



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 103678660 B

(45)授权公告日 2017.01.11

(21)申请号 201310722183.3

(22)申请日 2013.12.24

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 103678660 A

(43)申请公布日 2014.03.26

(73)专利权人 北京邮电大学

地址 100876 北京市海淀区西土城路10号

(72)发明人 鲁鹏 李睿凡 刘咏彬 袁彩霞

王小捷

(74)专利代理机构 北京德琦知识产权代理有限公司

公司 11018

代理人 郑红娟 宋志强

(51)Int.Cl.

G06F 17/30(2006.01)

(56)对比文件

CN 102763123 A,2012.10.31,

CN 102422319 A,2012.04.18,

CN 101140624 A,2008.03.12,

WO 2013147170 A1,2013.10.03,

WO 2008026414 X,2010.01.14,

Xu Wangming.etc.Purifying Sets of Matched Features through RANSAC for Image Retrieval.《2010年检测技术与机电自动化国际会议 论文集》.2011,952-955.

审查员 陈娜

权利要求书2页 说明书11页 附图3页

(54)发明名称

一种图像检索方法

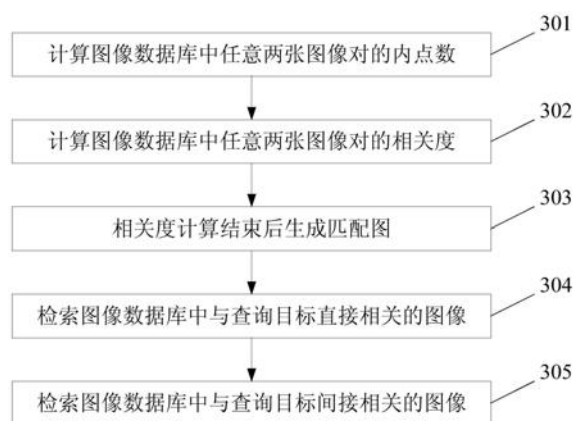
(57)摘要

本发明公开了一种图像检索方法,首先计算图像数据库中任意两个图像的内点数,根据公式

$$\begin{cases} \omega(v_i, v_j) = f(c_{ij}) & c_{ij} \geq \theta_c \\ \omega(v_i, v_j) = 0 & c_{ij} < \theta_c \text{ 或 } i = j \end{cases}$$

计算任意两个图

像的相关度值;然后计算查询目标与图像数据库中任一图像的相关度值,得到与查询目标直接相关的图像与间接相关的图像;构建一个赋权邻接矩阵A进行衰减,且增加弥补衰减过度造成间接相关度值过小的补给项计算查询目标 v_q 与图像 v_i 的间接相关度值,并通过迭代调整所述间接相关度值使得相关度值越高的图像与查询目标 v_q 的间接相关度值越大;将查询目标与图像数据库各图像的直接相关度和间接相关度进行排序,得到图像数据库中包含查询目标的图像。



1. 一种图像检索方法,其特征在于,基于包括n个图像的图像数据库,该方法包括:

A. 计算图像数据库中任一图像 v_i 与其他任一图像 v_j 所组成的图像对的内点数 c_{ij} ,且 $i \neq j$;

设置内点数门限参数 θ_c ,根据公式
$$\begin{cases} \omega(v_i, v_j) = f(c_{ij}) & c_{ij} \geq \theta_c \\ \omega(v_i, v_j) = 0 & c_{ij} < \theta_c \end{cases}$$
计算图像数据库中图像对 v_i 与 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$,其中, $f(\cdot)$ 为 c_{ij} 单调递增函数;

如果 $\omega(v_i, v_j) \neq 0$,则判定图像 v_i 与图像 v_j 直接相关;

B. 应用步骤A中计算相关度值的方法计算查询目标 v_q 与图像数据库中任一图像 v_i 的相关度值 $\omega(v_q, v_i)$;

如果 $\omega(v_q, v_i) = 0$,则判定查询目标 v_q 与图像 v_i 间接相关,否则判定查询目标 v_q 与图像 v_i 直接相关,且直接相关度值 $\mu(v_q, v_i) = \omega(v_q, v_i)$;

根据计算得到的查询目标 v_q 与图像数据库中图像 v_i 的相关度值 $\omega(v_q, v_i)$ 生成 $1 \times n$ 的相关度矩阵 W_q ,所述相关度矩阵 W_q 的列数n代表所述图像数据库的图像个数,列编号对应所述图像数据库图像的编号,所述相关度矩阵 W_q 的元素 $\omega_{qi} = \omega(v_q, v_i)$;

C. 如果步骤B中的查询目标 v_q 与图像 v_i 间接相关,则构建一个赋权邻接矩阵A,在所述赋权邻接矩阵A的基础上衰减,且增加弥补衰减过度造成间接相关度值过小的补给项计算查询目标 v_q 与图像 v_i 的间接相关度值 $t(v_q, v_i)$,具体地:

E1. 根据 $D = W_q^T$ 计算得出初始间接相关度矩阵D,其中, W_q^T 为 W_q 的转置矩阵,将D归一化;

E2. 令间接相关度 $T = D$,其中, $t(v_q, v_i)$ 为T的元素;

E3. 根据 $T = \alpha_B \cdot A \cdot T + \beta \cdot D$ 计算间接相关度T,其中 α_B 为间接相关度衰减因子, $\beta \cdot D$ 为补给项,以弥补迭代过程中由 α_B 导致的T值过小,D为初始间接相关度, β 为补给强度控制参数;

E4. 重复步骤E3,直至迭代结束;

D. 根据所述直接相关度值 $\mu(v_q, v_i)$ 与间接相关度值 $t(v_q, v_i)$ 检索与查询目标 v_q 相匹配的图像,且与查询目标 v_q 直接相关的图像的优先级高于与查询目标 v_q 间接相关的图像。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤A进一步包括:

根据步骤A中计算得到的所述图像对 v_i 与 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$ 生成 $n \times n$ 的相关度矩阵W,所述相关度矩阵W的行数n与列数n分别代表所述图像数据库的图像个数,行编号与列编号分别对应所述图像数据库图像的编号, $i \neq j$ 时所述相关度矩阵W的元素 $\omega_{ij} = \omega(v_i, v_j)$, $i = j$ 时所述相关度矩阵W的元素 $\omega_{ij} = 0$ 。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述赋权邻接矩阵A的元素 a_{ij} 根据
$$a_{ij} = \begin{cases} \omega_{ij} / \sum_{k=1}^n \omega_{ik} & \text{若 } \omega_{ij} \neq 0 \\ 0 & \text{若 } \omega_{ij} = 0 \end{cases}$$
计算,其中, ω_{ij} 为步骤A中的所述图像数据库中图像 v_i 与图像 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$ 。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,该方法还包括:

将所述图像数据库中的每个图像映射为一个节点,构成节点集合 $V_0 = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$,其每一个元素 v_i ($i = 1, 2, \dots, n$)表示图像数据库中的一个图像,节点编号与图像编号一一对

应;

如果步骤A中的 $\omega(v_i, v_j) \neq 0$, 则节点 v_i 与节点 v_j 之间存在连接边 e_k , 构成边集 $E_0 = \{e_1, e_2, \dots\}$, 所述连接边的权值为 $\omega(v_i, v_j)$;

由节点集合 $V_0 = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 与边集 $E_0 = \{e_1, e_2, \dots\}$ 生成所述图像数据库的有限、无环的无向匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 。

5. 根据权利要求4所述的方法, 其特征在于, 所述图像数据库的图像数量 n 达到千量级时, 生成所述图像数据库的目标集, 该方法进一步包括:

F. 构建目标集 V_h , 其初始元素为所述图像数据库中与所述查询目标 v_q 直接相关的节点;

G. 依次查询目标集 V_h 各元素 v_{hi} 在所述匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 中的直接相关节点, 并将所述直接相关节点编号添加入目标集新增节点集合 Γ , 根据 $V_h = V_h \cup \Gamma$ 更新目标集 V_h ;

将 Γ 置零;

H. 依次查询置零前的目标集新增节点集合 Γ 各元素在匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 中的直接相关节点, 并将所述直接相关节点编号添加入置零后的目标集新增节点集合 Γ , 根据 $V_h = V_h \cup \Gamma$ 更新目标集 V_h ;

将 Γ 置零;

I. 重复步骤H, 直至迭代结束, 生成所述图像数据库的目标集 V_h 。

一种图像检索方法

技术领域

[0001] 本发明涉及图像检索技术,特别是一种图像检索方法。

背景技术

[0002] 基于指定目标的图像检索任务是从大规模的图像数据库中,快速地检索出包含用户指定目标的图像,其流程分如下两步:首先,用户提交一个包含特定目标的查询图像,并框选出目标所在区域给检索系统;然后,检索系统从数据库找出所有包含此目标的图像返回给用户。对于这样的检索系统而言,速度与精度是其主要的性能指标。一个高效的检索系统,应该在大规模数据库上具有较快的检索速度(例如,1秒/每次查询);同时能够检索出包含指定目标的绝大部分图像,而不论这些图像中的目标是否有遮挡、是否与查询图像具有相同成像条件,如光照、视角等。对于这样一个检索任务,目前最有效的框架是一种基于相似度的有效的检索框架:首先,提取特征点及区域描述符,通过聚类方法构建视觉词典。其次,利用词典将描述符矢量化,形成图像的词典向量表示;再次,利用向量空间模型计算查询图像与数据库图像之间的相似度,并依据相似度对数据库图像进行粗排序;最后,利用图像特征点的空间关系在粗排序的基础上进行重排序。

[0003] 基于相似度的图像检索方法是建立在包含同一目标的图像应该具有相近的底层特征这一假设基础之上的。对于这样的检索系统而言,视点变化和/或光照差异是影响其性能两个主要因素。以图1所示序列为例,随着视点角度的增加,特征点重复率低及描述符匹配错误率高的问题会变得异常显著;此时,像图像1与图像6这样的图像对,由于底层特征上差异过大,会被基于相似度的检索系统误判为不包含同一的目标。同样,在图2所示的光照变化序列中,随着光照差异的增加,图像描述符匹配成功率将显著降低,也会导致像图像2与4这样的图像对被误判。

[0004] 因此,一旦假设不成立,基于相似度的检索系统将会产生误判;系统性能也会随着不满足假设图像的增多而急剧下降。

发明内容

[0005] 有鉴于此,本发明提出了一种图像检索方法,有效降低了光照条件和/或视角变化对图像检索的影响。本发明提出的技术方案是:

[0006] 一种图像检索方法,该方法包括:

[0007] A. 计算图像数据库中任一图像 v_i 与其他任一图像 v_j 所组成的图像对的内点数 c_{ij} ,且 $i \neq j$;

[0008] 设置内点数门限参数 θ_c ,根据公式
$$\begin{cases} \omega(v_i, v_j) = f(c_{ij}) & c_{ij} \geq \theta_c \\ \omega(v_i, v_j) = 0 & c_{ij} < \theta_c \end{cases}$$
计算图像数据库中图像对 v_i 与 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$,其中, $f(\cdot)$ 为 c_{ij} 单调递增函数;

[0009] 如果 $\omega(v_i, v_j) \neq 0$,则判定图像 v_i 与图像 v_j 直接相关;

[0010] B. 应用步骤A中计算相关度值的方法计算查询目标 v_q 与图像数据库中任一图像 v_i

的相关度值 $\omega(v_q, v_i)$;

[0011] 如果 $\omega(v_q, v_i) = 0$, 则判定查询目标 v_q 与图像 v_i 间接相关, 否则判定查询目标 v_q 与图像 v_i 直接相关, 且直接相关度值 $\mu(v_q, v_i) = \omega(v_q, v_i)$;

[0012] C. 如果步骤B中的查询目标 v_q 与图像 v_i 间接相关, 则构建一个赋权邻接矩阵A, 在所述赋权邻接矩阵A的基础上衰减, 且增加弥补衰减过度造成间接相关度值过小的补给项计算查询目标 v_q 与图像 v_i 的间接相关度值 $t(v_q, v_i)$, 并通过迭代调整所述间接相关度值 $t(v_q, v_i)$ 使得步骤A中的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$ 越高的图像与查询目标 v_q 的间接相关度值越大;

[0013] D. 根据所述直接相关度值 $\mu(v_q, v_i)$ 与间接相关度值 $t(v_q, v_i)$ 检索与查询目标 v_q 相匹配的图像, 且与查询目标 v_q 直接相关的图像的优先级高于与查询目标 v_q 间接相关的图像。

[0014] 上述方案中, 步骤A进一步包括:

[0015] 根据步骤A中计算得到的所述图像对 v_i 与 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$ 生成 $n \times n$ 的相关度矩阵W, 所述相关度矩阵W的行数n与列数n分别代表所述图像数据库的图像个数, 行编号与列编号分别对应所述图像数据库图像的编号, $i \neq j$ 时所述相关度矩阵W的元素 $\omega_{ij} = \omega(v_i, v_j)$, $i = j$ 时所述相关度矩阵W的元素 $\omega_{ij} = 0$ 。

[0016] 上述方案中, 步骤B进一步包括:

