

基于 PVO 的自适应双层嵌入可逆数据隐藏

叶丹丹¹ 陈 勇¹

YE Dandan CHEN Yong

摘 要

可逆数据隐藏 (RDH) 已成为信息安全的重要工具。近年来, 人们提出了各种 RDH 技术, 其中像素值排序类的算法, 因为优异的嵌入性能得到广泛研究。为了进一步提高嵌入性能, 文章提出了一种基于像素值排序的自适应双层嵌入可逆数据隐藏算法。首先, 为了确保算法的可逆性, 采用了棋盘模式进行块的划分。然后, 通过分块周围像素计算大分块的局部复杂度, 识别出适合嵌入数据的大分块。接下来, 将大分块划分成小分块, 在小分块中根据右下角三个像素计算局部复杂度, 如果小分块的复杂度小于某个阈值, 则在小分块内进行数据嵌入; 否则, 该小分块不进行数据嵌入。最后, 对单个像素进行自适应双层嵌入。将所提出的算法与最先进的 RDH 算法进行比较, 证明了所提出的算法具有优越的嵌入性能。

关键词

可逆数据隐藏; 像素值排序; 自适应; 双层嵌入; 棋盘分块模式

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.11.040

0 引言

在信息化时代, 信息安全备受关注, 因此研究图像信息安全具有重要的理论和实践意义^[1], 特别是医疗和军事领域。在过去几十年里, 对明文域中的可逆数据隐藏, 进得到广泛研究, 涵盖了无损压缩^[2]、差分扩展 (DE)^[3]、直方图移位 (HS)^[4]、预测误差扩展 (PEE)^[5]和像素值排序 (PVO)^[6]。在压缩领域, 重点在于将机密信息集成到压缩图像中。首先对载体图像进行无损压缩, 随后利用压缩方法来隐藏机密信息。2003 年, Tian 提出 DE 的可逆数据隐藏方法, 利用相邻像素之间的差异来隐藏机密数据。然而, DE 在嵌入容量和失真方面表现不佳。2006 年, Ni 等人首次引入了直方图移位技术, 有效地解决了这些限制。在 HS 中, 首先根据图像中像素的频率分布构建直方图, 随后在直方图中的峰值箱位置嵌入数据。然而, 直方图移位技术的嵌入能力受到峰值箱的高度限制。因此, Thodi 等人提出利用像素预测误差进行数据嵌入。首先, 利用周围像素来预测目标像素, 然后计算预测误差, 随后利用这个预测误差序列构建一个预测误差直方图 (PHE) 来嵌入机密信息。生成 PHE 比 HS 具有更高的峰值箱, 从而提高了嵌入数据的能力。在后续的研究中, 主要集中在直方图生成、嵌入方法、嵌入容量和减小失真等方面进行改进。

2013 年, Li 等人提出了一种基于像素值排序 (PVO) 的算法, 封面图像被分割为大小相等的非重叠块。在这种

算法中, 对每个块内的像素进行排序, 最后在极大值或极小值的位置嵌入数据。2014 年, Ou 等人^[7]提出了一种新的可逆数据隐藏算法, 称为 PVO-k。在这种算法中, 当最大像素值等于块内第二大像素值 (或最小像素值等于第二小像素值) 时, 被允许嵌入秘密数据, 即通过同时移动前面的 k 个最大 (最小) 值来嵌入数据。Peng 等人^[8]和 Mao 等人^[9]从另一个角度出发, 利用 PVO 中被忽略的嵌入点, 即预测误差 $P_{\max}$ 或 $P_{\min}$ 为 0 的像素点进行数据嵌入。Wang 等人^[10]根据分块策略, 提出了一种基于动态像素块划分策略。该算法使用两种类型的块, 即粗糙区域使用 4×4 的块, 光滑区域使用 2×2 的块。由于块的划分, 大多数像素在原始 PVO 中被忽略。为了解决这个问题, Qu 等人^[11]、Wu 等人^[12]和 Liu 等人^[13]的算法将单个像素视为嵌入元素, 利用上下文像素来预测目标像素。2016 年, Ou 等人^[14]首次将 PVO 应用到二维中, 该算法不只关注像素间相关性, 还利用预测误差之间的相关性来减少失真。

