

文章编号: 1004-7220(2025)05-1239-09

基于全连接神经网络预测平均动脉压

綦雅婷^{1,2}, 刘金城², 刘佳颖^{1,2}, 吴思圻², 黄标晟^{2,3}, 胡志雄^{2*}, 杨立国^{1*}

(1. 北京化工大学 信息科学与技术学院, 北京 100029; 2. 中国计量科学研究院, 北京 100029;

3. 中国地质大学(北京)信息工程学院, 北京 100083)

摘要: **目的** 利用全连接神经网络 (fully convolutional neural network, FCNN) 实现无创精准预测平均动脉压 (mean arterial pressure, MAP)。**方法** 采用符合国际计量标准的高精度血压数据采集系统, 结合“金标准”听诊法同步获取患者的血压脉搏波形数据; 通过高斯拟合处理脉搏波形数据后得到真实 MAP, 基于此过程构建可溯源的数据集。采用 FCNN 对上述数据集进行处理, 提出了一种新的 MAP 预测模型, 并比较 FCNN、线性回归和经验公式 3 种方法预测 MAP 的效果。**结果** FCNN、线性回归和经验公式预测 MAP 的均方误差分别为 19.76、21.40、30.97, 决定系数分别为 0.90、0.89、0.84。**结论** 以收缩压、舒张压、年龄和臂围作为输入参数, 通过 FCNN 预测 MAP 可有效降低经验公式的系统误差, 为血流动力学边界条件的精确获取提供支持, 进一步完善现有无创血压测量的计量溯源体系。

关键词: 平均动脉压; 全连接神经网络; 脉搏波曲线; 收缩压; 舒张压

中图分类号: R 318.01 **文献标志码:** A

DOI: 10.16156/j.1004-7220.2025.05.021

Mean Arterial Pressure Prediction Based on Fully Connected Neural Networks

QI Yating^{1,2}, LIU Jincheng², LIU Jiaying^{1,2}, WU Siqi², HUANG Biaosheng^{2,3}, HU Zhixiong^{2*}, YANG Ligu^{1*}

(1. School of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China; 2. National Institute of Metrology, Beijing 100029, China; 3. School of Information Engineering, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: **Objective** To achieve non-invasive and precise prediction of mean arterial pressure (MAP) based on a fully convolutional neural network (FCNN). **Methods** A high-precision blood pressure data acquisition system compliant with international metrological standards was used in conjunction with the ‘gold standard’ auscultation method to collect blood pressure and pulse waveform data from patients. True MAP values were derived via Gaussian fitting of pulse waveform data, constructing a traceable dataset. The FCNN was applied to this dataset to develop a novel MAP prediction method. Additionally, the predictive accuracy of the FCNN was compared with linear regression and conventional empirical formulas. **Results** The mean squared errors (MSE) for MAP prediction using the FCNN, linear regression, and empirical formulas were 19.76, 21.40, and 30.97, respectively. The coefficients of determination (R^2) were 0.90, 0.89, and 0.84, and the prediction accuracies were 0.90, 0.89, and 0.85, respectively. **Conclusions** By using systolic blood pressure, diastolic blood pressure, age, and arm circumference as input parameters, the FCNN-based MAP prediction method

收稿日期: 2024-12-19; 修回日期: 2025-02-24

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFF0606104), 国家计量科学数据中心项目(APT2301-8), 中国博士后科学基金(2024M763115)

通信作者: 胡志雄, 副研究员, E-mail: huzhixiong@nim.ac.cn; 杨立国, 高级工程师, E-mail: 1988500030@buct.edu.cn

* 为共同通信作者

significantly reduces the bias of empirical formulas. This approach not only improves the accuracy of hemodynamic boundary condition acquisition but also contributes to refining the metrological traceability system of non-invasive blood pressure measurement.

Key words: mean arterial pressure; fully connected neural network; pulse wave curve; systolic blood pressure; diastolic blood pressure

由于无创自动测量血压计检定装置内部的血压脉搏波曲线无法溯源,现行的计量检定规程中并未包含准确性这一检定项目^[1]。而平均动脉压(mean arterial pressure, MAP)作为血压脉搏波曲线峰值幅度的关键影响因素,直接决定了血压测量结果的可靠性^[2-3]。MAP是血流动力学仿真建模中重要的输入边界条件,在评估动脉负荷和心室-动脉耦合方面具有重要作用^[4]。这些特性使得MAP成为血流动力学研究中的核心参数,为模型的准确性和可靠性提供了重要支持。MAP为1个心动周期中动脉血压的平均值,现有MAP经验计算方法由收缩压(systolic blood pressure, SBP)、舒张压(diastolic blood pressure, DBP)和固定比例系数($K_{SBP} = 1/3, K_{DBP} = 2/3$)计算得到。王新荣等^[5]提出MAP计算图方法,通过寻找计算图中的SBP和DBP刻度点来确定MAP,但按图读数具有主观偏差。赵玉霞等^[6]提出脉图积分法计算体循环MAP,需要使用专用仪器脉象仪记录脉搏图,不利于普及应用。Imholz等^[7]使用导管压力传感器和手指压力测量设备测定了14例高血压病人和1个正常人的SBP、DBP和MAP。李景锡^[8]研究认为,可以使用脉图面积法和准线性弹性腔计算MAP,在主动脉和外周动脉使用不同的公式计算MAP。孟祥平等^[9]提出利用脉搏波传播时间计算MAP,通过线性回归方法求得脉搏波传播时间和MAP之间的关系。尽管前人研究提出了不同的方法计算MAP,但都无法通过SBP和DBP等数值信息得到MAP的准确值。

