

基于边缘计算的进化多目标优化图像隐写算法

丁旭阳¹ 谢 盈^{1,2} 张小松¹

¹(电子科技大学计算机科学与工程学院 成都 611731)

²(西南民族大学计算机科学与工程学院 成都 610041)

(dingxuyang@uestc.edu.cn)

Evolutionary Multi-Objective Optimization Image Steganography Based on Edge Computing

Ding Xuyang¹, Xie Ying^{1,2}, and Zhang Xiaosong¹

¹(School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731)

²(School of Computer Science and Engineering, Southwest Minzu University, Chengdu 610041)

Abstract Edge computing solves the defect that terminals cannot run complex applications due to limited computing resources. In practical, the edge computing can support terminals with limited computing resources to implement covert communication based on image steganography. This paper proposes an evolutionary multi-objective optimization image steganography based on genetic algorithm, which is suitable for edge computing scenarios. First, a formal definition of image steganography is given by taking steganography imperceptibility optimization and steganography security optimization as objective functions. Secondly, the image is preprocessed through multiple directional and non-directional high-pass filters, and aggregated filter residuals are obtained as candidate locations for embedding of secret information. Then, the genetic manipulations of genetic algorithm are used to iteratively search individuals with high fitness in candidate locations. Through genetic manipulation of the genetic algorithm, the embedded locations with higher fitness is searched iteratively, and the optimal solution of the evolutionary multi-objective optimization problem is obtained. Finally, the secret information is embedded in the pixel locations corresponding to the optimal solution. The simulation experiments are conducted, and results show that the proposed algorithm can maintain image quality and resist steganalysis better than the other existing algorithms.

Key words edge computing; image steganography; steganalysis; genetic algorithm; multi-objective optimization problem

摘 要 边缘计算解决了终端因计算资源有限而不能运行复杂应用的弊端,在实际应用中可以支持计算资源受限的终端实现基于图像隐写的隐蔽通信.提出了一种适用于边缘计算场景的进化多目标优化图像隐写算法,首先将优化隐写不可察觉性和隐写安全性作为目标函数,给出了图像隐写的形式化定义;其次通过多个定向和非定向的高通滤波器对图像进行预处理,得到叠加的滤波残差作为秘密信息嵌入

收稿日期:2020-06-12;修回日期:2020-07-28

基金项目:国家自然科学基金项目(61902326);西南民族大学中央高校基本科研业务费专项资金项目(2020NGD02)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61902326) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (Southwest Minzu University) (2020NGD02).

通信作者:谢盈(xieying@swun.edu.cn)

的候选位置;然后利用遗传算法中的基因操作,在候选位置中逐代寻找适应度高的个体以得到进化多目标优化问题的最优解;最后,在最优解对应的像素位置实现秘密信息的嵌入.通过和现有算法的仿真对比分析结果表明:提出的算法能够很好地保持图像质量,具有较好的抵抗隐写分析的能力.

关键词 边缘计算;图像隐写;隐写分析;遗传算法;多目标优化问题

中图法分类号 TP391

边缘计算在靠近数据源或用户的地方处理数据,解决了终端因计算资源有限而不能运行复杂应用的弊端^[1].图像隐写是信息隐藏技术的一个重要分支,它为以数字图像为载体的秘密信息在网络环境中的安全传输提供了保障^[2].利用边缘计算的低延迟、高带宽、高性能等特性^[3],可以在边缘服务器中计算人类感知系统不敏感的隐写嵌入位置,在终端实现秘密信息的快速嵌入,从而借助数字图像的传输实现隐蔽通信.

数字图像的噪声、纹理区域统计特性复杂,很难对其进行建模分析^[4],在该区域进行隐写嵌入能有效抵抗基于统计的隐写分析.目前,已有大量隐写方案利用噪声、纹理区域的像素自适应地嵌入秘密信息.Holub 等人^[5-6]统计在空域修改一个像素后定向高通滤波器的输出变化,再使用 Hölder 范数进行汇总生成累加隐写失真函数.他们进一步将以上方法扩展到了 JPEG 域、边信息 JPEG 域等不同嵌入域.Sedighi 等人^[7]基于独立性假设,将图像噪声残差建模为具有变化方差的量化高斯变量序列,捕获图像的非平稳特征,并通过最小化嵌入影响实现内容自适应的图像隐写.Manjunath 等人^[8]提出了一种结合纹理合成和颜色合成的隐写方案,在图像纹理区域隐藏秘密信息,该方案对较小的纹理图像重新采样并合成具有相似局部外观和任意大小的新纹理图像,并将秘密信息嵌入到具有相似像素值的索引处.Sreenath 等人^[9]通过纹理合成和奇偶校验的过程来隐藏源纹理图像并嵌入秘密信息,该方案有助于从秘密合成纹理中提取秘密信息和源纹理,在提高嵌入容量的基础上,基于树的奇偶校验提高了安全性.Saeed 等人^[10]提出了一种将秘密信息隐藏在复杂纹理中的内容自适应隐写方案,该方案首先将原始图像划分为较小的局部区域,然后根据高通滤波器组对图像进行处理,通过分析得到的滤波残差给出像素复杂度指标,最后根据像素复杂度自适应地嵌入秘密信息.Huang 等人^[11]结合生成对抗网络,根据生成器和判别器之间的对抗,将信息隐藏到图像的复杂纹理区域.这类算法强制将秘密信息嵌入到了

图像的噪声、纹理区域,能有效抵抗基于富模型的隐写分析工具,但在图像完整性和图像质量的综合考虑方面存在不足.

对于一个信息隐藏系统,不可察觉性、安全性、鲁棒性、嵌入容量、计算复杂性等都是需要考虑的特性.Huang 等人^[12]提出不可察觉性、安全性和嵌入容量是衡量图像隐写算法优劣的 3 个主要性能指标.在实际嵌入过程中,不可察觉性、安全性和嵌入容量是相互矛盾的,对其中一个指标进行优化,必须以其他指标作为代价.由此,可以将隐写算法设计中考虑的问题转化成一个多目标优化问题.

进化算法是模拟自然生物逻辑进化和物种社会行为的随机搜索方法,已被成功应用于大规模多目标优化问题,称为进化多目标优化(evolutionary multi-objective optimization, EMO).EMO 通过由潜在解组成的种群的迭代来实现全局搜索.EMO 往往不存在一个能使所有目标同时达到最优的解,其目的是使种群快速收敛并均匀分布于问题的非劣最优域.

遗传算法利用进化过程获得的信息自行组织搜索,使得适应度大的个体具有较高的生存概率,并获得更适应环境的基因结构.遗传算法作为经典的进化算法,因其自组织、自适应和自学习性,在函数优化、组合优化等领域得到了广泛应用.本文将隐写算法设计中考虑的问题转化成多目标优化问题,并基于遗传算法启发式地将秘密信息嵌入到图像的纹理、噪声区域,使得目标性能得到优化.

