通过定时机电互证降低虚警的多传感器融合

Zixuan Fu，*IEEE* 学生会员，Anthony Raffaele，*IEEE* 学生会员，以及 Unnikrishna Pillai，*IEEE* 会士

arXiv:2611.29025v1 [eess.SP] 21 Nov 2026

摘要—医生会将临床心电图与其他观察结果进行核对。可穿戴监测仪没有医生。本文表明，佩戴在心电图传感器旁的机械信号传感器可以承担这项核对工作，而添加适当的传感器还能进一步降低误报。只有当机械收缩在针对佩戴者学习到的延迟之后出现时，才接受该心搏。将心搏形态的伪影注入静息和运动记录后，几乎每次都通过了单独使用心电图的检测。将心震图或心音图作为第二通道，可排除大多数伪影，同时保留几乎所有真实心搏；静息时效果显著，运动期间效果则较有限。将机械信号在时间上移位后，这种收益便消失了。检测准则根据新增传感器响应中无法由现有传感器预测的部分，为该传感器评分。在四个传感器中，该评分对传感器组合的排序与实测误报率一致。采用其选出的两个传感器后，6.2% 的伪影通过检测，同时保留了 95% 的真实心搏，误报率是表现最佳的单个传感器的一半。在低成本微控制器上使用整数运算时，检测器做出的判定与软件相同。这些误报率来自注入的伪影，而非患者身上的实际警报。自然运动和临床事件仍有待测试。

索引词—机电互证、嵌入式处理、虚警降低、多传感器融合、可穿戴健康监测。

I. 引言

心电图之所以在诊所备受信赖，是因为它从来不会被孤立地判读。患者静卧不动，电极放置妥当并经过检查，医生会结合房间里的其他一切来判断每个波群：手指下的脉搏、听诊器里的声音，以及患者的外观。医生提供了佐证。心电图迹线上看似心搏的伪影会被排除，因为没有其他信号与之吻合。可穿戴监测仪没有医生陪伴。它在运动的身体上携带一条导联，并由算法接受任何具有心搏能量和形态的信号。运动、接触不良和模态特异性伪迹都可能让单一通道呈现异常，而实际生理状态并无异常。即使在床边，

在信号干净得多的情况下，仅凭心电图也会频繁触发误报，因此如何抑制误报仍是一项公开基准挑战 [7]。频繁的警报会导致用户将其静音或忽略，这种问题称为警报疲劳 [3], ，同样的风险也会随着个人感测进入日常护理场景 [1], [2]。

稿件提交于2026年。本研究未获得外部资助。作者任职于纽约大学坦登工程学院电气与计算机工程系，美国纽约州布鲁克林11201（电子邮箱：zf2375@nyu.edu；ar6568@nyu.edu；up240@nyu.edu）。Z. Fu 为研究实习生；A. Raffaele 为本科生。

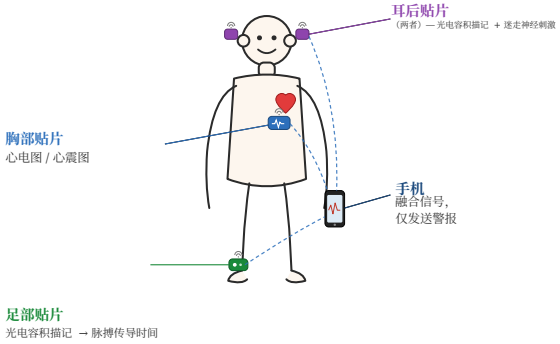


图1：拟议的以手机为中心的可穿戴架构。本研究通过实验验证胸部电信号与机械信号通道配对及手机端融合的概念。远端脉搏和耳后部位是架构扩展方案，本文未对其进行实验验证。

本文旨在用传感器和融合取代医生的交叉验证。与心电图并置佩戴的机械通道，能够提供医生的手指和听诊器所提供的信息：真实心搏会产生、而电信号伪迹不会产生的独立响应。将该通道与心电图融合可降低误报率。融合互补通道能进一步降低误报率，而检测准则则决定应添加哪些通道。医生自身的融合方式体现了本方法借鉴的两项原则。医生读取心电图、聆听心脏、触摸脉搏，并且只有在这些观察结果一致时才相信诊断结果。每种仪器都有各自的失效方式，因此，多项观察一致比任何单一读数都更有说服力。为了定位心脏杂音，医生还会在心脏瓣膜处聆听，再将听诊器移至附近位置单独听取背景音，并凭耳朵将背景音减去。两个位置共有的声音会相互抵消。同时佩戴的两个传感器也能以相同方式抵消共同干扰，无需移动。

在床旁监测中，融合多个通道以排除虚假事件由来已久。动脉压力波形可抑制重症监护中的虚假危急心电图（ECG）警报 [4], ，心电图信号质量指数则可减少虚假心律失常警报 [5]。PhysioNet/《Computing in Cardiology》2014 年和2015年的挑战赛为多模态心搏检测和

虚警降低提供了公开基准数据集 [6], [7]。一种常见策略是从信号质量较好的通道中获取每次心搏 [8]。如今，心震图等可穿戴机械信号也能在诊所以外提供类似的信息 [9]。本文的方法并不选择信号质量较好的通道，而是要求每个电事件都在针对受试者所学习到的延迟时间内得到机械事件的确认，并通过时间移位对照直接检验这种时序关系。在诊所以外，心脏急症往往只有在旁观者察觉后才会被发现。可穿戴监测仪能够更早发出警报，但前提是警报值得信赖。所提出的架构将融合部署在手机上（图1）。低成本传感器在本地采集数据，手机只转发经佐证后保留的事件，高采样率原始信号则保留在本地。本文未测量手机端部署和网络流量。此类监测仪会发出警报，而不会对佩戴者进行治疗。

如果电信号心跳候选事件之后，在受试者预期的机电延迟时间内出现机械收缩，那么该候选事件更有可能是真实的。我们使用三种公开的多模态资源和时间移位对照来检验这一主张：一种资源记录静息状态，一种记录运动状态，另一种同时记录四个机械传感器。第三种资源用于探究增加传感器能否进一步减少错误纳入。在测量任何工作特性曲线之前，先用检测准则回答这一问题。在高斯模型中，联合确认特征的偏转决定了给定检测概率下的虚警概率。因此，新增传感器的价值取决于其响应中现有传感器无法预测的部分。同一检测器还运行在一款资源受限程度远高于现代手机的微控制器上。在这项受控伪迹挑战中，注入的仅含心电图的瞬态信号没有生理时序对应的机械信号，因此时序佐证可以将其拒绝。这些实验检验三个相互关联的观点：第一，将生理时序用作佐证线索；第二，以偏转增量作为选择互补传感器的方法；第三，实现双通道门控的定点版本。

