分块,最后,通过自适应调制法选择块变换后的小波系数,将水印信息嵌入到宿主图像中。Rajesh Mehta 等人<sup>[17]</sup>提出了一种基于提升小波,结合拉格朗日支持回归机(LSVR)和遗传算法(Genetic Algorithm, GA)的鲁棒水印技术,先将图像分为 4 个子带,最逼近

原始图像的子带分为非重叠的子块,通过模糊熵选择嵌入水印的子块,根据所选择块的特征系数生成 LSVR 的最优回归函数,最优回归函数用于置乱水印的嵌入和提取。Jagadeesh<sup>[18]</sup>提出了一种利用人类视觉系统(Human Visual System, HVS)、模糊推理系统(Fuzzy Inference System, FIS)、反向传播神经网络(Back Propagation Neural Networks, BPNN)和离散余弦变换的数字图像水印技术。

综合以上分析,结合机器学习和智能优化算法的数字图像鲁棒盲水印技术的研究已经成为一种趋势。

### 1.3 课题研究内容

本课题主要研究基于机器学习和智能优化的数字图像鲁棒盲水印方法。首先分析了目前数字水印技术的研究现状及发展前景,在此基础上结合离散小波变换、离散余弦变换和奇异值分解等三种图像变换,提出一种基于混合域的彩色图像鲁棒盲水印算法。针对现有水印方法中不可感知性和鲁棒性之间不平衡的特质,本课题提出支持向量机和遗传算法相结合的彩色图像智能水印算法,利用遗传算法全局寻优能力自适应地寻找最优嵌入强度,采用支持向量机的学习和泛化能力,自动提取水印信息,更好的解决算法中不可感知性和鲁棒性不平衡的缺陷。

### 1.4 论文内容安排

本文主要分五章进行阐述,各章内容描述如下:

第 1 章从数字水印技术的背景意义和目前的研究现状及发展趋势介绍了数字水印技术的相关发展历程,并给出了本文的主要研究内容。

第 2 章系统的阐述了数字水印的基本概念、框架、分类方法与特点、评价方法等基础知识,从整体性的角度对数字水印技术做了一个全方位的说明。

第 3 章提出一种基于混合域的彩色图像鲁棒盲水印算法,对提出算法进行仿真实验,并做出客观评价。

第 4 章在第 3 章算法基础上,提出基于遗传算法和支持向量机的智能鲁棒盲水印算法,并进行仿真实验,检测水印算法的优化性能。

第 5 章总结与展望,对本文工作做总结性概括,分析所提算法的优点和不足,并对未来研究方向做了进一步展望。



## 2 数字水印技术

本章介绍数字水印技术的基础理论知识，主要包括水印基本概念、框架、分类及评价方法等。

### 2.1 数字水印技术基本概念及框架

数字水印技术充分利用了多媒体数据之间的冗余特性，将有意义的水印信息（一般为显示版权所有者信息的内容或具有特定意义的内容）通过特定的水印嵌入过程嵌入到载体信息（一般为图像、音频、视频等多媒体内容）中，并且不影响载体信息的使用<sup>[19]</sup>。当载密信息传输后，通过水印提取过程，将水印信息部分或完整的提取出来，用以鉴别分析载体信息的完整性，从而实现版权保护的目的。

一般来说，完整的数字图像水印技术主要包括四个部分<sup>[20]</sup>：数字水印信息的生成、数字水印信息的嵌入、数字水印信息的提取以及数字水印技术的评价，具体方法流程如图 2-1 所示。

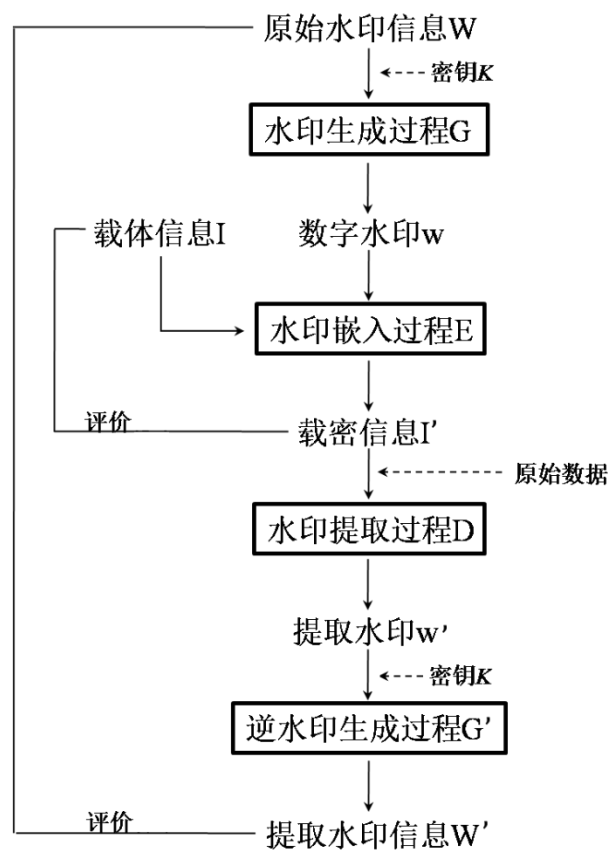


图 2-1 数字水印技术框架图

Fig. 2-1 Framework of digital watermarking scheme



数字水印信息的生成：原始水印信息  $W$  必须具有版权特征，使攻击者难以破坏并可以证明版权归属，从而达到版权保护目的。通过密钥  $K$  生成水印信息  $w$ ，其中  $G$  为水印生成过程，公式如下：

$$w = G(K, W) \quad (2.1)$$

数字水印信息的嵌入：生成水印信息  $w$  后，将水印信息  $w$  通过水印嵌入过程  $E$  嵌入到载体信息  $I$  中，得到载密信息  $I'$ ，如公式 (2.2) 所示：

$$I' = E(I, W) \quad (2.2)$$

数字水印信息的提取：载密信息在传播过程中，会遭受到一些不可预测的扭曲或者传输信道上的攻击，比如信道噪声或者压缩攻击。当有不法分子意图进行非法使用或传播时，则会遭到一些几何攻击，比如旋转、缩放等。受到噪声或者几何攻击后，通过水印提取过程  $D$ ，提取水印信息  $w'$ 。提取水印信息时，载体信息  $I$  和原始水印信息  $W$  为非必要项。水印提取过程描述如下：

$$w' = D(I, I', W) \quad (2.3)$$

通过逆水印生成过程  $G'$  得到提取出的水印信息  $W'$ ，过程  $G'$  表示为：

$$W' = G'(K, w') \quad (2.4)$$

数字水印技术的评价：根据数字水印技术特点，应用图像质量评价方法，对数字水印算法进行性能评估。

## 2.2 数字水印技术分类

数字水印技术的分类没有统一标准，但根据不同的需求，数字水印技术有以下几种分类方法：

### (1) 水印信息可见性

数字水印技术可被分为可见水印<sup>[21]</sup>和不可见水印<sup>[22]</sup>两种，如下所示：



图 2-2 可见水印和不可见水印

Fig. 2-2 Visible watermark and invisible watermark

图 2-2 中，(a) 为可见水印，即嵌入的水印信息在载体图像上是可见的，(b) 为不

可见水印，即嵌入的水印信息在载体图像上人眼无法察觉，只有经过相应的提取算法，才能发现水印是否存在。相比可见水印，不可见水印应用范围广，也是本文研究重点之一。

### （2）水印信息提取方式

数字水印技术可被分为非盲水印<sup>[23,24]</sup>和盲水印<sup>[25]</sup>两种。非盲水印在提取水印信息时，需要原始信息参与，其中包括载体信息和载密信息。盲水印是指提取水印信息的过程中不需要其他信息。相比非盲水印而言，盲水印具有成本低、安全性高、应用广泛等特点，所以盲水印技术也是本文研究重点。

### （3）抵抗攻击能力

数字水印技术可以分为脆弱水印<sup>[26]</sup>、半脆弱水印<sup>[27]</sup>和鲁棒性水印<sup>[28]</sup>。脆弱水印对外界的改变非常敏感，细微的变化就能对数字水印造成影响，容易被检测出来，因此常用于图像内容的完整性验证。鲁棒性水印要求能从攻击过的载密图像中最优的提取出水印，常用于数字水印的版权保护。半脆弱水印介于两者之间，它要求载密图像能抵抗一定程度的攻击或者特定攻击。目前，研究者主要关注鲁棒数字水印技术，这也是本文研究的重点之一。

### （4）水印嵌入位置

数字水印技术可以分为空域水印技术<sup>[29]</sup>和变换域水印技术<sup>[30]</sup>。空域水印技术是根据嵌入的水印信息直接修改载体图像的像素值，达到嵌入水印的目的；变换域水印技术是将载体图像经变换后，在变换系数中嵌入水印。空域水印技术具有计算速度快，实现简单方便的特点，但相比于变换域水印技术，鲁棒性较差，所以变换域水印技术也是本文研究的重点之一。

## 2.3 数字水印技术特点

一般来说，数字水印技术主要具有以下 3 种特点：

### （1）鲁棒性（Robustness）

鲁棒性又被称为稳健性，是指载密图像在受到各种攻击后，水印信息能否正确提取的能力。用于版权保护的多媒体数据通常会受到各种人为攻击，为了能更好的保护版权信息，图像水印算法应具有抵抗常见图像处理操作的能力<sup>[31]</sup>。

### （2）不可感知性（Imperceptibility）

不可感知性即不可见性、透明性、隐藏性，指的是水印信息的嵌入是否会引起载体图像质量明显的下降，即从主观上人眼能否察觉出图像中是否嵌入了版权保护的水印信息。较高的不可感知性意味着水印嵌入对原始载体影响小，使载密图像的应用更加广泛。

### （3）安全性（Security）

安全性是指保证嵌入水印信息是安全的、不被破坏的。由于嵌入的水印信息都是具有版权意义的信息（如产品标识码、作者信息等），只有需要进行版权验证的时候才能进行

提取，未经授权者在没有密钥的情况下，是不能进行提取或破坏水印信息的。

## 2.4 数字水印技术评价方法

本文主要从水印方法的不可感知性和鲁棒性两方面进行评价。

### (1) 不可感知性

水印方法的不可感知性采用峰值信噪比和结构相似度量<sup>[32]</sup>。

峰值信噪比（Peak Signal to Noise Ratio, PSNR）是一种基于像素的客观评价指标，常用来评价数字水印算法的不可感知性。具体定义如公式（2.5）：

$$PSNR(I, I') = 10 \times \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (2.5)$$

$$MSE = \frac{1}{l \times k} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^k |I_{ij} - I'_{ij}|^2 \quad (2.6)$$

其中， $MSE$  称为均方误差， $I$ 、 $I'$  分别为载体图像和载密图像， $l$ 、 $k$  分别为图像的行和列的大小。PSNR 值越大，不可感知性越好。

结构相似度（Structural Similarity Index Measurement, SSIM）是由 Wang Z 等人<sup>[33]</sup>提出一种基于图像结构的客观评价方法。结构相似度值越接近 1，图像质量评价越好，即两幅图像越相似。其定义如公式（2.7）：

$$SSIM = L(I, I')C(I, I')S(I, I') \quad (2.7)$$

$$\begin{cases} L(I, I') = \frac{2\mu_I \mu_{I'} + C_1}{\mu_I^2 + \mu_{I'}^2 + C_1} \\ C(I, I') = \frac{2\sigma_I \sigma_{I'} + C_2}{\sigma_I^2 + \sigma_{I'}^2 + C_2} \\ S(I, I') = \frac{\sigma_{II'} + C_3}{\sigma_I \sigma_{I'} + C_3} \end{cases} \quad (2.8)$$

其中  $\mu_I$ 、 $\mu_{I'}$  为两幅图像的均值， $\sigma_I$ 、 $\sigma_{I'}$  为两幅图像的方差， $\sigma_{II'}$  为两者之间的协方差， $C_1$ 、 $C_2$  和  $C_3$  为较小数值的常数项，通常为避免分母为零而设置。通常设置如公式（2.9）：

$$\begin{cases} C_1 = (K_1 + L)^2 \\ C_2 = (K_2 + L)^2 \\ C_3 = \frac{C_2}{2} \end{cases} \quad (2.9)$$

其中  $K_1 \ll 1$ ， $K_2 \ll 1$ ， $L$  为像素最大值，本文取  $K_1=0.01$ ， $K_2=0.03$ ， $L=255$ 。

本文主要研究面向彩色图像的水印方法，其结构相似度计算如公式（2.10）。

$$SSIM = \frac{\sum_{i=1}^3 SSIM_i}{3} \quad (2.10)$$

其中  $i$  表示彩色 RGB 图像的通道数。

## （2）鲁棒性

水印方法的鲁棒性主要采用归一化相关系数和误码率度量。

归一化相关系数 (Normalized Correlation, NC) 表示原始水印和提取水印的相似程度。NC 值越大表示图像越相似，数字水印算法抵抗攻击的能力越强。归一化相关系数的计算公式如下：

$$NC = \frac{\sum_i^l \sum_j^k I_{ij} I'_{ij}}{\sum_i^l \sum_j^k I_{ij}^2} \quad (2.11)$$

误码率 (Bit Error Rate, BER) 表示提取水印信息错误的像素值占原始水印的比重。BER 值越小表示提取水印信息中正确的像素值越多，水印算法的鲁棒性越强。

$$BER = \frac{\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^k I_{ij} \otimes I'_{ij}}{l \times k} \quad (2.12)$$





### 3 基于 DWT-DCT-SVD 域的彩色图像鲁棒盲水印算法

本章结合 DWT 多分辨率、DCT 能量集中、SVD 良好的奇异值稳定性等频谱特征，提出一种基于混合域的彩色图像鲁棒盲水印算法，并通过实验验证所提算法的性能。

#### 3.1 引言

面向版权保护的鲁棒盲水印技术多结合单一变换域或多变换域实现，但都没有较高的鲁棒性。Qingtang Su<sup>[34]</sup>提出了一种基于 QR 分解的盲彩色图像水印算法，将载体图像分解为  $4 \times 4$  的非重叠子块，对被选中图像块进行 QR 分解嵌入水印信息，该算法针对大多数普通攻击有较好的鲁棒性，但无法满足不可感知性要求。Xiang-yang Wang 等人<sup>[35]</sup>提出一种采用局部四元数极谐波变换（Polar Harmonic Transform, PHT）的鲁棒性彩色图像水印算法，水印信息通过调制 PHT 系数嵌入到局部区域，对各种噪声、局部几何变换和颜色转换均具有不变性，实验表明该彩色图像水印方法不可感知性较好，但仅对一般的图像处理鲁棒性强。Qingtang Su 等人<sup>[36]</sup>结合 DCT 域相关知识提出一种基于 DC 系数的彩色图像盲水印方法，将数字水印嵌入在 DC 系数中，提出的算法具有良好的不可感知性和抗 JPEG 压缩攻击能力，但抵抗其他攻击效果不好。Wang Xiang-yang 等人<sup>[37]</sup>提出了一种基于四元数傅里叶变换的彩色图像鲁棒盲水印算法，对原始图像分块并做快速四元数傅里叶变换，将水印信息自适应嵌入到变换后的原始图像块中，该算法具有较好的不可感知性，但在抵抗各种攻击时鲁棒性优势不明显。Shabir A. Parah 等人<sup>[38]</sup>提出一种基于单 DCT 域的差值嵌入水印算法，该算法拥有很好的不可感知性，但在抵抗滤波或噪声等攻击的情况下，鲁棒性不强。Qingtang Su 等人<sup>[39]</sup>提出了一种基于 DCT 域的双彩色图像鲁棒盲水印技术，使用二维 DCT 变换将彩色水印图像嵌入到彩色图像中，但该方法不可感知性较弱。Priyanka 等人<sup>[40]</sup>提出一种结合 DWT 和 SVD 的混合域数字水印算法，算法中利用差分进化算法寻找最优尺度因子，目的是为了更好的平衡不可感知性和鲁棒性之间的关系，但此算法偏重鲁棒性，在不可感知方面不足。Soumitra Roy 等人<sup>[41]</sup>提出了一种基于 RDWT-DCT 的使用 Arnold 置乱鲁棒盲水印算法，该算法通过调整 AC 系数达到嵌入水印信息的目的，但所体现出的鲁棒性有待提高。

基于以上论述，本章针对彩色载体图像和二值水印图像，提出一种基于混合域的彩色图像鲁棒盲水印算法，在保证不可感知性良好的前提下，更好的提高水印的鲁棒性能。该算法的主要思想是结合离散小波变换和离散余弦变换，经奇异值分解调制嵌入水印。利用奇异值之间的大小分布，提取水印信息。通过做实验论证本章水印算法的性能。

## 3.2 相关技术

### 3.2.1 数字图像置乱方法

数字图像置乱方法是信息隐藏技术中的一种，主要用在图像信息传输过程中。数字图像置乱方法是将原始有意义的图像信息进行置乱，使之变成视觉感知上杂乱无章且无语义的图像信息。其实质是破坏原始图像中相邻像素点之间的相关性，但不改变原始图像的像素灰度值和直方图。置乱方法能够保证原始图像在传输中的版权和数据安全问题，使非法截取者不能获得有效信息，而接受者接受到之后可以通过密钥等方式恢复原始图像。

数字图像置乱方法主要有空域置乱和频域置乱，本文主要采用空域置乱中的经典方法 Arnold 变换<sup>[42]</sup>，具体公式可表示为

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \bmod N \quad (3.1)$$

其中,  $x, y \in \{0, 1, 2, \dots, N-1\}$ ,  $(x, y)^T$  和  $(x', y')^T$  是原始图像矩阵和置乱后的图像矩阵,  $N$  是原始图像的长和宽,  $\bmod$  是模运算。

Arnold 变换具有周期性的特点。表 3-1 是不同阶数下的图像经迭代恢复到原始图像的周期<sup>[42]</sup>。图 3-1 展示了不同密钥  $K$  下,  $32 \times 32$  大小的二值图像通过 Arnold 变换示意图。



图 3-1 二值图像 Arnold 变换示意图

Fig. 3-1 Arnold transform in binary watermark image

表 3-1 不同  $N$  值下 Arnold 变换周期

Table 3-1 Arnold transform cycle of different image rank  $N$

N	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	16	24	25
周期	3	4	3	10	12	8	6	12	30	5	12	12	12	50
N	32	40	48	49	56	60	64	100	120	125	128	256	380	450
周期	24	30	12	56	24	60	48	150	60	250	96	192	90	300

### 3.2.2 离散小波变换

小波变换<sup>[43]</sup>是一种窗口面积固定但形状不固定，时间窗和频率窗都可以改变的时频局部化变换方法。它在时域和频域同时具有良好的局部化特性，可以很好的反应信号的细节特征。小波变换的基本思想是将原始信号表示成一系列小波函数的叠加。

设 $\psi(t) \in L^2(R)$ （平方可积的实数空间），若其 Fourier 变换 $\hat{\psi}(\omega)$ 满足容许性条件：

$$C_{\psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (3.2)$$

我们称 $\psi(t)$ 为一个基本小波或母小波（Mother Wavelet）。对母小波 $\psi(t)$ 进行伸缩和平移可以得到一组小波基函数：

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a, b \in R, a > 0 \quad (3.3)$$