[0017] 根据步骤B中计算得到的查询目标 v_q 与图像数据库中图像 v_i 的相关度值 $\omega(v_q, v_i)$ 生成 $1 \times n$ 的相关度矩阵 W_q , 所述相关度矩阵 W_q 的列数n代表所述图像数据库的图像个数, 列编号对应所述图像数据库图像的编号, 所述相关度矩阵 W_q 的元素 $\omega_{qi} = \omega(v_q, v_i)$ 。

[0018] 上述方案中, 所述赋权邻接矩阵A的元素 a_{ij} 根据 $a_{ij} = \begin{cases} \omega_{ij} / \sum_{k=1}^n \omega_{ik} & \text{若 } \omega_{ij} \neq 0 \\ 0 & \text{若 } \omega_{ij} = 0 \end{cases}$ 计

算, 其中, ω_{ij} 为步骤A中的所述图像数据库中图像 v_i 与图像 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$ 。

[0019] 上述方案中, 该方法还包括:

[0020] 将所述图像数据库中的每个图像映射为一个节点, 构成节点集合 $V_0 = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, 其每一个元素 $v_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示图像数据库中的一个图像, 节点编号与图像编号一一对应;

[0021] 如果步骤A中的 $\omega(v_i, v_j) \neq 0$, 则节点 v_i 与节点 v_j 之间存在连接边 e_k , 构成边集 $E_0 = \{e_1, e_2, \dots\}$, 所述连接边的权值为 $\omega(v_i, v_j)$;

[0022] 由节点集合 $V_0 = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 与边集 $E_0 = \{e_1, e_2, \dots\}$ 生成所述图像数据库的有限、无环的无向匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 。

[0023] 上述方案中, 所述步骤D中的间接相关度值计算方法进一步包括:

[0024] E1. 根据 $D = W_q^T$ 计算得出初始间接相关度矩阵D, 其中, W_q^T 为 W_q 的转置矩阵, 将D归一化;

[0025] E2. 令间接相关度 $T = D$;

[0026] E3. 根据 $T = \alpha_B \cdot A \cdot T + \beta \cdot D$ 计算间接相关度T, 其中 α_B 为间接相关度衰减因子, $\beta \cdot D$ 为补给项, 以弥补迭代过程中由 α_B 导致的T值过小, D为初始间接相关度, β 为补给强度控制参数;

[0027] E4. 重复步骤E3, 直至迭代结束。

[0028] 上述方案中, 所述图像数据库的图像数量n达到千量级时, 生成所述图像数据库的

目标集,该方法进一步包括:

[0029] F. 构建目标集 V_h ,其初始元素为所述图像数据库中与所述查询目标 v_q 直接相关的节点;

[0030] G. 依次查询目标集 V_h 各元素 v_{hi} 在所述匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 中的直接相关节点,并将所述直接相关节点编号添加入目标集新增节点集合 Γ ,根据 $V_h = V_h \cup \Gamma$ 更新目标集 V_h ;

[0031] 将 Γ 置零;

[0032] H. 依次查询置零前的目标集新增节点集合 Γ 各元素在匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 中的直接相关节点,并将所述直接相关节点编号添加入置零后的目标集新增节点集合 Γ ,根据 $V_h = V_h \cup \Gamma$ 更新目标集 V_h ;

[0033] 将 Γ 置零;

[0034] I. 重复步骤H,直至迭代结束,生成所述图像数据库的目标集 V_h 。

[0035] 综上所述,本发明提出的技术方案能够有效降低光照和/或视角变化对图像检索的影响,以相关关系为基础构建检索系统,有效提升了图像检索系统对于光照和/或视角变化的鲁棒性。

附图说明

[0036] 图1为不同视点角度下包含同一查询目标的图像序列。

[0037] 图2为不同光照条件下包含同一查询目标的图像序列。

[0038] 图3为方法实施例一的流程图。

[0039] 图4为图2的匹配图。

[0040] 图5为目标集生成流程图。

具体实施方式

[0041] 为使本发明的目的、技术方案和优点表达的更加清楚明白,下面结合附图及具体实施例对本发明再作进一步详细的说明。

[0042] 本发明一个实施例的技术方案是:

[0043] A. 计算图像数据库中任一图像 v_i 与其他任一图像 v_j 所组成的图像对的内点数 c_{ij} ,且 $i \neq j$;

[0044] 设置内点数门限参数 θ_c ,根据公式
$$\begin{cases} \omega(v_i, v_j) = f(c_{ij}) & c_{ij} \geq \theta_c \\ \omega(v_i, v_j) = 0 & c_{ij} < \theta_c \end{cases}$$
计算图像数据库中图

像对 v_i 与 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$,其中, $f(\cdot)$ 为 c_{ij} 单调递增函数;

[0045] 如果 $\omega(v_i, v_j) \neq 0$,则判定图像 v_i 与图像 v_j 直接相关;

[0046] B. 应用步骤A中计算相关度值的方法计算查询目标 v_q 与图像数据库中任一图像 v_i 的相关度值 $\omega(v_q, v_i)$;

[0047] 如果 $\omega(v_q, v_i) = 0$,则判定查询目标 v_q 与图像 v_i 间接相关,否则判定查询目标 v_q 与图像 v_i 直接相关,且直接相关度值 $\mu(v_q, v_i) = \omega(v_q, v_i)$;

[0048] C. 如果步骤B中的查询目标 v_q 与图像 v_i 间接相关,则构建一个赋权邻接矩阵A,在所述赋权邻接矩阵A的基础上衰减,且增加弥补衰减过度造成间接相关度值过小的补给项计算查询目标 v_q 与图像 v_i 的间接相关度值 $t(v_q, v_i)$,并通过迭代调整所述间接相关度值 $t(v_q, v_i)$ 使得步骤A中的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$ 越高的图像与查询目标 v_q 的间接相关度值越大;

[0049] D. 根据所述直接相关度值 $\mu(v_q, v_i)$ 与间接相关度值 $t(v_q, v_i)$ 检索与查询目标 v_q 相匹配的图像, 且与查询目标 v_q 直接相关的图像的优先级高于与查询目标 v_q 间接相关的图像。

[0050] 基于相似度的图像检索系统中常用图像对的词袋向量余弦夹角和估计它们之间变化矩阵时得到的内点数来度量图像的相似度。前者用于粗检索阶段的排序, 后者则更多用于粗排序后的重排序, 因此内点数相对于余弦夹角的度量更为严格, 所以, 本发明通过内点数得到图像对 v_i 与 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$, 其计算公式为:

$$[0051] \quad \begin{cases} \omega(v_i, v_j) = f(c_{ij}) & c_{ij} \geq \theta_c \\ \omega(v_i, v_j) = 0 & c_{ij} < \theta_c \text{ 或 } i = j \end{cases} \quad (1)$$

