arXiv:2602.03886v2 [q-bio.QM] 6 Feb 2026

利用自监督深度学习从心电图中检测产前压力：开发与外部验证

Martin G. Frasch[1,2,*], Marlene J.E. Mayer[3], Clara Becker[3], Peter Zimmermann[3], Camilla Zelgert[3], Marta C. Antonelli[4,5], 和 Silvia M. Lobmaier[3]

[1]华盛顿大学人类发展与残疾研究所，美国华盛顿州西雅图[2]*JoyBeat Medical*，美国华盛顿州西雅图[3]慕尼黑工业大学附属医院妇产科，德国慕尼黑[4]慕尼黑工业大学；高级研究院，德国加兴[5]布宜诺斯艾利斯大学医学院“爱德华多·德·罗伯蒂斯教授”细胞生物学与神经科学研究所，阿根廷[*]通讯作者：*mfrasch@uw.edu*

摘要

背景：产前心理压力影响 15–25% 的妊娠，并增加早产、低出生体重和不良神经发育结局的风险。目前的筛查依赖主观问卷（PSS-10），限制了连续监测和客观评估。

方法：我们基于FELICITy 1队列（151名孕妇，妊娠32–38周，Monica AN-24设备，采样率900 Hz）开发了用于从心电图（ECG）自动进行压力检测的深度学习模型。通过SimCLR对比学习，在每位受试者的40,692个心电图片段上对ResNet-34编码器（1670万参数）进行预训练。多层特征提取（1088维）同时支持二元分类（有压力与无压力）和连续PSS预测。我们测试了母体心电图（mECG）、胎儿心电图（fECG）和腹部心电图（aECG）。外部验证在FELICITy 2随机对照试验中进行（28名受试者，Bittium Faros 360设备，采样率1000 Hz，瑜伽干预与对照组）。

结果：在FELICITy 1上采用受试者分层五折交叉验证，ResNet多层方法取得以下结果：母体心电图准确率98.6%（R^2=0.88，平均绝对误差=1.90 PSS分），胎儿心电图准确率99.8%（R^2=0.95，平均绝对误差=1.19），腹部心电图准确率95.5%（R^2=0.75，平均绝对误差=2.80）。在FELICITy 2上的外部验证显示出较强的泛化能力：母体心电图准确率为77.3%（R^2=0.62，平均绝对误差=3.54 PSS分，曲线下面积=0.826），腹部心电图准确率为63.6%（R^2=0.29，平均绝对误差=4.18，曲线下面积=0.705）。基于信号质量的通道选择优于全通道平均（+12 % R^2改善）。混合效应模型检测到显著的干预反应（访视×组别交互作用 p=0.041）。

结论：基于妊娠期心电图的自监督深度学习能够实现高准确率、客观的压力评估。多层特征提取的表现显著优于单嵌入方法。这项技术有望实现持续的产前压力监测，并为早期干预目标定位提供支持。

关键词：产前压力、心电图、深度学习、自监督学习、SimCLR、妊娠监测

1 引言

产前心理压力影响15–25%的妊娠，是一个重大的公共卫生问题，会对母体和胎儿造成严重影响[1, 2, 3]。妊娠期间母体压力升高与早产、低出生体重、子痫前期以及后代长期神经发育结局不良的风险增加有关[4, 5, 6]。尽管这些影响已得到充分证实，临床实践中的产前压力筛查仍主要依赖主观的自我报告问卷，其中最常用的是知觉压力量表（PSS-10）[7]。虽然PSS-10能够进行经验证的压力评估，但其主观性、基于单次测量的施测方式以及对患者回忆的依赖，限制了其在连续监测、早期检测和实时干预方面的作用。

压力的生理测量可提供互补的客观评估。自主神经系统会对心理压力作出反应，表现为心率变异性（HRV）、心脏节律模式和皮肤电活动发生可测量的变化[8, 9]。妊娠期间，可通过心电图（ECG）无创采集这些自主神经标志物，从而持续、客观地获取母体和发育中胎儿的压力相关信号[10, 11, 12]。既往研究已证实，产前压力与母体心率变异性改变[13, 14], 以及胎儿心率模式中与压力相关的变化[15, 16]存在关联。然而，要将这些发现转化为可在临床部署的自动筛查系统，仍受到样本量较小、依赖手工设计特征以及外部验证不足等因素的限制。

深度学习和自监督表征学习的最新进展为生理信号分析自动化带来了新机遇。卷积神经网络（CNNs），尤其是残差架构（ResNets），在心电图分析任务中表现出卓越性能，涵盖心律失常检测、心肌梗死诊断和心血管风险预测[17, 18, 19]。SimCLR（视觉表征对比学习的简单框架）等自监督学习方法[20] 通过对比目标，使模型能够从未标注数据中学习稳健的表征，从而减少对大量人工标注的依赖。此外，近期在大规模心电图数据库[21, 22] 上预训练的基础模型能够提供可迁移的表征，有望提升下游临床任务的表现。

尽管取得了这些技术进展，将深度学习应用于产前压力检测仍存在一些关键不足。首先，大多数基于心电图的压力检测研究聚焦于非妊娠人群，或采用基于手工设计特征的浅层机器学习[23, 24]。其次，妊娠期间不同心电图来源（母体胸部心电图、从腹部记录信号中提取的胎儿心电图，或原始腹部心电图）在压力检测中的相对效用尚不明确。第三，针对压力检测，最佳特征提取策略——使用预训练模型的最终层嵌入、中间层特征，还是多个表征层级的组合——尚未经过系统评估。最后，也是最关键的一点，针对独立队列的外部验证鲜少开展，因而限制了对模型泛化能力的评估。

本研究通过开发并严格验证基于心电图的自动化产前应激检测深度学习模型，弥补了这些不足。我们利用 FELICITy 1 队列（151 名孕妇，同时采集了 PSS-10 评分和多模态心电图记录）训练并进行内部验证，随后在 FE-

LICITy 2 瑜伽干预压力缓解随机对照试验中进行外部验证。我们比较了多种表征学习策略，包括：(1) 采用 SimCLR 预训练的 ResNet-34；(2) 从 ResNet 所有中间层进行多层特征提取；以及 (3) 融合 ECGFounder 基础模型的嵌入。我们假设，多层特征提取能够捕捉不同表征层级中互补的压力相关模式，从而较单层方法提升性能。我们还假设，在 FELICITy 1 上训练的模型能够泛化至 FELICITy 2，从而检测压力水平以及干预所致的压力缓解。