本文的主要贡献有 2 个方面:

1) 提出了一种基于遗传算法的进化多目标优化图像隐写算法 MO-GA.通过高通滤波器组对图像进行预处理,并将滤波残差叠加以形成多目标优化问题的解空间;以嵌入容量作为约束条件,以优化隐写不可察觉性和隐写安全性构造适应度函数,利用遗传算法中的基因操作,在纹理、噪声区域逐代寻找适应度高的个体以得到更优的隐写嵌入位置.

2) 提出了一种基于边缘计算的隐蔽通信方式.考虑到终端因计算资源有限而不能运行复杂应用的

弊端,将 MO-GA 部署在边缘服务器中,利用边缘服务器搜索图像的最优隐写位置,终端根据隐写位置嵌入秘密信息.该部署方式没有将秘密信息提供给服务器,保证了秘密信息的安全性.

1 相关工作

信息隐藏涉及图像处理、密码学、网络空间安全、信息论、概率与统计等学科,属于多学科交叉融合的领域.信息隐藏最早是由 Simmons 提出的“囚犯问题”进行描述的^[13].图像隐写是信息隐藏技术的一个重要分支,Kurak 等人^[14]提出的利用基于图像质量的图像降级技术进行密文传输,标志着图像隐写作为一门新学科的诞生.

图像隐写算法的分类标准很多,通常分为空间域和变换域两大类^[15].空间域算法利用人类感知系统对物理随机噪声不敏感的原理,在噪声区域嵌入秘密信息^[16],最具代表性的是 LSB^[17-18] (least significant bit) 及基于 LSB 的扩展算法,如 LSBM^[19],LSBR^[20-21],LSBMR^[22-23].BPCS(bit-plane complexity segmentation)^[24] 借鉴 LSB 的思想,采用块替换的方法嵌入秘密信息.SM^[25] 利用秘密信息概率分布特性与原始图像噪声概率分布特性,将秘密信息调制生成载秘噪声并融合到原始图像中.变换域算法通过修改图像变换域系数来嵌入秘密信息,支持在图像的平滑区域隐藏秘密信息.Thai 等人^[26] 将 LSB 算法思想应用于 JPEG 图像的离散余弦变换 DCT 系数^[27].基于变换域系数,涌现出许多应用于 JPEG 图像的隐写算法,如 YASS^[28],PQ^[29],StegHide^[30],F5^[31] 等.

隐写算法根据不通的应用目标,利用不同的性能指标来评价其优劣,因而可以将隐写算法设计中考虑的问题转化成一个多目标优化问题.EMO 启发式地对像素/系数进行修改,能通过种群迭代和基因操作寻找最优解以优化隐写算法性能^[32-33];文献^[34]提出了一种多目标数据嵌入框架,该多目标优化问题的适应度函数由均方误差、人类视觉系统偏差和统计特征差异这 3 项指标组成,该框架基于模拟退火算法,在优化期间指导正确的搜索方向,但是该方法成本函数只涉及到了图像质量相关的指标,在模拟退火算法优化期间没有对抵抗隐写分析的能力做针对性的考量;文献^[35]提出了一种高效的图像隐写算法,该算法对图像进行分割,在分割的图像块中利用人工免疫原理寻找最佳嵌入模板,提高了

隐写容量和隐写过程时间;文献^[36]提出了一种基于 LSBMR^[23]和粒子群优化的隐写方案,粒子群优化是一种基于群体智能的进化计算模型,该方案根据秘密信息的大小,利用粒子群优化在原始图像中迭代搜索秘密信息的最佳替换矩阵,在保证图像质量的同时大大提高了嵌入容量,但该方案缺少对安全性的考虑.

2 问题定义

图像隐写算法的时空复杂度和计算开销较大,不适合在计算能力受限的终端上实现.利用边缘计算,将隐写嵌入位置的计算部署在具有高计算能力的边缘服务器上,终端根据服务器计算的隐写位置嵌入秘密信息,可实现性能受限终端上秘密信息的高效嵌入.该部署方式下,秘密信息一直由终端持有,而不交给边缘服务器,保证了秘密信息的安全性.MO-GA 隐写算法的系统部署设置如图 1 所示:

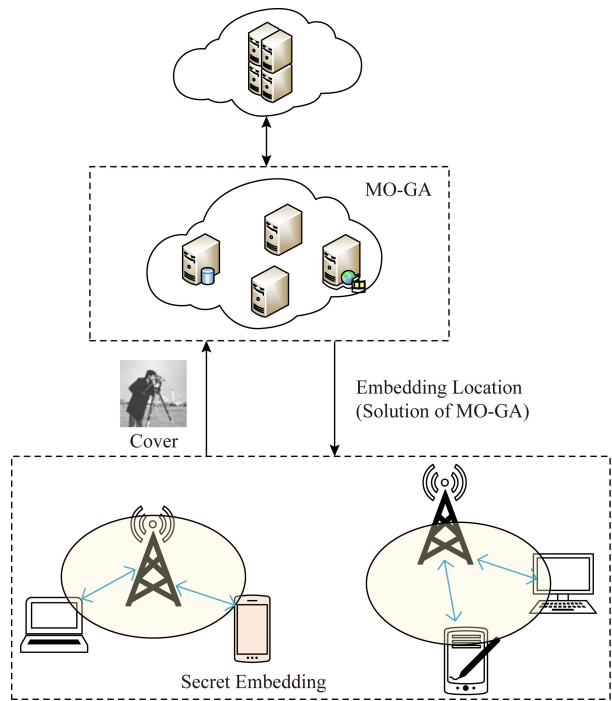


Fig. 1 System deployment based on edge computing

图 1 基于边缘计算的系统部署

2.1 隐写系统模型

隐写系统用七元组 $(S, \mathbf{X}, \mathbf{Y}, L, \Pi, E, D)$ 表示. 其中:

- 1) $S = \{0, 1\}^d$ 是待嵌入的二进制秘密信息,长度为 d , S_k 表示秘密信息中的第 k 位;

2) $\mathbf{X}=(x_{i,j}^p)_{w \times h}^n, x_{i,j}^p \in \{0,1,\dots,2^{m-1}\}$, 为原始图像, $\mathbf{Y}=(y_{i,j}^p)_{w \times h}^n, y_{i,j}^p \in \{0,1,\dots,2^{m-1}\}$, 为对应的载密图像, w, h 和 n 为图像宽度、高度和通道数, 各通道上的每个像素均用 m 位二进制位表示;

3) $L(\mathbf{X})=(\ell_{i,j}^p)_{w \times h}^n, \ell_{i,j}^p \in \{0,1\}$, 表示 \mathbf{X} 对应的隐写位置, $\ell_{i,j}^p=1$ 表示图像 \mathbf{X} 上 p 通道的 (i,j) 像素嵌入了秘密信息, $\ell_{i,j}^p=0$ 表示对应像素没有嵌入秘密信息;

4) $\Pi: \mathbf{X} \rightarrow L$ 为隐写嵌入位置的生成映射;

5) $E: \mathbf{X} \times S \times L \rightarrow \mathbf{Y}$ 为秘密信息的嵌入映射, 即载密图像 \mathbf{Y} 的生成方式;

