

计算机应用研究 优先出版

原创性 时效性 就是科研成果的生命力
《计算机应用研究》编辑部致力于高效的编排
为的就是将您的成果以最快的速度
呈现于世

* 数字优先出版可将您的文章提前 8~10 个月发布于中国知网和万方数据等在线平台

面向人体行为识别的深度特征学习方法比较

作者	匡晓华, 何军, 胡昭华, 周媛
机构	南京信息工程大学 电子与信息工程学院; 南京信息工程大学 江苏省气象探测与信息处理重点实验室
基金项目	国家自然科学基金资助项目 (NSFC61601230); 江苏省自然科学基金资助项目 (BK20141004); 上海市北斗导航与位置服务重点实验室开放基金项目; 江苏省高校优势学科 II 期建设工程资助项目
预排期卷	《计算机应用研究》 2018 年第 35 卷第 9 期
摘要	针对人体行为识别问题, 比较了两种基于智能手机惯性加速度传感器数据的深度特征学习方法。该方法先将传感器数据进行重叠加窗的预处理; 然后将带标签的样本数据直接输入深度网络模型中, 通过端到端的特征学习; 最终输出行为分类结果。通过对比深度卷积神经网络、长短期记忆网络两种深度学习方法在公开网站 UCI 的机器学习知识库的人体行为识别数据集上的识别效果。实验结果表明, 采用 Dropout 深度卷积神经网络特征学习方法识别准确率为 90.98%, 是一种有效的深度特征学习方法。
关键词	深度学习; 行为识别; 序列数据分类; 深度卷积神经网络; 长短期时间记忆网络
作者简介	匡晓华 (1993-), 女 (通信作者), 江苏南通人, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、时间序列处理 (20152281482@nuist.edu.cn); 何军 (1978-), 男, 河南郑州人, 副教授, 博士, 主要研究方向为机器学习、计算机视觉、信号处理; 胡昭华 (1981-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为视觉跟踪、模式识别; 周媛 (1980-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为航空发动机健康管理及模式识别。
中图分类号	TP391
访问地址	http://www.arocmag.com/article/02-2018-09-005.html
发布日期	2017 年 8 月 28 日
引用格式	匡晓华, 何军, 胡昭华, 周媛. 面向人体行为识别的深度特征学习方法比较[J/OL]. 2018, 35(9). [2017-08-28]. http://www.arocmag.com/article/02-2018-09-005.html .

面向人体行为识别的深度特征学习方法比较^{*}

匡晓华^{a†}, 何 军^{a, b}, 胡昭华^{a, b}, 周 媛^{a, b}

(南京信息工程大学 a. 电子与信息工程学院; b. 江苏省气象探测与信息处理重点实验室, 南京 210044)

摘 要: 针对人体行为识别问题, 比较了两种基于智能手机惯性加速度传感器数据的深度特征学习方法。该方法先将传感器数据进行重叠加窗的预处理; 然后将带标签的样本数据直接输入深度网络模型中, 通过端到端的特征学习; 最终输出行为分类结果。通过对比深度卷积神经网络、长短期记忆网络两种深度学习方法在公开网站 UCI 的机器学习知识库的人体行为识别数据集上的识别效果。实验结果表明, 采用 Dropout 深度卷积神经网络特征学习方法识别准确率为 90.98%, 是一种有效的深度特征学习方法。

关键词: 深度学习; 行为识别; 序列数据分类; 深度卷积神经网络; 长短期时间记忆网络

中图分类号: TP391

Comparison of deep feature learning methods for human activity recognition

Kuang Xiaohua^{a†}, He Jun^{a, b}, Hu Zhaohua^{a, b}, Zhou Yuan^{a, b}

(a. School of Electronic & Information Engineering, b. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Detection & Information Processing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: This paper compared two kinds of deep feature learning methods for the task of human activity recognition which oriented to smart-phone inertial acceleration sensor data. By preprocessing the sensor data through overlapped sliding window, the sampled data with target labels was fed into the deep network model directly. Through the end-to-end feature learning, the deep network output the final activity classification results. Comparing the performance of two kinds of deep learning methods between Deep convolution neural network (DCNN) and Long short-term memory network (LSTM) on the UCI human activity recognition data set. From the experiments, the accuracy of DCNN with Dropout is 90.98% which shows that DCNN with dropout is more proper for human activity recognition.