本文利用符合国际血压测量设备计量规程规范要求且具有高精度采样模块的血压采集装置,通过听诊法采集345位患者肱动脉处的血压数据。利用高斯拟合血压脉搏波包络线得到真实的MAP数值,分析各变量之间的相关性,设计了全连接神经网络(fully convolutional neural network, FCNN)方法在输入SBP、DBP、年龄和臂围数据后预测MAP数值,并与线性拟合、经验计算两种方法的预测效果

进行比较,为MAP的准确获得提供解决方法。

1 实验数据与方法

1.1 MAP采集

1.1.1 采集方法 作为纳入标准,血压测量过程严格遵循ISO 81060-1标准^[10]的要求,采用临床血压测量的“金标准”^[11]——双盲听诊法进行。每位患者在同一侧手臂上采集3组数据^[10]。两名观察者分别使用独立听诊器,在同一侧手臂同步识别袖带减压过程中的柯氏音,并通过台式水银血压计间接测量血压值。最终取两人所测值的平均数作为SBP和DBP的结果。若两名观察者测得的SBP或DBP差值超过4 mmHg(1 mmHg = 0.133 kPa,下同),则该组数据予以舍弃。采集装置由压力信号自动采集系统和水银血压计两部分组成。在观察者听取柯氏音的同时,数字采集卡实时输出由压力变送器检测到的气路内压力变化,并通过上位机对相应血压数据信号进行保存与处理。所采集的信息包括血压脉搏波曲线、姓名、性别、年龄、臂围、心率、SBP及DBP等人体生理参数(见图1)。

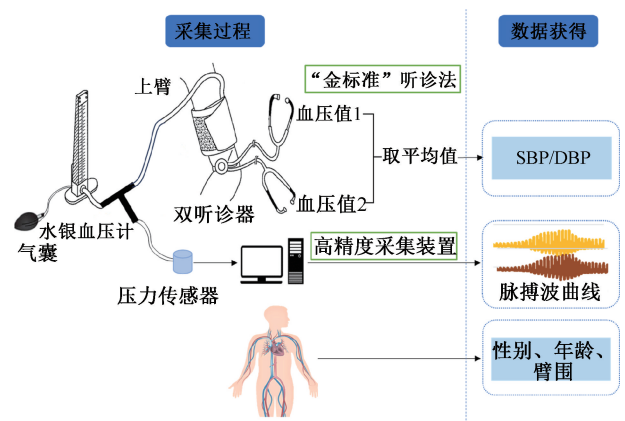


图1 无创血压数据采集方式

Fig. 1 Methods for collecting non-invasive blood pressure data

1.1.2 采集装置要求 血压数据采集装置采用STM32F103C8T6作为微处理器,选用的ADS1255

是 24 位 2 通道的高性能 AD 采样芯片,采集频率为 200 Hz,模数转换精度不低于 16 位。系统采集的肱动脉血压信号由交流成分的脉搏波和直流成分的袖带静压叠加而成,该叠加信号经过滤波和放大电路处理后,外接 24 位 AD 转换芯片传输至 MCU 进行预处理,数据最终通过 USB 上传至上

位机^[12]。

血压信号采集装置符合 IEC 80601-2-30、OIML-R149、JJG 692-2010 等国内外现行计量校准规范要求,血压采集装置需要满足静态压力测量范围、静态压力示值最大允许误差、血压示值重复性等计量要求(见表 1)。

表 1 采集装置满足的计量要求

Tab. 1 Metrological requirements met by the acquisition device

项目	要求
静态压力测量范围	0~34.7 kPa/(0~260 mmHg)
静态压力示值最大允许误差	±0.4 kPa(±3 mmHg)或者±2%(两者取其大)
血压示值重复性	≤0.4 kPa(3 mmHg)
充气	10 s 内提供足够的空气使得 200 cm ³ 容器内的压力达到 40 kPa(300 mmHg)
听诊法装置的降压(放气)速率	维持 0.3~0.4 kPa/s 放气速率(2~3 mmHg/s)
快速排气	随着阀门全开,压力从 34.7 kPa 降至 2.0 kPa(260 mmHg 降至 15 mmHg)的时间不得超过 10 s。对于具备新生儿/婴儿模式测量能力的血压计,压力从 20.0 kPa(150 mmHg)降至 0.7 kPa(5 mmHg)的时间不得超过 5 s
外观	标明产品名称、规格型号及编号、制造厂家。血压计各部件连接应可靠,按键活动应自如,无卡键和影响操作现象。显示数字应清晰可辨,不存在缺划、断划的现象。血压计计量单位的显示应以 kPa 或 mmHg 表示,血压计显示分辨力应为 0.1 kPa(1 mmHg)
气压系统气密性	空气泄漏导致的气压系统压力变化应不超过 0.8 kPa/min(6 mmHg/min)
对气囊和袖带的要求	气囊长度应约为袖带预定范围中点处肢体周长的 0.8 倍。气囊的宽度至少应为袖带预定范围中点处肢体周长的 0.4 倍

1.1.3 MAP 获取 上位机采集的脉搏波信号存在高频噪声,采用 5 Hz 低通滤波器滤除袖带静压干扰。为进一步消除测量过程中的轻微抖动噪声,需要进行滤波处理。移动平滑滤波是一种基于时域的平均滤波方法,其核心原理是通过计算固定长度数据窗口内的算术平均值来替代窗口中心点数据值,从而抑制噪声,产生一个新的平滑数据序列。

