时空信息联合嵌入的端到端三维模型草图检索

白静^{1,2)}, 周文惠¹⁾, 拖继文¹⁾, 秦飞巍³⁾

¹⁾ (北方民族大学计算机科学与工程学院 银川 750021)

²⁾ (宁夏智能信息与大数据处理重点实验室 银川 750021)

³⁾ (杭州电子科技大学计算机学院 杭州 310018)

(baijing_nun@163.com)

摘 要: 现有的基于草图的三维模型检索工作往往将数据视为静态输入, 并使用卷积神经网络进行特征提取, 忽略了数据的动态属性, 造成了有益信息的部分丢失, 进而影响了以此为基础的检索效果. 为解决这一问题, 提出一种基于时空信息联合嵌入的端到端三维模型草图检索算法. 首先, 将草图表征为动态绘制序列, 体现其绘制过程中所包含的时序信息; 将三维模型表征为多视图序列, 体现视图间的位置关联; 然后, 构建包含静态空间特征提取和动态时序特征提取的端到端双流网络, 结合三元中心度量学习建立跨域数据的联合时空特征嵌入, 充分捕捉草图和三维模型所包含的静态、动态特征, 缩小跨域数据的差异性, 提高检索的准确率; 最后, 在标准公开数据集 SHREC2013 和 SHREC2014 上进行实验, 与现有工作相比获得了较高的准确率, 验证了所提算法的可行性及有效性.

关键词: 三维模型检索; 基于草图的检索; 双流网络; 时空特征; 度量学习; 深度学习

中图法分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2021.18574

End-to-End Sketch-3D Model Retrieval with Spatiotemporal Information Joint Embedding

Bai Jing^{1,2)}, Zhou Wenhui¹⁾, Tuo Jiwen¹⁾, and Qin Feiwei³⁾

¹⁾ (School of Computer Science and Engineering, North Minzu University, Yinchuan 750021)

²⁾ (Ningxia Province Key Laboratory of Intelligent Information and Data Processing, Yinchuan 750021)

³⁾ (School of Computer Science and Technology, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018)

Abstract: The existing sketch-based 3D model retrieval methods often regard data as static input, and utilize convolutional neural network to extract features, which ignore the dynamic attributes of input data, resulting in partial loss of useful information and not ideal retrieval effect. In order to solve this problem, a spatiotemporal information joint embedding-based end-to-end sketch-3D model retrieval method is proposed. Firstly, the sketch is represented as a dynamic drawing sequence, which reflects the temporal information contained in the drawing process; meanwhile, the 3D model is represented as a multi-view sequence to reflect the position relationship between views. Secondly, an end-to-end dual-stream network including static spatial feature extraction and dynamic time series feature extraction is constructed. Combined with triplet central metric learning, a joint spatiotemporal feature embedding of cross domain data is established to fully capture the static and dynamic features contained in sketches and 3D models, and reduce the difference between cross domain. Finally, experiments are carried out on the standard public data sets SHREC2013 and SHREC2014. Compared with the ex-

收稿日期: 2020-08-13; 修回日期: 2020-10-01. 基金项目: 国家自然科学基金(61762003, 61972121); 中国科学院“西部之光”人才培养引进计划; 宁夏高等学校一流学科建设(NXYLXK2017A07); 宁夏优秀人才支持计划; 北方民族大学“计算机视觉和虚拟现实”创新团队项目. 白静(1982—), 女, 博士, 教授, 硕士生导师, CCF 高级会员, 主要研究方向为 CAD&CD、机器学习; 周文惠(1996—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为机器学习; 拖继文(1995—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为机器学习; 秦飞巍(1985—), 男, 博士, 副教授, CCF 会员, 主要研究方向为 CAD&CG、机器学习.

isting work, the accuracy rate is higher, which verifies the feasibility and effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: 3D model retrieval; sketch-based retrieval; dual-stream network; spatiotemporal feature; metric learning; deep learning

随着计算机辅助设计与计算机视觉的快速发展,三维物体作为一种重要的数据类型成为继声音、图像与视频之后信息的主要载体之一,并在工业制造、虚拟现实和增强现实等领域有着广泛的应用.如何有效地识别和检索三维模型是诸多应用的研究基础,已成为相关学者关注的课题,出现了一系列研究成果^[1-2].

手绘草图易于构建,非常直观,且不受地域、专业、年龄等外在因素影响,在人类历史中一直被当作一种非常有效的交流手段.近年来,随着便携式触屏设备的普及,手绘草图数据变得易于获取,基于手绘草图的三维模型检索成为新的研究方向.然而,三维模型和草图之间存在着巨大的域间差异性:三维模型数据是现实世界的客观表征或虚拟世界的数字化模型,具有表征准确、具体,数据维度高、非结构化等特性;而草图是用户的一种主观表达,往往由表征物体全局属性的简单线条组成,强调整体结构和突出特点,具有稀疏性和全局性等特性.因而,基于手绘草图的三维模型检索仍然非常困难.

传统的基于手绘草图的三维模型检索算法往往利用剪影图和外轮廓线图将三维模型表征为二维线条图,然后利用人工设计的特征编码算法,如弥散张量^[3]、费舍编码^[4]及基于局部特征的多尺度描述^[5]等表征三维模型和草图,最后在特征空间利用某种相似评价模型完成距离度量,实现草图到三维模型的检索.由于三维模型和草图域间差异巨大,三维模型又非常复杂,这类基于人工设计特征的算法往往无法客观地捕捉三维模型和草图的本质特征,因而整体检索准确率偏低.