称为连续小波基函数。其中， $a$ 为伸缩因子， $b$ 为平移因子，均来自连续变化的值。

离散小波变换（Discrete Wavelet Transform, DWT）是对连续小波函数和连续小波变换离散化之后得到的。对应的离散小波函数 $\psi_{j,k}(t)$ 定义如公式（3.4）：

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi * \left(\frac{t}{2^j} - k\right) \quad (3.4)$$

此时，任意函数 $f(t) \in L^2(R)$ 的离散小波变换可表示为

$$Wf(j,k) = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) 2^{-\frac{j}{2}} \psi * \left(\frac{t}{2^j} - k\right) dt \quad (3.5)$$

二维离散小波变换是在一维的基础上，需要二维尺度函数 $\phi(x, y)$ ，只考虑尺度函数是可分离的情况，即

$$\phi(x, y) = \phi(x) \bullet \phi(y) \quad (3.6)$$

其中 $\phi(x)$ 是一维尺度函数。

矩阵经过离散小波变换后，会产生 4 个子带，分别为低频子带 LL<sub>1</sub>、水平子带 HL<sub>1</sub>、垂直子带 LH<sub>1</sub>、对角线子带 HH<sub>1</sub>，如图 3-2 所示。二维图像做离散小波变换是指在水平和垂直方向上各进行一次一维离散小波变换。低频子带图集中了原始图像的大多数能量，是最接近原始图像的子带图，而其他子带图则分别描述了图像的水平边缘细节特征、垂直边缘细节特征和对角边缘细节特征。

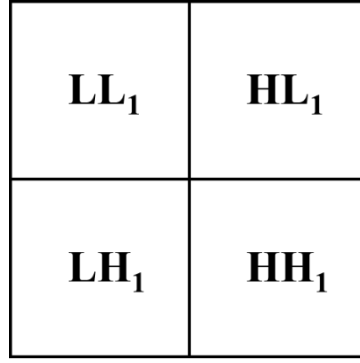


图 3-2 一级 DWT 分解示意图

Fig. 3-2 The diagram of one-level DWT decomposition

离散小波变换有多分辨率的特性，这种特性与人眼视觉系统（Human Visual System, HVS）相类似<sup>[44]</sup>。图像经过 DWT 变换后，细节信息多集中在高频子带，人眼对这些信息不敏感，所以在高频分量上做水印信息嵌入不可感知性好，但这些细节性边缘信息容易受到各种图像处理的干扰，因此在遭受到攻击时，会表现出较差的鲁棒性；反之，图像低频子带聚集了较大的能量信息，是对原始图像的最佳逼近。因此，在低频部分嵌入水印信息，能较好的抵抗各种攻击<sup>[45]</sup>。

### 3.2.3 离散余弦变换

离散余弦变换（Discrete Cosine Transform, DCT）<sup>[46]</sup>是数字信号处理中最常用的一种线性正交变换。DCT 变换的变换核是余弦函数，它具有计算速度快、精度高、容易实现等特点，而这些特点使得它在图像处理领域应用广泛。图像为二维矩阵，这里简单介绍一下二维 DCT 变换的定义：

设  $f(x, y)$  为  $N \times N$  的数字图像矩阵，其二维离散余弦变换对如下：

$$S(u, v) = c(u)c(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos \frac{u\pi(2x+1)}{2N} \cos \frac{v\pi(2y+1)}{2N} \quad (3.7)$$

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} c(u)c(v) S(u, v) \cos \frac{u\pi(2x+1)}{2N} \cos \frac{v\pi(2y+1)}{2N} \quad (3.8)$$

$$c(u) = \begin{cases} \sqrt{1/N}, & u = 0 \\ \sqrt{2/N}, & \text{其他} \end{cases} \quad (3.9)$$

$$c(v) = \begin{cases} \sqrt{1/N}, & v = 0 \\ \sqrt{2/N}, & \text{其他} \end{cases} \quad (3.10)$$

其中， $x, y, u, v = 0, 1, 2, \dots, N-1$ ， $x, y$  为空间域采样值， $u, v$  为频率域采样值。

DCT 变换有能量集中的频谱特点。图像经过 DCT 变换后，变换系数几乎不相关，反变换之后重构图像可以得到原图像值。变换后的系数矩阵，左上角的第一个系数称为直流系数（DC），代表该块的平均值，余下 63 个值称为交流系数（AC），代表该块的主要能量。AC 系数中，左上角集中了低频分量，右下角分布高频分量。将离散余弦变换应用到水印算法中，可以使算法更好的抵抗 JPEG 压缩等攻击<sup>[47]</sup>。

### 3.2.4 奇异值分解

奇异值分解（Singular Value Decomposition, SVD）<sup>[48,49]</sup>作为线性代数中经典的矩阵分解方法，在数字水印技术中有着广泛的应用<sup>[50,51]</sup>。它具有以下优势：1、不限于方阵，扩大了矩阵的适用范围；2、通过奇异值分解，可以表征图像的内在特征，而这些内在特征，具有很好的抗几何攻击特性，特别是打乱图像像素空间位置的几何攻击；3、奇异值分解中，奇异值矩阵具有非常好的稳定性，对图像噪声、转置等攻击具有不敏感特性。

若  $A \in R^{m \times n}$ ，且  $A$  是秩为  $r$  的半正定矩阵，将  $A$  分解成为 3 个矩阵，分别为  $U = R^{m \times m}$ 、 $S = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$ 、 $V = R^{n \times n}$ ，定义如下：

$$A = USV^T = \begin{pmatrix} u_{11} & \cdots & u_{1m} \\ u_{21} & \cdots & u_{2m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{m1} & \cdots & u_{mm} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_r & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_{11} & \cdots & v_{1n} \\ v_{21} & \cdots & v_{2n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{n1} & \cdots & v_{nn} \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

其中  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_r \geq 0$ 、 $r = \text{rank}(A^T A) = \text{rank}(A A^T)$ ，公式（3.11）被称为矩阵  $A$  的 SVD 变换。

在公式（3.11）中， $U$  和  $V$  为酉矩阵， $U$  的列向量是  $AA^T$  的特征向量，称为矩阵  $A$  的左特征矢量； $V$  的列向量是  $A^T A$  的特征向量，称为矩阵  $A$  的右特征矢量。 $S$  为对角矩阵，对角元素  $\sigma_i (r \geq i \geq 1)$  是矩阵  $A$  的奇异值。

奇异值具有良好的稳定性。当对图像做一个较小的扰动时，奇异值变化不明显，不影响图像的质量和人眼的视觉感知，这也是本文选择 SVD 作为水印嵌入域的原因。设计奇异值修改策略时，本文做了初步测试，测试图像为 Lena 图，预处理操作为对 Lena 图做一级 DWT 变换，选取 LL 子带，并划分大小为  $4 \times 4$  的非重叠子块。图 3-3 展示了图像块奇异值大小分布统计情况。从图中可以观察到  $\sigma_1$  占总体平均百分比为 95.7%， $\sigma_2$ 、 $\sigma_3$ 、 $\sigma_4$  依次占比重为 2.8%、1.2% 和 0.3%，第一个奇异值所占比重较大，若对它进行修改，会导致图像矩阵有较大的扰动， $\sigma_3$  和  $\sigma_4$  所占的比重小，没有修改的余地，所以本文选择修改第二个奇异值  $\sigma_2$ ，对图像矩阵扰动较小。当二值水印信息不同时，对奇异值  $\sigma_2$  的修改策略不同，表 3-2 和表 3-3 分别是 Lena 图中位于 (5, 1) 和 (10, 1) 的  $4 \times 4$  块嵌入水印信息“1”、“0”之后的奇异值（包括原始奇异值、嵌入之后的奇异值以及攻击之后的奇异值）。由表中数据可知，图像受到攻击后，奇异值虽然有变化，但四个奇异值之间仍保持原有数据



表 3-2 嵌入比特'1'后图像块奇异值的变化情况

Table 3-2 The singular values of the block after embedded with bit '1'

攻击类型	S1	S2	S3	S4
原始块	27.3604	12.5106	7.5231	1.3825
嵌入比特'1'	27.3604	22.9055	7.5231	1.3825
Brighten(+10)	27.6887	21.6891	7.1563	1.1510
Darken(-10)	27.3880	22.3371	6.7835	0.9483
Gaussain filtering( $3 \times 3$ , $\sigma = 0.3$ )	26.2642	22.9284	7.7750	1.6165
Gaussain filtering ( $3 \times 3$ , $\sigma = 0.5$ )	44.0123	33.5567	11.4360	3.1147
Average filtering ( $3 \times 3$ )	136.0707	93.7264	24.0540	2.4966
Average filtering ( $5 \times 5$ )	147.7071	110.0007	44.6583	2.3191
Median filtering( $3 \times 3$ )	50.7295	35.7998	4.9844	2.6704
Median filtering( $5 \times 5$ )	95.4196	65.6834	9.8864	6.5009
Gaussain noise(0.001)	30.7705	25.6910	8.2276	3.1235
Gaussain noise(0.003)	31.7299	27.0421	11.9735	0.2762
Gaussain noise(0.005)	40.6241	20.0131	14.0487	8.3442
Salt and pepper noise (0.01)	37.6097	27.0262	11.3327	2.6021
Salt and pepper noise (0.03)	44.0504	30.1112	10.1911	2.7512
Histogram equalization	58.1492	53.3469	12.2538	3.1355
QF=90	26.1224	22.4029	7.7161	0.4993
QF=80	25.8154	20.4011	7.2679	2.1461
QF=70	27.2029	24.0513	11.1928	1.2266
QF=60	29.2740	24.7850	4.9417	0.9814
QF=50	28.4674	18.0532	3.1170	0.4807
QF=40	32.0903	23.1677	4.1940	2.0891
QF=30	34.8258	16.3001	9.4424	0.2448
QF=20	32.8507	16.8222	2.9794	1.2599
QF=10	0.1860	0.1570	0.0317	0.0018

表 3-3 嵌入比特'0'后图像块奇异值的变化情况

Table 3-3 The singular values of the block after embedded with bit '0'

攻击类型	S1	S2	S3	S4
原始块	14.8732	7.3315	5.3795	0.6496
嵌入比特'0'	14.8732	5.9651	5.3795	0.6496
Brighten(+10)	14.2872	6.7390	5.0203	0.4068
Darken(-10)	15.2883	7.3779	5.6716	0.7862
Gaussain filtering( $3 \times 3, \sigma = 0.3$ )	14.4249	6.0847	5.3569	0.6471
Gaussain filtering ( $3 \times 3, \sigma = 0.5$ )	25.3649	8.2805	4.3799	0.1538
Average filtering ( $3 \times 3$ )	88.5983	28.0964	2.7592	0.0000
Average filtering ( $5 \times 5$ )	164.8030	30.6032	2.9817	0.8872
Median filtering( $3 \times 3$ )	10.7586	5.5787	4.6863	0.9408
Median filtering( $5 \times 5$ )	10.2664	5.2994	2.1988	0.5017
Gaussain noise(0.001)	23.2727	13.1875	10.2062	5.5237
Gaussain noise(0.003)	21.6157	17.0319	15.1950	6.3483
Gaussain noise(0.005)	35.7246	32.3277	17.5510	2.3917
Salt and pepper noise (0.01)	40.2691	22.2034	14.1103	3.8375
Salt and pepper noise (0.03)	44.4464	19.0259	5.7344	1.3353
Histogram equalization	31.5370	12.7145	6.9471	1.3681
QF=90	15.2978	7.6573	2.7321	0.9153
QF=80	15.5198	8.2309	4.7731	2.6778
QF=70	14.1460	8.0033	2.5068	0.8863
QF=60	16.1620	7.6297	4.8396	1.0494
QF=50	17.7546	9.0428	4.8455	0.3656
QF=40	18.7307	9.2943	8.6151	1.7382
QF=30	19.1801	6.7193	4.5662	1.0551
QF=20	31.1282	10.9308	7.3037	0.0000
QF=10	0.1706	0.1004	0.0533	0.0326

大小关系。现有基于奇异值分解的水印算法<sup>[52,53]</sup>，大多数都是非盲水印，本文提出一种鲁棒盲水印算法，利用 SVD 方法独特的优势，通过调制奇异值的方法，在载体图像中嵌入水印信息，使水印算法的性能有较大提高。

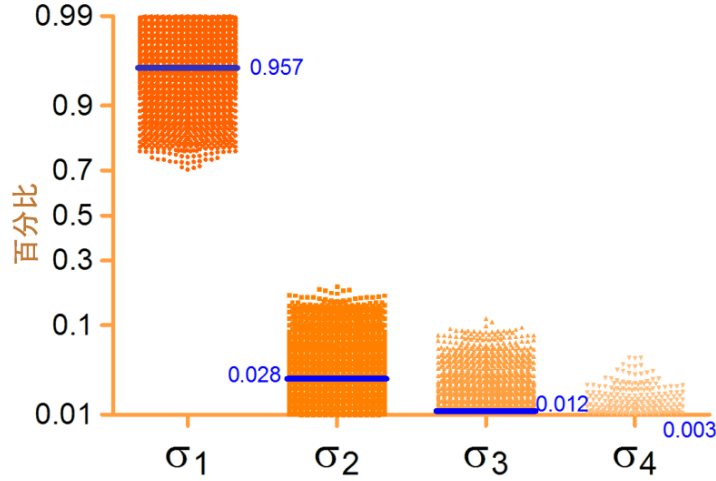


图 3-3 奇异值大小分布图

Fig. 3-3 Magnitude distribution of singular values

### 3.3 基于混合域的彩色图像鲁棒盲水印算法

本节主要介绍所提出水印算法的实现流程，包括嵌入过程和提取过程。

#### 3.3.1 嵌入过程

假设彩色原始图像  $I$  的大小为  $m \times n$ ，二值水印图像  $W$  大小为  $(m/16) \times (n/16)$ 。水印信息的嵌入流程如图 3-4 所示。嵌入过程的具体步骤如下：

(1) 将彩色载体图像从 RGB 颜色空间转换到  $YC_bC_r$  彩色空间。 $YC_bC_r$  彩色空间是表示彩色矢量的国际标准化方法。转换公式为：

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 65.738 & 129.057 & 25.064 \\ -39.945 & -74.497 & 112.439 \\ 112.439 & -94.154 & -18.285 \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

(2) 提取  $YC_bC_r$  彩色空间中的  $Y$  分量进行 DWT 变换，得到 LL 低频子带；

(3) 将 LL 低频子带划分为  $8 \times 8$  大小的非重叠子块，对每个非重叠子块做 DCT 变换，得到系数矩阵  $D_{ij}$ ；

(4) 对得到的系数矩阵  $D_{ij}$  进行“Z”形扫描，转换成一维数列  $DZ_{ij}$ ，扫描顺序如图 3-5 所示；

(5) 提取前 16 个 AC 系数，生成一个大小为  $4 \times 4$  的调制矩阵  $A_{ij}$ ，如图 3-6 所示；

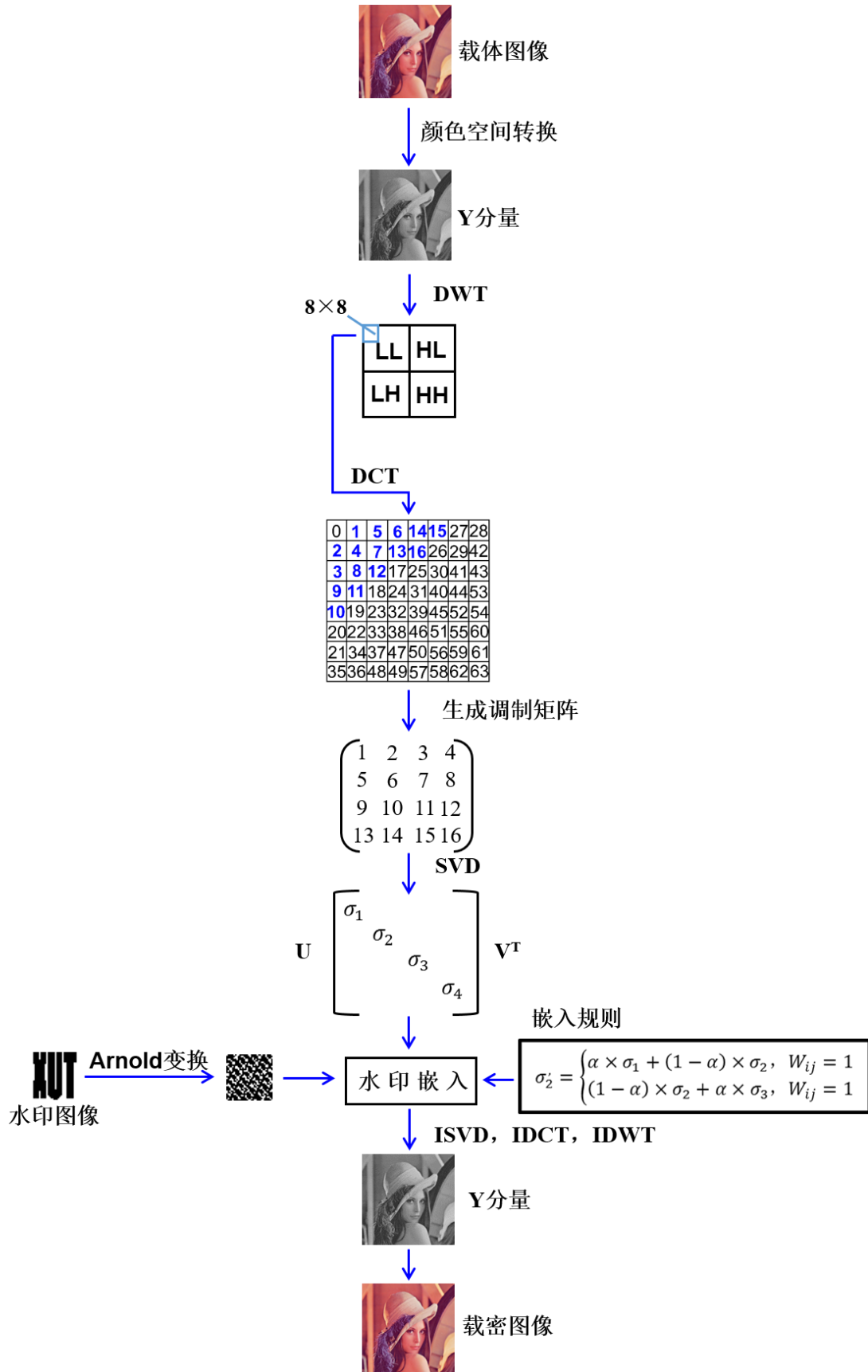


图 3-4 水印嵌入流程图

Fig. 3-4 Block diagram of watermark embedding

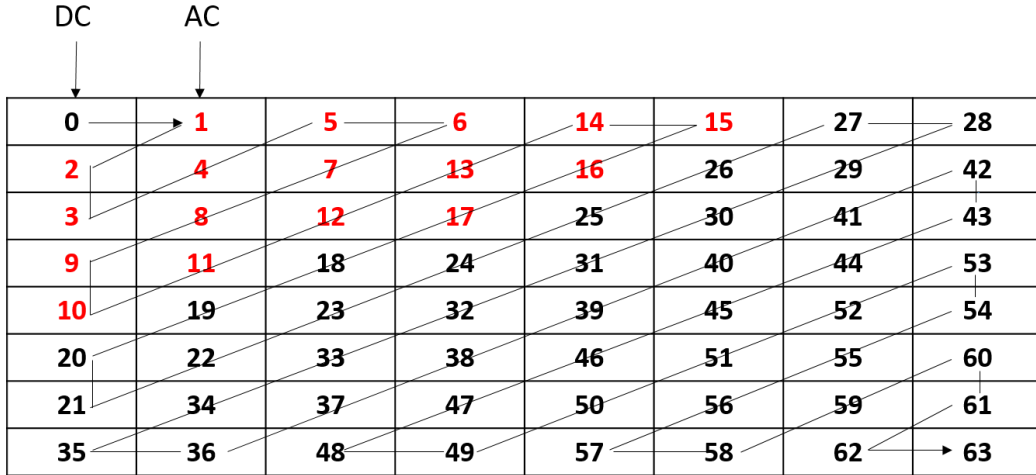


图 3-5 “Z”形扫描

Fig. 3-5 Zigzag scanning pattern

[1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16]



