

本文引用格式：郭彬,杨其宇.基于多波长脉搏波的血压预测方法[J].自动化与信息工程,2025,46(1):47-51;65.

GUO Bin, YANG Qiyu. Blood pressure prediction method based on multi-wavelength pulse wave[J]. Automation & Information Engineering, 2025,46(1):47-51;65.

## 基于多波长脉搏波的血压预测方法

郭彬 杨其宇

(广东工业大学, 广东 广州 510006)

**摘要:** 为便于对高血压患者进行长期血压监测,提出一种基于多波长脉搏波的血压预测方法。首先,利用多波长脉搏波信号采集系统获取多波长脉搏波信号,并从中推导出脉搏传导时间;然后,结合多波长脉搏波的其他特征构建特征向量矩阵;并利用 Lasso 回归先对特征向量矩阵进行筛选,再进行血压预测。实验结果表明,该方法准确性较高,预测收缩压、舒张压的平均绝对误差分别为 4.92、5.68 mmHg,标准差分别为 6.15、6.68 mmHg,可作为血压测量的有效补充方法。

**关键词:** 多波长脉搏波; 血压预测; Lasso 回归; 脉搏传导时间

**中图分类号:** R318; TP181

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1674-2605(2025)01-0007-06

**DOI:** 10.3969/j.issn.1674-2605.2025.01.007

开放获取

## Blood Pressure Prediction Method Based on Multi-wavelength Pulse Wave

GUO Bin YANG Qiyu

(Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

**Abstract:** To facilitate long-term blood pressure monitoring of hypertensive patients, a blood pressure prediction method based on multi wavelength pulse wave is proposed. Firstly, using a multi wavelength pulse wave signal acquisition system to obtain multi wavelength pulse wave signals, and deriving pulse transit time from them. Then, a feature vector matrix is constructed by combining other features of multi wavelength pulse wave, and use Lasso regression to screen the feature vector matrix first, and then perform blood pressure prediction. The experimental results show that this method has high accuracy, with average absolute errors of 4.92 and 5.68 mmHg in predicting systolic and diastolic blood pressure, and standard deviations of 6.15 and 6.68 mmHg, respectively. It can be used as an effective supplementary method for blood pressure measurement.

**Keywords:** multi-wavelength pulse wave; blood pressure prediction; Lasso regression; pulse transit time

### 0 引言

心血管疾病严重危害人类的生命健康,每年造成约 1 040 万人死亡<sup>[1]</sup>。高血压不仅是心血管疾病的主要病因之一,还可能对心脏、大脑、肾脏、视网膜等器官造成伤害,甚至引发心肌梗死、脑出血、肾衰竭等危重症状<sup>[2]</sup>。近年来,随着人口老龄化、肥胖等因素的影响,全球高血压患者数量呈上升趋势。根据世界卫生组织的报告,在过去 30 年里,高血压患者的数量翻了一番,目前已超过 12 亿人<sup>[3]</sup>。对高血压患者进行长期、准确的血压监测,可以帮助临床医生更好

地诊断病情。

脉搏波是心脏收缩引起的血液脉冲在动脉传播过程中产生的波动。光电容积脉搏波描记法(photo plethysmo graphy, PPG)是一种低成本、无创、简单的生理信号检测方法,用于获取外周部位(指尖、耳垂和脚趾等)的动脉心血管信号。通过 PPG 信号可获得与血压相关的重要临床参数,如心率(heart rate, HR)、脉搏传导时间(pulse transit time, PTT)、脉冲波速(pulse wave velocity, PWV)等。

近年来,PPG 信号表征和分析的相关研究已有报

道<sup>[4-6]</sup>，文献[7]采用嵌入式设备从单个传感器节点获取多波长光电容积脉搏波（multi-wavelength PPG，MVPPG）信号，并从中提取小动脉 PTT 来预测血压，相较于传统基于 PTT 的血压预测方法准确性更高；但该方法需要对每个个体建立模型，应用范围较为局限。文献[8]采用与文献[7]相同的方法获取 MVPPG 信号，利用不同波长 PPG 信号之间的相位不相干特性建立血压线性模型，但该模型使用的特征较为单一，其预测准确性还有较大提升空间。

针对现有研究存在的问题，本文提出一种基于多波长脉搏波的血压预测方法。该方法将从 MVPPG 信号中提取出的 PTT 特征、PPG 信号特征与 Lasso 回归相结合，对血压进行长期、准确地预测。