[0052] 这里 $f(c_{ij})$ 为 c_{ij} 的单调递增函数, c_{ij} 为图像对 v_i 与 v_j 的内点数, θ_c 为内点数门限参数(θ_c 为常数, 用户自定义), 用来克服误匹配带来的影响, 有效控制图像之间的匹配关系。图像对 v_i 与 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j) \neq 0$ 才认为这两个图像直接相关。相应的图像数据库对应的相关度矩阵 W 表示为:

$$[0053] \quad W = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1j} & \cdots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2j} & \cdots & \omega_{2n} \\ \vdots & & & \ddots & & \\ \omega_{i1} & \omega_{i2} & \cdots & \omega_{ij} & \cdots & \omega_{in} \\ \vdots & & & \ddots & & \\ \omega_{n1} & \omega_{n2} & \cdots & \omega_{nj} & \cdots & \omega_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

[0054] 假设图像数据库中有 n 个图像, 任意两个图像 v_i 与 v_j 都可以计算得到两者之间的相关度值, 根据相关度值可以进一步得出图像数据库的有限、无环的无向匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 。图像数据库中的每个图像映射为匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 中的一个节点, 表示为

$$[0055] \quad V_0 = \{v_1, v_2, \cdots, v_n\} \quad (3)$$

[0056] 其每一个元素 $v_i (i=1, 2, \cdots, n)$ 表示图像数据库中的一个图像, 节点编号与图像编号一一对应; 边集 $E_0(G_0) = \{e_1, e_2, \cdots, e_m\}$ 的每一个元素 $e_k = (v_i, v_j)$, 表示无序节点对 v_i 与 v_j 之间存在连接边; 边 e_k 的权值用 v_i 与 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$ 表示, $\omega(v_i, v_j) = 0$ 的两个图像对 v_i 与 v_j 之间没有连接边。

[0057] 数据库的任意图像对的相关度值以及图像数据库的匹配图生成以后, 就可以计算查询目标 v_q 与图像数据库各图像的直接相关度值与间接相关度值了。首先计算查询目标 v_q 与图像数据库各图像的相关度值, 在此基础上进一步计算查询目标 v_q 与图像数据库各图像的直接相关度值与间接相关度值。其中, 查询目标 v_q 与图像数据库各图像的相关度值的计算方法与前面介绍的图像数据库任意两个图像对 v_i 与 v_j 的相关度值计算方法相同, 在此不再详述, 计算得到的相关度值用矩阵 W_q 表示:

$$[0058] \quad W_q = [\omega_{q1} \quad \omega_{q2} \quad \cdots \quad \omega_{qi} \quad \cdots \quad \omega_{qn}] \quad (4)$$

[0059] 其中, $\omega_{qi} = \omega(v_i, v_q)$, 表示查询目标 v_q 与图像数据库某图像 v_i 的相关度值, n 为图像数据库图像的个数, 如果 $\omega(v_q, v_i) = 0$, 则查询目标 v_q 与图像 v_i 间接相关, 否则查询目标 v_q 与图像 v_i 直接相关, 且直接相关度值 $\mu(v_q, v_i) = \omega(v_q, v_i)$ 。

[0060] 查询目标 v_q 与图像数据库各图像的相关度值计算完毕后, 会得到一个矩阵集合 $V_d = \{v_{d1}, v_{d2}, \cdots, v_{dl}\}$, 其元素 v_{di} 为与查询目标 v_q 直接相关的节点。图像数据库的节点集合 V_0

与 V_d 的差值就是与查询目标 v_q 间接相关的图像集合 $V_p = \{v_{p1}, v_{p2}, \dots, v_{ps}\}$, 查询目标 v_q 与 v_{pi} 之间的匹配程度用间接相关度值表示, 这里 v_{pi} 为与查询目标 v_q 间接相关的图像集合 V_p 的元素, 间接相关度值的计算方法基于两个假设:

[0061] 假设1: 到 v_i 的基本路径长度越长的节点, 与查询目标 v_q 的间接相关度值越小。

[0062] 假设2: 与 v_i 相邻的节点中连接边的权值越高的节点, 与查询目标 v_q 的间接相关度值越大。

[0063] 这里 v_i 为图像数据库中的任意一个图像。为了满足假设约束, 针对假设1引入间接相关度衰减因子 α_B , 其控制间接相关度从当前节点 v_i 流向与其直接相关节点时间接相关度的衰减程度; 针对假设2引入了赋权邻接矩阵 A , 其保证与 v_i 相邻的节点中连接边的权值越高的节点获得的间接相关度越多。

[0064] 上述假设给间接相关度传递算法定义了一个较粗的原则, 因此, 可以自由发挥来设计传播算法。可以采用如下方法进行计算:

[0065] 首先, 计算匹配图赋权邻接矩阵 A 。

[0066] 赋权邻接矩阵 A 的元素 a_{ij} 根据公式

$$[0067] \quad a_{ij} = \begin{cases} \omega_{ij} / \sum_{k=1}^n \omega_{ik} & \text{若 } \omega_{ij} \neq 0 \\ 0 & \text{若 } \omega_{ij} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

[0068] 其中 ω_{ij} 为图像数据库的相关度矩阵 W 的元素。

[0069] 其次, 生成初始间接相关度矩阵 D 。

[0070] 初始间接相关度矩阵 D 根据公式

$$[0071] \quad D = W_q^T \quad (6)$$

[0072] 计算得出, 即:

$$[0073] \quad D = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_i \\ \vdots \\ d_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_{q1} \\ \omega_{q2} \\ \vdots \\ \omega_{qi} \\ \vdots \\ \omega_{qn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

[0074] 为了便于计算, 将 D 归一化, 归一化后的矩阵 D 即为初始间接相关度矩阵。

[0075] 最后, 迭代计算间接相关度:

[0076] 间接相关度的计算是一个迭代过程, 初次迭代时, 令间接相关度 $T = D$, 即:

$$[0077] \quad T = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ \vdots \\ t_i \\ \vdots \\ t_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_i \\ \vdots \\ d_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

[0078] 然后根据公式

[0079] $T = \alpha_B \cdot A \cdot T + \beta \cdot D$ (9)

[0080] 计算间接相关度 T ,其中 α_B 为针对假设1引入的间接相关度衰减因子,其控制间接相关度从当前节点 v_i 流向与其直接相关节点时间接相关度的衰减程度, A 为针对假设2引入的赋权邻接矩阵,其保证直接相关度越高的节点获得的间接相关度越多, $\beta \cdot D$ 为补给项,以弥补迭代过程中由 α_B 导致的 T 值过小,其中, D 为初始间接相关度, β 为补给强度控制参数,在实际使用中可以设置, $\beta = 1 - \alpha_B$ 。迭代次数由用户根据数据库图像规模自定义,最终计算出图像数据库各图像与查询目标的间接相关度 T 。

