

文章编号: 1671-0444 (2018)05-0755-07

基于深度 LSTM 神经网络的人体服装压力信息预测

韩 韬, 郝矿荣, 丁永生, 唐雪嵩

(东华大学 信息科学与技术学院, 上海 201620)

摘要: 提出了一种深度长短时记忆(LSTM)神经网络结构,用以在穿着运动紧身衣时,由人体某一个部位的的压力信息预测其他几个关键部位的的压力信息,进而实现人体上半身全部关键点的压力信息数据预测。通过采用柔性压力阵列收集不同人体穿着不同材质和尺寸的运动紧身衣时的压力信息,在配置图形处理器(GPU)的工作站上得出较好的运算结果。实验结果证明,所提出的深度 LSTM 神经网络结构比其他算法具有更高的预测准确率。

关键词: 长短时记忆; 深度学习; 循环神经网络; 人体模型; 服装压力

中图分类号: TS 941

文献标志码: A

Prediction of Human Clothing Pressure Information Based on Deep LSTM Neural Network

HAN Tao, HAO Kuangrong, DING Yongsheng, TANG Xuesong

(College of Information Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

Abstract: A new deep long short-term memory (LSTM) neural network structure was proposed to predict the pressure information of the other critical parts of the human body based on the information of one part when wearing sport tight clothes. And then, the pressure information of all key points of the upper part of the human body could be obtained by acquiring the pressure information of one part with the human body. By using the flexible pressure array to collect the pressure information of different body wear sports tights of different materials and sizes, a better results are obtained on a workstation equipped with a graphics processing unit (GPU). Experimental results show that the proposed deep LSTM neural network structure has higher prediction accuracy than other algorithms.

Key words: long short-term memory; deep learning; recurrent neural networks; human model; pressure of clothing

生活中各式各样的服装是必不可少的,人们在追求穿衣款式的同时,也关注服装的舒适性。服装的舒适性主要包括 3 个方面: 压力、透气性、热湿舒适性。

不同款式、尺寸的衣服会对人体产生不同的压力,而不同的服装压力会直接影响人们对服装舒适性的感觉,进而可能会影响人体的生理和心理健康。因此,

收稿日期: 2017-11-9

基金项目: 科技部国家重点研发计划资助项目(2016YFB0302701); 国家自然科学基金资助项目(61473077, 61473078); 上海市科学技术委员会国际合作资助项目(16510711100); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2232015D3-32); 教育部长江学者奖励计划资助项目(2015-2019)

作者简介: 韩 韬(1986—), 男, 安徽蚌埠人, 博士研究生, 研究方向为深度学习、压缩感知、机器学习等, E-mail: hunter19861986@126.com

郝矿荣(联系人), 女, 教授, E-mail: krhao@dhu.edu.cn

压力舒适性已经被看作是服装舒适性的一项重要评价指标。相对于普通衣服,一些紧身类型衣服,比如运动紧身衣、塑形内衣、速干透气压缩衣等的压力舒适性,更有研究价值。

Tang 等^[1]研究了人体穿着衣服时的热舒适性评价,并做了多尺度的建模。Maton 等^[2]研究了具有压力的弹性压缩袜在对人体持续施加压力的时间内,是否会造成人体肌肉的疲劳感,以及这种弹性袜子对疲劳的改善。Wang 等^[3]提出了一种新的几何细分方法来模拟和观察人体变形后的弹性体和服装压力的分布。Ng 等^[4]提出了一种利用近景摄影测量间接预测紧身腰带对人体皮肤施加压力的新方法。Wang 等^[5]开发了一种具有多个压力传感器的智能人体模型,将这些传感器内置在不同的表面上,可以横向扩展以模仿不同的身体尺寸,可用于测量人体穿衣服时候的压力信息。除此之外,Wang 等^[6]还研究了关于压缩服装的动态压力特性的测试系统和测量方法。Mirjalili 等^[7]研究了一种基于接触力学的弹性服装与人体某些部位的接触压力的分析。

