



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110191675 A

(43)申请公布日 2019.08.30

(21)申请号 201780083795.9

(22)申请日 2017.12.19

(30)优先权数据

62/435,942 2016.12.19 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2019.07.17

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/CA2017/051533 2017.12.19

(87)PCT国际申请的公布数据

W02018/112613 EN 2018.06.28

(71)申请人 纽洛斯公司

地址 加拿大安大略省

(72)发明人 K·李 E·卡巴科夫 P·莱维

(74)专利代理机构 深圳市百瑞专利商标事务所
(普通合伙) 44240

代理人 金辉

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0205(2006.01)

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/026(2006.01)

A61B 5/145(2006.01)

A61B 5/1455(2006.01)

G16H 40/63(2018.01)

G16H 50/30(2018.01)

G16H 50/20(2018.01)

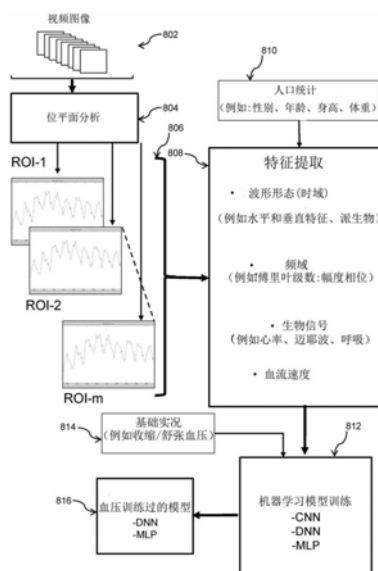
权利要求书3页 说明书12页 附图7页

(54)发明名称

用于非接触式确定血压的系统和方法

(57)摘要

一种用于非接触式确定血压的系统和方法。该方法包括：接收捕获图像序列；使用训练过的血红蛋白浓度(HC)变化机器学习模型确定来自捕获图像序列中表示受试者的HC变化的位平面集的比特值；确定血流数据信号；提取与确定血压相关的一个或多个领域知识信号；建立用血压训练集的训练过的血压机器学习模型，血压训练集包括一个或多个预ROI的血流数据信号和一个或多个领域知识信号；使用用血压训练集训练的血压机器学习模型确定血压的估计值；并输出血压的确定值。



1. 一种用于人类受试者的非接触式确定血压的方法,所述方法在一个或多个处理器上执行,所述方法包括:

接收从一个或多个人类的皮肤再发射的光的捕获图像序列;

使用训练过的血红蛋白浓度(HC)变化机器学习模型确定比特值,其中训练过的血红蛋白浓度(HC)变化机器学习模型经由HC变化训练集训练,HC变化训练集包括捕获图像序列,所述比特值来自捕获图像序列中的代表受试者的HC变化的位平面集;

基于来自表示HC变化的位平面集的比特值,确定在图像上捕获的受试者的一个或多个预感兴趣区域(ROI)的血流数据信号;

从每个ROI的血流数据信号中提取与确定血压相关的一个或多个领域知识信号;

建立用血压训练集的训练过的血压机器学习模型,血压训练集包括一个或多个预ROI的血流数据信号和一个或多个领域知识信号;

使用经血压训练集训练的血压机器学习模型确定对人类受试者的血压的估计值;以及输出血压的确定值。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中确定血压的估计值包括确定收缩压(SBP)和舒张压(DBP)的估计值。

3. 根据权利要求1所述的方法,其中所述捕获图像序列中的表示受试者的HC变化的位平面集是确定为显著增加信噪比(SNR)的位平面。

4. 根据权利要求1所述的方法,还包括用巴特沃斯滤波器或切比雪夫滤波器预处理血流数据信号。

5. 根据权利要求1所述的方法,其中提取一个或多个领域知识信号包括:确定每个ROI的血流数据信号的幅度配置。

6. 根据权利要求6所述的方法,其中确定幅度配置包括:使用数字滤波器在时域中为捕获图像序列中的每个图像创建血流数据信号的多个频率滤波信号。

7. 根据权利要求1所述的方法,其中提取一个或多个领域知识信号包括:确定每个ROI的血流数据信号的相位配置。

8. 根据权利要求7所述的方法,其中确定相位配置包括:

将乘法结应用于相位配置以生成相乘的相位配置;以及

将低通滤波器应用于相乘的相位配置以生成滤波的相位配置。

9. 根据权利要求7所述的方法,其中确定所述相位配置包括:确定搏动配置,所述搏动配置包括基于多普勒效应或干扰效应的多个搏动信号。

10. 根据权利要求1所述的方法,其中提取一个或多个领域知识信号包括:确定每个ROI的血流数据信号的收缩压摄取、峰值收缩压、收缩压下降、重搏切迹、脉冲压力和舒张期径流中的至少一个。

11. 根据权利要求1所述的方法,其中提取一个或多个领域知识信号包括:确定每个ROI的血流数据信号的波形形态特征。

12. 根据权利要求1所述的方法,其中提取一个或多个领域知识信号包括:确定一个或多个生物信号,所述生物信号包括从人类受试者测量的心率、从所述人类受试者测量的迈耶波、以及从人类受试者测量的呼吸率中的至少一个。

13. 根据权利要求1所述的方法,还包括:接收基础实况血压数据,并且其中血压训练集

还包括基础实况血压数据。

14. 根据权利要求13所述的方法, 其中基础实况血压数据包括人类受试者的动脉内血压测量值、人类受试者的听诊测量值、或人类受试者的示波测量值中的至少一个。

15. 如权利要求1所述的方法, 还包括将多个带通滤波器应用于每个血流数据信号以产生每个ROI的带通滤波器 (BPF) 信号集, 每个带通滤波器具有单独的通带, 并且其中血压训练集包括每个ROI的BPF信号集。

16. 一种用于人类受试者的非接触式确定血压的系统, 该系统包括一个或多个处理器和数据存储设备, 所述一个或多个处理器配置为执行:

皮肤光学成像 (TOI) 模块, 用于接收从一个或多个人类的皮肤再发射的光的捕获图像序列, 所述TOI模块使用经血红蛋白浓度 (HC) 变化训练集训练的HC变化机器学习模型确定比特值, 所述HC变化训练集包括捕获图像序列, 所述比特值来自捕获图像序列中的代表受试者的HC变化的位平面集, 所述TOI模块基于来自表示HC变化的位平面集的比特值, 确定在图像上捕获的受试者的一个或多个预感兴趣区域 (ROI) 的血流数据信号;

配置模块, 用于从每个ROI的血流数据信号中提取与血压的确定相关的一个或多个领域知识信号;

机器学习模块, 用于构建经血压训练集训练的血压机器学习模型, 所述血压训练集包括一个或多个预ROI的血流数据信号和一个或多个领域知识信号, 所述机器学习模块使用经血压训练集训练的血压机器学习模型确定人类受试者的血压的估计值;

输出模块, 用于输出血压的确定值。

17. 根据权利要求16所述的系统, 其中由所述机器学习模块确定血压的估计值包括确定收缩压 (SBP) 和舒张压 (DBP) 的估计值。

18. 根据权利要求16所述的系统, 其中所述捕获图像序列中的表示受试者的HC变化的位平面集是确定为显著增加信噪比 (SNR) 的位平面。

19. 根据权利要求16所述的系统, 还包括滤波器模块, 用于利用巴特沃斯滤波器或切比雪夫滤波器预处理血流数据信号。

20. 根据权利要求16所述的系统, 其中由配置模块提取一个或多个领域知识信号包括: 确定每个ROI的血流数据信号的幅度配置。

21. 根据权利要求20所述的系统, 其中由配置模块确定幅度配置包括: 使用数字滤波器为捕获图像序列中的每个图像在时域中创建多个血流数据信号的频率滤波信号。

22. 根据权利要求16所述的系统, 其中由配置模块提取一个或多个领域知识信号包括: 确定每个ROI的血流数据信号的相位配置。

23. 根据权利要求23所述的系统, 其中由配置模块确定相位配置包括:

将乘法结应用于相位配置以生成相乘的相位配置; 以及

将低通滤波器应用于相乘的相位配置以生成滤波的相位配置。

24. 根据权利要求23所述的系统, 其中由配置模块确定相位配置包括确定搏动配置, 所述搏动配置包括基于多普勒效应或干扰效应的多个搏动信号。

25. 根据权利要求16所述的系统, 其中由配置模块提取一个或多个领域知识信号包括: 确定每个ROI的血流数据信号的收缩压摄取、峰值收缩压、收缩压下降、重搏切迹、脉压和舒张期径流中的至少一个。

26. 根据权利要求16所述的系统,其中由配置模块提取一个或多个领域知识信号包括:确定每个ROI的血流数据信号的波形形态特征。

27. 根据权利要求16所述的系统,其中由所述配置模块提取所述一个或多个领域知识信号包括:确定一个或多个生物信号,所述生物信号包括从人类受试者测量的心率、从所述人类受试者测量的迈耶波、以及从人类受试者测量的呼吸率中的至少一个。

28. 根据权利要求16所述的系统,其中,所述配置模块接收基础实况血压数据,并且其中血压训练集还包括基础实况血压数据。

29. 根据权利要求28所述的系统,其中基础实况血压数据包括人类受试者的动脉内血压测量值、人类受试者的听诊测量值、或人类受试者的示波测量值中的至少一个。

30. 根据权利要求16所述的系统,还包括滤波器模块,用于将多个带通滤波器(每个带通滤波器具有单独的通带)应用于每个血流数据信号以产生每个ROI的带通滤波器(BPF)信号集,并且其中血压训练集包括每个ROI的BPF信号集。