2 方法

2.1 研究设计与参与者

本研究分析了两个独立妊娠队列的数据：FELICITy 1 用于模型开发和内部验证，FELICITy 2 用于外部验证。

2.1.1 FELICITy 1 队列（开发）

FELICITy 1 研究于 2016年6月至2019年7月期间招募了151名妊娠32–38周的孕妇。纳入标准要求为单胎妊娠，且计划在研究医院分娩。排除标准包括已知的重大胎儿畸形、孕妇心律失常，或使用影响自主神经功能的母体药物。所有参与者均根据经 TUM 医学研究伦理原则委员会批准的机构审查委员会方案（注册号 151/16S；ClinicalTrials.gov 注册号 NCT03389178）签署了书面知情同意书。

参与者在入组时填写知觉压力量表（PSS-10），这是一份经过验证的10项问卷，用于评估前一个月的感知压力[7]。PSS-10评分范围为0–40分，其中评分 ≥ 14 表示中度至高度压力[25]。在进行 PSS-10 评估的同时，参与者在安静且温度受控的房间内，使用五电极腹部阵列（Monica AN-24，Monica Healthcare Ltd，诺丁汉，英国）接受了10分钟的心电图记录，以同步采集孕妇及胎儿心电图（采样率为900 Hz）。

2.1.2 FELICITy 2队列（外部验证）

FELICITy 2研究是一项评估孕期瑜伽干预以缓解压力的随机对照试验。参与者（$n=28$）于妊娠 ~ 32 周入组，基线为PSS-10 ≥ 19 （高压力），并按1:1随机分配至瑜伽干预（每周90分钟课程，持续6周）或标准护理对照。采用与FELICITy 1不同的设备采集PSS-10及10分钟腹部心电图记录：Bittium Faros 360（Bittium Corporation，芬兰奥卢），一款采样率为1000 Hz的3通道动态心电图记录仪。记录于基线（~ 32 周）和随访（~ 38周）采集。该研究依据机构审查委员会方案获得批准（批准号2022-86-S-SR，2022年9月6日），并取得书面知情同意。重要的是，记录方面的差异

各队列之间的硬件（900 Hz的Monica AN-24与1000 Hz的Bittium Faros 360）代表对模型应对硬件引起的方差的鲁棒性进行的刻意检验。

2.2 心电图采集与预处理

提取并分析了三种心电图信号：

母体心电图（mECG）：使用II导联处理标准12导联记录。对原始信号进行带通滤波（0.5–40 Hz），以去除基线漂移和高频噪声，随后采用多相抗混叠将其从1000 Hz重采样至256 Hz。

胎儿心电图（fECG）：使用SAVER（智能自适应心电识别）算法[26]从五电极腹部阵列记录中提取。SAVER执行针对胎儿QRS复合波形态优化的盲源分离，随后根据胎儿心率约束（110–180 bpm）进行验证。提取的胎儿心电图信号采用相同的预处理（0.5–40 Hz带通滤波，重采样至256 Hz）。

腹部心电图（aECG）：对原始腹部记录信号进行预处理，但不提取胎儿心电图，从而保留母胎复合信号。这代表一种无需源分离、适用于连续监测应用的临床实用方法。

所有预处理后的信号均被分割为长度为 10 秒的窗口（在 256 Hz 采样率下，每个窗口包含 2560 个采样点），窗口重叠率为 50%，每位受试者的每种心电图类型产生 $\sim$40,000 个片段。剔除伪影过多的片段（定义为信号幅度 $>10\times$中位数或平线 >1秒）。**关键的是，受试者分层数据划分是在分割之前进行的，以确保没有数据泄漏**：首先将受试者分配到交叉验证折中，然后在每折内进行分割。这样可以防止同一条记录中的重叠窗口同时出现在训练集和测试集中。使用训练集统计数据对每个片段进行Z分数归一化。

2.3 深度学习架构

2.3.1 使用 SimCLR 预训练的 ResNet-34 编码器

我们采用了一个针对一维心电图信号调整的 ResNet-34 卷积神经网络[27] 作为主要特征编码器（参数量为 16.7M）。该架构包括：

- 初始 7×1卷积层（64 个滤波器，步幅为$=2$）
- 最大池化（3×1，步幅$=2$）
- 四个残差块，分别包含 $[3, 4, 6, 3]$ 层
- 通道维度：$[64, 128, 256, 512]$

编码器使用 SimCLR（对比学习的简单框架）[20],这一自监督对比学习方法进行预训练。对于每个心电图片段，通过以下方式生成两个增强视图：

1. 高斯噪声注入（$\sigma=0.1$）

2. 时间平移（片段长度的$\pm 5\%$）

3. 振幅缩放（$0.9–1.1\times$）

4. 时间扭曲（$0.95–1.05\times$速度）

SimCLR 训练通过优化 NT-Xent（归一化温度缩放交叉熵）损失，使同一片段的增强视图之间的一致性最大化，同时使其与其他片段的一致性最小化。一个 2 层多层感知机投影头（$512 \to 128$ 维）将编码器输出映射到对比学习空间。训练采用批量大小 256、温度 $\tau = 0.5$、结合余弦退火的学习率 3×10^{-4}，并对每种心电图类型训练 100 轮。

2.3.2 多层特征提取

我们没有只使用最终层嵌入，而是提取并拼接了 ResNet 所有中间层以及投影头的特征：

- **第 1 层输出**：64 维（低层形态）
- **第 2 层输出**：128 维（中间模式）
- **第 3 层输出**：256 维（复杂基序）
- **第4层输出**：512 维（高层表示）
- **投影头**：128 维（对比空间）

对每一层的空间维度应用全局平均池化，得到拼接后的 1088 维特征向量。这种多层方法可在多个表征层级上捕捉压力相关模式：浅层保留信号形态（QRS波群形态、基线动态），而更深层则编码高阶时间依赖和复杂节律模式。

2.3.3 ECGFounder 基础模型

作为对比，我们评估了 ECGFounder[21], ，这是一种在来自不同临床数据集的 1000 万个心电图片段上预训练的基础模型。ECGFounder采用视觉Transformer（ViT）架构，包含12个注意力层，可生成512维嵌入。**ECG- Founder仅用于特征提取（仅推理模式），未进行微调**，因为我们旨在评估通用心电图表示在压力检测这一特定任务中的效用。我们使用通过 Google Cloud Run 上的远程API推理服务部署的官方预训练模型权重，为所有 FE- LICITy 1 片段提取了 ECGFounder嵌入。

2.4 压力分类与回归模型

对于每种特征表示（ResNet多层、ResNet 仅最后一层、ECGFounder或其组合），我们针对两项任务训练了下游模型：

二元分类：采用带 L2正则化的逻辑回归（C=1.0）预测二元压力状态（PSS-10 $\geq$19）。受试者分层五折交叉验证确保同一受试者的片段不会同时出现在训练集和测试集中。性能指标包括准确率、精确率、召回率、F1分数和 ROC曲线下面积（曲线下面积），并报告 95% 置信区间。