$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 5 & 6 & 7 & 8 \\ 9 & 10 & 11 & 12 \\ 13 & 14 & 15 & 16 \end{bmatrix}$$

图 3-6 产生调制矩阵

Fig. 3-6 The generation of modulation matrix

(6) 对调制矩阵 $A_{ij}$ 进行 SVD 变换, 即 $A_{ij} = U_{ij}S_{ij}V_{ij}^T$ , 获得三个分量 $U_{ij}$ ,  $S_{ij}$ ,  $V_{ij}^T$ , 根据对角矩阵 $S_{ij}$ 构造特征向量 $F_{ij} = (\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4)$ ;

(7) 对水印图像采用公式 (2.1) 进行密钥为  $K$  的 Arnold 置乱处理, 得到嵌入水印信息 $W_{ij}$ ;

(8) 水印嵌入规则如公式 (3.13) 所示。当 $W_{ij} = 1$ , 修改 $\sigma_2$ 的值为 $a \times \sigma_1 + (1 - a) \times \sigma_2$ ; 当 $W_{ij} = 0$ , 修改 $\sigma_2$ 的值为 $(1 - a) \times \sigma_2 + a \times \sigma_3$ ,  $a$ 为嵌入强度;

$$\sigma'_2 = \begin{cases} a \times \sigma_1 + (1 - a) \times \sigma_2, & \text{if } W_{ij} = 1 \\ (1 - a) \times \sigma_2 + a \times \sigma_3, & \text{if } W_{ij} = 0 \end{cases} \quad (3.13)$$

(9) 用 $U_{ij}$ 、 $S'_{ij}$ 、 $V_{ij}^T$ 进行 SVD 反变换, 即 $U_{ij}S'_{ij}V_{ij}^T = A'_{ij}$ , 得到新的调制矩阵 $A'_{ij}$ ;

(10) 将矩阵 $A'_{ij}$ 中元素逆映射回原系数矩阵 $D_{ij}$ , 得到新的系数矩阵 $D'_{ij}$ ;



(11) 系数矩阵  $D'_{ij}$  进行逆 DCT 变换, 重构得到 LL 子带, 结合其它三个子带, 进行逆 DWT 变换, 重构  $Y'$  分量, 再由  $YC_bC_r$  彩色空间转到 RGB 颜色空间, 得到载密图像  $I'$ 。

### 3.3.2 提取过程

由于本文主要研究盲水印算法, 故不需要提供原始信息。水印图像的提取流程如图 3-7 所示。具体步骤描述如下:

(1) 将 RGB 彩色载体图像换到  $YC_bC_r$  彩色空间;

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 298.082 & 0.0 & 408.583 \\ 298.082 & -100.291 & -208.120 \\ 298.082 & 516.411 & 0.0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} Y-16 \\ C_b-128 \\ C_r-128 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

(2) 提取  $YC_bC_r$  彩色空间中的  $Y$  分量进行 DWT 变换, 得到 LL 低频子带;

(3) 将 LL 低频子带划分为  $8 \times 8$  大小的非重叠子块, 对每个非重叠子块做 DCT 变换, 得到系数矩阵  $DW_{ij}$ ;

(4) 对系数矩阵  $DW_{ij}$  进行“Z”形扫描, 转换成一维数列  $DWZ_{ij}$ , 如图 3-5 所示;

(5) 提取前 16 个 AC 系数, 生成一个  $4 \times 4$  大小的调制矩阵  $AW_{ij}$ , 如图 3-6 所示;

(6) 对调制矩阵  $AW_{ij}$  进行 SVD 变换, 即  $AW_{ij} = U_{ij}S_{ij}V_{ij}^T$ , 获得三个分量  $U_{ij}$ ,  $S_{ij}$ ,  $V_{ij}^T$ , 根据对角矩阵  $S_{ij}$  构造特征向量  $FW_{ij} = (\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4)$ ;

(7) 根据奇异值间关系提取水印信息。当  $\sigma_1 - \sigma_2 \leq \sigma_2 - \sigma_3$  时, 水印信息  $W'_{ij} = 1$ , 当  $\sigma_1 - \sigma_2 > \sigma_2 - \sigma_3$  时, 水印信息  $W'_{ij} = 0$ , 如公式 (3.15) 所示;

$$W'_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } \sigma_1 - \sigma_2 \leq \sigma_2 - \sigma_3 \\ 0, & \text{if } \sigma_1 - \sigma_2 > \sigma_2 - \sigma_3 \end{cases} \quad (3.15)$$

(8) 将得到的水印信息根据公式 (2.4) 进行密钥为  $K$  的逆 Arnold 置乱算法, 得到提取水印图像。

## 3.4 实验结果及分析

为验证所提算法的性能, 本文选择 10 幅来自标准图像库  $512 \times 512$  大小的图片做载体图像, 分别是: *Lena*, *Peppers*, *Tiffany*, *Fruits*, *Baboon*, *Airplane*, *Livingroom*, *Boat*, *Splash* 和 *Tree*, 如图 3-8 所示。选择包含不同类型的版权信息图像做水印图像, 如图 3-9 所示。水印图像为 4 幅  $32 \times 32$  大小的二值图像, 分别包含不同的信息。软件平台为 Win10 环境下的 MATLAB 2015b。采用客观评价标准中的 PSNR 值衡量水印算法的不可感知性, 归一化相关系数 (NC) 衡量水印算法的鲁棒性。

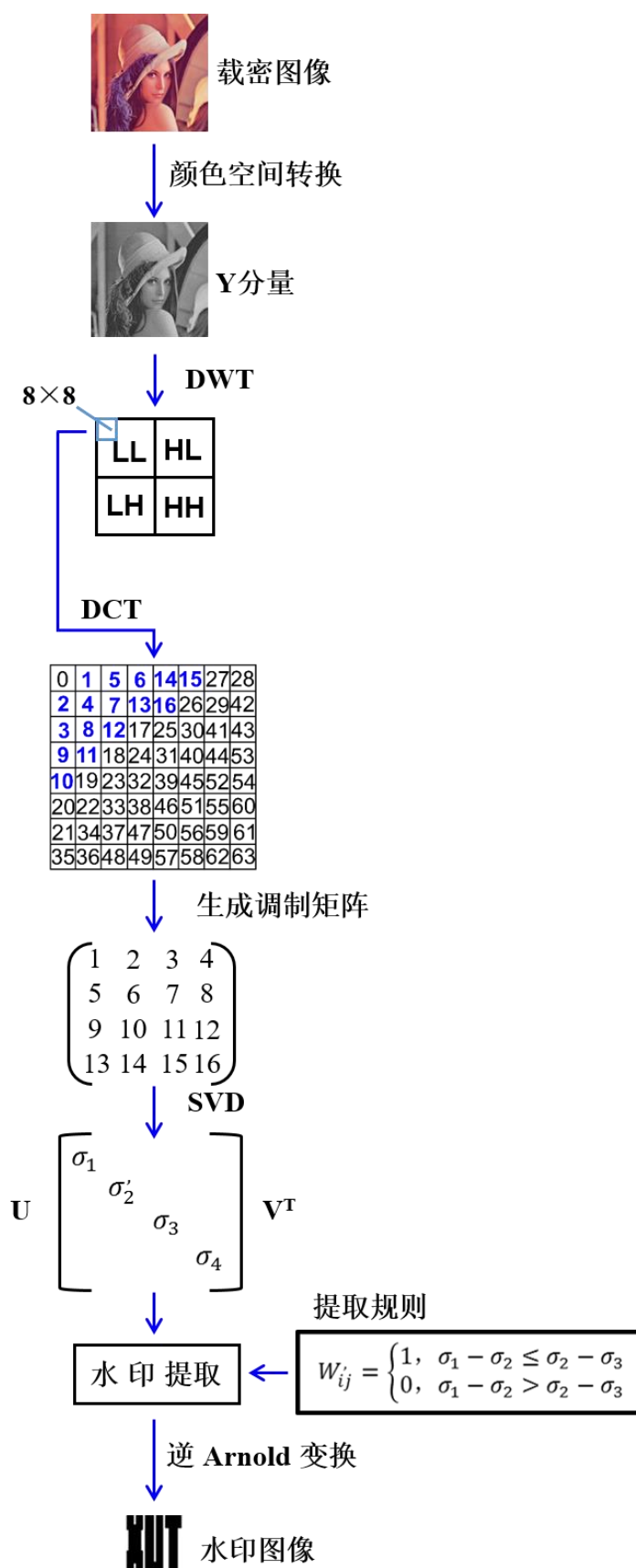


图 3-7 水印提取流程图

Fig. 3-7 Block diagram of watermark extraction

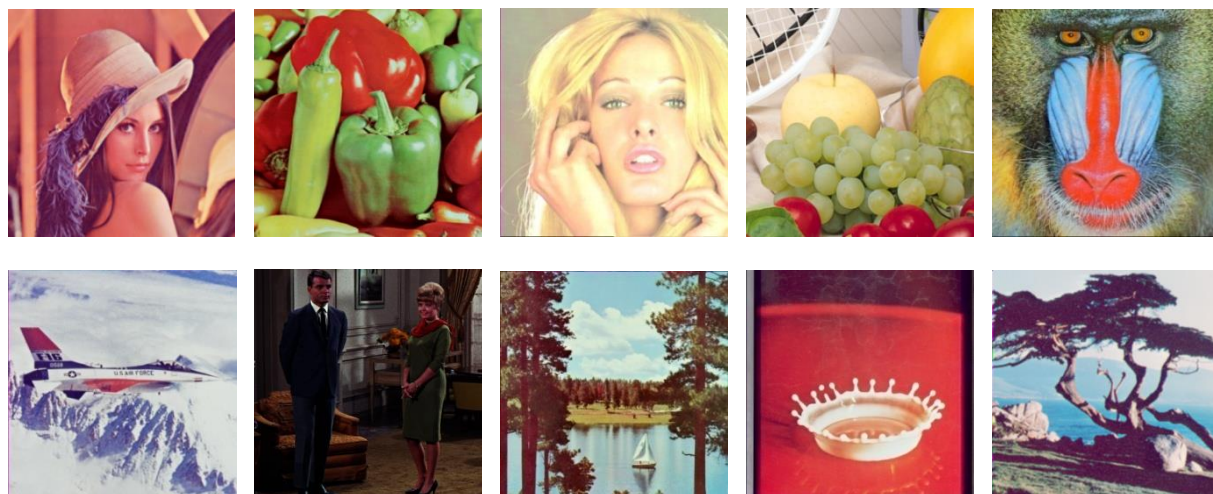


图 3-8 10 幅载体图像 Lena, Peppers, Tiffany, Fruits, Baboon, Airplane, Livingroom, Boat, Splash and Tree (顺序为从左到右, 从上到下)

Fig. 3-8 Ten test images Lena, Peppers, Tiffany, Fruits, Baboon, Airplane, Livingroom, Boat, Splash and Tree (from left to right, from top to bottom)



图 3-9 4 幅二值水印图像 (从左到右依次为字符、文字、商标和数字)

Fig. 3-9 Four binary watermark images(from left to right: character, text, brand, digit)

### 3.4.1 参数的选择

本算法中主要涉及两个参数( $K, a$ ), 参数 $K$ 是 Arnold 置乱密钥, 参数 $a$ 是嵌入强度。

#### a. Arnold 置乱密钥 $K$

Arnold 变换是周期变换, 本文所选择的二值水印图像大小为  $32 \times 32$ , 根据表 3-1 中不同  $N$  值下 Arnold 变换的周期, 密钥 $K$ 的选择范围为  $1 \leq K \leq 24$ , 本文随机选择  $K = 5$ 。

#### b. 嵌入强度 $a$

本章所提出算法中的嵌入强度  $a \in [0.5, 1)$ 。根据公式(2.5)分别计算不同嵌入强度、8 幅载体图像与载密图像之间的 PSNR 值, 如图 3-10 所示。原始水印与不同攻击下所提取的水印图像之间的 NC 平均值, 如图 3-11 所示。所采用的攻击种类包括高斯噪声(0.001)、均值滤波 ( $3 \times 3$ )、JPEG 压缩 (QF=50)、直方图均衡化。根据图 3-10 和图 3-11 所示实验结果可知: 随着嵌入强度  $a$  的增长, PSNR 值随之下降, NC 值随之增长, 即随着嵌入强度  $a$  的增长, 算法的不可感知性逐渐下降, 鲁棒性随之增长。在图 3-10 中, PSNR 值下降速度均匀; 而在图 3-11 中, 当嵌入强度  $a \in [0.5, 0.7]$ , NC 值增长迅速, 而当嵌入强度

$a \in [0.7, 0.9]$ , NC 值增长速度较之前缓慢。为了更好的平衡不可感知性和鲁棒性之间的关系, 本文选择嵌入强度  $a = 0.7$ 。

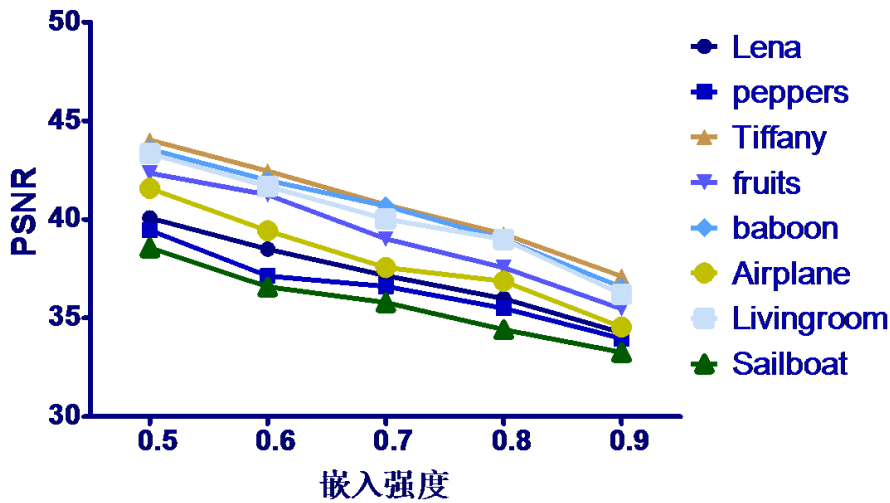


图 3-10 载体图像和载密图像之间的 PSNR 值

Fig. 3-10 PSNR values between original images and watermarked images

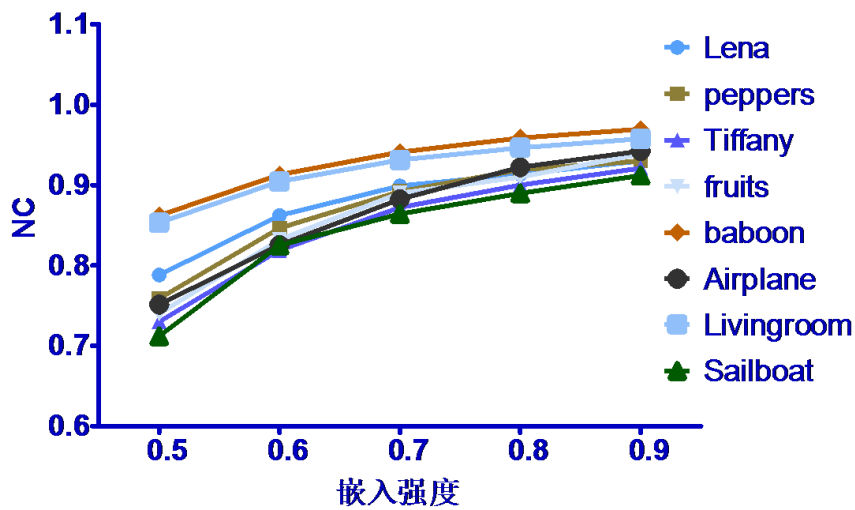


图 3-11 原始水印和提取水印之间的 NC 值

Fig. 3-11 NC values between original watermarks and extracted watermarks


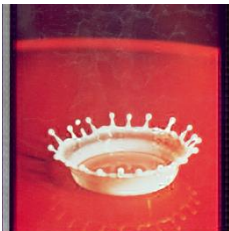


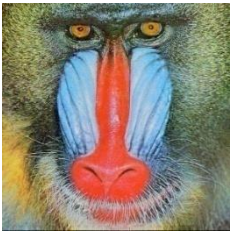


### 3.4.2 结果及分析

#### a. 不可感知性分析

表 3-4 给出了 8 幅载体图像所对应的载密图像和两者之间的 PSNR 值。通常情况下, 当 PSNR 值大于 30dB 时, 则对图像质量的损坏属于人眼不可察觉的范围。本章算法所实验图像中的 PSNR 值均大于 37dB, 证明水印算法的不可感知性良好。

表 3-4 不可感知性分析数据表

Table 3-4 Data analysis of imperceptibility

载体图像	Lena	Splash	Tiffany	Fruits
载密图像				
PSNR	38.4771	39.8291	43.0986	40.3440
载体图像	Baboon	Airplane	Livingroom	Boat
载密图像				
PSNR	42.0044	38.8888	42.6759	37.1120

为了更好的说明所提算法具有较强的不可感知性,选择文献[34]、文献[39]、文献[40]和 Jeril George 等人<sup>[54]</sup>的四种鲁棒盲水印方法做仿真对比实验。表 3-5 展示了 4 幅图像下,不同算法的 PSNR 值以及 PSNR 均值,可以看出本章算法中单个 PSNR 值均大于 37dB,且 4 幅图像的 PSNR 均值接近 40dB,其中 Baboon 图的 PSNR 值更是高达 42dB,足以说明本章算法在不可感知性上均好于其他四种鲁棒盲水印算法。

表 3-5 不同方法实验结果 (PSNR)

Table 3-5 Experiment results comparison between the different methods(PSNR)