[0081] 根据间接相关度将 V_p 中与查询目标间接相关的图像将其由高到低进行排列,根据需要向用户返回查询结果,且 V_d 中的图像与查询目标的匹配程度比 V_p 中图像与查询目标的匹配程度优先级高。

[0082] 以上则是本发明的图像检索方法,当数据库图像数量 n 达到千量级时,利用上述间接相关度计算方法进行图像数据库各图像与查询目标的间接相关度时需要较长的运算时间,且还需要消耗较多的内存空间,因此可以生成一个原始图像数据库的目标集,使得目标集具有以下三个属性:

[0083] 1. 目标集相对原始图像数据库规模较小。

[0084] 2. 目标集元素与查询目标高度相关。

[0085] 3. 目标集包含大多数(或者许多)与查询目标相关的节点。

[0086] 这样的目标集能够极大地节约计算量与内存消耗,且具有较高的召回率,能够极大地保证间接相关度计算方法的有效性,具体目标集的生成方法如下:

[0087] A. 构建目标集 V_h ,其初始元素为所述图像数据库中与所述查询目标 v_q 直接相关的节点,即 V_d 中的元素;

[0088] B. 依次查询目标集 V_h 各元素 v_{hi} 在所述匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 中的直接相关节点,并将所述直接相关节点编号添加入目标集新增节点集合 Γ ,根据 $V_h = V_h \cup \Gamma$ 更新目标集 V_h ;

[0089] 将 Γ 置零;

[0090] C. 依次查询步骤B中置零前的目标集新增节点集合 Γ 各元素在匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 中的直接相关节点,并将所述直接相关节点编号添加入置零后的目标集新增节点集合 Γ ,根据 $V_h = V_h \cup \Gamma$ 更新目标集 V_h ;

[0091] 将 Γ 置零;

[0092] D. 重复步骤C,直至迭代结束,生成所述图像数据库的目标集 V_h 。

[0093] 结合图像数据库的规模以及图像检索的要求,设计一个迭代次数,通过迭代查询目标集 V_h 新增节点的直接相关节点来不断更新目标集 V_h ,最终得到一个图像数量相对图像数据库较小的目标集,该目标集中包含了绝大多数(或者许多)与查询目标高度相关的节点。

[0094] 得到目标集 V_h 后,就可以将大规模的图像检索数据库转化为较小规模的图像检索数据库,按照前述利用相关度进行图像检索的方法,实现从大规模图像数据库中查询目标图像,并且不受光照和/或视角变化的影响,提高了图像检索系统的性能。

[0095] 方法实施例一

[0096] 本实施例以图像数据库规模较小的情况为例,图1中的六个图像成像的视点角度不同,将这六个图像作为一个小型图像数据库,以图1中编号为1的图像中的房屋模型作为

图像查询目标 v_q ,检索图1所示数据库中含有查询目标 v_q 的图像,图3为本实施例的流程图,包括以下步骤:

[0097] 步骤301:计算图像数据库中任意两个图像对的内点数。

[0098] 计算图像数据库中任意两个图像对 v_i 与 v_j 的内点数 c_{ij} 的方法为:提取DOG尺度不变点及128维SIFT描述符,然后利用最优节点优先(BBF,Best Bin First)算法获取图像间的匹配点对,采用随机抽样一致(RANSAC,Random Sample Consensus)方法来估算仿射变换矩阵,从而获得内点数。内点数的计算方法为本领域现有技术,在此不作详细描述。对于图1中任意两个图像的内点数计算结果如表1所示:

[0099] 表1

[0100]

| 图 像 对 | 1-2 | 1-3 | 1-4 | 1-5 | 1-6 | 2-3 | 2-4 | 2-5 | 2-6 | 3-4 | 3-5 | 3-6 | 4-5 | 4-6 | 5-6 |
|-------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 内 点 数 | 53 | 14 | 11 | 6 | 7 | 95 | 28 | 10 | 7 | 185 | 73 | 9 | 141 | 22 | 63 |

[0101] 步骤302:计算图像数据库中任意两个图像对的相关度值。

[0102] 设置内点数门限参数 θ_c (θ_c 为常数,用户自定义)来克服误匹配带来的影响,有效控制图像之间的匹配关系。根据公式(1)计算 v_i 与 v_j 的相关度值。并定义:

[0103] $f(c_{ij})=c_{ij}$ (10)

[0104] $\theta_c=12$ (11)

[0105] 根据公式可得任意两个图像对的相关度值,如表2所示,相应的图像数据库对应的相度矩阵 W 表示为:

[0106] 表2

[0107]

| 图 像 对 | 1-2 | 1-3 | 1-4 | 1-5 | 1-6 | 2-3 | 2-4 | 2-5 | 2-6 | 3-4 | 3-5 | 3-6 | 4-5 | 4-6 | 5-6 |
|------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 相 关 度 值 | 53 | 14 | 0 | 0 | 0 | 95 | 28 | 0 | 0 | 185 | 73 | 0 | 141 | 22 | 63 |

$$[0108] \quad W = \begin{bmatrix} 0 & 53 & 14 & 0 & 0 & 0 \\ 53 & 0 & 95 & 28 & 0 & 0 \\ 14 & 95 & 0 & 185 & 73 & 0 \\ 0 & 28 & 185 & 0 & 141 & 22 \\ 0 & 0 & 73 & 141 & 0 & 63 \\ 0 & 0 & 0 & 22 & 63 & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

[0109] 步骤303:相关度值计算结束后生成匹配图。

[0110] 图像数据库中有6个图像,图像编号依次为1~6,每个图像映射为有限、无环的无向匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 中的一个节点,每个节点表示图像数据库中的一个图像,节点编号与图像编号一一对应;边集 $E_0(G_0) = \{e_1, e_2, \dots, e_9\}$ 的每一个元素 $e_k = (v_i, v_j)$,表示无序节点 v_i 与 v_j 之间存在连接边;边 e_k 的权值用 v_i 与 v_j 的相关度值 $\omega(v_i, v_j)$ 表示, $\omega(v_i, v_j) = 0$ 的两个图像对 v_i 与 v_j 之间没有连接边。由此得到的匹配图如图4所示。图4中,节点1和节点5之间没有连接边,但是节点1与节点5之间存在路径(例如节点1经节点3能够到达节点5),这种存在路径但是不存在连接边的节点对称为间接相关。