与传统算法相比,深度学习可以让机器自动学习被表征对象的特征描述符,广泛地应用于计算机视觉领域.相应地,在基于草图的三维模型检索中也出现了一系列优秀的工作^[6-13],并取得了不错的检索效果.但不可忽视的是,目前的三维模型的草图检索仍然面临一些难题.(1)与图像不同,手绘草图是一个动态序列,现有算法往往利用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)针对草图绘制的最终结果提取描述符,忽略了手绘草图包含的丰富的时序信息^[14].(2)三维模型具有

复杂性,现有算法往往将三维模型表征为多个独立视图,通过多通道完成特征提取,忽略了视图之间的关联关系.以上2个问题相互作用,严重影响了三维模型草图检索的整体性能.

针对以上问题,本文提出一种基于时空信息联合嵌入的端到端三维模型草图检索算法.

(1)将草图和三维模型表征为图像序列,并引入残差网络和长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM),建立时空特征提取双流网络,同时捕捉草图和三维模型的静态空间特征和动态时序特征,更加全面、准确地刻画被表征对象.

(2)提出一种基于时空信息联合嵌入的端到端三维模型草图检索框架,结合具有时空特征提取能力的双流网络和三元度量学习建立跨域数据的联合时空特征嵌入,缩小跨域数据的差异性,提高检索准确率.

在公共数据集 SHREC2013 和 SHREC2014 上实验验证了本文算法的有效性.

1 相关工作

通常,基于深度学习的三维模型草图检索包括跨域数据的初始表征、特征嵌入和相似度计算.相似度计算和传统算法类似,本文不再赘述.本节将围绕跨域数据的初始表征和特征嵌入,简单梳理基于深度学习的三维模型草图检索算法.

1.1 跨域数据的初始表征

在三维模型草图检索中,研究者往往将草图看做一幅静态图像,使用经典的 CNN 对草图进行特征表示,并提取草图初始特征,如 AlexNet^[6]和 ResNet^[7].由于 CNN 本是针对自然图像设计的,旨在获取图像中有判别性的纹理特征;而手绘草图较为抽象,仅由简单线条构成,缺乏颜色和纹理信息,因此仅使用 CNN 对草图进行特征提取效果还不够理想.此外,草图的绘制是一个动态过程,仅使用 CNN 的算法往往忽略了草图绘制过程中包含的时序信息,造成有益信息的损失,这也进一步影响了草图特征提取的效果.

考虑三维模型的非结构化特性,在三维模型草图检索中,研究者往往将三维模型转换为一个

或一组代表性视图,以降低跨域匹配的难度.刘玉杰等^[6]提出基于视图信息熵选择一张代表性视图表征三维模型,在保证检索效果的同时,简化了网络结构.由于草图并不对应三维模型某一个固定视角的视图,因而最佳视图的构建是极其困难的.为此,Wang 等^[8]提出针对竖直摆放的三维模型随机选择 2 个大小间隔超过 45°的投影视图表征三维模型;Xie 等^[9]提出使用多张视图表征三维模型,并最终采用瓦瑟斯坦重心融合多视图特征.以上算法是三维模型的多视图表征的有益尝试,取得了良好效果.然而,三维模型的多个视图之间是存在位置次序的,而现有算法独立看待每个视图,忽略了这种相关性,势必造成一定程度的信息损失.

本文针对草图和三维模型表征中存在的问题,提出一种将 CNN 和循环神经网络(recurrent neural networks, RNN)相结合的草图-三维模型检索算法,同时捕捉草图的空间信息和绘制过程所包含的时序信息,以及三维模型多视图的空间信息和位次信息,以提高跨域数据表征的准确性.

1.2 跨域数据的特征嵌入

部分基于草图的三维模型检索算法在完成三维模型和草图的初始特征提取后,直接进行相似评价.例如,刘玉杰等^[6]在利用 CNN 提取草图和三维模型的特征后,便采用最小距离法进行相似评价.然而由于没有充分考虑跨域数据之间的差异性,这类算法的检索效果不够理想.

更多的算法使用度量学习将草图和三维模型的初始特征嵌入到一个公共空间中,使特征空间中同类数据(同域和跨域)的距离更近,异类数据的距离更远.例如,Wang 等^[8]使用二元度量学习网络 Siamese,迫使跨域同类数据之间的距离足够近,完成跨域数据的表征和嵌入.考虑跨域数据特征的相关性,Dai 等^[10]提出基于鉴别损失(discriminative loss)和相关损失(correlation loss)的跨域特征嵌入的深度度量相关算法(deep correlated metric learning, DCML),有效地提高了域内不同类别数据特征的鉴别性和域间同类别数据特征的相关性.文献[12-13]同时考虑同类数据和异类数据之间的关系,提出基于三元度量学习三元损失(triplet loss)的跨域数据嵌入,取得了很好的效果.然而,基于 triplet loss 的算法需要考虑每一对正负样本组合,网络训练费时且困难.本文引入 triplet-center loss^[15],在减少计算复杂度的同时,确保类内距离最小化,类间距离最大化.

2 本文算法

如图 1 所示,本文提出了一种基于时空信息联合嵌入的端到端三维模型草图检索框架.在学习阶段,模拟人脑对视频特征的识别过程,分别将草图和三维模型表征为草图绘制序列和多视图序列;然后利用时空特征提取网络提取静态空间特征和动态时序特征,并引入度量学习完成时空特征的联合嵌入.在检索阶段,输入草图提取其时空特征,然后基于相似评价在联合时空特征分布空间中搜索并返回相似度最高的 k 个结果,完成草图-三维模型检索.

图 1 基于时空信息联合嵌入的三维模型草图检索框架

2.1 图像序列的构建

2.1.1 草图绘制序列的构建

2012 年, Eitz 等^[14]对“人类如何绘制草图”这一问题进行了深入研究,发现人类绘制草图的顺序出奇的一致,即草图的绘制顺序蕴含着某种潜在语义.基于这一发现,在草图识别中研究者也提出了一些捕捉草图时序信息的算法,并取得了较好的效果^[16-19].然而,在三维模型草图检索中,同时存在三维模型和草图 2 种跨域数据,如何有效地提取并应用草图的时序信息仍然是一个难题,迄今为止尚无相关研究.