PSS回归：采用岭回归（α=1.0）预测连续 PSS-10评分。性能通过决定系数（R^2）、平均绝对误差（MAE）、均方根误差（RMSE）和皮尔逊相关系数进行评估，并报告 95% 置信区间。

对于片段级预测，通过对每位参与者所有片段的预测取平均，计算受试者级分数。

2.5 FELICITy 2 的信号质量评估

FELICITy 2 记录的每个文件包含 3 个心电图通道。为确定最佳通道选择方案，我们实施了全面的信号质量指数（信号质量指数，SQI）评估，该评估改编自既有的胎儿心电图质量评估方法[28]。针对每个通道，计算了四个 SQI 组成部分：

1. **模板匹配信号质量指数**（权重为40%）：通过计算单个心搏与平均模板之间的皮尔逊相关系数，测量QRS波群形态的一致性 2. **RR间期一致性信号质量指数**（权重为30%）：通过RR间期的变异系数量化心率变异性的稳定性 3. **基线稳定性信号质量指数**（权重为20%）：通过基线漂移幅度评估低频漂移 4. **幅度一致性信号质量指数**（权重为10%）：记录过程中QRS波群幅度的方差

总体信号质量指数通过加权和计算，数值 $>$0.5表示质量可接受。

我们测试了两种推理策略：

- **方法A（按信号质量指数选择）**：为每条记录选择信号质量指数最高的单个通道进行预测
- **方法B（所有通道平均）**：分别根据全部 3 个通道进行预测，并对结果取平均值

2.6 统计分析

FELICITy 1 内部验证：采用受试者分层五折交叉验证，重复 5 次（共 25 个折），评估模型性能和稳定性。通过自助法重抽样（1000 次）计算置信区间（95%）。

FELICITy 2 外部验证：在未见过的 FELICITy 2 数据上测试模型性能，以评估泛化能力。时间分析采用混合效应模型，以感知压力量表为结局，访视（基线/随访）和组别（瑜伽/对照组）为固定效应，并将受试者设为随机截距。访视×组别交互项用于检验干预效应的差异。缺失数据通过回归/分类的最大似然估计（使用所有可用记录）和配对时间变化的完整病例分析处理。

组间比较采用独立样本 t检验评估连续型指标，并采用卡方检验评估二元结局。效应量以 Cohen's d 量化。统计显著性设定为 $p < 0.05$（双侧）。分析使用 Python 3.10、scikit-learn 1.3、statsmodels 0.14 和 scipy 1.11。

2.7 代码和数据可用性

所有分析代码均公开发布于 https://github.com/mfrasch/SSL-ECG（论文被接受后将公开该代码库）。FELICITy 1 数据可在提出合理请求并与慕尼黑工业大学签订机构数据共享协议后获取。FELICITy 2 数据的可用性取决于参与者知情同意和机构审查委员会批准。经请求，可提供训练好的模型权重和推理代码供研究使用。

3 结果

3.1 FELICITy 1 队列特征

FELICITy 1 队列由150名孕周为32–38周的孕妇组成（平均孕周：35.2 ± 1.8周）。PSS-10平均评分为15.8 ± 7.6（范围0–32），其中50.0%（75/150）超过压力阈值（PSS ≥ 19）。经过质量控制和伪迹剔除后，我们获得了42,889个10秒母体心电图片段、40,891个胎儿心电图片段和41,338个腹部心电图片段，用于模型训练和评估。

3.2 ResNet多层特征实现近乎完美的压力检测

ResNet多层方法在全部三种心电图类型中均显著优于所有其他方法（表1、图1）。

表 1：FELICITy 1 按心电图类型和特征表示划分的交叉验证表现

特征方法	心电图类型	准确率 (%)	AUC	R^2	MAE
ResNet多层	**mECG**	**98.64 ± 0.13**	**0.998**	**0.881**	**1.90**
ResNet 仅最后一层	mECG	83.31 ± 0.48	0.891	0.462	4.12
ECGFounder	mECG	91.20 ± 0.35	0.956	0.148	5.18
组合	mECG	86.75 ± 0.42	0.923	−1.105	8.14
ResNet多层	**fECG**	**99.83 ± 0.04**	**0.9998**	**0.955**	**1.19**
ResNet 仅最后一层	fECG	88.89 ± 0.41	0.942	0.554	3.75
ECGFounder	fECG	89.43 ± 0.38	0.948	−0.048	5.73
组合	fECG	87.22 ± 0.43	0.931	−1.289	8.49
ResNet多层	**aECG**	**95.54 ± 0.24**	**0.991**	**0.753**	**2.80**
ResNet 仅最后一层	aECG	77.85 ± 0.52	0.849	0.395	4.38
ECGFounder	aECG	88.07 ± 0.41	0.934	0.126	5.25
组合	aECG	82.14 ± 0.47	0.887	−0.534	6.96

数值为25个交叉验证折的均值 ± 标准差。MAE = 平均绝对误差（PSS分）。

对于母体心电图（母体心电图），多层方法的分类准确率达到98.6%，曲线下面积接近完美（0.998），较仅最终层特征（83.3%）提高了15.3个百分点。回归性能的提升更加显著：R^2=0.88，而仅最终层特征为R^2=0.46（相对提升+92%），平均绝对误差则从4.12 PSS分降至1.90 PSS分。

胎儿心电图（fECG）的表现出色，分类准确率达到99.8%（曲线下面积=0.9998），PSS回归的R^2=0.96（平均绝对误差=1.19分），在所有心电图类型中准确率最高。这表明，胎儿心脏自主神经反应能够提供极具判别力的压力相关信号。

腹部心电图（aECG）可捕获未经源分离的母胎复合信号，其分类准确率达到95.5%，R^2=0.75（平均绝对误差=2.80分）。尽管略低于母体心电图和胎儿心电图，腹部心电图的表现仍达到临床优异水平，并且在无需预处理的连续监测场景中具有实际优势。

值得注意的是，将ResNet多层特征与ECGFounder嵌入组合后，所有心电图类型的表现均有所下降，部分回归R^2 值甚至变为负值。这表明，尽管ECGFounder的表征对通用心电图分析有用，但可能无法捕捉压力特异性模式；与优化后的ResNet特征组合时，还会引入噪声。