[0111] 从图4中可以看到,图像数据库生成的匹配图均非完全图,这也就是说包含同一目标的图像之间并非都直接相关也可能间接相关。间接相关性的产生源于包含同一目标的图像在语义层面上的一致性,因此,它能一定程度反映图像在语义层面的一致性;而直接相关性则主要从底层特征层面反映图像的相似性。因此,如果能够同时考虑直接相关与间接相关关系,检索系统将能在保持现有检索性能的前提下,有效地克服光照和/或视点变化带来的影响。

[0112] 步骤304:检索图像数据库中与查询目标直接相关的图像。

[0113] 本步骤中,依次计算数据库中每幅图像与查询目标 v_q 的内点数,进而根据公式(1)计算查询目标 v_q 与图像数据库中每幅图像的相关度,相关度不为0的即为与查询目标 v_q 直接相关的图像。计算得出的内点数如表3所示:

[0114] 表3

[0115]

| 图像对 | v_q-1 | v_q-2 | v_q-3 | v_q-4 | v_q-5 | v_q-6 |
|-----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 内点数 | 119 | 53 | 14 | 11 | 6 | 7 |

[0116] 计算得到查询目标与图像数据库中每幅图像的相关度,计算方法同前述图像数据库中任意两个图像计算相关度,在此不再赘述,计算结果如表4所示:

[0117] 表4

[0118]

| 图像对 | v_q-1 | v_q-2 | v_q-3 | v_q-4 | v_q-5 | v_q-6 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 相关度值 | 119 | 53 | 14 | 0 | 0 | 0 |

[0119] 根据表4可以看出,与查询目标 v_q 直接相关的图像为图像1、图像2和图像3,定义一个集合 $V_d = \{1, 2, 3\}$, V_d 为与查询目标 v_q 具有直接相关关系的节点集合。查询目标 v_q 与图像数据库各节点之间的相关度矩阵 W_q 为:

[0120] $W_q = [119 \ 53 \ 14 \ 0 \ 0 \ 0]$ (13)

[0121] 步骤305:检索图像数据库中与查询目标间接相关的图像。

[0122] 首先,计算匹配图赋权邻接矩阵A。

[0123] 赋权邻接矩阵A的元素 a_{ij} 根据公式(5)计算得到:

$$[0124] \quad A = \begin{bmatrix} 0 & 0.791 & 0.209 & 0 & 0 & 0 \\ 0.301 & 0 & 0.54 & 0.159 & 0 & 0 \\ 0.038 & 0.259 & 0 & 0.504 & 0.199 & 0 \\ 0 & 0.074 & 0.492 & 0 & 0.375 & 0.059 \\ 0 & 0 & 0.264 & 0.509 & 0 & 0.227 \\ 0 & 0 & 0 & 0.259 & 0.741 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

[0125] 其次,生成初始间接相关度矩阵D。

[0126] 初始间接相关度矩阵D为:

$$[0127] \quad D = W_q^T = \begin{bmatrix} 119 \\ 53 \\ 14 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

[0128] 根据 $D = D / |D|$ 归一化矩阵D:

$$[0129] \quad D = \begin{bmatrix} 0.64 \\ 0.285 \\ 0.075 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

[0130] 归一化后的矩阵D即为初始间接相关度矩阵。

[0131] 最后,迭代计算间接相关度:

[0132] 间接相关度的计算是一个迭代过程,初次迭代时,令间接相关度 $T = D$,即:

$$[0133] \quad T = D = \begin{bmatrix} 0.64 \\ 0.285 \\ 0.075 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

[0134] 然后根据公式 $T = \alpha_B \cdot A \cdot T + \beta \cdot D$ 计算间接相关度T,其中取 $\beta = 1 - \alpha_B$, α_B 为针对假设1引入的间接相关度衰减因子,其控制间接相关度从当前节点 v_i 流向其直接相关节点时间接相关度的衰减程度,A为针对假设2引入的赋权邻接矩阵,其保证相关度值越高的节点获得的间接相关度越多, $\beta \cdot D$ 为补给项,以弥补迭代过程中由 α_B 导致的T值过小,其中,D为初始间接相关度, β 为补给强度控制参数,本实施例中设置, $\beta = 1 - \alpha_B$ 。迭代次数由用户根据数据库图像规模自定义,最终计算得出的间接相关度T为

$$[0135] \quad T = \begin{bmatrix} 0.788 \\ 0.472 \\ 0.179 \\ 0.075 \\ 0.037 \\ 0.01 \end{bmatrix} \quad (18)$$

[0136] 根据间接相关度排列图像数据库中与查询目标间接相关的图像,即图像4、5、6,相应的间接相关度分别为0.075、0.037、0.01,与查询目标相关程度由高到低依次为4、5、6,综合与查询目标直接相关的图像,图像数据库中与查询目标相关度由高到低排列依次是图像1、2、3、4、5、6。

[0137] 若间接相关度T中某个元素为0,则说明相应的图像不包含查询目标房屋模型。

[0138] 本实施例从图像数据库规模较小的角度,以不同视点角度条件下的图像为例,对本发明技术方案进行了说明。同样,不同光照条件下的图像也可以应用本发明技术方案进行图像检索,提升底层特征对光照变化的鲁棒性,在此不再详述。

[0139] 应用本发明技术方案,以直接相关度和间接相关度作为判断图像是否匹配的判断依据,不仅可以提升底层特征对视角变化的鲁棒性,同样可以提高对光照变化的鲁棒性,这是由于本发明技术方案摒弃了包含同一目标的图像应该具有相近的底层特征这一假设基础,在特征层面上重新定义同一目标图像之间的相关关系,以相关关系为基础来构建检索系统,使得基于相关的图像检索技术能够更大程度的检索出包含同一查询目标的图像。

[0140] 方法实施例二

[0141] 方法实施例一从数据库规模较小的角度对本发明技术方案进行了说明,本实施例则从数据库规模较大的角度作进一步说明。

[0142] 图像表示方面,采用Hessian-Affine方法(该方法为现有技术,在此不再详述)提取尺度不变特征点及仿射不变区域,并将得到的仿射不变区域转换成128维SIFT描述符。然后采用近似K-Means聚类方法(该方法为现有技术,在此不再详述)对数据库的全部SIFT描述符进行聚类以产生视觉词典;最后,利用视觉词典对图像描述符进行矢量化,每幅图像由一个稀疏的向量来表示,向量的每一维对应于视觉词典中的一个单词,其取值表示该词在当前图像中出现的频率。

[0143] 相似度计算方面,图像检索系统采用标准的TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency)方法(该方法为现有技术,在此不再详述)计算每个视觉单词的特征权重,同时采用余弦夹角进行图像相似度计算。为了有效地存储图像表示数据,加快图像间相似度计算,图像检索系统采用了倒排索引技术。

