

基于扩维的卷积网络及脉象识别应用

张 宁

(中央财经大学中国精算研究院 北京 100081)

摘要 针对时间尺度变化特征差异较大的非图像多元时间序列,提出了一种卷积神经网络的扩维预处理方法。该方法应用样本统计特征和希尔伯特-黄变换来扩展维度,并加快网络的训练。文中将其用于生理数据分析并进行脉象分类。结果表明,进行扩维能够较大幅度地改善随机梯度算法的效率,同时该卷积网络方法能够较好地捕捉生理信号和脉象的特征关系。

关键词 统计特征,卷积神经网络,脉象,希尔伯特-黄变换,经验模型分解

中图分类号 TP301 **文献标识码** A

Pulse Condition Recognition Based on Convolutional Neural Network with Dimension Enlarging

ZHANG Ning

(China Institute for Actuarial Science, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China)

Abstract A new model of convolutional neural network was promoted for pulse condition recognition. The model is fit for the group including different dimensional data sets. For more effective training process, the sample characters and HHT's results were considered as a times series. The result shows the expected accuracy rating and training efficiency. The method can also obtain the relations between pulse conditions and several personal biological data.

Keywords Statistical characters, Convolutional neural network, Pulse condition, Hilbert-Huang transform, Empirical mode decomposition

1 研究介绍

1.1 说明与意义

本文的目的是考虑利用一系列生理数据来获得中医的脉象结果,该研究一方面可以固化近千年的中医传承经验,减少个人主观因素的影响,另一方面也为中医和人工智能的结合提供了技术基础,最终获得基于多角度生理数据的脉象分析。本文的主要创新如下:

首先,在深度网络的卷积网络方面提出了一种新的技术,即列方向的类卷积处理方法。该方法的实质是针对向量时间序列,但该序列的诸多分量时变特征不明显,使得基于 lstm(长短期记忆网络)的分析的有效性降低,例如在连续测量 3 min 或者 5 min 生理信号(如心电图)时,体重、体脂的变化并不明显。卷积网络的工作机理促使我们思考,类似图像中大量不变化的背景信息在卷积滤波时会被排除,但是会通过第一层或者后续层的“全局”作用,提供了一个类似“阈值”的作用,因此,在一个测量周期内变化较小的生理数据会经过卷积网络形成较大的特征而凸显出来,即它们相当于图像中的“背景”,我们在应用中也发现,他们的尺度是不同的。

对于变化幅度较大且频繁变化的生理信号,由于融合了不同层次的信息,利用希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang

transform, HHT)对其进行分解,该思想类似于小波变换,但对于不同维度的生理信号,该方法的结果优于小波方法,这里使用其中的经验模态分解方法(EMD)来进行分解。采用该方法的目的延续前面的思路,利用本征分解将复杂的时变信息通过“扩维”来更好地使深度网络捕捉,实质上是形成更多的输入维度。

最后将样本的简单统计特征考虑到输入信号中,理论上,足够深度的卷积网络是“通用逼近器”,能够逼近任何“关系”,但在实际训练中,为了获得简单的统计关系,大量训练被应用。我们尝试先期提供简单统计关系,来减少训练速度,这形成了进一步的“扩维”,但结果导致了深度的降低,实践结果表明训练速度也获得了提升。

1.2 实现过程

本文考虑的数据是一个测量周期内不同类型的生理数据,实际中的测量周期是 3 min,其对应的搜集的数据如表 1¹⁾所列。

表 1 中,动态血压是通过指尖设备实时检测的数据,使用某些基于光电技术的数据并不可靠。饮食习惯的数据维度为 2,是记录平时的饮食习惯和测量周期前最近的一次饮食情况,中医研究表明这两种因素(平时的饮食习惯和最靠近测量时间的饮食)都有影响。运动和情绪与饮食类似,需要考虑两

¹⁾ 我们最初考虑了多达 27 类生理数据,很多数据来源于前期所做的手背纹理生理年龄识别的研究,但经过 11 名中医专家的判断,舍弃了 9 种,剩余 18 种,随后经过实验,提炼了 11 种

本文受教育部人文社科项目(16YJCZH148),重点研究基地重大项目(16JJD790060),中国保险学会教保人身险研究基金(jiaobao2017-10),高校学科创新引智计划资助(B17050),厦门产学研协同创新及科技合作项目(3502Z20172012),中央财经大学科研创新团队资助(20170074)资助。

张 宁(1978—),男,博士,副教授,主要研究方向为金融科技、健康量化、精算与长寿风险,E-mail:nzhang@amss.ac.cn(通信作者)。

种记录;平时的习惯和最靠近测量时间的那次运动和情绪。通过表 1 可以看到,使用的生理数据形成了一个矩阵,维度为 14×1800 (其中,类别维度为 14,时间维度为 1800)。

表 1 使用的生理数据

	数据	数据维度 * 时间维度
age	年龄	1 * 1
hr	心率数据	1 * 180
dbp	动态血压 *1	1 * 180
bf	脂肪率	1 * 1
wp	水分含量	1 * 1
br	呼吸频率	1 * 18
ds	饮食习惯 *2	2 * 1
sex	性别数据	1 * 1
ss	运动习惯	2 * 1
sc	情绪状态	2 * 1
ecg	心电图	1 * 1800