6) $D: \mathbf{Y} \times L \rightarrow S$ 为秘密信息的提取映射。

隐写嵌入位置的生成映射 Π 是本文关注的重点, 在第3节中将基于遗传算法, 通过基因操作迭代地在纹理、噪声区域中寻找合适的隐写嵌入位置 $L(\mathbf{X})$ 。

对于数字图像 \mathbf{X} 的隐写嵌入位置 $L(\mathbf{X})$, 在3维决策空间 $w \times h \times n$ 中将其序列化为长度为 Γ 的串, 由 $\{0, \#\}$ 组成的空间 $\mathbf{H}^\Gamma = \{0, \#\}^\Gamma$ ($\Gamma = w \times h \times n$) 称为一个模式空间。其中0对应的像素点不能修改, 一般指图像中统计特性明显的平滑区域; #对应的像素点可以嵌入秘密信息, 一般指图像中的噪声、纹理区域。模式空间给出了 $L(\mathbf{X})$ 所能匹配模式的估计, 而 $L(\mathbf{X})$ 是对模式进行匹配形成的样本, 对 $L(\mathbf{X})$ 的约束:

$$\begin{cases} L(\mathbf{X}) \models \mathbf{H}, \\ \|L(\mathbf{X})\|_0 \leq d, \end{cases} \quad (1)$$

其中, $L(\mathbf{X}) \models \mathbf{H}$ 表示隐写嵌入位置应满足模式 \mathbf{H} ; 条件 $\|L(\mathbf{X})\|_0 \leq d$ 通过 L_0 范数度量向量中非零元素的个数, 限定了图像的嵌入容量。

对于隐写嵌入位置 $L(\mathbf{X})$, 若 $\ell_{i,j}^p=1$, 则对应图像 \mathbf{X} 的像素 $x_{i,j}^p$ 嵌入了秘密信息, 每个隐写位置对应 m 位二进制位。可以在任意通道上, 随机选择 m 位二进制位中的第 τ 位作为“嵌入位”进行二进制秘密信息的嵌入, 其中嵌入映射 E 由式(2)给出, 而提取映射 D 则由式(2)的逆运算给出:

$$y_{i,j}^p = \begin{cases} x_{i,j}^p - 2^\tau, & \ell_{i,j}^p = 1 \wedge S_k \neq x_{i,j}^p \wedge (x_{i,j}^p > 2^\tau) \equiv 1 \pmod{2}; \\ x_{i,j}^p + 2^\tau, & \ell_{i,j}^p = 1 \wedge S_k \neq x_{i,j}^p \wedge (x_{i,j}^p > 2^\tau) \equiv 0 \pmod{2}; \\ x_{i,j}^p, & \ell_{i,j}^p = 0. \end{cases} \quad (2)$$

2.2 不可察觉性度量

隐写需要保证图像的感官质量, 让人类感知系统觉察不到图像的改变。由于结构相似度指标更符合人

眼的视觉特性, 通过结构相似度指标 $SSIM(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ ^[37] 进行图像质量评价, 将图像中每个元素的修改对人类感知系统的影响分别进行度量:

$$SSIM(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{(2\bar{X}\bar{Y} + (2^m\theta_1)^2)(2Cov(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) + (2^m\theta_2)^2)}{(\bar{X}^2 + \bar{Y}^2 + (2^m\theta_1)^2)(\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + (2^m\theta_2)^2)}, \quad (3)$$

其中, \bar{X} 和 \bar{Y} 分别为图像 \mathbf{X} 和图像 \mathbf{Y} 中像素的均值, σ_X 和 σ_Y 分别为图像 \mathbf{X} 和图像 \mathbf{Y} 中像素的标准差, $Cov(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 为图像块图像 \mathbf{X} 和图像 \mathbf{Y} 的协方差, θ_1 和 θ_2 是用来维持稳定的常数, 2^m 表示像素的动态取值范围, $0 < \theta_1, \theta_2 \leq 1$, 避免了分母为0的情况。

结构相似度指标 $SSIM(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \in [0, 1]$, 当2张图像 \mathbf{X} 和图像 \mathbf{Y} 完全一样时 $SSIM(\mathbf{X}, \mathbf{Y})=1$, 完全不一样时 $SSIM(\mathbf{X}, \mathbf{Y})=0$ 。秘密信息嵌入前和嵌入后图像越相似, 人类感知系统越不会察觉到图像的改变。为了保证载密图像 \mathbf{Y} 的感官质量, 隐写算法应保证 $SSIM(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \rightarrow 1$, 即最大化 $SSIM(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 。

2.3 安全性度量

信息论中的交叉熵 $H(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = -\sum x \log y$ 可以看成载密图像 \mathbf{Y} 模拟原始图像 \mathbf{X} 产生的信息量。KL散度 $D_{KL}(\mathbf{X} \parallel \mathbf{Y}) = H(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) - H(\mathbf{X})$ 表示使用图像 \mathbf{Y} 去模拟图像 \mathbf{X} 时产生的信息损耗, 其通过交叉熵和图像 \mathbf{X} 的信息量衡量 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 之间的差异^[35]。

ϵ -secure^[38] 安全指标根据隐写前后图像统计分布的距离测度建立, 通过假设检验的方法判别来自受监控信道的信息是否嵌入了秘密信息。但是, ϵ -secure 安全指标基于独立同分布假设, 没有考虑像素间的相关性, 且 ϵ -secure 只比较了原始图像和载密图像间的一阶统计分布变化, 不能抵抗基于高阶统计特性的隐写分析工具。

为了充分考虑像素间的关联关系, 本文假设图像像素的统计分布为 Markov 链模型^[39], 通过 KL 散度定义隐写过程的损失函数, 将图像中每个元素的修改对隐写安全性能的影响分别进行衡量。

在基于图像的隐写通信系统中, 令 G 为所有可能的像素取值, 则 $G = \{0, 1, \dots, 2^m - 1\}$, 像素值 $v \in G$ 。分别对每个通道采用列优先的扫描方式, 将图像 \mathbf{X} 中每个像素 x_i 排成 Markov 数据链 \mathbf{X}_{MC} , 设 $P_X(x_i)$ 为像素 x_i 的出现概率。根据 Markov 链的无后效性原则, 像素 x_i 仅与链中的前一个像素 x_{i-1} 相关, 故有:

$$P_X(x_i) = P_X(x_i | x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_1) = P_X(x_i | x_{i-1}), \quad (4)$$

其中, $t \in \{1, 2, \dots, w \times h \times n\}$ 。

通过在数据链 X_{MC} 上计算像素值 v_i 后出现像素值 v_j 的次数得到图像 \mathbf{X} 的 MC 经验矩阵 $\mathbf{EM}_X = (e_{i,j})_{m \times m}$. 在实际处理中, 图片中像素点越多, 扫描方式对经验矩阵的影响越小.