占辉等^[8]研究了适应人体皮肤变化的因素以及服装压力舒适性的应用。宋晓霞等^[9]研究了服装压力的测定等几个方面对服装压力与人体舒适性之间的关系。闵悦^[10]从多方面探讨了人体舒适性和服装压力之间的关系,并分析了如何用数字化方式构建服装压力模型。除了研究通用型服装与人体压力之间的关系,一些学者还专门研究一些特殊服装对人体或者人体某个部位产生的压力。于晓坤等^[11]探讨了基于松弛强力的文胸肩带弹性回复率与压力的回归模型。王丽卓等^[12]研究了国内女性的文胸服装压感舒适性,研究结果可为女性日常穿着文胸提供参考。梁素贞^[13]对不同弹性和腰围的女性牛仔裤腰部压力舒适性进行研究。宋晓霞等^[14-15]采用自行研制的压力测试系统测量瑜伽服上衣静态穿着压力,并分析影响瑜伽服上衣压力的主要因素,之后采用几种针织面料分别制作基本款针织运动上衣,测量穿着对象在穿着这些服装做典型瑜伽动作时的服装压力。周晴等^[16]利用心理量表对不同号型、款式和弹性的运动内衣做出主观压力感评价。

文献中关于人体着装压力信息的预测,大多以物理模型或者数学中的几何模型进行建模,这种模型不能从压力数据中学习数据之间的特征,无法很好地表征人体不同部位间的压力数据之间的关联。本文提出的深度长短时记忆(long short-term memory, LSTM)模型,是基于不同人体穿衣时采样压力数据来训练模型,按照时序关系进行采样。该

模型是时序数据驱动模型,可以从数据中很好地学习到人体不同部位压力数据之间的联系,并可以表征人体不同部位压力的信息特征。从采样的不同人体压力数据中,可以更好地探索人体不同部位的压力信息数据之间的关系,进一步挖掘压力信息中有用的部分。

1 问题描述

为了研究服装对人体的压力舒适程度,本文采用柔性压力阵列采样人体各个部位的压力数据。以上衣为例,分别采样穿上这件上衣后的左肩、右肩、左胸、右胸、左背、右背这6个区域的压力信息。但在试验中,如分别采样这6个区域的压力信息,则耗时耗力,非常麻烦。事实上,人在穿上衣服以后,人体的肩部、胸部、背部之间的压力信息之间存在某种关联,因此可以设计一种算法,只采样人体某一个部位的压力信息,比如左肩的压力信息,以此来预测出左胸和左背区域的压力信息,如图1所示。这样不仅能节省采样时间和柔性压力阵列的实验器材损耗,同时也能够大幅度减少试验次数。

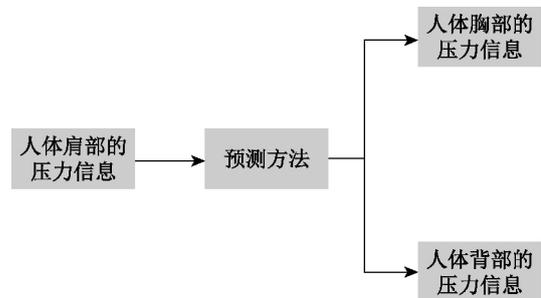


图1 问题描述示意图

Fig. 1 Schematic diagram of problem description

2 LSTM神经网络模型及压力信息预测

2.1 LSTM神经网络

循环神经网络(RNN)是一种深度神经网络^[17-18],LSTM神经网络是循环神经网络的一种变种模型。LSTM神经网络可以有效地解决全连接RNN中梯度消失或者爆炸的问题。LSTM神经网络最重要的是引入了一个内部记忆单元来保存一些历史信息。内部记忆单元可以学习,什么时候应该忘记历史信息,什么时候来新的消息,进而需要动态地更新内部记忆单元。LSTM神经网络的计算结构如图2所示。