Savitzky-Golay (S-G) 滤波是一种基于最小二乘拟合的卷积平滑方法,它通过在滑动窗口内对数据进行多项式拟合来保持信号的局部特征:

$$P(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_px^p \quad (1)$$

对于窗口内的每一个点 (x_i, y_i) , 通过求解正规方程

$$A^T A c = A^T y \quad (2)$$

找到 1 组系数 a_0, a_1, \dots, a_p , 使得目标函数最小化

$$E = \sum_{i=-N}^N (y_i - P(x_i))^2 \quad (3)$$

移动窗口沿着整个信号逐点滑动并拟合,使用这个多项式在窗口中心点的值作为滤波后的结果。

利用滤波后血压脉搏波曲线可以计算出心率 (beat per minute, BPM) 信息^[13]:

$$BPM = 60/T \quad (4)$$

式中: T 为血压脉搏波中脉搏波曲线的周期。真实人体的脉搏波形具有多个波峰和波谷,本文提出自适应阈值法来识别脉搏波波峰与波谷。通过差分 and 积分处理提取峰值 A_{Max} , 设定阈值 $TH = 0.6 \times A_{Max}$, 基于心率预设时间窗口定位波峰和波谷。若 2 s 内未检测到新峰谷,重置 $TH = 0$ 重新检测。该方法通过自适应阈值和阈值置零,减少噪声干扰,提升检测灵敏度和鲁棒性。

通常认为脉搏波峰峰值时刻对应的袖带静压为 MAP, 由于脉搏波峰值点较为稀疏,只找到脉搏波峰值点也难以确定 MAP 的准确值,因此,对血压脉搏波构建包络线来确定 MAP 数值。袖带放气过程的血压脉搏波曲线由多个峰值和形状不等的周期性的脉搏波曲线构成^[14], 脉搏波曲线峰值符合“小-大-小”的规律。脉搏波的峰值点 (x_i, y_i) , 其中 $i = 1, 2, \dots, N$, 数据点集中分布在均值附近,并且距离均值越远出现概率越小,大致符合高斯分布。

考虑脉搏波形态一般可以分为上升支和下降支,引入双高斯拟合

$$S = a_1 \exp[-(x_i - b_1)^2 / (2c_1^2)] + a_2 \exp[-(x_i - b_2)^2 / (2c_2^2)] \quad (5)$$

式中: a_1, b_1, c_1 和 a_2, b_2, c_2 分别代表两个高斯分量的峰值幅度、均值和标准差。

通过非线性最小二乘法来找到最佳的参数 $\theta = (a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2)$, 需要迭代优化来最小化残差平方和函数 $f(\theta)$:

$$f(\theta) = \sum_{i=1}^N [y_i - S(x_i; \theta)]^2 \quad (6)$$

双高斯拟合不仅提高了对复杂波形的拟合精度,还能够一定程度上分离出收缩期和舒张期的不同成分,从而更准确地估计 MAP。为了分析血压脉搏波包络线与采集到的人体信息的关系,将双高斯拟合包络线的 6 个参数与患者生理特征进行相关性分析。本文还比较了单高斯、双高斯、三高斯及四高斯拟合的效果。

1.2 基于 FCNN 的 MAP 预测

为了探索患者生理特征与 MAP 的关系,对性别、年龄、臂围、心率、血压等信息与 MAP 进行相关性分析。采用皮尔逊相关系数 r 来分析相关性:

$$r = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{(\sum (X_i - \bar{X})^2) \sum (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (7)$$

式中: X_i 和 Y_i 为两个变量的观测值; \bar{X} 和 \bar{Y} 为 X 和 Y 的平均值。 r 越接近于 +1(-1), 说明两变量之间呈现正相关(负相关), 接近于 0 则说明没有线性相关性。使用与 MAP 相关性大的变量作为下一步分析的输入。

采用 FCNN 预测 MAP, 该网络的输入层接收 SBP、DBP、臂围和心率 4 个特征, 由输入层、5 个隐藏层和输出层组成, 隐藏层神经元数量分别为 128、64、32、16 和 8, 每层后接 ReLU 激活函数以引入非线性特性(见图 2)。训练过程中, 损失函数采用均方误差(mean squared error, MSE)损失函数:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (8)$$

式中: y_i 为第 i 个样本的真实值; \hat{y}_i 为第 i 个样本的预测值; n 为样本数量。并使用 Adam 优化器进行参数更新, 学习率设置为 0.01, 同时引入 L2 正则化

以防止过拟合, 训练集: 验证集 = 9 : 1。

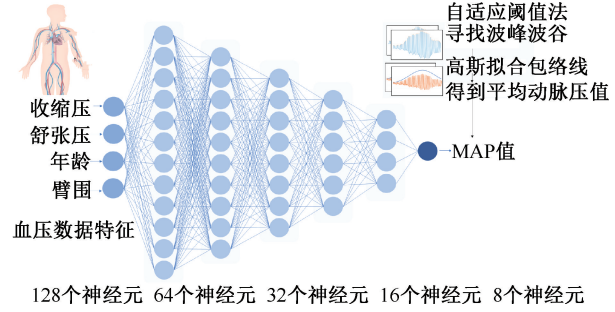


图2 FCNN 结构

Fig. 2 FCNN structure

采用五折交叉验证来验证模型的稳定性, 通过扰动输入特征来评估模型对特征变化的敏感程度。五折交叉验证中将数据集随机分为 5 个大小相同的子集, 每次使用其中 4 个子集作为训练集, 剩余 1 个子集作为验证集, 重复 5 次, 取 5 次验证结果的平均值作为结果。敏感性(sensitivity)分析中, 对每个输入特征施加一个微小扰动, 计算扰动前后模型输出的变化量:

$$\text{Sensitivity} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y(X_i + \Delta X_i) - y(X_i)| \quad (9)$$

式中: X_i 为输入特征; ΔX_i 为扰动。

为了探讨 FCNN 方法的估测误差与各生理参数之间的关系, 对估测误差与 SBP、DBP、臂围、心率和年龄进行皮尔逊相关系数的计算; 并对各参数进行分组, 计算每组内的平均误差, 分析估测误差在不同参数区间内的分布特征。