载体图像	文献[34]	文献[39]	文献[40]	文献[54]	本章算法
Lena	36.3521	34.9125	35.93	33.2	38.4771
Baboon	-	34.8859	33.65	31.4	42.0044
Peppers	36.6869	34.8598	-	36	37.9347
Airplane	36.316	34.9512	34.56	-	38.8888
Average PSNR	36.4517	34.9023	34.7133	33.53	39.3263

## b. 鲁棒性分析

数字水印技术的鲁棒性是指载密图像在受到攻击的情况下，能正确提取水印信息的概率。常用的攻击有 JPEG 压缩、亮度调节、高斯滤波、均值滤波、中值滤波、高斯噪声、椒盐噪声、直方图均衡化、剪切攻击等。表 3-6 中列出了 4 幅载体图像经质量因子 (QF) 从 10 到 90 的 JPEG 压缩攻击后，所提取水印信息和原始水印信息之间的 NC 值和 BER 值。图 3-12 展示了载体图像 *Baboon* 在抵抗 JPEG 压缩攻击时，不同质量因子下的载密图像和提取水印信息。表 3-7 列出了除 JPEG 压缩攻击外其他攻击下原始水印信息和提取水印信息之间的 NC 值和 BER 值。图 3-13 描述了载体图像 *Lena* 在其他攻击下的载密图像和提取水印信息。

表 3-6 不同 QF 下抵抗 JPEG 压缩的 NC 值和 BER 值

Table 3-6 NC and BER values against JPEG compression attacks with different QF

QF	Lena		Baboon		Pepper		Boat	
	NC	BER	NC	BER	NC	BER	NC	BER
10	0.7367	0.1455	0.8489	0.0908	0.7233	0.1543	0.8029	0.1152
20	0.8398	0.0928	0.9391	0.0371	0.8603	0.0820	0.8785	0.0732
30	0.8867	0.0664	0.9682	0.0195	0.9113	0.0527	0.9149	0.0527
40	0.9187	0.0488	0.9888	0.0068	0.9213	0.0479	0.9326	0.0369
50	0.9403	0.0361	0.9952	0.0029	0.9378	0.0381	0.9599	0.0244
60	0.9463	0.0322	0.9968	0.0020	0.9700	0.0254	0.9600	0.0234
70	0.9676	0.0195	0.9984	0.0009	0.9811	0.0195	0.9664	0.0205
80	0.9825	0.0107	1.0000	0.0000	0.9936	0.0039	0.9723	0.0174
90	0.9904	0.0059	1.0000	0.0000	0.9991	0.0009	0.9763	0.0146

本章选取了 4 个有代表性的鲁棒盲水印算法进行鲁棒性仿真实验比较。

图 3-14 展示了本章算法和文献[35]在抵抗 JPEG 压缩攻击下的实验结果图。由图得知，当 QF=20 时，文献[35]中 NC 值小于 0.5，提取出的水印信息无语义，而本章算法的 NC 值在 0.8 以上，说明本算法在抵抗 JPEG 压缩攻击时鲁棒性优良。

表 3-8 中列出了所提算法和文献[37]在不同的质量因子下抵抗 JPEG 压缩攻击的鲁棒性，用 BER 值来评价。分析表中数据可知，算法在 QF=30 的情况下， $BER \ll 0.1$ ，可见本章算法相比文献[37]的算法，在抵抗 JPEG 压缩时具有更强的鲁棒性。

表 3-7 常见攻击下的 NC 值和 BER 值

Table 3-7 NC and BER values under common signal processing attacks

攻击类型	Lena		Baboon		Pepper		Boat	
	NC	BER	NC	BER	NC	BER	NC	BER
Non-attack	1.0000	0.0000	1.0000	0.0000	1.0000	0.0000	1.0000	0.0000
Brighten(+10)	0.9968	0.0020	0.9888	0.0068	0.9968	0.0020	0.9795	0.0127
Darken(-10)	0.9968	0.0020	1.0000	0.0000	0.9759	0.0146	0.9728	0.0166
Gaussian filtering( $3 \times 3, \sigma=0.3$ )	0.9984	0.0010	1.0000	0.0000	0.9968	0.0020	0.9827	0.0107
Gaussian filtering( $3 \times 3, \sigma=0.5$ )	0.9698	0.0186	0.9952	0.0029	0.9758	0.0146	0.9698	0.0186
Gaussian filtering( $3 \times 3, \sigma=1$ )	0.8719	0.0742	0.9237	0.0449	0.8922	0.0625	0.9198	0.0479
Average filtering ( $1 \times 1$ )	0.9984	0.0009	1.0000	0.0000	0.9968	0.0020	0.9827	0.0107
Average filtering ( $3 \times 3$ )	0.8213	0.1006	0.8616	0.0801	0.8407	0.0898	0.8763	0.0723
Average filtering ( $5 \times 5$ )	0.7176	0.2207	0.6495	0.1895	0.5680	0.2090	0.5975	0.2021
Median filtering ( $1 \times 1$ )	0.9984	0.0010	1.0000	0.0000	0.9968	0.0020	0.9827	0.0107
Median filtering ( $3 \times 3$ )	0.9277	0.0430	0.9054	0.0566	0.9306	0.0410	0.9217	0.0469
Median filtering( $5 \times 5$ )	0.6364	0.1846	0.6808	0.1768	0.6514	0.1768	0.6530	0.1797
Gaussian noise(0.001)	0.9208	0.0498	0.9936	0.0039	0.9385	0.0381	0.9436	0.0352
Gaussian noise(0.005)	0.8272	0.1074	0.9425	0.0352	0.8353	0.1025	0.8649	0.0840
Gaussian noise(0.01)	0.7647	0.1455	0.8821	0.0713	0.7886	0.1299	0.8165	0.1133
Salt and pepper noise (0.01)	0.8562	0.0879	0.9696	0.0186	0.9010	0.0605	0.9058	0.0586
Salt and pepper noise (0.03)	0.7403	0.1611	0.8889	0.0674	0.8013	0.1221	0.8266	0.1113
Histogram equalization	0.9920	0.0049	0.9857	0.0088	0.9711	0.0176	0.9714	0.0176
Cropping( $1/16$ )	0.9773	0.0137	0.9789	0.0127	0.0146	0.0039	0.9913	0.0940
Cropping( $1/4$ )	0.9111	0.0518	0.9111	0.0518	0.9111	0.0518	0.9041	0.0557
Median filtering( $3 \times 3$ )+JPEG70	0.8692	0.0791	0.9696	0.0654	0.8945	0.0615	0.9142	0.0508

图 3-15 中对比了本章算法、文献[37]和文献[41]在抵抗中值滤波、高斯滤波、均值滤波、椒盐噪声、直方图均衡化、混合攻击下的 BER 值。经分析可知，本章算法抵抗滤波攻击的鲁棒性优于文献[37]和文献[41]，但在抵抗噪声攻击中，还需改进。

与文献[38]实验设置相同，对载密图像 *Lena* 进行均值滤波、椒盐噪声、直方图均衡化和高斯噪声的攻击，计算 BER 值。图 3-16 展示了两者的数值对比。观察可知，本课题研究算法在抵抗滤波、噪声等攻击中鲁棒性均优于文献[38]。



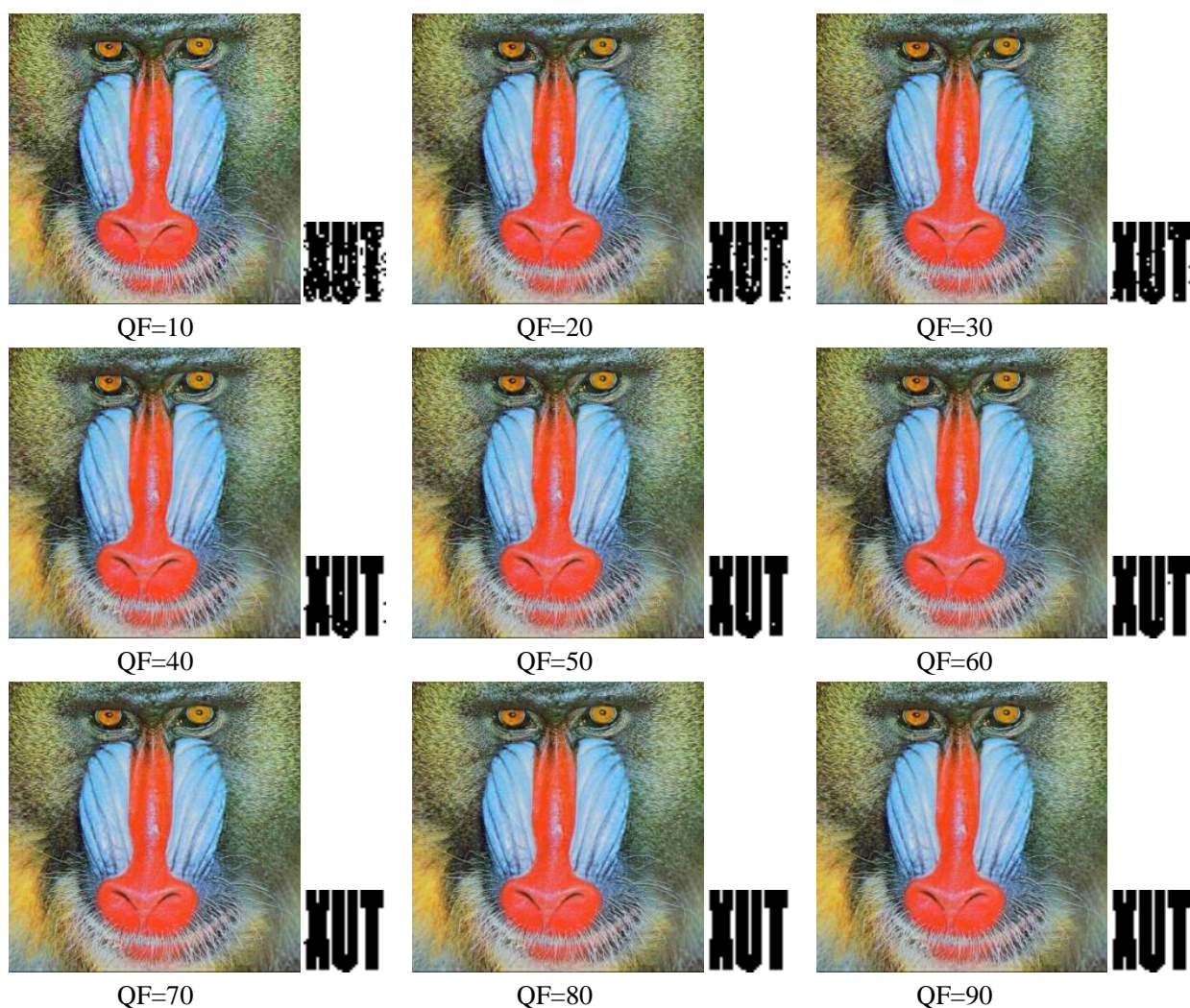


图 3-12 不同 QF 下抵抗 JPEG 压缩的载密图像和提取水印信息

Fig. 3-12 Watermarked images and extracted watermark images against JPEG compression attacks with different QF

表 3-8 Baboon 图抵抗不同 QF 压缩攻击的 BER 值

Table 3-8 BER values of the proposed scheme with others against JPEG compression attack with different QF for 'Baboon' image

QF	30	40	50	70	90
本章算法	0.0195	0.0068	0.0029	0.0009	0
文献[37]	0.147	0.0908	0.0491	0.0095	0

通过对上述图表数据总结可知，所提算法在抵抗 JPEG 压缩攻击、噪声攻击、滤波攻击、直方图均衡化攻击、剪切攻击等方面均体现出了良好的鲁棒性。这是由于本章算法所选取嵌入位置在图像中低频位置，且在 SVD 域具有良好的稳定性，从而保证了水印算法的鲁棒性。



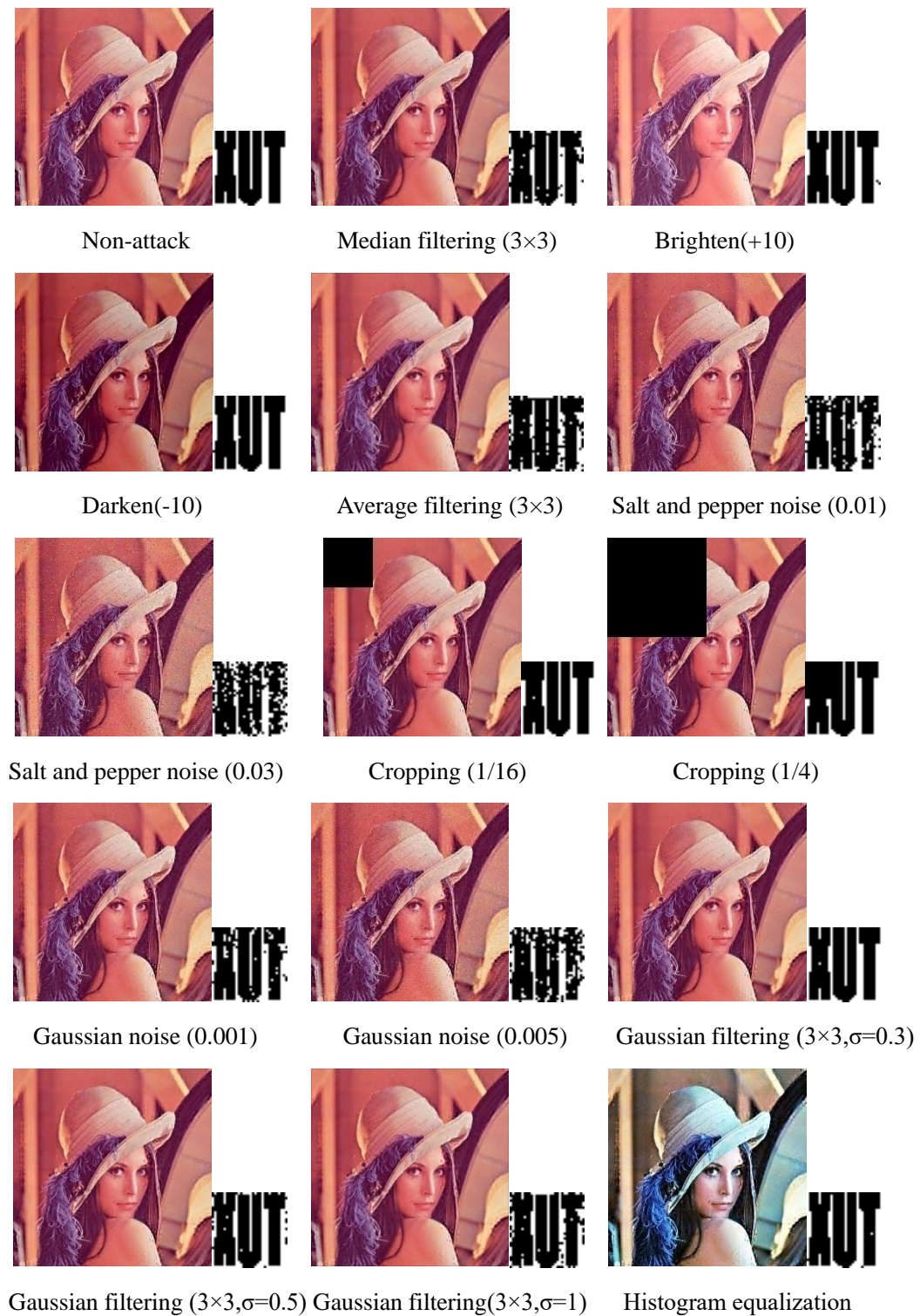


图 3-13 常见攻击下的载密图像和提取水印信息

Fig. 3-13 Watermarked images and extracted watermark images against common signal processing attacks

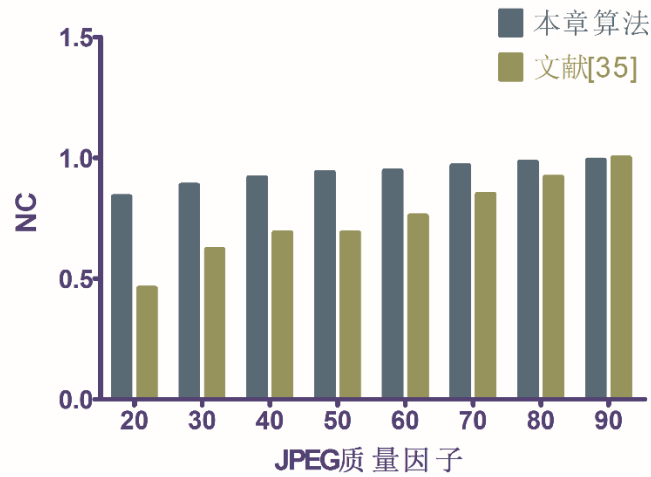


图 3-14 抵抗 JPEG 压缩攻击的 NC 值

Fig. 3-14 NC values against JPEG compression attacks

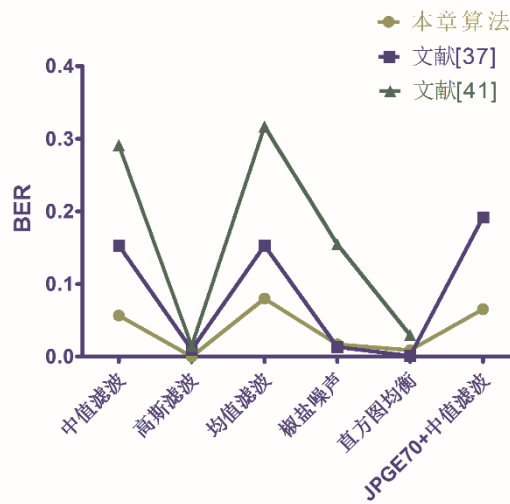


图 3-15 Baboon 图像抵抗常见攻击的 BER 值

Fig. 3-15 BER values against different common attacks for 'Baboon' image

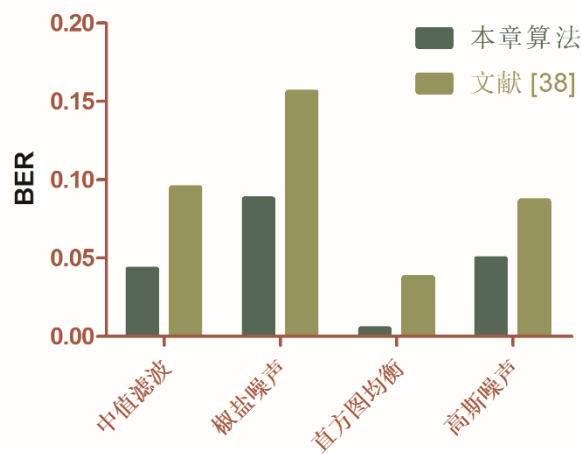


图 3-16 Lena 图像抵抗常见攻击的 BER 值

Fig. 3-16 BER values against different common attacks for 'Lena' image

### 3.5 本章小结

本章提出了一种基于 DWT-DCT-SVD 域的彩色图像鲁棒盲水印算法。在生成水印的预处理中，选择 Arnold 置乱算法对二值水印进行图像置乱，增强了算法的安全性。嵌入过程中，首先对 RGB 载体图像进行彩色空间转化，选择Y分量做为嵌入目标通道；通过 DWT 和 DCT 变换的频域特征，分别选择 LL 子带和中低频系数作为嵌入位置，增强了算法的鲁棒性；分析奇异值的分布规律，设计嵌入规则，调节 $\sigma_2$ 值进行水印信息嵌入，兼顾了算法的不可感知性。与现有的鲁棒盲水印算法进行对比，本章算法不仅具有较好的不可感知性，且鲁棒性较强。