在图2中, $c(t)$ 是一个 t 时刻内部记忆单元,

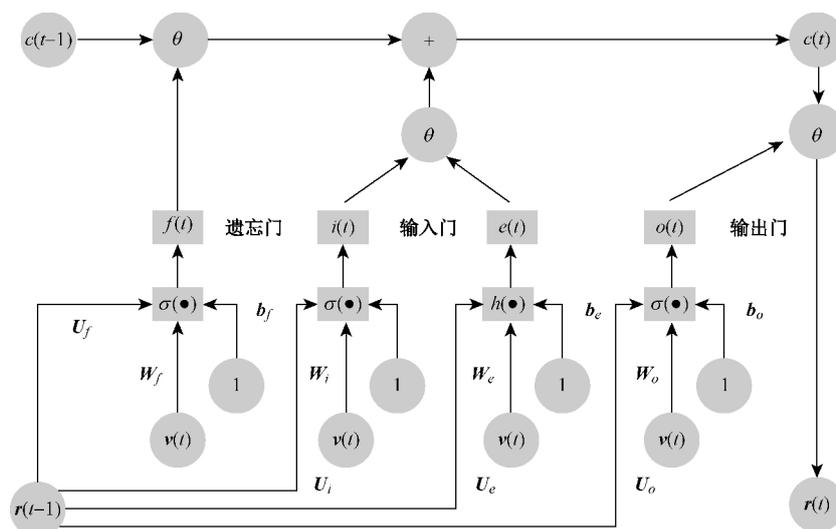


图 2 LSTM 神经网络计算结构

Fig. 2 Computational structure of LSTM neural network

$c(t)$ 受 3 个门(输入门 $i(t)$ 、遗忘门 $f(t)$ 、输出门 $o(t)$ 控制)。在 t 时刻,LSTM 结构按照如下方式更新:

$$\begin{aligned}
 i(t) &= \sigma(W_i v(t) + U_i r(t-1) + b_i) \\
 f(t) &= \sigma(W_f v(t) + U_f r(t-1) + b_f) \\
 o(t) &= \sigma(W_o v(t) + U_o r(t-1) + b_o) \\
 e(t) &= h(W_e v(t) + U_e r(t-1) + b_e) \\
 c(t) &= f(t)\theta(c(t-1)) + i(t)\theta e(t) \\
 r(t) &= o(t)\theta h(c(t))
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

式中: $v(t)$ 为当前时刻 t 的输入向量; $r(t)$ 为当前时刻记忆单元的输出向量; W 和 U 为权值矩阵的参数; b 为偏置向量; $h(\cdot)$ 为 $\tan h(\cdot)$ 函数。 $\sigma(\cdot)$ 为 logistic sigmoid 函数。

2.2 深度 LSTM 神经网络

按照时间和状态将网络展开,LSTM 神经网络是一个很深的深度神经网络,但是从另一个方面而言,这个网络的结构是很浅的。因为在任何两个相邻的时刻,神经网络的输入状态和隐藏状态只有一个非线性函数,同样地,在隐藏状态和输出状态之间也只有一个非线性函数。

由于增大神经网络的深度,可以在某些方面增加神经网络的处理能力,本文将许多个 LSTM 神经网络堆叠起来,设计成为一个深度 LSTM 网络。通过堆叠多个隐藏状态,提出了按照时序展开的深度 LSTM 神经网络,以此来预测人体的压力信息分布。基于时序展开的深度 LSTM 网络的结构图如图 3 所示。

