

基于随机森林和多直方图修改的可逆信息隐藏

李丹阳¹, 李琳², 李青岩¹

(1. 集美大学理学院, 福建 厦门 361021; 2. 集美大学计算机工程学院, 福建 厦门 361021)

[摘要] 为了能够根据不同的图像内容自适应地生成理想的直方图, 优化了现有方法提出的原始特征集以更好地利用相邻像素之间的相关性, 提出一种基于随机森林的自适应多直方图生成方法, 可以根据不同的上下文像素特征自适应地生成不同的多直方图。实验结果表明, 该方法优于其他一些现有的可逆信息隐藏方法。

[关键词] 可逆信息隐藏; 随机森林; 多直方图修改

[中图分类号] TP 309.7

Reversible Data Hiding Based on Multiple Histograms Modification and Random Forest

LI Danyang¹, LI Lin², LI Qingyan¹

(1. School of Science, Jimei University, Xiamen 361021, China;

2. College of Computer Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: In order to generate ideal histograms adaptively based on different image contents, this paper optimized the original feature set proposed by existing methods to better exploit the correlation between neighboring pixels, and proposed a random forest-based adaptive multi-histogram generation method that can generate different multi-histograms adaptively based on different contextual pixel features. The experimental results demonstrate that the method outperforms some other state-of-the-art reversible data hiding methods.

Keywords: reversible data hiding; random forest; multiple histograms modification

0 引言

随着互联网的蓬勃发展, 数字图像信息安全问题受到了广泛关注。数字图像信息安全技术的研究主要包括两方面: 图像加密和图像信息隐藏^[1]。通常, 信息隐藏技术会导致图像的永久性失真。为了解决这个问题, 可逆信息隐藏 (reversible data hiding, RDH) 技术被提出, 并引起了许多学者的注意。可逆信息隐藏技术可以从载密的图像中准确无误地提取嵌入的信息并恢复载体图像。它在军事、医疗、法律服务等内容敏感领域有着重要的应用需求^[2]。

现有 RDH 技术大致可分为三类, 分别基于无损压缩 (lossless compression, LC)^[3]、差分扩展 (difference expanse, DE)^[4-5]和直方图移位 (histogram shifting, HS)^[6-8]。无损压缩方法对载体图

[收稿日期] 2022-03-30

[基金项目] 福建省软科学项目 (2019R0070); 福建省教育厅项目 (JAT190330, JAT190319)

[作者简介] 李丹阳 (1995—), 女, 硕士生, 从事智能信息处理方向研究。通信作者: 李青岩 (1979—), 男, 副教授, 从事数据挖掘及信息安全、智能信息处理方向研究。E-mail: liqingyan@gmail.com

像进行压缩获得空间以嵌入信息，但这种方法只能提供有限的嵌入容量。DE 扩展技术在像素对上执行，通过扩展其差分将 1 bit 信息嵌入到每个选定的像素对中。与基于无损压缩的 RDH 相比，Tian^[4]的基于差分扩展的方法可以提供更高的嵌入容量和峰值信噪比。随后，Thodi 等^[5]提出预测误差扩展方法（prediction error expansion，PEE），用预测误差代替差分扩展中的差值，PEE 可以更加充分地利用图像的空间冗余。Ni 等^[6]提出直方图移位的方案，先生成直方图，然后通过修改直方图嵌入秘密信息，但是该方法的嵌入容量受生成直方图的峰值位的像素数影响。后来，研究者们将 HS 与 PEE 结合，构造了许多改进的方法。但是基于单直方图的方法，仅仅是收集图像的每个像素的预测误差，并未充分考虑到图像局部纹理的变化。于是，2015 年 Li 等^[9]提出基于多直方图修改的可逆信息隐藏技术（multiple histogram modification，MHM），根据每个像素的上下文计算其复杂度，并将具有给定复杂度的像素收集在一起来生成预测误差直方图（prediction error histogram，PEH），通过设置复杂度阈值，生成直方图序列，然后采用暴力搜索的方法在每个生成的直方图中选择两个扩展位（嵌入点）实现数据嵌入。MHM 比其他基于单个 PEH 的方法具有更好的性能，特别是在低有效载荷方面。基于多直方图的可逆信息隐藏，关键是将具有相似上下文特征的像素聚集到相同的直方图中。Wang 等^[10]提出一种新的多直方图可逆信息隐藏方案，它通过设计一系列特征，使用模糊 C-均值聚类，从而构造多直方图。文献 [11] 在文献 [10] 的基础上优化聚类的特征，使用 K-Means 聚类构造多直方图。尽管他们的方法与文献 [9] 相比，性能有所提升，但是为了保证可逆性，这些方法都采用两阶段嵌入的技术，只有与目标像素不同层的像素被用来设计特征，因此忽略了目标像素与其同层像素之间的相关关系。随机森林^[12]是一种通过集成学习的思想构造多棵独立决策树的算法，其输出的结果由随机森林中每棵决策树输出结果投票而定。由于随机森林是用一种随机方式建立的，可以降低模型过拟合的风险。为了充分利用目标像素与其周围像素之间的相关性，本文提出一种基于随机森林的多直方图构建方法。