Key Words: deep learning; activity recognition; sequential data classification; deep convolution neural network (DCNN); long short-term memory network (LSTM)

1 引言

近些年随着科技的发展和人们生活水平的提高, 人们越来越重视智能化, 智能化产品已经走向人们的日常生活。随着信息科学和智能穿戴的不断进步, 基于可穿戴传感器的人体行为识别是智能化研究中的一个重要方向, 具有广泛的应用前景, 例如在智能化家居、智慧医疗、老人病人监护等方面具有极为重要的作用。目前, 随身佩戴的智能手机、智能手表、智能手环的内置传感器, 例如加速计、陀螺仪、磁力计等多种传感器, 它可以应对不同的场景产生不同的数据, 例如加速计可以就走

路、跑步、上下楼等不同行为产生不同的较为准确的三维加速度数据, 这样就为可穿戴设备应用于行为识别提供了可能性。

深度特征学习是机器学习理论中的一个新的研究领域, 它的动机在于建立、模拟人脑进行分析学习的神经网络, 它模仿人脑的机制来解释数据, 是无监督学习的一种。目前深度学习已经在图片识别、声音识别、自然语言处理等领域取得了巨大的成功。针对可穿戴人体行为识别, 国内外众多学者进行了若干研究。早期的人体行为识别主要依赖于人体不同部位放置的多个传感器^[1], 用朴素贝叶斯、决策树和 K 近邻作识别分类。传统的机器学习方法, 如 SVM、贝叶斯网络、时域频域分析

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (NSFC61601230); 江苏省自然科学基金资助项目 (BK20141004); 上海市北斗导航与位置服务重点实验室开放基金项目; 江苏省高校优势学科 II 期建设工程资助项目

作者简介: 匡晓华 (1993-), 女 (通信作者), 江苏南通人, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、时间序列处理 (20152281482@nuist.edu.cn); 何军 (1978-), 男, 河南郑州人, 副教授, 博士, 主要研究方向为机器学习、计算机视觉、信号处理; 胡昭华 (1981-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为视觉跟踪、模式识别; 周媛 (1980-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为航空发动机健康管理及模式识别。

等机器学习方法^[2,3,13], 需要专业的人体动作领域知识来进行特征提取。文献[4,5]用到了神经网络和深度学习, 但其特征的提取用到了 PCA, 还有一些时域统计特征, 他们所做的只是在传统的模型上做了优化和改进。

针对上述方法的不足, 本文提出一种通过智能手机传感器信息识别人体活动的方法。现有的智能手机主板都集成了三维加速度传感器, 可以准确地采集人体活动的数据, 为了评估所构建的人体活动识别模型的识别效率, 本文选择了四种深度神经网络模型, 分别构建自动提取特征的方法, 并通过实验进行模型决策来选择最优识别模型, 实验结果表明本文构建的识别模型具有更高精度的识别度, 结合深度学习, 增强了学习深度, 并且省去了特征提取工程的繁杂步骤和任务。

2 人体行为识别系统

人体行为识别系统是根据输入信息进行分类判别的系统。从系统输入输出模型的角度来看, 系统的输入是一种或多种与人体行为相关的传感器数据, 数据通常是按照一定频率采样获得的时间序列; 系统的输出则是对当前或过去一段时间内的人体行为的分类识别。

本文所提出的人体行为识别系统构架如图1所示。主要比较四种不同的深度网络模型在行为识别方面的效果。首先通过智能手机作为用户端来采集三维惯性加速度传感器数据 (raw signals) 作为系统的输入。再对实时数据样本进行加窗分割和窗口重叠 (windowing) 的预处理, 得到一段段行为实例数据样本 (sample data), 然后对每一个样本加标签, 得到带标签的数据样本。在云端进行各网络模型的训练、验证和测试。对于深度卷积神经网络模型, 本文先进行数据的维度转换 (reshape), 处理成类似于图片的数据, 然后对每一个样本做行为类别标注, 再把带标签的数据进行训练集、验证集和测试集的划分, 之后再建立四种人体识别活动的深度神经网络模型: 深度卷积神经网络 (CNN)、随机 Dropout 深度卷积神经网络 (dropout CNN) 长短期时间记忆网络 (LSTM)、双向长短期记忆网络 (BLSTM)。构建完深度学习模型后, 本文首先利用训练集进行模型训练, 然后在验证集上进行模型的验证, 最后用训练好的模型在测试集上进行测试, 得出各个模型的行为分类结果。