将 MAP 表示为 1/3 的收缩压与 2/3 的舒张压之和, 即

$$\text{MAP} = \frac{1}{3} \text{SBP} + \frac{2}{3} \text{DBP} \quad (10)$$

线性回归中, 为了使特征具有相似尺度, 对数据使用 StandardScaler 进行特征标准化处理, 使用 fit 方法进行拟合。

1.3 评价指标

对于脉搏波曲线的滤波处理, 滤波效果可以通过滤波前后的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)、MSE、峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和 r 来评价, 其计算公式如下:

$$\text{SNR} = 10 \cdot \log_{10}(P_{\text{signal}}/P_{\text{noise}}) \quad (11)$$

$$P_{\text{signal}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (12)$$

$$P_{\text{noise}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 \quad (13)$$

式中: P_{signal} 、 P_{noise} 分别为信号、噪声的平均功率; x_i 为原始信号, y_i 为含噪声信号; N 为信号的长度。SNR 可以衡量信号中有用成分和噪声的比例, MSE 是滤波后的信号和真实信号的差异, PSNR 评估信号质量, r 可以衡量两个信号间的相似程度。更高的 SNR、PSNR 和 r (接近 1), 以及更低的 MSE 意味着滤波效果更好。

在评价高斯拟合效果时, 常用的指标包括决定系数 (coefficient of determination, R^2)、赤池信息准则 (Akaike information criterion, AIC) 和贝叶斯信息准则 (Bayesian information criterion, BIC), 其计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (14)$$

$$\text{AIC} = 2k - 2\ln L \quad (15)$$

$$\text{BIC} = k\ln n - 2\ln L \quad (16)$$

式中: y_i 、 \hat{y}_i 分别为第 i 个观察值的实际值、预测值, \bar{y} 为所有观测值的平均值; k 为模型中参数的个数; L 为模型的最大似然值; n 为样本数量。AIC 和 BIC 值越小, 表明模型在拟合精度与复杂度之间的平衡越好。

对于预测 MAP 回归任务使用 MSE、平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 和 R^2 评估模型性能。MAPE 的计算公式如下:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (17)$$

MSE 表示预测值与真实值的差异; MAPE 反映相对误差; R^2 是模型解释的变异的能力, 能反映整体预测效果。为了比较 FCNN、线性拟合和经验公式计算 3 种方法预测 MAP 的预测效果, 采用 Bland-Altman 图和受试者工作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线评估一致性和诊断价值。Bland-Altman 图展示预测值与真实值的一致性, 散点在可信区间内表明一致性良好。ROC 曲线通过

曲线下面积 (area under the curve, AUC) 评估诊断价值, AUC 越接近 1, 诊断价值越高。

2 实验结果

2.1 临床患者特征

采用中国计量科学研究院与深圳大学于 2023 年联合采集的血压波形数据, 数据覆盖北京市、广东省和河北省, 共计 345 名患者, 包含 868 例样本。其中, 儿童 (3~12 岁)、青年 (12~60 岁)、老年 (60 岁以上) 患者占比分别为 8.6%、26.1%、65.3%, 高血压、正常血压和低血压患者占比分别为 27.0%、66.6%、6.4%。患者基本流行病学信息包括性别、年龄、臂围、心率、MAP、SBP 和 DBP (见表 2)。所有患者均签署书面知情同意书, 患者临床数据在中国计量科学研究院医学中心大健康与医学综合技术实验室进行匿名分析。

表 2 患者基本流行病学信息

Tab. 2 Basic epidemiological information of the patients

变量	数值
男/女	139/206
年龄/岁	56.03±20.61
臂围/cm	25.87±3.91
心率/min ⁻¹	81.59±19.06
MAP/mmHg	93.41±13.89
SBP/mmHg	124.41±20.87
DBP/mmHg	75.36±11.02

2.2 滤波和高斯拟合结果比较

比较了平滑滤波 ($M=20$) 和 S-G 滤波效果。结果显示, S-G 滤波方法有效去除了噪声, 最大限度保留了原有脉搏波的波峰波谷值和拐点等关键特性 (见图 3)。

本文发现, SNR 指标患者 1 从 7.35 提升到了 20.41, 患者 2 从 7.42 提升到了 20.77, 表明 S-G 滤波有着显著更高的信噪比, 能够更有效地保留信号中的有用信息, 同时减少噪声的影响, 同时更低的 MSE、更好的 PSNR 以及更高的 r , 表明 S-G 滤波方式表现更优 (见表 3)。

本文还发现, 双高斯拟合相较于单高斯拟合 NMSE 降低了 0.042, R^2 提升至 0.955 8, 在 AIC 和 BIC 上与三高斯和四高斯拟合相比更优, 在拟合精度与模型复杂度之间取得了更好的平衡 (见表 4)。

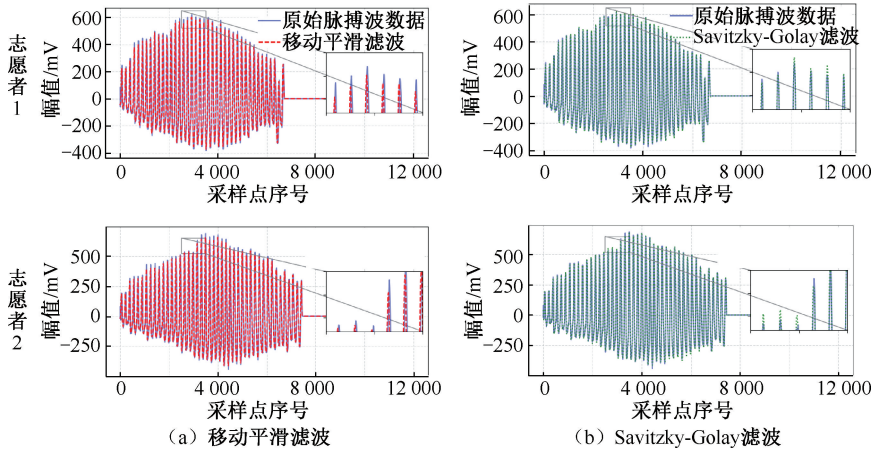


图3 滤波效果对比

Fig. 3 Comparison of filtering effects (a) Moving average filter, (b) Savitzky-Golay filter