1 相关工作

1.1 基于像素值排序算法

该算法通过光栅扫描顺序遍历封面图像, 并将图像划分为大小相等且不重叠的块。假设每个块内有 n 个像素, 即 $B_k = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。然后对块内的像素进行排序, 得到 $\{x_{\sigma(1)}, x_{\sigma(2)}, \dots, x_{\sigma(n)}\}$, 其中 $x_{\sigma(1)} \leq x_{\sigma(2)} \leq \dots \leq x_{\sigma(n)}$, 且 $\sigma(n)$ 是一一对一映射, 如果 $x_{\sigma(i)} = x_{\sigma(j)}$ 则 $i < j$ 。最后使用第二大像素 $\sigma_{(n-1)}$ 预测最大像素 $\sigma_{(n)}$, 第二小像素 $\sigma_{(2)}$ 预测最小像素 $\sigma_{(1)}$, 并在最大值和最小值的位置嵌入数据。以最大值为例, 对于每个块,

预测误差 $P_{\max}$ 计算参考公式为：

$$P_{\max} = x_{\sigma(n)} - x_{\sigma(n-1)} \quad (1)$$

将 $P_{\max}$ 等于“1”作为数据嵌入点，为了保证数据提取的可逆性，其他位置像素向两侧移一位。最大值嵌入数据后的公式为：

$$x'_{\sigma(n)} = \begin{cases} x_{\sigma(n)} & \text{if } P_{\max} = 0 \\ x_{\sigma(n)} + b & \text{if } P_{\max} = 1 \\ x_{\sigma(n)} + 1 & \text{if } P_{\max} > 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中： $b \in \{0,1\}$ 表示嵌入的秘密数据。

根据上述公式可以得知，对于最大像素 $x_{\sigma(n)}$ ，如果嵌入数据 $b=1$ 且 $P_{\max}$ 等于 1，则最大像素 $x_{\sigma(n)}$ 加 1；如果嵌入数据 $b=0$ 且 $P_{\max}$ 等于 1，则最大像素 $x_{\sigma(n)}$ 不变；数据提取是嵌入过程的逆过程，这里不再进行赘述。

1.2 倾斜直方图算法

该算法利用一对极端预测值（PH, PL）来生成不对称的预测误差直方图，然后在短尾侧进行数据嵌入。如图 1 所示，首先对 P 的 4 个邻居像素进行排序，得到 $x_1 \leq x_2 \leq x_3 \leq x_4$ 。

y_1	x_1	y_2
x_4	P	x_2
y_3	x_3	y_4

图 1 预测器

然后根据排序后的 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 计算预测值 PH 和 PL，三种不同的预测方法见表 1。

表 1 极端预测对（PH, PL）

极端预测对	P_1	P_2	P_3
PH	x_4	$\lfloor (x_3+x_4)/2 \rfloor$	$\lfloor (x_2+x_3+x_4)/3 \rfloor$
PL	x_1	$\lfloor (x_1+x_2)/2 \rfloor$	$\lfloor (x_1+x_2+x_3)/3 \rfloor$

注： $\lfloor \rfloor$ 表示向上取整

如果预测像素的值偏大，则预测误差为负的概率越大，生成的直方图就偏左，因此在右侧短尾进行数据嵌入能减少无效移动。相反，如果预测像素的值偏小，则预测误差为正的的概率越大，生成的直方图就偏右，因此在左侧短尾进行数据嵌入能减少无效移动，从而提高嵌入性能。

2 自适应双层嵌入算法

2.1 基于像素值排序的极值嵌入

现有的基于 PVO 的可逆数据隐藏算法，只针对单个像素进行一次嵌入，导致每个像素的嵌入能力有限，为了解决这个问题，本文利用 Kim 等人^[15] 提出的极端预测对，提出

了一种基于 PVO 的自适应双层嵌入可逆数据隐藏算法。该算法能够自适应的选择嵌入方块，然后再对单个像素进行双层嵌入。首先，将封面平均分成 2×2 不重叠的方块，如图 2 所示。