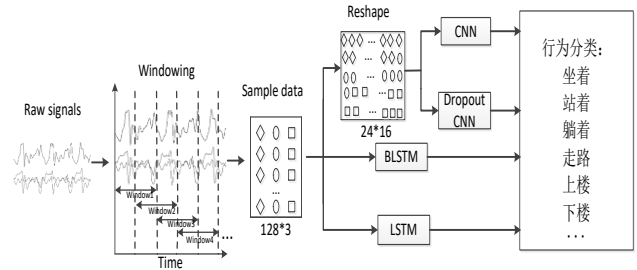


图1 人体行为识别系统构架

3 人体行为识别的深度神经网络模型

为了进行深度神经网络模型方法的对比, 本文选择以下四种具有代表性的深度特征学习网络模型来构建人体行为识别模型: 深度卷积神经网络、随机 Dropout 深度卷积神经网络、长短期时间记忆网络、双向长短期记忆网络。

3.1 深度卷积神经网络模型

卷积神经网络最早由 Fukushima^[6]在1980年提出, 之后, LeCun 等人^[7]对网络算法结构等进行了大规模改进, 以其为代表的 LeNet 系列网络模型在被应用到各类不同的图像识别任务中时, 有着不错的表现, 被认为是卷积神经网络的代表模型之一。文献[8~12]均采用卷积神经网络进行深度特征提取, 本文采用的深度卷积神经网络如图2所示。

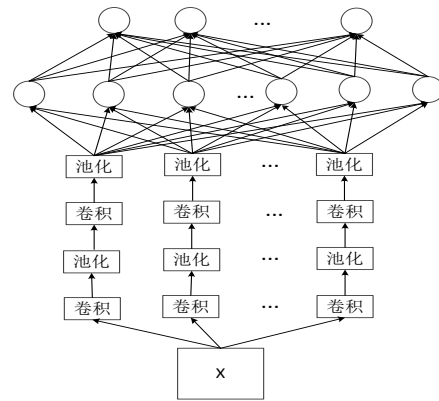


图2 深度卷积神经网络模型

该网络由输入、卷积层、池化层、全连接层、分类层和输出层这些基本“构件”组成。其中最关键的是卷积和池化两个部分, 其中卷积计算过程如式 (1) 所示。

$$X_i^{l,j} = f(b_j + \sum_{a=1}^m w_a^j x_{i+a-1}^{l-1,j}) \quad (1)$$

其中: $X_i^{l,j}$ 中的 l 表示第 l 个卷积层, i 表示第 i 个卷积

输出矩阵的某个值, j 表示对应的输出矩阵的编号, 从左到右依次表示为0到 N , N 表示卷积输出矩阵的个数。 f 表示非线性函数, 这里采用 sigmoid 函数。

池化层是一个进一步缩小矩阵的维数, 同时不破坏数据内

在联系的一个过程。池化的输入来自上一层的卷积层, 输出结果作为下一层卷积层的输入层。这里采用平均池化进行降维, 计算过程如式(2)所示。

$$X_i^{l,j} = \frac{1}{N} * (\sum_{i=1,j=1}^n x_{i,j}) \quad (2)$$

其中: $X_i^{l,j}$ 表示进行池化后局部的一个输出项, 是由上一层卷积后的小矩阵进行求均值所得到的。经过多次卷积和池化的操作后, 再加入一个全连接层, 最后通过 Softmax 进行分类。

3.2 随机 Dropout 深度卷积神经网络模型

Dropout 方法作为有效提高网络泛化能力的学习方法之一, 在网络每个批次的训练过程中随机忽略一部分神经元, 由于每次随机忽略的隐层节点都不同, 这样就使每次训练的网络都是不一样的, 此外, 隐层节点是以一定概率随机出现, 隐藏不能保证每2个隐层节点每次都同时出现, 这样权值的更新不依赖于有固定关系隐层节点的共同作用, 这一结构的设计避免了网络对某一局部特征的过拟合。加入随机 Dropout 的神经元连接示意图如图3所示。