表3 滤波效果比较

Tab. 3 Comparison of filtering effects

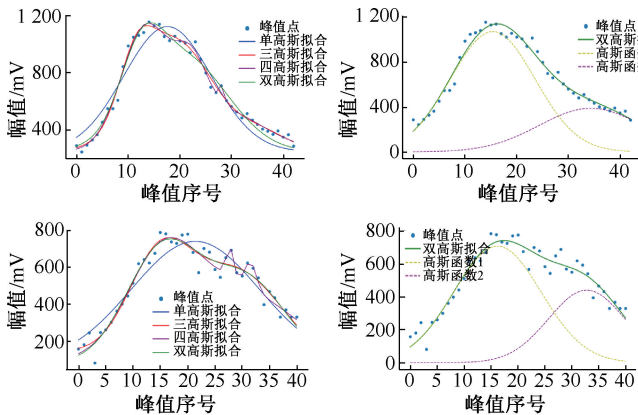
参数	患者1		患者2	
	移动平滑	S-G	移动平滑	S-G
SNR/dB	7.35	20.41	7.42	20.77
MSE	7 398.70	365.66	8 800.61	407.11
PSNR/dB	17.16	30.22	17.31	30.65
r	0.91	1.00	0.91	1.00

表4 高斯模型拟合性能对比

Tab. 4 Comparison of Gaussian model fitting performance

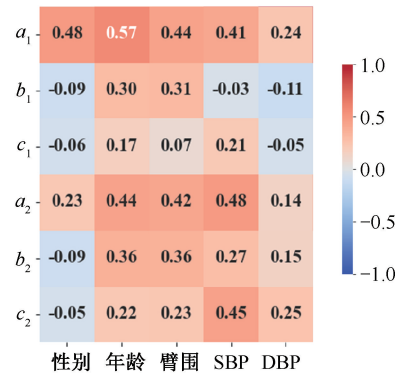
拟合类型	R^2	AIC	BIC
单高斯	0.913 1	-140.81	-135.47
双高斯	0.955 8	-166.46	-155.77
三高斯	0.955 3	-164.35	-148.33
四高斯	0.965 6	-172.44	-151.08

本文结果表明,双高斯拟合的包络线峰值和多高斯拟合对应时间坐标近似一致,确保了MAP获得的准确性[见图4(a)],同时也避免了多高斯拟合的过拟合风险[见图4(b)]。血压脉搏波曲线经过双高斯拟合包络线后,将采集到的人体信息与双高斯函数的6个参数进行相关性分析[见图4(c)]。结果显示,第1个高斯函数的幅值参数 a_1 与SBP的相关性系数达到了0.41,第2个高斯函数的幅值参数 a_2 与SBP的相关性系数达到了0.48。相比之下,DBP与高斯函数参数的相关性较弱,这可能是因为DBP主要影响脉搏波的舒张期特征,而对包络线整体形态的影响较小。



(a) 多高斯拟合效果对比

(b) 双高斯函数分解图



(c) 双高斯函数参数与患者生理参数相关性热力图

图4 血压脉搏波包络高斯拟合

Fig. 4 Gaussian fitting of blood pressure pulse wave envelope

(a) Comparison of multi-gaussian fitting effects,

(b) Decomposition diagram of double Gaussian functions, (c) Heatmap of correlation between double Gaussian function

parameters and patient physiological parameters

2.3 基于 FCNN 的 MAP 预测结果

对患者生理特征与 MAP 进行相关性分析, 制作反映出信息之间关联度的热力图(见图 5)。由右上三角的热力相关图和系数可知, MAP 与 SBP、DBP 相关性系数为 0.89 和 0.87, 具有极强的相关

性。由对角线上的直方图可以看出各变量的分布特征, 而左下三角的散点图则展示了各个变量间的具体关系。基于上述分析, 使用 SBP、DBP、年龄和臂围这 4 个生理参数作为 MAP 的显著影响因素, 作为神经网络的输入变量。

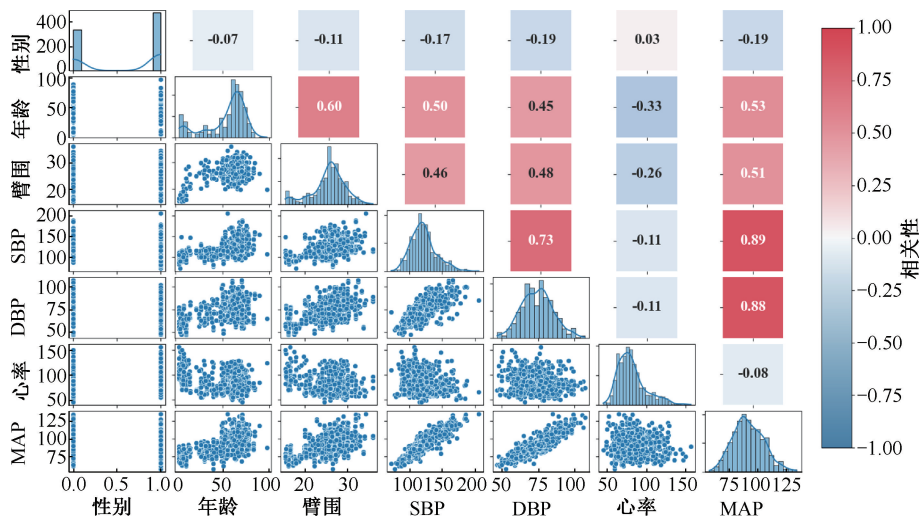


图 5 MAP 预测中变量相关性分析热力图

Fig. 5 Heatmap of variable correlation analysis in MAP prediction

采用 FCNN 方法预测 MAP, 并与线性回归、经验公式计算效果进行对比。通过分析由 FCNN、线性回归和经验公式得到的 MAP 与真实 MAP 之间的关系以及残差散点图可知, FCNN 的预测结果与