1 本文提出的算法

本文提出的基于随机森林的多直方图生成方法主要分为两个步骤：聚类和训练随机森林。随机森林分类器通常需要大量的数据进行训练，和文献 [13] 一样，本研究以 Kodak 图像集的 24 张图像作为训练数据。首先，设计能代表目标像素上下文像素分布的聚类特征，使用 K-Means 聚类算法标记具有相似上下文的像素；然后，从图像数据集中提取大量的上下文信息，即目标像素周围的像素特征，作为随机森林的输入，以聚类得到的结果标签作为随机森林的目标输出；最后，调整随机森林的相关参数，训练得到最优的随机森林模型。

1.1 聚类特征的设计

基于预测误差扩展和直方图移位的可逆信息隐藏，直方图越清晰，其性能越好。因此，MHM 方法中多直方图生成的关键点是使生成的每个直方图尽可能地清晰，也就是说，具有相似上下文的像素应该尽可能聚在同一类。目标像素所在块的局部特征设计得越精确，聚类结果也会越精确。在 Wang 等^[10]的方法中，虽然设计了 10 个特征用于聚类，但是为了保证可逆性，这 10 个特征的计算只涉及到与目标像素不同层的像素，有一些与目标像素邻近但属于同层的像素值并未考虑到（如图 1 白色集合中的像素）。因而本研究认为这些特征不能完全反映每个区块的局部特征。由于本文所提出的方法的可逆性由随机森林的输入特征保证，因此设计的聚类特征可以充分利用目标像素周围的像素，包括同层的邻近像素。

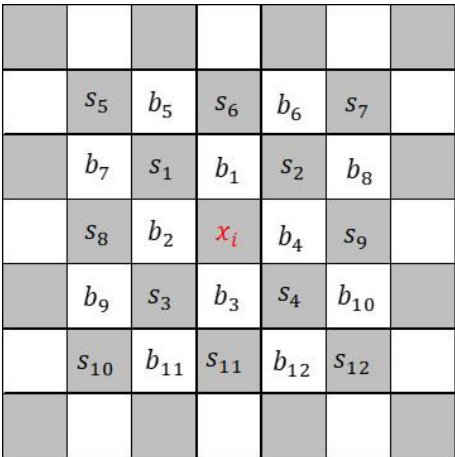


图1 目标像素的上下文像素示意图
Fig.1 Illustration of the contextual pixels of the target pixel

在本文中, 设计了4个与每个块的纹理复杂度密切相关的新特征, 即: 1) 以目标像素 x_i 为中心的 $3 \text{ px} \times 3 \text{ px}$ 像素块的方差 $f_{i,1}$; 2) 以目标像素 x_i 为中心的 $5 \text{ px} \times 5 \text{ px}$ 像素块的熵 $f_{i,2}$; 3) 以目标像素 x_i 为中心的 $5 \text{ px} \times 5 \text{ px}$ 像素块的复杂度, 即像素块中水平和垂直相邻像素的绝对差值之和 $f_{i,3}$; 4) 局部均值 $f_{i,4}$ 。这4个特征充分利用目标像素周围的像素, 提高了聚类性能。