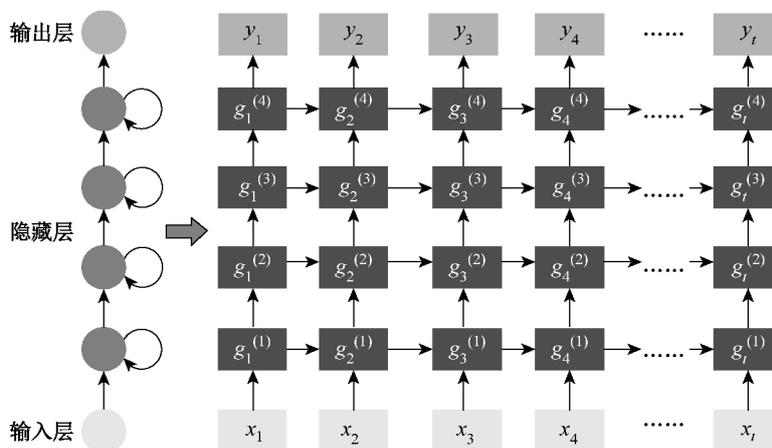


图 3 按照时序展开的深度 LSTM 神经网络

Fig. 3 Deep LSTM neural networks according to time sequence expansion

由图3可知:在此4层堆叠的深度LSTM网络中,高层的LSTM网络按照时序从低层的LSTM网络学习到数据特征;随着时间的推移,高层的LSTM网络从低层的LSTM网络中学到越来越多的抽象的数据特征。

第 L 层神经网络的输入是第 $L-1$ 层神经网络的输出。隐含层中高层网络的状态在 t 时刻定义为 $g_t^{(L)}$,则

$$g_t^{(L)} = h(U^{(L)} g_{t-1}^{(L)} + W^{(L)} g_t^{(L-1)} + b^{(L)}) \quad (2)$$

式中: $h(\cdot)$ 为 $\tan h(\cdot)$ 函数。若 $l=1$,则

$$g_t^{(1)} = x_t \quad (3)$$

当 $l=1$ 时,第1层神经网络为输入层的状态,即是输入在 t 时刻的状态 x_t 。在本文提出的模型中, g_t^l 是第 l 层的LSTM网络的状态,通过深度LSTM网络结构,输入人体的肩部压力信息,再通过肩部压力信息与背部或者胸部之间的某种关系,进而预测出背部和胸部的压力信息分布。

第1层LSTM神经网络的输入是一维的,输出为50,激活函数为ReLU函数;第2层LSTM神经

网络的输入为50,输出为100;第3层LSTM神经网络的输入为100,输出为150;第4层LSTM神经网络的输出为400。第2~4层LSTM神经网络的激活函数也都是ReLU函数。其中第1~4层神经网络的Dropout都设置为0.2。第6层为dense层。激活函数为:

$$a(x) = x \quad (4)$$

由式(4)可知,第6层的激活函数为线性函数。

2.3 基于深度LSTM神经网络的人体服装压力信息预测

为了实现人体全身的服装压力信息预测,根据深度学习思想设计了一个新的深度LSTM神经网络。因为采集人体某一个区域的压力信息具有时序性,若把从柔性压力阵列中采样出来的压力信息改写成一系列的向量,这一列向量中的压力值也是与时序相关的。根据这种压力采样过程中的时序关系,基于长短时间记忆单元设计一种升级网络,用来预测人体全身的服装压力信息。深度LSTM神经网络解决人体服装压力信息预测问题的计算结构如图4所示。

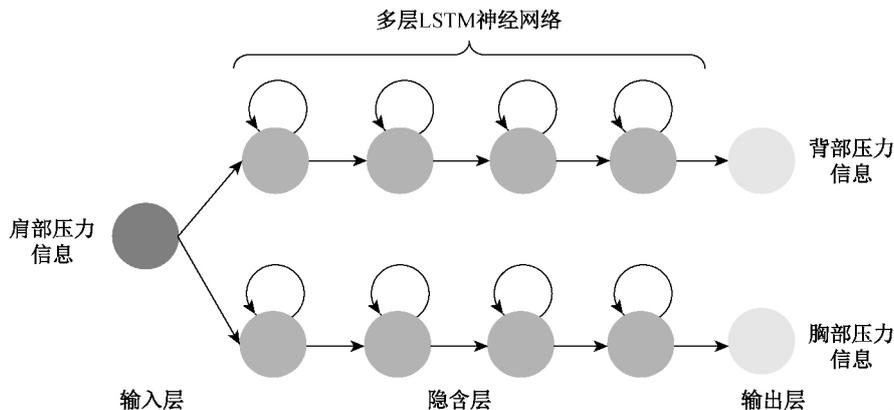


图4 深度LSTM神经网络计算结构

Fig. 4 Deep LSTM neural network computational structure

深度LSTM神经网络的输入是人体穿衣后身体某一部分的压力信息,网络的输出分别是人体另外几个区域的压力信息。本文把人体穿上某类型衣服后的肩部压力信息作为LSTM网络的输入,而把背部和胸部区域的压力信息作为网络模型的输出。