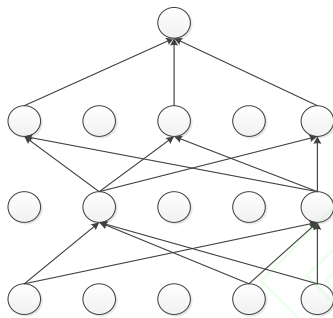


图3 随机 Dropout 神经元示意图

3.3 长短期时间记忆模型

LSTM 网络可以记忆长时的上下文信息, 适合对时间序列进行建模。给定一组时间序列数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$, 每个时间步即为一个输入向量。由于 LSTM 网络中每个节点均有记忆细胞 (cell), 因此对于 LSTM 网络而言, 在 t 时刻的输出 y_t 不仅仅依赖 t 时刻的输入 x_t , 还依赖于前 $t-1$ 时刻的输入 x_1, x_2, \dots, x_{t-1} 。而前 $t-1$ 时刻的输入对 y_t 的影响取决于 LSTM 网络中记忆细胞所蕴含的隐含状态 h_{t-1} 。通过输入门和遗忘门控制信息流动机制, 在训练过程中 LSTM 单元内的记忆细胞学习需要记忆或丢失的信息。本文所采用的 LSTM 网络结构如下图4所示。其中包含3个 LSTM 层, 每层 LSTM 采用单向连接。

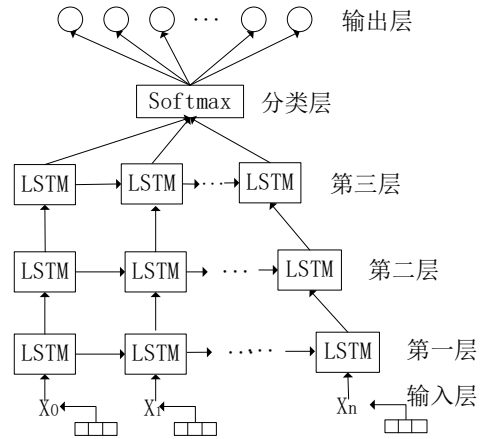


图4 LSTM 网络模型

3.4 双向长短期时间记忆模型

双向长短期时间记忆网络 (BLSTM) 的基本思想是提出每一个训练序列向前和向后两个循环神经网络 (LSTM), 而且这两个都连接着一个输出层。这个结构提供给输出层输入序列中每一个点的完整的过去和未来的上下文信息。下图5展示的是一个沿着时间展开的双向时间记忆神经网络。六个独特的权值在每一个时步被重复的利用, 六个权值分别对应: 输入到向前和向后隐含层 (W_1, W_3), 隐含层到隐含层自己 (W_2, W_5), 向前和向后隐含层到输出层 (W_4, W_6)。向前和向后隐含层之间没有信息流, 这保证了展开图是非循环的。

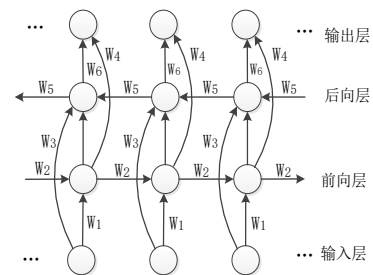


图5 BLSTM 网络模型

4 实验和结果分析

4.1 数据采集

本文使用的加速度传感器数据来自公开网站 UCI 的机器学习知识库 (smartphone-based recognition of human activities and postural transitions data set), 该数据集采集的是 Samsung Galaxy SIII 智能手机上传感器数据, 数据集包含加速度惯性传感器的 X、Y、Z 轴数据。实验过程中, 30 个年龄在 19-48 岁的志愿者被要求完成 6 项人类日常活动, 其中一名志愿者数据采集的过程, 如图6所示, 包括 3 种静态动作 (站着、坐着、躺着) 和 3 种动态动作 (走路、上楼、下楼), 同时实验也包含了 3 种静态动作的相互切换 (站着—坐着、坐着—站着、站着—

躺着、躺着—坐着、站着—躺着、躺着—站着) 总共12种不同的动作, 每个用户针对每种行为采集2次运动过程中的加速度信息, 第一次要求手机放在左侧的皮带上, 第二次对手机位置不做要求, 手机加速度传感器采集频率为50Hz, 滑动窗口大小设置为128, 实验共计10929个样本。不同行为的样本数量统计, 如表1所列。