本算法用方差来衡量像素块中像素值的波动情况。方差越大, 说明像素块中的像素值波动越大, 像素块中像素值分布越复杂。方差计算公式为:

$$\bar{v}_i = \frac{1}{9}(x_i + \sum_{k=1}^4 b_k + \sum_{k=1}^4 s_k), \quad (1)$$

$$f_{i,1} = w_1 \frac{1}{9} [(x_i - \bar{v}_i)^2 + \sum_{k=1}^4 (b_k - \bar{v}_i)^2 + (s_k - \bar{v}_i)^2]。 \quad (2)$$

其中: \bar{v}_i 为目标像素 x_i 所在 $3 \text{ px} \times 3 \text{ px}$ 像素块的平均值; b_k 与 s_k 为图1所示的目标像素 x_i 的上下像素。

信息熵是用来衡量不确定性的指标, 情况越混乱, 信息熵也就越大, 反之越小。在这里可以理解为, 熵越大, 像素块像素值分布的越混乱, 图像越复杂; 反之, 熵越小, 像素块像素值分布越集中, 图像越平滑。熵计算公式为:

$$f_{i,2} = -w_2 (\sum_{k=1}^{12} \frac{\text{count}(b_k)}{25} \log_2 \frac{\text{count}(b_k)}{25} + \frac{\text{count}(s_k)}{25} \log_2 \frac{\text{count}(s_k)}{25})。 \quad (3)$$

其中: $\text{count}(b_k/s_k)$ 代表像素值 b_k/s_k 在以目标像素 x_i 为中心的 $5 \text{ px} \times 5 \text{ px}$ 像素块中出现的次数。

复杂度计算公式为:

$$\begin{aligned} f_{i,3} = w_3 (&|s_5 - b_7| + |b_7 - s_8| + |s_8 - b_9| + |b_9 - s_{10}| + |b_5 - s_1| + |b_2 - s_3| + \\ &|s_3 - b_{11}| + |s_6 - b_1| + |b_1 - x| + |x - b_3| + |b_3 - s_{11}| + |b_6 - s_2| + \\ &|s_2 - b_4| + |b_4 - s_4| + |s_4 - b_{12}| + |s_7 - b_8| + |b_8 - s_9| + |s_9 - b_{10}| + \\ &|b_{10} - s_{12}| + |s_5 - b_5| + |b_5 - s_6| + |s_6 - b_6| + |b_6 - s_7| + |b_7 - s_1| + \\ &|s_1 - b_1| + |b_1 - s_2| + |s_2 - b_8| + |s_8 - b_2| + |b_2 - x| + |x - b_4| + \\ &|b_4 - s_9| + |b_9 - s_3| + |s_3 - b_3|) + |b_3 - s_4| + |s_4 - b_{10}| + |s_{10} - b_{11}| + \\ &|b_{11} - s_{11}| + |s_{11} - b_{12}| + |b_{12} - s_{12}|。 \end{aligned} \quad (4)$$

局部均值计算公式为:

$$f_{i,4} = w_4 \sum_{i=1}^{12} \frac{b_i}{12} + w_5 \sum_{i=1}^{12} \frac{s_i}{12}。 \quad (5)$$

式(1) ~ (5)中: w_1, w_2, w_3, w_4, w_5 为权重值, 权重值初始值都为1, 随后根据多次实验的结果进行调整, 以得到更好的聚类结果; 聚类的类别数参考了文献[13], 设置为18。

1.2 基于随机森林的分类模型

随机森林模型训练速度快, 且模型简单易于理解, 综合考虑拟合能力和训练难度, 本文选择用随机森林模型构建多直方图。随机森林的构造包含6个步骤:

- 1) 从原始训练集中随机有放回地选择 k 条数据;
- 2) 从原始的 K 维特征中, 随机选取 m 个特征做节点分裂属性;
- 3) 训练决策树;
- 4) 重复1)~3)步构造 n 个决策树;
- 5) 集成上述步骤生成的 n 个决策树, 构建随机森林;
- 6) 以 n 个决策树预测结果的众数作为随机森林的最终输出结果。

在本算法中, 以 Kodak24 图像集的24张图像为训练数据, 以由目标像素 x 上下文像素组成的向量 $\mathbf{B} = (b_1, b_2, \dots, b_{12})$ (见图1) 作为输入特征, 以聚类得到的类别标签为输出目标, 构建随机森林分类模型。随机森林的输入特征均为与目标像素不同层的像素, 因此在嵌入信息前后, 对于同一个目