II. 应组合哪些传感器

每个候选事件都会针对每个机械传感器产生一个确认特征。对于 M 传感器，这些特征构成一个长度为 M的实向量 x ，上标星号表示转置。在假设 H_1 下，该事件是真实心搏；在 H_0 下，该事件是伪影。设 $m_0 = E[x \mid H_0]$ 为伪影下的特征均值， $\mu = E[x \mid H_1] - m_0$ 为真实心搏产生的均值偏移。中心化向量 $z = x - m_0$随后满足

$$\underline{z} = \theta\,\underline{\mu} + \underline{w}, \qquad \theta \in \{0, 1\}, \tag{1}$$

其中，在 $\theta = 1$ 下为 H_1 ，在 $\theta = 0$ 下为 H_0。扰动 w 是均值为零、协方差为 $M \times M$ $R = E[w\,w^*]$ 的高斯变量，在两种假设下均如此。对于具有共同协方差的两个高斯概率密度，对数似然比是线性的。因此，最强检验将 $T(z) = \mu^* R^{-1} z$ 与阈值 γ 进行比较。统计量 T 在两种假设下的方差均为 d^2 ，在 H_0 下均值为零，在 H_1下均值为 d^2 ，其中 $d^2 = \mu^* R^{-1} \mu$ 为偏转。令 Q 表示高斯尾概率，则虚警概率为 $P_F = Q(\gamma/d)$ 检测概率为 $P_D = Q(\gamma/d - d)$，因此

$$P_F = Q\big(d + Q^{-1}(P_D)\big). \tag{2}$$

在以下实验中，正常心搏的保留率代表 P_D ，而注入瞬态的准入率代表 P_F。二者都不是临床敏感度或临床误报概率。在该模型下，当保留率固定时，随着 d增大，准入率严格下降。因此，具有最大偏转的传感器集合，在该保留率下具有最低的预测准入率。定时机械特征具有较大的均值偏移，因为仅心电图瞬态在学习到的延迟处没有收缩。像时间移位对照那样以错误的延迟读取机械通道，会消除均值偏移，进而消除偏转。

新增传感器的价值可由同一数量得出。将传感器划分为已部署的集合 A 和候选传感器集合 C，其中

$$\underline{\mu} = \begin{pmatrix} \underline{\mu}_A \\ \underline{\mu}_C \end{pmatrix}, \qquad R = \begin{pmatrix} R_A & R_{AC} \\ R_{CA} & R_C \end{pmatrix}, \qquad R_{AC} = R_{CA}^*. \tag{3}$$

仅集合 A 的偏转为 $d^2(A) = \mu_A^* R_A^{-1} \mu_A$。定义未预测到的均值偏移 $\nu = \mu_C - R_{CA} R_A^{-1} \mu_A$ 和未解释的扰动协方差 $U = R_C - R_{CA} R_A^{-1} R_{AC}$，即 R中 R_A 的舒尔补。 R 的分块逆矩阵给出

$$d^2(A \cup C) = d^2(A) + \underline{\nu}^* U^{-1} \underline{\nu}. \tag{4}$$

候选传感器带来的增量为 $\Delta d^2 = \nu^* U^{-1} \nu \geq 0$。向量 ν 表示现有传感器无法通过对其扰动进行线性回归来复现的候选传感器均值偏移部分，而 U 表示它们无法解释的扰动部分。当且仅当$\mu_C = R_{CA} R_A^{-1} \mu_A$时，该增量为零。在此高斯模型中，这样的传感器即使单独使用时效果再强，也不会带来任何增益。对于两个扰动方差均为 1、扰动相关性为 ρ、均值偏移分别为 μ_1 和 μ_2的传感器，第二个传感器带来的增量为 $(\mu_2 - \rho\mu_1)^2/(1 - \rho^2)$。当两个传感器的扰动相同而信号不同时，增量最大，因为此时可以消除共同扰动。

图2绘出了第二个传感器的占比 $\Delta d^2/d^2$ 与ρ 之间的关系，涵盖四种比值 $r = \mu_2/\mu_1$。当 $r < 1$ 时，该占比在$\rho = r$处降为零，此时第二个传感器的均值偏移恰好等于第一个传感器的回归值。当 $r = 1$ 时，该占比等于（$1 - \rho$）/2。当 $r > 1$ 时，该占比始终不为零，其最小值 $1 - 1/r^2$ 出现在 $\rho = 1/r$ 处。对于每个 $r \neq 1$ ，随着 $\rho \to 1$，该占比趋近于1，因为可以减去两个传感器共有的扰动，从而显露出它们均值偏移之差。这一增量是变量组所携带额外判别信息的经典度量 [11]。将其应用于确认特征，可在测量任何工作特性曲线之前对候选传感器进行排序。当所有剩余传感器的增量都接近零时，传感器组便不再扩展。逐个传感器地构建传感器组，并不能保证找到给定规模下的最佳组合。当两个传感器单独作用时都较弱，但它们的扰动相关且均值偏移不同，则组合起来可能表现很强，图2中$\rho = 1$附近便显示了这一点。因此，下面的实验会评估每一种传感器组。

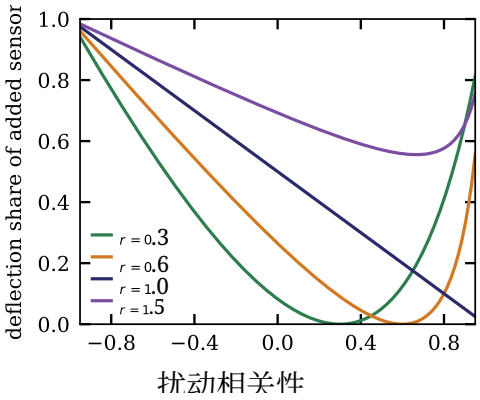


图2：在均值偏移比为 $r = \mu_2/\mu_1$ 0.3、0.6、1.0 和 1.5 时，双传感器偏转量中由第二个传感器贡献的比例与扰动相关性的关系。

相同的增量也决定了在固定虚警预算 P_{F0}下的检测性能。记 $d_A = d(A)$ 和 $q = Q^{-1}(P_{F0})$。扩展后的传感器组以概率 $Q\big(q - d(A \cup C)\big)$进行检测。对于较小的增量，$d(A \cup C) \approx d_A + \Delta d^2/(2d_A)$，且令 φ为标准高斯密度，

$$\Delta P_D \approx \varphi(q - d_A)\,\Delta d^2/(2d_A). \tag{5}$$

该结果仅对所述模型严格成立。真实心搏期间的运动可能不同于伪影期间的运动，因此两个类别协方差不一定相等。令 R_0 和 R_1 分别为 H_0 和 H_1条件下的扰动协方差，其平均值为$\bar{R} = \tfrac{1}{2}(R_0 + R_1)$。此时最优检验是二次检验，且不存在一个能确定其工作特性曲线的单一偏转量。