给定一张草图 s , 为充分捕捉其绘制过程中所包含的时序信息,本文将其表征为 m 张笔画数不断累加的草图绘制序列,有

$$\partial(s) = (s_1, \dots, s_i, s_{i+1}, \dots, s_m), s_m = s, \\ \forall 1 \leq i < m, s_i \subseteq s_{i+1}, |s_i| \leq |s_{i+1}|.$$

其中, $|s_i|$ 表示子图像序列 s_i 中所包含的笔画数目.为确保草图绘制序列中,每一幅子图像都包含足够的绘制信息.更进一步,本文要求子图像序列间笔画的递增数目相当,即要求

$$\forall 1 \leq i \leq j < m, \text{有 } |s_{j+1}| - |s_j| = |s_{i+1}| - |s_i|.$$

针对三维模型草图检索数据集 SHREC2013^[20-21]和 SHREC2014^[22-23], TU-Berlin^[14]提供了三维模型所包含的草图数据. 具体地, Eitz 等^[14]在 Amazon Mechanical Turk 平台上付费邀请了 1350 个人对各类草图进行绘制, 并保留其绘制顺序, 形成了数据量庞大且包含不同绘制人绘制习惯的大规模草图数据集 TU-Berlin. 因此, 本文针对草图绘制序列的构建需求, 基于 TU-Berlin 数据集, 以包含用户绘制笔画顺序信息的 svg 格式草图为输入, 构建草图绘制序列提取算法.

输入. 草图数据 s , 子图序列个数 m .

输出. 草图绘制序列 $\partial(s)$.

Step1. 获取草图数据 s 的笔画数 n .

Step2. 构建各个子图像:

```

 $a = n / m; b = n \% m;$ 
for( $i = 1, j = 1; i \leq b; i++$ ){
    子图  $i$  的笔画为第 1 画~第  $j+a$  画;
     $j = j+a+1;$ 
}
for( $; i \leq m; i++$ ){
    子图  $i$  的笔画为第 1 画~第  $j+a-1$  画;
     $j = j+a;$ 
}

```

Step 3. 输出子图序列 $\partial(s)$.

当草图数据笔画数 n 不能被 m 整除时, 无法

严格保证各个子图中累加的笔画数完全一致. 此时, 若 n 对 m 求余所得余数为 b , 则为第 1 张至第 b 张子图每张增加 1 画, 即它们所对应的笔画数为 $a+1$; 其余子图笔画数为 a .

当笔画数 $n < m$ 时, 确保第 1 张至第 b 张子图每张递增 1 画, 其余子图和第 b 张子图保持一致即可.

在以上 2 种情况下, 无法严格保证每张子图累加笔画数一致, 但是可以保证数目变化最多为 1, 在一定程度上确保了各个子图包含信息的一致性.

图 2 随机选取了 3 张草图, 并给出了当子图数目 m 取 2, 3, 4, 即草图绘制过程分别为 2 步、3 步、4 步时所对应的草图序列. 由图 2 可见, 当子图数目取值为 2 时, 时域信息包含较少, 仅体现了 1 组由部分到全局的时序变化; 当子图数目为 3 和 4 时, 草图绘制序列包含了 2~3 个时序变化, 能够较好地体现动态绘制过程. 同时, 观察草图绘制序列会发现: 在绘制草图时, 用户通常会首先绘制体现草图整体结构的外轮廓线条, 然后绘制体现局部结构的其他线条. 这也再次说明了草图绘制的动态过程蕴含着丰富的时序信息, 对这些信息的表征将有助于草图的表征和识别.

图 2 草图绘制序列示例

2.1.2 三维模型多视图序列的构建

当前, 针对三维模型的多视图构建算法较多, 如选择一张最佳视图的^[6], 将三维模型正向摆放后, 随机选取 2 张^[9]或均匀选取 4~12 张视图^[24], 还有围绕三维模型所在包围球随机采样选择 k 个视图^[11]. 鉴于真实世界中绝大多数物体本身就是正向摆放的, 人们观察物体时, 也是在其周围多个视角定点观察得出最终结论. 如图 3 所示, 本文选择使用 MVCNN 算法^[24], 将三维模型正向摆放, 然后在其斜向上 30° 的位置, 随机选取第 1 个视角, 并以此为起点, 均匀设置 12 个虚拟摄像机, 获得三维模型 v 所对应的多视图序列 $\rho(v)=(v_1, v_2, \dots, v_{12})$. 显然, 三维模型的多视图序列的图像顺序关系体现了视图之间的位置关系.

图 3 三维模型投影视图

2.2 联合时空特征分布的建立

由第 2.1 节可知,草图绘制序列包括空域和时域 2 部分信息:空域以单个图像的形式存在,体现了绘制对象的形状;时域以图像序列的形式存在,体现了草图绘制的动态过程.而在三维模型的多视图序列中,单个视图体现了其空域信息,视图间的顺序关系体现了一种观察视角连续变换的动态信息(可理解为时序信息).本节旨在以草图绘制序列和三维模型多视图序列为输入,构建深度神经网络,以有效地表征它们所包含的静态空域特征和动态时序特征.