用于非接触式确定血压的系统和方法

技术领域

[0001] 本发明一般涉及人体血压的检测,更具体地说,涉及通过数据驱动和机器学习方法非接触式确定人体血压的系统和方法。

背景技术

[0002] 血压测量是诊断如高血压等病症的主要方法。通常地,人体循环系统的动脉压通过侵入性手段测量,例如,通过穿透皮肤并从血管内进行压力测量,例如利用动脉内技术;或通过非侵入性手段,提供实际压力的估计。前一种方法通常仅限于高素质和训练有素的工作人员,他们在医院环境中的重症监护中心监测患者的动脉管路。后一种方法通常包括在常规检查和监测的一般实践中看到的非侵入性技术。图7示出从动脉内血压监测器测量的示例性动脉压波形信号,包括信号的一些相关特征。

[0003] 例如,用于进行非侵入性血压(NIBP)测量的两种当前流行的传统方法都需要在仪器和人类受试者之间建立直接的物理接触。

[0004] 其中一种传统方法,即听诊法,使用听诊器和血压计。这种方法包括充气臂带,其围绕上臂放置,其垂直高度与心脏的高度大致相同,并连接到水银压力计或无液压力计。

[0005] 传统方法中的第二种,即示波法,在功能上类似于听诊法,但其是在臂带中安装电子压力传感器(换能器)以检测血流,而不是利用听诊器和专家的判断。在实践中,压力传感器是校准的电子设备,其具有血压的数字读数。为了保持准确性,必须定期检查校准,这与水银压力计不同。在大多数情况下,臂带通过电动泵和阀充气 and 释放,该泵和阀可以安装在手腕(升高到心脏高度)或其他区域上。示波法的精度差异很大,通常需要按指定的时间间隔进行检查,并在必要时需要重新校准。

[0006] 因此,传统方法需要紧密接近人类受试者的身体并且与人类受试者的身体有直接物理接触,通常与受试者的手臂接触。这种接触要求受试者遵守并意识到血压测量正在进行中。例如,为了获得受试者的血压,他们必须具备测量知识并物理搭配NIBP仪器。

发明内容

[0007] 在一个方面,提供了一种用于人类受试者的非接触式确定血压的方法,该方法在一个或多个处理器上执行,该方法包括:接收从一个或多个人类的皮肤再发射的光的捕获图像序列;使用经过血红蛋白浓度(HC)变化训练集训练的训练过的HC变化机器学习模型确定来自捕获图像序列中的表示受试者的HC变化的位平面集的比特值,HC变化训练集包括捕获图像序列;基于来自表示HC变化的位平面集的比特值,确定在图像上捕获的受试者的一个或多个预感兴趣区域(ROI)的血流数据信号;从每个ROI的血流数据信号中提取与确定血压相关的一个或多个领域知识信号;建立具有血压训练集的训练过的血压机器学习模型,血压训练集包括一个或多个预定ROI的血流数据信号和一个或多个领域知识信号;使用经血压训练集训练的血压机器学习模型确定对人类受试者的血压的估计值;并输出血压的确定值。

[0008] 在特定情况下,确定血压的估计值包括确定收缩压(SBP)和舒张压(DBP)的估计值。

[0009] 在另一种情况下,捕获图像序列中表示受试者的HC变化的位平面集是确定为显著增加信噪比(SNR)的位平面。

[0010] 在又一种情况下,该方法还包括用巴特沃斯滤波器或切比雪夫滤波器预处理血流数据信号。

[0011] 在又一种情况下,提取一个或多个领域知识信号包括确定每个ROI的血流数据信号的幅度配置。

[0012] 在又一种情况下,确定幅度配置包括使用数字滤波器在时域中为捕获图像序列中的每个图像创建血流数据信号的多个频率滤波信号。

[0013] 在又一种情况下,提取一个或多个领域知识信号包括确定每个ROI的血流数据信号的相位配置。

[0014] 在又一种情况下,确定相位配置包括将乘法结应用于相位配置以生成相乘的相位配置;并将低通滤波器应用于相乘的相位配置以生成滤波的相位配置。

[0015] 在又一种情况下,确定相位配置包括确定搏动配置,搏动配置包括基于多普勒效应或干扰效应的多个搏动信号。

[0016] 在又一种情况下,提取一个或多个领域知识信号包括确定每个ROI的血流数据信号的收缩压摄取、峰值收缩压、收缩压下降、重搏切迹和舒张期径流中的至少一个。

[0017] 在又一种情况下,提取一个或多个领域知识信号包括确定每个ROI的血流数据信号的波形形态特征。

[0018] 在又一种情况下,提取一个或多个领域知识信号包括确定一个或多个生物信号,该生物信号包括从人类受试者测量的心率、从人类受试者测量的迈耶波(Mayer wave)和从人类受试者测量的呼吸率中的至少一个。

[0019] 在又一种情况下,该方法接收基础实况血压数据,并且其中血压训练集还包括基础实况血压数据。

[0020] 在又一种情况下,基础实况血压数据包括人类受试者的动脉内血压测量值、人类受试者的听诊测量值或人类受试者的示波测量值中的至少一个。

[0021] 在又一种情况下,该方法还包括将多个带通滤波器(每个带通滤波器具有单独的通带)应用于每个血流数据信号,以产生每个ROI的带通滤波器(BPF)信号集,并且其中血压训练集包括每个ROI的BPF信号集。

[0022] 在另一方面,提供了一种用于人类受试者的非接触式确定血压的系统,该系统包括一个或多个处理器和数据存储设备,该一个或多个处理器配置为执行:皮肤光学成像(TOI)模块,用于接收从一个或多个人类的皮肤再发射的光的捕获图像序列,TOI模块使用经HC变化训练集训练的训练过的血红蛋白浓度(HC)变化机器学习模型来确定来自捕获图像序列中的表示受试者的HC变化的位平面集的比特值,HC变化训练集包括捕获图像序列,TOI模块基于来自表示HC变化的位平面集的比特值确定在图像上捕获的受试者的一个或多个预感兴趣区域(ROI)的血流数据信号;配置模块,用于从每个ROI的血流数据信号中提取与血压的确定相关的一个或多个领域知识信号;机器学习模块,用于构建用血压训练集训练过的血压机器学习模型,血压训练集包括一个或多个预ROI的血流数据信号和一个或多

个领域知识信号,机器学习模块使用经血压训练集训练的血压机器学习模型确定人类受试者的血压的估计值;输出模块,用于输出血压的确定值。

[0023] 在特定情况下,机器学习模块对血压的估计值的确定包括确定收缩压(SBP)和舒张压(DBP)的估计值。

[0024] 在另一种情况下,捕获图像序列中表示受试者的HC变化的位平面集是确定为显著增加信噪比(SNR)的位平面。

[0025] 在又一种情况下,该系统还包括滤波器模块,用于利用巴特沃斯滤波器或切比雪夫滤波器预处理血流数据信号。

[0026] 在又一种情况下,通过配置模块提取一个或多个领域知识信号包括确定每个ROI的血流数据信号的幅度配置。

[0027] 在又一种情况下,通过配置模块确定幅度配置包括使用数字滤波器在时域中为捕获图像序列中的每个图像创建血流数据信号的多个频率滤波信号。

[0028] 在又一种情况下,通过配置模块提取一个或多个领域知识信号包括确定每个ROI的血流数据信号的相位配置。

[0029] 在又一种情况下,通过配置模块确定相位配置包括:将乘法结应用于相位配置以生成相乘的相位配置;并将低通滤波器应用于相乘的相位配置以生成滤波的相位配置。

[0030] 在又一种情况下,通过配置模块确定相位配置包括确定搏动配置,该搏动配置包括基于多普勒效应或干扰效应的多个搏动信号。

[0031] 在另一种情况下,通过配置模块提取一个或多个领域知识信号包括确定每个ROI的血流数据信号的收缩压摄取、峰值收缩压、收缩压下降、重搏切迹和舒张期径流中的至少一个。

[0032] 在又一种情况下,通过配置模块提取一个或多个领域知识信号包括确定每个ROI的血流数据信号的波形形态特征。

[0033] 在又一种情况下,通过配置模块提取一个或多个领域知识信号包括确定一个或多个生物信号,该生物信号包括从人类受试者测量的心率、从人类受试者测量的迈耶波和从人类受试者测量的呼吸率中的至少一个。

[0034] 在又一种情况下,配置模块接收基础实况血压数据,并且其中血压训练集还包括基础实况血压数据。

[0035] 在又一种情况下,基础实况血压数据包括人类受试者的动脉内血压测量值、人类受试者的听诊测量值或人类受试者的示波测量值中的至少一个。

[0036] 在又一情况下,系统还包括滤波器模块以应用多个带通滤波器(每一个滤波器都具有单独的通带)到每个血流数据信号以产生每个ROI的带通滤波器(BPF)信号集,并且其中血压训练集包括每个ROI的BPF信号集。