Bhattacharyya 距离

$$\beta = \tfrac{1}{8}\,\underline{\mu}^{*}\bar{R}^{-1}\underline{\mu} + \tfrac{1}{2}\ln\frac{|\bar{R}|}{\sqrt{|R_0|\,|R_1|}} \tag{6}$$

仍可用于对传感器组排序。在先验概率相等时，最优检验的错误概率至多为 $\tfrac{1}{2}e^{-\beta}$。对于 $R_0 = R_1 = R$，第二项为零，且 $\beta = d^2/8$。下文的加权检测器以 R 代替 R，从而保留β的第一项。对于下文的录音，该判据给出预测排序，而对各传感器组准入率的测量则用于检验这一预测。

阵列设计遵循相同的规则。在线性阵列中，差分共阵是阵元对之间不同间距的集合。它决定了阵列能够形成哪些空间相关性，重复的间距不会增加新的相关性。最小冗余阵列用较少的阵元，使共阵连续且重复尽可能少 [12]。借助协方差扩展，这种由 M 个阵元组成的阵列能够分辨比传统阵列 $M-1$ 个非相关信源更多的信源 [13]。一种构造性布置可使阵元数量的平方小于阵列孔径的三倍 [14]。嵌套阵列和互质阵列所能达到的不同间距数量，与阵元数量的平方同阶 [15], [16]。在成像中，差分共阵决定非相干成像，而和共阵决定相干成像 [17], [18]。几何结构决定共阵，而加权则从中选出一个点扩散函数 [17]。这里的传感器选择与加权也以同样的方式划分。所选传感器决定 μ 和 R，而权重$R^{-1}\mu$ 随后选择检测器。这里的指标是不同间距的数量，而此处的指标是偏转增量。在这两种情况下，只有当传感器能提供其他传感器无法提供的东西时，才应将其纳入。

III. 数据与评估方案

使用了三个公共资源。CEBS [19] 提供了20名静息状态志愿者的心电图、呼吸和心震图。EPHNO-GRAM [20] 提供了健康成年人在静息状态和运动期间的心电图与心音图。FOSTER [21], [22]提供了40名健康成年人的心电图、心震图、心音、两个力心动图传感器和呼吸数据，其中20人为女性。所有录音均为公开数据，并已去标识化，且是在原始研究获得伦理审批后采集的。作者未与参与者接触。除非下文多传感器段落另有说明，三者均采用相同的单通道设置。

记录：CEBS来自PhysioNet [28], ，提供其20条基础状态录音，每名志愿者一条，包含II导联和心震图（SCG）。这些是修正版发布中的a001至a020文件，因为当前版本中的b002至b020文件重复了音乐播放后的录音。EPHNOGRAM提供运动记录，其中心电图和心音图（PCG）的质量备注均以“Good.”开头。其中两条与其他记录逐样本重复，已将其移除，因此剩下来自12名受试者的23条、每条30分钟的记录（ECGPCG0029、0031–0034、0036、0042、0043、0047、0050、0053、0055、0056、0059–0062、0064–0069）。一条保留的记录带有备注“Good; Abnormal ECG.”。移除该记录后，运动结果的变化小于半个百分点。所有通道均通过抗混叠滤波器抽取至500 Hz，心音图则为2000 Hz，并以整数单位保存。因此，软件和微控制器接收完全相同的数据流。FOSTER提供全部40条记录，包含II导联、心震图、心音以及两个力心动图传感器。每条记录持续约7分钟，在坐姿下采集，并以短暂的吸气暂停和呼气暂停结束。两个力心动图传感器均为压电式，其中一个采用锆钛酸铅（PZT），另一个采用聚偏二氟乙烯（PVDF）。其五个通道均从10 kHz抽取至500 Hz，包括心音通道。

检测器：心电图检测器采用 Pan and Tompkins [10] 的设计。心电图信号经因果二阶滤波器进行 5–20 Hz 带通滤波后，依次进行差分、平方，并在 80 ms 的窗口内取平均。当能量的局部最大值高于动态噪声水平与动态信号水平之间距离的四分之一，且与前一次心搏的间隔超过 200 ms 时，即将其判定为一次心搏。信号水平初始化为前 5 s 能量第99百分位数的一半，噪声水平初始化为其十分之一。此后，每接受一次心搏或拒绝一个候选峰值，两个水平都会朝该值移动八分之一。R波时间是能量峰值之前的带通滤波值中的最大值对应的时间。机械特征是带通滤波后的信号经全波整流后在 20 ms 窗口内取平均。心震图和两个力心动图传感器的频带为 5–40 Hz，心音的频带为 20–150 Hz。

校准与评分：在每条记录的前 40 s 内学习机电延迟。对于该

片段中的每次心搏，在 250 ms 内寻找从 R 波时间到最大机械值的延迟；如果前 40 s 的 RR间期中位数低于 500 ms，则在 150 ms 内寻找。延迟取这些延迟的上中位数，确认窗口为延迟 ± 40ms。参考幅度取该窗口内机械峰值的上中位数。心电图滤波器的延迟大于机械滤波器，因此学习得到的延迟比生理延迟约短 20 至 30 ms。40 s 后，当电事件对应窗口内的机械峰值至少达到参考值的 k 倍时，该事件纳入。将k 从 0 扫描至 0.8，即可绘制工作特性曲线。