2017 年,认知科学的研究者发现人脑认知视频信息的神经网络分为 2 支:一支对应于腹侧流,旨在提取视频的静态特征,即完成物体识别;一支对应于背侧流,旨在提取视频的动态特征,即完成运动识别^[25].受此项研究结果启发,本文拟模拟人脑对视频的认知过程构建一种端到端的双流网络,如图 4 所示.空间流网络 ResNet 旨在提取序列中单个图像的静态空间特征,时间流网络 LSTM 旨在提取序列中所包含的动态时序特征,两者串行连接,先提取静态特征,再捕捉动态特征,完成动静信息的有效融合.

图 4 双流网络：联合时空特征分布的建立

2.2.1 空间流网络：静态空间特征提取

对于同一个模型,其所对应的草图数据和视图数据拥有相同的内容属性和不同的风格属性,这和跨域图像翻译中的跨域数据具有一致性.白静等^[13]根据跨域图像翻译原理,基于权值共享的方式建立跨域数据联合特征映射,进而完成三维模型草图检索,并取得了很好的效果.为此,本文将采用该方法通过权值共享的方式,实现草图和

视图数据静态特征的联合提取.

在网络选择方面,针对图像序列中的每一幅图像,本文将选择 CNN 提取其静态特征.然而,无论是草图还是三维模型对应的视图,它们都不是一般意义下的图像信息,没有丰富的纹理信息和色彩信息.草图数据线条较为稀疏,总是利用较长的轮廓线条体现被表征对象的外部形状;视图数据也总是包含一些体现三维模型整体结构的轮廓信息和局部细节的几何信息.为有效地捕获和表征以上特征,需要扩大感受野.一些研究者提出使用较大的卷积核扩大感受野,但是,大的卷积核在扩大感受野的同时,也模糊了细节.本文认为,针对以上特点,可在保持卷积核大小不变的情况下,利用更深的网络来获取数据的大尺度信息,即利用较深层次的网络获得更广的感受野,做出更加综合的判断.

理论分析表明,CNN 层次越深,其网络的学习能力就越强,学习效果也越好.但是,在实践中,针对普通的 CNN,当网络深度达到一定数目后,继续叠加深度会造成网络难以训练,出现梯度爆炸和梯度消失等问题,导致训练精度和测试精度迅速下降.为此,本文拟使用残差网络^[26],引入如图 5 所示的短距离恒等映射,在增加网络深度的同时避免网络退化问题,进而有效地提取草图和视图中所包含的全局结构信息.综合考虑图像规模、尺寸和复杂度等因素,选用了残差网络 ResNet-50^[26]作为草图数据和视图数据静态特征的提取网络,并通过在 ImageNet 上进行预训练,提高网络的稳定性,增加网络的收敛速度.

图 5 ResNet 残差结构

至此,给定草图 s 所对应的绘制序列 $\partial(s)$ 和三维模型 t 所对应的多视图序列 $\wp(v)=(v_1, v_2, \dots, v_{12})$,可得草图静态特征序列 $f_1(\partial(s))=(f_1(s_1), \dots, f_1(s_m))$ 及三维模型静态特征序列 $f_2(\wp(v))=f_2((v_1), \dots, f_2(v_{12}))$.

2.2.2 构建时间流网络：动态时序特征提取

由于草图的绘制序列有着一定的时序关系,

与此同时,三维模型的视图之间也存在着位置相关性,因此本文统一将其视为一种动态时序信息,拟在得到静态特征之后构建时间流网络,对草图和三维模型的动态特征进行提取,进而得到动态特征和静态特征相结合的特征描述。

综合比较各种表征时间序列的循环神经网络,本文选择具有长短期记忆能力的网络 LSTM。如图 6 所示,将草图及三维模型的静态特征序列中第 t 幅图像统一表征为 x_t ,则该网络通过 3 个不同的门控单元(遗忘门、输入门、输出门)在长期记忆 C_{t-1} 和当前输入信息 x_t 之间进行选择 and 融合,以捕获具有长短期记忆能力的动态特征。

图 6 LSTM 网络单元

在图 6 中, x_t 表示当前的输入, h_{t-1} 表示上一时刻的输出, C_{t-1} 为上一时刻记忆单元的输出, f_t 代表遗忘门, i_t 代表输入门, o_t 代表输出门, S 代表 sigmoid 函数, 具体计算公式为

$$\begin{cases} f_t = S(w_f \times [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ i_t = S(w_i \times [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ C_t' = \tanh(w_C \times [h_{t-1}, x_t] + b_C) \\ C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times C_t' \\ o_t = S(w_o \times [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t = o_t \times \tanh(C_t) \end{cases}$$

其中, w_* 和 b_* 分别为对应网络的权重和偏置; sigmoid 函数输出 0~1 的数值, 起到门控作用。

LSTM 单元的运行过程如下: 首先输入特征 x_t 和上一时刻的输出 h_{t-1} , 经过神经元变换和激活函数 $\tanh$ 作用后得到候选记忆单元 C_t' , 捕捉当前输入特征和短期记忆特征; 然后, 记忆单元的输出 C_{t-1} 与遗忘门 f_t 作用, 决定多大程度的遗忘长期记忆单元 C_{t-1} 的信息; 候选记忆单元的输出 C_t' 与

输入门作用, 决定多大程度的保留输入特征和短期记忆特征; 两者结合形成当前时刻的长期记忆输出 C_t ; 最后输出门 o_t 与新的记忆单元 C_t 决定信息的输出 h_t , h_t 和 C_t 共同作用于下一个 LSTM 单元。

针对草图和三维模型的静态特征序列, 本文将分别构建包含 m 个和 12 个如图 6 所示网络单元的 LSTM 网络, 以得到其最终特征向量 $\mathbf{R}(s) = R(f_1(\partial(s))), \mathbf{R}(v) = R(f_2(\partial(v)))$ 。