图6 数据采集过程

表1 特征行为样本数量统计

行为类属	标签	样本数量	行为类属	标签	样本数量
走路	1	1722	站着-坐着	7	70
上楼	2	1544	坐着-站着	8	139
下楼	3	1407	坐着-躺着	9	33
坐着	4	1801	躺着-坐着	10	107
站着	5	1979	站着-躺着	11	85
躺着	6	1958	躺着-站着	12	84

4.2 样本数据获取

样本数据分为如图7所示的单一行为活动的数据样本和如图8所示的动作切换行为活动的数据样本。在单一行为活动的数据样本中, 分为走路、上楼、下楼、站着、坐着以及躺着6种行为活动。在动作切换行为活动的数据样本中, 分为站着到坐着、坐着到站着、坐着到躺着、躺着到坐着、站着到躺着和躺着到站着6种行为姿态变化的活动。每一种行为活动的持续时间是2.56 s。其中, 实线代表加速度的 X 轴数据, 虚线代表加速度的 Y 轴数据, 带点的实线代表加速度的 Z 轴数据。横坐标代表时间, 纵坐标代表加速度的数值, 单位为 m/s^2 。

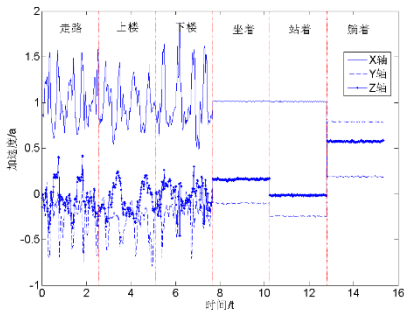


图7 单一行为活动的数据样本

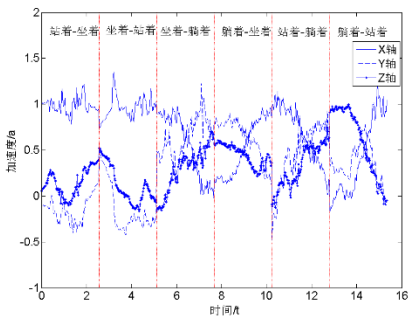


图8 动作切换行为活动的数据样本

4.3 数据预处理及模型参数设置

4.3.1 深度卷积神经网络特征学习方法

数据输入深度卷积神经网络之前首先要对输入数据进行预处理。采集的数据首先处理大小为128*3的矩阵 $A=(a_x,a_y,a_z)$, 其中 a_x 表示手机坐标系 x 方向上的加速度信息, a_y 表示手机坐标系 y 方向上的加速度信息, a_z 表示手机坐标系 z 方向上的加速度信息。为了方便进行卷积和池化操作, 需要将分割后的数据进行相关的维度变换, 实验中首先将矩阵 A 依次按手机坐标系 x, y, z 变化为1*384的行向量 b, 最后将行向量 b 处理为24*16的矩阵 C。网络包括输入层, 两个卷积层, 两个池化层, 一个全连接层和一个输出层, 输入是预处理过后的三维加速度传感器数据, 尺寸 (24, 16, 1), 分别代表长、宽和深度。第一层卷积核的尺寸为 (5, 5), 个数为32。第二层卷积核尺寸也为 (5, 5), 个数为64。为了保证卷积后的尺寸和输入尺寸相同, 模型采用了 padding 操作, 两个池化层用到的池化核都是 (2, 2), 长宽上的步长都为2, 全连接层有256个隐藏节点, 用 Softmax 层作12类动作输出。两个卷积池化层的 Dropout 参数设置为0.25, 全连接层的 Dropout 参数设置为0.5。

4.3.2 长短期时间记忆网络特征学习方法

加速度传感器采集的是三维时间序列数据, 因此输入数据的维度为3, 时间步长为128。本文采用的递归神经网络模型的输入层是128个长度为3的向量, 设置了3层 LSTM 结构, 分别含有128个, 64个, 32个隐层 LSTM 细胞单元, 最后添加一个 Softmax 层用于分类, 输出长度为12的类别向量。双向 LSTM 网络模型采用前向和后向传播, 分别设置32个 LSTM 隐层细胞单元。

4.4 实验过程与结果分析

4.4.1 实验环境及参数设置

本文基于 Ubuntu 16.04 LTS 系统, 实验中所使用的服务器配置为 Xeon 2620v3 2.3GHz 处理器, 16G 内存和具有12G 显存 NVIDIA Tian-X GPU。实验所采用深度学习框架 Keras, 集成开发环境是 Pycharm。本文将实验收集的活動数据样本分为三部分: 其中训练样本占60%, 验证集占10%, 测试样本占30%。