在采样压力信息时,通过柔性压力阵列得到一个实数值构成的原始数值矩阵 x ,我们可以把这个原始数据改写成一个 $n \times 1$ 维数的列向量,即 R^N 下 $x(i)(i=1, 2, \dots, n)$ 。

在深度LSTM网络模型中,设置均方误差值 M (mean squared error, MSE)来作为损失函数的计

算,如式(5)所示。

$$M = (1/n) \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2 \quad (5)$$

式中: P_i 为深度LSTM神经网络的输出结果,即图4中对应的背部压力信息或者胸部压力信息; O_i 为通过柔性压力阵列采集的人体着装的某些部位的原始压力数据,即图3中的背部或者胸部的原始压力信息数据。

设置计算模型预测结果的损失函数(M_p)如式(6)所示。

$$M_p = (1/n) \sum_{i=1}^n (x_{p-i} - x_i)^2 \quad (6)$$

式中: x_{p-i} 为网络模型的预测结果 x_p 中的元素; x_i 为采样的原始数据 $x(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 中的元素。

以图 4 的网络结构为例,以肩部预测背部压力信息的训练集为: $D_{\text{train_back}} = \{(y^{(1)}, x^{(1)}), (y^{(2)}, x^{(2)}), \dots, (y^{(m)}, x^{(m)})\}$, 在训练集里设置

$$y^{(i)} \sim x^{(i)}, (i = 1, 2, \dots, m) \quad (7)$$

式中: $x^{(i)}$ 为每组的肩部数据; $y^{(i)}$ 为每组的背部数据。在训练神经网络时,将肩部数据 $x^{(i)}$ 和背部数据 $y^{(i)}$ 成对地放入到训练集 $D_{\text{train_back}}$ 中。同样,设置预测胸部压力信息数据的训练集为: $D_{\text{train_chest}} = \{(y^{(1)}, x^{(1)}), (y^{(2)}, x^{(2)}), \dots, (y^{(k)}, x^{(k)})\}$, 并设置:

$$y^{(i)} \sim x^{(i)}, (i = 1, 2, \dots, k) \quad (8)$$

当本文用训练集训练深度 LSTM 神经网络后,通过比较预测结果 $y^{(p)}$ 与测试集中的真实值 $y^{(o)}$, 来计算预测结果与真实值之间的误差值。

3 试验研究

3.1 试验设备以及仪器

人体肩部的压力信息采样由 Tekscan 4256E 型柔性压力阵列传感器完成。4256E 型柔性压力阵列的传感器片上有 5 列测量区域,每一列测量区域上有若干个测量点,除了这几列检测点之外,传感器上的其他位置均不会产生压力信息。每一列中的测量点均会产生一个小的测量数据矩阵,所有这些小数据矩阵,就组成了整个传感器片的数据信息矩阵,也就是传感器系统里采样得到的压力信息矩阵。

从 Tekscan 测量系统软件中可得到采样数据,试验所用的软件系统版本为 GRIP Research 6.85。从 Tekscan 压力采样系统中采样得到数据矩阵通过 Matlab 处理。运行 Matlab 程序的计算机配置: CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-4790; 3.60 GHz; RAM 为 8.00 GB; 操作系统为 Microsoft Windows 7 Professional, x64。

本文提出的深度 LSTM 神经网络模型,使用 Nvidia GeForce GTX 1080 GPU 运行程序。试验中运行程序的工作站配置: 内存为 128G; 处理器 processor 为 Intel(R) Core(TM) i7-5930K; 3.50 GHz*12; 4 个 GeForce GTX 1080 GPU; 操作系统为 Ubuntu 14.04 LTS。