[0144] 空间验证方面,图像检索系统采用随机抽样一致(RANSAC, Random Sample Consensus)的方法估计两幅图像间的仿射变换参数及相应的内点数。在匹配图生成时,选择TF-IDF得分靠前1000幅图像进行内点数计算。在实时图像检索时,选择TF-IDF得分靠前200幅图像进行内点数计算。

[0145] 利用图像检索系统,将数据库每个图像做一次查询,即可以离线构建数据库图像的匹配图 G_0 。当用户提交包含查询目标的查询请求后,利用图像检索系统计算查询目标与数据库图像的内点数,然后,基于 $f(c_{ij})$ 与 θ_c 即可以获得查询目标 v_q 与数据库中节点的连接

边集 E_q 及边上的权值。

[0146] 在实际系统中,为了归一化匹配图边上的权值,也可以定义 $f(\cdot)$ 为sigmoid函数,即:

$$[0147] \quad \omega(v_i, v_j) = f(c_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-c_{ij}}} \quad (19)$$

[0148] 间接相关度传递算法是一个在线算法,其对运算量及内存消耗都取决于匹配图。当数据库图像数量 n 达到千量级时,例如 $n > 5000$,算法不仅需要较长的运算时间,同时还需要消耗较多的内存空间。对于用户每次查询请求 q ,可以找寻图 G_0 的一个导出子图 $H(V_h, E_h)$,使节点集合 V_h 能够具有以下三个属性:

[0149] 1. 规模相对较小

[0150] 2. 节点元素与查询目标高度相关

[0151] 3. 包含绝大多数(或者许多)与查询目标相关的节点。

[0152] 满足条件1将极大地节约计算量与内存消耗;满足2、3说明 V_h 集合具有较高的召回率,所以能极大地保证传递算法的有效性。图5为子图生成流程图,如图5所示,包括以下步骤:

[0153] 步骤501:构建目标集,其初始元素为与查询目标直接相关的节点。

[0154] 本步骤中,构建目标集 V_h ,所述目标集中存放的是子图的节点集合,其初始值为与查询目标 v_q 直接相关的节点,即 V_d 中的元素。

[0155] 步骤502:查询目标集各图像节点在匹配图中直接相关的节点,并将所述直接相关节点的编号添加入目标集新增节点集合中,更新目标集。

[0156] 本步骤中,依次查询目标集 V_h 各图像节点在匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 中的直接相关节点,并将其节点编号添加入目标集新增节点集合 Γ ,根据 $V_h = V_h \cup \Gamma$ 更新目标集 V_h :

[0157] 其中 Γ 为目标集 V_h 的元素 v_{hi} 的直接相关节点集合,每次通过公式 $V_h = V_h \cup \Gamma$ 更新目标集 V_h 后,将 Γ 置零;

[0158] 步骤503:查询步骤502中置零前的目标集新增节点集合 Γ 各图像节点在匹配图中的直接相关节点,并将所述直接相关节点的编号添加入置零后的目标集新增节点集合 Γ ,进一步更新目标集。

[0159] 本步骤中,查询步骤502中置零前的目标集新增节点集合 Γ 各图像节点在匹配图 $G_0(V_0, E_0)$ 中的直接相关节点,并将所述直接相关节点的编号添加入置零后的目标集新增节点集合 Γ ,由公式 $V_h = V_h \cup \Gamma$ 更新目标集 V_h ,将 Γ 置零。

[0160] 步骤504:设置迭代次数,重复步骤503。

[0161] 结合图像数据库的规模以及图像检索的要求,设计迭代次数,重复步骤503,通过对与查询目标 v_q 直接相关的节点的层层外拓,得到一个图像数量相对图像数据库较小的目标集,该目标集中包含了绝大多数(或者许多)与查询目标高度相关的节点。

[0162] 根据步骤504中得到的目标集,获得图 G 的一个导出子图 $H(V_h, E_h)$ 。

[0163] 由 V_h 生成匹配图的导出子图 H ;然后,利用 H 的赋权连接矩阵代替匹配图 G 的赋权连接矩阵计算间接相关度,就可以提升计算速度同时降低存储开销。