## 1 相关理论基础

### 1.1 MVPPG 信号

MVPPG 信号是指利用多个波长的光获取的脉搏波信号。因为皮肤具有层状结构，所以不同波长的光进入皮肤的穿透深度不同，导致光学接收器产生的 PPG 信号也不同。将不同的 PPG 信号在时间轴上对齐，即可获取 MVPPG 信号。一组典型的 MVPPG 信号如图 1 所示。

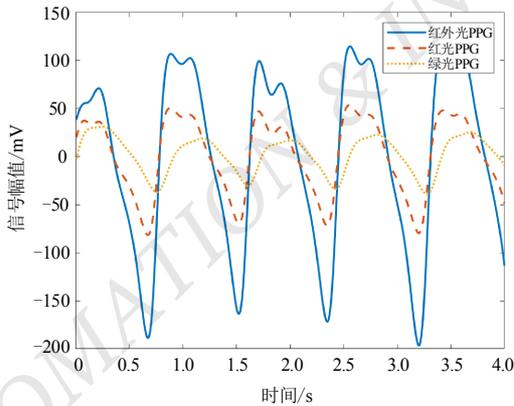


图 1 MVPPG 信号示意图

如图 1 所示，MVPPG 信号不仅存在信号强度差异，还存在相位差，这是因为心脏产生的血液脉冲沿血管传播时，在不同时间依次到达外周动脉、小动脉和毛细血管。因此，MVPPG 信号相较于 PPG 信号，可以从更多维度来反映人体的信息，在医疗监测和生

理学研究中具有重要意义。

### 1.2 PTT 模型

PTT 与收缩压（systolic blood pressure, SBP）、舒张压（diastolic blood pressure, DBP）之间存在近似线性模型关系，可用于血压预测。

PTT、HR 与 SBP、DBP 的线性模型<sup>[9]</sup>为

$$P_{\text{SBP}} = a_1 T_{\text{PTT}} + b_1 \cdot R_{\text{HR}} + c_1 \quad (1)$$

$$P_{\text{DBP}} = a_2 T_{\text{PTT}} + b_2 \cdot R_{\text{HR}} + c_2 \quad (2)$$

PTT 二次方、HR 的乘积与 SBP、DBP 的线性模型<sup>[10]</sup>为

$$P_{\text{SBP}} = \left( a_3 \cdot R_{\text{HR}} - \frac{1}{3} \right) \left( \frac{b_3}{T_{\text{PTT}}^2} \right) \quad (3)$$

$$P_{\text{DBP}} = \left( a_4 \cdot R_{\text{HR}} - \frac{2}{3} \right) \left( \frac{b_4}{T_{\text{PTT}}^2} \right) \quad (4)$$

PTT 二次方、HR 与 SBP、DBP 的线性模型<sup>[11]</sup>为

$$P_{\text{SBP}} = \left( \frac{a_5}{T_{\text{PTT}}^2} \right) + b_5 R_{\text{HR}} + c_1 \quad (5)$$

$$P_{\text{DBP}} = \left( \frac{a_6}{T_{\text{PTT}}^2} \right) + b_6 R_{\text{HR}} + c_2 \quad (6)$$

式中： $a_n$ 、 $b_n$ 、 $c_n$  分别为 SBP、DBP 的权重系数，可通过最小二乘法计算得到。

HR 从 MVPPG 信号中一段时间内的波峰个数来获取。PTT 通过 2 个采集点同波长 PPG 信号之间的相位差来获取，即在时间轴上将 2 个同波长的 PPG 信号对齐，2 个 PPG 信号的同个波峰差值即为 PTT。PTT 获取示意图如图 2 所示。

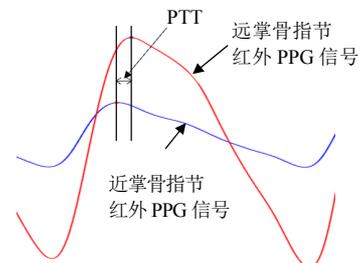


图 2 PTT 获取示意图

## 2 预测方法及原理

### 2.1 MVPPG 信号采集

MVPPG 信号采集系统主要由 2 个 MAX30101 模块、STM32F103 主控芯片、QT 上位机等组成，系统框架如图 3 所示。

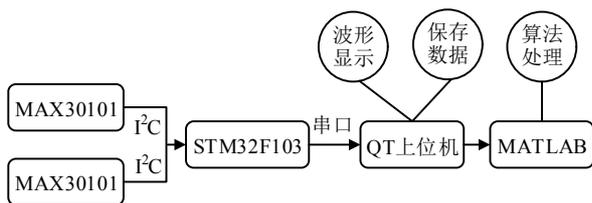


图 3 MVPPG 信号采集系统框架

MAX30101 是一款用于监测脉搏血氧饱和度与 HR 的集成模块。本文将 2 个 MAX30101 模块分别置于右手食指的近掌骨指节和远掌骨指节处，用于获取这 2 个位置的 MVPPG 信号。每个位置的 MVPPG 信号均包括红外光 PPG 信号、红光 PPG 信号和绿光 PPG 信号。