伪影挑战：仅在心电图中注入瞬态信号，机械通道始终不受干扰。每个瞬态信号都是一个类 QRS 双相高斯导数脉冲，持续 80 ms，峰值振幅为该记录中位 R 波振幅的 0.75 倍。在 40 s 之后，随机选取 20% 的 RR 间隙放置一个脉冲，其中心与两侧心搏的距离至少为 250 ms，并为每条记录使用固定的随机种子。该瞬态信号专门设计为可被单通道心电图检测器接受，因此仅心电图的结果构成衡量佐证效果的基线。由干净心电图检测到的心搏构成参考集。保留率是参考集中心搏被纳入的比例。准入率是注入的瞬态信号被纳入的比例。两者均采用 60 ms 的匹配容差。在 CEBS 中，以数据库自身的心搏标注为基准测得的保留率，与以检测器为基准测得的保留率相同，因此该基准不会偏袒检测器。EPHNOGRAM 没有心搏标注，其保留率以检测器对干净心电图的输出为基准测量。置信区间通过对受试者而非心搏进行重抽样计算，共进行 2000 次自助法抽样。

时间移位对照：对照在电事件发生 20 秒后（即许多次心搏之后）读取机械特征，使用相同的窗口和参考点。第二通道保持激活状态，但生理时间关系已被破坏。每条记录最后 20 秒不计入评分，因此融合检测器和对照对相同的事件进行评分。

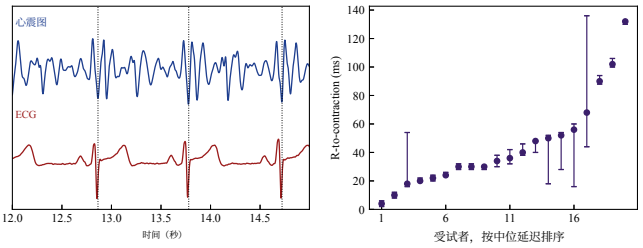
FOSTER 上的多传感器融合：每个机械传感器都有各自学习得到的延迟、窗口和参考点。两条规则用于组合传感器。与规则要求集合中的每个传感器都确认该事件后，才接纳该事件。投票规则在除一个传感器外的所有传感器都确认该事件时接纳该事件，并适用于包含三个或更多传感器的集合。对于可以构成的 15 个集合中的每一个

由四个传感器构成，k 从 0 扫描至 1.5，并在 95% 保留率下读取准入率。阈值也在留出受试者上选取。对于每位受试者，k 是在其余 39 位受试者上保持 95% 保留率的最大值。另有两项挑战用于测试更多传感器何时能够带来帮助。第一项中，在检测到瞬态信号后，每个传感器以 0.5 的概率在其学习到的延迟后独立接收一个机械突发信号。第二项中，每个传感器都会接收该突发信号。该突发信号是一个带限脉冲，其特征峰值等于传感器的参考值。不同集合之间采用配对比较。每个集合均使用相同的 2000 个受试者重采样结果。第二节的加权检测器将每个传感器的确认特征定义为其窗口峰值与参考值之比的对数。当 $\mu^* R^{-1} x$ 超过某一阈值时，该检测器判定事件被准入。对于每位受试者，μ和 R 均根据其余 39 位受试者进行估计。心搏与瞬态信号的类别协方差不必相等，–

–

表 I：在 95% 干净心搏保留率下对注入瞬态信号的准入率，单位为百分比。定时传感器在静息状态下为心震图，在运动期间为心音图。仅心电图没有机械阈值。其行表示其检测器所接受的瞬态信号比例。

检测器	CEBS	EPHNOGRAM	FOSTER
仅心电图	100	99.8	96.8
一个定时传感器	5.6	34.8	12.3
四者逻辑与	–	–	10.4
四取三投票	–	–	8.1
加权对	–	–	6.2
加权，全部四个	–	–	6.7



(a) (b)

图3：CEBS 中的机电时序。(a) 记录 a001 从 12 秒开始的心震图（上）和心电图（下）。虚线标出 R 波峰。(b) 各受试者的 R 波至收缩的中位滞后，带有四分位距误差线，并按中位数排序。滞后是在检测滤波后读取的，比生理延迟短约 20 至 30 毫秒。

¯因此，R 是第二节的平均值 R 。所有留出受试者的加权得分汇总后，在汇总保留率为 95% 时读取准入率。因此，权重是按受试者留出的。工作阈值从汇总曲线上读取。半分检验在 20 名受试者上确定权重和阈值，并在另外 20 名受试者上评分，共进行 200 次随机划分。每组的偏转均根据全部 40 名受试者估算。

定点重放：同一检测器以 C语言 和 64位整数运算 编写，确认测试是一次精确的整数比较。代码使用数据流前 40 秒来学习延迟和参考值。一个源文件同时构建 ESP32 固件 和主机程序。重放时，数据流以每次 0.5 秒的速度将相同的整数记录传入芯片，并将每项判定与浮点软件进行比较。该测试用于检验设备是否能复现软件结果并跟上数据流。

IV. 结果

表 I 汇总了主要结果。一个定时机械传感器可去除大多数注入瞬态，互补传感器则能去除更多。佐证规则所需的生理时序可直接从 CEBS 记录中观察到（图3）。在大多数受试者中，延迟较为稳定，但不同受试者的中位延迟从几毫秒到 100 多毫秒不等。固定的群体窗口要么会漏掉延迟较长的受试者，要么会在延迟较短的受试者中放宽时序范围，因此检测器会针对每位受试者学习相应的时间间隔。在 20 名受试者中，有 19 名在前

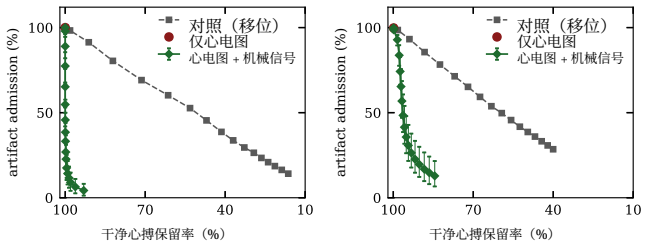


图 4：合成伪影权衡。(a) 静息状态下的 CEBS 数据集，心电图和心震图，20 名受试者。(b) 运动状态下的 EPHNOGRAM 数据集，心电图和心音图，12 名受试者。柱形表示受试者重采样所得的 95% 区间。移位曲线使用延迟 20 秒的机械信号。