2.2.3 联合时空特征嵌入

针对双流网络, 本节拟引入度量学习, 以完成端到端的联合时空特征嵌入。

考虑草图绘制具有主观性, 同类草图内部数据之间可能存在较大差异, 难以满足二元度量学习中“同类样本距离尽可能小”的严格距离约束, 本文拟引入三元度量学习算法, 放松要求, 确保类内距离小于类间距离即可。传统的 triplet loss 同时考虑了类内距离和类间距离, 满足以上要求, 但是其存在时间复杂度高、训练困难且费时的问题。为此, 本文采用 triplet-center loss^[15] 计算样本同类中心之间的距离, 在减少计算复杂度的同时, 考虑类内和类间距离。

为方便描述, 本节将输入的草图和三维模型统一表征为 x^i , 则其经过双流网络模型输出的特征为 $R(x^i)$ 。设该输入对应类标签为 y_i , 类内样本的特征均值中心为 C_i , 其他类类内样本的特征均值中心表征为 $C_j (j \neq i)$; 则输入样本 x^i 与其类中心的距离为 $D^p = D(R(x^i), C_i)$, 与其他类中心的距离为 $D^n = D(R(x^i), C_j)$ 。要求输入样本与同类样本距离较近, 到其他类样本距离较远, 等价于输入样本与同类样本中心之间的距离小于到其他类样本中心的距离, 即 $\min D^n > D^p$; 引入决策边界 $\alpha (\alpha > 0)$, 可进一步转化为 $\min D^n - D^p > \alpha$ 。为此, 设定一个 batch 的样本数目为 M , 则 triplet-center loss 的损失函数可定义为

$$L_{t-c} = \sum_{i=1}^M \max(\min_{j \neq i} D(R(x^i), C_j) - D(R(x^i), C_i) - \alpha, 0).$$

本文选用欧几里得度量作为特征之间的距离度量函数, 即 $D(R(x^i), C_j) = \frac{1}{2} \|R(x^i) - C_j\|_2^2$ 。

为了在训练过程中更好地找到各个类的类中心, 建立更加鲁棒的损失函数, 在 triplet-center loss 的基础上考虑分类损失, 即加入 Softmax loss, 形成最终损失为 $L_{\text{total}} = w_1 L_{t-c} + w_2 L_{\text{Softmax}}$ 。其中,

w_1 和 w_2 为权重, 旨在平衡度量损失和分类损失在整个分类中所占的比例.

3 实验结果

3.1 数据集

为更好地和现有算法进行比较, 本文选取被广泛使用的 2 个大型公开数据集作为测试对象.

SHREC2013^[20-21]数据集包含 90 个类, 7 200 张草图和 1 258 个三维模型. 各个类中的三维模型数量不等, 最少的只有 4 个, 最多的则有 184 个; 各个类中的草图数目均为 80. 实验中, 针对每个类, 50 张草图用于训练, 30 张草图用于测试, 1 258 个三维模型则全部作为检索对象.

SHREC2014^[22-23]数据集规模更大, 也更加复杂, 共包含 171 个类, 13 680 张草图和 8 978 个三维模型. 各个类中的三维模型数量最少的少于 10 个, 最多的则多于 300 个; 各个类中的草图数目也为 80. 实验中, 针对每个类, 50 张草图用于训练, 30 张草图用于测试, 8 978 个三维模型全部作为检索对象.

3.2 评价指标

本文使用检索的 7 个通用评价指标对实验结果进行度量, 包括查全-查准率曲线(precision-recall curves, PR)、最近邻(nearest neighbor, NN)、第 1 批次(first tier, FT)、第 2 批次(second tier, ST), E 算法(E-measure, E)、折扣累计收益(discounted cumulative gain, DCG)、平均准确率(mean average precision, MAP)^[20-23].

3.3 实验设置

3.3.1 实验环境

本文实验的硬件环境为 Intel Core i7 2600k + GTX 1080 8 GB+16 GB RAM, 软件环境为 Windows 10 x64+CUDA 9.0+CuDNN 7.1+PyTorch 1.3.1+Python3.7+Matlab.

3.3.2 数据处理及增强

SHREC2013 和 SHREC2014 中提供的草图尺寸为 256×256 像素. 相应地, 针对库内每个三维模型, 本文采用 MVCNN 提供的多视图构建算法^[24], 构建的视图尺寸也为 256×256 像素. 为了在静态空间特征提取中使用在 ImageNet 数据集上预训练好的网络模型, 在进行实验前, 针对每个草图和视图, 采用随机裁剪、水平旋转、垂直旋转的方式增强数据, 得到 224×224 像素的图像; 然后, 通过减去图像内所有像素均值的方式对其进行归一化.

以上操作可以增加训练样本的数据量, 进而提高模型的泛化能力, 在一定程度上避免网络过拟合, 提高预测的鲁棒性.

3.3.3 实现细节

基于增强后的每张草图, 本文选取 $m=3$, 构建包含 3 个子草图的草图绘制序列; 针对每个三维模型, 得到包含 12 个视图的视图序列. 然后, 选取在 ImageNet 数据集上做过预训练的 ResNet-50 作为空间流网络, 采用权值共享的方式, 分别提取草图及三维模型所对应的静态空间特征, 并将其转换为 [bathzise, n , 2 048] 的形式输入时间流网络 LSTM, 进一步提取草图和三维模型的动态时序特征. 这里, n 为三维模型视图数量和子草图序列数目, 2 048 为特征维度. 在训练过程中使用度量学习 triplet-center loss 对网络训练的参数进行学习, 实现端到端学习的网络结构.

实验中, 网络的学习率为 10^{-4} , dropout 为 0.3, 在 LSTM 中 hidden_size 为 2 048, num_layers 为 2, 随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)衰减率为 0.9; 同时参照 triplet-center loss^[15]的参数取值, 本文选取 $w_1=0.01$, $w_2=1.00$, 阈值 $\alpha=5$; 检索中采用欧几里得度量对特征进行相似度量.