标像素随机森林可以得到相同的预测类别，使可逆性得以保证。

2 嵌入和提取过程

2.1 辅助信息

在可逆信息隐藏中，为了确保接收方可以无损提取信息和恢复图像，需要收集一部分辅助信息，作为有效负载的一部分嵌入到载体图像中。本方法中需要使用的辅助信息包括：

- 1) 压缩后的位置图。在本方法中，由于每个像素值最多加或减 1 个单位，为了避免像素值超过 $[0, 255]$ 的范围，发生上溢或者下溢，像素值为 255 的将更改为 254，像素值为 0 的将更改为 1。位置图用来记录这些像素的位置，更改的像素在位置图中标记为 1，而其他像素标记为 0，然后使用算术编码方法对位置图进行压缩。
- 2) 位置图的长度 $(\log_2 N, \text{bit}, N \text{ 为目标图像像素数目的一半})$ 。
- 3) 最优嵌入点 $b_n, 1 \leq n \leq M (4M, \text{bit}, M \text{ 为生成直方图的个数}, M = 18)$ 。
- 4) 随机森林分类得到的标签与按照熵排序之后的标签对应关系 $(5M, \text{bit})$ 。
- 5) 嵌入结束的位置 $N_{\text{end}} (\log_2 N, \text{bit})$ 。

2.2 嵌入过程

本文采取基于菱形预测的双层嵌入技术，在嵌入信息时，首先要把图像像素划分为两层：空白层和阴影层，如图 1 所示。第一层首先嵌入一半有效载荷，剩下的一半嵌入第二层。由于第二层的嵌入过程与第一层相似，因此本研究仅以第一层为例，阐述具体的嵌入过程（见图 2）。为了保证可逆，要保留前后两行前后两列的像素，用于嵌入辅助信息。

