



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107170004 A

(43)申请公布日 2017.09.15

(21)申请号 201710333485.X

(22)申请日 2017.05.12

(71)申请人 同济大学

地址 200092 上海市杨浦区四平路1239号

(72)发明人 陈启军 张会 刘明 王香伟
杜孝国

(74)专利代理机构 上海科盛知识产权代理有限公司 31225

代理人 宣慧兰

(51)Int.Cl.

G06T 7/33(2017.01)

G06T 7/73(2017.01)

G06T 5/30(2006.01)

G06T 7/194(2017.01)

G06T 7/155(2017.01)

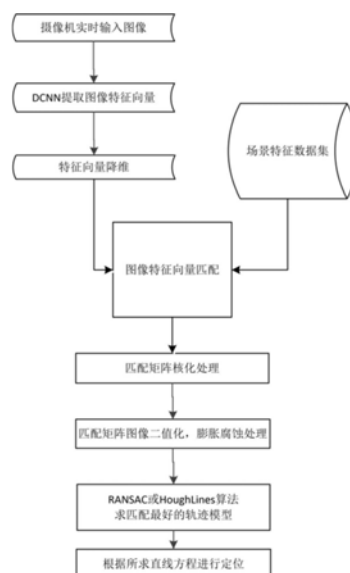
权利要求书1页 说明书3页 附图2页

(54)发明名称

一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法

(57)摘要

本发明涉及一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法,该方法包括以下步骤:1)通过深度卷积神经网络DCNN对所有输入的测试图像和定位地图图像进行全局特征描述,提取第三卷积层作为特征向量;2)采用主成分分析法对所有特征向量进行降维;3)根据测试图像和定位地图图像降维后的特征向量构建匹配矩阵,即匹配图像;4)对匹配图像进行OTSU二值化处理,得到处理后的二值化图像;5)对二值化图像进行形态学处理后,对图像进行直线拟合;6)在拟合的直线上对应的测试图像和定位地图图像即为匹配对应的图像。与现有技术相比,本发明具有算法设计方便、可视化效果好、运算速度更快、硬件要求降低等优点。



1. 一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

1) 通过深度卷积神经网络DCNN对所有输入的测试图像和定位地图图像进行全局特征描述,提取第三卷积层作为特征向量;

2) 采用主成分分析法对所有特征向量进行降维;

3) 根据测试图像和定位地图图像降维后的特征向量构建匹配矩阵,即匹配图像;

4) 对匹配图像进行OTSU二值化处理,得到处理后的二值化图像;

5) 对二值化图像进行形态学处理后,对图像进行直线拟合;

6) 在拟合的直线上对应的测试图像和定位地图图像即为匹配对应的图像。

2. 根据权利要求1所述的一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法,其特征在于,所述的步骤1)中,采用Tensorflow框架中的AlexNet网络进行全局特征描述,并提取第三卷积层作为图像特征。

3. 根据权利要求1所述的一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法,其特征在于,所述的步骤3)中,所述的匹配矩阵中元素 a_{ij} 为第i张测试图像的特征向量与第j张定位地图图像的特征向量的余弦值,即:

$$a_{ij} = \cos \langle t_i, m_j \rangle = \frac{t_i \cdot m_j}{|t_i| |m_j|}$$

其中, t_i 为第i张测试图像的特征向量, m_j 为第j张定位地图图像的特征向量。

4. 根据权利要求1所述的一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法,其特征在于,所述的步骤5)中,所述的形态学处理包括膨胀和腐蚀。

5. 根据权利要求1所述的一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法,其特征在于,所述的步骤5)中,选取拟合后斜率不为0的直线作为最终拟合直线,并获取其方程表达式。

6. 根据权利要求5所述的一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法,其特征在于,所述的最终拟合直线的直线方程为 $y=kx+b$,其中,x为测试图像的位置,y为与测试图像匹配的定位地图图像的位置。

一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法

技术领域

[0001] 本发明涉及无人车定位领域,尤其是涉及一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法。

背景技术

[0002] 现有的技术大多存在以下两个问题:

[0003] 1、多数技术并未对图像特征进行数据压缩处理,而是直接采用深度网络的某一层特征(如第三卷积层),数据运算量巨大,耗时长且对硬件要求高。

[0004] 2、部分技术采用图像直接压缩的方法降低运算量,例如:SeqSLAM算法并未采用深度学习网络提取特征而是直接对图像进行64*32或者32*24的压缩,在此过程没有对信息的筛选,而是截取一定区域,容易可能遗漏重要信息。

发明内容

[0005] 本发明的目的就是为了克服上述现有技术存在的缺陷而提供一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法。

[0006] 本发明的目的可以通过以下技术方案来实现:

[0007] 一种无人车单目视觉定位中对匹配矩阵的图像匹配方法,该方法包括以下步骤:

[0008] 1) 通过深度卷积神经网络DCNN对所有输入的测试图像和定位地图图像进行全局特征描述,提取第三卷积层作为特征向量;

[0009] 2) 采用主成分分析法对所有特征向量进行降维;

[0010] 3) 根据测试图像和定位地图图像降维后的特征向量构建匹配矩阵,即匹配图像;

[0011] 4) 对匹配图像进行OTSU二值化处理,得到处理后的二值化图像;

[0012] 5) 对二值化图像进行形态学处理后,对图像进行直线拟合;

[0013] 6) 在拟合的直线上对应的测试图像和定位地图图像即为匹配对应的图像。

[0014] 所述的步骤1)中,采用Tensorflow框架中的AlexNet网络进行全局特征描述,并提取第三卷积层作为图像特征。

[0015] 所述的步骤3)中,所述的匹配矩阵中元素 a_{ij} 为第i张测试图像的特征向量与第j张定位地图图像的特征向量的余弦值,即:

$$[0016] \quad a_{ij} = \cos \langle t_i, m_j \rangle = \frac{t_i \cdot m_j}{|t_i| |m_j|}$$

[0017] 其中, t_i 为第i张测试图像的特征向量, m_j 为第j张定位地图图像的特征向量。

[0018] 所述的步骤5)中,所述的形态学处理包括膨胀和腐蚀。

[0019] 所述的步骤5)中,选取拟合后斜率不为0的直线作为最终拟合直线,并获取其方程表达式。

[0020] 所述的最终拟合直线的直线方程为 $y=kx+b$,其中, x 为测试图像的位置, y 为与测试图像匹配的定位地图图像的位置。

[0021] 与现有技术相比,本发明具有以下优点:

[0022] 一、算法设计方便:本方法无需建立复杂的数据关系网络、分析图像节点之间的权值与流量等信息,也不涉及最短路径查找等算法。算法原理简单可行。

[0023] 二、可视化效果好:通过单纯的数据分析改为图像处理,结合车辆的速度变化可以简单判断出定位区域是否正确,若无人车设定为保持匀速行驶匹配图像将呈现一条清晰的直线,而无人车频繁变速行驶时只需要设定一定时间间隔多次直线查找。

[0024] 三、运算速度更快,硬件要求降低:本方法无需建立复杂的数据关系网络、分析图像节点之间的权值与流量等信息,也不涉及最短路径查找等算法。膨胀腐蚀算法以及直线检测可快速完成,耗时较短,运行消耗降低后对硬件的要求也同时降低了。

附图说明

[0025] 图1为本发明的方法流程图。

[0026] 图2为匹配图像。

[0027] 图3为二值化后的匹配图像。

[0028] 图4为形态学处理后的匹配图像。

[0029] 图5为获取直线方程的匹配图像,其中,图像左侧的方框标示的就是查找出的最佳匹配直线。

具体实施方式

[0030] 下面结合附图和具体实施例对本发明进行详细说明。

[0031] 实施例

[0032] 如图1所示,本发明的方法流程为:

[0033] 1、对于输入图像,通过深度卷积神经网络DCNN进行全局特征描述,提取第三卷积层作为图像特征。

[0034] 对于输入图像,通过深度卷积神经网络DCNN进行全局特征描述。本方法采用Tensorflow框架中的AlexNet网络。该网络在2012年ImageNet图像分类竞赛中赢得冠军,该网络结构包括5个卷积层,以及3个全连接层,在每一个卷积层中包含了激励函数以及局部响应归一化处理,然后再经过池化处理。经实践证明,第三层卷积网络即cov3提取出的64896维特征鲁棒性最好,在环境变化较大时仍然可以识别出该场景。

[0035] 2、使用PCA降维,增强图像特征对比,减少冗余信息以及噪音带来的定位干扰,同时加快后续运算速度,主成分分析即PCA算法,PCA就是将高维的数据通过线性变换投影到低维空间上去,找出最能够代表原始数据的投影方法。对64896维特征采用PCA降维,将增强图像特征对比,减少冗余信息以及噪音带来的定位干扰,同时加快后续运算速度。每个图像经过深度学习网络提取后会以64896维的向量表示经过降维后会以一定维度的向量表示,以6288张640*480图像降维为例,随着维度的降低信息涵盖率同时降低,64894维的图像特征向量降至33维时信息涵盖率为90%,本发明以降至33维为例,向量A(a1a2a3...a33)既满足定位要求又大大减少运算量。

[0036] 3、图像特征匹配。定位图像序列特征与数据集图像特征一一匹配,并进行数据核化处理,增强图像特征对比,消除相似信息干扰。

[0037] 关于匹配矩阵,如图2所示:

[0038] 无人车行驶的第一圈拍摄的图像作为地图,以后拍摄的图像作为测试,假如地图有3000张图像,测试中有1000张图像,将所有地图的特征向量与测试图像的特征向量之中,每两个向量之间做向量余弦运算,得到匹配矩阵,那么匹配矩阵就是3000*1000的矩阵。矩阵的每一个元素是两个图像的距离。如匹配矩阵中(0,0)位置表示的是:地图中第一张图和测试中第一张图的余弦距离,也就是两个33维的图像向量的cos值。

