

文章编号:1671-5896(2026)04-0985-06

基于哈希图的数据库信息批量无损迁移方法

王振强¹, 王超²

(1. 邯郸市第一医院 信息科, 河北 邯郸 056002; 2. 邯郸学院 软件学院, 河北 邯郸 056005)

摘要: 针对在数据迁移过程中, 为保证数据的一致性和完整性, 避免数据丢失或损坏, 降低重复数据量的问题, 提出了一种基于哈希图的数据库信息批量无损迁移方法。根据数据库数据属性的相似度和二分图最优匹配算法获得数据库数据间的相似性, 并根据相似性完成重复数据的检测和删除。通过局部敏感哈希函数计算去重后各数据的哈希值, 基于所有数据的哈希值建立哈希图。利用条件深度卷积生成对抗网络对数据进行批量迁移, 并对迁移后的数据哈希值和哈希图中对应的值进行比较, 对哈希值不同的数据重新实施迁移, 以确保数据库信息的无损迁移。实验结果表明, 该方法的信息迁移速度较快, 数据重复率较低, 并且能保证数据的一致性, 说明其具备可行性。

关键词: 哈希图; 数据库信息; 无损迁移; 局部敏感哈希函数; 条件深度卷积生成对抗网络

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Batch Lossless Migration Method for Database Information Based on Hash Graph

WANG Zhenqiang¹, WANG Chao²

(1. Information Department, Handan First Hospital, Handan 056002, China;

2. School of Software, Handan College, Handan 056005, China)

Abstract: In the process of data migration, it is necessary to ensure the consistency and integrity of data, avoid data loss or damage, and reduce the amount of duplicate data. Therefore, a hash graph based batch lossless database information migration method is proposed. The similarity of data between database is obtained based on the similarity of database data attributes and the optimal matching algorithm for bipartite graphs, the detection and deletion of duplicate data is completed based on the similarity. The hash values of each data after deduplication is calculated using a locally sensitive hash function, and a hash graph based on the hash values of all data is established. Conditional deep convolution is utilized to generate adversarial networks for batch migration of data, and the hash values of the migrated data is compared with the corresponding values in the hash graph. The migration is re-expanding for data with different hash values to ensure lossless migration of database information. The experimental results show that this method has a fast information transfer speed, low data duplication rate, and can ensure data consistency, indicating that it has achieved the research objectives and is feasible.

Key words: Hash graph; database information; non destructive migration; locally sensitive hash function; conditional deep convolution generates adversarial networks

0 引言

在数字化时代, 医院信息系统已成为现代化医院不可或缺的部分, 而数据库作为医院信息的核心

收稿日期: 2024-06-20

基金项目: 河北省教育科学“十四五”规划基金资助项目(2303150)

作者简介: 王振强(1987—), 男, 河北魏县人, 邯郸市第一医院系统架构设计师, 主要从事数据库、医学信息化研究, (Tel) 86-13483083690 (E-mail) Popwzy3@qq.com。

存储和管理中心,承载着患者的医疗记录、诊断信息、治疗方案等重要数据^[1]。但在医院信息化建设或系统升级过程中,如何确保数据库信息的批量无损迁移,即在不损害数据完整性和准确性的前提下,实现数据的平滑过渡,成为医院面临的重要挑战。由于任何数据的丢失或损坏都可能导致患者服务的中断,甚至引发医疗纠纷^[2]。因此,制定严谨的数据迁移方案对保障医院数据库信息的完整性和安全性至关重要。

当前,关于数据库信息迁移方法的研究人们致力于开发高效、可靠的数据迁移技术。彭飞等^[3]首先通过含降噪功能的自动编码器设计深度神经网络,然后采取深度迁移方法获得数据特征间的联系,最后对存在相似特征与地理位置的数据中的重要知识进行迁移。虽然该方法能有效将历史数据迁移到新的系统或平台上,确保数据的连续性和可用性,但在迁移过程中,可能存在数据丢失或损坏的风险,易导致数据迁移前后不一致的问题。陈洪健等^[4]采取 ClickHouse 中的原生 ATTACH 方法获取源数据表与目标表间的版本表,利用数据预处理完成数据集群状态监控,并利用验数逻辑与分片级的数据回滚功能完成迁移。虽然该方法可以更好地管理数据的变更,便于追溯和回滚,但在迁移过程中,可能会遇到与其他系统或工具的兼容性问题,如果不能有效兼容会造成数据重复迁移,影响应用效果。Lotfollahi 等^[5]首先利用 scArches 中的迁移学习和参数优化构建参考数据,其次将新数据集与现有参考进行情境化,并在 scArches 的参考数据上映射查询数据集,最后对缺失数据进行插补,提高了迁移精度。但插补缺失数据时可能会引入一定的误差,导致迁移后数据一致性不高。吴宪等^[6]首先基于集群间的网络延迟设计数学模型,其次利用数学模型获得网络延迟对迁移性能的影响,最后根据该影响获得迭代迁移的起始与终止条件,完成实时迁移。但因集群环境的结构比较复杂,导致数学模型建立的难度较大,影响了迁移的性能。