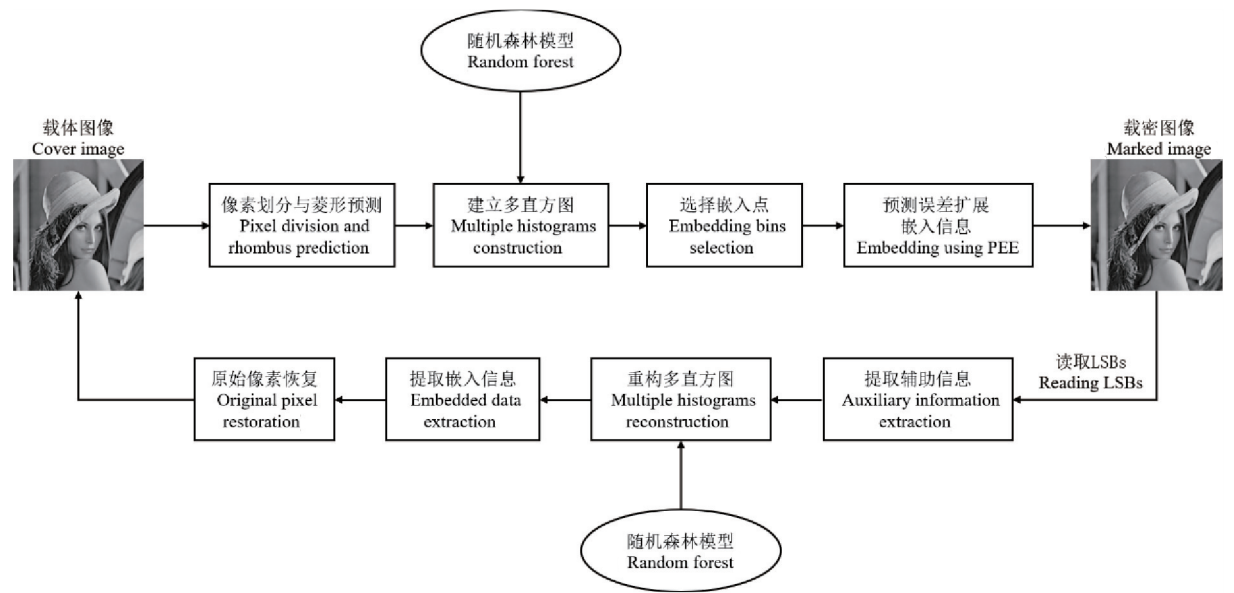


图2 算法整体框架
Fig.2 The overall framework of this paper algorithm

- 1) 菱形预测
本方法中，采用菱形预测的方法获得预测误差。除了不用于嵌入信息的保留像素之外，其他第一层的像素按照从左到右从上到下的顺序扫描。如图 1 所示，用目标像素 x_i 上下左右四个像素 $\{b_1, b_2, b_3, b_4\}$ 的平均值作为预测值 \hat{x}_i 。根据预测值，计算预测误差 $e_i = x_i - \hat{x}_i$ ，得到预测误差序列。
- 2) 根据随机森林分类模型构建 M 个子直方图
根据 1.2 设计的随机森林模型，提取随机森林需要的 12 个上下文像素作为输入特征，将所有预

测误差分为 M 类, 每个类将生成一个直方图。生成 M 个直方图之后, 计算每个直方图的熵, 按照熵从低到高的顺序重新对直方图进行排序, 决定嵌入信息的先后顺序。

3) 选择 M 对嵌入点

为了满足率失真模型, 即在嵌入容量满足给定的有效载荷情况下, 使嵌入失真与嵌入容量的比率最小。使用文献 [13] 中选择扩展嵌入点的方法, 为每一个直方图确定一对嵌入点, 用 (a_k, b_k) 表示。

4) 嵌入信息——基于直方图平移

本文使用基于直方图平移的方法嵌入信息, 在每个最优嵌入点嵌入 1 bit 数据, 具体嵌入方式见文献 [9]: $e_i' = e_i, \text{if } a_n < e_i < b_n; e_i' = e_i + m, \text{if } e_i = b_n; e_i' = e_i - m, \text{if } e_i = a_n; e_i' = e_i + 1, \text{if } e_i > b_n; e_i' = e_i - 1, \text{if } e_i < a_n$ 。其中: e_i 为目标像素 x_i 对应的预测误差; e_i' 为嵌入秘密信息后的预测误差; m 为待嵌入的秘密信息 $[0, 1]$; 最终目标像素 x_i 被修改为 $\tilde{x}_i = x_i + e_i'$ 。

5) 获得载密图像

根据公式 $\hat{x}_i = x_i + e_i'$, 得到标记图像。将一半的有效载荷嵌入到图像后, 得到第一层的辅助信息。将保留像素的 LSB 继续嵌入到图像中, 辅助信息通过 LSB 替换到保留像素。至此, 第一层的嵌入过程结束。根据以上步骤, 将剩下的一半数据嵌入到第二层中, 在修改所有的像素后, 即可得到载密图像。

2.3 提取过程

为了保证可逆, 信息的提取过程要与信息的嵌入过程相反, 需要先提取第二层的嵌入信息, 再提取第一层的。因为提取的步骤相似, 本文仅以第二层的数据提取过程为例, 展开详细介绍。

首先, 从载密图像保留像素的最低有效位 (least significant bit, LSB) 中获取辅助信息。对于每个目标像素 x_i' , 通过菱形预测获得第二层每个像素的预测值 \hat{x}_i , 根据 $e_i' = x_i' - \hat{x}_i$ 计算预测误差。

与嵌入信息时相同, 提取随机森林需要的 12 个上下文像素, 利用随机森林模型将所有预测误差分为 M 类, 每个类生成一个直方图。

根据辅助信息获取直方图的嵌入顺序和每个直方图的嵌入点, 提取嵌入的信息。以像素 x_i' 的提取过程为例, 假设 x_i' 属于直方图 h_z , 对应的嵌入点为 (a_z, b_z) , 预测误差为 e_i' , 可以根据式 (6) ~ (8) 提取嵌入的秘密信息并恢复原始像素。

$$e_i = \begin{cases} e_i', & \text{otherwise,} \\ e_i' + 1, & \text{if } e_i' > b_z, \\ e_i' - 1, & \text{if } e_i' < a_z, \end{cases} \tag{6}$$

$$m = \begin{cases} 0 & \text{if } e_i' = b_z + 1 \quad \text{or} \quad e_i' = a_z - 1, \\ 1 & \text{if } e_i' = b_z \quad \text{or} \quad e_i' = a_z, \end{cases} \tag{7}$$

$$x_i = \hat{x}_i + e_i. \tag{8}$$

3 实验结果与分析

本文的随机森林模型通过 scikit-learn 机器学习框架用 Python3.8 构建, RDH 过程在 Matlab R2018a 上完成。随机森林模型的构建需要一定的数据支持, 即使图像像素不同, 上下文分布特征也会具有很高的相似性, 因此以 Kodak24 图像集的 24 张图像为训练数据, 构建随机森林模型。为了评估所提出方案的性能, 自 USC-SIPI 图像数据库中选择 4 张具有不同纹理特征的 512 px × 512 px 像素大小的灰度图像, 即 Lena、Baboon、Boat、Elaine。