3.4 不同草图数的比较

如图 3 所示, 草图绘制序列中, 不同个数的草图包含的内容不同, 体现的时序信息也不同. 为比较不同草图个数对算法的影响, 在保证其他因素一致的情况, 本文依次采用 2~4 张子草图表征草图动态绘制信息并完成检索, 得到如表 1 所示的结果. 由表 1 可见, 当草图数为 3 时, 算法得到了最佳性能. 通过分析图 3 示例可以看到, 当草图数为 2 时, 体现的动态绘制信息过少, 因此算法性能较差. 分析算法性能下降原因, 当草图数为 4 时, 尽管草图绘制整体过程具有一致性, 包含某种语义信息, 但是单个笔画绘制中却存在主观性和差异性. 当草图数目取值较大时, 相邻草图之间新增的笔画数目较少, 就会更多地体现个别笔画绘制中的差异性和主观性, 反而降低了算法的准确率. 在后面的实验中, 草图数统一选取为 3.

表 1 不同草图数的实验结果对比

草图数	NN	FT	ST	E	DCG	MAP
2	0.850	0.805	0.845	0.407	0.910	0.844
3	0.873	0.832	0.879	0.415	0.918	0.863
4	0.851	0.802	0.850	0.409	0.912	0.857

注. 加粗字体为最佳实验结果.

3.5 检索实验对比

为充分测试算法有效性,在 SHREC2013 和 SHREC2014 数据集上的对比实验中,本文选取了 7 种先进的三维模型草图检索算法与本文算法进行综合对比.具体地,选取了 2 种传统的基于流行排序的三维模型跨域草图检索(cross-domain manifold ranking, CDMR)算法^[27]和基于视图聚类 and 上下文匹配的三维模型草图检索(sketch-based 3D model retrieval based on view clustering and shape context matching, SBR-VC)算法^[28];选取了 5 种基于深度学习的算法:基于深度相关度量学习的 DCML 算法^[10]、基于二元度量学习的 Siamese 算法^[8]、基于 Wasserstein 质心表示(learned Wasserstein barycentric representation, LWBR)三维模型草图检索算法^[9]、基于 triplet-center loss 构建静态联合特征映射的 TCL 算法^[15]、基于深度共享语义空间嵌入(deep common semantic space embedding, DCSSE)的算法^[12];以及通过权值共享构建静态联合特征映射(joint feature mapping, JFM)算法^[13].

3.5.1 SHREC2013 的检索结果及分析

图 7 展示了各种算法在 SHREC2013 数据集上的 PR 曲线(不包括 TCL 算法,因为 TCL 算法未提供查全率和查准率数据). (1) 本文算法在各个查全率下均获得了最高的查准率,整体性能优于当前所有算法. (2) 与 PR 曲线整体表现最好 2 个算法(JFM 和 DCSSE)相比较,本文算法的平均准确率

图 7 不同算法在 SHREC2013 数据集 PR 曲线对比

分别提高了 4.5% 和 4.6%. (3) 与性能最接近的 JFM 算法比较,查全率低于 50.0% 时,本文算法明显优于 JFM;查全率高于 50.0% 以后,两者查准率相当.由于检索过程中往往更加关注最先返回的那部分结果,因此,这一性能能够为用户提供更好的检索感受. (4) 本文算法的检索性能非常稳定,在查全率小于 85.0% 时,查准率在 82.0% 以上;在查全率达到 100% 时,查准率仍然稳定在 60.0%. 以上数据充分说明了本文算法的有效性.由于 JFM 和 DCSSE 算法都采用了非常先进的手段对草图和三维模型进行表征,通过分析可知本文算法能够取得更优的性能主要是在深度学习过程中引入了草图和三维模型所对应的时序信息,能够更加全面地刻画被表征对象.

表 2 综合对比了各种算法在 SHREC2013 上的检索指标. (1) 与传统算法及基于深度学习的经典算法相比,本文算法在 6 项检索指标上都具有一定的优势. (2) 与仅包含静态特征联合嵌入的 JFM 算法^[13]相比,本文算法通过引入动态序列,检索性能在 NN, FT, ST, E, DCG 和 MAP 这 6 项指标上分别提高了 2.5%, 5.7%, 1.7%, 0.6%, 2.8% 和 4.5%. 对比结果充分验证了本文算法的有效性.

表 2 SHREC2013 数据集检索性能综合对比

算法	NN	FT	ST	E	DCG	MAP
CDMR ^[27]	0.279	0.203	0.296	0.166	0.458	0.250
SBR-VC ^[28]	0.164	0.097	0.149	0.085	0.348	0.116
Siamese ^[8]	0.405	0.403	0.548	0.287	0.607	0.469
DCML ^[10]	0.650	0.634	0.719	0.348	0.766	0.674
LWBR ^[9]	0.712	0.725	0.785	0.369	0.814	0.752
TCL ^[15]	0.763	0.787	0.849	0.392	0.854	0.807
DCSSE ^[12]	0.849	0.772	0.858	0.410	0.880	0.817
JFM ^[13]	0.848	0.775	0.862	0.409	0.890	0.818
本文	0.873	0.832	0.879	0.415	0.918	0.863

注: 加粗字体为最佳实验结果.