为解决上述问题,笔者提出一种基于哈希图的数据库信息批量无损迁移方法。

1 基于相似度的数据库重复信息检测

由于人为因素和系统自身问题,数据库通常会存在重复信息,其会降低数据库信息迁移的效率,为此,通过数据属性间的相似度对数据库中的重复信息进行检测和删除^[7]。

由于编辑距离能衡量不同类型数据间属性的相似度,若属性间的编辑距离越小,则数据间的相似度越大,并且重复数据的可能性越大。因此利用编辑距离^[8]获取数据库中各个信息间的属性相似度,进而实现重复数据检测。首先在数据库中随机选择两个数据 T_i 和 T_j ,并将其属性分别用 S_1 与 S_2 表示,将 S_1 与 S_2 视为两个字符串,利用动态规划算法获得 S_1 与 S_2 间的编辑距离 $f(S_1, S_2)$,并将 $f(S_1, S_2)$ 映射到范围为 $[0, 1]$ 的区域内,则根据编辑距离 $f(S_1, S_2)$ 计算 S_1 与 S_2 间的相似度 $\text{Sim}(S_1, S_2)$ 如下:

$$\text{Sim}(S_1, S_2) = 1 - f(S_1, S_2) / \max\{l_{\text{len}}(S_1), l_{\text{len}}(S_2)\}, \quad (1)$$

其中 $l_{\text{len}}(S_1)$ 和 $l_{\text{len}}(S_2)$ 分别表示字符串 S_1 和 S_2 的长度。

由于数据库中存在异构数据,因此,在计算数据相似性时要先对数据中相似的属性进行匹配,并根据属性间的相似度获得数据间的相似度。在上述基础上,利用二分图最优匹配的相似度计算方法^[9-10]获得数据库数据的相似度。

基于数据库中的数据 T_i 和 T_j 构建一个完全有权二分图 $N=(B_1 \cup B_2, R, E)$, 其中 B_1 和 B_2 分别表示数据 T_i 和 T_j 的属性集合,即二分图由 B_1 和 B_2 两部分构成, B_1 中的任意节点 o_i 为 T_i 的第 i 个属性, B_2 中的任意节点 b_j 为 T_j 的第 j 个属性; $R=B_1 \times B_2$ 表示 B_1 和 B_2 的笛卡尔积; $E \rightarrow [0, 1]$ 表示权函数,这里用属性相似性定义权函数,即 $E(o_i, b_j) = \text{Sim}(o_i, b_j)$ 。假设 $Q=(B', R')$ 表示二分图 N 的最佳匹配,其中 $B' \subseteq B_1 \cup B_2$ 表示二分图中的一个属性子集, $R' \subset R$ 表示 R 中的一个子集,则数据库数据 T_i 和 T_j 间的相似度 $\text{Sim}(T_i, T_j)$ 如下:

$$\text{Sim}(T_i, T_j) = \sum_{r \in R'} [E(r) / \max(m, n)] \text{Sim}(S_1, S_2), \quad (2)$$

其中 m 与 n 表示数据库数据 T_i 和 T_j 中含有的属性数量。利用式(2)得到的数据库数据间的相似度范围为 $[0, 1]$, 设置合理的相似度阈值 α , 若 $\text{Sim}(T_i, T_j) > \alpha$, 则认为数据 T_i 和 T_j 为重复数据,从而完成重复

数据的检测,并对 T_i 和 T_j 中的任意一个进行消除,降低后续数据迁移的计算量。

2 数据库信息批量无损迁移

对重复数据删除后的数据库信息,首先根据数据的哈希值构建哈希图,然后通过条件深度卷积生成对抗网络(C-DCGAN: Conditional Deep Convolutional Generative Adversarial Network)完成数据批量迁移,并根据哈希图验证数据迁移的一致性,实现数据无损迁移。