STM32F103 主控芯片用于数据的缓存及传输，其通过 I2C 通信协议与 MAX30101 模块连接，通过串口将缓存数据传输至 QT 上位机。

QT 上位机在 Intel i5 13600KF 上搭建 Windows 10 操作系统，并采用 QT 5.12.10 软件编写界面，能够可视化采集的 MVPPG 信号，丢弃波动较大的 MVPPG 信号。

### 2.2 MVPPG 信号预处理及特征选取

通过对 MVPPG 信号进行预处理，可提取有用特征，去除噪声干扰。本文采用 0.5~5 Hz 的二阶 Butterworth 带通滤波器，去除采集 MVPPG 信号时，因呼吸或肌肉震颤而引起的基线漂移和高频噪声。

血压预测采用的特征主要分为三部分：第一部分主要包括年龄、BMI 指数、HR、血氧值，如表 1 所示；第二部分主要包括由 MVPPG 信号获取的 PTT，以及其与 HR 相关的数学运算，如表 2 所示；第三部分主要包括 MVPPG 信号及其一阶导数、二阶导数的重要特征，如表 3 所示，特征获取示意图如图 4 所示。

表 1 第一部分特征及定义

特征	定义
$X_1$	年龄
$X_2$	BMI 指数
$X_3$	HR
$X_4$	血氧值

表 2 第二部分特征及定义

特征	定义
$X_1$ :	红外光 PTT (由红外光获得的 PTT)
$X_2$ :	红光 PTT (由红光获得的 PTT)
$X_3$ :	绿光 PTT (由绿光获得的 PTT)
$X_4$ :	$X_1^2$
$X_5$ :	$X_2^2$
$X_6$ :	$X_3^2$
$X_7$ :	$HR \cdot X_1$
$X_8$ :	$HR \cdot X_2$
$X_9$ :	$HR \cdot X_3$

表 3 第三部分特征及定义

特征	定义
$x_1$ :	收缩压的上升时间 (PPG 信号波形上升沿时间跨度)
$x_2$ :	PPG 信号一阶导数的强度
$x_3$ :	PPG 信号一阶导数的时间宽度
$x_4$ :	PPG 信号二阶导数的总强度
$x_5$ :	PPG 信号二阶导数的峰值强度
$x_6$ :	PPG 信号二阶导数的波谷强度
$x_7$ :	PPG 信号二阶导数的时间宽度
$x_8$ :	PPG 交直流比值 (PPG 信号交流部分强度与直流部分强度的比值)
$x_9$ :	PPG 峰值到 PPG 拐点的下降时间
$x_{10}$ :	PPG 的时间跨度 (PPG 信号一个周期的时间跨度)

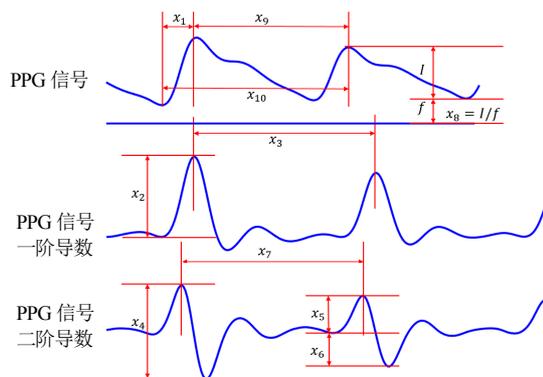


图 4 第三部分特征获取示意图

第三部分特征分别提取2个采集点的红外光 PPG 信号、红光 PPG 信号和绿光 PPG 信号等 6 种 PPG 信号的 10 个特征，共 60 个特征。将这 60 个特征与表 1、2 的 13 个特征融合，形成 73 维的特征向量矩阵  $X$ ，用于血压预测。