40 秒内学习到的延迟与整段记录的中位延迟相差不超过 4 毫秒。在剩下的那名受试者中，校准锁定到了心震图的另一个峰值。

图 4 是对融合机制的主要检验，表 II 列出了其工作点。仅心电图几乎会纳入所有注入瞬态。静息时，定时心震图在保留率为 95% 的情况下可去除其中二十个里的十九个。运动时，心音图在相同保留率下可去除约三分之二，因此只能部分拒绝瞬态。将机械数据移位 20 秒后，瞬态被纳入的频率与心搏大致相同，定时门不再能将二者区分开来。移位对照无法复现这一益处，因此该机制依赖机电时序，而不只是启用第二通道。在两个数据集中，对每位受试者而言，定时门纳入的瞬态都少于移位对照。表 II 中的阈值取自曲线。如果改为在一半受试者的数据上选择阈值，并将其应用于另一半，在进行 300 多次随机划分、且以相同方式选择对照阈值的情况下，定时门在静息时以 95.8% 的保留率纳入 6.8% 的瞬态，在运动时以 93.4% 的保留率纳入 51.5% 的瞬态；而移位对照在两种情况下纳入的瞬态都超过 95%。因此，该阈值在静息受试者之间具有可迁移性，但在运动时仅部分适用。在总体延迟处使用固定窗口时，运动期间纳入的瞬态略少于逐受试者窗口：在 95% 保留率下分别为 30.6% 和 34.8%；而在静息时，逐受试者窗口效果更好，分别为 5.6% 和 7.5%。

FOSTER 检验了增加传感器是否会进一步降低纳入率（图 5）。仅心电图纳入了 96.8% 的瞬态信号。使用一个机械传感器时，四个传感器的纳入率均值为 22.3%，而仅使用心震图时为 12.3%。对各传感器组取均值后，使用两个、三个和四个传感器时，纳入率分别降至 14.5%、11.6% 和 10.4%。每增加一个传感器，带来的收益都比前一个更小。这些传感器并非独立故障。使用四个传感器时，若故障相互独立，
为 4.7%，不到测量值的一半。当瞬态信号所在的时间窗与真实心脏运动重合时，它很可能被纳入，因为每个传感器都能记录到这种运动。因此，使用全部四个传感器的与规则与单独使用心震图相比，差异并不显著。四取三投票的效果略好。在保留率为 95% 时，它纳入了 8.1% 的瞬态。

表 II：图 4 的工作点。融合检测器的区间是通过受试者重采样得到的 95% 区间；CEBS 对 5619 个心搏和 1124 个瞬态进行评分；EPHNOGRAM 对 76416 个心搏和 8355 个瞬态进行评分。

检测器	k	保留率 (%)	纳入率 (%)
CEBS、心震图、静息			
仅心电图	–	100	100
融合	0.6	99.1	14.2（7.8–21.6）
融合	0.8	93.1	4.3（1.3–8.2）
移位对照	0.6	26.4	23.4
EPHNOGRAM、心音图、运动			
仅心电图	–	99.9	99.8
融合	0.5	94.3	30.8（21.6–42.8）
融合	0.8	84.5	12.8（6.6–21.6）
移位对照	0.5	55.8	45.6

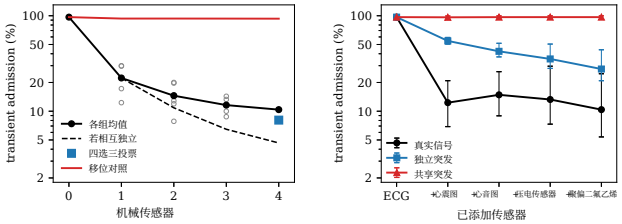
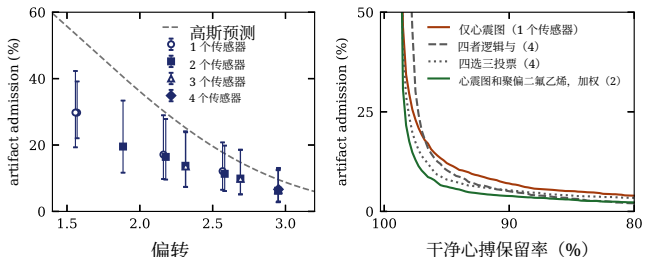


图 5：FOSTER 上更多机械传感器，40 名静息受试者，在干净心搏保留率为 95% 时的准入率。(a) 与规则。灰色圆圈表示传感器组，黑线表示其均值。虚线表示传感器独立失效时的准入率。方块表示四取三投票。(b) 按心震图、心音、压电传感器、聚偏二氟乙烯的顺序添加传感器，分别显示真实信号、每个传感器以 0.5 的概率出现突发信号，以及每个传感器都出现突发信号的情况。柱状条表示通过受试者重采样得到的 95% 区间。

使用留出受试者确定阈值后，与单独使用心震图相比，它纳入的瞬态少了 4.4 个百分点，配对 95% 区间为 -9.5至 -0.2 个百分点。在 40 名受试者中，它在 27 人身上纳入的瞬态更少。投票机制能够容忍一个传感器漏检真实心搏，因此在保留率相同时，阈值可以设得更严格。

另外两个挑战展示了增加更多传感器何时会有所帮助（图 5(b)）。对于真实信号，将心音加入心震图后，准入率略有提高。与规则必须放宽每个阈值，才能保持 95% 的联合保留率，而心音带来的独立校验作用很小。对于相互独立的突发信号，准入率在每一步都下降，从使用一个传感器时的 54.5% 降至使用四个传感器时的 27.7%。当每个传感器中都存在突发信号时，无论使用多少个传感器，准入率都保持在约 97%。移位对照在传感器数量变化时始终保持在约 93%。因此，只有当更多传感器提供独立且时序正确的校验时，增加传感器才会降低准入率。排除四名存在心电图检测问题的受试者后，仍得到相同的模式。

图 6 将第二节的判据应用于同一批 FOSTER 事件。图 6(a) 显示，在全部 15 个传感器组中，偏转越大，留出数据的准入率越低，斯皮尔曼秩相关为 -0.96。秩次一致性较高，但并非完全一致。偏转数据使用了全部 40 名受试者，



(a) (b)

图 6：在 FOSTER 上进行加权融合，权重按受试者留出。(a) 在 95% 保留率下，准入率与 15 个传感器组的偏转之间的关系。标记表示传感器数量，柱形图表示受试者重采样得到的 95% 区间，虚线表示高斯预测。 (b) 四个检测器的工作特性曲线。括号中的数字表示传感器数量。