## 4 基于 SVM 和 GA 的彩色图像智能水印算法

本章结合支持向量机的学习和泛化能力、遗传算法的全局搜索能力，提出一种面向彩色图像的智能水印算法，通过仿真实验测试算法的不可感知性和鲁棒性。

### 4.1 引言

第 3 章提出了一种基于混合域的彩色图像鲁棒盲水印算法，该算法能够将二值图像通过调制的方法嵌入彩色图像中，具有良好的不可感知性，但嵌入强度不是最优解。Sahraee. MJ 等人<sup>[55]</sup>提出了一种基于小波系数的版权保护鲁棒盲水印算法，将小波系数分解为子块，计算每个块的前三个最大系数，再根据二值水印图像量化第一个和第二个的系数，嵌入水印信息，该水印算法有很好的不可感知性，在抵抗几何攻击时具有较好的鲁棒性，但在抵抗较强的 JPEG 压缩攻击时，性能较差。Ye Xueyi 等人<sup>[56]</sup>提出了一种基于 DWT-SVD 混合域和 Zernike 矩的鲁棒水印算法，该算法先用一维 DWT 对水印嵌入区域进行处理，将低频 DWT 系数分成不重叠的子块，对每个子块进行 SVD 变换，再对每个块的奇异值矩阵进行修改，最后，在嵌入水印后的图像中选取部分 Zernike 矩进行检测和修正一些可能的几何攻击，该算法在抵抗噪声攻击方面，鲁棒性不强。Ankit Rajpal 等人<sup>[57]</sup>提出了一种使用在线序列极限学习机（Online Sequential Extreme Learning Machine, OS-ELM）的鲁棒盲彩色图像水印技术，OS-ELM 是机器学习算法的一个变种，训练数据是采用结合量化的 DWT 域子带系数得到的，实验结果表明，该算法具有良好的不可感知性，但对普通攻击的鲁棒性弱。

分析以上研究成果，虽然采用了多种变换并引入机器学习等工具，但都无法实现不可感知和鲁棒性之间较好的平衡。鉴于此，结合遗传算法和支持向量机，本文提出一种彩色图像智能水印算法。本算法借助遗传算法的全局寻优和支持向量机的泛化能力，因此具有良好的不可感知性和鲁棒性，而且在二者之间达到了一个较优的均衡。

### 4.2 支持向量机

机器学习是计算机利用已有的数据（经验），得出某种模型（规律），并利用此模型预测未知的一种方法。常见的机器学习算法主要有支持向量机、神经网络（Neural Networks, NN）、决策树（Decision Tree, DT）等。其中支持向量机（Support Vector Machine, SVM）是 Vapnik 等人<sup>[58]</sup>在统计学习理论的基础上提出的一种求解最优化问题的创新性线性分类器。SVM 的基础理论是利用结构风险最小化（Structural Risk Minimization, SRM）代替经验风险最小化（Empirical Risk Minimization, ERM）。它的主要优势为：1、具有泛

化能力，即在有限的样本内，仍能得到决策函数，并保证误差可控；2、引入核函数，即将原始样本空间映射到高维空间，以便解决线性不可分的问题。

### 4.2.1 基本理论知识

作为统计学习理论成果之一的支持向量机，其理论基础是通过构造最优分类超平面来实现结构风险最小化原则。

假设有一组训练样本集 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)$ ,  $x_i \in R^N, y_i \in \{+1, -1\}$ 可以被直线 $(w \cdot x) + b = 0$ 没有错误的分开，如图所示，其中 $w$ 表示 $n$ 维向量， $b$ 表示偏移量， $x_1, x_2$ 为支持向量。

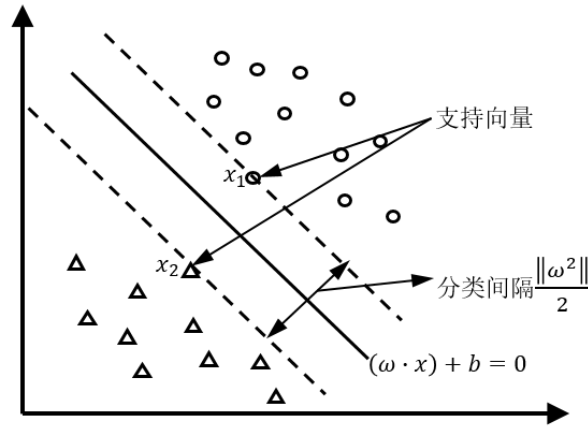


图 4-1 线性可分的二分类问题

Fig. 4-1 Binary classification for linear separable problems

为了确保两类训练样本可以被分开，且要求分类间隔最大，可以通过解决下面的二次优化问题获得

$$\min \phi(w) = \frac{\|w^2\|}{2} \text{ s.t. } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1, \quad (i = 1, 2, \dots, l) \quad (4.1)$$

约束条件为：

$$\sum_{i=1}^l a_i y_i = 0, \quad a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \quad (4.2)$$

确定的决策函数为：

$$f(x) = \sum a_i y_i (x \cdot x_i) + b \quad (4.3)$$

以上所描述的训练样本集是在线性可分的情况下，如果训练样本集线性不可分，支持向量机通过核函数 $K$ ，将原始样本空间映射到高维空间，变成线性可分的情况。其决策函数为：

$$f(x) = \sum a_i y_i K(x \cdot x_i) + b \quad (4.4)$$

常用的核函数 $K$ 有：

线性核函数：  $K(x, y) = x \cdot y$

多项式核函数：  $K(x, y) = (x \cdot y + 1)^d, \quad d = 1, 2, \dots, N$

径向基核函数：  $K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right)$

感知器核函数：  $K(x, y) = \tanh(\beta x \cdot y + b)$

### 4.2.2 SVM 在数字水印技术中的应用

近年来，支持向量机在理论上的日益完善，和其在解决非线性问题、高维等问题上的突出表现，其应用范围越来越广泛，于是很多研究者将 SVM 与数字图像相邻像素具有局部相关性的特征相结合，做出很多算法研究，都取得了不错的效果。在数字水印技术的应用中，主要的方面有：对水印嵌入位置的优化、对嵌入强度的优化和在提取时的优化。李春花等人<sup>[59]</sup>提出了一种基于支持向量机的优化水印嵌入位置的算法。先根据一个密钥  $K$  随机生成伪随机数据来选取水印的嵌入位置，再根据图像之间像素关系通过 SVM 建立分类模型，最后根据模型的输出嵌入水印。孟凡满等人<sup>[60]</sup>提出基于支持向量机的优化嵌入强度水印算法，通过人眼视觉系统的特征，建立载体图像局部区域分类模型，三个局部区域变量明亮度、熵值和方差被选择用来刻画图像局部区域的类型，支持向量机用于学习这三个局部变量与图像局部区域类型之间的关系，模拟人眼视觉系统，实现了图像局部区域的分类，按照人眼敏感程度的不同，自适应地确定水印的嵌入强度。Hong Peng 等人<sup>[61]</sup>提出一种基于 SVM 的多小波变换数字图像水印方法，利用频域特征和图像属性调制嵌入水印，通过多小波变换的系数，训练样本数据，获得模型，进而达到水印提取的目的。

本文利用支持向量机的特征，通过奇异值分解后的特征值和嵌入水印之间的关系建立模型，在提取水印的过程中，用已经建立好的模型，进行水印预测输出。

## 4.3 遗传算法

智能优化是指在满足一定约束条件下，寻找一组参数值，使系统的某些性能指标达到最优。智能优化算法主要包括蚁群算法（Ant Colony Optimization, ACO）、遗传算法、粒子群算法（Particle Swarm Optimization, PSO）等。遗传算法（Genetic Algorithm, GA）是由美国密执安大学教授 Holland 在 20 世纪 60 年代提出的一种种群迭代算法<sup>[62]</sup>。遗传

算法是由 Darwin 的进化论和 Mendel 的遗传学演变出的一种自适应地全局优化概率搜索算法。遗传算法具有以下优势：1、在全局范围内，具有良好的寻优能力，直接对结构对象进行操作，不存在求导和函数连续性的限定。2、处理问题的范围广泛，不限定线性或非线性，离散或连续。3、使用概率机制进行迭代，随机性强。4、算法灵活有效，易于与其他算法结合，可扩展性强。通过遗传算法的特点，与数字水印技术相结合，可在算法全局范围内寻求最优解，得到更好的处理效果。目前，遗传算法在数字水印技术上的应用已成为水印研究人员的研究热点之一。

### 4.3.1 遗传算法基本概念

遗传算法是自然科学与计算机科学结合的产物，它的基本用语主要有：编码、个体、种群、遗传算子、目标函数<sup>[63]</sup>。

编码：遗传算法中无法直接处理实际应用中的解参数，需选择相应编码方式，对其按照一定的结构进行转换组成染色体。常用的编码方式主要有：二进制编码、浮点数编码。二进制编码是 GA 中常用的一种编码方式，主要由符号集 0 和 1 组成，二进制位串长度和所求问题的精度有关系。浮点数编码是将一个问题空间解在遗传空间中使用特定界限内的浮点数表示，编码长度等于其决策变量数目。

个体：即生物学科中的染色体。通过对个体进行适应度值的计算，选择最优个体。

种群：由个体组成的矩阵或者数组。初始种群的个体是随机的，在当前种群中选择适应度高的个体成为父辈，产生的下一代个体称为子辈。

目标函数：遗传算法将染色体编码空间替换实际需优化的值空间，通过对个体适应度评价，模拟适者生存的自然特质。因此目标函数值就构成了个体的生存环境。一般来说，优秀的染色体具有较高的目标函数值，即有较高的适应评价，有较强的遗传性。作为群体中个体生存的唯一确定性标准，设计较优的目标函数可以高效的决定种群的遗传进化。

遗传算子：选择算子、交叉算子、变异算子。

选择算子：在自然科学中选择适应自然条件的染色体，在遗传算法中，选择适应度值较高的个体，进行操作，保证整个群体中的适应度值接近最优。一般的选择操作有：轮盘赌选择、随机竞争选择、最佳保留选择等。轮盘赌方法是最常用的一种选择方法，将整个种群看作一个圆盘，每个个体对应一个扇形区域，扇形区域的角度和个体与通过目标函数计算得出的适应度值成正比，即适应度值越大，扇形角度越大，被选择的概率也越大。随机转动圆盘，指针停留的扇形区域所对应的个体为选中个体。随机竞争方法是在轮盘赌的基础上，随机选择两个个体，这两个个体相互竞争，适应度值较高的留下继续进行随机竞争，直到选满为止。最佳保留方法也是基于轮盘赌的方法，将当前种群中适应度值最高的保留下来，完整的留到下一个种群中。选择算子的确定，关系着遗传算法的计算结果。



交叉算子：在自然科学中，存在着染色体进行交叉，得到新的基因组合的现象，在遗传算法中存在着交叉算子，产生新的个体，这也是遗传算法优于其他算法的特征之一。交叉算子的确定，影响着算法的最终性能。常用的交叉算子有单点交叉、两点交叉、均匀交叉等。单点交叉是任意选择交叉位置，从该点开始，相互交换两条染色体的后半部分，如图 4-2 (a)。两点交叉是在个体位串中设置两个交叉位置，两点之间的基因进行交叉，如图 4-2 (b) 所示。均匀交叉是每两对中个体的单个基因以相同的交叉概率进行交换，如图 4-2 (c) 所示。

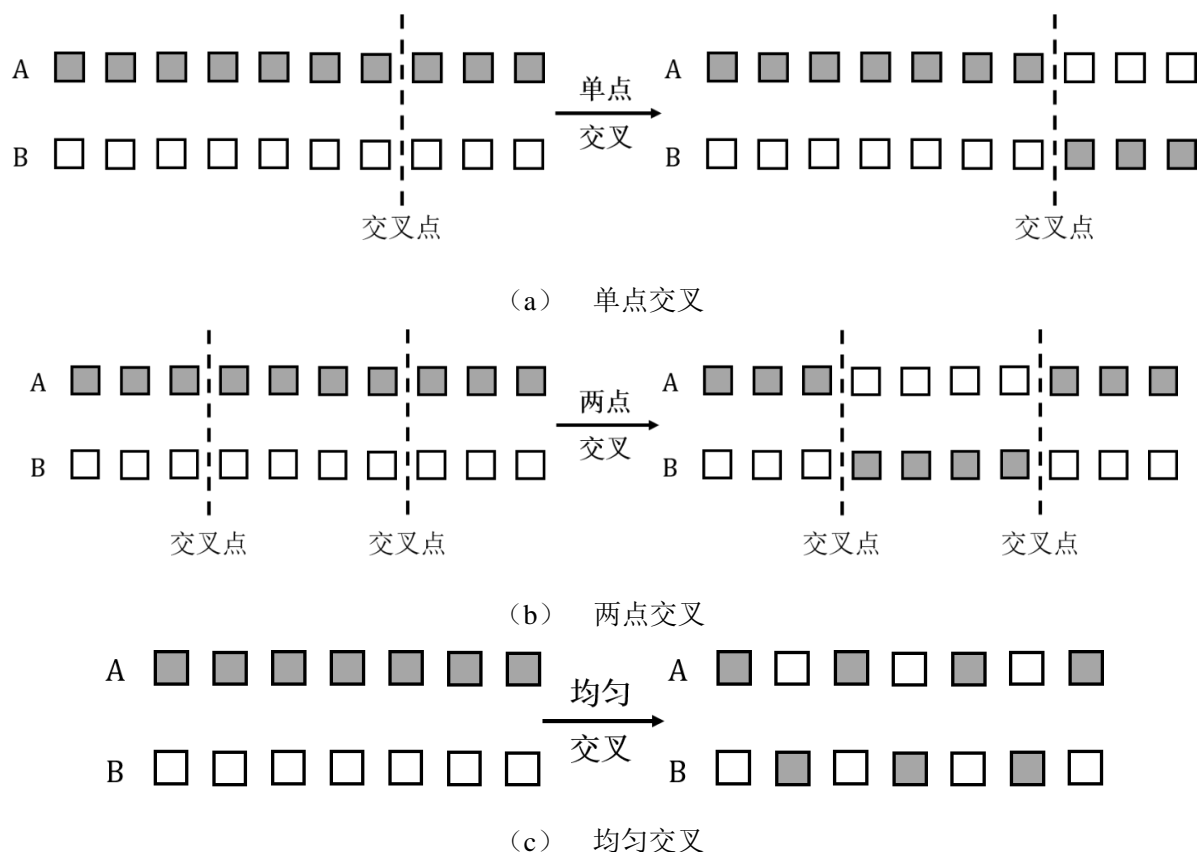


图 4-2 单点交叉、两点交叉和均匀交叉

Fig. 4-2 One-point crossover, Two points crossover and Uniform crossover

变异算子：自然科学中，染色体经过外界干扰，会造成某些基因的某种变异，产生出新的染色体，一定程度上，会产生新的个体，维持了种群的多样性。对算法本身而言，变异算子可以避免一些由选择和交叉因子导致的基因丢失，改善算法的局部搜索能力。常见的变异有：基本位变异、均匀变异、边界变异、非均匀变异等。基本位变异是指染色体位串以指定的变异概率和随机位置在某位或某几位上做变异操作。均匀变异是指变异概率内，用一定范围均匀分布的随机数替换染色体位串中原有的基因。边界变异是指随机选取基因座的两个对应边界基因之一替代原有基因，适用于最优值接近边界的问题。非均匀变异是指将均匀变异中均匀分布的随机数做扰乱处理，以扰乱后的结果作为变异后的基因。

### 4.3.2 遗传算法流程

标准的遗传算法包括六个步骤，如图 4-3 所示。各步骤具体描述如下：

- (1) 确定初始参数，包括种群大小、选择概率、变异概率、迭代次数；
- (2) 编码形成染色体或个体，随机生成初始种群；
- (3) 计算种群中每个染色体的适应度值；
- (4) 根据遗传运算：选择算子、交叉算子、变异算子，产生新种群；
- (5) 判断终止条件。若满足条件，终止，不满足条件重复步骤（3）（4），直到满足终止条件；
- (6) 输出进化过程中所得到具有最大适应度值个体，作为最优解。

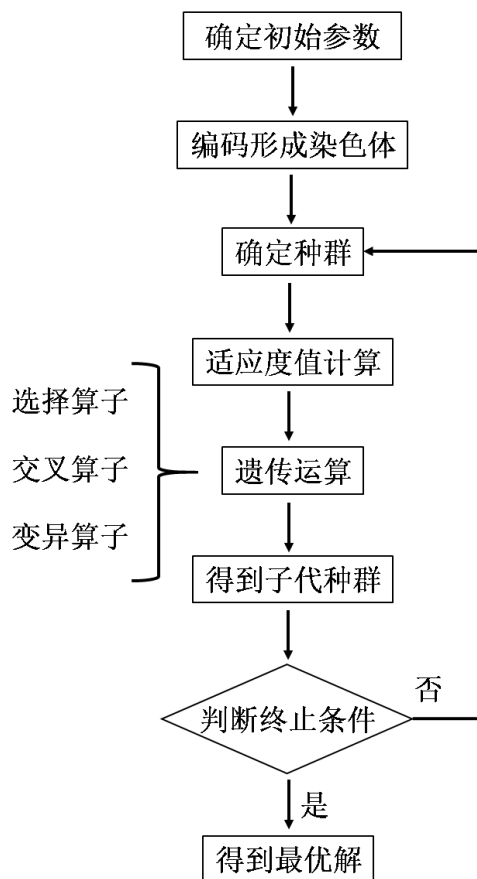


图 4-3 遗传算法流程图

Fig. 4-3 Block diagram of genetic algorithm

### 4.3.3 遗传算法在数字水印技术中的应用

遗传算法具有优秀的隐性并行性和全局搜索特性，而现在的数字水印技术由于鲁棒性和不可感知性相互制约，研究人员将遗传算法引入数字水印技术中，以获得更好的实验

效果。目前遗传算法在数字水印技术中的应用<sup>[64,65]</sup>主要体现在两方面：嵌入强度的选择和嵌入位置的选择，其主要思想是利用不可感知性和鲁棒性构造适应度函数选择最优比重。文献[64]提出了一种基于块的半盲水印技术，利用噪声敏感点和对攻击的容忍度来确定遗传算法的优化过程，从而得到水印的最优嵌入强度。文献[65]提出了一种在变换域基于遗传算法的水印算法，通过优化水印在变换域的嵌入位置，提高算法的不可感知性。