### 2.3 Lasso 回归

最小绝对收缩和选择算法 (least absolute shrinkage and selection operator, Lasso) 回归是一种线性回归的正则化方法，可解决线性回归面临的过拟合问题。MVPPG 信号比 PPG 信号增加了更多维度，引入了更多特征。Lasso 回归通过在损失函数中引入  $L1$  正则化

项，使模型权重向量中的部分权重为零，从而实现多重特征选择。

本文利用 Lasso 回归模型来完成特征筛选和血压预测。采用两次迭代的方法生成 Lasso 回归模型参数用于最终的血压预测：第一次迭代记录 Lasso 回归生成的参数向量，保留权重系数较大的特征向量，移除权重系数较小的特征向量；第二次迭代使用第一次迭代更新后的特征向量矩阵，重新训练 Lasso 模型参数，完成对 SBP、DBP 的预测，并计算 SBP、DBP 的预测值与实际值的平均绝对误差，得到最终的实验结果。血压预测流程图如图 5 所示。

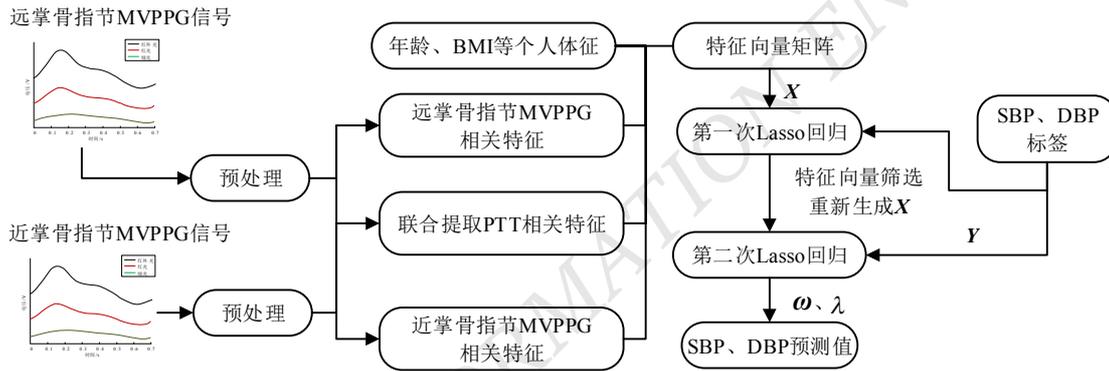


图 5 血压预测流程图

Lasso 回归模型的优化目标是 minimized 损失函数：

$$L(\omega) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (y_i - X_i \omega)^2 + \sum_{j=1}^p \lambda |\omega_j| \quad (7)$$

式中： $\omega$  为参数向量； $y_i$  为第  $i$  个样本的 SBP 或 DBP； $X_i$  为特征向量矩阵第  $i$  行的特征向量，在第一次迭代中， $X$  为 73 维的特征向量矩阵，在第二次迭代中，特征向量矩阵  $X$  的维度由第一次迭代的实验结果决定； $\lambda$  为正则化参数，用于控制正则化项的强度。