使用样本数据对活动识别模型进行训练, 在验证集上进行验证, 通过误差反向传播和梯度下降算法, 不断迭代更新权重和偏置, 当达到设定的迭代次数后, 保存模型的各个参数, 用该模型对测试样本进行分类判别。实验数据首先经过加窗分割处理, 然后归一化为 0~1 分批加载进内存进行训练, 样本的标签都处理成 one-hot 向量与样本数据一一对应, 批大小为40, 总的数据集包含10 929条数据, 各模型的学习率均设置为0.001, 迭代次数均设置为100, 优化器均为 Adam, 损失函数均采用交叉熵损失函数。训练集和验证集上的精确度变化如图9和10所示。

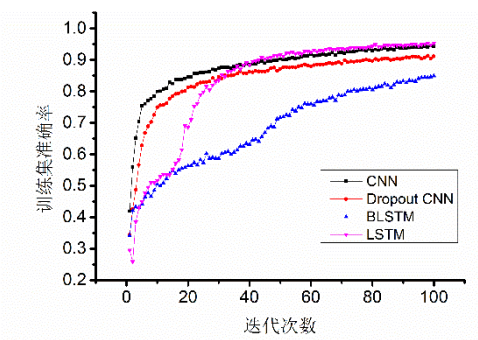


图9 各模型训练过程的识别准确率对比

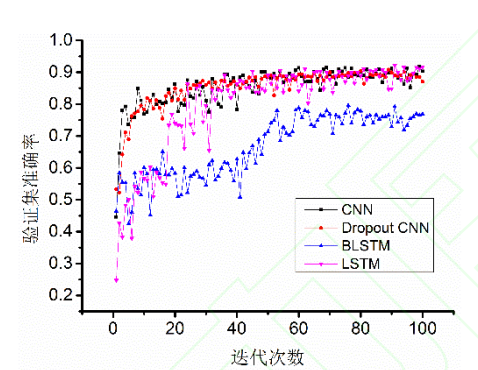


图10 各模型验证过程的识别准确率对比

4.4.2 实验结果分析

随着迭代次数的增加, 各模型的准确率不断上升。由图9可知, 在迭代20次之前, 基于深度卷积神经网络模型的准确率上升速度较快, 迭代20次以后, LSTM 准确率提升最快, 而 BLSTM 由于只有一层双向递归层, 在模型训练过程中表现最差, Dropout CNN 虽然在训练过程中的准确率比 CNN 低, 但是随着迭代次数的不断增加, 在验证集上的准确率不断提升, 甚至超过 CNN, LSTM 在验证集上的准确率波动较大, 但最终与深度卷积神经网络模型的准确率相差较小, BLSTM 在验证集上的准确率也最差。

由于实验设置了随机数种子, 因此权重和偏置随机初始化, 为了更好地比较不同深度特征提取方法在测试集上的效果, 每种实验各进行10次, 实验以测试集的准确率和耗时作为评判标准, 比较了在 CPU 和 GPU 下不同模型的每轮平均训练时间,

如图11所示。最终取10次实验的平均准确率, 结果如表2所示。

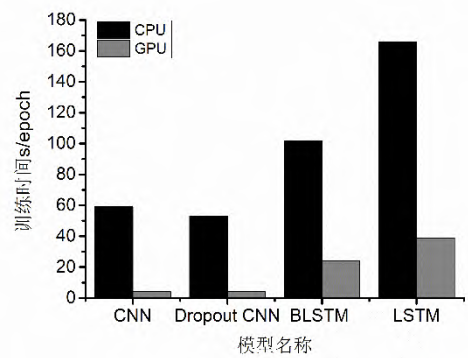


图11 各模型在不同配置下的训练时间对比

表2 模型在测试集上的平均识别准确率	
模型名称	测试集识别准确率 (平均值) /%
CNN	85.4
DropoutCNN	90.98
BLSTM	84.54
LSTM	87.38