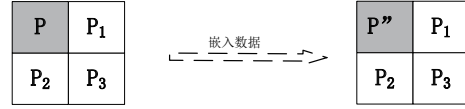


图 2 嵌入数据前（左），嵌入数据后（右）

选取左上角的像素 P 为目标像素，然后对剩下的像素进行排序得到 $\{PE_{\min}, P_{\sigma(2)}, PE_{\max}\}$ ，以最大值 $PE_{\max}$ 和最小值 $PE_{\min}$ 对目标像素 P 进行预测，其公式为：

$$\begin{cases} P_{E1} = P - PE_{\max} \\ P_{E2} = P' - PE_{\min} \end{cases} \quad (3)$$

式中： P_{E1} 为第一层预测误差， P_{E2} 为第二层预测误差， P' 为第一轮嵌入数据后的像素值。嵌入数据后的像素值公式为：

$$P' = \begin{cases} P + b_1 & \text{if } P_{E1} = 0 \\ P + 1 & \text{if } P_{E1} > 0 \\ P & \text{if } P_{E1} < 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$P'' = \begin{cases} P' - b_2 & \text{if } P_{E2} = 0 \\ P' - 1 & \text{if } P_{E2} < 0 \\ P' & \text{if } P_{E2} > 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中： $b_1, b_2 \in \{0,1\}$ ，待嵌入的秘密数据； P' 是第一轮嵌入数据后的目标像素； P'' 是第二轮嵌入数据后的目标像素。

在提取过程中，选取左上角的像素 P'' 为目标像素，然后对剩下的像素进行排序得到 $\{PE'_{\max}, P'_{\sigma(2)}, PE'_{\min}\}$ ，以最大值 $PE'_{\max}$ 和最小值 $PE'_{\min}$ 对目标像素 P'' 进行预测，参照公式为：

$$\begin{cases} P'_{E2} = P'' - PE'_{\min} \\ P'_{E1} = P' - PE'_{\max} \end{cases} \quad (6)$$

式中： P'_{E2} 为提取第一层预测误差， P'_{E1} 为提取第二层预测误差， P' 为第一轮提取数据后的像素值。提取数据后的像素值公式为：

$$b_2 = \begin{cases} 0 & \text{if } P'_{E2} = 0 \\ 1 & \text{if } P'_{E2} = -1 \end{cases} \quad (7)$$

$$b_1 = \begin{cases} 0 & \text{if } P'_{E1} = 0 \\ 1 & \text{if } P'_{E1} = 1 \end{cases} \quad (8)$$

$$P' = \begin{cases} P'' + 1 & \text{if } P'_{E2} < 0 \\ P'' & \text{if } P'_{E2} > 0 \end{cases} \quad (9)$$

$$P = \begin{cases} P' - 1 & \text{if } P'_{E1} > 0 \\ P' & \text{if } P'_{E1} < 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中： $b_1, b_2 \in \{0,1\}$ ，待嵌入的秘密数据； P' 是第一轮提取后恢复的目标像素； P 是第二轮提取后恢复的目标像素。

2.2 自适应双层嵌入

为了进一步提高嵌入性能，在 2.1 小结的基础上，利用

像素间的差异程度，将像素块分为复杂块和光滑块，然后通过局部复杂度自适应的选择嵌入方块，如图3所示。因为光滑块像素之间差异较小，嵌入数据后引起的无效移动更少，因此嵌入性能更好。相反，复杂块的像素之间存在较大差异，因此嵌入数据后失真较大，故不进行数据嵌入。