定义本文原始图像 \mathbf{X} 和载密图像 \mathbf{Y} 的 MC 经验矩阵分别为 \mathbf{EM}_X 和 \mathbf{EM}_Y , 原始图像 \mathbf{X} 和载密图像 \mathbf{Y} 统计分布的 KL 距离为

$$D_{KL}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = D_{KL}(\mathbf{EM}_X \parallel \mathbf{EM}_Y) = \sum_{i,j \in G} e_{i,j}^X \log \left(\frac{e_{i,j}^X}{\sum_{j=1}^m e_{i,j}^X} \times \frac{\sum_{j=1}^m e_{i,j}^Y}{e_{i,j}^Y} \right), \quad (5)$$

其中, $e_{i,j}^X$ 和 $e_{i,j}^Y$ 分别为 \mathbf{EM}_X 和 \mathbf{EM}_Y 中的元素.

根据统计安全性理论, $D_{KL}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 越小, 表示原始图像 \mathbf{X} 和载密图像 \mathbf{Y} 之间的差异越小, 该隐写算法在被动攻击下的安全性越高. 为了提高载密图像的安全性, 应使得 $D_{KL}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \rightarrow 0$, 即最小化 $D_{KL}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$.

2.4 MO-GA 形式化定义

MO-GA 算法在约束嵌入容量的前提下, 同时优化不可察觉性和安全性, 故可将图像隐写算法的设计抽象为多目标优化问题: 在图像 \mathbf{X} 上寻找合适的隐写位置 $L(\mathbf{X})$, 保证嵌入秘密信息 S 的载密图像 \mathbf{Y} 的图像质量和安全性指标满足条件:

$$\begin{cases} \min: F(L(\mathbf{X})) = (f_1(L(\mathbf{X})), f_2(L(\mathbf{X}))), \\ \text{s.t. } L(\mathbf{X}) \models H, \\ \|L(\mathbf{X})\|_0 \leq d, \\ \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h \ell_{i,j}^p \leq 1, \\ \mathbf{Y} = E(\mathbf{X}, S, L(\mathbf{X})), \\ \mathbf{X}, \mathbf{Y} \subset \{0, 1, \dots, 2^{m-1}\}^{w \times h \times n}, \\ L(\mathbf{X}) \subset \{0, 1\}^{w \times h \times n}, \\ F = (f_1, f_2) \subset [0, 1]^2, \end{cases} \quad (6)$$

其中, 隐写位置 $L(\mathbf{X})$ 表示该多目标优化任务的解, $L(\mathbf{X}) \models H$ 和 $\|L(\mathbf{X})\|_0 \leq d$ 限制了隐写位置应满足的模式和隐写嵌入容量, $\sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h \ell_{i,j}^p \leq 1$ 限制了任意像素 $x_{i,j}$ 的上各通道允许嵌入的比特数. 目标函数 F 定义了需要优化的 2 个目标: $f_1(L(\mathbf{X})) = 1 - SSIM(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$, $f_2(L(\mathbf{X})) = D_{KL}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$.

3 MO-GA 的实现

3.1 图像预处理

数字图像不同区域的统计特性存在巨大的差

异. 在图像的平滑区域, 其直方图、共生矩阵、邻域相关性等图像统计特性相对明显, 若在该区域利用各种空域或变换域方法嵌入秘密信息, 很容易破坏图像统计特性, 从而被检测出来. 而图像噪声、纹理区域, 其统计特性复杂, 很难对其进行建模分析, 该区域像素更能容忍数据嵌入引起的修改.

噪声、纹理对应图像频率较高的区域, 可通过构造高通滤波器对图像进行预处理, 使高频分量顺利通过并有效阻止低频分量. 本文使用多个定向和非定向高通滤波器分别对图像进行滤波, 并将滤波残差叠加以生成全局候选隐写位置.

针对数字图像, 利用滤波核和图像像素做卷积运算可得到图像高频分量对应的噪声、纹理区域. 设高通滤波核组为 $\{K_{a_1 \times b_1}, K_{a_2 \times b_2}, \dots, K_{a_\lambda \times b_\lambda}\}$, 原始图像 $\mathbf{X} = (x_{i,j}^p)_{w \times h}^n$ 通过高通滤波器得到的残差图像为 $\mathbf{X}' = (x_{i,j}'^p)_{w \times h}^n$, 其中残差 $x_{i,j}'^p$ 为

$$x_{i,j}'^p = \max_{q=1}^{\lambda} \{ (N_{i,j})_{a_q \times b_q} * K_{a_q \times b_q} - \gamma_q x_{i,j} \}, \quad (7)$$

其中, $K_{a_q \times b_q}$ 为第 q ($2 \leq q \leq \lambda$) 个高通滤波核, $a_q \times b_q$ 决定了高通滤波器的大小; $N_{i,j}$ 为像素 $x_{i,j}$ 的邻域, 其大小由滤波核大小决定; $*$ 为卷积运算; γ_q ($\gamma_q \geq 0$) 为利用第 q 个高通滤波核时采用的残差的阶, 为了避免中心像素的值过高而导致像素残差过高, 运算时往往需要减去中心像素的 γ_q 倍.

通过式(7)对滤波的结果进行叠加, 得到的滤波残差对应图像中难以建模的噪声、纹理区域, 是模式空间 \mathbf{H}^r 的一个样本. 在随后的阶段中, 最优隐写位置 $L(\mathbf{X})$ 的搜索将限制在残差中, 以有效降低算法搜索空间.

3.2 种群初始化

为了更好地利用遗传算法处理解空间的数据, 需要将隐写位置 $L(\mathbf{X})$ 序列化为二进制位串以表示种群中的个体. 首先构造 $L(\mathbf{X})$ 的 Markov 数据链 $L(\mathbf{X})_{MC}$, 再将 $L(\mathbf{X})_{MC}$ 上的每个像素用 m 位二进制编码表示, 就此得到 $L(\mathbf{X})$ 对应的个体 δ . 每个个体有 $w \times h \times n \times m$ 个基因, 基因座上采用的字符集为 $\Phi = \{0, 1\}$.

为了对图像质量和图像安全性进行综合评估, 本文通过指数函数将原始图像 \mathbf{X} 和载密图像 \mathbf{Y} 统计分布的 KL 距离归一化到 $[0, 1]$ 区间. 由此, 针对特定的原始图像 \mathbf{X} 和秘密信息 S , 个体 δ 的适应度函数为

$$fit(\delta) = 1 - f_1(\delta) + \exp(-f_2(\delta)) = SSIM(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) + \exp(-D_{KL}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})), \quad (8)$$

其中, $\mathbf{Y} = E(\mathbf{X}, S, \delta)$ 为在原始图像 \mathbf{X} 上, 根据个体 δ 嵌入秘密信息 S 后得到的载密图像, 且 $\text{SSIM}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \in [0, 1]$, $\exp(-D_{\text{KL}}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})) \in (0, 1]$.

在预处理后的残差图像 $\mathbf{X}' = (x'_{i,j})_{w \times h}^n$ 上随机产生规模为 N 的初始种群 Θ , 保证隐写嵌入位置处于图像的噪声、纹理区域. 为了推动和促进种群的迭代, 能使算法加快收敛至全局最优解, 按照式(6)中的约束条件, 对 Θ 中的所有个体基因座上的基因进行约束, 保证个体满足模式 \mathbf{H} 及嵌入容量要求.