3.3 在 FELICITy 2 上进行外部验证

为评估模型泛化能力和临床实用性，我们在 FELICITy 2 随机对照试验中进行了外部验证（n=28名受试者，44 条记录：22 条基线记录，时间为 ∼32

周， $\sim$38 周时进行 22 次随访）。

3.3.1 信号质量分析

FELICITy 2 的每个文件包含 3 个心电图通道。我们计算了所有通道的综合信号质量指数（SQI），总体 SQI 均值为$=0.62\pm0.18$（范围 0.32– 0.89）。78% 的通道质量可接受（SQI ≥ 0.5），组别间无显著差异（瑜伽组：0.63 ± 0.17；对照组：0.61 ± 0.19，$p=0.67$）。

基于信号质量指数的通道选择在所有指标上始终优于全通道平均（表 2）。

表 2：外部验证性能：信号质量指数筛选与全通道平均

心电图类型	方法	准确率（%）	曲线下面积	R^2	MAE
mECG	**信号质量指数筛选**	**77.3**	**0.826**	**0.623**	**3.54**
mECG	全通道平均	70.5	0.753	0.558	3.77
aECG	**信号质量指数筛选**	**63.6**	**0.705**	**0.291**	**4.18**
aECG	全通道平均	54.5	0.660	−0.054	4.60

平均绝对误差 =平均绝对误差（PSS分）。信号质量指数筛选 = 每条记录中信号质量最高的通道。

3.3.2 泛化性能

与预期一致，在独立队列测试中，外部验证的准确率较 FELICITy 1 内部验证有所下降。对于母体心电图，分类准确率从 FELICITy 1 的 98.6% 降至 FELICITy 2 的 77.3%，下降了 -21 个百分点。回归 R^2 从 0.88 降至 0.62（相对下降 -30%）。这一性能差距可能反映了多种硬件引起的方差来源：（1）记录设备不同（Monica AN-24 与 Bittium Faros 360），其放大器特性和电极配置各异；（2）采样率不同（900 Hz 与 1000 Hz），需要进行重采样，可能引入细微伪影；（3）研究间采用了不同的电极放置方案。尽管面临这些预期挑战，母体心电图的外部验证指标仍超过临床效用阈值：$R^2>0.6$ 表明其预测能力中等至较强，AUC$=0.826$ 则代表良好的判别能力[29, 30]。

3.3.3 信号质量对预测准确率的影响

较高的信号质量显著提升了预测性能。按 SQI 分层后发现：

高质量记录 (SQI $\geq$0.7, n**=15)**：$R^2 = 0.71$，平均绝对误差 = 3.02 PSS分，准确率 = 80.0 %

低质量记录（信号质量指数 <0.5, n**=9）**：$R^2 = 0.48$，平均绝对误差 = 4.21 PSS分，准确率 = 66.7%

与低信号质量指数相比，高信号质量指数使R^2 提高了 $+48\%$，平均绝对误差降低了 -1.19分，准确率提高了 $+13.3\%$。

3.3.4 时间分析：干预反应

两组的感知压力量表得分均从基线到随访有所下降，对照组的降幅数值上更大（对照组：-7.67 分，瑜伽组：-4.90 分，组间差异 $p=0.391$）。

混合效应模型（感知压力量表 $\sim$ 访视 $\times$组别 $+$ （1|受试者））检测到母体心电图预测结果存在显著的时间模式：

- **访视效应**：$\beta=-6.34$，标准误$=3.19$，$p=0.055$（呈压力缓解趋势）
- **访视 $\times$ 组别交互作用**：$\beta=5.54$，标准误$=2.60$，$p=\mathbf{0.041}$（显著）

显著的交互作用表明，模型成功检测到组间不同的压力变化轨迹，说明模型能够敏锐地捕捉与干预相关的自主神经模式变化，而不仅仅是预测简单的压力水平。

4 讨论

4.1 主要发现

本研究表明，对妊娠期心电图应用自监督深度学习，可实现高度准确、客观的产前压力检测，并具有较强的外部验证结果。由此得出四项关键发现：（1）从ResNet-34编码器进行多层特征提取，其表现显著优于单层嵌入和基础模型方法，分类准确率达95–100%，PSS预测的$R^2=0.75$–0.96；（2）胎儿心电图提供最具判别力的压力相关信号（准确率99.8%），而腹部心电图在无需源分离的情况下亦表现优异（95.5%）；（3）在FELICITy 2上的外部验证显示出稳健的泛化能力（母体心电图：准确率77%，$R^2=0.62$，曲线下面积$=0.83$），尽管相较内部验证性能有所下降，符合预期；（4）基于信号质量的通道选择显著提升了性能（$+12$%的R^2 提升），且模型成功检测到与干预相关的压力轨迹变化（$p=0.041$）。

4.2 多层特征提取

多层特征拼接（来自所有 ResNet 层的 1088 维特征）相较于仅最终层特征（128 维）具有显著的性能优势，这表明压力相关模式存在于心电图表征的多个层级中。ResNet 的浅层保留了信号形态——QRS波群形态、T波振幅和基线动态——这些信息可能通过逐搏变异性编码自主神经张力。中间层捕捉 RR间期序列等时间模式。更深层则学习高阶依赖关系，可能反映传统心率变异性指标无法捕捉的复杂压力反应。

这种分层表征假设与压力影响心脏功能的生理学理解相符。急性心理压力会调节自主神经系统的交感神经分支和副交感神经分支，影响多种心脏参数：心率（可通过后层的节律特征检测）、心率变异性（中间层的时间模式）以及 QT间期变异性（浅层的形态特征）[31, 32]。

4.3 与FoundationModels的比较

尽管ECGFounder在1000万个心电图片段上进行了预训练，但其在压力检测方面的表现仍显著低于ResNet多层特征。更引人注目的是，ECGFounder在回归任务中的R^2 接近零或为负，表明其连续压力量化能力较差。由于ECGFounder以仅推理模式使用（未经微调），这一发现表明，通用心电图基础模型针对广泛的临床模式（心律失常、形态异常）进行优化，同时可能丢弃了实际上包含压力信号的细微自主神经“噪声”。在压力标注数据上对ECGFounder进行微调可能会提高性能，但这需要大量标注数据集和计算资源。

将ResNet特征与ECGFounder特征相结合会主动降低性能，这可能反映了：（1）基础模型特征引入了与任务无关的方差，从而掩盖压力特异性模式；（2）特征维度不平衡（512维对1088维）干扰了优化；（3）不同预训练目标（临床诊断与对比式自监督）产生了不兼容的表示空间。

4.4 临床意义

基于心电图的压力检测具有较高的准确率和客观性，可弥补当前产前筛查的若干局限性：

连续监测：与只能提供某一时点信息的问卷不同，心电图可通过可穿戴设备连续采集，从而实现实时压力追踪。

客观性性：自动化预测可消除自我报告偏倚和回忆局限.