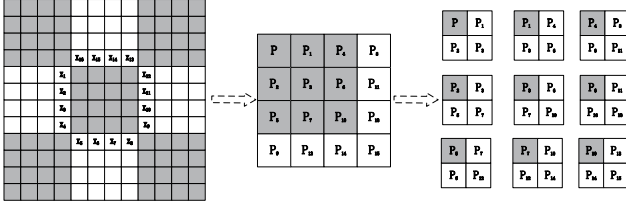


图3 棋盘分块模式

在嵌入过程中，首先将一半的随机比特流嵌入到灰色中，然后再将另一半嵌入到白色块中。在提取过程中，首先提取白色块，然后再提取灰色块。在图3中，按照棋盘模式将其划分成4×4的灰色块和白色块，根据邻居像素 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 计算大分块局部复杂度，计算公式为：

$$P_{m1} = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \right] \quad (11)$$

$$\nabla_i^1 = |X_i - P_{m1}|$$

$$LC_1 = \sum_{i=1}^n \nabla_i^1$$

式中： P_{m1} 是像素均值， ∇_i^1 为像素梯度， LC_1 为大分块局部复杂度。如果 $LC_1 > T_1$ ，不进行数据嵌入。当 $LC_1 \leq T_1$ ，则进行数据嵌入，进一步将其划分成2×2小分块，如图2所示。以左上角的像素 P 作为目标像素，然后利用剩下的像素

$\{P_1, P_2, P_3\}$ 计算局部复杂度，其计算公式为：

$$P_{m2} = \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \right] \quad (12)$$

$$\nabla_i^2 = |X_i - P_{m2}|$$

$$LC_2 = \sum_{i=1}^m \nabla_i^2$$

式中： P_{m2} 是像素均值， ∇_i^2 为像素梯度， LC_2 为小分块局部复杂度。如果 $LC_2 \leq T_2$ ，则根据2.1小结进行数据的嵌入；当 $LC_2 > T_2$ 时，不进行数据嵌入。在大方块中，以2×2的小方块依次从左往右、从上往下滑动，直到遍历完大方块。由于棋盘分块模式是先嵌入灰色然后嵌入白色块，因此像素集合 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 不会影响数据嵌入的可逆性。而且在小分块嵌入过程中，由于小分块右下角的三个像素仅用于预测，而不进行数据嵌入，因此也不会影响数据的可逆恢复。在提取过程中，采用同样的分块模式，按照逆嵌入方向提取数据，首先恢复灰色，然后再恢复白色块。在大方块中，以2×2的小方块依次从右往左、从下往上滑动，直到遍历完大方块且提取完所有数据。嵌入和提取过程实例如图4所示。

2.3 嵌入步骤

在嵌入数据之前，首先要解决上溢和下溢问题。当像素值超出图像的强度范围时，就会发生上溢和下溢问题。因此，在嵌入之前将255修改为254，0修改为1，并记录其位置，生成位置图LM，其中1代表此位置像素为标记，0代表改点为原始像素值。然后采用无损压缩将LM压缩成 C_{LM} ，将其