选取人体上半身的右肩区域作为试验区域,先用人体模特示例在人体肩部区域布点传感器。

柔性压力传感器芯片有若干列测量区域,当在人体某个区域布点传感器片并测量的时候,由于人

体曲面的弧度,只能用到传感器芯片的部分测量区域。由于 Tekscan 4256E 型传感器芯片是通过这些采样点来采集压力数据,在没有采样点分布的区域,压力矩阵中的这些区域的压力数据为 0。所以,在 Tekscan 压力采样系统的软件中,采样出来的压力数据矩阵中有很多的数值点为 0,这个采样矩阵为稀疏矩阵。

从 Tekscan 压力采样系统中得到一个 29×25 的矩阵,该矩阵共有 725 个数据,一部分是采样得到的压力数据值,其余则是没有布点的压力数据为 0。

3.2 试验和结果

试验中,选用两组不同材质的运动紧身衣: 一组紧身衣的材质为涤纶,尺寸为 M、L、XL; 另一组材质为氨纶,尺寸为 S、M、L。不同的男生穿着这 6 件运动紧身衣,并在人体肩部、背部、胸部区域布点 Tekscan 4256E 型柔性压力阵列传感器。通过人体穿运动紧身衣时候右肩的压力信息,可预测右边背部压力信息结果如图 5(a) 所示。真实的右边背部压力信息如图 5(b) 所示。

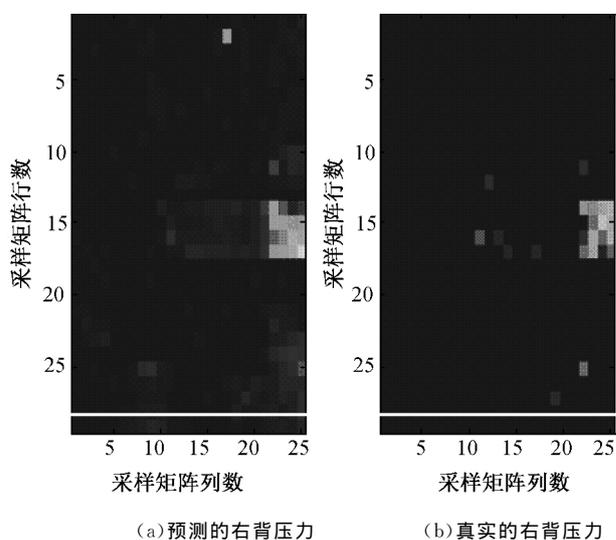


图 5 由深度 LSTM 神经网络预测的右背压力信息与真实右背压力信息的对比

Fig. 5 Comparison of right back pressure information predicted by deep LSTM neural network with original right back pressure information

通过 Tekscan 4256E 型柔性压力阵列传感器可采样得到的男生穿运动紧身衣时候背部的压力信息,应用提出的深度 LSTM 神经网络,通过训练样本可学习到右边肩部区域和右边背部区域压力信息之间存在的某种关系,通过这种数据关系,进而预测得到模特右边背部的压力信息。图 5 中压力信息的横坐标是 Tekscan 柔性传感器采样矩阵的列数,数

值为 25, 纵坐标是传感器采样矩阵的行数, 数值为 29。从图 5 中可以看到, 背部压力区域的分布预测比较准确。

通过深度 LSTM 神经网络从右肩压力信息预测右胸压力信息的结果如图 6(a) 所示。真实的右胸压力信息如图 6(b) 所示。通过 Texscan 柔性压力阵列传感器采样得到的男生胸部的压力信息, 应用所提出的深度 LSTM 神经网络, 通过样本学习得到右边肩部区域和右边胸部区域的压力信息之间的某种关系, 并预测得到的男生右边胸部的压力信息。从图 6 中可以看到, 胸部压力的分布区域可完全被预测出来。