为了说明所提出方案的优越性, 将本方案与 Li 等的传统多直方图方法^[9]、Kim 等的基于倾斜直方图的方法^[14]、Sachnev 等基于菱形预测的方法^[6]、Qu 等基于像素值排序的方法^[15]、Wu 等基于改进像素值排序的方法^[16]等 5 种不同的先进方案进行了率失真性能对比实验。图 3 是几种不同方法不

同嵌入容量（embedding capacity, EC）的峰值信噪比（peak signal noise ratio, PSNR）曲线。PSNR 是常用的可逆信息隐藏方案评价指标，PSNR 的值越高，说明载密图像和原始载体图像越相似，所对应的方法性能就越好。

从图 3 可以看出，本文提出的方法在大部分情况下都优于 4 个文献 [6, 14–16] 的方法，原因在于这 4 种方法都是基于单一直方图进行信息嵌入，直方图被固定地修改，在建立直方图时并未考虑到图像像素分布的差异。对于图像 Elaine，在低嵌入容量时，文献 [16] 的 PSNR 值虽然高于本文的方法，但是从图 3 中可以看出，文献 [16] 的最大嵌入容量较小，在实际应用过程中可能不能满足嵌入容量要求。在大多数情况下，本文提出的方法优于 Li 等提出的传统多直方图方法^[9]。文献 [9] 未考虑图像内容的差异，而是根据目标像素的局部像素分布复杂程度平均划分像素，从而生成多直方图。本文提出的随机森林智能分类器可以通过学习先验知识，根据图像内容自适应地构建多直方图，因此取得了更好的性能。以 Lena 图为例，当嵌入容量为 10 000 bit 时，本方案的峰值信噪比比 Li 等^[9]的方案提高了约 0.27 dB，比其余 4 个方案也都更好。