[0037] 在此考虑和描述了这些和其他方面。应当理解,前述发明内容阐述了用于确定血压的系统和方法的代表性方面,以帮助技术人员理解以下详细描述。

附图说明

[0038] 在下面的详细描述中,本发明的特征将变得更加明显,在下面的详细描述中参考了附图,其中:

- [0039] 图1是根据实施例的用于非接触式确定血压的系统的框图；
- [0040] 图2是根据实施例的用于非接触式确定血压的方法的流程图；
- [0041] 图3示出来自皮肤表皮层和皮下层的光的再发射；
- [0042] 图4是一组表面和相应的透皮图像，示出了在特定时间点特定人类受试者的血红蛋白浓度的变化；
- [0043] 图5是存储器单元的图示；
- [0044] 图6是示出由图1的系统生成的示例性TOI信号的曲线图；
- [0045] 图7是表示来自典型的动脉内血压监测器的示例性动脉压信号的曲线图；
- [0046] 图8是图1的系统的示意性框图；
- [0047] 图9是用于三通道图像的位平面的图示。

具体实施方式

[0048] 现在将参考附图描述实施例。为了说明的简单和清楚，在认为合适的情况下，附图中可以重复附图标记以指示对应或类似的元件。另外，阐述了许多具体细节以便提供对本文所述实施例的透彻理解。然而，本领域普通技术人员将理解，可以在没有这些具体细节的情况下实践本文描述的实施例。在其他情况下，没有详细描述众所周知的方法、过程和组件，以免模糊这里描述的实施例。而且，该描述不应被视为限制本文描述的实施例的范围。

[0049] 除非上下文另有说明，否则可以如下阅读和理解本说明书中使用的各种术语：全文使用的“或”是包括性的，如同写作“和/或”；全文使用的单数物件和代词包括复数形式，反之亦然；类似地，性别代词包括其对应的代词，因此代词不应被理解为限制本文所述的任何内容以通过单一性别来使用、实现、执行等；“示例性”应该被理解为“说明性的”或“示例性的”，并且不一定比其他实施例更“优选”。术语的进一步定义可在此列出；这些术语可以应用于那些术语的先前和后续实例，这将从本说明书的阅读中理解。

[0050] 本文示例的执行指令的任何模块、单元、组件、服务器、计算机、终端、引擎或设备，均可包括或以其他方式访问计算机可读介质，如存储介质、计算机存储介质或数据存储设备（可移动和/或不可移动），如磁盘、光盘或磁带。计算机存储介质可以包括用于存储信息的任何方法或技术中实现的易失性和非易失性、可移动和不可移动介质，例如计算机可读指令、数据结构、程序模块或其他数据。计算机存储介质的示例包括RAM、ROM、EEPROM、闪存或其他存储器技术、CD-ROM、数字通用盘（DVD）或其他光学存储器、磁带盒、磁带、磁盘存储器或其他磁存储设备，或者可以用于存储所需信息并且可以由应用程序、模块或两者访问的任何其他介质。任何这样的计算机存储介质可以是设备的一部分或可访问或可连接到设备。此外，除非上下文另有明确说明，否则本文所述的任何处理器或控制器可以实现为单个处理器或多个处理器。多个处理器可以排列或分置，并且这里提到的任何处理功能可以由一个或多个处理器执行，即使示例中为单个处理器。本文描述的任何方法、应用或模块可以使用计算机可读/可执行指令来实现，该指令可以由这样的计算机可读介质存储或以其他方式保持并由一个或多个处理器执行。

[0051] 以下一般涉及人体血压的检测，更具体地说，涉及通过数据驱动和机器学习方法非接触式确定人体血压的系统和方法。

[0052] 在本文描述的系统和方法的实施例中，提供了技术方法来解决确定人类受试者血

压的技术问题,而不必通过血压测量仪器接触人类受试者。使用在由一个或多个数字成像相机(例如数字摄像机)捕获的多个图像上执行的图像处理技术来确定血压。

[0053] 本文描述的技术方法提供了不需要受试者和血压测量仪器之间的直接物理接触的实质优点。作为使用本文描述的技术方法的实质性优点的示例,可以使用合适的成像设备对受试者执行远程血压测量,例如通过通信信道进行通信的摄像机。作为使用本文描述的技术方法的实质性优点的另一个示例,可以从先前记录的视频材料确定血压测量值。

[0054] 本文描述的技术方法还提供了不需要定期重新校准或认证仪器的实质优点。本文描述的系统和方法有利地不利用任何移动部件(其通常需要重新校准或认证),例如泵或扩张臂箍和囊。

[0055] 本文描述的技术方法有利地利用针对输入视频流执行的身体特定数据驱动的机器训练模型。在某些情况下,输入视频流是受试者面部区域的一系列图像。在其他情况下,输入视频流可以是具有暴露的血管表面区域的任何身体末端的一系列图像;例如,受试者的手掌。在大多数情况下,每个捕获到的肢体都需要经过单独训练的模型。出于以下公开的目的,将参考用摄像机捕获受试者的脸部;然而,应注意,其他区域可与本文所述的技术一起使用。

[0056] 现在参照图1,示出了用于非接触式确定血压的系统100。系统100包括处理单元108、一个或多个视频摄像机103、存储设备101和输出设备102。处理单元108可以通信地链接到存储设备101,可以预加载、周期性地加载、和/或连续加载从一个或多个视频摄像机103获得的视频成像数据到存储设备101。处理单元108包括各种互连元件和模块,包括TOI模块110、机器学习模块112、信号处理模块114、第一滤波器模块116、组合模块118、配置模块120、乘法模块122、以及输出模块126。TOI模块包括图像处理单元104。由视频摄像机103捕获的视频图像可以由图像处理单元104处理并存储在存储设备101上。在进一步的实施例中,一个或多个模块可以在单独的处理单元或设备上执行,包括视频摄像机103或输出设备102。在进一步的实施例中,模块的一些特征可以根据需要在其他模块上组合或运行。

[0057] 在一些情况下,处理单元108可以位于远离一个或多个视频摄像机103和/或输出设备102的计算设备上,并且通过适当的网络架构链接;例如,局域网(LAN)、广域网(WAN)、因特网等。在一些情况下,处理单元108可以在集中式计算机服务器上执行,例如在离线批处理中。

[0058] 本文使用的术语“视频”可以包括多组静止图像。因此,“视频摄像机”可以包括捕获一系列静止图像的摄像机,“成像摄像机”可以包括捕获表示视频流的一系列图像的摄像机。

[0059] TOI模块110可以使用皮肤光学成像(TOI)从取自数码相机103的原始图像中分离血红蛋白浓度(HC)。现在参照图3,示出了来自皮肤的光的再发射的图。光301在皮肤302下方行进,并且在穿过不同的皮肤组织之后再发射303。然后可以通过光学摄像机103捕获再发射的光303。影响再发射的光的主要发色团是黑色素和血红蛋白。由于黑色素和血红蛋白具有不同的颜色特征,已经发现可以获得主要反映表皮下HC的图像,如图4所示。

[0060] 使用皮肤光学成像(TOI),TOI模块110经由图像处理单元104从摄像机103获得视频流中的每个捕获图像,并对图像执行操作以生成受试者的相应的优化血红蛋白浓度(HC)图像。根据HC数据,可以确定面部血流局部体积浓度。图像处理单元104分离捕获视频序列

中的HC。在示例性实施例中,使用数码相机103以每秒30帧的速度拍摄受试者面部的图像。应当理解,该过程可以用替代的数码相机、照明条件和帧速率来执行。

[0061] 在特定情况下,可以通过分析视频图像序列中的位平面来确定和分离近似最大化信噪比(SNR)的位平面集来实现分离HC。参考构成捕获视频序列的第一训练图像集,结合从人类受试者收集的血压数据,确定高SNR位平面。参考构成捕获视频序列的HC训练集来确定高SNR位平面。在一些情况下,该数据与其他装置一起提供,例如,从人类受试者收集并由配置模块120接收的EKG、气动呼吸、血压、激光多普勒数据等,以便提供基础实况以训练用于确定HC变化的训练集。血压训练数据集可以包括通过使用一个或多个血压测量装置从人类受试者获得的作为基础实况数据的血压数据;例如,动脉内血压测量方法、听诊法或示波法。基于这三种示例性方法之一的训练数据集的选择取决于使用非接触式血压测量系统的设置;例如,如果人类受试者在医院的重症监护环境中,则可以通过动脉内血压测量方法接收训练数据。

[0062] 位平面是数字图像的基本方面。通常,数字图像由一定数量的像素组成(例如,宽度×高度为1920×1080像素)。数字图像的每个像素具有一个或多个通道(例如,颜色通道红色、绿色和蓝色(RGB))。每个通道具有动态范围,通常每通道每像素8比特,但对于高动态范围图像,每通道每像素偶尔10比特。因此,这些比特的阵列构成了所谓的位平面。在示例中,对于每个彩色视频的每个图像,可以存在三个通道(例如,红色、绿色和蓝色(RGB)),每个通道具有8比特。因此,对于彩色图像的每个像素,通常有24层,每层1比特。在这种情况下,的位平面是跨所有像素的图像的特定层的单个1比特图的视图。因此,对于这种类型的彩色图像,通常有24个位平面(即每个平面1比特图像)。因此,对于具有每秒30帧的1秒彩色视频,存在至少720(30×24)个位平面。图9是用于三通道图像(具有红色、绿色和蓝色(RGB)通道的图像)的位平面的示例性图示。每个图层堆叠用于图像的每个通道;例如,如所述,RGB图像中的每个通道都有位平面堆叠。在本文描述的实施例中,申请人认为使用用于位平面的比特值更优于仅使用例如每个通道的平均值。因此,可以实现更高水平的准确性,用于预测HC变化,并因此实现如本文所公开的血压测量,并且如所描述的用于进行预测。特别地,更高的精度是可能的,因为采用位平面为训练机器学习模型提供了更大的数据基础。