由图11可知, 在模型的训练时间上, 采用 GPU 训练速度要比 CPU 快得多, 这是由于采用 GPU 加速了训练, 能大大缩短训练时间。基于深度卷积神经网络模型的深度特征学习方法比基于长短期时间记忆网络模型的深度特征学习方法耗时更短, 这是由于 LSTM 带有记忆功能, 网络结构更为复杂, 而把加速度传感器数据转换为类似于图片形式以后, 更有利于 CNN 的处理, BLSTM 由于只有一层前向层和一层后向层, 用时比三层堆叠的 LSTM 用时更短, 识别准确率也没有 LSTM 高, Dropout CNN 在四种模型中的识别准确率最高为90.98%, 是因为加入随机 Dropout 以后, 模型更具有泛化能力, 有效防止了过拟合。LSTM 由于带有记忆功能, 在测试集上的识别准确率可达87.38%, 也是一种有效的识别方法。

5 结束语

本文通过智能手机惯性加速度传感器采集的三轴信号作为原始信号, 对比了两种深度特征学习方法（基于深度卷积神经网络方法、基于递归神经网络方法）在行为识别方面的识别准确率, 最终得出基于 Dropout CNN 的深度特征学习方法在公开数据集 UCI 的识别准确率为90.98%, 是一种有效的深度特征提取方法, 适合处理时间序列数据。然而本文采集的是智能手机三轴加速度传感器的数据, 在未来的工作中, 可以利用更多可穿戴传感器, 比如陀螺仪、磁力计等, 将三轴数据扩展为6轴, 9轴甚至更多轴的数据, 从而提取更多更丰富的行为信息。此外本文仅仅是将手机端作为用户端来采集数据, 然后在服务

器端进行网络模型的训练和测试,在未来的工作中,可以将各个模型移植到手机端,通过网络模型的裁剪和压缩,比如文献[14,15],利用这种技术可以有效的减少计算空间,节省硬件资源。

参考文献:

- [1] Wu W, Dasgupta S, Ramirez EE, et al. Classification accuracies of physical activities using smartphone motion sensors [J]. Journal of medical Internet research, 2012, 14 (5): e130-e130.
- [2] Anjum A, Ilyas M U. Activity recognition using smartphone sensors [C]// Proc of the 10th IEEE Consumer Communications and Networking Conference. 2013: 914-919.
- [3] Martin H, Bernardos A M, Iglesias J, et al. Activity logging using lightweight classification techniques in mobile devices [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2013, 17 (4): 675-695.
- [4] Zhang L, Wu X, Luo D. Recognizing human activities from raw accelerometer data using deep neural networks [C]// Proc of the 14th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications. 2015: 865-870.
- [5] Kwon Y, Kang K, Bae C. Analysis and evaluation of smartphone-based human activity recognition using a neural network approach [C]// Proc of IEEE International Joint Conference on Neural Networks. 2015: 1-5.
- [6] Fukushima K. Neocognition: a hierarchical neural network capable of visual pattern Recognition [J]. Neural Networks, 1988, 1 (2): 119-130.
- [7] LeCun Y, Boser B, Denker J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition [J]. Neural Computation, 1989, 1 (4): 541-551.
- [8] Shao Hong, Chen Shuang, Zhao Jieyi, et al. Face recognition based on subset selection via metric learning on manifold [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2015, 16 (12): 1046-1058.
- [9] 杨海燕, 蒋新华, 聂作先. 基于并行卷积神经网络的人脸关键点定位方法研究 [J]. 计算机应用研究, 2015, 32 (8): 2517-2519.
- [10] Yanyan Geng, Ru-Ze Liang, Weizhi Li, et al. Learning convolutional neural network to maximize Pos@ Top performance measure [C]// Proc of European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning. 2017.
- [11] Yang J B, Nguyen M N, San P P, et al. Deep convolutional neural networks on multi-channel time series for human activity recognition [C]// Proc of the 24th International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2015: 25-31.
- [12] Donahue J, Hendricks L A, Guadarrama S, et al. Long-term recurrent convolutional networks for visual recognition and description [C]// Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 2625-2634.
- [13] 李锋, 潘敬奎. 基于三轴加速度传感器的人运动识别 [J]. 计算机研究与发展, 2016, 53 (3): 621-631.
- [14] Chen W, Wilson J, Tyree S, et al. Compressing neural networks with the hashing trick [C]// Proc of International Conference on Machine Learning. 2015: 2285-2294.
- [15] Han S, Mao H, Dally W J. Deep compression: compressing deep neural networks with pruning, trained quantization and Huffman coding [J]. arXiv preprint arXiv: 1510.00149, 2015.