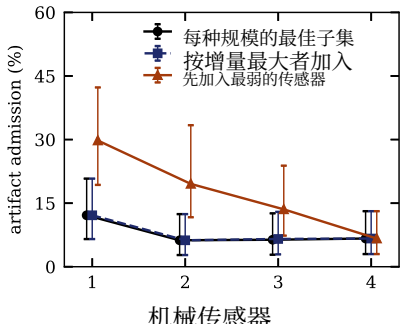


图 7：在 FOSTER 上，对于加权检测器，在三种传感器添加顺序下，95% 无干扰心搏保留率对应的注入心电图瞬变准入率与机械信号传感器数量之间的关系。柱形图表示受试者重采样得到的 95% 区间。

因此，这一排序是在队列内部进行的，并非前瞻性测试。第二节所述的 Bhattacharyya 距离允许两个类别的协方差不同；据此对各组排序后，与准入率的相关性为 -0.90。高斯预测遵循这一排序，但高估了每个组的准入率，因此绝对比率仍须根据录音读取。给定心震图，聚偏二氟乙烯力描记传感器使平方偏转增加 2.10，PZT传感器使其增加 0.64，而心音使其增加 0.08。心音单独作为传感器很有用，但心震图已经预测了其大部分均值偏移。图 6(b) 展示了由此产生的结果。心震图与聚偏二氟乙烯传感器组成的加权对，在保留率为 95% 时纳入了 6.2% 的瞬态信号，纳入率约为仅使用心震图时的一半；配对 95% 区间为 -11.0 至 -2.3 个百分点。在半数受试者的数据上选定该组合、权重和阈值后，该组合在另一半受试者的数据中以 93.7% 的保留率纳入了 5.5% 的瞬态信号，而仅使用心震图时为 10.5%。在 400 个训练半组中，每次选出的都是同一组合。将另外两个传感器加入该组合后，其纳入率变化不到半个百分点。该加权对纳入的瞬态信号也少于全部四个传感器的与规则，与四取三投票相比则无显著差异。

图 7 展示了加权检测器与传感器数量之间的关系，

表III：ESP32 上的定点检测器（Arduino- ESP32 核心 3.3.5，目标平台 `esp32`，优化选项 `-Os`）。

芯片与时钟	ESP32-D0WD-V3（修订版 3.1，Xtensa LX6，双核），240兆赫，4 MB闪存
算术	64 位定点整数；不使用浮点运算检测器
闪存（草图）	283 383 B，共 1310 720 B（21%）
RAM	83 968 B 为静态占用（占 327 680 B 的 25%）；学习缓冲区位于堆上，堆中有 151 464 B 在记录结束时仍有剩余空间
每个时钟周期的时间	均值 11.2 μs（CEBS，每个时钟周期一个机械信号采样）和 15.1 μs（EPHNOGRAM，每个时钟周期四个）；种子段之外的最大时钟周期为 0.8 ms（CEBS）和 0.9 ms（EPHNOGRAM）；每条记录中，一个 26 ms 的时钟周期即可对 5 s 种子段排序心电图阈值的
每次心搏耗时	连续心搏之间所有刻度：中位数在 CEBS 中为 4.3 毫秒，第99百分位数为 6.0 毫秒（7282 次心搏，三次相同运行）；中位数为 3.5 毫秒在 EPHNOGRAM 中，第99百分位数为 6.0 毫秒（85,505 个心搏）

分别对应三种排序。每种规模的最佳子集从包含一个传感器时的 12.1% 降至包含两个传感器时的 6.2%，此后始终保持在相差半个百分点以内。按增量最大原则添加传感器也呈现相同趋势。从最弱的传感器——准入率为 29.8% 的压电传感器（PZT）——开始，每增加一个传感器，准入率便降至 19.5%、13.5% 和 6.7%。三种排序最终都达到相同的四传感器结果。

ESP32 重放复现了软件（图 8）。在 CEBS 中，任何阈值下的判定均无差异。在 EPHNOGRAM 中，约 145 万次判定有 20 次不同；任何阈值下最多有 4 次不同，且都接近阈值，并由定点舍入造成。正如整数运算所预期的那样，芯片的判定与在 PC 上编译的同一 C 语言代码所得判定一致。表III 给出了构建信息和计时结果。检测器每个心搏约需 4 ms 的计算时间，远短于最短的心搏间期。每条记录中，5 s 种子段的末尾仅需在单个时钟周期内处理一次，耗时 26 ms。数据流以 0.5 s 为单位分块到达，因此这段延迟可由输入缓冲区吸收。

V. 讨论与局限性

最有力的机制性结果来自时间移位对照。它检验了对融合曲线的一种直接替代解释，即任何额外通道都能排除注入的心电图瞬变。移位对照保留了繁杂的机械信号，却打破了预期的生理延迟。移位对照并未复现这一益处。这表明存在一种具有特定时序要求的佐证机制，而非泛化的双通道效应。FOSTER 带来了第二项发现：新增传感器可根据现有传感器无法预测的那部分响应降低准入率，而偏转增量能在绘制任何工作特性曲线之前测量这部分响应。单独使用时颇有价值的心音，与心震图搭配时几乎没有贡献；而力心动图传感器则使准入率减半。无论以何种顺序添加传感器，最终都会达到相同的下限；使用两个传感器时，偏转增量便可达到这一水平。FOSTER 记录是在静息状态下采集的，因此这种传感器排序仍有待在运动期间进行检验。