需要说明的是,中医认为身体的胖瘦、水分含量和体质有关,因此能够反映到脉象中;此外,当感知到脉象时,脉搏跳动的触感传递到把脉人的手指上,也受到身体的脂肪含量、骨骼以及水分的影响。

本文一共搜集 4710 例样本,这些样本都有对应的脉象标注,标注来自于 11 位中医专家,对矛盾的样本,进行了类似概率标注,这样的样本一共有 217 例。

脉象共分为 11 类,分别是:浮脉、沉脉、迟脉、数脉、虚脉、实脉、滑脉、洪脉、细脉、弦脉、常脉。中医中常用的脉象来自于明代李士材的《诊家正眼》中提到的 28 脉,其是在李时珍的基础上增加了疾脉得到的。由于其余 17 种脉象数据较难获取,限于研究规模,本文仅局限于 11 类,后期在推向应用中将进一步利用迁移学习进行扩大。

所用卷积网络一共包括 9 层:

(1)扩维层。该层(操作)是利用统计特征和 HHT 方法进行扩维,下文将进行详细介绍。通过扩维,上述 14×1800 的数据被扩维为 21×1800 ¹⁾。实际上,将 ecg 数据进行 HHT 变化后,从 1×180 的时间序列变为 7×1800 的时间向量,形成 20×1800 的矩阵,再加上后面的特征维度 1×1800 ,形成了 21×1800 的矩阵。使用 HHT 的目的是利用 HHT 的自适应特征来预先使得关键特征被体现出来。

(2)卷积层 1。该层利用短列向量与扩维后的数据进行卷积操作,并按照从上到下的顺序形成输出层,在实践中发现利用 $5 \times 1 \times 3$ 的卷积核效果可以平衡效率和精度。

(3)ReLU。

(4)池化层 1。该池化层与普通卷积网络相同,Max pooling。

(5)卷积层 2。这里与卷积层类似,卷积核变为 $5 \times 1 \times 8$;

(6)ReLU。

(7)池化层 2。与普通卷积网络相同。

(8)全链接层和 Softmax。

(9)分类层。最终输出 11 类脉象,分别为:浮脉、沉脉、迟脉、数脉、虚脉、实脉、滑脉、洪脉、细脉、弦脉、常脉。

1.3 扩维操作

扩维操作主要通过 HHT 变换和希尔伯特-黄变换两个

操作来完成,这是一种自适应的多分辨率分析方法,使用其中的经验模型分解(7 层模式)将信号按照本征模态分解,它的特点是能够适合不同尺度的信号,在应用中主要用于心电图的信号分解。

对样本特征进行统计,并加入特征维度。对于统计特征,有多种方法可以选择:

(1)基于聚类的方案。本文选用的即为此方案,该方法实际上是对测量周期内变化不敏感的生理数据进行聚类,将 4710 例样本划分为 13 类,这样每例样本增加一个维度,即所属的类别(编号为 1 到 13)。该类别相当于提供了一个聚合的特征,每个样本增加一个类别的数据。

(2)基于直方图的方法。利用直方图统计特定生理数据,然后根据获得的每个样本所在的分位数形成统计特征。直观上看,该方法的统计粒度更细,效果应该更好,但实际训练时间并没有得到改善,精度也没有得到明显提升。

(3)基于异常值的统计。该方法实际上是对样本增加一个“距离样本中心的距离”的维度。当使用实际距离时并不会实际减少训练时间,但是如果分为 10 类距离范围,按照所属距离类则能够较好地降低训练强度。特别地,只需要标注是否是异常值(0 或 1),就可以在大多数随机梯度算法中减少训练时间。

本文使用的测试样本来自于医疗机构提供的 120 例中医辨识数据样本,扩维后两层卷积层可以达到 92% 的准确率。但是如果不使用扩维,则只能达到 79% 的准确率。在扩充了一层卷积层后,可以达到 88% 的准确率,但训练速度相对较慢。这意味着单纯依靠卷积来处理不能够抽取数据足够多的内在特征,而信号处理办法可以使抽取效果得到提升。表 2 列出了对比结果。

表 2 对比结果

	两层扩维	两层无扩维	三层无扩维
准确率/%	92	79	88
训练速度	75.04 (500)	140.79 (800)	170.33 (1050)

注:训练速度取的第一次准确率为 100% 的时间,使用的训练方法是随机梯度方法 sgd,基于 Matlab,配置是 i5-4G

表 3 和表 4 分别是未使用扩维和使用扩维的具体训练过程。

表 3 未使用扩维的训练结果

阶段	循环	时间	准确率
5	250	44.43	0.9231
7	400	71.21	0.9366
8	450	79.94	0.9722
9	500	88.63	0.9644
10	550	97.33	0.9744
11	600	106.03	0.9822
12	650	114.74	0.9822
13	700	123.42	0.9901
13	750	132.10	0.9932
14	800	140.79	1
15	850	149.49	1