真值残差最小, 预测精度最高[见图 6(a)、(b)]。Bland-Altman 分析显示, FCNN 预测值与真实值的最大绝对差值为 10.63, 平均差值为 0.43, 仅 10 例超出 95% 置信区间, 一致性良好; 而线性回

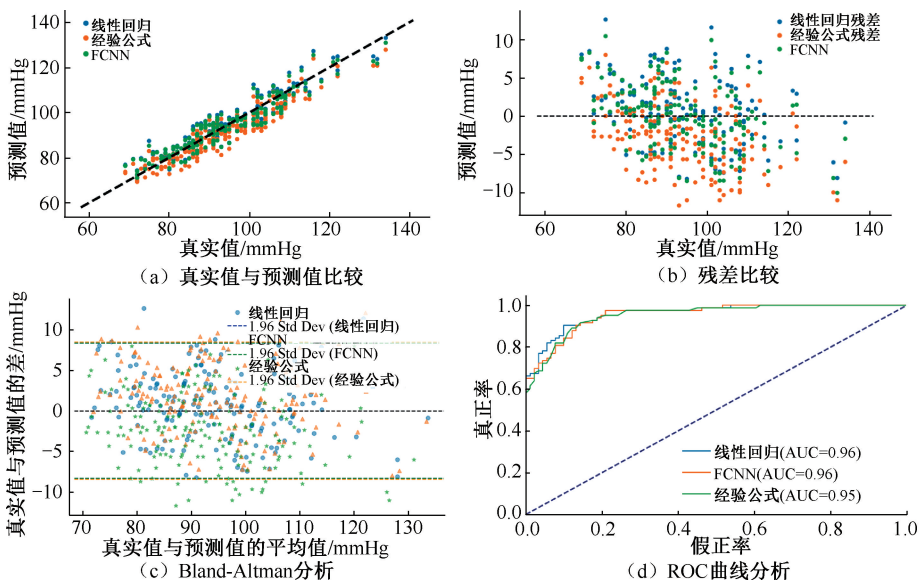


图 6 FCNN、线性回归与经验公式的 MAP 预测对比及残差分析

Fig. 6 Comparison of MAP prediction and residual analysis between FCNN, linear regression, and empirical formulas

(a) Comparison of true values and predicted values, (b) Residual comparison, (c) Bland-Altman analysis, (d) ROC curve analysis

归和经验公式的最大绝对差值分别为 12.63 和 11.67, 平均差值分别为 0.85 和 -2.36, 其中经验公式有 17 例超出置信区间, 一致性较差[见图 6(c)]。ROC 曲线图显示, FCNN 和线性拟合方法的 AUC 为 0.96, 优于经验公式的 0.95, 分类性能

更佳[见图 6(d)]。

根据五折交叉验证结果可知, 使用 FCNN 进行预测的方法 MSE 和 MAPE 数值最低, 且 R^2 系数达到 0.90, 优于线性回归和经验公式的效果, 具有良好的预测效果(见表 5)。

表 5 五折交叉验证 MAP 预测方法效果对比

Tab. 5 Comparison of MAP prediction methods using five-fold cross-validation

实验轮次	经验公式			线性回归			FCNN		
	MSE	MAPE	R^2	MSE	MAPE	R^2	MSE	MAPE	R^2
1	21.70	0.041	0.88	20.91	0.041	0.89	17.59	0.037	0.91
2	30.75	0.047	0.84	19.93	0.039	0.89	19.90	0.038	0.89
3	34.70	0.052	0.84	21.87	0.041	0.90	19.90	0.039	0.91
4	31.53	0.049	0.83	20.63	0.038	0.89	19.54	0.038	0.90
5	36.18	0.053	0.80	23.49	0.045	0.87	22.89	0.043	0.88
平均	30.97±5.05	0.048±0.004	0.84±0.03	21.36±1.23	0.041±0.002	0.89±0.01	19.76±1.79	0.039±0.001	0.90±0.01

通过皮尔逊相关系数分析 MAP 的估测误差与 SBP、DBP、臂围、心率和年龄的关系, 按各生理参数分组计算每组内的平均误差(见表 6)。估测误差与各参数的 r 值均较小, 估测误差与生理参数的线性关系较弱, FCNN 预测 MAP 方法的

泛化能力较好。根据分组误差结果可知, FCNN 方法在大多数分组中较为均衡, 估测误差较小, 但在计算情况下, 如 DBP 大于 100 mmHg, 臂围大于 35 cm 时, 模型的估测误差较大, 存在一定局限性。

表 6 估测误差与各生理参数的关系

Tab. 6 Relationship between estimation errors and physiological parameters

参数	r	分组误差(按照参数分组)
SBP/mmHg	-0.05	<120;-0.22; 120~140;-0.20; 140~160;0.67; >160;-2.59
DBP/mmHg	-0.10	<80;0.36; 80~90;-1.26; 90~100;-2.06; >100;-5.55
年龄/岁	-0.16	<12;1.36; 12~40;1.39; 40~65;-1.39; >60;-0.29
臂围/cm	-0.14	<25;-0.17; 12~40;0.32; 30~35;-3.27; >35;-4.92
心率/ min^{-1}	0.12	<60;0.35; 60~80;-0.74; 80~100;-0.04; >100;1.03

经验公式对二者的敏感性分别为 0.33 和 0.67, 与式(9)系数一致, 线性回归和 FCNN 对 SBP 的敏感性均为 0.38, 对 DBP 分别为 0.58 和 0.56, 略低于经验公式。臂围和心率的影响较小, 线性回归和 FCNN 对臂围的敏感性分别为 0.23 和 0.15, 对心率均为 0.04, 表明 SBP 和 DBP 是预测 MAP 的关键特征(见表 7)。