因为影响 SBP、DBP 拟合精度的特征不同，所以 SBP、DBP 分别需要两次迭代来确定各自的参数。

## 3 实验

### 3.1 实验设置

本实验数据来源于 MVPPG 信号采集系统采集的实验室人员 26 组 MVPPG 信号，采样率为 500 Hz。

DBP 范围为 62~96 mmHg, SBP 范围为 96~134 mmHg, 血压值分布如图 6 所示。

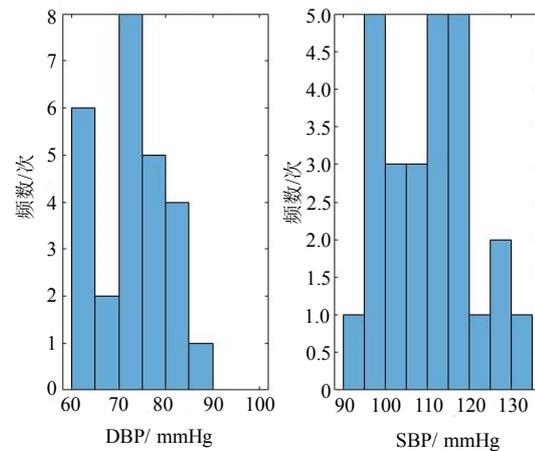


图 6 自采集 26 组 MVPPG 信号的血压值分布

实验硬件环境为 Intel i5 13600KF 处理器，操作系统为 Windows 10，内存为 32 GB，软件环境为

MATLAB R2021a 版本。本实验利用欧姆龙血压计测量的 SBP、DBP 作为参考血压。

首先，对特征向量矩阵进行筛选，选择具有显著权重的特征。由于已有较多实验验证了 PTT 与血压的强相关性<sup>[9-11]</sup>，因此 Lasso 回归初次参数筛选时保留了特征向量矩阵中的  $X_1 \sim X_{13}$ ，及权重系数较大的特征向量。具体而言，SBP 保留了特征向量矩阵中的  $X_{21}$ 、 $X_{64}$ 、 $X_{68}$ 、 $X_{70}$ ；DBP 保留了特征向量矩阵中的  $X_{15}$ 、 $X_{42}$ 、 $X_{50}$ 、 $X_{65}$ 、 $X_{71}$ 、 $X_{72}$ 。

然后，基于筛选后的特征子集重构特征向量矩阵，并通过完整正则化路径的再训练 Lasso 回归模型参数。

最后，使用重构的特征向量矩阵以及再训练的 Lasso 回归模型参数进行血压预测。

### 3.2 实验结果及分析

为验证本文提出的基于多波长脉搏波的血压预测方法的有效性，将其与多元线性回归<sup>[12]</sup>、决策树<sup>[13]</sup>、基于 PPG 信号的 Lasso 回归<sup>[14]</sup>3 种方法进行血压预测对比实验。血压预测常用的评价指标有平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和标准差 (standard deviation, STD)，其值越小，代表预测值越接近于真实值。美国医疗器械发展协会规定，血压测量仪器的 MAE 应小于 5 mmHg，STD 应小于 8 mmHg<sup>[5]</sup>。

由于数据样本较少，为确保实验结果的可靠性，采用 26 折交叉验证，并取其平均值作为最终结果，如表 4 所示。

表 4 血压预测实验结果及对比

方法	数据类型	MAE/mmHg	STD/mmHg	
本文方法	MVPPG	SBP	<b>4.92</b>	<b>6.15</b>
		DBP	5.68	6.68
多元线性回归	PPG	SBP	6.10	8.01
		DBP	4.65	6.22
决策树	PPG	SBP	8.22	10.38
		DBP	<b>4.17</b>	<b>4.22</b>
基于 PPG 信号的 Lasso 回归	PPG	SBP	6.90	—
		DBP	5.00	—

由表 4 可以看出：本文方法相较于多元线性回归、决策树与基于 PPG 信号的 Lasso 回归方法，SBP 的预测准确性更高，DBP 的预测准确性还有提升空

间；且与基于 PPG 信号的 Lasso 回归采用 233 个特征进行血压预测相比，本文方法在特征数 (73) 更少的情况下，SBP 的预测准确性更高，证明了本文方法的有效性。

## 4 结论

本文提出一种基于多波长脉搏波的血压预测方法。该方法将 MVPPG 信号与 Lasso 回归相结合，有效提高了血压预测的准确性，可用于无袖套、长期血压预测。但本文使用的数据集数据量较少，未来需要包含更多 MVPPG 信号的数据集进行进一步验证。

©The author(s) 2024. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

## 参考文献

- [1] ZHOU B, PEREL P, MENSAH G A, et al. Global epidemiology, health burden and effective interventions for elevated blood pressure and hypertension[J]. *Nature Reviews Cardiology*, 2021, 18(11):785-802.
- [2] SUVILA K, NIIRANEN T J. Interrelations between high blood pressure, organ damage, and cardiovascular disease: no more room for doubt[J]. *Hypertension*, 2022,79(3):516-517.
- [3] ZHOU B, CARRILLO-LARCO R M, DANAEI G, et al. Worldwide trends in hypertension prevalence and progress in treatment and control from 1990 to 2019: a pooled analysis of 1201 population-representative studies with 104 million participants[J]. *The Lancet*, 2021,398(10304):957-980.
- [4] LOH H W, XU S, FAUST O, et al. Application of photoplethysmography signals for healthcare systems: An in-depth review[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2022,216: 106677.
- [5] QIN C, WANG X, XU G, et al. Advances in Cuffless Continuous Blood Pressure Monitoring Technology Based on PPG Signals[J]. *BioMed Research International*, 2022,2022(1):809-4351.
- [6] CHARLTON P H, PALIAKAITÉ B, PILT K, et al. Assessing hemodynamics from the photoplethysmogram to gain insights into vascular age: A review from VascAgeNet[J]. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, 2022, 322(4):493-522.

(下转第 65 页)