2.1 基于局部敏感哈希函数的哈希图构建

根据数据的局部敏感哈希函数^[11]计算出数据库中数据的哈希值,建立数据库的哈希图。

删除重复数据后的数据库中共含有 N 个数据,并根据其数据建立对应的时间序列 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$,该序列中的任意元素 $y_i (1 \leq i \leq N)$ 根据数据的时间顺序进行排列。

在数据时间序列 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 中随机选取两个长度分别为 W 和 M 的时间序列 Y_1 和 Y_2 ,则其间的动态时间规整(DTW: Dynamic Time Warping)距离^[12] $F_{\text{DTW}}(Y_1, Y_2)$ 如下:

$$F_{\text{DTW}}(Y_1, Y_2) = \min \left(\sum_{l=1}^L u_l \right)^{1/2} \text{Sim}(T_i, T_j), \quad (3)$$

其中 L 表示路径 U 上所有点的数量; u_l 表示第 l 条路径。

利用式(3)计算序列 Y_1 和 Y_2 中两个点 c 和 p 间的 DTW 距离 $g(c, p)$, 并设定两个距离阈值 g_1, g_2 , 且 $g_1 > g_2$, 局部敏感哈希函数 k 的下限和上限分别为 a_1 和 a_2 。对 k 需要符合如下两个要求:

- 1) 若 $g(c, p) \leq g_1$, 则 $k(c) = k(p)$ 的概率 $A(k(c) = k(p)) \geq a_1$;
- 2) 若 $g(c, p) > g_2$, 则 $k(c) = k(p)$ 的概率 $A(k(c) = k(p)) \leq a_2$ 。

基于上述条件,得到局部敏感哈希函数 $k_i(q)$ 如下:

$$k_i(q) = \lfloor (d_i q + w_i) \rfloor / \xi, \quad (4)$$

其中 q 表示通过哈希函数得到哈希值的数据库数据; ξ 表示窗口长度; d_i 表示一个维度为 g 的向量, 其中各个维度的值均符合标准正态分布; w_i 表示符合 $[0, \xi]$ 的均匀分布。

根据数据库数据 $T_1, T_2, \dots, T_N$ 建立矩阵 $H_{h \times N}$, h 表示数据库数据的维度, 将 $H_{h \times N}$ 代入式(4)得到对应的局部敏感哈希函数 $H_{\text{HASH}}(T) = (k_1(T), k_2(T), \dots, k_N(T)) \in \{0, 1\}$, 利用该哈希函数将数据库数据矩阵 $H_{h \times N}$ 转换成哈希值 H 如下:

$$H = \begin{pmatrix} k_1(T_1) & k_2(T_1) & \cdots & k_N(T_1) \\ k_1(T_2) & k_2(T_2) & \cdots & k_N(T_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ k_1(T_h) & k_2(T_h) & \cdots & k_N(T_h) \end{pmatrix}. \quad (5)$$

通过上述可得到数据库中每个数据的哈希值,并根据所有哈希值构建对应的哈希图^[13],便于数据库信息迁移后的一致性校验,确保信息的无损迁移。

2.2 基于 C-DCGAN 网络的信息无损迁移

对删除重复信息后数据库中的信息,利用条件深度卷积生成对抗网络(C-DCGAN)^[14]将其迁移到目标数据库中。已知 T 是数据库数据,假设 x 表示随机噪声,将 T 和噪声 x 放入条件深度卷积生成对抗网络的卷积层,得到 T, x 的第 v 个特征 e_{T_v}, e_{xv} 。

每个卷积层均含有多个卷积核,利用其对数据库数据进行卷积处理,并且每个卷积核具有对应的权重值。利用多个卷积核获取数据库数据的特征,并将各卷积核得到的全部特征进行拼接,得到生成器的输出数据 H_X 。

通过上述分析可知,利用多层卷积处理能对数据 T 与 x 的特征进行细化,获得迁移后的数据 H_X 。由于 H_X 通常包含真实和假数据,为了辨别数据的真伪,需要将 H_X 的特征输入到条件深度卷积生成对抗网络的判别器中进行判别。首先将 H_X 输入到卷积核中,得到数据 H_X 的特征 e_{H_v} , 如下:

$$e_{H_v} = D(r'H_v + q'), \quad (6)$$

其中 e_{H_v} 表示生成器输出数据 H_X 的第 v 个特征; H_v 表示输入数据的第 v 个输出。

将特征 e_{H_v} 输入到最终的判别器中, 得到判别结果 O , 其值反映了生成器数据 H_X 属于迁移后的真实数据库数据的概率。设置一个判别阈值 β , 若 $O>\beta$, 表明数据 H_X 是迁移后的数据库数据, 否则, H_X 是假数据, 删除 H_X 即可。