主要局限在于所测试的伪影类型。注入瞬态仅置于心电图中，而自然

日常活动运动可能同时污染电气通道和机械通道。保留率 P_D 统计的是保留的干净心电图候选，而非检测到的临床事件。纳入率P_F 统计的是纳入的注入瞬态，而非每小时佩戴时间内的误报。门控只会移除候选，无法恢复心电图检测器从未提出的心搏，因此这里并未显示心搏绝对灵敏度有所提高。要验证这一结论，需要在留出受试者上依据独立标注，对比误报负担相当的仅心电图检测器与融合检测器。如果真实运动会在两种模态中产生延迟合理且彼此相关的误报事件，那么目前的优势可能会缩小，甚至消失。FOSTER 上的共享突发信号挑战展示了这种最坏情形：当每个传感器都在学习到的延迟处接收到突发信号时，传感器再多也无济于事。因此，下一项决定性实验需要采用带有心搏标注的自然发生运动数据。运动时的结果也不如静息时理想。心音图门控在保留率为 95% 时移除了约三分之二的瞬态，而静息时则是二十个中移除十九个；在其他受试者上选定的阈值也只能部分迁移。一个合理的解释是：在最初 40 秒内学习到的延迟附近设置的 80 毫秒窗口，无法跟随心率升高时机电间期的缩短。运动期间，固定群体窗口的表现不逊于学习得到的窗口，这与这一解释相符，但并未对其进行验证。这项挑战对门控也有利。每个瞬态中心与心搏至少相距 250 毫秒，而且机械通道保持干净。运动期间，当 RR 间期低于 500 毫秒时，这一保护间隔便不再为瞬态留下空间，因此心率超过每分钟 120 次的时段没有瞬态。在两段运动记录中，出现饱和伪影后，尽管存在心电图信号，心电图检测器仍有约 400 秒未检测到任何心搏。这些时段不包含计分事件。EPHNOGRAM 记录依据良好的质量备注选取，受试者为 23 至 29 岁的健康男性。FOSTER 还纳入了 20 名女性，但仅有静息数据。未经筛选的噪声记录以及女性运动记录仍未经过测试。

这三种资源都包含健康志愿者，因此该检测器尚未针对不良事件预测进行测试。所提出的架构还允许在手机上进行第二次情境检查，例如使用能够解读已确认事件的紧凑型生理模型。该阶段尚未在本文中构建或测试。只有胸部电学与机械信号组合经过验证。图1中的其他部位均为未经测试的扩展方案。将足部脉搏与胸部心电图进行定时比较，可得到脉搏到达时间；该时间与脉搏传导时间相差一个射血前期 [23],[24]。耳部脉搏传感器可能安装在眼镜镜腿末端 [25], ，从而实现更短的计时路径。耳廓迷走神经刺激已在人体中开展研究 [26], [27],，但其放置位置、剂量和安全性不在本文研究范围内。贴在胸部的手机也可以作为一种偶发性传感器，其麦克风和加速度计可用作机械通道。

VI. 结论

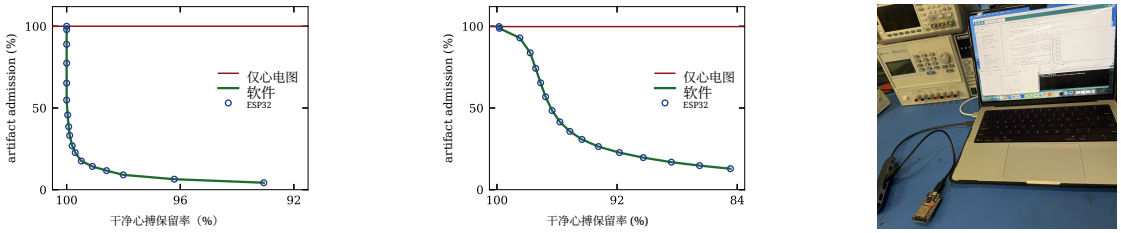
在诊所中，临床医生会核实心电图。可穿戴设备没有医生，而结果支持采用按生理时序进行的机械信号确认作为替代方案，作为以手机为中心的监测器的第一阶段检查。但这些结果并不能验证临床警报决策。在高斯模型中，新增通道只有在其响应中包含现有通道无法预测的部分时，才能发挥作用。在这两个单传感器数据集中，在受试者自身的延迟时刻由机械收缩确认电事件，既能排除大多数注入的仅心电图瞬态，又能保留几乎所有正常心搏。静息时的排除效果显著，运动时则有所减弱。静息时使用四个机械传感器时，联合确认特征的偏转与根据测得准入率对传感器组进行的排序高度吻合，而且所选的传感器对将准入率降至最佳单个传感器的一半。对机械通道进行时间移位后，这种区分能力消失了，因此，在这项合成伪影挑战中，收益取决于时序。检测器在 ESP32 上以定点运算运行，每个心搏耗时数毫秒，且除少数接近阈值的软件判定外，均能重现全部判定。接下来的测试目标明确：考察同时干扰两个通道的自然运动；在不同受试者上固定阈值，并在伪影准入率相同的条件下报告端到端检测结果；让确认窗口在运动时随心率变化；纳入标注了临床事件的队列；以及测量完整处理流程在手机上的运行时间和功耗。

致谢

人工智能工具用于编辑协助、校对和语言润色。所有理论发展、推导和图表均为作者的工作。表 I 背后的 CEBS [19],EPHNOGRAM [20], 和 FOSTER [21], [22]录音是公开数据。FOSTER采用知识共享署名许可协议。

参考文献

[1] “传感器正在改变世界：协同合作，最大限度地发挥其效益”，《自然》，社论，2026年1月，doi: 10.1038/d41586-026-00234- 3.[2] A. J. Karter、M. M. Parker、H. Finertie、J. R. Nugent、L. K. Gilliam 和 A. Mahapatra，“持续血糖监测与长期血糖及肾脏结局”，《*JAMA Netw. Open*》，第 9 卷，第 10 期，文章编号 e2637698，2026年。[3] J. P. Shivers、L. Mackowiak、H. Anhalt 和 H. Zisser，“‘把它关掉！’：当前及未来糖尿病设备警报疲劳的考量”，《*J. Diabetes Sci. Technol.*》，第 7 卷，第 3 期，第 789–794 页，2013年。[4] A. Aboukhalil、L. Nielsen、M. Saeed、R. G. Mark 和 G. D. Clifford，“利用动脉血压波形降低危重心律失常的误报率”，《*J. Biomed. Inform.*》，第 41 卷，第 3 期，第 442–451 页，2008年。[5] J. Behar、J. Oster、Q. Li 和 G. D. Clifford，“心律失常期间的心电图信号质量及其在减少误报中的应用”，《*IEEE Trans. Biomed. Eng.*》，第 60 卷，第 6 期，第 1660–1666 页，2013年。[6] I. Silva、B. Moody、J. Behar、A. Johnson、J. Oster、G. D. Clifford 和 G. B. Moody，“多模态数据中心搏的稳健检测”，《*Physiol. Meas.*》，第 36 卷，第 8 期，第 1629–1644 页，2015年。[7] G. D. Clifford 等，“PhysioNet/Computing in Cardiology 2015 挑战赛：减少重症监护室中的心律失常误报”，载于《*Proc. Comput. Cardiol.*》，第 42 卷，2015年，第 273–276 页。[8] A. E. W. Johnson、J. Behar、F. Andreotti、G. D. Clifford 和 J. Oster，“利用信号质量指数进行多模态心搏检测”，《*Physiol. Meas.*》，第 36 卷，第 8 期，第 1665–1677 页，2015年。[9] O. T. Inan 等，“心冲击描记术与心震描记术：近期进展综述”，《*IEEE J. Biomed. Health Inform.*》，第 19 卷，第 4 期，第 1414–1427 页，2015年。[10] J. Pan 和 W. J. Tompkins，“实时 QRS 检测算法”，《*IEEE Trans. Biomed. Eng.*》，第 BME-32 卷，第 3 期，第 230–236 页，1985年。