## 4.4 基于支持向量机和遗传算法的彩色图像水印算法

本节主要介绍所提出水印算法的优化流程，主要包括遗传算法寻优过程、SVM 训练过程和提取过程。

### 4.4.1 遗传算法寻优

本小节通过遗传算法的迭代机制，进行嵌入强度优化，图 4-4 展示了遗传算法搜索最优嵌入强度的流程，主要步骤如下：

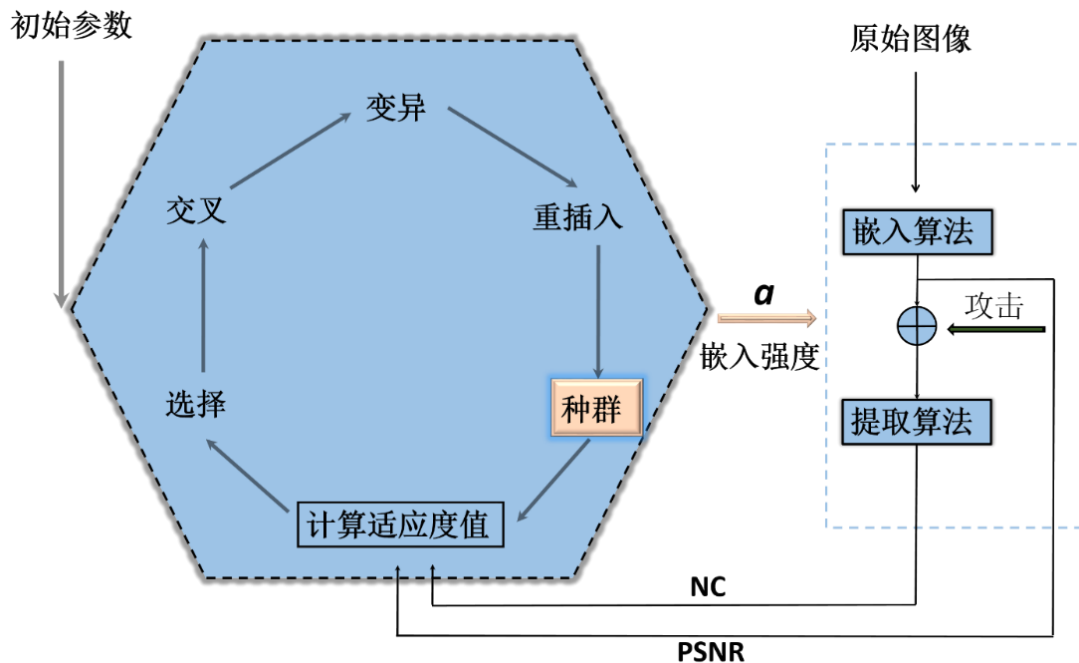


图 4-4 通过遗传算法搜索最优嵌入强度

Fig. 4-4 Search process of optimal embedding strength using GA

(1) 初始参数赋值并生成初始种群。根据经验设置种群大小  $M$  为 50，迭代次数  $T$  为 100，交叉概率  $P_c$  为 0.7，变异概率  $P_m$  为 0.01，如表 4-1 所示。本文编码方式选择二进制编码，编码长度  $L$  为 14。因为所设计最优嵌入强度精确度为小数点后四位，而  $2^{14} > 9999 > 2^{13}$ ，满足设计要求，故编码长度  $L=14$ 。

表 4-1 遗传算法运行参数

Table 4-1 The parameters of genetic algorithm

运行参数	经验值	实验参数
种群大小 $M$	10-100	50
迭代次数 $T$	20-500	100
交叉概率 $P_c$	0.4-0.99	0.7
变异概率 $P_m$	0.0001-0.1	0.01

(2) 目标函数。目标函数应充分反应种群中染色体的优劣性。本文算法利用 GA 搜索全局最优的特性，在嵌入过程中计算最优嵌入强度，从而实现不可感知性和鲁棒性之间的平衡。其中，不可感知性采用 PSNR 值体现，鲁棒性采用 NC 值展示，具体设计如下：

$$fitness = PSNR + \lambda \cdot \left( \sum_i^4 NC_i \right) / 4 \quad (4.5)$$

公式 (4.5) 中  $\lambda$  为权值因子。根据表 3-4、表 3-6 和表 3-7 中的 PSNR 值和 NC 值可知，PSNR 值在 40dB 左右，而 NC 值范围在 [0,1] 之间，为了权衡二者在目标函数中所占比重，NC 值需要乘以权值因子  $\lambda$ 。

(3) 计算适应度值。适应度值用来决定种群中染色体遗传概率。群体中，每个染色体对应水印嵌入过程中的一个嵌入强度的  $a$ ，将所对应的嵌入强度代入水印嵌入过程中，分别获得 PSNR 值和 NC 均值，计算该染色体的目标函数值；对种群中所有染色体计算目标函数值，生成  $1 \times 50$  的目标函数值矩阵；目标函数值矩阵根据大小映射计算适应度值。

(4) 遗传运算。根据步骤 (3) 中的适应度值，依次利用轮盘赌方法、两点交叉 ( $P_c$ ) 和基本位变异 ( $P_m$ ) 作遗传运算，得到子代种群。

(5) 当迭代次数  $T \leq 100$  时，重复步骤 (3) - (4)；当  $T > 100$  时，迭代终止，得到最优解，即最优嵌入强度。

#### 4.4.2 SVM 训练过程

训练样本空间的组成包括未受攻击的载密图像  $I'$  和受到亮度调节、均值滤波 ( $3 \times 3$ )、中值滤波 ( $3 \times 3$ )、高斯噪声 (0.001)、直方图均衡化和 QF=80 的 JPEG 压缩攻击的载密图像，分别记做  $I'_{LightIn}$ 、 $I'_{Averfilter}$ 、 $I'_{Medfilter}$ 、 $I'_{Noise}$ 、 $I'_{Hist}$ 、 $I'_{JPEG80}$ 。在 SVM 训练中参数选择 LIBSVM 工具箱默认参数，其中惩罚因子  $c = 1.2$ ， $g = 2.8$ 。SVM 训练水印检测模型流程图如 4-5 所示，各步骤具体描述如下：

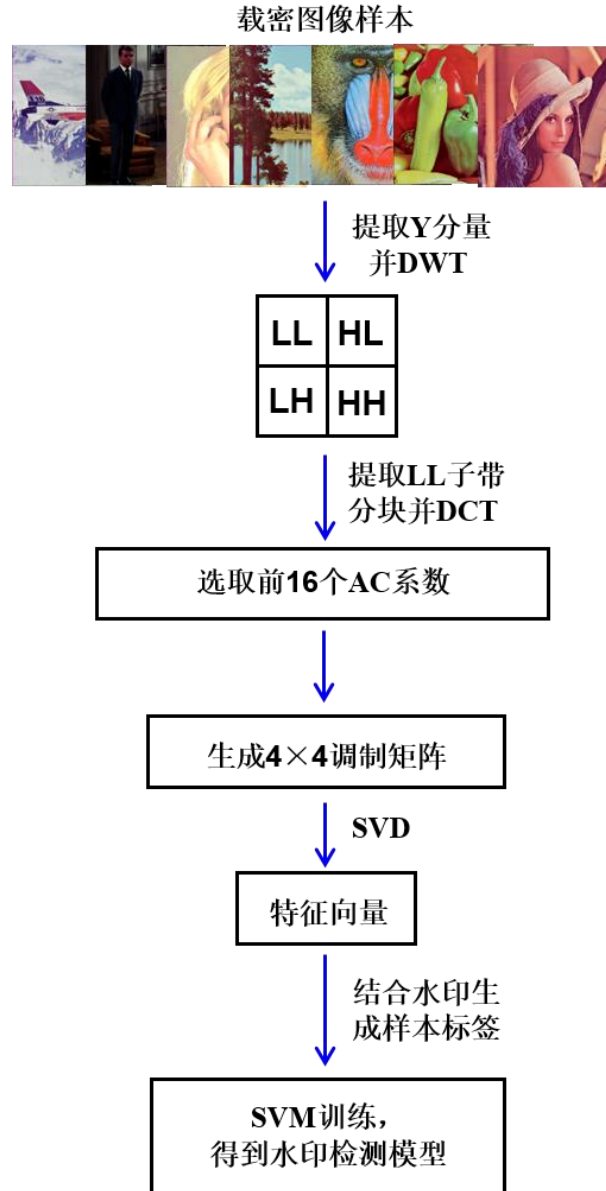


图 4-5 SVM 训练流程图

Fig. 4-5 The diagram of training using SVM

(1) 分别进行颜色空间转换, 获取Y分量, 做 DWT 变换, 得到 7 组不同的LL子带, 记为 $LL'$ 、 $LL'_{LightIn}$ 、 $LL'_{Averfilter}$ 、 $LL'_{Medfilter}$ 、 $LL'_{Noise}$ 、 $LL'_{Hist}$ 、 $LL'_{JPEG80}$ ;

(2) 将 7 组子带划分为  $8 \times 8$  大小非重叠子块, 做 DCT 变换, 得到 7 组系数矩阵, 进行“Z”形扫描, 转换成一维数列, 提取前 16 个 AC 系数, 生成大小为  $4 \times 4$  的调制矩阵 $A'$ 、 $A'_{LightIn}$ 、 $A'_{Averfilter}$ 、 $A'_{Medfilter}$ 、 $A'_{Noise}$ 、 $A'_{Hist}$ 、 $A'_{JPEG80}$ ;

(3) 对所得矩阵进行 SVD 变换, 得到 7 组对角矩阵, 并根据对角矩阵分别构造特征向量 $F'_{ij} = \{F', F'_{LightIn}, F'_{Averfilter}, F'_{Medfilter}, F'_{Noise}, F'_{Hist}, F'_{JPEG80}\}$ , 共得到  $7168 = 7 \times 32 \times 32$  个训练样本;

(4) 根据水印信息的不同, 构造相应的标签, 如公式 (4.6) 所示;

$$Label_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } W_{ij} = 1 \\ 2, & \text{if } W_{ij} = 0 \end{cases} \quad (4.6)$$

(5) 由 7168 个 4 维样本及对应标签训练获得检测模型  $\Psi_{ij}^k = \{F'_{ij}, Label_{ij}\}$ , 其中  $k = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$ ,  $i \leq N, j \leq N$ 。

#### 4.4.3 提取过程

通过训练的分类模型提取水印信息, 提取流程如图 4-6, 具体步骤描述如下:

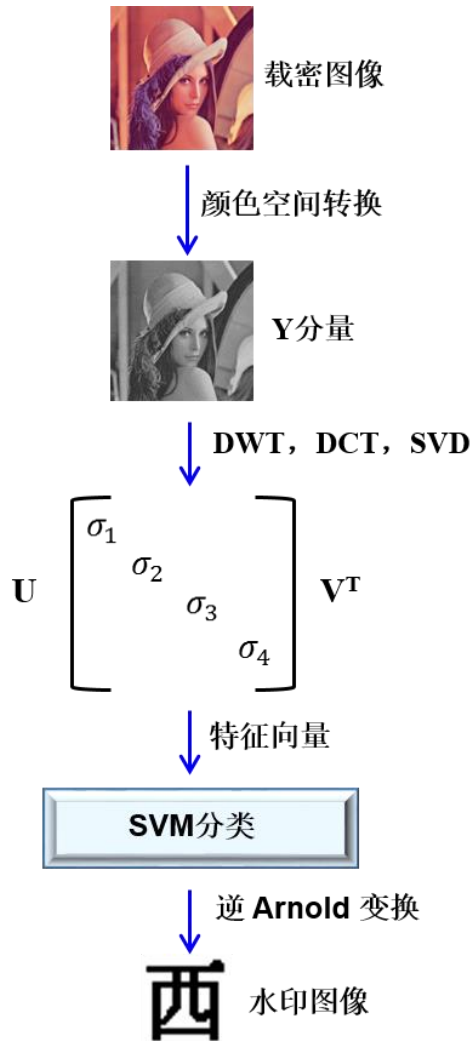


图 4-6 通过 SVM 提取水印流程图

Fig. 4-6 The diagram of watermark extraction based on the SVM

- (1) 对所提取水印的图像  $I'_{Attack}$  进行颜色空间转换, 获得 Y 分量, 进行 DWT 变换, 获得  $LL'_{Attack}$  子带;
- (2) 将  $LL'_{Attack}$  子带划分  $8 \times 8$  大小非重叠子块, 做 DCT 变换, 得到系数矩阵, 进行

“Z”形扫描，转换成一维数列，提取前 16 个 AC 系数，生成大小为  $4 \times 4$  的调制矩阵  $A'_{Attack}$ ；

(3) 对所得矩阵进行 SVD 变换，得到对角矩阵  $S'_{Attack}$ ，并根据对角矩阵构造特征向量  $F'_{Attack,ij} = (\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4)$ ；

(4) 根据分类模型  $\Psi_{ij}^k$  提取水印，如公式 (4.7) 所示：

$$W'_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } Label'_{ij} = 1 \\ 0, & \text{if } Label'_{ij} = 2 \end{cases} \quad (4.7)$$

## 4.5 实验结果及分析

本章实验选择 10 幅彩色载体图像（参见图 3-10）和 4 幅二值水印图像（参见图 3-11）进行测试。遗传算法采用谢菲尔德 Sheffield 大学的软件包 GATBX（Genetic Arithmetic Toolbox）<sup>[66]</sup>。支持向量机采用台湾大学林智仁(Lin Chih-Jen)教授等开发设计的软件包——LIBSVM<sup>[67]</sup>。该工具箱对 SVM 中所涉及的参数调节较少，而且提供了很多默认参数，使用简单方便。

### 4.5.1 面向遗传算法的实验结果分析

表 4-2 展示了不同权衡因子、不同攻击和不同图片下遗传算法优化后的嵌入强度以及目标函数值。根据经验和表 4-2 中的实验数据，目标函数中  $\lambda = 42$ ，攻击类型为高斯噪声 0.03、中值滤波  $3 \times 3$ 、均值滤波  $5 \times 5$ 、QF=50 的 JPEG 压缩攻击。

表 4-2 遗传算法实验数据

Table 4-2 Experimental data of genetic algorithm

目标函数	嵌入强度	目标函数值	载体图像	攻击
PSNR+36*(NCgus+NCave+NCcrop+NCmed3)/4	0.6837	65.3235	Peppers	
PSNR+36*(NCgus+NCave+NCcrop+NCmed3)/4	0.6989	68.2368	Tiffany	
PSNR+36*(NCgus+NCave+NCcrop+NCmed3)/4	0.5535	66.9927	Airplane	Gaussain noise (0.001), Average
PSNR+38*(NCgus+NCave+NCcrop+NCmed3)/4	0.7109	67.8934	Peppers	filtering ( $3 \times 3$ ),
PSNR+38*(NCgus+NCave+NCcrop+NCmed3)/4	0.7289	70.3464	Tiffany	QF=80, Median
PSNR+38*(NCgus+NCave+NCcrop+NCmed3)/4	0.5746	68.6743	Airplane	filtering( $3 \times 3$ )
PSNR+40*(NCgus+NCave+NCcrop+NCmed3)/4	0.7363	68.9786	Peppers	

续表 4-2

目标函数	嵌入 强度	目标函 数值	载体 图像	攻击
$PSNR+40*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7438	72.0908	Tiffany	Gaussain noise (0.001),Average filtering ( $3 \times 3$ ), QF=80,Median filtering( $3 \times 3$ )
$PSNR+40*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.5978	69.0072	Airplane	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7501	70.0051	Peppers	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7712	73.2874	Tiffany	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.6161	70.5434	Airplane	
$PSNR+44*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7793	72.0038	Peppers	
$PSNR+44*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.8001	76.2386	Tiffany	
$PSNR+44*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.6347	72.7632	Airplane	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.6966	65.0975	Lena	Gaussain noise (0.001), Average filtering ( $3 \times 3$ ), QF=80,Median filtering( $3 \times 3$ )
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.6299	69.8986	Baboon	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.6854	67.9872	Livingroom	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7192	66.8768	Lena	Gaussain noise (0.003),Average filtering ( $3 \times 3$ ), QF=80, Median filtering( $3 \times 3$ )
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.6592	72.0098	Baboon	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7027	70.6287	Livingroom	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7328	68.6775	Lena	Gaussain noise (0.003),Average filtering ( $5 \times 5$ ), QF=80, Median filtering( $3 \times 3$ )
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.6686	73.7878	Baboon	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7382	72.6867	Livingroom	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7610	70.1568	Lena	Gaussain noise (0.003),Average filtering ( $5 \times 5$ ), QF=50, Median filtering( $3 \times 3$ )
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.6951	75.6045	Baboon	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7654	74.0554	Livingroom	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7836	72.7667	Lena	Gaussain noise (0.003),Average filtering ( $5 \times 5$ ), QF=50,Median filtering( $5 \times 5$ )
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7192	78.7257	Baboon	
$PSNR+42*(NC_{gus}+NC_{cave}+NC_{crop}+NC_{med3})/4$	0.7856	76.6576	Livingroom	



图 4-7 展示了 *Lena*、*Tiffany*、*Airplane*、*Livingroom* 等 4 幅图像迭代 100 次目标函数的变化情况，从图中可看出，50 代之后，目标函数值收敛稳定。通过大量实验以及数据整理，本文最终得出不同图片的最优嵌入强度。表 4-3 展示了不同载体图像的最优嵌入强度和当前嵌入强度下的目标函数值。表 4-4 列出了使用最优嵌入强度嵌入水印信息后的不可感知性，采用结构相似度 *SSIM* 值衡量。根据表 4-3 中的数据可知，在进行优化算法后，载密图像和载体图像之间的 *SSIM* 值仍都在 0.9940 以上，足以说明，本章算法具有很好的不可感知性。