3.3 基因操作

在按照特征信息初始化种群的基础上, 通过交叉操作和变异操作保证种群的多样性, 通过选择操作提高个体适应度并防止群体退化.

交叉操作中, 2 个父代个体以一定的交叉概率 p_{cros} 通过交叉操作重组形成新的子代个体, 保证了种群的多样性, 扩充了全局搜索空间. MO-GA 采用算法 1 对种群 Θ 中的个体进行交叉重组, 结合图像像素位置和基因应满足的特性, 对交叉点后的有效嵌入位置进行交换, 保证了种群迭代和个体质量.

算法 1. 基于像素位置的交叉算法.

输入: 种群 Θ 和交叉概率 p_{cros} ;

输出: 包含后代个体的新种群 Θ .

- ① 令 $\Theta' = \Theta$;
- ② 生成随机数 $k_1 \in (0, 1)$;
- ③ while $(|\Theta'| \geq 2) \wedge (k_1 > p_{\text{cros}})$ do
- ④ 选择 $\forall \delta_i, \delta_j \in \Theta', \Theta' = \Theta' - \{\delta_i, \delta_j\}$;
- ⑤ 随机选择基因座 $k_2, 1 \leq k_2 \leq w \times h \times n$;
- ⑥ 生成交叉点 $k_3 = \lfloor k_2/n \rfloor \times n$;
- ⑦ 计算 $\text{crossN} = \min(\|\delta_i^{k_3 \perp}\|_0, \|\delta_j^{k_3 \perp}\|_0)$,
其中, $\delta_i^{k_3 \perp}$ 表示个体 δ_i 中交叉点 j 之后的串;
- ⑧ 以 m 个位为单位, 依次找出 δ_i, δ_j 中交叉点 k_3 之后的 crossN 个非零串, 以串为单位交换找出的 crossN 个串, 产生子代个体 δ'_i 和 δ'_j ;
- ⑨ 更新 $\Theta = \Theta \cup \{\delta'_i, \delta'_j\}$;
- ⑩ 更新 $k_1 \in (0, 1)$;
- ⑪ end while
- ⑫ return Θ .

变异操作中, 父代个体以一定的变异概率 p_{mutx} 通过变异形成新的子代个体. 变异是个体进化过程中的辅助操作, 用于提高算法的局部搜索能力. 通过变异操作避免了种群中重要的基因在进化过程中丢失

的可能性. MO-GA 采用算法 2 对种群 Θ 中的个体进行变异. 算法 2 基于滤波残差, 将变异操作限制在图像的噪声、纹理区域且保证了变异的基因块符合对个体基因座的约束.

算法 2. 基于滤波残差的变异算法.

输入: 种群 Θ 和变异概率 p_{mutx} ;

输出: 包含后代个体的新种群 Θ .

- ① 令 $\Theta' = \Theta$;
- ② 生成随机数 $k_1 \in (0, 1)$;
- ③ while $(|\Theta'| \geq 1) \wedge (k_1 > p_{\text{mutx}})$ do
- ④ 选择 $\forall \delta_i \in \Theta', \Theta' = \Theta' - \{\delta_i\}$;
- ⑤ $\delta'_i = \delta_i$;
- ⑥ 在滤波残差上选择基因座 k_2, k_3 ;
- ⑦ if $(\delta_i^{k_2} == 0) \wedge (\delta_i^{k_3} == 1)$
- ⑧ $\delta_i^{k_2} = 1, \delta_i^{k_3} = 0$, 其中 δ_i^j 表示个体 δ_i 的第 j 个基因座;
- ⑨ else if $(\delta_i^{k_2} == 1) \wedge (\delta_i^{k_3} == 0)$
- ⑩ $\delta_i^{k_2} = 0, \delta_i^{k_3} = 1$;
- ⑪ end if
- ⑫ 更新 $\Theta = \Theta \cup \{\delta'_i\}$;
- ⑬ 更新 $k_1 \in (0, 1)$;
- ⑭ end while
- ⑮ return Θ .

按照优胜劣汰的自然选择机制, 在通过交叉和变异操作产生的新种群中, 选出 N 个具有较高适应度的个体构成新的种群进入下一次迭代. MO-GA 采用算法 3, 基于 Pareto 最优的方法在种群中选择最优解.

算法 3. 基于 Pareto 最优的选择算法.

输入: 种群 Θ ;

输出: 选择出的包含 N 个个体的新种群 Θ .

- ① 令 $\Theta' = \Theta$;
- ② $\Theta = \emptyset$;
- ③ for $i = 1$ to $|\Theta'|$
- ④ for $j = 1$ to $|\Theta'|$
- ⑤ if $i == j$
- ⑥ continue;
- ⑦ end if
- ⑧ 在 Θ' 选择第 i 、第 j 个体 δ_i, δ_j ;
- ⑨ if $(f_1(\delta_i) \leq f_1(\delta_j)) \wedge (f_2(\delta_i) \leq f_2(\delta_j))$
- ⑩ if $(f_1(\delta_i) < f_1(\delta_j)) \vee (f_2(\delta_i) < f_2(\delta_j))$
- ⑪ $\Theta = \Theta + \{\delta_j\}$;
- ⑫ end if
- ⑬ end if

- ⑭end for
- ⑮end for
- ⑯ $\forall \delta_i \in \Theta, fit(\delta_i) = 1 - f_1(\delta_i) + \exp(-f_2(\delta_i))$;
- ⑰ $\forall \delta_i \in \Theta, sort(fit(\delta_i))$;
- ⑱if $|\Theta| < N$
- ⑲克隆具有最大适应度的 $N - |\Theta|$ 个个体组成新种群 Θ ;
- ⑳else
- ㉑选择具有最大适应度的 N 个个体组成新种群 Θ ;
- ㉒end if
- ㉓return Θ .

4 实验与结果

4.1 数据集

位于噪声、纹理区域的像素统计特性复杂，更能容忍秘密信息嵌入引起的修改.WOW^[5], S-UNIWARD^[6], MiPOD^[7] 和本文方法都利用噪声、纹理区域的像素进行秘密信息的嵌入，因此在仿真实验中选择它们作为对比算法。

仿真实验是在标准图像数据库 BOSSbase 1.0 上进行的，该图像库共有 10 000 张图像.图 2 给出了 BOSSbase 1.0 图像库中一些图片的示例。



Fig. 2 Some images in BOSSbase 1.0
图 2 BOSSbase 1.0 库中图像示例

实验中随机选择了其中的 100 张作为原始图像库 $\{X_1, X_2, \dots, X_{100}\}$ ，再利用 3 种对比算法和本文算法分别将秘密信息 S 嵌入到原始图像中，分别生成相应的载密图像库 $\{Y_1^{\Delta_i}, Y_2^{\Delta_i}, \dots, Y_{100}^{\Delta_i}\}$ ，其中 Δ_i ， $i \in \{1, 2, 3, 4\}$ 分别表示 4 种对比算法.原始图像库和载密图像库分别组成 4 个含有 100 对样本的实验样本库 $\{(X_1, Y_1^{\Delta_i}), (X_2, Y_2^{\Delta_i}), \dots, (X_{100}, Y_{100}^{\Delta_i})\}$ 。