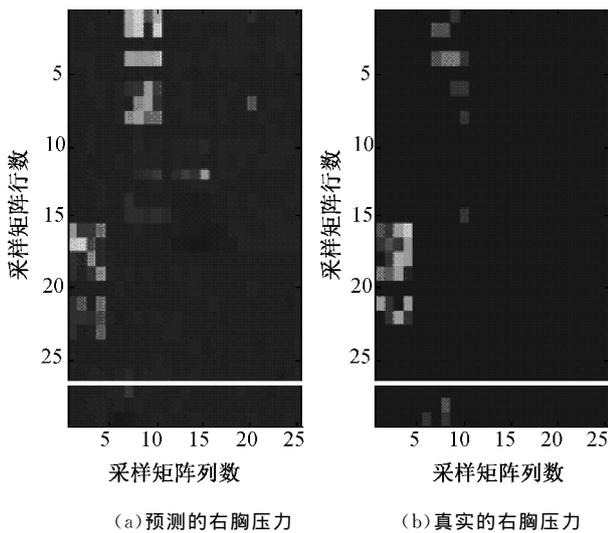


图 6 由深度 LSTM 神经网络预测的右胸压力信息与真实的右胸压力信息的对比

Fig. 6 Comparison of right chest pressure information predicted by deep LSTM neural network with original right chest pressure information

在预测右边背部的测试集中, 预测正确率为 60% 左右, 而预测右边胸部的测试集中准确率为 55% 左右。在预测右边背部压力信息的测试数据集中, 将深度 LSTM 神经网络与其他 3 种算法作对比, 这 3 种算法分别为全连接循环神经网络 (recurrent neural networks, RNN)^[19]、门限循环单元 (gated recurrent unit, GRU)^[20-21]、极限学习机 (extreme learning machine, ELM)^[22-23]。

4 种算法的预测结果对比如表 1 所示。由表 1 可知, 深度 LSTM 神经网络在测试集中的预测准确率高于其他几种算法。本文提出的深度 LSTM 神经网络结构是全连接 RNN 引入了门控结构的一种变体形式, 可以有效地解决 RNN 存在梯度爆炸和梯度消失的问题。并且在采样人体压力数据信息的时候, 采样得到的数据时序间隔并不大, 从网络结构

表 1 深度 LSTM 神经网络和其他 3 种算法的预测结果对比

Table 1 Comparison of the predicted results of deep LSTM neural network with three other algorithms

算法名称	全连接 RNN	GRU	深度 LSTM	ELM
预测准确率/%	50	55	61	46

上 LSTM 比 GRU 更加合适, 而预测精度也优于 ELM 结构。

4 结 语

本文提出了一种新的深度 LSTM 神经网络结构, 当人体穿紧身衣时, 该神经网络根据身体某一个部位的服装压力信息, 预测其他几个关键部位的服装压力信息。相比较其他算法, 该深度 LSTM 神经网络在测试集中具有更高的预测准确率。

本文提出的深度 LSTM 神经网络结构, 目前在测试集中最好的预测正确率为 61%。笔者课题组将进一步改进所提出的深度 LSTM 神经网络结构, 希望可以在测试集中得到更好的预测结果和更高的准确率。

参 考 文 献

- [1] TANG Y, HE Y, SHAO H, et al. Assessment of comfortable clothing thermal resistance using a multi-scale human thermoregulatory model [J]. *International Journal of Heat & Mass Transfer*, 2016, 98(2016): 568-583.
- [2] MATON B, THINEY G, DANG S, et al. Human muscle fatigue and elastic compressive stockings [J]. *European Journal of Applied Physiology*, 2006, 97(4): 432-442.
- [3] WANG J M, LUO X N, LI Y, et al. The application of the volumetric subdivision scheme in the simulation of elastic human body deformation and garment pressure [J]. *Journal of the Society of Fiber Science and Technology*, 2005, 61(11): 313-314.
- [4] NG S, YU W, LI Y. Photogrammetric prediction of girdle pressure [J]. *Measurement Science and Technology*, 2009, 20(1): 1-10.
- [5] WANG Y, CUI Y, ZHANG P, et al. A smart mannequin system for the pressure performance evaluation of compression garments [J]. *Textile Research Journal*, 2011, 81(11): 1113-1123.
- [6] WANG Y, ZHANG P, FENG X, et al. New method for investigating the dynamic pressure behavior of compression garment [J]. *International Journal of Clothing Science & Technology*, 2010, 22(5): 374-383.
- [7] MIRJALILI S A, RAFEEYAN M, SOLTANZADEH Z. The analytical study of garment pressure on the human body using finite elements [J]. *Bulletin of Environmental Contamination & Toxicology*, 2008, 16(3): 69-73.
- [8] 占辉, 徐军. 服装压力舒适性研究及应用 [J], 北京纺织, 2004,