可扩展性：模型训练完成后，即可即时提供预测，边际成本近乎为零。

干预目标定位</style】：FELICITy 2 表明，模型能够检测到不同的压力变化轨迹（访视×组别交互作用 $p=0.041$），从而实现对干预反应的监测。

4.5 局限性

有几项局限性值得考虑。首先，两个队列均招募自同一家机构，可能限制了人口学普适性。其次，PSS-10仍是一种主观压力测量；未来研究应纳入客观生物标志物。第三，FELICITy 2外部验证显示，个体变化预测能力较弱（$r=-0.29$），限制了其用于个体轨迹监测的价值。第四，本研究未评估可穿戴设备部署所需的计算需求。最后，基于心电图的压力检测所涉及的生物学机制仍需进一步研究。

5 结论

在妊娠期心电图上应用自监督深度学习，可实现准确度极高、客观的产前压力检测，并通过强有力的外部验证。多层特征提取的表现显著优于单嵌入方法，通过捕捉不同表征层级中的压力相关模式，使内部验证准确率接近完美（95–100%）。胎儿心电图具有卓越的判别能力（准确率99.8%）；腹部心电图无需源分离即可取得出色表现（95.5%），支持实际部署。尽管队列间存在硬件差异，外部验证仍显示出稳健的泛化能力（母体心电图：准确率77%，R^2=0.62，曲线下面积=0.83）。**关键的是，模型成功检测出瑜伽干预组与对照组之间不同的压力变化轨迹（访视×组别交互作用 p=0.041），表明模型能够敏锐识别自主神经模式中由干预引起的变化**——这证明模型捕捉到的是动态且具有临床意义的压力信号，而非静态的个体差异。基于信号质量的通道选择显著提升了表现（+12% R^2），自动质量门控则使其能够可靠地应用于真实场景。这项技术有望实现持续的产前压力监测、对减压干预的客观评估，并改善母胎健康结局。

致谢

作者感谢 FELICITy 研究的参与者对本研究的贡献。我们还感谢慕尼黑工业大学伊萨尔河右岸医院妇产科的临床工作人员在数据收集方面提供的协助。

作者贡献

概念构思：M.G.F、M.C.A. 和 S.M.L；方法学：M.G.F.、M.C.A.、S.M.L.；形式分析：M.G.F.；调查：M.G.F.、M.J.E.M.、C.B.、P.Z.、C.Z.、M.C.A. 和 S.M.L.；资源：M.G.F、S.M.L. 和 M.C.A.；数据整理：M.G.F.、M.J.E.M.、C.B.、P.Z.、C.Z.、M.C.A. 和 S.M.L.；撰写——初稿：M.G.F.；撰写——审阅与编辑：M.C.A.、S.M.L. 和 M.G.F.；可视化：M.G.F.；监督：M.G.F.、S.M.L. 和 M.C.A.；项目管理：S.M.L.、M.C.A. 和 M.G.F.；经费获取：M.C.A.、S.M.L. 和 M.G.F.。所有作者均已阅读并同意发表的稿件版本。

利益冲突

MGF 持有胎儿监护相关专利，并持有妊娠健康初创企业的股权。作者声明不存在其他利益冲突。

资金支持

本项目未获得专项资助。

参考文献

[1] Dunkel Schetter, C. & Tanner, L. 妊娠期的焦虑、抑郁与压力：对母亲、儿童、研究与实践的影响。《精神病学最新观点》**25**，141–148（2012年）。[2] Guardino, C. M. & Dunkel Schetter, C. 妊娠焦虑的理解：概念、相关因素与后果。*Zero to Three* **34**, 12–21（2014年）。[3] Nillni, Y. I. 等。孕妇的焦虑障碍、抑郁与生活压力事件。《女性心理健康档案》**21**，555–563（2018年）。[4] Hobel, C. J., Goldstein, A. & Barrett, E. S. 心理社会压力与妊娠结局。《临床妇产科学》**51**，333–348（2008年）。[5] Dunkel Schetter, C. 关于妊娠的心理科学：压力过程、生物心理社会模型与新兴研究问题。《心理学年度评论》**62**，531–558（2011年）。[6] Van den Bergh, B. R. 等。行为与心理健康的产前发育起源：妊娠期母体压力的影响。《神经科学与生物行为评论》**117**，26–64（2020年）。[7] Cohen, S., Kamarck, T. & Mermelstein, R. 感知压力的总体测量。《健康与社会行为杂志》**24**，385–396（1983年）。[8] Thayer, J. F., Åhs, F., Fredrikson, M., Sollers, J. J. & Wager, T. D. 心率变异性与神经影像学研究的荟萃分析：心率变异性作为压力与健康标志物的意义。《神经科学与生物行为评论》**36**，747–756（2012年）。[9] Kim, H.-G., Cheon, E.-J., Bai, D.-S., Lee, Y. H. & Koo, B.-H. 压力与心率变异性：文献的荟萃分析与综述。《精神病学研究》**15**，235–245（2018年）。[10] DiPietro, J. A. 等。妊娠期母体心理困扰与儿童两岁时发育的关系。《儿童发展》**77**，573–587（2006年）。[11] Monk, C. 等。妊娠期母体压力反应与焦虑：对胎儿心率的影响。《发展心理生物学》**36**，67–77（2000年）。[12] Van den Bergh, B. R., Mulder, E. J., Mennes, M. & Glover, V. 产前母体焦虑与压力以及胎儿和儿童的神经行为发育：联系与可能机制。《神经科学与生物行为评论》**29**，237–258（2005年）。