4.2 滤波器设置

在数字图像中，通过高通滤波核和图像像素做卷积运算得到图像的噪声、纹理残差.仿真实验中采用定向和非定向的高通滤波核对数字图像进行预处理：

$$K_{\text{Laplacian}} = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix},$$

$$K_{\text{KV}} = \frac{1}{12} \begin{pmatrix} -1 & 2 & -2 & 2 & -1 \\ 2 & -6 & 8 & -6 & 2 \\ -2 & 8 & -12 & 8 & -2 \\ 2 & -6 & 8 & -6 & 2 \\ -1 & 2 & -2 & 2 & -1 \end{pmatrix},$$
$$K_{\text{Sobel-X}} = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$
$$K_{\text{Sobel-Y}} = (K_{\text{Sobel-X}})^T,$$
$$K_{\text{Kirsch-0}^\circ} = \begin{pmatrix} -5 & 3 & 3 \\ -5 & 0 & 3 \\ -5 & 3 & 3 \end{pmatrix},$$
$$K_{\text{Kirsch-45}^\circ} = \begin{pmatrix} 3 & 3 & 3 \\ -5 & 0 & 3 \\ -5 & -5 & 3 \end{pmatrix},$$

其中, $\mathbf{K}_{\text{Laplacian}}$ 为拉普拉斯模板; \mathbf{K}_{KV} 为使用 Nelder-Mead 算法优化圆形模板得到的 5×5 滤波核; $\mathbf{K}_{\text{Sobel-x}}$ 和 $\mathbf{K}_{\text{Sobel-y}}$ 为水平方向和垂直方向上的 Sobel 模板, 将 2 个模板组合起来构成梯度算子; $\mathbf{K}_{\text{Kirsch-0}^\circ}$ 和 $\mathbf{K}_{\text{Kirsch-45}^\circ}$ 为常用八方向 3×3 Kirsch 模板的前 2 个, 各个方向间夹角为 45° .

根据以上高通滤波器核, 分别对原始图像库 $\{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_{100}\}$ 中的图像进行预处理, 再通过式(7)将得到的滤波残差进行叠加作为秘密信息嵌入的候选位置. 后续步骤将启发式地在候选位置中迭代搜索最合适的隐写嵌入位置. 图 3 给出了部分原始图像和通过高通滤波核处理后的残差图像的对比.

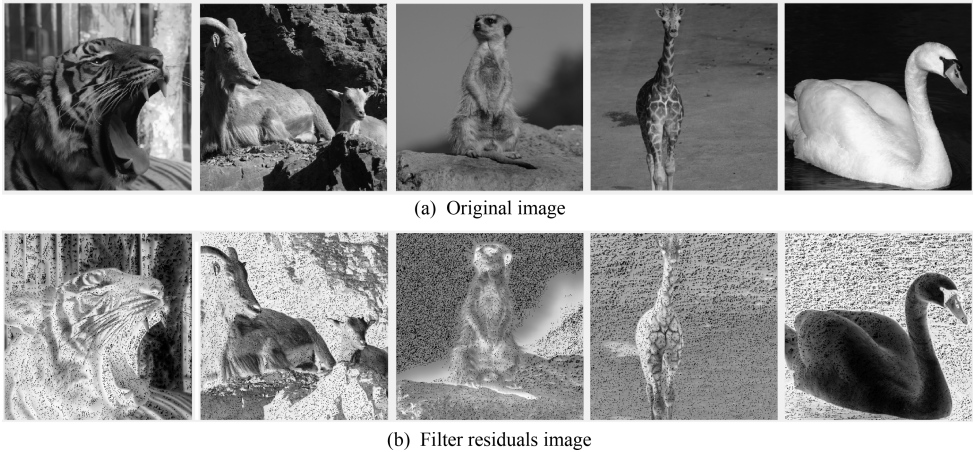


Fig. 3 Filter residuals images of some cover image
图 3 原始图像对应的滤波残差图像

4.3 参数设置

种群数量 N 和迭代次数 it_{\max} 越大, 得到的解越接近于最优解, 多样性也越好. 但是, N 和 it_{\max} 过大, 将增加算法的计算成本. 结合多次实验结果, 设置 $it_{\max} = 160$, $N = 90$. 交叉概率和变异概率决定了交叉和变异的次数, 从而控制了子代种群的规模. 为了使适应度较高的个体进入下一代, 而适应度较低的个体被淘汰, 需要根据实验环境调节交叉概率和变异概率. 为了确保种群进化, 当双亲适应度平均值大于当前种群平均适应度时, 设置 $p_{\text{cros}} = 0.95$, 否则, $p_{\text{cros}} = 0.7$. 为了确保种群的多样性, 当双亲适应度平均值大于当前种群平均适应度时, 设置 $p_{\text{mutx}} = 0.2$, 否则, $p_{\text{mutx}} = 0.05$. 为了同时兼顾抗统计分析的隐写分析和图像质量, 实验中随机对隐写位置处像素的第 0 位或第 1 位进行修改.

4.4 实验和结果分析

仿真实验在实验样本库中比较 WOW, S-UNIWARD, MiPOD 和本文算法的不可察觉性和安全性, 并分析了本文算法在嵌入过程中的实时性. 图像隐写需要让人类感知系统觉察不到图像的改变. 对于数字图像而言, 均值、标准差、平均梯度、信息保真度、视觉信息保真度、峰值信噪比、均方误差、结构相似性等一系列指标都可以对图像失真程度进行评估. 峰值信噪比和均方误差是更常用的图

像质量评价指标, 结构相似性指标是本文多目标优化问题中要优化的目标之一, 因此仿真实验中采用均方误差 MSE、峰值信噪比 PSNR 和结构相似性指标 SSIM 评估 4 种算法对图像质量的影响. 表 1 的结果为 100 个样本对进行计算的平均值.

Table 1 Comparison of MSE, PSNR and SSIM for Four Algorithms

表 1 4 种算法的 MSE, PSNR and SSIM 对比

Indicators	WOW	S-UNIWARD	MiPOD	MO-GA
MSE	0.200 7	0.182 4	0.190 2	0.179 5
PSNR	54.942 4	54.893 1	55.011 3	55.194 0
SSIM	0.998 7	0.999 1	0.999 7	0.999 9

如表 1 所示, 相较于对比算法, 本文算法在均方误差、峰值信噪比和结构相似性 3 个指标上具有优越性. 其中, 结构相似性指标是本文进化多目标优化问题的目标函数之一, 本文算法以优化结构相似性指标为方向进行种群进化以寻找最优隐写位置. 从表 1 可以看出, 结构相似性指标几乎接近 1, 意味着隐写算法对图像质量的影响很小.

为了检测隐写算法的安全性, 实验采用 SPA 隐写工具对实验样本库中的图像进行隐写分析, 并通过错误检测率 $P_{\text{ERR}} = \frac{P_{\text{FA}} + P_{\text{MD}}}{2}$ 来评估安全性.