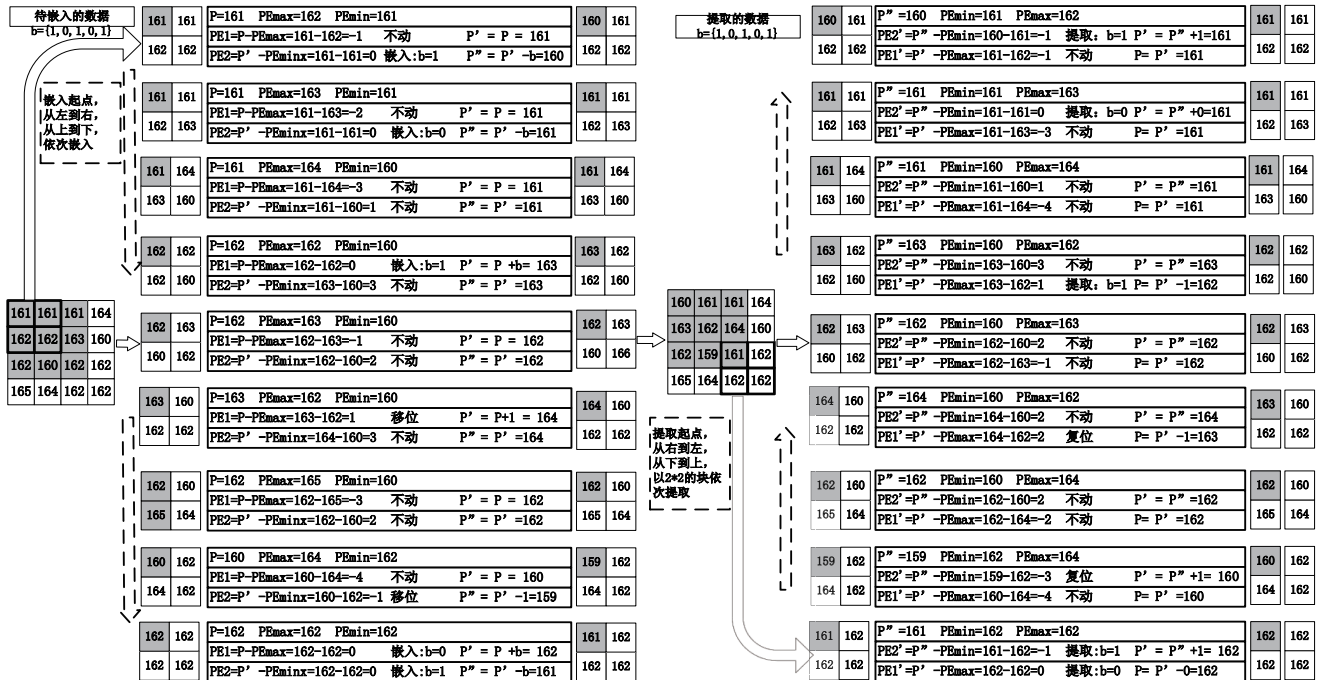


图4 嵌入和提取过程实例

与待嵌入数据一起嵌入到封面图像中。详细嵌入过程如下。

(1) 假设宿主图像是大小为 $W \times H$ 的灰度图像，对封面图像生成 LM，并压缩 LM 得到 C_{LM} 。

(2) 在提取时需要传输一些辅助信息到提取端：位置图 C_{LM} 、阈值 T_1 和 T_2 （其中 T_1 和 T_2 为自定义阈值）、最后嵌入像素 L 的位置。封面图像最后一行用于嵌入传输需要的辅助信息，其中这些像素的最低有效位（LSB）被辅助信息替换。请注意，某些开销信息（例如 L ）只能在所有数据嵌入后才能获得。

(3) 按照棋盘光栅扫描顺序扫描封面图像，首先将一半秘密信息嵌入到灰色中，然后将另一半嵌入到白色块中。根据公式 (11) 计算分块的像素局部复杂度 LC。如果 $LC_1 \leq T_1$ 且 $LC_2 \leq T_2$ ，则进行数据嵌入，否则跳过该分块。重复此步骤直到所有数据嵌入完毕。

2.4 提取步骤

在提取数据前，首先要先提取辅助信息，然后再根据辅助信息进行数据提取。详细提取过程如下。

(1) 从最后一行中提取辅助信息，确定 C_{LM} 、 T_1 、 T_2 和 L 的值。

(2) 根据 L ，确定首次提取的位置，然后按逆光栅扫描顺序扫描封面图像，首先提取白色块的秘密数据，然后提取蓝色块的秘密数据，并且按照逆嵌入方向进行提取。根据公式 (12) 计算分块的像素局部复杂度 LC。如果 $LC_1 \leq T_1$ 且 $LC_2 \leq T_2$ ，提取该块秘密信息，否则，跳过该块。重复此步骤直到所有数据提取完毕。

3 实验结果与分析

在本节中，使用嵌入容量（EC）和峰值信噪比（PSNR）验证所提出的算法，其中 EC 以“比特数”来衡量，PSNR 的计算公式为：

$$\begin{cases} \text{MSE} = \frac{1}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H [P_{(i,j)} - P'_{(i,j)}]^2 \\ \text{PSNR} = 10 \times \log_{10} \left(\frac{255^2}{\text{MSE}} \right) \end{cases} \quad (13)$$

式中： P 是嵌入前的图像， P' 是嵌入后的图像， $W \times H$ 是图像的大小，MSE 是均方误差，PSNR 以分贝（dB）为单位。PSNR 值越大，表示图像质量越高。