[0063] TOI信号可以从人类受试者的感兴趣区域(ROI)中获取,例如前额、鼻子和脸颊,并且可以手动或自动地定义用于视频图像的TOI信号。ROI优选地是非重叠的。优选地,基于HC特别地指示血压测量来选择这些ROI。使用由三(R、G、B)通道的所有位平面组成的原生图像,提取在每个ROI上的特定时间段(例如,10秒)内改变的信号。

[0064] 取决于信号特征,可以通过滤波器模块116使用一个或多个滤波器对原始信号进行预处理。这种滤波器可以包括例如巴特沃斯滤波器、切比雪夫滤波器等。使用来自两个或更多ROI的滤波信号,机器学习用于系统地识别将显著增加信号差异的位平面(例如,SNR的改善大于0.1db)和不会有贡献或减少信号差异的位平面。在丢弃后者之后,剩余的位平面图像可以最佳地确定通常与确定收缩压和舒张压相关的血流。

[0065] 机器学习方法(例如长短期记忆(LSTM)神经网络,或合适的替代方案,例如非线性支持向量机)和深度学习可用于评估受试者存在血红蛋白变化的常见时空模式。机器学习过程涉及使用沿着时间维度的每个位平面的每个像素中的比特值来操纵位平面矢量(例如,24个位平面×30fps)。在一个实施例中,该过程需要减少和添加每个位平面以最大化该

时间段内所有ROI中的信号差异。在某些情况下,为了获得可靠和稳健的计算模型,整个数据集可以分为三个集:训练集(例如,整个受试者数据的80%)、测试集(例如,整个受试者数据的10%),以及外部验证集(例如,整个受试者数据的10%)。时间段可以根据原始数据的长度(例如,15秒、60秒或120秒)而变化。可以以像素方式执行减少或添加。现有的机器学习算法、长短期记忆(LSTM)神经网络或其合适的替代方案用于有效地获得关于精度方面的差异改善的信息,该位平面提供最佳信息,以及这不涉及特征选择。长短期记忆(LSTM)神经网络允许我们执行组特征选择和分类。下面更详细地讨论LSTM机器学习算法。从该过程,获得要从图像序列中分离以反映HC中的时间变化的位平面集,用于确定血压。

[0066] 为了提取面部血流数据,当摄像机103正在拍摄受试者时,提取每个受试者的面部图像的每个像素上的面部HC变化数据作为时间的函数。在一些情况下,为了增加信噪比(SNR),可以将受试者的面部划分为多个感兴趣区域(ROI)。该划分可以根据例如受试者的差异基础生理学,例如通过自主神经系统(ANS)调节机制。以这种方式,可以平均每个ROI中的数据。可以使用面部跟踪软件手动选择或自动检测ROI。然后,机器学习模块112可以平均每个ROI中的数据。然后,该信息可以形成训练集的基础。作为示例,系统100可以通过随时时间观察(或绘制)所选择的ROI HC强度值的所得时间配置(例如,形状)来随时间监测由所选ROI包含的稳定HC变化。在一些情况下,系统100可以通过随着时间的推移观察(或绘制)空间扩散(ROI之间的HC配置)来监视跨越多个ROI的更复杂的迁移HC变化。

[0067] 因此,可以获得任何受试者的视频序列并将从所选位平面提取的HC应用于计算模型以确定通常与收缩压和舒张压相关的血流。对于具有血流变化和强度波动的长时间运行的视频流,可以报告依赖于基于移动时间窗口(例如,10秒)的HC数据的估计和强度分数随时间的变化。

[0068] 在使用长短期记忆(LSTM)神经网络的示例中,LSTM神经网络包括至少三层细胞。第一层是输入层,它接受输入数据。第二(可能是附加的)层是隐藏层,其由存储器单元组成(参见图5)。最后一层是输出层,它利用逻辑回归基于隐藏层生成输出值。

[0069] 如图所示,每个存储器单元包括四个主要元件:输入门、具有自回归连接的神经元(与其自身的连接)、忘记门和输出门。自回归连接的权重为1.0,并确保在禁止任何外部干扰的情况下,存储器单元的状态可以从一个时间阶跃到另一个时间阶跃保持恒定。这些门用于调节存储器单元本身与其环境之间的相互作用。输入门允许或防止输入信号改变存储器单元的状态。另一方面,输出门可以允许或防止存储器单元的状态对其他神经元产生影响。最后,忘记门可以调制存储器单元的自回归连接,允许单元根据需要记住或忘记其先前的状态。

[0070] 下面的等式描述了如何在每个时间阶跃 t 更新存储器单元的层。在这些等式中:

[0071] x_t 是时间 t 的存储单元层的输入阵列。在我们的应用中,这是所有ROI的血流信号

[0072] $\vec{x}_t = [x_{1t} \ x_{2t} \ \dots \ x_{mt}]$

[0073] $W_i, W_f, W_c, W_o, U_i, U_f, U_c, U_o$ 以及 V_o 是权重矩阵;以及 b_i, b_f, b_c 以及 b_o 是偏差向量

[0074] 首先,我们计算输入门的值 i_t ,以及时间 t 存储单元状态的候选值 $\tilde{c}_t$:

[0075] $i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i)$

[0076]
$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c)$$

[0077] 其次,我们计算在时间t的存储单元的忘记门的激活值 f_t :

[0078]
$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f)$$

[0079] 若已知输入门激活值 i_t 、忘记门激活值 f_t 和候选状态值 $\tilde{C}_t$,我们可以计算出时间t的存储单元的新状态 C_t :

[0080]
$$C_t = i_t * C_t + f_t * C_{t-1}$$

[0081] 利用存储器单元的新状态,我们可以计算其输出门的值,并随后计算其输出:

[0082]
$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + V_o C_t + b_o)$$

[0083]
$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

[0084] 基于存储器单元的模型,对于每个时间阶跃的血流分配,我们可以计算存储器单元的输出。因此,从输入序列 $x_0, x_1, x_2, \dots, x_n$,LSTM层中的存储器单元将产生代表序列 $h_0, h_1, h_2, \dots, h_n$ 。

[0085] 目标是将序列分类到不同的情况。逻辑回归输出层基于来自LSTM隐藏层的代表序列生成每个情况的概率。时间阶跃t概率的向量可以通过以下公式计算:

[0086]
$$p_t = \text{softmax}(W_{\text{output}} h_t + b_{\text{output}})$$

[0087] W_{output} 为从隐藏层到输出层的权重矩阵,并且 b_{output} 是输出层的偏差向量。具有最大累积概率的情况将是该序列的预测情况。

[0088] 机器学习模块112使用由TOI模块110确定的每个感兴趣区域(ROI)的局部血流局部体积浓度随时间的动态变化来确定血压。由机器学习模块112使用的基于来自TOI模块110的HC变化数据的血压测量方法利用先生成的特定机器训练过的计算模型,结合来自受试者测量到的血流的动态观察到的行为的特征连续实时抽取,以产生受试者血压的预测估计值。

[0089] 机器学习模块112的机器学习的迭代过程允许在如本文所述的作为训练输入呈现的提取的生物信号与作为输出估计的所得的收缩压(SBP)和舒张压(DBP)之间生成概率映射或多维传递函数。为了训练机器学习模块112,利用来自多个人类受试者的TOI数据的系统收集,所述人类受试者优选地满足特定人口研究的某些分层标准。

[0090] 在机器训练周期期间,通过机器学习模块112,在受控环境下并且伴随着“基础实况”信息(如本文所述)收集多个受试者的TOI视频。优选地,多个受试者覆盖多种年龄、性别、种族、怀孕性等的多样性谱。优选地,多个受试者具有从低血压到高血压的各种血压状况。随着受试者多样性的增加,机器学习模型可以用逐渐增强的稳健性进行训练。

[0091] 机器学习模型是根据监督的训练过程生成的,其中收缩和舒张数据点的“基础实况”血压标记为目标情况,并且轮流呈现各种训练示例。通过本文描述的技术从受试者数据集准备训练样本。这些技术利用先进的数据科学机器学习架构,如多级感知器和深层(分层)神经网络,它们能够“解密”来自大型数据集的非显而易见的关系,从而产生预测结果。在某些情况下,这些模型的血压估计值的准确性与训练数据集的数量和质量成线性比例。

[0092] 参照图2,示出了用于非接触式确定血压的方法200的流程图。

[0093] 在一些情况下,为了提高关于血流数据(作为输入)和血压估计(作为输出)之间的关系的机器学习模型的准确性,并且为了减少到达训练收敛的时间,方法200可以利用领域