注:为了节省篇幅,该表是 matlab 结果截图的最后一部分,准确率为训练时的准确率,下同

(下转第 535 页)

¹⁾ 对于心电图数据,实际上在分解时使用 7 层 HHT 的经验模型分解,只保留了 7 层,最后将剩余的“误差”舍弃,但该做法还需要进一步验证

- [3] CHANG H, PARK D, LEE S, et al. Dynamic Multi-interval Bus Travel Time Prediction using Bus Transit Data[J]. *Transportmetrica*, 2010, 6(1): 19-38.
- [4] YU B, LAM W, TAM M L. Bus Arrival Time Prediction at Bus Stop with Multiple Routes[J]. *Transportation Research Part C Emerging Technology*, 2011, 19(6): 1157-1170.
- [5] DORNBUSH S, JOSHI A. StreetSmart Traffic: Discovering and Disseminating Automobile Congestion Using VANET's[C]// *Proceedings of the 65th Vehicular Technology Conference, VTC2007-Spring*. IEEE, 2007: 11-15.
- [6] SCHUNEMANN B, WEDEL J, RADUSCH I. V2X-Based Traffic Congestion Recognition and Avoidance[J]. *Tamkang Journal of Science and Engineering*, 2010, 13(1): 63-70.
- [7] LAKAS A, CHAQFEH M. A Novel Method for Reducing Road Traffic Congestion using Vehicular Communication[C]// *Proceedings of the 6th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference. IWCMC*. ACM, 2010: 16-20.
- [8] FERREIRA M, FERNANDES R, CONCEICAO H, et al. Self-organized Traffic Control[C]// *Proceedings of the Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. MOBICOM*, ACM, 2010: 85-90.
- [9] HOLT C. Forecasting Seasonals and Trends by Exponentially Weighted Moving Averages[J]. *International Journal of Forecasting*, 2004, 20(1): 5-10.
- [10] MAKRIDAKIS S, HIBON M. The M3-Competition: Results, Conclusions and Implications[J]. *International Journal of Forecasting*, 2000, 16(4): 451-476.
- [11] ZHOU C, MENG X, CHEN Y. Out-of-order Durable Event Processing in Integrated Wireless Networks[J]. *Pervasive and Mobile Computing*, 2011, 7(5): 595-610.
- [12] CHANG H, TAI Y, CHEN H, et al. iTaxi: Context-Aware Taxi Demand Hotspots Prediction Using Ontology and Data Mining Approaches[C]// *Proceedings of the 13th Conference on Artificial Intelligence and Applications (TAAI)*. 2008.

(上接第 507 页)

表 4 使用扩维技术之后的训练结果

阶段	循环	时间	准确率/%
5	250	34.88	92.97
7	400	53.87	96.09
8	450	61.05	98.44
9	500	75.04	100.00
10	550	81.84	100.00
11	600	90.84	100.00
12	650	100.05	100.00
13	700	106.15	100.00
13	750	115.66	100.00
14	800	121.62	100.00
15	850	135.64	100.00
15	870	142.20	100.00

2 研究背景

卷积网络是当前深度学习应用得最广泛的模型之一,一般用于与图像有关的领域,例如计算机视觉中的物体识别、语义识别、基于向量化的词语。

在前期手背纹理识别生理年龄的研究中注意到,图像应用中复杂背景的影响和每个人的一些生理数据特征很像,例如性别相同的人却有不同的心电图模式等,因此将其应用于不同时变特性和不同维度的生理信号的多元时间序列处理,分类的目标就是中医中的“脉象”。

脉象是中医中重要的“诊病”参考,但对大多数“不熟悉”中医的人来说,脉象非常神秘。明代李士材在《诊家正眼》中在李时珍的基础上增加了疾脉,形成 28 脉象并为后世沿用。

显然,脉象的分类是典型的机器学习问题,将手指感知的脉搏跳动转化为不同的脉像描述,我们试图将越来越普遍的生理信号捕捉设备与脉象联系起来,改变目前“脉象仪”固定感知且无法迁移的模式,同时也为更好地“量化”传统医学的深厚经验,并为更多人所用。

结束语 本文提出了一种针对时变特征差异较大的向量时间序列的卷积网络分析方法,同时利用多分辨率分析方法和统计特征分析来实现“扩维”,有效降低了训练强度。该研究应用于“基于生理数据”分析脉象特征,通过测试样本进行分类和对比,准确率可以超过 90%。

致谢 感谢数据灯塔团队的讨论和支持。

参 考 文 献

- [1] 张宁. 深度学习改变保险精算定价模式[J]. *计算机科学*, 2017, 44(3): 1-2.
- [2] 刘琮, 许维胜, 吴启迪. 时空域深度卷积神经网络及其在行为识别上的应用[J]. *计算机科学*, 2015, 42(7): 245-249.
- [3] ALTWAIJRY H, TRULLS E, HAYS J, et al. Learning to match aerial images with deep attentive architectures[C]// *Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2016: 3539-3547.
- [4] XIA L, et al. Selected by input: Energy efficient structure for rram-based convolutional neural network[C]// *DAC*. 2016
- [5] HILTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Network[J]. *Science*, 2006, 313: 504-507.