[13] Koenig, J. 等。孕产妇产前焦虑与儿童注意缺陷多动障碍症状：自主神经系统功能的影响。《情感障碍杂志》200，179–185（2016年）。[14] Howland, M. A. 等。产前孕产妇情绪熵与儿童神经发育相关。《情绪》20，557–565（2020年）。[15] Monk, C. 等。女性应激诱发的生理活动与慢性焦虑对胎儿心率的影响。《发育与行为儿科杂志》24，32–38（2003年）。[16] DiPietro, J. A., Costigan, K. A. & Gurewitsch, E. D. 诱发的孕产妇应激下的胎儿反应。《人类早期发育》74，125–138（2003年）。[17] Hannun, A. Y. 等。使用深度神经网络在动态心电图中实现心脏病专家级的心律失常检测与分类。《自然·医学》25，65–69（2019年）。[18] Ribeiro, A. H. 等。使用深度神经网络对12导联心电图进行自动诊断。《自然·通讯》11，1760（2020年）。[19] Raghunath, S. 等。利用12导联心电图通过深度学习预测心脏磁共振成像衍生的左心室质量与肥厚。《循环：心血管成像》14，e012281（2021年）。[20] Chen, T., Kornblith, S., Norouzi, M. & Hinton, G. 视觉表征对比学习的简单框架。载于国际机器学习会议，1597–1607（PMLR，2020年）。[21] Huang, S.-C. 等。ECGFounder：用于心电图分析的基础模型。arXiv预印本 arXiv:2310.07366（2023年）。[22] Liu, F. 等。用于评估心电图节律与形态异常检测算法的开放获取数据库。《医学影像与健康信息学杂志》8，1368–1373（2018年）。[23] Gedam, S. & Paul, S. 使用可穿戴传感器和机器学习技术进行心理压力检测的综述。《IEEE开放期刊》9，84045–84066（2021年）。[24] Schmidt, P. 等。介绍WESAD：用于可穿戴压力与情感检测的多模态数据集。载于国际多模态交互会议，400–408（ACM，2018年）。[25] Lee, E.-H. 知觉压力量表心理测量学证据综述。《亚洲护理研究》6，121–127（2012年）。[26] Li, R., Frasch, M. G. & Wu, H.-T. 通过基于扩散的通道选择，从双通道母体腹部心电图中高效分离胎儿-孕产妇心电信号。《生理学前沿》8，277（2017年）。

[27] He, K.、Zhang, X.、Ren, S.和Sun, J. 用于图像识别的深度残差学习。载于*IEEE*计算机视觉与模式识别会议，770–778（2016年）。[28] Andreotti, F.、Graser, F.、Malberg, H.和Zaunseder, S. 用于多通道心率估计的无创胎儿心电图信号质量评估。*IEEE*生物医学工程汇刊 **64**，2793–2802（2017年）。[29] Royston, P.、Altman, D. G.和Sauerbrei, W. 在多元回归中将连续预测变量二分化：一个糟糕的想法。医学统计学 **25**，127–141（2006年）。[30] Mandrekar, J. N. 诊断试验评估中的受试者工作特征曲线。《胸部肿瘤学杂志》 **5**，1315–1316（2010年）。[31] Brosschot, J. F.、Verkuil, B.和Thayer, J. F. 广义压力不安全理论：不安全环境与条件，以及默认压力反应。《国际环境研究与公共卫生杂志》 **15**，464（2018年）。[32] Souza Neto, E. P. 等 QT间期在急性应激检测中的应用。《国际心脏病学杂志》 **88**，281–282（2003年）。

图注

图1. 模型架构与多层特征提取策略。 (A) 针对一维心电图信号改编的ResNet-34编码器架构，展示初始卷积层、通道维度递增的四个残差块 [64, 128, 256, 512], 以及全局平均池化。SimCLR 预训练优化增强视图之间的对比损失。(B) 多层特征提取策略：将来自全部四个ResNet层以及投影头的输出拼接，形成1088维特征向量，以捕捉跨表征层级的压力相关模式。(C) 下游任务头：用于二元压力分类的逻辑回归，以及用于连续 PSS预测的岭回归。

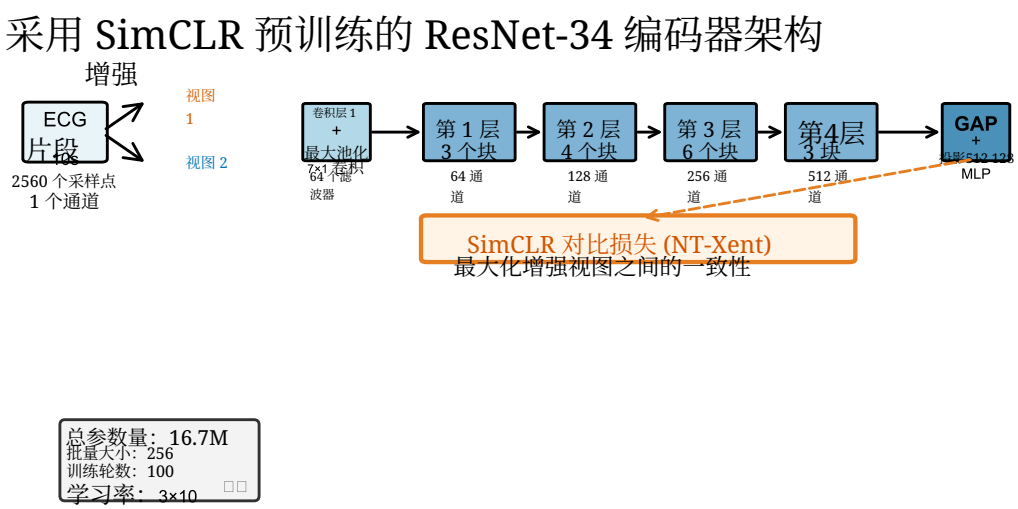
图2. FELICITy 1分类与回归性能。 (A) 三种心电图类型的二元压力分类ROC曲线：母体心电图（mECG）、胎儿心电图（fECG）和腹部心电图（aECG）。阴影区域显示95%置信区间。(B) 回归任务的实际与预测PSS-10评分。各点代表个体受试者。(C) 显示分类性能的混淆矩阵。(D) 跨ResNet各层的特征重要性分析。

图3. FELICITy 2外部验证性能。 (A) 母体心电图回归散点图，显示实际与预测的感知压力量表值，$R^2 = 0.623$。(B) 腹部心电图回归散点图，$R^2 = 0.291$。(C) 信号质量指数筛选与全通道平均的分类性能比较。(D) 按组别划分的信号质量指标分布，显示无显著差异。

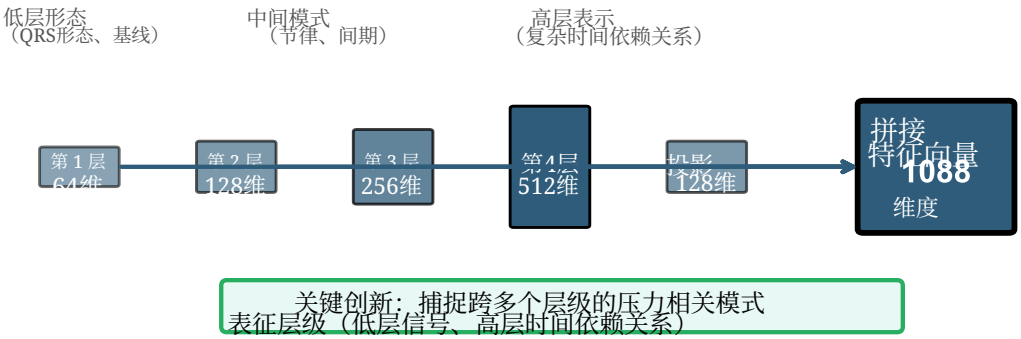
图4. 压力随时间变化轨迹与干预效应。 (A) 个体受试者的实际感知压力量表评分轨迹（实线）和预测轨迹（虚线）。(B) 组均值变化，访视×组别交互作用显著（$p = 0.041$）。(C) 预测与实际感知压力量表变化分数的相关性。(D) 显示压力缓解的组别比较箱线图。