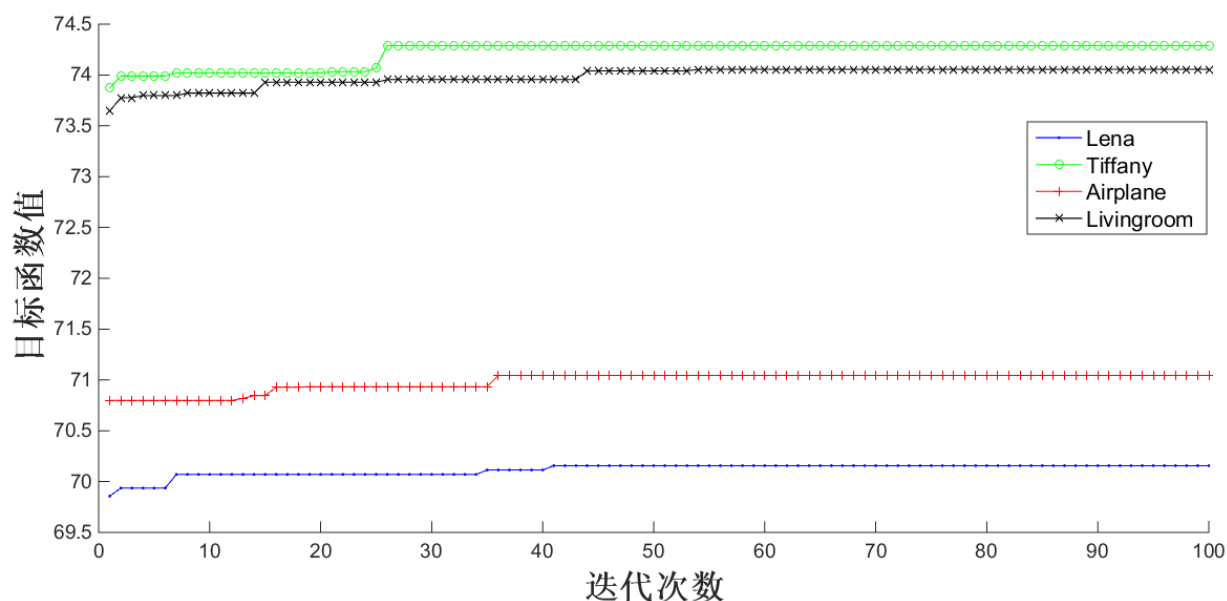


图 4-7 遗传算法迭代运行结果

Fig. 4-7 Performance results of genetic algorithm iteration

表 4-3 最优嵌入强度和目标函数值

Table 4-3 The optimal embedding strength and values of objective function

载体图像	Lena	Boat	Baboon	Fruits	Peppers
最优嵌入强度	0.7610	0.7062	0.6951	0.7974	0.7801
目标函数值	70.1568	72.2905	75.6045	71.9844	70.5451
载体图像	Tiffany	Airplane	Livingroom	Splash	Tree
最优嵌入强度	0.8012	0.6561	0.7654	0.8458	0.6749
目标函数值	74.2874	71.0444	74.0554	70.1364	68.6327

表 4-4 不可感知性分析数据表 (SSIM)

Table 4-4 Analysis data of imperceptibility (SSIM)

二值水印	Lena	Boat	Baboon	Fruits	Peppers	Tiffany	Airplane	Livingroom
字符	0.9969	0.998	0.9985	0.9979	0.997	0.9969	0.9977	0.9973
文字	0.9949	0.9967	0.9977	0.997	0.9949	0.9951	0.996	0.9954
商标	0.9952	0.9969	0.9979	0.9968	0.9946	0.9951	0.9965	0.9955
数字	0.9959	0.9975	0.9939	0.9972	0.9954	0.9954	0.9968	0.996

#### 4.5.2 面向支持向量机的实验结果分析

对于所提水印算法, 本小节通过遗传算法得到最优嵌入强度嵌入水印信息, 用 SVM 训练模型的方法进行水印信息提取。本章算法所采用的攻击在第 3 章的基础上, 丰富了攻击参数, 总数达到 33 种。载密图像和所提水印信息部分展示如图 4-8 所示, 表 4-5 列出了以 *Lena* 图为载体图像, 字符为二值水印图像时的实验结果。图 4-8 可以看出, 在对不同图片的不同攻击下, 本课题研究算法能够很好的提出水印信息, 并且与原始水印信息相似度非常高。表 4-5 中数据分别从原始水印信息和提取水印信息之间的 NC 值、BER 值和提取准确率三种客观评价标准上展示了算法抵抗多种攻击的能力。因此, 本章算法无论是从人眼感知方面还是客观评价方面, 都具有较强的鲁棒性。

表 4-5 *Lena* 图抵抗不同攻击的实验结果

Table 4-5 Experimental results against different attacks for 'Lena' image

攻击类型	NC	BER	准确率
Non-attack	1.0000	0.0000	100% (1024/1024)
Brighten(+10)	1.0000	0.0000	100% (1024/1024)
Darken(-10)	0.9984	0.0010	99.9023% (1023/1024)
Gaussain filtering( $3 \times 3, \sigma = 0.3$ )	1.0000	0.0000	100% (1024/1024)
Gaussain filtering( $3 \times 3, \sigma = 0.5$ )	0.9549	0.0273	97.2656% (996/1024)
Gaussain filtering( $3 \times 3, \sigma = 1$ )	0.9265	0.0449	95.5078% (978/1024)
Average filtering ( $3 \times 3$ )	0.9103	0.0547	94.5313% (968/1024)
Average filtering ( $5 \times 5$ )	0.7753	0.1348	86.5234% (886/1024)
Median filtering( $3 \times 3$ )	0.9709	0.0176	98.2422% (1006/1024)

续表 4-5

攻击类型	NC	BER	准确率
Median filtering( $4 \times 4$ )	0.8410	0.0957	90.4297% (926/1024)
Median filtering( $5 \times 5$ )	0.8159	0.1084	89.1602% (913/1024)
Gaussain noise(0.001)	0.9362	0.0427	94.7266% (970/1024)
Gaussain noise(0.002)	0.8871	0.0628	93.1227% (954/1024)
Gaussain noise(0.003)	0.8685	0.0896	91.0391% (932/1024)
Gaussain noise(0.005)	0.8323	0.9990	90.0117% (822/1024)
Gaussain noise(0.01)	0.7759	0.1342	86.5734% (887/1024)
Salt and pepper noise(0.001)	0.9731	0.0156	98.3398% (1007/1024)
Salt and pepper noise(0.002)	0.9504	0.0303	96.9727% (993/1024)
Salt and pepper noise(0.003)	0.9339	0.0430	94.3984% (967/1024)
Salt and pepper noise(0.005)	0.9009	0.0635	93.6523% (959/1024)
Salt and pepper noise(0.01)	0.8555	0.0918	90.8203% (930/1024)
Salt and pepper noise(0.03)	0.7600	0.1641	83.5938% (856/1024)
Histogram equalization	0.9920	0.0049	99.5117% (1019/1024)
Cropping(1/16)	0.9789	0.0127	98.7305% (1011/1024)
Cropping(1/4)	0.9111	0.0518	94.8242% (971/1024)
QF =10	0.7466	0.1426	85.7422% (878/1024)
QF =20	0.8453	0.0918	90.8203% (930/1024)
QF =30	0.8812	0.0732	92.6758% (949/1024)
QF =40	0.9190	0.0508	94.9219% (972/1024)
QF =50	0.9465	0.0332	96.6797% (990/1024)
QF =60	0.9598	0.0244	97.5586% (999/1024)
QF =70	0.9774	0.0137	98.6328% (1010/1024)
QF =80	0.9857	0.0088	99.1211% (1015/1024)
QF =90	0.9936	0.0039	99.6094% (1020/1024)

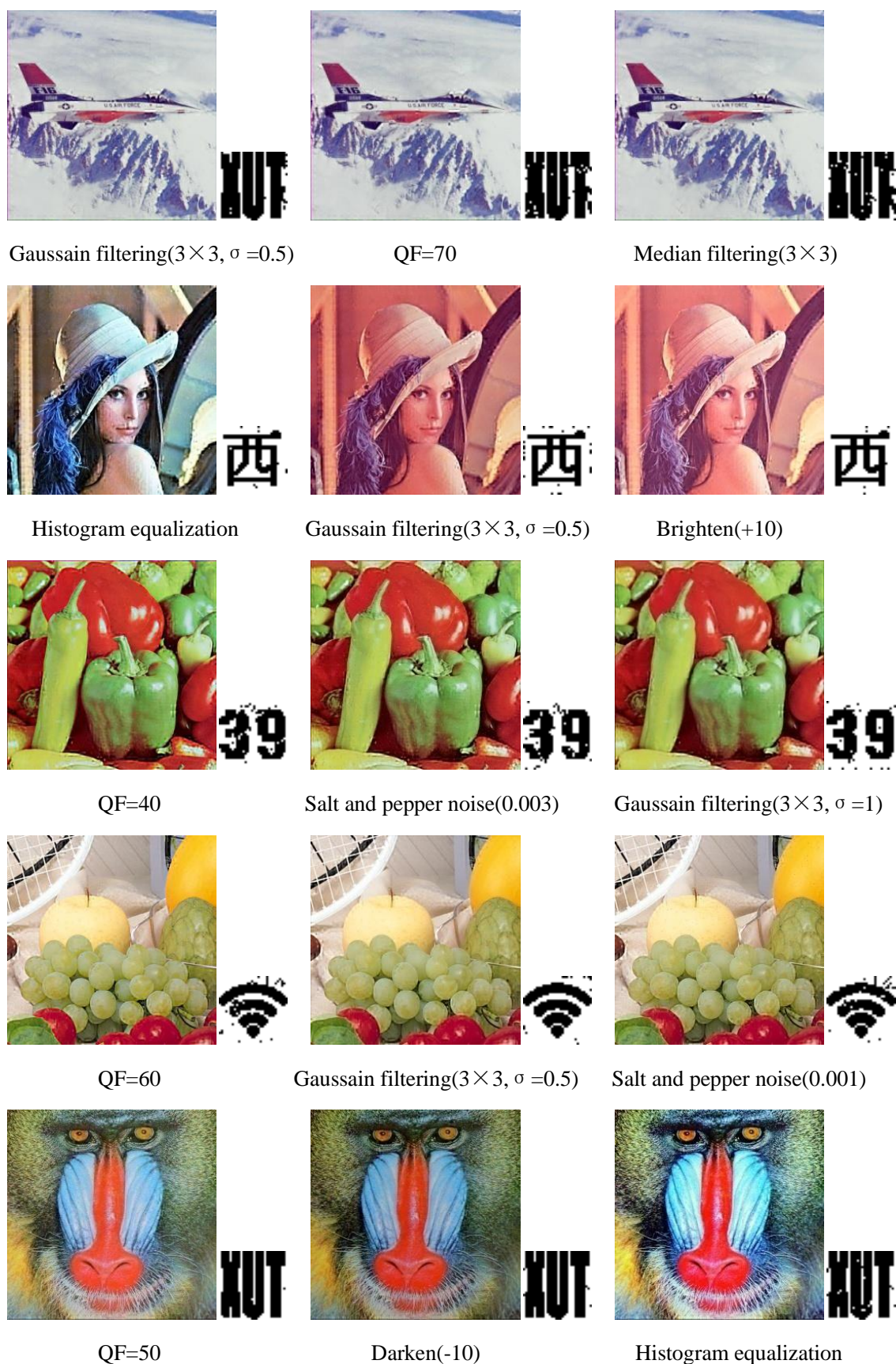
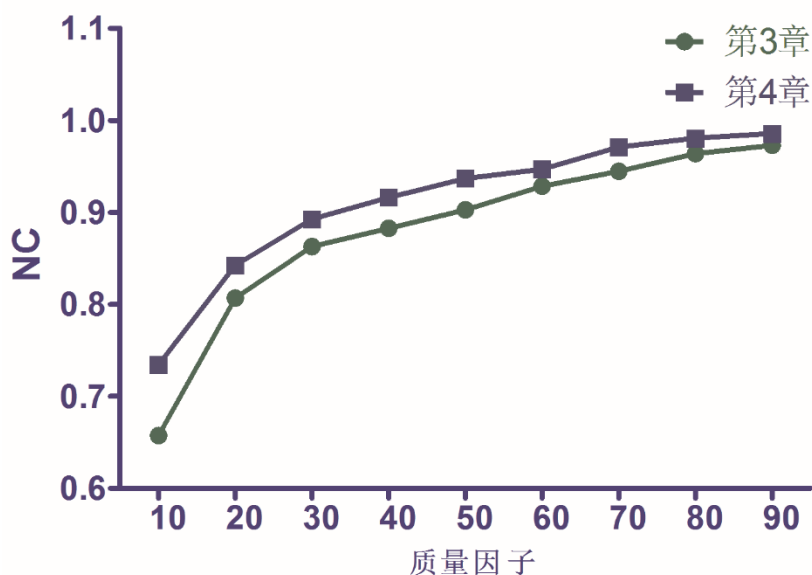


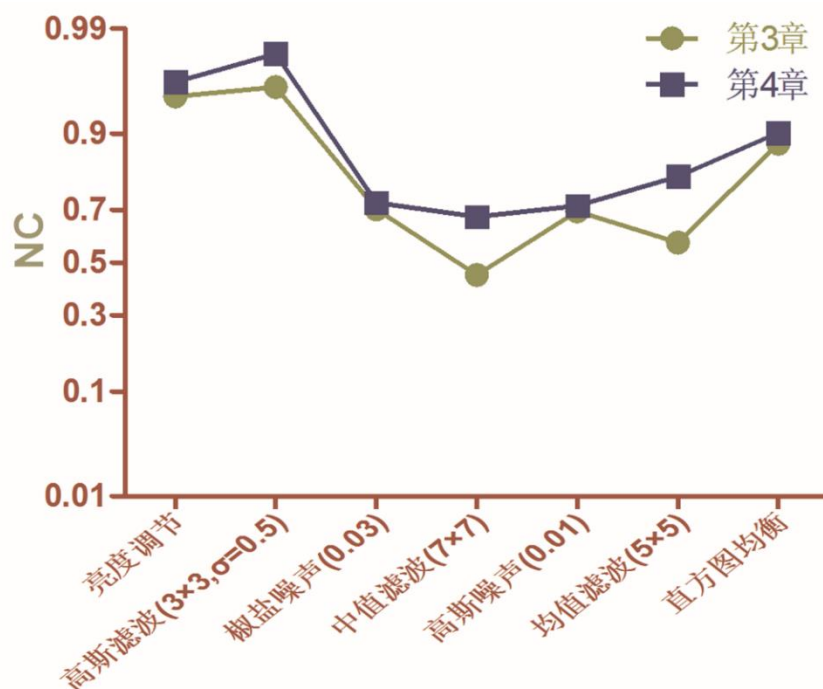
图 4-8 常见攻击下的载密图像和提取水印信息

Fig. 4-8 Watermarked image and extracted watermarking information against common attacks

图 4-9 显示了本章算法与第 3 章算法实验对比结果。通过使用 4 幅载体图像 *Fruits*, *Pepper*, *Tiffany* 和 *Splash* 作对比, 当均值滤波攻击为  $5 \times 5$  时, *Splash* 中的 NC 值从 0.6419 增强到 0.8716, 相差 0.2297, BER 从 0.1826 下降到 0.0752, 相差 0.1074。可以看出, 本章算法对各种攻击均具有较强的鲁棒性。



(a) JPEG 压缩攻击



(b) 其他攻击

图 4-9 本章算法和第 3 章算法的比较

Fig. 4-9 Comparison results between the proposed algorithm and the algorithm in the third chapter.

为了更全面的评估本章所提出算法的鲁棒性，分别从 JPEG 压缩、噪声攻击、滤波攻击等方面对本章算法和文献[35]、文献[41]、文献[55]、文献[56]和文献[57]等的文献进行对比。

### (1) JPEG 压缩攻击

表 4-6 列出了所提算法与文献[35]和文献[55]的比较结果。在表中，可以很直观的看出在质量因子低至 20 时，本章算法仍能正确的提取出水印信息，且 NC 值高达 0.8453，而文献[35]的 NC 值只有 0.46，当 NC 值小于 0.5 时，所提水印信息是无效、无语义的。在对 *Airplane* 进行对比实验中，本章算法在各项质量因子下的 NC 值均优于文献[55]的 NC 值。以上数据表明，本课题研究研究算法在抵抗 JPEG 攻击时，具有良好的鲁棒性。

表 4-6 多种方法抵抗不同 QF 下 JPEG 压缩攻击的 NC 值

Table 4-6 NC values of different methods against JPEG compression attack with different QF

质量因子	Lena		Pepper		Airplane	
	本章算法	文献[35]	本章算法	文献[35]	本章算法	文献[55]
QF=10	0.7466	-	0.7965	-	0.6522	0.61
QF=20	0.8453	0.46	0.8844	0.50	0.7639	0.66
QF=30	0.8812	0.62	0.9194	0.58	0.8144	-
QF=40	0.9190	0.69	0.9392	0.67	0.8401	-
QF=50	0.9465	0.69	0.9584	0.75	0.8457	0.76
QF=60	0.9598	0.76	0.9565	0.75	0.8885	-
QF=70	0.9774	0.85	0.9857	0.83	0.9160	-
QF=80	0.9857	0.92	0.9936	0.92	0.9256	0.84
QF=90	0.9936	1	0.9968	1	0.9927	0.95

表 4-7 中展示了以 *Lena*, *Baboon*, *Airplane* 为载体图像，质量因子 QF=50,90 时，本章算法与文献[57]的 NC 值和 BER 值。从表 4-7 可知，在质量因子不同的情况下，本章算法抵抗 JPEG 压缩的能力远远强于文献[57]的算法。

### (2) 噪声攻击

表 4-8 中列举了对 *Lena* 图分别进行高斯噪声和椒盐噪声攻击的提取水印 NC 值。由表可以看出本章算法在椒盐噪声 0.001、0.002 和 0.003 的参数下，均优于文献[56]的结果。在高斯噪声参数为 0.002 和 0.003 的攻击下，NC 值远高于文献[56]的实验数据，仅在高斯噪声 0.001 的情况下，略低于文献[56]的 NC 值。

表 4-7 本章算法和文献[57]抵抗不同 QF 下 JPEG 压缩攻击的 NC 值和 BER 值

Table 4-7 NC and BER values of the proposed method and [57] against JPEG compression attack with different QF

质量因子		Lena		Baboon		Airplane	
		本章算法	文献[57]	本章算法	文献[57]	本章算法	文献[57]
QF=50	NC	0.9465	0.2916	0.9952	0.3483	0.8457	0.3286
	BER	0.0332	0.3564	0.0029	0.3262	0.0938	0.3301
QF=90	NC	0.9936	0.8988	0.9920	0.8903	0.9219	0.8673
	BER	0.0039	0.0596	0.0049	0.0645	0.0459	0.0762

表 4-8 本章算法和文献[56]抵抗噪声攻击的 NC 值

Table 4-8 NC values of the proposed method and [56] against noise attacks

攻击类型		本章算法	文献[56]
高斯噪声	0.001	0.9162	0.9354
	0.002	0.8571	0.7772
	0.003	0.8485	0.5628
椒盐噪声	0.001	0.9731	0.9354
	0.002	0.9504	0.9154
	0.003	0.9339	0.832

表 4-9 展示了不同载体图像下的椒盐噪声攻击比较结果。从表中不同参数下的 NC 值和 BER 值分析可知，本章算法在抵抗椒盐噪声攻击中，优于文献[57]的算法。

表 4-9 本章算法和文献[57]抵抗椒盐噪声的 NC 值和 BER 值

Table 4-9 NC and BER values of the proposed method and [57] against salt and pepper noise attacks

载体图像		0.001		0.005	
		本章算法	文献[57]	本章算法	文献[57]
Lena	NC	0.9731	0.8938	0.9009	0.745
	BER	0.0166	0.0596	0.0635	0.1318
Baboon	NC	0.9855	0.8881	0.9647	0.7138
	BER	0.0088	0.0674	0.0215	0.1514
Airplane	NC	0.9074	0.9117	0.8314	0.7519
	BER	0.0547	0.0557	0.1074	0.1289