知识以此提高输入数据质量。这样的领域知识可以包括由配置模块120收集的输入数据的某些属性、质量或特征,这可能导致增加输入和输出之间的关系的准确性;例如,收缩压上升时间、收缩压峰值幅度、重搏切迹幅度、重搏切迹时间和脉压。从输入数据中提取这样的领域知识并在迭代训练过程中将其提供到机器学习模型中,机器学习模型的训练可以被某些属性,质量或特征夸大,从而使机器学习训练的准确性可以从领域知识的包含中受益。在块202处,如本文所述,通过TOI模块110使用皮肤光学成像从视频提取面部血流,用于在面部上的限定的感兴趣区域(ROI)处的局部体积浓度。另外,TOI模块110记录这种局部体积浓度随时间的动态变化。

[0094] 在一个示例中,面部可以被划分为“m”个不同的感兴趣区域。在这种情况下,将有“m”个单独的ROI信号,每个信号处理从面部图像中提取的独特信号。这些“m”个ROI信号的组别统称为ROI信号组。

[0095] 图6示出了由TOI模块110针对特定ROI输出的作为时间的函数测量的示例性信号。如图所示,申请人有利地认为,从TOI模块提取的信号至少部分地类似于从动脉内血压监测器获取的示例性信号,如图7所示。在这种情况下,虽然TOI信号可能比从动脉内血压监测器提取的信号稍微嘈杂,但是可以提取信号的相关特征并因此用于训练机器学习模型;例如,诸如收缩压摄取602、收缩压峰值604、收缩压下降606、重搏切迹608和舒张期径流610之类的特征。

[0096] 在块204处,来自每个ROI的血流量数据由信号处理模块114处理。来自每个ROI的血流量数据可以视为独立信号并通过相应的处理路径进行路由。以这种方式,多个ROI各自生成信号,这些信号由信号处理模块114使用数字信号处理(DSP)技术独立地同时处理。TOI模块110生成叠加在面部图像上的量‘m’唯一定义的ROI,其边界优选地在区域中不重叠。在其他情况下,ROI边界可能重叠。

[0097] 在块206处,滤波器模块116分析在从信号处理模块114接收的图像频谱上的“n”个单独定义的频率通带。通过利用具有“带通”(BPF)特性的窄带数字滤波器来测量每个通带内的光谱能量。每个所得的带通信号称为“BPF信号”或“BPF实例”。以这种方式,每个带通滤波器实现由清晰定义的低频和低频规范组成的通带,其中增益(在通带范围内)优选地远大于提供的衰减(在通带范围之外)。

[0098] 滤波器模块116将每个BPF信号构造为单独的12阶椭圆数字滤波器。每个滤波器优选具有相同的带通启动/停止和增益/衰减特性,但配置的启动/停止“边缘”频率不同。滤波器模块116有利地使用该高阶滤波器架构来平衡对具有最小相位失真的陡滚幅度特性的要求。在某些情况下,通带“启动”频率是可配置的。在某些情况下,每个BPF的通带范围(跨度)固定为0.1Hz;例如,意味着“结束”频率将计算为“启动”频率加0.1Hz。

[0099] 在一些情况下,在块208处,组合模块118组合‘n’个离散BPF实例的集。通过这种方式,可以通过为每个BPF实例分配逐步增加的“启动”频率来覆盖大的连续频率范围。因此,每个BPF信号可以在面部图像可用频谱的一部分上操作。为BPF“启动”频率的渐进分配的部署可以确保大致完全覆盖频谱;例如,在0.1Hz和6.0Hz之间,粒度为0.1Hz,总共产生60个BPF实例。

[0100] 如上所述,总数量为“m”的每个ROI信号将具有总数量为“n”的BPF信号的局部指定的BPF集,以划分和处理ROI信号的频谱。窄带滤波器的这种聚合统称为“滤波器组”。

[0101] 在一些情况下,在块210处,配置模块120分解在多个ROI上获取的ROI信号,以生成多维频率配置(也称为幅度配置)和相位配置(也称为时间配置或速率配置)。机器学习模块112将幅度配置和时间配置作为特征(输入)用于机器学习模型。该“特征工程”可以有利地用于通过增加用于区分确定血压的有用输入数据来增强机器学习训练过程的有效性。因此,在估计血压时具有更高的准确度。

[0102] 在本实施例中,由配置模块120确定的领域知识可以包括幅度配置以增强血流输入数据的属性。在幅度配置的情况下,申请人已经确定血流数据(每个ROI)上的频率信息的分配对于血压值的估计具有重要性。这样,如下所述,在这种情况下使用固定的数字滤波器组,执行每个ROI的频谱分析。数字滤波器的信号提供时域信号的实时频谱;在每帧上,与执行快速傅里叶变换(FFT)相当。使用数字滤波器的一个预期优点是创建‘n’个独立频率滤波流,可以独立地操作和/或路由以构建机器学习模型。然后将分析提供给机器学习模型以提高估计血压输出值的准确性。

[0103] 在本实施例中,由配置模块120确定的领域知识还可以包括提供给机器学习模型的血流输入数据的速度或速率,以提高估计血压输出值的准确度。在某种情况下,包括搏动信号的集合的搏动配置可用于量化血流输入数据的速度。搏动信号是基于多普勒效应或干涉效应的运动检测技术。具有完全相同频率的两个搏动信号在相乘时将具有零赫兹(差)搏动信号。搏动信号的频率与两个基本信号之间的“差异”成线性比例。以这种方式,当接收并相乘两个任意信号时,得到的信号将是两个输入频率的差(减法)。然后将频率差转换为运动或速度。

[0104] 如上所述,搏动信号可用于导出一个ROI血流信号相对于另一个ROI血流信号的运动指示;其中所得搏动信号的频率与血流速率差成比例(称为外差效应)。可以针对一些或所有其他ROI为每个ROI创建搏动矢量(消除任何冗余对);由此,这组搏动矢量可以认为是时序配置。在某些情况下,可以以固定间隔不断更新时序配置。因此,时序配置可以表示基于血流速率差的总体复杂干涉图。因此,可以将时序配置提供给机器学习模型以强调血流速率,以便提高估计血压输出值的准确度。

[0105] 幅度配置包括‘n’个离散点,其跨越从分析的光谱的低端到高端的范围。通过创建单个求和点 $F(i)$ 由配置模块120生成幅度配置,其中‘i’表示与频率阶跃‘i’相关联的总量‘m’个BPF输出的总和的频率阶跃或位置索引。每个幅度点 $F(i)$ 表示跨“m”个单独ROI求和的窄带频谱能量的量度。

[0106] 配置模块120从数量‘s’切片构造时序配置‘P’,每个 $P(s)$ 切片表示与频率阶跃‘i’相关联的总量‘m’个BPF输出的所有可能对组合的总和。在某些情况下,减少潜在配对以消除冗余组合。

[0107] 在一些情况下,在块212处,将对组合或剩余的唯一对组合路由到表示索引‘k’处的乘法结点的乘法模块122,以创建新的‘heterodyne’输出信号 $H(i,k)$,这是通过来自不同输入的信号相乘确定的。对于每个频率阶跃‘i’,‘k’索引将跨越通过 $((m \times (m-1))/2)$ 个总结点。因此, $P(s)$ 表示给定阶跃‘i’的 $H(i,k)$ 的总和。总共存在输出信号 $H(i,k)$ 的数量‘n’个切片,以覆盖BPF滤波器的整个频谱。

[0108] 在一些情况下,在块214处,滤波器模块116还通过低通滤波器(LPF)处理‘P’配置。以这种方式,滤波器模块116可以移除在外差变化中产生的边带,同时提供对由信号配对所

得的“搏动”信号能量的量化测量。

[0109] 在一些情况下,机器学习模块112可以利用由幅度配置和频率配置提供的时间(时间变化)特征的选择性配置,例如由训练者配置的那些,以单独创建训练过的模型,每个模型强调不同的训练特点。如本文所述,这些数字衍生的特征也可以与由TOI血流数据确定的一个或多个生理生物信号组合;例如,心率、迈耶波、呼吸或呼吸周期、其他低或超低频动脉振荡,这些是自然发生的并且连续存在于受试者内的,等等。

[0110] 如上所述,在先前机器训练过程期间以及在后面血压估计中,可以利用过滤器模块116输出的特征和来自TOI血流的恢复的生物信号(生理信号)两者,如本文所述。

[0111] 在块216处,输出模块126经由机器学习模块112的训练过的模型将收缩压(SBP)和舒张压(DBP)的估计输出到输出设备102。在一些情况下,输出模块126在块218处可以另外将补充输出输出到输出设备102。在某些情况下,补充输出可以是平均的(平均的)SBP和平均的(平均的)DBP的估计输出。在某些情况下,补充和独立输出可以是脉冲压力(PP),它是SBP和DBP之间的差。例如,这些补充输出值可用于为收缩压(SBP)和舒张压(DBP)的估计值中的动态变化提供验证点(或限制);例如,区分受试者血压的快速(急性)变化与长期(慢性)血压测量。

[0112] 因此,用于非接触式确定血压的方法200使用机器学习来确定SBP和DBP的估计值。这里描述的迭代训练的机器学习方法对血流原始数据输入和估计的血压输出之间的复杂关系进行“编码”。编码具有与显著多维传递函数的系数对应的多个权重矢量。