表 7 经验公式、线性回归与 FCNN 的敏感性对比

Tab. 7 Sensitivity comparison of empirical formula, linear regression, and FCNN

参数	经验公式	线性回归	FCNN
SBP	0.33	0.38	0.38
DBP	0.67	0.58	0.56
臂围	0	0.23	0.15
心率	0	0.04	0.04

3 讨论

3.1 方法对比

本文通过比较 FCNN、线性回归和经验公式 3 种方法来预测 MAP 值。结果显示, FCNN 在 MSE、MAPE 和 R^2 等评估指标上均优于其他两种方法, 特别是在准确率表现出显著优势。该结果表明, FCNN 能够更准确地捕捉到 SBP、DBP、年龄及臂围等因素与 MAP 之间的复杂关系。孟祥平等^[9]提出了基于脉搏波传播时间的动脉血压计算方法, 该方法在特定条件下具有一定效果, 但对个体差异的适应性和整体稳定性仍存在不足。相比之下, 本文采用的 FCNN 模型不仅能够有效处理血压与特征之间的非线性关系, 还表现出更强的样本泛化能

力,从而更好地应对个体间的变异性 and 复杂性。赵玉霞等^[6]提出的脉图面积法无需专用测量仪器,但由于依赖人工读数,存在主观偏差,在实际推广中受到限制。相比之下,本文采用的 FCNN 方法有效避免了人为误差,并可实现自动化预测,更适用于大规模应用场景。

综上所述,本文结果不仅验证了 FCNN 在 MAP 预测方面的优越性能,也表明该方法可为临床血压测量提供一种更为可靠和准确的解决方案。

3.2 研究意义

精确预测 MAP 对于危重病患者救治、心血管手术规划^[15]以及高血压管理等方面具有重要的临床意义。本文采用 FCNN 预测 MAP,不仅有助于提高无创血压测量设备的准确性,还能显著提升医疗服务质量。

3.3 局限性与展望

本研究仍存在以下局限性:① 目前收集的患者数据主要集中于特定年龄段,未能充分纳入肥胖、糖尿病等健康状况对血压及脉搏波特征的影响,导致样本的代表性存在一定局限。② 仅将 SBP、DBP、年龄和臂围作为输入变量,可能遗漏了其他潜在影响因素,如体重指数(body mass index, BMI)。③ 血压脉搏波包络线的极值点并不始终与 MAP 对应,仅依赖包络线形态特征难以准确反映 MAP 的实际变化。

因此,在后续研究中可重点开展以下工作:

- ① 扩大样本规模,覆盖更广泛的年龄层次,并纳入更多具有不同健康状况(如肥胖、糖尿病等)的受试者,以提升模型的泛化能力。
- ② 引入更多与血压相关的生理特征参与模型训练,以提高预测精度。
- ③ 深入探究脉搏波包络线特征与 MAP 之间的复杂关系,并结合多模态生理信号进行综合分析。

4 结论

本文构建了一种基于 FCNN 的 MAP 预测模型,利用 SBP、DBP、年龄和臂围等多参数输入,实现了更精确的 MAP 估计。FCNN 在 MSE、MAPE 和 R^2 等多个评估指标上均优于线性拟合方法及传统经验公式,显示出更高的预测准确性。Bland-Altman 图和 ROC 曲线分析进一步验证了模型预测的一致性和临床诊断价值。本研究不仅为无创血压测量

技术的发展提供了新思路,还在生物力学领域展现出广泛的应用潜力,例如可为血流动力学仿真提供更准确的边界条件,优化心血管系统的数值模拟,从而助力于血管壁应力分析、血流参数变化研究及相关疾病机制的深入探索。

利益冲突声明:无。

作者贡献声明:慕雅婷、刘金城负责研究实施、数据分析、论文撰写;刘佳颖、吴思圻、黄标晟负责数据分析、论文撰写;胡志雄负责方案设计、论文指导与撰写;杨立国负责论文指导与撰写。

参考文献:

- [1] 刘文丽,胡志雄,杨世金,等.《JJG 1163-2019 多参数监护仪检定规程》编制说明[J]. 中国医疗设备, 2021, 36(8): 148-151+164.
- [2] 宋晓瑞,乔爱科. 基于脉搏波检测技术的心血管健康评测[J]. 医用生物力学, 2015, 30(5): 468-473.
SONG XR, QIAO AK. Evaluation of cardiovascular health based on pulse wave detection technology [J]. J Med Biomech, 2015, 30(5): 468-473.
- [3] 吴结凤,黄学进,李晋川,等. 脉动流模拟系统血压波形相似度算法研究[J]. 医用生物力学, 2012, 27(5): 515-520.
WU JF, HUANG XJ, LI JC, et al. Similarity measurement of blood pressure waveforms for pulsatile flow simulation system [J]. J Med Biomech, 2012, 27(5): 515-520.
- [4] CHIRINOS JA, RIETZSCHEL ER, DE BUYZERE ML, et al. Arterial load and ventricular-arterial coupling: Physiologic relations with body size and effect of obesity [J]. Hypertension, 2009, 54(3): 558-66.
- [5] 王新荣,王平基. 平均动脉压计算图的临床应用[J]. 护理研究, 2011, 25(7): 648.
- [6] 赵玉霞,张运,葛志明,等. 脉搏图测量平均动脉压的新方法[J]. 山东医科大学学报, 1993, 31(1): 47-50.
- [7] IMHOLZ BP, MONTFRANS GA, SETTELS JJ, et al. Continuous non-invasive blood pressure monitoring: reliability of Finapres device during the Valsalva manoeuvre [J]. Cardiovasc Res, 1988(22): 390.
- [8] 李景锡. 平均动脉压的计算值与测量值的比较[J]. 第二军医大学学报, 1990, 11(5): 460-462.
- [9] 孟祥平,刘兵,邓宝芸,等. 利用脉搏波传播时间计算动脉血压的研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30(4): 509-513.
- [10] ISO 81060-2:2013 Non-invasive sphygmomanometers—Part 2: Clinical investigation of automated measurement type [S].