本实验采用 SIPI 图像数据库中的 6 张标准灰度图像。比较中涉及的数据来自 Li 等人的算法、Qu 等人的算法、Liu 等人的算法和 Gao 等人^[16]的算法、Kim 等人的算法、Zhang 等人^[17]的算法。实验中使用的秘密信息都是随机比特流，并且所有实验均使用 Python 进行。PSNR 与 EC 曲线图如图 5 所示。

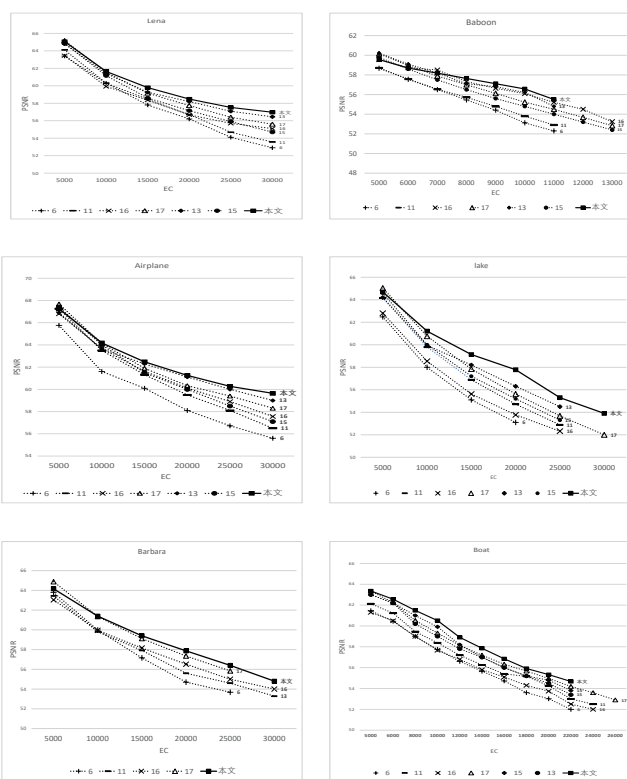


图 5 PSNR 与 EC 的曲线图

从图 5 得知，所提出的方法在大多数情况下优于其他算法。但在 Baboon 和 Boat 最大嵌入容量本文算法表现较差。此外，本算法通过嵌入 10 000 和 20 000 位得到的 PSNR 分别列于表 2 和表 3 中。

表 2 当 EC 为 10 000 时，PSNR 对比

单位：dB

图像	文献 [6]	文献 [11]	文献 [15]	文献 [17]	文献 [13]	本文
Lena	60.3	60.3	59.92	61.53	61.4	61.65
Baboon	53.5	54.2	55.59	55.19	56.21	56.77
Airplane	61.61	63.7	63.66	64.13	63.65	64.18
Boat	57.85	58.4	57.67	59.32	59.92	60.52
Lake	58.18	59.8	58.24	60.76	59.94	61.21
Barbara	59.98	59.8	59.95	61.35	60.69	61.37
均值	58.57	59.37	59.17	60.38	60.3	60.95

表 3 当 EC 为 20 000 时，PSNR 对比

单位：dB

图像	文献 [6]	文献 [11]	文献 [15]	文献 [17]	文献 [13]	本文
Lena	56.2	56.7	56.67	57.74	58.2	58.48
Airplane	58.1	59.9	60.12	60.33	60.41	61.26
Boat	53.3	54.2	53.74	54.97	56.43	58.78
Lake	53.4	54.72	53.67	55.63	56.31	54.54
Barbara	54.7	55.6	56.52	57.35	57.53	57.87
均值	55.14	56.22	56.14	57.2	57.77	58.18

从表 2 和表 3 可以得出, 本文算法在平均 PSNR 都优于其他算法。当嵌入容量 10 000 时, 分别比 Li 等人、Qu 等人、Kim 等人、Zhang 等人和 Liu 等人的算法高 2.38 dB、1.61 dB、1.78 dB、0.57 dB、0.65 dB。当嵌入容量为 20 000 位时, 本文算法在这五种算法平均 PSNR 中分别提高了 3.04 dB、1.96 dB、2.04 dB、0.98 dB、0.41 dB。