(a) (b) (c)

图 8：图 4 中实验的定点重放，使用相同的记录、注入和时间窗。(a) CEBS：ESP32 的判定（圆圈）与软件曲线一致。(b) EPHNOGRAM：运动期间也呈现相同的一致性。(c) 回放测试台。嵌入式实验仅验证融合检测器。

[11] C. R. Rao，《线性统计推断及其应用》，第 2 版。美国纽约州纽约市：威利，1973年。[12] A. T. Moffet，“最小冗余线性阵列”，《*IEEE Trans. Antennas Propag.*》，第 16 卷，第 2 期，第 172–175 页，1968年。[13] S. U. Pillai、Y. Bar-Ness 和 F. Haber，“改进空间谱估计的阵列几何新方法”，《*Proc. IEEE*》，第 73 卷，第 10 期，第 1522–1524 页，1985年。[14] D. Pearson、S. U. Pillai 和 Y. Lee，“一种用于近最优放置传感器单元的算法”，《*IEEE Trans. Inf. Theory*》，第 36 卷，第 6 期，第 1280–1284 页，1990年。[15] P. Pal 和 P. P. Vaidyanathan，“嵌套阵列：一种具有更高自由度的阵列处理新方法”，《*IEEE Trans. Signal Process.*》，第 58 卷，第 8 期，第 4167–4181 页，2010年。[16] P. P. Vaidyanathan 和 P. Pal，“利用互质采样器和阵列进行稀疏感知”，《*IEEE Trans. Signal Process.*》，第 59 卷，第 586 页，2011年 2 期，第 573 页。[17] R. T. Hoctor 和 S. A. Kassam，“差分共阵在相干与非相干成像孔径合成中的统一作用”，《*Proc. IEEE*》，第 78 卷，第 4 期，第 735–752 页，1990年。[18] F. Ahmad 和 S. A. Kassam，“有源阵列成像宽带点扩散函数的差分共阵分析”，《*Signal Process.*》，第 81 卷，第 1 期，第 99–115 页，2001年。[19] M. A. Garcia Gonzalez 和 A. Argelagos Palou，“心电图、呼吸与心震图的联合测量”，PhysioNet，版本 1.0.0，2014年，doi: 10.13026/C2KW23。更正后的记录：https://archive.physionet.org/pn6/cebsdb-tmp/。[20] A. Kazemnejad、P. Gordany 和 R. Sameni，“EPHNOGRAM：同步心电图与心音图数据库”，PhysioNet，版本 1.0.0，2021年，doi: 10.13026/tjtq-5911。[21] S. Parlato 等，“同步采集心震图、心音、心电图和呼吸信号的力心动图数据集”，《*Sci. Data*》，第 12 卷，文章编号 1370，2025年，doi: 10.1038/s41597-025-05694-2。[22] S. Parlato、J. Centracchio、E. Cinotti 和 E. Andreozzi，“FOSTER数据集”，开放科学框架，2025年，doi: 10.17605/OSF.IO/3U6YB。[23] G. Zhang、M. Gao、D. Xu、N. B. Olivier 和 R. Mukkamala，“脉搏到达时间并非适合作为血压标志的脉搏传导时间替代指标”，《*J. Appl. Physiol.*》，第 111 卷，第 1686 页，2011年 6 期，第 1681 页。[24] R. Mukkamala 等，“通过脉搏传导时间实现泛在血压监测：理论与实践”，《*IEEE Trans. Biomed. Eng.*》，第 62 卷，第 8 期，第 1879–1901 页，2015年。[25] C. Holz 和 E. J. Wang，“Glabella：利用不显眼的可穿戴设备持续感知血压变化”，《*Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*》，第 1 卷，第 3 期，文章 58，2017年9月。[26] N. Yakunina、S. S. Kim 和 E.-C. Nam，“利用功能性磁共振成像优化经皮迷走神经刺激”，《神经调控》，第 20 卷，第 3 期，第 290–300 页，2017年。[27] J. A. Clancy 等，“对健康人进行无创迷走神经刺激可降低交感神经活动”，《*Brain Stimul.*》，第 7 卷，第 6 期，第 871–877 页，2014年。[28] A. L. Goldberger 等，“PhysioBank、PhysioToolkit 和 PhysioNet：复杂生理信号新研究资源的组成部分”，《循环》，第 101 卷，第 23 期，第 e215–e220 页，2000年。

Zixuan Fu 于2024年获得中国天津天津大学电气工程理学学士学位，并于2026年获得美国纽约州纽约市11201纽约大学电气工程理学硕士学位，目前在该校担任研究实习生。她的研究兴趣包括数字通信、机器学习、面向生物医学应用的信号处理。她是IEEE学生会员。

Anthony Raffaele 目前正在纽约大学（美国纽约市11201）攻读电气工程理学学士学位（预计于2027年毕业）。他的研究兴趣包括嵌入式低功耗硬件、可穿戴传感系统，以及面向生物医学应用的实时信号处理。他是 IEEE学生会员。

Unnikrishna Pillai 于1985年获得宾夕法尼亚大学系统工程博士学位。1985年，他加入纽约的布鲁克林理工学院，担任电气工程助理教授；自1995年以来，他一直担任电气与计算机工程教授。该系现为纽约大学电气与计算机工程系，地址为美国纽约州布鲁克林11201。他撰写或合著了多本广泛使用的教材，其中包括《概率、随机变量与随机过程》（A. Papoulis 和 S. U. Pillai，2002年）。他的研究兴趣包括合成孔径雷达成像、有理逼近、阵列信号处理以及将非线性方程应用于物理系统。他是IEEE会士。