其中, P_{FA} 是误报率, 表示被检测为载密图像的原始图像数量与原始图像数量之比; P_{MD} 是漏检率, 表示被检测为原始图像的载密图像的数量与载密图像的数量之比. 图 4 显示了在 100 个样本中对 4 种算法的 P_{ERR} 均值. 如图 4 所示, 本文算法对抗 SPA 隐写分析工具具有鲁棒性, 且嵌入容量越小, 所提出算法的抗 SPA 能力越强.

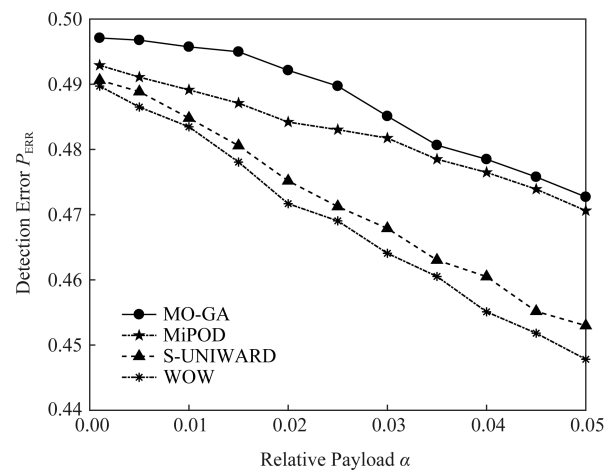


Fig. 4 Detection error for the four algorithms under SPA
图 4 SPA 下 4 种算法的 P_{ERR} 值

MO-GA 是典型的进化多目标优化问题, 本文通过遗传算法在图像的噪声、纹理区域进行全局搜索以寻找最合适的隐写嵌入位置. 而在搜索过程中, 要经过复杂的基因操作和种群的迭代, 以至于算法复杂度和计算开销较大.

本文算法利用边缘计算, 在边缘服务器中迭代搜索隐写嵌入位置, 在终端实现秘密信息的嵌入, 在性能受限的终端上实现了基于图像隐写的隐蔽通信. WOW, S-UNIWARD 和 MiPOD 等 3 种算法的整个执行过程都是在终端上完成的, 故本文算法的终端开销比这 3 种算法更优, 在嵌入容量小于 0.1 的情况下嵌入时间达到了毫秒级别.

5 总 结

研究及实验结果表明, 本文提出的基于遗传算法的进化多目标优化图像隐写算法能够对隐写不可察觉性和隐写安全性 2 个目标进行优化, 通过高通滤波器组得到的滤波残差, 将秘密信息的嵌入限制在图像的噪声、纹理区域, 利用遗传算法在叠加的滤波残差中逐代寻找适应度高的个体以得到进化多目标优化问题的最优解. 考虑到终端因计算资源有限而不能运行复杂应用的弊端, 本文利用边缘服务器

来搜索图像的最优隐写位置, 而终端只需要根据隐写位置嵌入秘密信息. 由于终端没有将秘密信息提供给服务器, 保证了秘密信息的安全性, 提高了终端嵌入秘密信息的效率.

参 考 文 献

[1] Shi Weisong, Zhang Xingzhou, Wang Yifan, et al. Edge computing: State-of-the-art and future directions [J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(1): 69–89 (in Chinese)
(施巍松, 张星洲, 王一帆, 等. 边缘计算: 现状与展望[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(1): 69–89)

[2] Bharathi M D, Dhikhi T. A survey on image steganography techniques [J]. International Journal of Pharmacy & Technology, 2016, 8(4): 19368–19377

[3] Taleb T, Samdanis K, Mada B, et al. On multi-access edge computing: A survey of the emerging 5G network edge cloud architecture and orchestration [J]. IEEE Communications in Surveys & Tutorials, 2017, 19(3): 1657–1681

[4] Ding D, Ram S, Rodriguez J J. Image inpainting using nonlocal texture matching and nonlinear filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(4): 1705–1719

[5] Holub V, Fridrich J J. Designing steganographic distortion using directional filters [C] //Proc of IEEE Int Workshop on Information Forensics and Security(WIFS). Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 234–239

[6] Holub V, Fridrich J, Denemark T. Universal distortion function for steganography in an arbitrary domain [J]. EURASIP Journal on Information Security, 2014, 1(1): 1–13

[7] Sedighi V, Cogranne R, Fridrich J. Content-adaptive steganography by minimizing statistical detectability [J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2015, 11(2): 221–234

[8] Manjunath H R, Brahmananda S H, Lokesh S. Steganography using indexed texture synthesis with indexed color synthesis [C] //Proc of Int Conf on Communication and Signal Processing (ICCSP). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 0821–0824

[9] Sreenath G, Thanveer M, Aparna K R, et al. Texture based secure data transmission [C] //Proc of Int Conf of Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 38–42

[10] Saeed A, Fawad, Khan M J, et al. An accurate texture complexity estimation for quality-enhanced and secure image steganography [J]. IEEE Access, 2020, 8: 21613–21630

[11] Huang Jinjing, Cheng Shaoyin, Lou Songhao, et al. Image steganography using texture features and GANs [C] //Proc of Int Joint Conf on Neural Networks (IJCNN). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 1–8