表 3 展示了 SHREC2013 中的部分检索结果,左侧为随机选取的 7 个草图,右侧为根据本文算法获得前 10 个检索结果,其中正确的模型着绿色,错误的模型着橘黄色.在 7 个检索实例中: (1) Airplane, Fish, Guitar, Tablelamp 这 4 个检索结果完全正确; (2) Dog 的检索结果中前 7 个正确,最后 3 个错误,通过查询数据集发现,这是因为 Dog 类中仅包含了 7 个三维模型,在所有同类模型都已返回的

表 3 SHREC2013 数据集部分检索实例展示

名称	输入的草图	检索到的三维模型
Airplane
Bicycle
Dog
Fish
Guitar
Hot_air_balloon
Tablelamp

情况下, 算法根据相似度返回了最为接近的其他 3 个模型; (3) Bicycle 类也仅包含 7 个模型, 返回的 10 个结果中已经完全包含了这 7 个模型, 只是由于从形状来看, 第 7 个返回的摩托车较第 8 个结果所示的自行车更接近草图, 因此产生了错误的排序; (4) Hot_air_balloon 类内包含 9 个模型, 返回的前 10 个结果中包含了其中 8 个, 存在 2 个形状相似的异类错误模型. 综合以上检索结果, 本文算法能够根据用户提供的草图较为准确、鲁棒地检索到库内三维模型, 尽管存在少量错误, 但是都是形状极为相似的难分模型.

3.5.2 SHREC2014 的检索结果及分析

为进一步测试本文算法在更复杂大型数据集上的检索效果, 选取数据规模更大、类别更多、类内模型数量差异更加突出的 SHREC2014 进行对比实验. 图 8 给出了各种算法在该数据集上的 PR 曲线, 表 4 所示为它们在 NN, FT, ST, E, DCG 和 MAP 这 6 项指标上的对比结果. 由图 8 可以看出, 本文算法与现有的多数算法相比依然保持较高的查全-查准率. 特别值得注意的是, TCL 算法是一种使用 triplet-center loss 构建静态联合特征映射的检索算法^[15], 本文是使用 triplet-center loss 构建时空信息联合嵌入的检索算法, 而由表 4 的对比数据可知, 本文算法在 SHREC2014 数据集上的各个检索指标都明显优于 TCL 算法, 并且在 5 项评价指标 FT, ST, E, DCG 和 MAP 上高于通过权值共享构建静态联合特征映射的 JFM 算法, 再次验证了时空信息联合嵌入的有效性.

图 8 不同算法在 SHREC2014 数据集 PR 曲线对比

3.6 讨论

通过对比表 2 和表 4 的数据可以明显发现, 随着数据集规模和复杂度的增加, 各个算法的检索性能都有所下降. 表 5 给出了各个算法在 2 个数据集上性能下降的比率. 同时明显发现一个规律, 即后 4 种算法的下降率与前 3 种算法的下降率大约相差一个数量级. 通过分析可知, DCML 算法^[10]首先利用传统的特征提取算法对三维模型进行表征,

表4 SHREC2014 数据集检索性能综合对比

算法	NN	FT	ST	E	DCG	MAP
CDMR ^[27]	0.109	0.057	0.089	0.041	0.328	0.054
SBR-VC ^[28]	0.095	0.050	0.081	0.037	0.319	0.050
Siamese ^[8]	0.239	0.212	0.316	0.140	0.496	0.228
DCML ^[10]	0.272	0.275	0.345	0.171	0.498	0.286
LWBR ^[9]	0.403	0.378	0.455	0.236	0.581	0.401
TCL ^[15]	0.585	0.455	0.539	0.275	0.666	0.477
DCSSE ^[12]	0.830	0.708	0.807	0.384	0.871	0.745
JFM ^[13]	0.835	0.720	0.810	0.390	0.873	0.756
本文	0.817	0.722	0.820	0.401	0.873	0.787

注. 加粗字体为对比最佳性能实验结果.

表5 不同数据集检索性能下降比率

算法	NN	FT	ST	E	DCG	MAP
DCML ^[10]	0.49	0.57	0.53	0.50	0.35	0.59
Siamese ^[8]	0.41	0.47	0.42	0.51	0.18	0.51
LWBR ^[9]	0.43	0.48	0.42	0.36	0.36	0.47
DCSSE ^[12]	0.02	0.08	0.06	0.06	0.01	0.09
JFM ^[13]	0.02	0.07	0.06	0.05	0.02	0.08
本文	0.06	0.13	0.06	0.03	0.05	0.09

注. 下降比率算法为(SHREC2013 检索性能-SHREC2014 检索性能)/SHREC2013 检索性能.

然后利用深度学习完成跨模态数据的嵌入; Siamese^[8]和 LWBR^[9]这2种算法均在特征嵌入之前就预先完成了三维模型多视图特征的融合. 以上算法都可能在早期特征提取阶段或者特征融合阶段造成有益信息的丢失, 从而产生与整体最优解不匹配的中间决策. 而 DCSSE^[12], JFM^[13]以及本文算法都是一种从原始输入到特征嵌入的端到端学习网络, 因此能够更好地形成整体最优解, 也能够更好地适应数据集规模和复杂度的变化. 这也从侧面验证了端到端学习网络对跨模态检索问题的有效性.

4 结 语

本文提出了一种基于时空信息联合嵌入的端到端三维模型草图检索框架: 将草图表征为动态绘制序列, 将三维模型表征为多视图序列; 利用包含静态空间特征提取的 ResNet 和包含动态时序特征提取的 LSTM 构建双流网络, 实现草图和三维模型时空特征的有效提取; 结合三元中心度量损失建立草图和三维模型之间的跨域时空特征联合嵌入, 基于欧几里得度量完成草图-三维模型检索. 实验表明, 本文通过联合捕获数据的静态空间特

征和动态时序特征, 能够更加充分、全面地表征跨域检索对象所包含时空特征, 并进一步缩小跨域数据之间的差异性, 取得了当前工作中较好的检索性能. 未来考虑在当前的检索框架下引入注意力机制, 以更好地关注显著特征, 进一步提高算法在大规模数据集集中的检索性能.