为确保数据库信息的无损迁移, 需要根据哈希图中的数据哈希值验证数据的一致性, 即利用上述局部敏感哈希函数对迁移后数据的哈希值进行计算。若迁移后的数据哈希值和哈希图中对应的值相同, 表明迁移前后的数据一致; 若不同, 则表明数据迁移后发生错误, 需要对该数据重新进行迁移, 直到哈希值相同为止, 从而完成数据库信息的批量无损迁移。

3 实验与分析

为验证基于哈希图的数据库信息批量无损迁移方法的整体有效性, 需要对其进行测试。设置实验参数如下: 从 MIMIC-III 数据集中采集医院数据库数据 2 000 个; 相似度阈值 $\alpha=0.9$; DTW 距离阈值 $g_1=100$ 、 $g_2=50$; 局部敏感哈希函数的下限 $a_1=3$ 、上限 $a_2=31$; C-DCGAN 网络的学习率为 0.000 2, 激活函数 t 的取值范围为 $[-1,1]$, 权重 r' 的标准差为 0.02, 判别阈值 $\beta=0.95$ 。

选取数据重复率、迁移速度和一致性作为实验指标。

1) 数据重复率。在对医院数据库进行信息迁移时, 其中的重复数据只需迁移一次即可, 由于数据库中的重复数据越多, 数据迁移的效率将越慢, 因此删除数据库中的重复数据能有效提高数据迁移效率。

2) 迁移速度。数据迁移速度是衡量数据迁移效率的重要指标之一, 迁移速度越快, 对应的迁移效率越高, 数据的迁移速度可通过每分钟迁移的数据总量判断。

3) 一致性。在数据迁移过程中, 可能会出现数据丢失、数据重复、数据不一致等问题, 其会影响数据的准确性和可靠性。通过将一致性作为实验指标, 可以验证数据迁移方法是否能有效避免上述问题, 从而保证迁移后的数据与源数据保持一致。一致性越高, 说明数据迁移方法的效果越好, 数据的准确性和可靠性也越高。

3.1 数据重复率

从数据集中随机选取 800 个数据, 并将其平均分成 8 组, 利用基于哈希图的数据库信息批量无损迁移方法对其进行去重, 原始各组数据的重复率和利用所提方法处理后的重复率对比如图 1 所示。

图 1 中的射线 1~8 分别表示 8 组医院数据库数据, 射线上的点表示对应的数据重复率。从图 1 可看出, 原始各组医院数据库数据的重复率最高值达到 8%、最低值也在 4% 以上, 而利用所提方法处理后的各组数据重复率均降到 2% 以下, 表明所提方法的数据去重效果较好, 利于提高后续的数据迁移效率。其是因该方法通过计算数据库数据属性的相似度, 并利用二分图最优匹配算法识别并删除重复数据, 从而确保迁移后数据的唯一性和准确性。

3.2 迁移速度

利用基于哈希图的数据库信息批量无损迁移方法、文献[3-4]方法对医院数据库数据实施迁移, 同一段时间内的迁移数据总量变化情况如图 2 所示。

从图 2 可看出, 所提方法每分钟迁移的数据量比较平均, 且 10 min 内能完成所有数据的迁移, 而文献[3]方法最终完成的迁移量不到 1 400 个, 且每分钟迁移的数据量相差较大, 文献[4]方法最终完成的迁移量为 1 000 个, 且随着迁移时间的增长, 每分钟的迁移量逐渐下降。上述结果表明文献[3-4]方法的迁移性能较差, 所提方法的数据迁移效率和性能均最高。