- [12] Huang Wei, Zhao Xianfeng. Novel cover selection criterion for spatial steganography using linear pixel prediction error [J]. Science China (Information Sciences), 2016, 59(5): 1-3
- [13] Simmons G J. The prisoners' problem and the subliminal channel [C] //Proc of CRYPTO'83. Berlin: Springer, 1983: 51-67
- [14] Kurak C, McHugh J. A cautionary note on image downgrading [C] //Proc of the Computer Security Applications Conf. Piscataway, NJ: IEEE, 1992: 153-162
- [15] Girdhar A, Kumar V. Comprehensive survey of 3D image steganography techniques [J]. IET Image Processing, 2018, 12(1): 1-10
- [16] Sharma N, Batra U. A review on spatial domain technique based on image steganography [C] //Proc of Int Conf on Computing and Communication Technologies for Smart Nation (IC3TSN). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 24-27
- [17] Luo Weiqi, Wang Yuangen, Huang Jiwu. Security analysis on spatial LSB steganography for JPEG decompressed images [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(1): 39-42
- [18] Bansal K, Agrawal A, Bansal N. A survey on steganography using least significant bit (LSB) embedding approach [C] //Proc of the 4th Int Conf on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 64-69
- [19] Li Xiaolong, Yang Bin, Cheng Daofang, et al. A generalization of LSB matching [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2009, 16(2): 69-72
- [20] Bhuiyan T, Sarower A H, Karim R, et al. An image steganography algorithm using LSB replacement through XOR substitution [C] //Proc of Int Conf on Information and Communications Technology (ICOIAC). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 44-49
- [21] Xue Bowen, Li Xiaolong, Li Bin, et al. Steganalysis of LSB replacement for multivariate Gaussian covers [C] //Proc of IEEE China Summit and Int Conf on Signal and Information Processing (ChinaSIP). Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 836-840
- [22] Tan Shunquan. Targeted steganalysis of edge adaptive image steganography based on LSB matching revisited using B-Spline fitting [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(6): 336-339
- [23] Smitha G L, Baburaj E. A survey on image steganography based on least significant bit matched revisited (LSBMR) algorithm [C] //Proc of Int Conf on Emerging Technological Trends (ICETT). Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 132-139
- [24] Kait V S, Chauhan B. BPCS steganography for data security using FPGA implementation [C] //Proc of Int Conf on Communications and Signal Processing (ICCSP). Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 1887-1891
- [25] Fridrich J, Goljan M. Digital image steganography using stochastic modulation [J]. Proceedings of Spie the Int Society for Optical Engineering, 2010, 5020(4): 191-202
- [26] Thai T H, Cogranne R, Retraint F. Statistical model of quantized DCT coefficients: Application in the steganalysis of Jsteg algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(5): 1980-1993
- [27] Lee Wanlung, Sun Wei. Reversible steganography scheme based on position-recording in DCT coefficients [C] //Proc of the 15th Int Conf on Computational Intelligence and Security (CIS). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 424-428
- [28] Li Bin, Huang Jiwu, Shi Yunqing. Steganalysis of YASS [J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2009, 4(3): 369-382
- [29] Fridrich J, Goljan M, Soukal D. Perturbed quantization steganography [J]. Multimedia Systems, 2005, 11(2): 98-107
- [30] Ghasemzadeh H, Arjmandi M K. Universal audio steganalysis based on calibration and reversed frequency resolution of human auditory system [J]. IET Signal Processing, 2017, 11(8): 916-922
- [31] Luo Xiangyang, Liu Fenlin, Yang Chunfang, et al. On F5 steganography in images [J]. Computer Journal, 2012, 4(4): 447-456
- [32] Gong Maoguo, Cheng Gang, Jiao Licheng, et al. Nondominated individual selection strategy based on adaptive partition for evolutionary multi-objective optimization [J]. Journal of Computer Research and Development, 2011, 48(4): 545-557 (in Chinese)
(公茂果, 程刚, 焦李成, 等. 基于自适应划分的进化多目标优化非支配个体选择策略[J]. 计算机研究与发展, 2011, 48(4): 545-557)
- [33] Gong Dunwei, Ji Xinfang, Sun Xiaoyan. Solving many-objective optimization problems using set-based evolutionary algorithms [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(1): 77-83 (in Chinese)
(巩敦卫, 季新芳, 孙晓燕. 基于集合的高维多目标优化问题的进化算法[J]. 电子学报, 2014, 42(1): 77-83)
- [34] Guo Shianglin, Chang Yiting, Lie Wennung. A framework of enhancing image steganography with picture quality optimization and anti-steganalysis based on simulated annealing algorithm [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2010, 12(5): 345-357
- [35] Ahmadi S D, Sajedi H. Image steganography with artificial immune system [C] //Proc of Artificial Intelligence & Robotics (IRANOPEN). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 45-50
- [36] Siva Raja P M, Baburaj E. An efficient data embedding scheme for digital images based on particle swarm optimization with LSBMR [C] //Proc of the 3rd Int Conf on Computational Intelligence and Information Technology (CIIT 2013). Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 17-24
- [37] Ma Xiaoyu, Jiang Xiuhua, Pan Da. Performance validation and analysis for multi-method fusion based image quality metrics in a new image database [J]. China Communications, 2019(8): 147-161
- [38] Cachin C. An information-theoretic model for steganography [J]. Information and Computation 2000, 192(1): 41-56

[39] Zhang Zhan. Research on high-order statistical secure steganography algorithm [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2010 (in Chinese)
(张湛. 高阶统计安全的隐写算法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2010)



Ding Xuyang, born in 1981. PhD, associate professor. His main research interests include computer networks, cyber security, and artificial intelligence.



Xie Ying, born in 1984. PhD, associate professor. Her main research interests include cyber security, formal verification and distributed computing.



Zhang Xiaosong, born in 1968. PhD, professor. His main research interests include computer networks, cyber security.

2021 年《计算机研究与发展》专题(正刊)征文通知 ——新一代人工智能前沿进展

人类社会已经逐步迈进智能时代,人工智能的迅速发展将深刻改变人类社会生活、改变世界,世界上多个国家和地区都发布了关于人工智能的发展规划.2017 年 7 月 20 日,我国印发了《新一代人工智能发展规划》,标志着人工智能研究已经成为国家发展战略.当前,随着新一代人工智能相关理论建模、技术创新、软硬件升级等整体推进,亟需破解研究中面临的理论、方法、应用等多个层面的挑战性难题.

为了及时反映国内同行在新一代人工智能前沿领域的最新研究成果,加速我国人工智能领域研究从并跑向领跑转变,《计算机研究与发展》将于 2021 年 8 月出版“新一代人工智能前沿进展”专题.欢迎人工智能及相关研究领域的专家学者、科研人员踊跃投稿.

此外,专题将与 2021 中国计算机学会人工智能会议(CCF AI 2021)合作,所有专题录用稿件均需在 CCF AI 2021 专题论坛上报告交流.

征文范围(但不限于)

- 1) 新一代人工智能基础理论:大数据智能理论、高级机器学习理论、不确定知识表示与推理、多智能体系统理论、认知建模、统计学习理论、深度学习理论等;
- 2) 新一代人工智能方法技术:高级机器学习方法、数据挖掘与知识发现、强化学习、深度学习、非神经网络深度模型、知识图谱、小样本学习、自动机器学习等;
- 3) 新一代人工智能应用:自然语言处理、跨媒体分析、无人系统、模式识别、计算机视觉、信息检索、社交网络等.

征文要求

- 1) 论文应属于作者的科研成果,数据真实可靠,具有重要的学术价值与推广应用价值,且未在国内外公开发行的刊物或会议上发表,不存在一稿多投问题.作者在投稿时,需向编辑部提交版权转让与投稿声明.
- 2) 论文一律用 word 格式排版,论文格式体例参考近期出版的《计算机研究与发展》的要求.
- 3) 论文须通过期刊网站(<http://crad.ict.ac.cn>)投稿,投稿时提供作者的联系方式,投稿过程中的作者留言里务必注明“人工智能前沿进展 2021 专题”(否则按自由来稿处理).

重要日期

论文截稿日期:2021 年 3 月 31 日

最终稿提交日期:2021 年 5 月 17 日

录用通知日期:2021 年 5 月 10 日

出版日期:2021 年 8 月

特邀编委

- 陶建华 研究员 中科院自动化所 jhtao@nlpr.ia.ac.cn
- 朱 军 教授 清华大学 dcszj@mail.tsinghua.edu.cn
- 侯臣平 教授 国防科技大学 houchenping@nudt.edu.cn
- 张利军 副教授 南京大学 zlj@nju.edu.cn

联系方式

编辑部:crad@ict.ac.cn, 010-62620696, 010-62600350
通信地址:北京 2704 信箱《计算机研究与发展》编辑部
邮 编:100190