- 362-369.
- [12] 万栋栋, 何鹏, 张武, 等. 颈动脉斑块的流固耦合数值模拟 [J]. 医用生物力学, 2023, 38(1): 116-122.
WAN DD, HE P, ZHANG W, *et al.* Fluid-structure interaction simulation of carotid plaque [J]. *J Med Biomech*, 2023, 38(1): 116-122.
- [13] 冉鹏, 张焜林, 李闽旻. 基于双向流固耦合分析载瘤对颈动脉血管发展及影响 [J]. 医用生物力学, 2024, 39(4): 699-705.
RAN P, ZHANG KL, LI MC. Analysis of development and influence of parent tumor on carotid artery based on two-way fluid-structure coupling method [J]. *J Med Biomech*, 2024, 39(4): 699-705.
- [14] 刘有军, 邓小燕. 心血管生物力学: 心血管疾病诊疗、预警的医工交叉解决方案 [J]. 生物医学工程学杂志, 2020, 37(6): 937-938.
- [15] WANG F, WANG BH, GUO JF, *et al.* Computational model-based hemodynamic comparisons of traditional and modified idealized models of autologous radiocephalic fistula [J]. *Int J Numer Methods Biomed Eng*, 2024, 40(10): e3856.
- [16] VAN CANNEYT K, MORBIDUCCI U, ELOOT S, *et al.* A computational exploration of helical arterio-venous graft designs [J]. *J Biomech*, 2013, 46(2): 345-353.
- [17] VAN TRICHT I, DE WACHTER D, TORDOIR J, *et al.* Comparison of the hemodynamics in 6 mm and 4-7 mm hemodialysis grafts by means of CFD [J]. *J Biomech*, 2006, 39(2): 226-236.
- [18] DJEBALI R, MEBAREK-LOUDINA F, RAJASHEKHAR C. Similarity solution analysis of dynamic and thermal boundary layers: Further formulation along a vertical flat plate [J]. *Phys Scr*, 2021, 96(8): 085206.
- [19] SWAIN K, MAHANTHESH B, MEBAREK-LOUDINA F. Heat transport and stagnation-point flow of magnetized nanoliquid with variable thermal conductivity, Brownian moment, and thermophoresis aspects [J]. *Heat Transf*, 2021, 50(1): 754-767.
- [20] 朱明娟, 常子奎. 生理及病理时血管顺应性、弹性模量改变的初步观察 [J]. 天津医药, 1991(12): 710-713.
- [21] JODKO DM, OBIDOWSKI DS, REOROWICZ P, *et al.* A two-stage model of an arteriovenous fistula maturation process [J]. *Acta Bioeng Biomech*, 2020, 22(2): 139-153.
- [22] SIVANESAN S, HOW TV, BLACK RA, *et al.* Flow patterns in the radiocephalic arteriovenous fistula: An *in vitro* study [J]. *J Biomech*, 1999, 32(9): 915-925.
- [23] LI J, YOU Y, CHEN K. Applications of an eddy-viscosity eliminator based on sigmoid functions in reynolds-averaged navier-stokes simulations of sloshing flow [J]. *Chin Ocean Eng*, 2020, 34(4): 463-474.
- [24] JODKO D, OBIDOWSKI D, REOROWICZ P, *et al.* Blood flows in end-to-end arteriovenous fistulas: Unsteady and steady state numerical investigations of three patient-specific cases [J]. *Biocybern Biomed Eng*, 2017, 37(3): 528-539.
- [25] CHO YI, KENSEY KR. Effects of the non-Newtonian viscosity of blood on flows in a diseased arterial vessel. Part 1: Steady flows [J]. *Biorheology*, 1991, 28(3-4): 241-262.
- [26] SIVANESAN S, HOW T, BAKRAN A. Characterizing flow distributions in AV fistulae for haemodialysis access [J]. *Nephrol Dial Transplant*, 1998, 13(12): 3108-3110.
- [27] ROY-CHAUDHURY P, WANG Y, KRISHNAMOORTHY M, *et al.* Cellular phenotypes in human stenotic lesions from haemodialysis vascular access [J]. *Nephrol Dial Transplant*, 2009, 24(9): 2786-2791.

(上接第 1247 页)

- [11] 贾海波, 郑丽娟, 胡志雄, 等. 血压模拟器的计量校准与探索研究 [J]. 中国医疗设备, 2019, 34(11): 1-6.
- [12] 牛航舵, 袁思念, 朱子孚, 等. 微型无创血压测量与验证系统 [J]. 中国医疗器械杂志, 2022, 46(3): 278-282.
- [13] 李毅, 刘晓龙, 杨旸, 等. 利用光电容积描记法评估心血管系统功能研究进展 [J]. 医用生物力学, 2024, 39(2): 361-367.
LI Y, LIU XL, YANG Y, *et al.* Progress in functional assessment of the cardiovascular system using photoplethysmography [J]. *J Med Biomech*, 2024, 39(2): 361-367.
- [14] STEPHAN M, ALAN M. Technical evaluation of a simulator for accurate reproduction of oscillometric blood pressure pulses, providing traceability for automated oscillometric sphygmomanometers. [J]. *Biomed Phys Eng Express*, 2023, 9(6): 065003.
- [15] 邓小燕. 心血管生物力学专栏述评 [J]. 医用生物力学, 2023, 38(3): 417-419.
DENG XY. Commentary on the special column of cardiovascular biomechanics [J]. *J Med Biomech*, 2023, 38(3): 417-420.