4 结论与展望

本文提出了一种基于 PVO 的自适应双层嵌入可逆数据隐藏算法。在本算法中, 首先为了确保算法的可逆性, 采用棋盘模式进行块的划分; 其次通过局部复杂度来自适应选择嵌入块; 最后对单个像素进行自适应双层嵌入。将本文提出的算法与最先进的 RDH 算法进行了比较, 大多数情况下优于其他算法, 而且在低复杂度图像中表现较好, 综上所述本文提出的方法具有优越的嵌入性能。未来, 倾向于引入聚类算法对图像进行全局聚类, 充分利用像素间差异程度, 进一步提高该类算法嵌入性能。

参考文献:

- [1] DI F Q, KONG Y J, YANG P, et al. Reversible data hiding in images: a brief survey[C]//2022 4th International Conference on Advances in Computer Technology, Information Science and Communications (CTISC). Piscataway:IEEE, 2022: 1-4.
- [2] FRIDRICH J, GOLJAN M, DU R. Lossless data embedding: new paradigm in digital watermarking[J]. EURASIP journal on advances in signal processing, 2002, 2002(2): 185-196.
- [3] TIAN J. Reversible data embedding using a difference expansion[J]. IEEE transactions on circuits and systems for video technology, 2003, 13(8): 890-896.
- [4] 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.
- [5] THODI D M, RODRÍGUEZ J J. Expansion embedding techniques for reversible watermarking[J]. IEEE transactions on image processing, 2007, 16(3): 721-730.
- [6] LI X L, LI J, LI B, et al. High-fidelity reversible data hiding scheme based on pixel-value-ordering and prediction-error expansion[J]. Signal processing, 2013, 93(1): 198-205.
- [7] OU B, LI X L, ZHAO Y, et al. Reversible data hiding using invariant pixel-value-ordering and prediction-error expansion[J]. Signal processing: image communication, 2014, 29(7): 760-772.
- [8] PENG F, LI X L, YANG B. Improved PVO-based reversible data hiding[J]. Digital signal processing, 2014, 25: 255-265.
- [9] MAO N X, CHEN F, HE H J, et al. Reversible data hiding based on adaptive IPVO and two-segment pairwise PEE[J]. Signal processing, 2022, 198: 108577.
- [10] WANG X, DING J, PEI Q Q. A novel reversible image data hiding scheme based on pixel value ordering and dynamic pixel block partition[J]. Information sciences, 2015, 310: 16-35.
- [11] 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.
- [12] WU H R, LI X L, ZHAO Y, et al. Improved PPVO-based high-fidelity reversible data hiding[J]. Signal processing, 2020, 167: 107264.
- [13] LIU W X, MENG L L, WANG H, et al. Multi-dimensional constraints-based PPVO for high fidelity reversible data hiding[J]. Expert systems with applications, 2023, 213: 119190.
- [14] OU B, LI X L, WANG J W. High-fidelity reversible data hiding based on pixel-value-ordering and pairwise prediction-error expansion[J]. Journal of visual communication and image representation, 2016, 39: 12-23.
- [15] KIM S, 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, 2018, 29(11): 3236-3246.
- [16] GAO X Y, PAN Z B, FAN G J, et al. Local feature-based mutual complexity for pixel-value-ordering reversible data hiding[J]. Signal processing, 2023, 204: 108833.
- [17] ZHANG T, LI X L, QI W F, et al. Location-based PVO and adaptive pairwise modification for efficient reversible data hiding[J]. IEEE transactions on information forensics and security, 2020, 15: 2306-2319.

【作者简介】

叶丹丹 (1992—), 女, 重庆人, 硕士研究生, 研究方向: 信息安全、可逆数据隐藏。

陈勇 (1971—), 通信作者 (email: 20131037@cqu.edu.cn), 男, 重庆人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向: 信息安全技术、图象分析与处理技术。

(收稿日期: 2024-08-05)