参考文献(References):

- [1] Fang Y, Xie J, Dai G X, *et al.* 3D deep shape descriptor[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 2319-2328
- [2] Xie J, Fang Y, Zhu F, *et al.* DeepShape: deep learned shape descriptor for 3D shape matching and retrieval[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 1275-1283
- [3] Yoon S M, Scherer M, Schreck T, *et al.* Sketch-based 3D model retrieval using diffusion tensor fields of suggestive contours[C] // Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM Press, 2010: 193-200
- [4] Mao Dianhui, Yin Huanpu, Li Haisheng, *et al.* 3D model retrieval based on hand-drawn sketches[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(10): 2607-2614(in Chinese)
(毛典辉, 尹焕璞, 李海生, 等. 基于手绘草图的三维模型检索[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(10): 2607-2614)
- [5] Fan Yachun, Tan Xiaohui, Zhou Mingquan, *et al.* A scale invariant local descriptor for sketch based 3D model retrieval[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(11): 2448-2465(in Chinese)
(樊亚春, 谭小慧, 周明全, 等. 基于局部多尺度的三维模型草图检索方法[J]. 计算机学报, 2017, 40(11): 2448-2465)
- [6] Liu Yujie, Song Yang, Li Zongmin, *et al.* Sketch-based 3D shape retrieval with representative view and convolutional neural network[J]. Journal of Graphics, 2018, 39(4): 735-741 (in Chinese)
(刘玉杰, 宋阳, 李宗民, 等. 融合信息熵和 CNN 的基于手绘的三维模型检索[J]. 图学学报, 2018, 39(4): 735-741)
- [7] Chen J X, Fang Y. Deep cross-modality adaptation via semantics preserving adversarial learning for sketch-based 3D shape retrieval[C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2018: 605-620
- [8] Wang F, Kang L, Li Y. Sketch-based 3D shape retrieval using convolutional neural networks[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 1875-1883
- [9] Xie J, Dai G X, Zhu F, *et al.* Learning barycentric representations of 3D shapes for sketch-based 3D shape retrieval[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 5068-5076
- [10] Dai G X, Xie J, Fang Y, *et al.* Deep correlated holistic metric learning for sketch-based 3D shape retrieval[C] // Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2017: 4002-4008

- [11] Chen J X, Qin J, Liu L, *et al.* Deep sketch-shape hashing with segmented 3D stochastic viewing[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2019: 791-800
- [12] Bai J, Wang M J, Kong D X. Deep common semantic space embedding for sketch-based 3D model retrieval[J]. *Entropy*, 2019, 21(4): 369
- [13] Bai Jing, Kong Dexin, Zhou Wenhui, *et al.* Joint feature mapping for end-to-end sketch-based 3D model retrieval [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2019, 31(12): 2056-2065(in Chinese)
(白静, 孔德馨, 周文惠, 等. 基于联合特征映射的端到端三维模型草图检索[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2019, 31(12): 2056-2065)
- [14] Eitz M, Hays J, Alexa M. How do humans sketch objects?[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(4): Article No:44
- [15] He X W, Zhou Y, Zhou Z C, *et al.* Triplet-center loss for multi-view 3D object retrieval[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 1945-1954
- [16] Zhao Peng, Liu Yang, Liu Huiting, *et al.* A sketch recognition method based on deep convolutional-recurrent neural network[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2018, 30(2): 217-224(in Chinese)
(赵鹏, 刘杨, 刘慧婷, 等. 基于深度卷积-递归神经网络的手绘草图识别方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2018, 30(2): 217-224)
- [17] Li L, Zou C Q, Zheng Y Y, *et al.* Sketch-R2CNN: an RNN-rasterization-CNN architecture for vector sketch recognition[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2020, PP(99): 1
- [18] Yu Q, Yang Y X, Song Y Z, *et al.* Sketch-a-net that beats humans[OL]. [2020-08-13]. <https://arxiv.org/abs/1501.07873>
- [19] Xu P, Huang Y Y, Yuan T T, *et al.* SketchMate: deep hashing for million-scale human sketch retrieval[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 8090-8098
- [20] Li B, Lu Y J, Godil A, *et al.* A comparison of methods for sketch-based 3D shape retrieval[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2014, 119: 57-80
- [21] Li B, Lu Y J, Godil A, *et al.* SHREC'13 track: large scale sketch-based 3D shape retrieval[C] //Proceedings of the 6th Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval. Aire-la-Ville: Eurographics Association Press, 2013: 89-96
- [22] Li B, Lu Y J, Li C Y, *et al.* SHREC'14 track: extended large scale sketch-based 3D shape retrieval[C] //Proceedings of the 7th Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval. Aire-la-Ville: Eurographics Association Press, 2014: 121-130
- [23] Li B, Lu Y J, Li C Y, *et al.* A comparison of 3D shape retrieval methods based on a large-scale benchmark supporting multi-modal queries[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2015, 131: 1-27
- [24] Su H, Maji S, Kalogerakis E, *et al.* Multi-view convolutional neural networks for 3D shape recognition[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 945-953
- [25] Zhou Aibao, Shen Sha, Jiang Qiang. Affordance: a perspective from mirror neurons[J]. *Journal of Psychological Science*, 2017, 40(6): 1335-1339(in Chinese)
(周爱保, 申莎, 蒋强. 示能性: 基于镜像神经元视角的理解[J]. *心理科学*, 2017, 40(6): 1335-1339)
- [26] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 770-778
- [27] Furuya T, Ohbuchi R. Ranking on cross-domain manifold for sketch-based 3D model retrieval[C] //Proceedings of the International Conference on Cyberworlds. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2013: 274-281
- [28] Li B, Lu Y J, Godil A, *et al.* A comparison of methods for sketch-based 3D shape retrieval[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2014, 119: 57-80