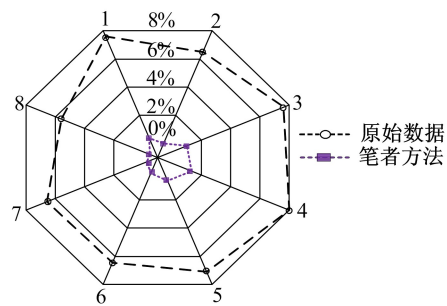


图 1 数据重复率

Fig. 1 Data repetition rate

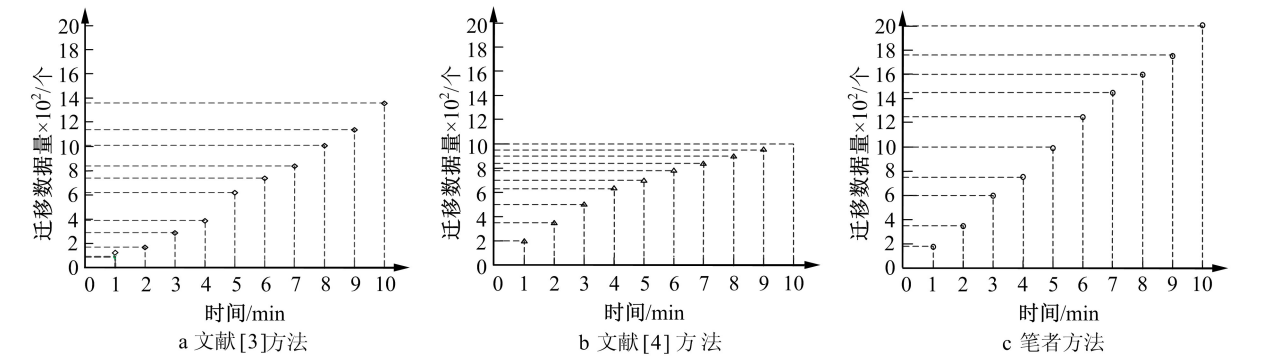


图 2 数据迁移量

Fig. 2 Data migration volume

3.3 一致性

为更全面地比较基于哈希图的数据库信息批量无损迁移方法、文献[3-4]方法的数据迁移性能, 利用上述3种方法对医院数据库中的数据进行迁移处理, 迁移后的数据和原始数据间的一致性程度随迁移数据量变化情况如表1所示。

表 1 一致性

Tab. 1 Consistency

数据量	笔者方法	文献[3]方法	文献[4]方法	数据量	笔者方法	文献[3]方法	文献[4]方法
200	0.998 1	0.969 3	0.977 5	1 200	0.985 7	0.941 4	0.943 9
400	0.997 9	0.962 5	0.971 4	1 400	0.982 2	0.936 6	0.939 5
600	0.994 6	0.955 8	0.963 3	1 600	0.979 9	0.932 3	0.932 7
800	0.991 3	0.951 7	0.955 9	1 800	0.976 1	0.927 5	0.926 6
1 000	0.988 9	0.946 2	0.950 1	2 000	0.972 8	0.922 8	0.919 9

分析表1可得, 随着迁移数据量的增加, 迁移计算的复杂度升高, 并且3种方法迁移后的数据一致性均呈现下降趋势。当迁移数据量相同时, 笔者方法的数据一致性程度高于文献[3-4]方法, 且所提方法的一致性整体下降幅度较小, 表明笔者方法的数据迁移性能较好。传统的数据迁移方法可能受限于迁移速度和数据一致性的保持, 而所提方法利用条件深度卷积生成对抗网络(CGAN)进行数据的批量迁移, 不仅能提高迁移速度, 还能通过生成对抗训练确保迁移后数据的质量和一致性。

4 结 语

为提高医院数据库系统中信息的可用性, 需要对医院数据库信息实施迁移, 目前的迁移方法存在数据去重效果较差、数据迁移速度较慢、迁移后的数据和原始数据间的一致性较低。为此, 笔者提出了一种基于哈希图的数据库信息批量无损迁移方法。首先根据数据相似度去除医院数据库中的重复数据, 然后利用局部敏感哈希函数构建包含数据哈希值的哈希图, 最后通过C-DCGAN网络实现医院数据库数据的迁移, 并基于哈希图完成数据的一致性校对。经实验验证, 该方法能有效降低医院数据库中的数据重复率并提高数据迁移的速度, 迁移前后的数据具有较高的一致性。

参考文献:

[1] 陈金浩, 蒋大鹏, 张怡卓, 等. 实木板材抗弯强度的 SWCSS-GFK-SVM 数据迁移建模方法 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(5): 1471-1477.
CHEN J H, JIANG D P, ZHANG Y Z, et al. Research on Data Migration Modeling Method for Bending Strength of Solid Wood Based on SWCSS-GFK-SVM [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(5): 1471-1477.

[2] 王甫棣, 王帅, 赵希鹏. 基于 ElasticSearch 的异构数据迁移方法 [J]. 气象科技, 2022, 50(1): 45-50.
WANG F D, WANG S, ZHAO X P. A Method for Heterogeneous Data Migration Based on Elastic Search [J]. Meteorological Science and Technology, 2022, 50 (1): 45-50.