## (3) 滤波攻击

表 4-10 对比了本章算法和文献[41]在两种滤波攻击下的 NC 值。在均值滤波 ( $3 \times 3$ ) 的攻击下, 三幅不同的载体图像 NC 值均大于 0.87, 而文献[41]中的 NC 值都在 0.71 左右。当攻击为高斯滤波时, 本章算法在 *Lena* 和 *Pepper* 图中提取的水印信息的正确率为 100%。以上数据说明在面对多种滤波攻击时, 本章算法能表现出较强的鲁棒性。

表 4-10 本章算法和文献[41]抵抗滤波攻击的 NC 值和 BER 值

Table 4-10 NC and BER values of the proposed method and [41] against filtering attacks

载体图像		Average Filtering( $3 \times 3$ )		Gaussain filtering( $3 \times 3, \sigma = 0.3$ )	
		本章算法	文献[41]	本章算法	文献[41]
Lena	NC	0.9103	0.7162	1.0000	0.9878
	BER	0.0547	0.3171	0.0000	0.0146
Pepper	NC	0.9580	0.7178	1.0000	0.9964
	BER	0.0254	0.3417	0.0000	0.0066
Airplane	NC	0.8763	0.7201	0.9372	0.9832
	BER	0.0742	0.3165	0.0371	0.0225

表 4-11 从三幅载体图像的角度展示了中值滤波和直方图均衡化攻击下的 NC 值和 BER 值, 对比了本章算法和文献[57]的算法。从表格数据可以看出, 在中值滤波的攻击下, 本章算法在参数为 3, 4, 5 时计算得出的 NC 值和 BER 值均优于文献[57]的算法。在直方图均衡化的攻击下, 本章算法能够正确的提取出水印信息, 所得 NC 值均大于文献[57]中的 NC 值。

表 4-11 本章算法和文献[57]抵抗滤波和直方图均衡化攻击的 NC 值

Table 4-11 NC values of the proposed method and [57] against filtering and histogram equalization attacks

攻击类型		Lena		Baboon		Airplane	
		本章算法	文献[57]	本章算法	文献[57]	本章算法	文献[57]
Median filtering	$3 \times 3$	0.9709	0.83	0.8817	0.81	0.9019	0.78
	$4 \times 4$	0.8410	0.77	0.7250	0.68	0.7858	0.7
	$5 \times 5$	0.8159	0.74	0.7111	0.67	0.7559	0.69
	$7 \times 7$	0.6718	0.66	0.5364	0.61	0.6150	0.64
Histogram equalization		0.9920	0.83	0.9729	0.85	0.8517	0.76



以上数据展示了本课题提出算法在抵抗多种攻击时的鲁棒性良好。算法基于混合域嵌入水印，利用遗传算法寻找最优嵌入强度，在奇异值特征明显的情况下，利用 SVM 良好的分类特性，提取水印信息，大大提高了算法的鲁棒性。通过与现有文献的比较，本章算法能够很好的满足现有水印算法对鲁棒性的要求。

## 4.6 本章小结

本章算法改进了上一章算法中嵌入强度不变的弊端，采用遗传算法自适应地寻找最优嵌入强度，结合混合域以及调制规则实现水印嵌入。再利用 SVM 学习分类特性，将二值水印信息的提取问题看作一个二分类问题，经过对大量数据的训练得到水印检测模型，最终实现水印自动提取。通过仿真实验结果和数据分析，本课题研究算法不仅实现了智能化的水印提取过程，且均衡了不可感知性和鲁棒性之间的数值关系。



## 5 总结和展望

本章总结课题研究主要工作，分析存在问题，并对数字水印技术未来的研究方向进行展望。

### 5.1 主要工作总结

随着移动互联网和大数据的发展，越来越多的数字媒体信息面临着版权保护、篡改检测、内容认证等安全问题，也为数字水印技术的发展提出了新的挑战。近些年，在数字水印技术的研究中引入人工智能领域最热如机器学习、智能优化等算法理论，已经成为一种趋势。鉴于此，本课题面向版权保护的鲁棒盲水印技术，研究基于遗传算法和支持向量机的数字图像水印新方法。主要研究工作总结如下：

(1) 通过阅读大量有关数字水印技术的国内外文献，对数字水印技术的现状做了一个客观的阐述，并在数学表达基础上给出数字水印系统的基本概念、框架、性能指标和评价方法等，为下一步进行算法设计做好理论准备。

(2) 通过研究现有最新文献，分析当前水印方法中存在的不足，结合三种常见图像变换（DWT、DCT 及 SVD）的特性，提出了一种基于 DWT-DCT-SVD 混合域的彩色图像鲁棒盲水印算法。采用图像变换方法的频域特征，设计水印信息嵌入规则。通过 Arnold 置乱加密方法提高算法的安全性。仿真实验结果显示，本算法在保证良好不可感知性的同时，在抵抗滤波、JPEG 压缩、噪声等各种信号处理攻击方面取得了较强的鲁棒性。

(3) 在算法(2)的基础上，结合现有数字水印技术的发展趋势，引入机器学习和智能优化算法，研究了一种新的基于支持向量机和遗传算法的彩色图像鲁棒盲水印算法。在数字水印嵌入过程中，利用遗传算法的全局搜索能力，对不同的载体图像自适应地寻找一个最优嵌入强度。在水印检测过程中，将水印提取问题看作二分类问题，利用支持向量机训练分类模型，最终进行水印信息的自动提取。实验结果表明，本算法既能完成水印信息的智能提取，又能实现不可感知性和鲁棒性之间很好的平衡。

### 5.2 存在问题

面对数字水印技术实际应用环境的复杂性，本课题研究算法仍然存在以下问题：

(1) 所提算法在抵抗一般信号攻击中的高斯噪声方面鲁棒性还有待提高，抵抗旋转和缩放几何变换等攻击方面有待进一步研究；

(2) 算法局限于理论和方法研究，实际应用性能还有待进一步验证。

### 5.3 研究展望

数字水印技术因其应用范围广，受到各界人士的密切关注。虽然数字水印技术已经发展了二三十年，但其仍有较大的研究空间。后续研究工作可以从以下方面展开：

- （1）尝试将不变矩特征和深度学习引入数字水印技术中，提高水印技术在不可感知性和鲁棒性等方面的性能；
- （2）研究适用于各种移动终端设备的数字水印技术。

## 致谢

时光荏苒，岁月如梭，三年的研究生求学生涯即将结束，回忆往昔，汗水与辛劳，奋斗与拼搏并存，有所付出，也有所收获与成长。在此毕业论文完成之际，向所有帮助、关心、支持、鼓励我的老师、同学、家人以及朋友致以真诚的谢意和衷心的祝福。

首先，感谢我的恩师康晓兵副教授，本论文是在他悉心的指导、耐心的帮助下完成的。从课题选择、研究设计、论文撰写直至论文的最终完成，每一步康老师都给予我耐心的指导和帮助，倾注了恩师巨大的心血。未入学时，对于没有数字图像基础知识的我，老师从图书的选择，语言的使用，一步一步的指点；研一上课，康老师针对我的本科专业与研究方向，精心挑选适合我的课程；研二开始，定课题、读文献，每一步都离不开老师的引导；研三时，课题的研究出现瓶颈，但每次遇到难以解决的问题或者疑惑，老师都会给我指出缺陷，并提出可能的解决方案，针对一个问题反复讨论，老师依然不厌其烦的对我讲解。三年来，康老师开阔的视野、严谨的治学态度、精益求精的工作作风，深深地感染和激励着我。无论是学习还是生活，恩师所赋予的都使我终生受益，在此谨向康老师致以衷心的感谢和崇高的敬意。

感谢我的父母，谢谢你们对我的养育之恩，感谢你们在我人生当中对我的关怀与照顾、支持与理解。

感谢师弟许宏才，在课题研究期间，积极与我讨论研究相关算法以及对实验数据的分析，并提出很多中肯的建议，感谢师妹王一岚，在英文文献以及英文翻译方面给我帮助，感谢师弟师妹荆栌菊、王棒在论文写作期间帮我纠错、给我建议，还有师妹高玉梅在研究生生活中热心、无私的帮助。感谢同届的伙伴张洁、张海燕、田红、伊璐和张富涛，通过和他们的交流与讨论，使我的研究思路更加清晰明了。

最后，感谢各位评阅及答辩老师参与论文的审阅和答辩。还请各位老师多多指正，衷心的感谢你们！



## 参考文献

- 【1】 冯登国, 张敏, 李昊. 大数据安全与隐私保护[J]. 计算机学报, 2014, 37(1): 246-258.
- 【2】 沈昌祥, 张焕国, 冯登国等. 信息安全综述[J]. 中国科学: 技术科学, 2007, 37(2): 129-150.
- 【3】 易开祥, 石教英, 孙鑫. 数字水印技术研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(2): 111-117.
- 【4】 R.G.Van Schyndel, A.Z. Tirkel, C.F. Osborne. A digital watermark[J]. Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing. Piscataway: IEEE Press. 1994, 5(2): 86-89.
- 【5】 李树全, 房冬丽. 一种基于 Arnold 变换的彩色图像水印算法[J]. 微电子学与计算机, 2017, 1: 53-57.
- 【6】 任克强, 张丹丹, 吴帆. 融合 DCT 和汉明码的自适应鲁棒图像水印[J]. 光电工程, 2016, 43(11): 54-61.
- 【7】 巩道福, 刘粉林, 罗向阳. 一种基于图像边缘的鲁棒水印算法[J]. 中国科学:信息科学, 2013, 43(11): 1410-1430.
- 【8】 Fazli S, Moeini M. A robust image watermarking method based on DWT, DCT, and SVD using a new technique for correction of main geometric attacks[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 127(2): 964-972.
- 【9】 Shah P, Meenpal T, Sharma A, et al. A DWT-SVD based digital watermarking technique for copyright protection[C]// Electrical, Electronics, Signals, Communication and Optimization. 2015: 1-5.
- 【10】 鞠武, 万鲁冲. 基于二维混合变换(DCT-DWT)的图像水印算法[J]. 微计算机信息, 2010, 26(2): 203-204.
- 【11】 Koch E, Zhao J. Towards Robust and Hidden Image Copyright Labeling[J]. Proceedings IEEE Workshop on Nonlinear Signal & Image Processing, 1997: 452--455.
- 【12】 Al-Otum H M, Samara N A. A robust blind color image watermarking based on wavelet-tree bit host difference selection[J]. Signal Processing, 2010, 90(8): 2498-2512.
- 【13】 Preda R O, Vizireanu D N. Watermarking-based image authentication robust to JPEG compression[J]. Electronics Letters, 2015, 51(23): 1873-1875.
- 【14】 吴禄慎, 孙德智, 陈华伟. 基于神经网络和 HVS 的空域数字水印算法[J]. 光学技术, 2016, 42(3): 203-207.
- 【15】 徐江峰, 张守强. 基于 QR 码的 DWT-DCT 数字水印算法[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(4): 203-207.
- 【16】 Xiang yang Wang, Chun peng Wang, Ailong Wang, Hong ying Yang. SVM correction based geometrically invariant digital watermarking algorithm[J]. Multimed Tools Appl, 2014, (72): 1933--1960.
- 【17】 Rajesh Mehta, Navin Rajpal, Virendra P. Vishwakarma. Robust image watermarking scheme in lifting wavelet domain using GA-LSVR hybridization[J]. International Journal of Machine Learning &

- Cybernetics, 2015: 1-17.
- 【18】 Jagadeesh B, Kumar P R, Reddy P C. Robust digital image watermarking based on fuzzy inference system and back propagation neural networks using DCT[J]. Soft Computing, 2016 (9): 1-8.
- 【19】 苏庆堂. 彩色图像数字盲水印技术[M]. 北京:清华大学出版社, 2015: 1-5.
- 【20】 Natasa Zivic. Roust Image Authentication in the Presence of Noise[M]. London: Springer International Publishing Switzerland, 2015: 43-46.
- 【21】 朱萌, 陈青. 基于奇异值分解的 Contourlet 域图像水印算法[J]. 电子科技, 2016, 29(2): 12-15.
- 【22】 秦思娴等. 一种利用影像多尺度特征的 DOM 不可见水印方法[J]. 测绘通报, 2017(2): 82-86.
- 【23】 Rastegar S, Namazi F, Yaghmaie K, et al. Hybrid watermarking algorithm based on Singular Value Decomposition and Radon transform[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2011, 65(7): 658-663.
- 【24】 杜顺, 詹永照, 王新宇. 网格分割的 3 维网格模型非盲水印算法[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(11): 1529-1535.
- 【25】 温健阳, 宫宁生, 陈岩. 基于压缩感知的图像盲水印算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(S2): 377-382.
- 【26】 董峰, 金俭. 一种基于混沌脆弱水印的可逆双层图像认证方案[J]. 计算机技术与发展, 2016, 26 (6): 92-96.
- 【27】 樊洁, 李建军. 一种半脆弱数字水印算法[J]. 计算机技术与发展, 2017(2): 69-71.
- 【28】 李小璐, 周晓谊, 曹春杰, 等. 基于改进的遗传算法和 SVM 的图像 DCT 变换域水印技术[J]. 现代电子技术, 2016, 39(20): 72-77.
- 【29】 熊祥光. 空域彩色图像鲁棒零水印算法[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(1): 103-110.
- 【30】 张金荣. 基于变换域的数字图像水印算法研究[J]. 激光杂志, 2015, 36(6): 126-129.
- 【31】 Shikata J, Matsumoto T. Unconditionally Secure Steganography Against Active Attacks[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 54(6):2690-2705.
- 【32】 贾茜, 易本顺, 肖进胜. 基于结构成分双向扩散的图像插值算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36 (11): 2541-2548.
- 【33】 Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-12.
- 【34】 Su Q, Niu Y, Wang G, et al. Color image blind watermarking scheme based on QR decomposition[J]. Signal Processing, 2014, 94(1): 219-235.
- 【35】 Wang X Y, Liu Y N, Han M M, et al. Local quaternion PHT based robust color image watermarking algorithm[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2016, 38: 678-694.
- 【36】 Su Q, Niu Y, Wang Q, et al. A blind color image watermarking based on DC component in the spatial domain[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(23): 6255-6260.



- 【37】 Wang X Y, Wang C P, Yang H Y, et al. A robust blind color image watermarking in quaternion Fourier transform domain[J]. Journal of Systems & Software, 2013, 86(2): 255-277.
- 【38】 Parah S A, Sheikh J A, Loan N A, et al. Robust and blind watermarking technique in DCT domain using inter-block coefficient differencing[J]. Digital Signal Processing, 2016, 53(C): 11-24.
- 【39】 Su Q, Niu Y, Liu X, et al. A novel blind digital watermarking algorithm for embedding color image into color image[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(18): 3254-3259.
- 【40】 Priyanka, Sushila Maheshkar. An Optimized Color Image Watermarking Technique Using Differential Evolution and SVD-DWT Domain[J]. Proceedings of Fifth International Conference on Soft Computing for Problem Solving, 2016, 436: 105-116.
- 【41】 Roy S, Pal A K. A robust blind hybrid image watermarking scheme in RDWT-DCT domain using Arnold scrambling[J]. Multimedia Tools & Applications, 2016: 1-40.
- 【42】 Wu L, Zhang J, Deng W, et al. Arnold Transformation Algorithm and Anti-Arnold Transformation Algorithm[C]// First International Conference on Information Science and Engineering. IEEE, 2009: 1164-1167.
- 【43】 黄贤武, 王加俊, 李家华. 数字图像处理与压缩编码技术[M]. 成都: 电子科技大学出版社, 2002: 341-352.
- 【44】 Jayant N, Johnston J, Safranek R. Signal compression based on models of human perception[J]. Proceedings of the IEEE, 1993, 81(10): 1385-1422.
- 【45】 Wei Z H, Qin P, Fu Y Q. Perceptual digital watermark of images using wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1998, 44(4): 1267-1272.
- 【46】 杨帆, 王志陶, 张华. 精通图像处理经典算法(MATLAB 版)[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2014: 51-52.
- 【47】 Bouslimi D, Coatrieux G. A Crypto-Watermarking System for Ensuring Reliability Control and Traceability of Medical Images[J]. Signal Processing Image Communication, 2016, 47: 160-169.
- 【48】 Bojanczyk A W, Ewerbring L M, Luk F T, et al. An accurate product SVD algorithm[J]. Signal Processing, 1991, 25(25):189-201.
- 【49】 Scharf L L. The Svd and Reduced Rank Signal-Processing.[J]. Signal Processing, 1991, 25(2): 113-133.
- 【50】 Verma V, Srivastava V K, Thakkar F. DWT-SVD based digital image watermarking using swarm intelligence[C]// International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques. 2016: 3198-3203.
- 【51】 Mishra A, Agarwal C, Sharma A, et al. Optimized gray-scale image watermarking using DWT-SVD and Firefly Algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(41): 7858-7867.
- 【52】 Vaishnavi D, Subashini T S. Robust and Invisible Image Watermarking in RGB Color Space Using SVD[J]. Procedia Computer Science, 2015, 46: 1770-1777.

- 【53】 Ansari I A, Pant M, Chang W A. Robust and false positive free watermarking in IWT domain using SVD and ABC[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2016, 49(C): 114-125.
- 【54】 George J, Varma S, Chatterjee M. Color image watermarking using DWT-SVD and Arnold transform[C]// India Conference. IEEE, 2015: 1-6.
- 【55】 Sahraee M J, Ghofrani S. A robust blind watermarking method using quantization of distance between wavelet coefficients[J]. Signal, Image and Video Processing, 2013, 7(4): 799-807.
- 【56】 Ye X, Meng D, Wang Y, et al. A robust DWT-SVD blind watermarking algorithm based on Zernike moments[C]// Communications Security Conference. IET, 2014: 1-6.
- 【57】 Rajpal A, Mishra A, Bala R. Robust blind watermarking technique for color images using Online Sequential Extreme Learning Machine[C]// International Conference on Computing, Communication and Security. 2015: 1-7.
- 【58】 Vapnik V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(10): 988-999.
- 【59】 李春花, 卢正鼎. 一种基于支持向量机的图像数字水印算法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(9): 1322-1326.
- 【60】 孟凡满. 基于支持向量机和遗传算法的图像盲水印研究[D]. 成都: 西华大学, 2009: 54-66.
- 【61】 Peng H, Wang J, Wang W. Image watermarking method in multiwavelet domain based on support vector machines[J]. Journal of Systems & Software, 2010, 83(8): 1470-1477.
- 【62】 Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. A Bradford Book, 1992 : 32-66.
- 【63】 鱼滨, 张善文, 郭竟, 谢泽奇. 基于 MATLAB 和遗传算法的图像处理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2015: 133-135.
- 【64】 Mehta R, Rajpal N, Vishwakarma V P. Adaptive Image Watermarking Scheme Using Fuzzy Entropy and GA-ELM Hybridization in DCT Domain for Copyright Protection[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2016, 84(2): 265-281.
- 【65】 Li X W, Liu Y, Kim S T, et al. Designing a genetic watermarking approach for 3D scenes[J]. Optics & Lasers in Engineering, 2017, 93: 83-91.
- 【66】 雷英杰, 张善文, 李续武, 周创明. MATLAB 遗传算法工具箱及应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2005: 62-94.
- 【67】 王小川, 史峰, 郁磊, 李洋. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013: 102-119.