[0039] 4、对匹配矩阵处理,将匹配矩阵的数据处理改为图像的形态学处理,提高运算速度。

[0040] (1) 对匹配图像进行OTSU二值化,如图3所示:

[0041] OTSU灰度图像二值化方法是一种常用的全局化动态二值化方法。该算法的基本思想是:设使用某一个阈值将灰度图像根据灰度大小,分成目标部分和背景部分两类,在这两类的类内方差最小和类间方差最大的时候,得到的阈值 α 是最优的二值化阈值。对匹配图像进行二值化后,匹配矩阵中小于 α 的元素会被归为0,大于 α 的元素会被归为1。即:匹配较好的地方距离为0,匹配较差的地方距离为1。

[0042] 本发明中自动设定一个阈值 α ,将匹配图像变成一个以0和1表示的二值化图像。相当于匹配较好的地方值为0,匹配较差的地方值为1。

[0043] (2) 形态学处理,如图4所示:

[0044] 形态学处理是为了消除二值化图像中的干扰,保留匹配较好的线,消除匹配不好的地方,图像的膨胀与腐蚀是最基本的形态学操作,他们的运用广泛,主要有:消除噪声;分割独立的图像元素、连接相邻的元素;寻找图像中的明显的极大值区域或极小值区域。本方法采用膨胀腐蚀操作是为了消除一部分匹配矩阵中匹配较差部分同时强调匹配良好的序列,使之更便于RANSAC检测图像形态。

[0045] 5、RANSAC或者HoughLines算法求直线方程。对于每一次定位,进行一次RANSAC或者HoughLines算法,查找出最好的匹配序列。待定位图像序列号代入直线方程后,对应的数据集图像位置即为待定位图像位置,如图5所示,查找出形态学处理后的图4中的直线方程 $y=kx+b$, x 表示的是要定位的图像在测试图像集中的位置, y 表示的是在测试图像集中的与 x 图像相匹配的图像位置。因为 y 图像的位置可以通过GPS信息等获得, x 的位置也就可以得知。

[0046] 本发明与SeqSLAM比较:SeqSLAM算法并未采用深度学习网络提取特征而是直接对图像进行64*32或者32*24的压缩,在此过程没有对信息的筛选,可能遗漏了重要信息。相比较而言PCA降维既突出了图像差异又去除了冗余信息干扰。

[0047] 与FAB-MAP相比:本方法无需建立复杂的数据关系网络、分析图像节点之间的权值与流量等信息,也不涉及最短路径查找等算法。

[0048] 大多视觉定位都是纯数据分析,本发明通过图像直观判断车辆行驶状态,以及定位区域是否正确的判断,通过一定时间间隔进行一次匹配查找,即使针对频繁变速行驶的无人车也可以达到精确定位。

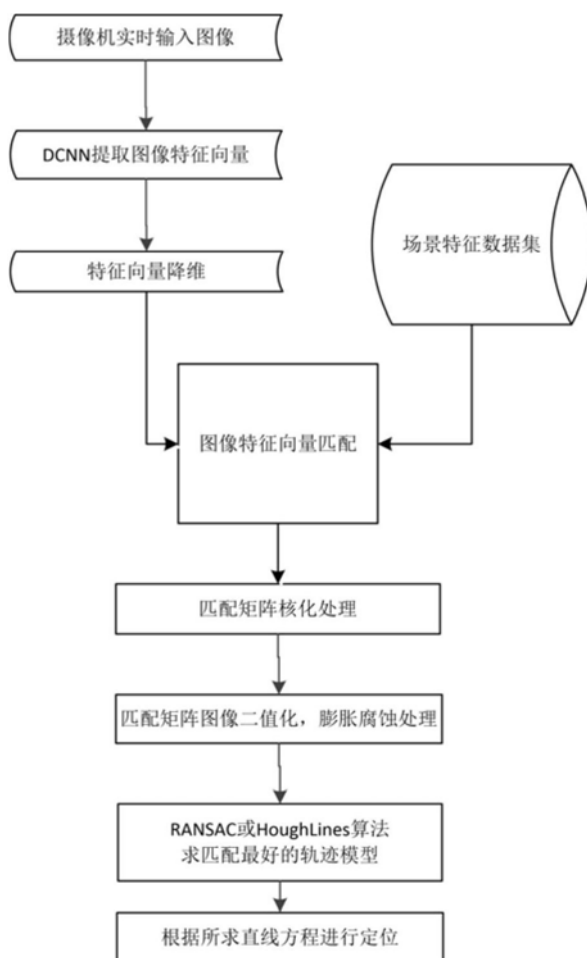


图1



图2



图3



图4



图5