[0113] 这里描述的机器训练过的模型使用包括已知输入(例如,TOI血流数据)以及SBP和DBP值的已知输出(基础实况)的训练示例。由机器学习模型近似的关系是TOI血流数据到SBP和DBP估计值;因此,这种关系通常是复杂和多维的。通过迭代机器学习训练,可以将这种关系输出为权重和/或系数的矢量。训练过的机器学习模型能够使用这样的矢量来近似TOI血流输入和血压估计输出之间的输入和输出关系。

[0114] 在机器学习模型中,幅度配置 $F(i)$ 将TOI输入数据流变换为频域值,而(在某些情况下,同时)时序配置 $P(i)$ 将相同的TOI输入数据流变换为差分、或“搏动”、数据流对之间的信号。在一些情况下,幅度配置 $F(i)$ 可以由数字滤波器组生成(变换)。在这种情况下,接收TOI时序输入信号,并将输出产生到单独的频率“箱”中。以上称为变换,因为它在每个帧上执行快速傅立叶变换(FFT)的效果相当。这种方法是有利的,因为除了可以独立地操纵或路由每个输出流之外,执行时域数字滤波器要简单得多。在其他情况下,可以使用硬件实现来生成幅度配置 $F(i)$ 而不是数字滤波器组。例如,使用基于场可编程门阵列(FPGA)FFT模块的硬件。在某些情况下,来自数字滤波器组的每帧输出与相同数字输入信号的每帧FFT输出相当。

[0115] 可以将频域值和搏动信号提供给机器学习模型以进一步细化模型,从而提供用于估计SBP和DBP的增强的准确度。

[0116] 图8示出了本文描述的实施例的示例性图。TOI模块110从摄像机接收人类受试者的图像集802。使用机器学习模型,TOI模块110在图像集802上执行位平面分析804以对每个ROI达成TOI信号806。在一些情况下,为了增加确定血压的准确性,TOI模块110可以针对每个ROI对每个TOI信号执行特征提取808以馈送到机器学习模型中,如本文所述。特征提取808可以包括例如确定信号的波形形态特征;例如,波的水平(时间)和垂直(HC)特征、信号

的派生物等。特征提取808还可以包括,例如,确定信号的频域特征;例如,信号的傅里叶级数的幅度和相位等。特征提取808还可以包括,例如,确定信号的生理生物信号特征;例如,心率、迈耶波、呼吸等。特征提取808还可以包括,例如,基于信号确定血流速度。在一些情况下,人类受试者的人口统计810(例如,性别、年龄、身高、体重等)可用于通知特征提取808。然后,机器学习模块112可以基于每个ROI的位平面数据806,在一些情况下结合特征提取808,训练机器学习模型812,以确定血压数据。机器学习模型可以是,例如,卷积神经网络(CNN)、深度神经网络(DNN)、多层感知器(MLP)等。在某些情况下,训练的准确性可以由基础实况数据814辅助;例如,使用例如动脉内血压监测器在人类训练受试者上测量的收缩/舒张血压。使用训练过的机器学习模型,可以确定特定人类受试者816的血压。

[0117] 在进一步的实施例中,可能会使用指向或直接附接到任何身体部位(例如手腕或前额)的皮肤上的光学传感器,其形式为手表、腕带、手带、衣服、鞋类、眼镜或方向盘。从这些身体区域,系统还可以提取血流数据以确定血压。

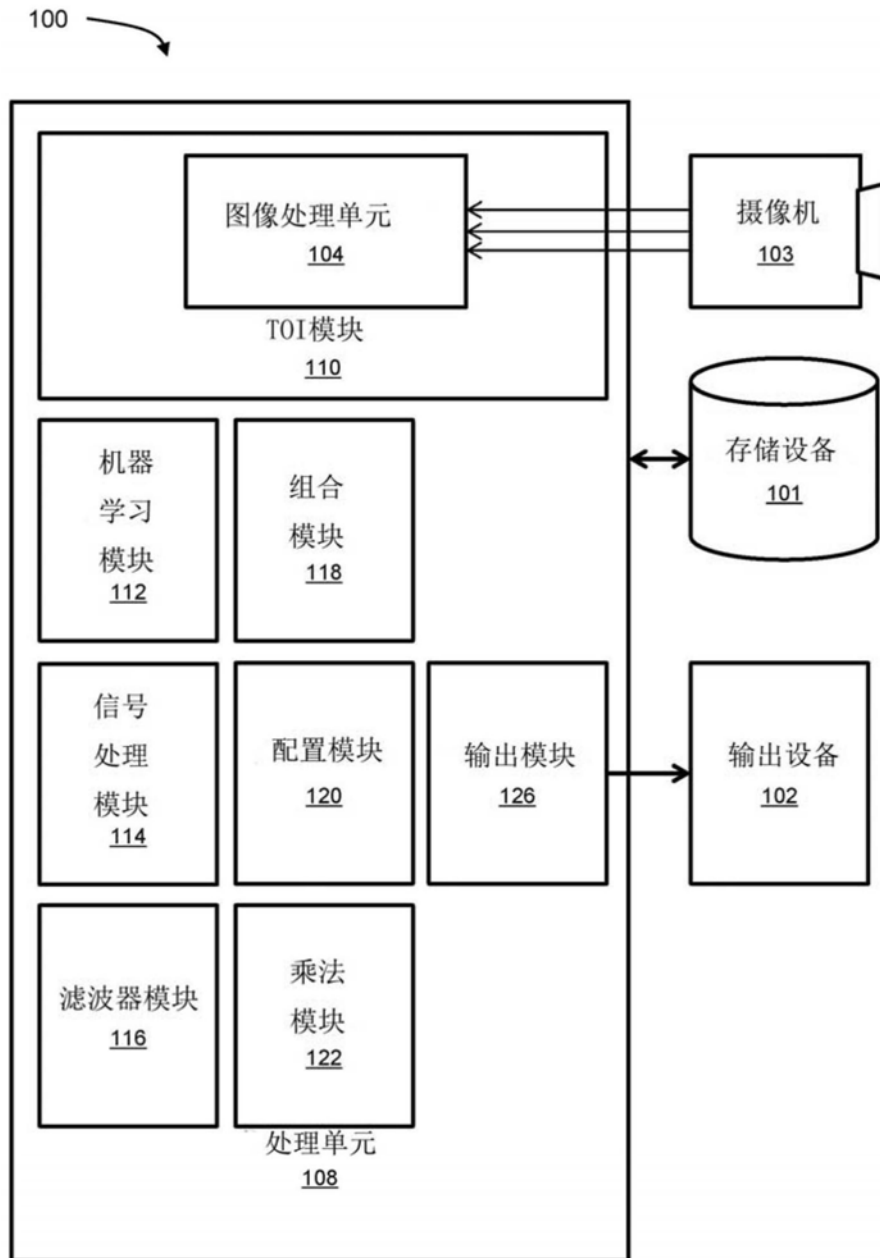
[0118] 在更进一步的实施例中,系统可以安装在机器人及其与人类相互作用的变形(例如,人形机器人、类人机器人)中,以使机器人能够检测机器人正在与之交互的人的面部或其他身体部位上的血压。因此,配备有皮肤光学成像能力的机器人读取人的血压以增强机器-人类的相互作用。

[0119] 上述系统和方法可以应用于多个领域。在一个实施例中,系统可以安装在智能手机设备中以允许智能手机的用户测量他们的血压。在另一个实施例中,该系统可以设置在位于医院房间中的摄像机中,以允许医院工作人员监视患者的血压而不会因为必须将设备附着到患者身上而引起患者的不适。

[0120] 在进一步的实施例中,该系统可以设置在警察局和边境站中以用于在询问期间监测嫌疑人的血压。在更进一步的实施例中,该系统可用于营销以在消费者面对特定消费品时看到消费者的血压变化。

[0121] 其他应用可能会变得明显。

[0122] 尽管已经参考某些特定实施例描述了本发明,但是在不脱离所附权利要求中概述的本发明的精神和范围的情况下,本领域技术人员将清楚其各种修改。上述所有参考文献的全部公开内容均以引用方式并入本文。