- [3] 彭飞, 贲驰, 马煜, 等. 用于短期风功率预测的历史数据深度迁移模型 [J]. 重庆大学学报, 2022, 45(1): 95-102.
PENG F, BEN C, MA Y, et al. A Short-Term Wind Power Prediction Model Based on Deep Transfer Learning of Historical Data [J]. Journal of Chongqing University, 2022, 45(1): 95-102.
- [4] 陈洪健, 季健, 洪帅, 等. 基于 ClickHouse 的版本化数据迁移方法 [J]. 计算机应用, 2022, 42(S2): 105-110.
CHEN H J, JI J, HONG S, et al. Versioned Data Migration Method Based on ClickHouse [J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42 (S2): 105-110.
- [5] LOTFOLLAHI M, NAGHIPOURFAR M, LUECKEN M D, et al. Mapping Single-Cell Data to Reference Atlases by Transfer Learning [J]. Nature Biotechnology, 2022, 40(1): 121-130.
- [6] 吴宪, 汤红波, 赵宇, 等. 一种有状态容器跨集群实时迁移方法 [J]. 计算机研究与发展, 2024, 61(2): 494-502.
WU X, TANG H B, ZHAO Y, et al. A Real-Time Migration Method for Stateful Containers across Clusters [J]. Computer Research and Development, 2024, 61(2): 494-502.
- [7] 朱海洋, 钱中昊, 严凡, 等. 支持多维度数据去重的交互式可视分析方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2022, 34(6): 841-851.
ZHU H Y, QIAN Z H, YAN F, et al. An Interactive Visual Analysis Method for Multi-Dimensional Data Deduplication [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2022, 34(6): 841-851.
- [8] 童晓阳, 权文杰, 李智, 等. 利用行波波形改进编辑距离的柔性直流输电线路后备保护方案 [J]. 电网技术, 2023, 47(1): 294-300.
TONG X Y, QUAN W J, LI Z, et al. Backup Protection Scheme for Flexible DC Transmission Line by Traveling Wave Waveform Similarity Based on Improved Editing Distance [J]. Power System Technology, 2023, 47(1): 294-300.
- [9] 詹康, 王逸文, 何熊熊. 基于数据相似度和引力理论的密度峰聚类算法 [J]. 高技术通讯, 2023, 33(1): 88-96.
ZHAN K, WANG Y W, HE X X. Density Peak Clustering Algorithm Based on Data Similarity and Gravity Theory [J]. Chinese High Technology Letters, 2023, 33(1): 88-96.
- [10] 林伟杰, 王勇, 周林. 基于加权二分图的 K 均值最佳聚类数确定算法 [J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(4): 1104-1111.
LIN W J, WANG Y, ZHOU L. Determination Algorithm of K -Means Optimal Clustering Number Based on Weighted Bipartite Graph [J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(4): 1104-1111.
- [11] 张仕, 赖会霞, 肖如良, 等. 开放环境多分布特性的局部敏感哈希检索方法 [J]. 软件学报, 2022, 33(4): 1200-1217.
ZHANG S, LAI H X, XIAO R L, et al. Open Environmental Locality-Sensitive Hashing Retrieval for Multiple Distributed Characteristics [J]. Journal of Software, 2022, 33(4): 1200-1217.
- [12] 方伟, 王玉, 闫文君, 等. 基于 DTW 的复杂飞行动作快速评估方法研究 [J]. 中国电子科学研究院学报, 2022, 17(1): 44-49.
FANG W, WANG Y, YAN W J, et al. Research on the Rapid Evaluation Method of Complex Flight Action Based on DTW [J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2022, 17(1): 44-49.
- [13] 赵莉, 王莎莎, 刘道华, 等. 一种改进感知哈希算法的 2DPCANet 人脸识别方法 [J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2022, 35(3): 494-498.
ZHAO L, WANG S S, LIU D H, et al. A 2DPCANet Face Recognition Method Based on Improved Perceptual Hashing Algorithm [J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2022, 35(3): 494-498.
- [14] 张浩, 齐光磊, 侯小刚, 等. 基于改进 Fisher 准则的深度卷积生成对抗网络算法 [J]. 光学精密工程, 2022, 30(24): 3239-3249.
ZHANG H, QI G L, HOU X G, et al. Deep Convolutional Generative Adversarial Network Algorithm Based on Improved Fisher's Criterion [J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(24): 3239-3249.

(责任编辑: 刘东亮)