- 25(5): 58-60.
- [9] 宋晓霞,冯勋伟. 服装压力与人体舒适性之关系[J]. 纺织学报, 2006,27(3): 103-105.
- [10] 闵悦. 人体舒适度与服装压力间关系的探讨[J]. 天津纺织科技,2014(4): 19-20.
- [11] 于晓坤,李昕. 基于松弛强力的文胸肩带压力回归分析[J]. 东华大学学报(自然科学版),2013,39(5): 622-627.
- [12] 王丽卓,陈东生. 女性文胸服装压感舒适性的研究[J]. 纺织学报,2008, 29(4): 134-138.
- [13] 梁素贞. 女大学生牛仔裤腰部压力舒适性[J]. 东华大学学报(自然科学版),2013,39(2): 191-195.
- [14] 宋晓霞,董宝云,冯勋伟. 瑜伽服上衣压力客观测量与分析[J]. 东华大学学报(自然科学版),2010,36(5): 506-511.
- [15] 宋晓霞,董宝云,冯勋伟. 针织运动上衣结构和面料变化对服装压力的影响[J]. 东华大学学报(自然科学版),2011,37(2): 170-176.
- [16] 周晴,徐军. 运动内衣穿着压力舒适的主观评定[J]. 纺织学报, 2004, 25(6): 63-64.
- [17] HINTON G, DENG L, YU D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(6): 82-97.
- [18] DAHL E G, YU D, DENG L, et al. Context-dependent pre-trained deep neural networks for large-vocabulary speech recognition[J]. IEEE Transactions on Audio Speech and Language Processing, 2011, 20(1): 30-42.
- [19] ELMAN L J. Finding structure in time[J]. Cognitive Science 1990, 14(2): 179-211.
- [20] CHO K, MERRIENBOER B V, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[C]// Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing 2014. 2014: 1724-1734.
- [21] CHUNG J, GULCEHRE C, CHO K, et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. arXiv preprint arXiv: 1412.3555, 2014.
- [22] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks[C]// IEEE International Joint Conference on Neural Networks 2004. 2005: 985-990.
- [23] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1/2/3): 489-501.

(责任编辑:郭小敏)

(上接第 733 页)

参 考 文 献

- [1] 李春晓,蔡凌霄著. 时尚设计·服装[M]. 广西: 广西美术出版社,2006: 8-11
- [2] YU Y, HUI C L, CHOI T M. An empirical study of intelligent expert systems on forecasting of fashion color trend[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(4): 4383-4389.
- [3] HUI C, LAU T, NG S, et al. Learning-based fuzzy colour prediction system for more effective apparel design [J]. International Journal of Clothing Science and Technology, 2005, 17(5): 335-348.
- [4] 陶晨,段亚峰,印梅芬. 服装廓形的识别与量化[J]. 纺织学报, 2015,36(5): 79-82.
- [5] HU Z, YAN H, LIN X. Clothing segmentation using foreground and background estimation based on the constrained delaunay triangulation[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1581-1592.
- [6] 魏芬,刘建平,徐松松,等. 基于多特征值的服装检测与识别算法[J]. 实验室研究与探索,2016,35(5): 118-122.
- [7] 安立新. 服装款式图提取及其模式识别的研究[D]. 上海: 东华大学服装与艺术设计学院,2015.
- [8] 陈旭. 服装设计[M]. 湖北: 湖北美术出版社. 2001: 23-29
- [9] 刘晓刚. 女装设计[M]. 上海: 东华大学出版社. 2010: 46-47
- [10] 刘晓刚,崔玉梅. 基础服装设计[M]. 上海: 东华大学出版社, 2008: 134-140

(责任编辑:杜 佳)