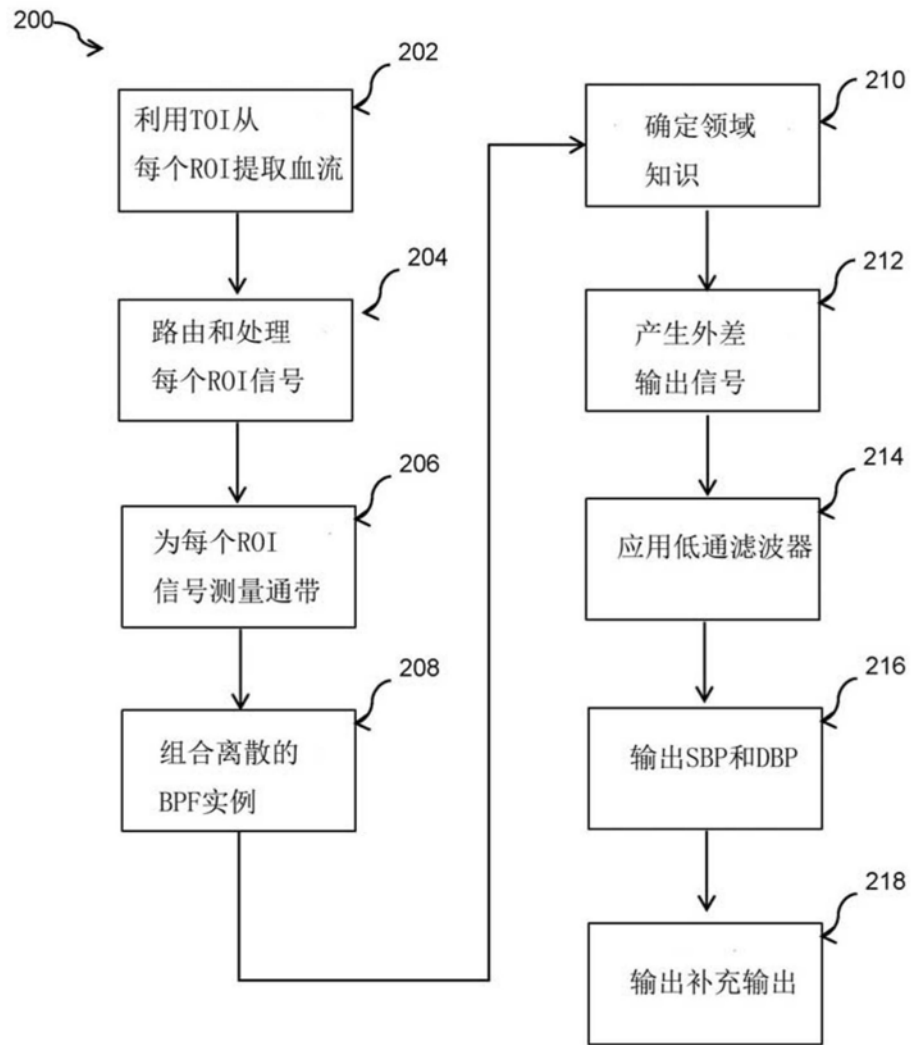


图2

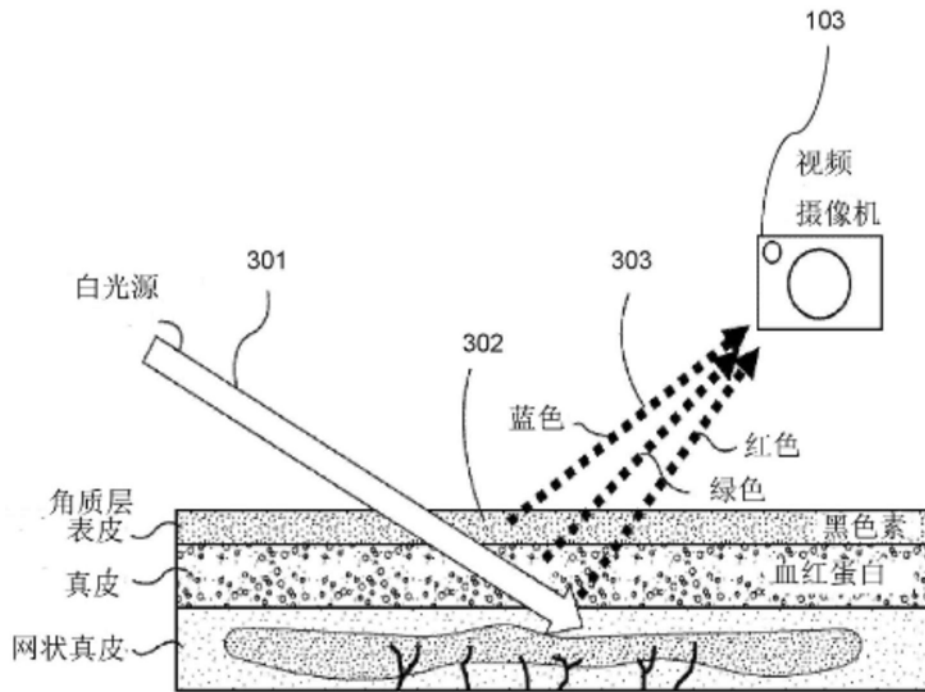


图3

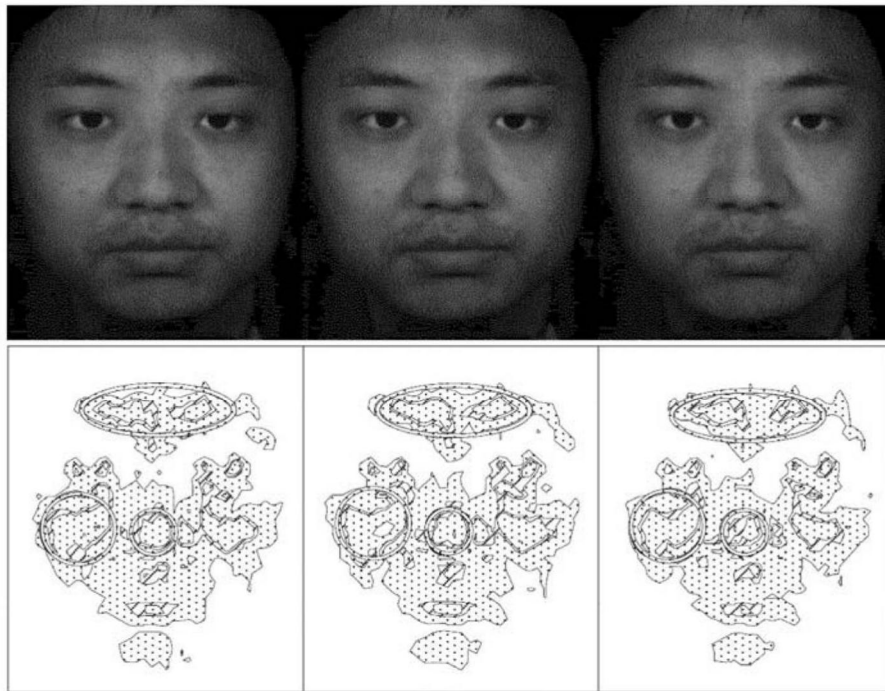


图4

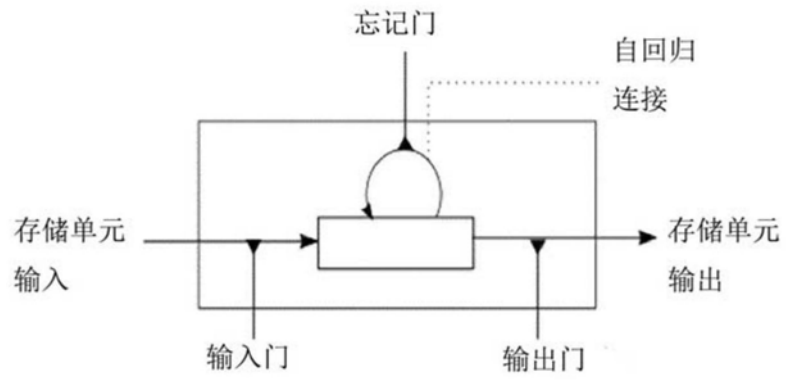


图5

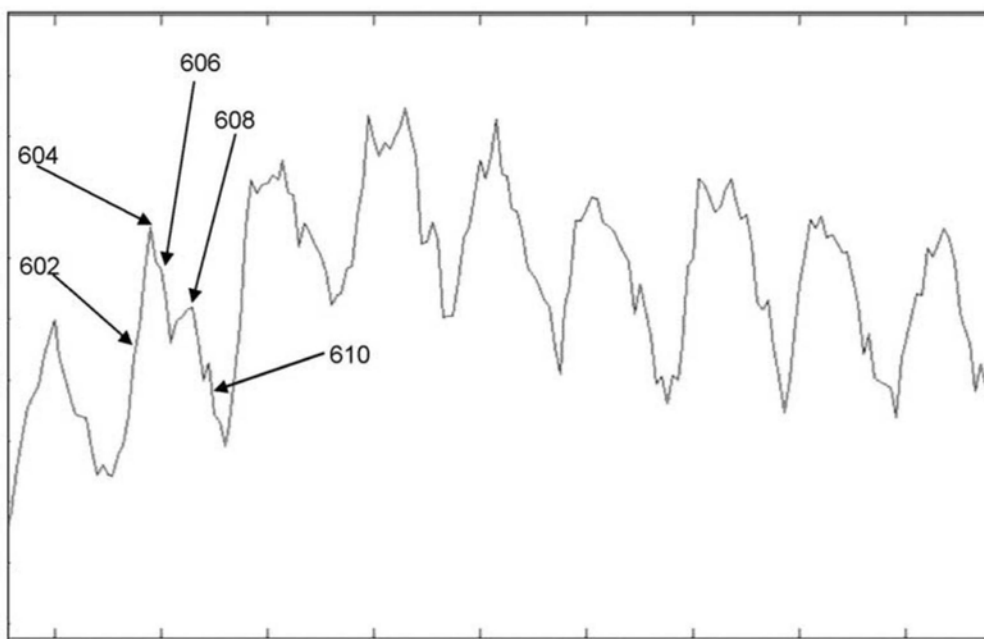


图6

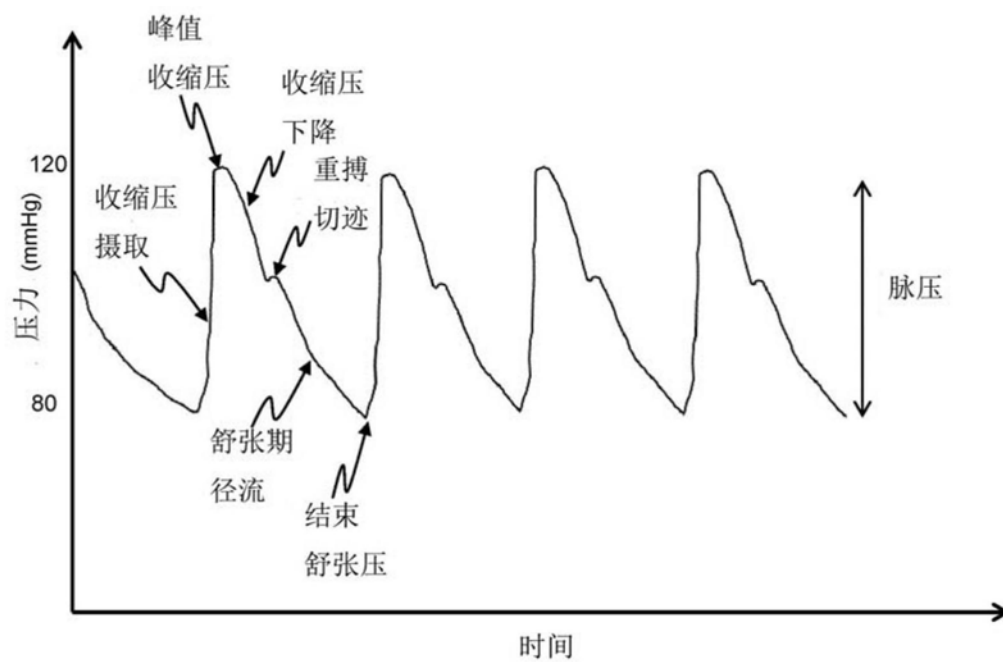


图7

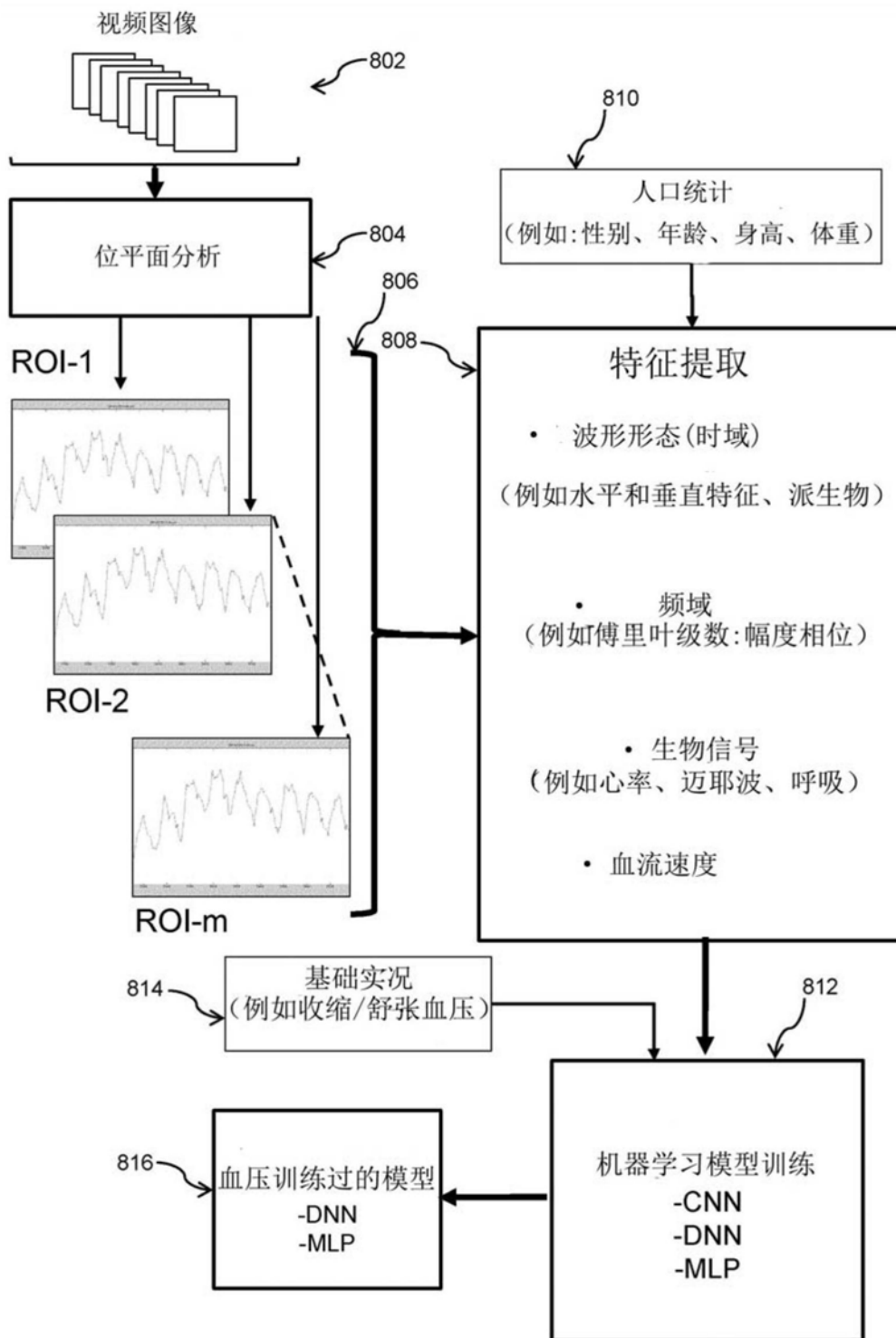
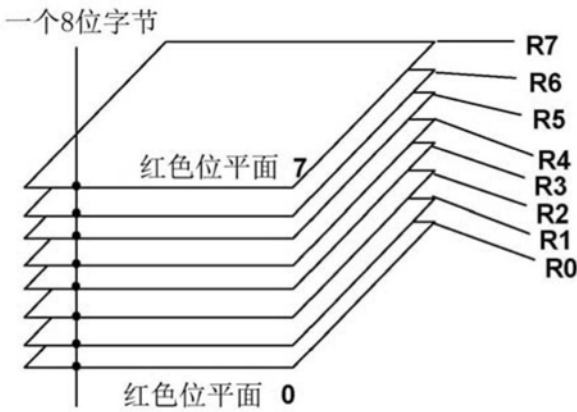
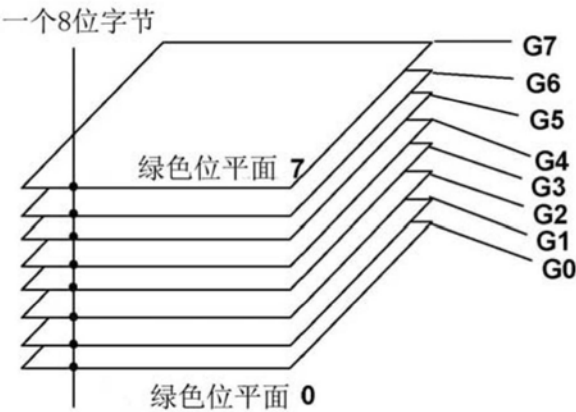


图8

红



绿



蓝

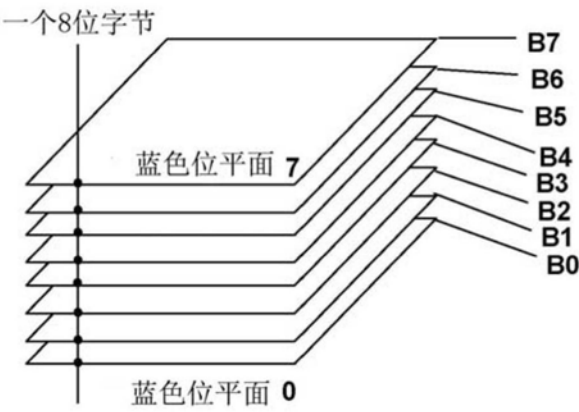


图9

专利名称(译)	用于非接触式确定血压的系统和方法		
公开(公告)号	CN110191675A	公开(公告)日	2019-08-30
申请号	CN201780083795.9	申请日	2017-12-19
[标]发明人	K李 P莱维		
发明人	K·李 E·卡巴科夫 P·莱维		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0205 A61B5/021 A61B5/026 A61B5/145 A61B5/1455 G16H40/63 G16H50/30 G16H50/20		
CPC分类号	A61B5/0037 A61B5/0205 A61B5/021 A61B5/024 A61B5/026 A61B5/0261 A61B5/0816 A61B5/145 A61B5/1455 A61B5/14551 A61B5/725 A61B5/7267 A61B5/7278 G16H40/63 G16H50/20 G16H50/30		
代理人(译)	金辉		
优先权	62/435942 2016-12-19 US		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种用于非接触式确定血压的系统和方法。该方法包括：接收捕获图像序列；使用训练过的血红蛋白浓度(HC)变化机器学习模型确定来自捕获图像序列中表示受试者的HC变化的位平面集的比特值；确定血流数据信号；提取与确定血压相关的一个或多个领域知识信号；建立用血压训练集的训练过的血压机器学习模型，血压训练集包括一个或多个预ROI的血流数据信号和一个或多个领域知识信号；使用用血压训练集训练的血压机器学习模型确定血压的估计值；并输出血压的确定值。