[0164] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明保护的范围之内。



1



2



3



4



5



6

图1

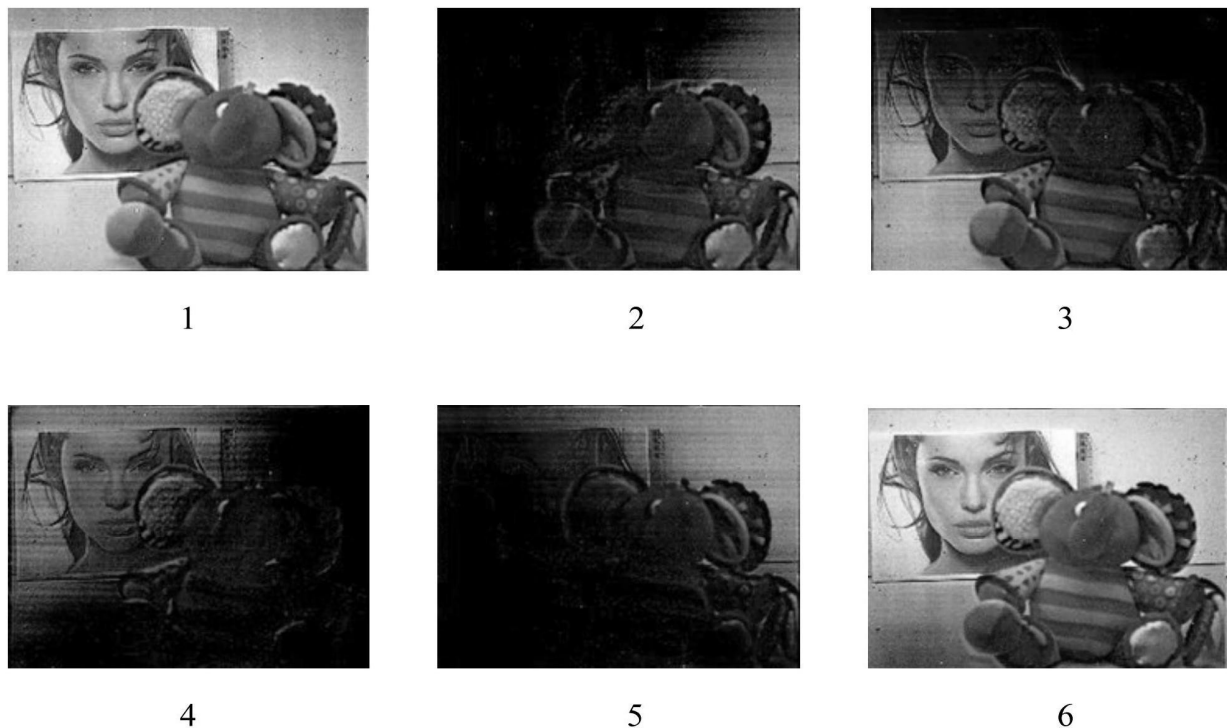


图2

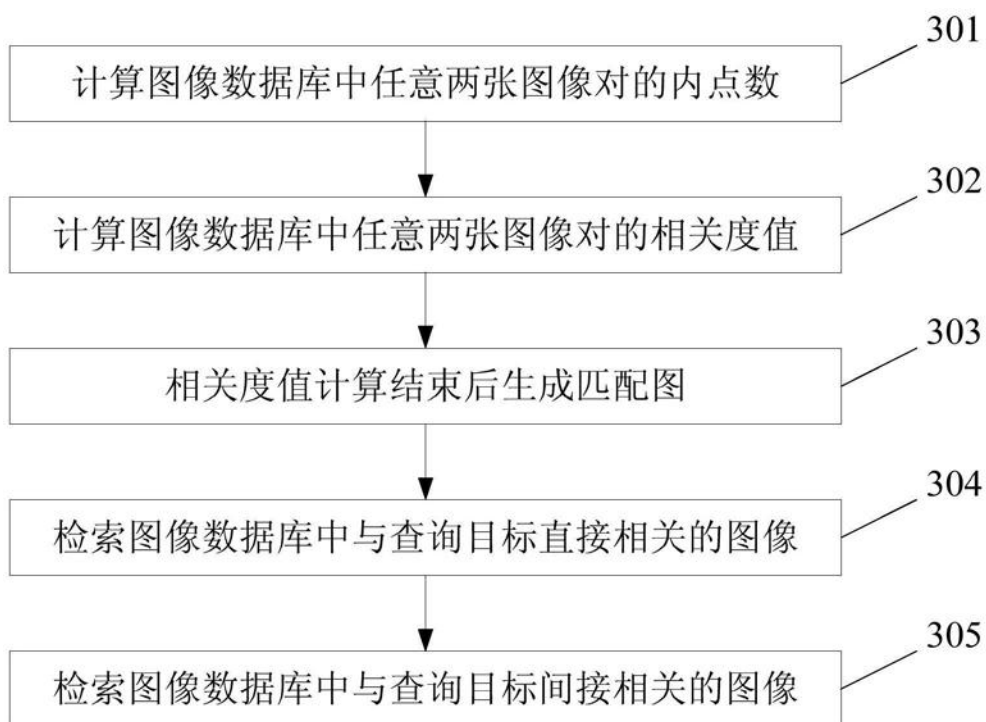


图3

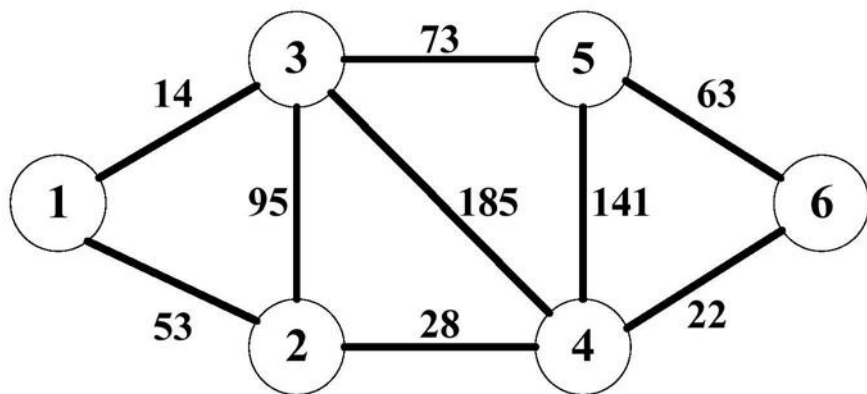


图4

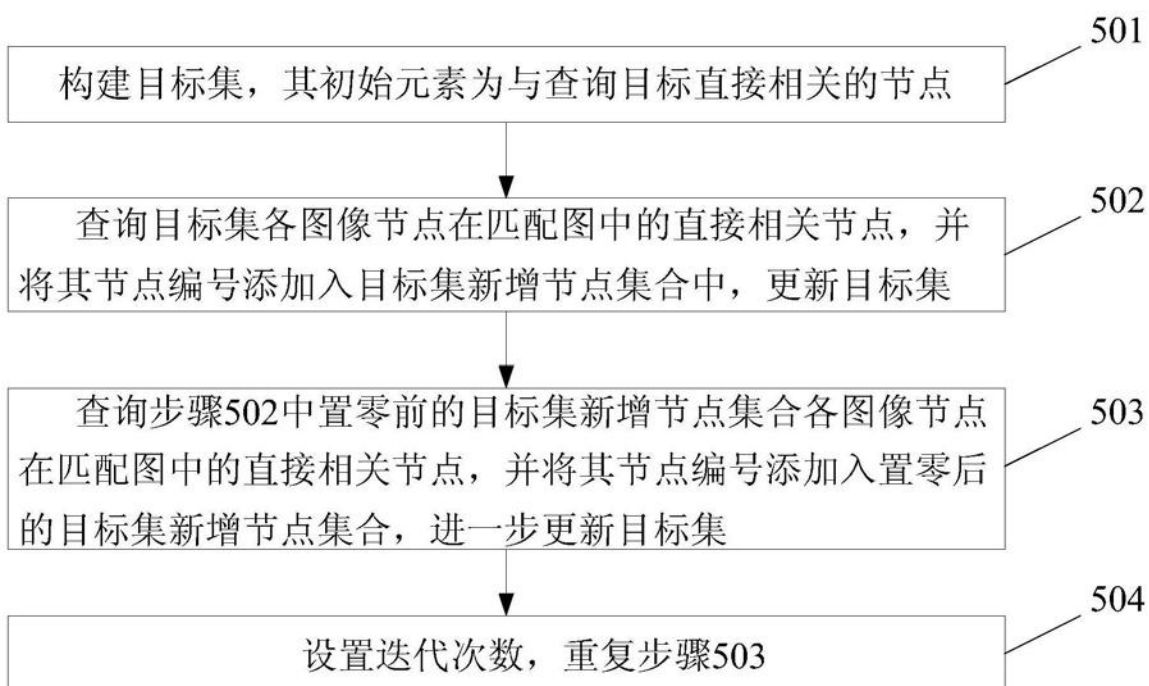


图5