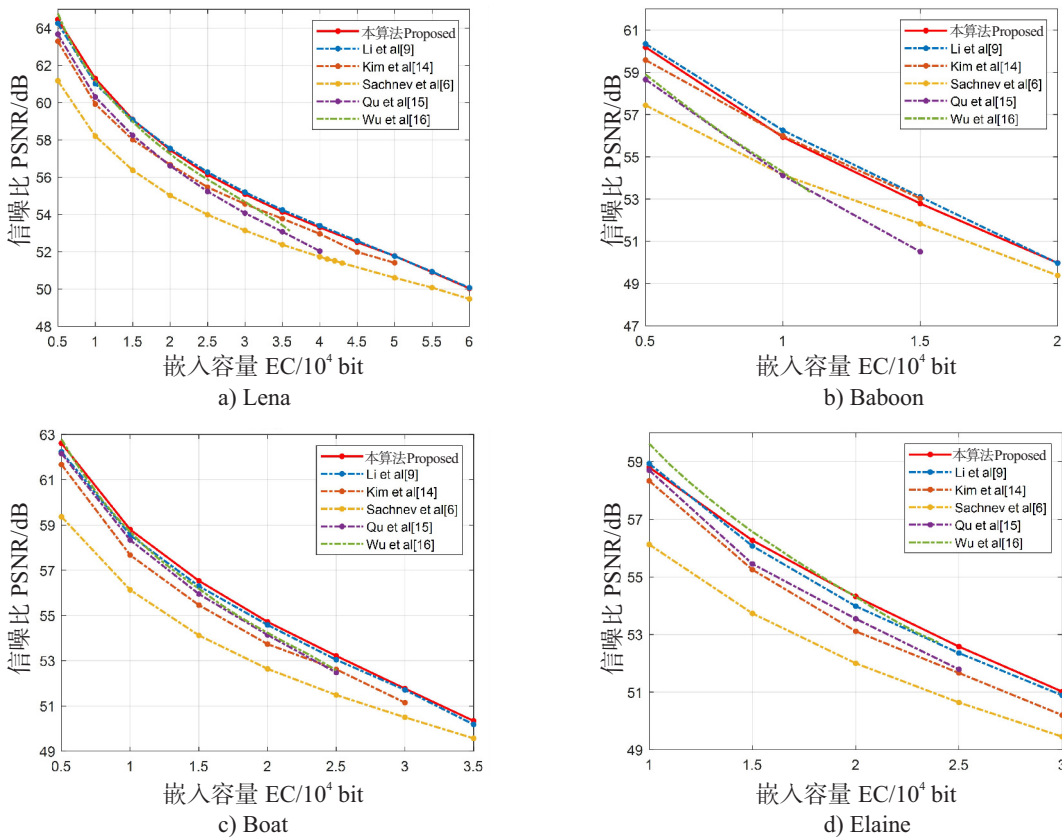


图3 本算法与其他算法的性能比较

Fig.3 The performance comparison between the proposed method and other state-of-the-art methods

4 结论

本文采用更能代表局部像素分布情况的特征，利用聚类算法标记目标像素，训练随机森林分类模型用于构建多直方图。与传统的基于多直方图的可逆信息隐藏方案相比，本方法结合 K-Means 聚类和随机森林机器学习算法，生成了更清晰的直方图，从而实现高效的可逆信息隐藏。未来，将进一步研究如何设计更好的聚类特征以及训练更高效的分类模型。

[参考文献]

- [1] 李传目,洪联系,万春. 一种新的基于混沌序列的图像分块加密方法[J]. 集美大学学报(自然科学版),2007,12(4): 345-350. DOI:10.19715/j.jmuzr.2007.04.012.
- [2] 欧博,李晓龙,倪蓉蓉,等. 图像可逆信息隐藏研究发展综述[J]. 北京交通大学学报,2022,46(1):1-10.
- [3] CELIK M U,SHARMA G,TEKALP A M,et al. Lossless generalized-LSB data embedding[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2005,14(2):253-266.
- [4] TINA J. Reversible data embedding using a difference expansion[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2003,13(8):890-896.
- [5] THODI D M,RORDRIGUEZ J J. Prediction-error based reversible watermarking[C]//2004 International Conference on Image Processing. Singapore:IEEE,2004:1549-1552. DOI:10.1109/ICIP.2004.1421361.
- [6] NI Z C,SHI Y Q,ANSARI N,et al. Reversible data hiding[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2006,16(3):354-362.
- [7] SACHNEV V,KIM H J,NAM J,et al. Reversible watermarking algorithm using sorting and prediction[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2009,19(7):989-999.
- [8] 赵彦涛,李志全,董宇青. 基于排序和直方图修改的可逆信息隐藏方法[J]. 光电子·激光,2010,21(1):102-106. DOI:10.16136/j.joel.2010.01.02.
- [9] LI X L,ZHANG W M,GUI X L,et al. Efficient reversible data hiding based on multiple histograms modification[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security,2017,10(9):2016-2027.
- [10] WANG J X,MAO N X,CHEN X,et al. Multiple histograms based reversible data hiding by using FCM clustering[J]. Signal Processing,2019,159:193-203.
- [11] WANG W L,WANG C T,WANG J X,et al. Improving multi-histogram-based reversible watermarking using optimized features and adaptive clustering number[J]. IEEE Access,2020,8:134334-134350.
- [12] BREIMAN L. Random Forests[J]. Machine Learning,2001,45(1):5-32.
- [13] HOU J,OU B,TIAN H,et al. Reversible data hiding based on multiple histograms modification and deep neural networks[J]. Signal Processing:Image Communication,2021,92:116118.
- [14] KIM S C,QU X C,SACHNEV V,et al. Skewed histogram shifting for reversible data hiding using a pair of extreme predictions[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2019,29(11):3236-3246. DOI:10.1109/TCS-VT.2018.2878932.
- [15] QU X C,KIM H J. Pixel-based pixel value ordering predictor for high-fidelity reversible data hiding[J]. Signal Processing,2015,111:249-260.
- [16] WU H R,LI X L,ZHAO Y,et al. Improved PPVO-based high-fidelity reversible data hiding[J]. Signal Processing,2020,167:107264.

(责任编辑 朱雪莲 英文审校 黄振坤)