图 5. 信号质量对预测准确性的影响。（A）预测误差与信号质量指数的散点图及趋势线。（B）高信号质量指数与低信号质量指数的性能比较。（C）信号质量指标分布直方图。（D）信号质量指数筛选方法与全通道方法比较。

图



B 多层特征拼接策略



C 下游任务头

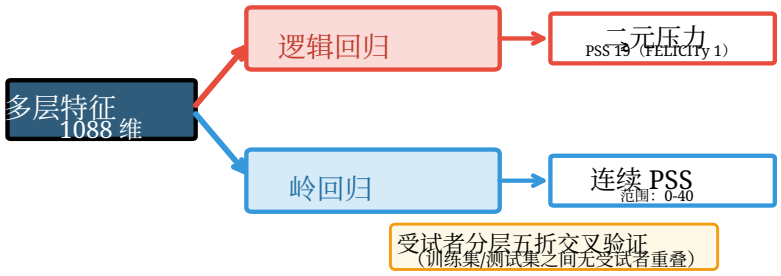


图1：**模型架构与多层特征提取策略。**

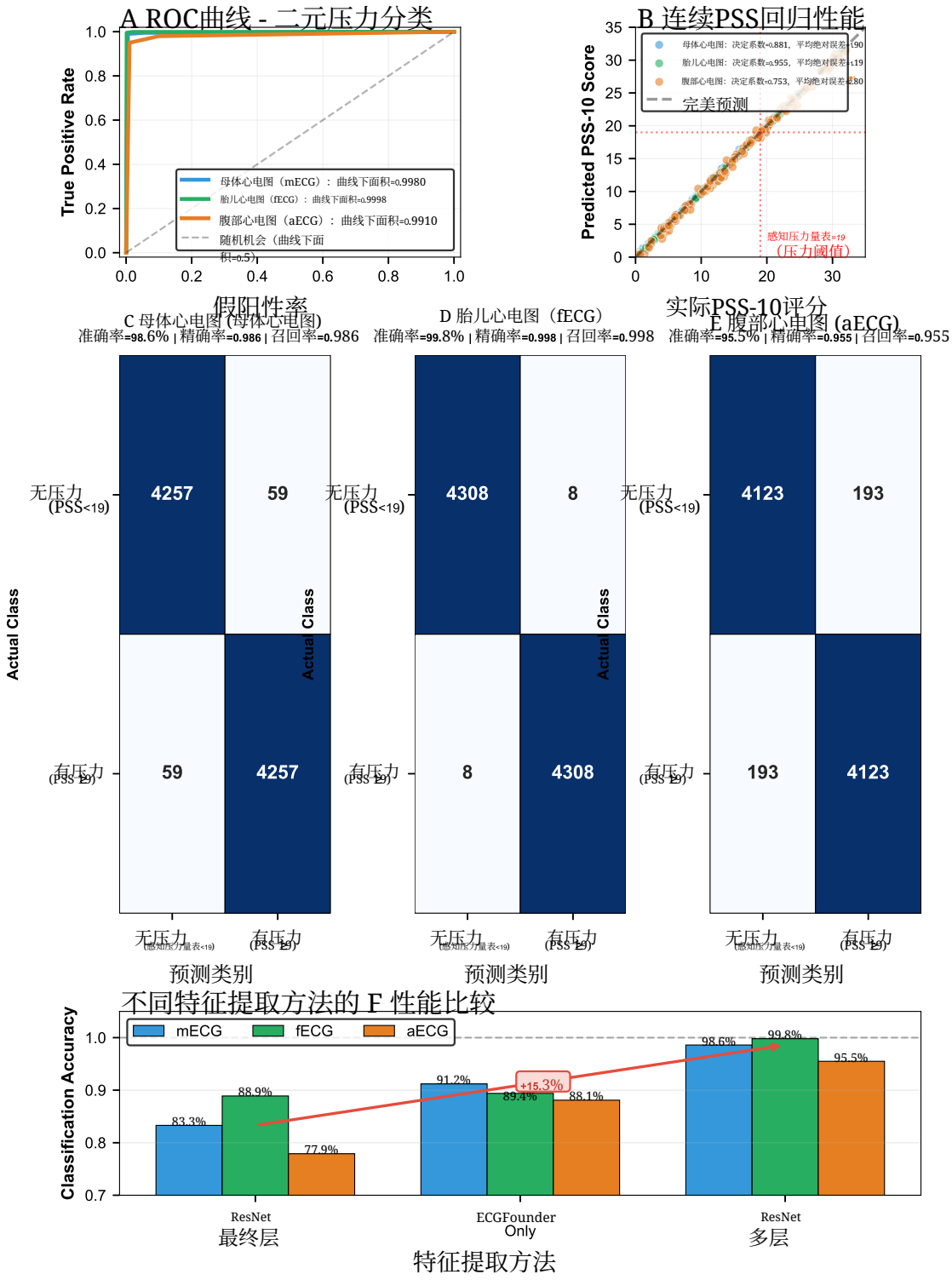


图 2：**FELICITy 1 分类与回归性能。**

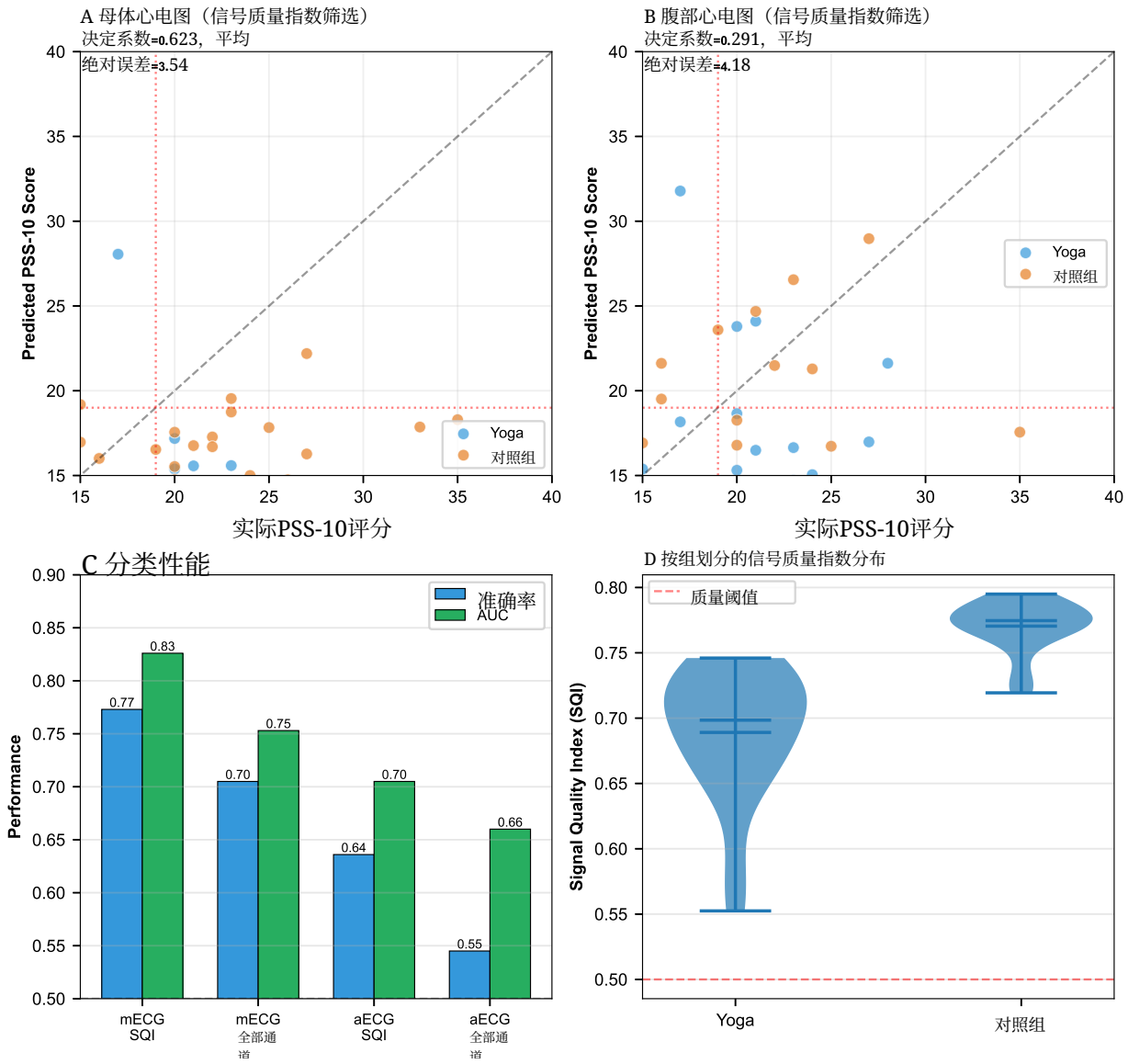


图 3： **FELICITy 2 外部验证性能。**

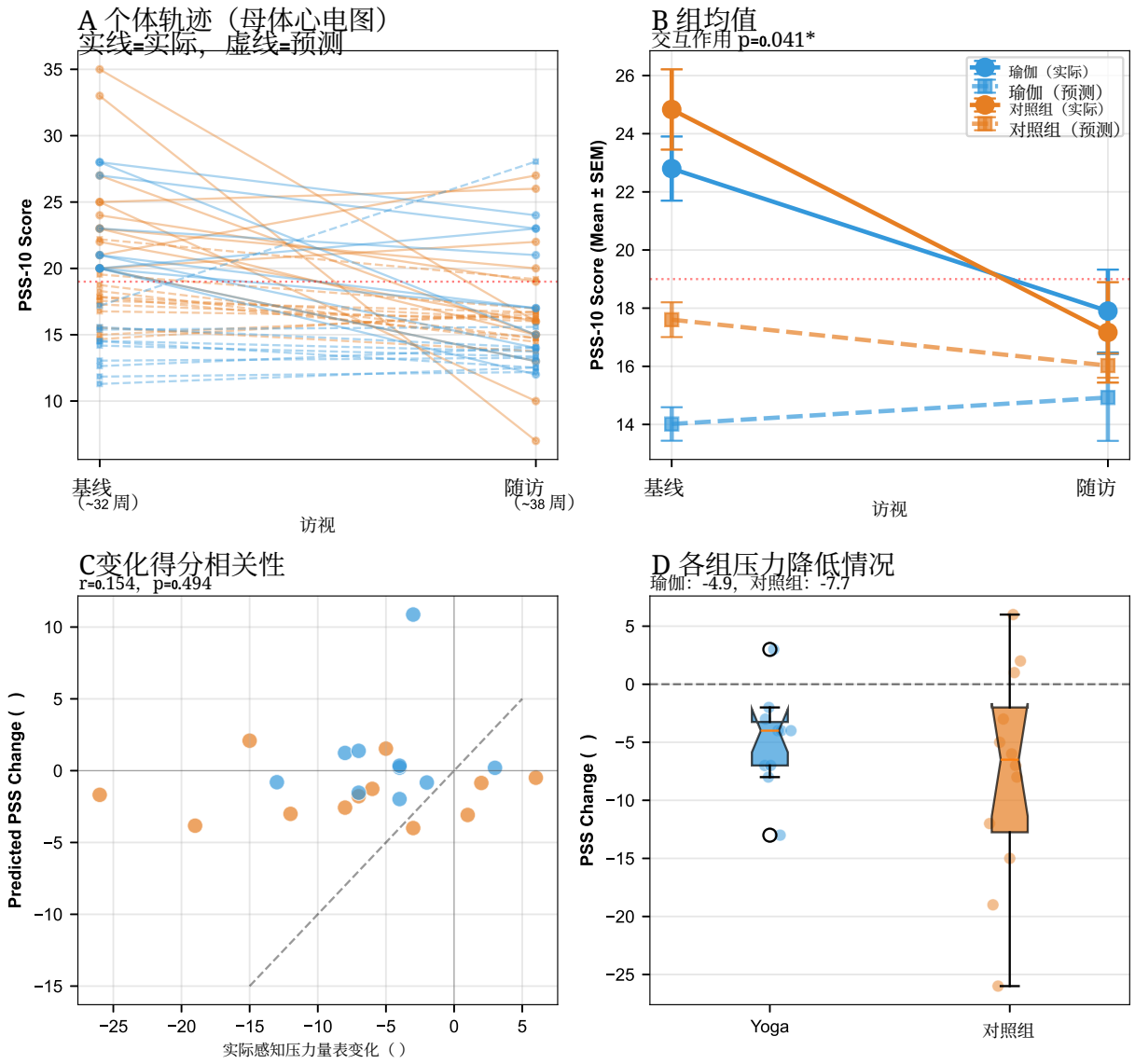


图4：压力随时间变化轨迹与干预效应。

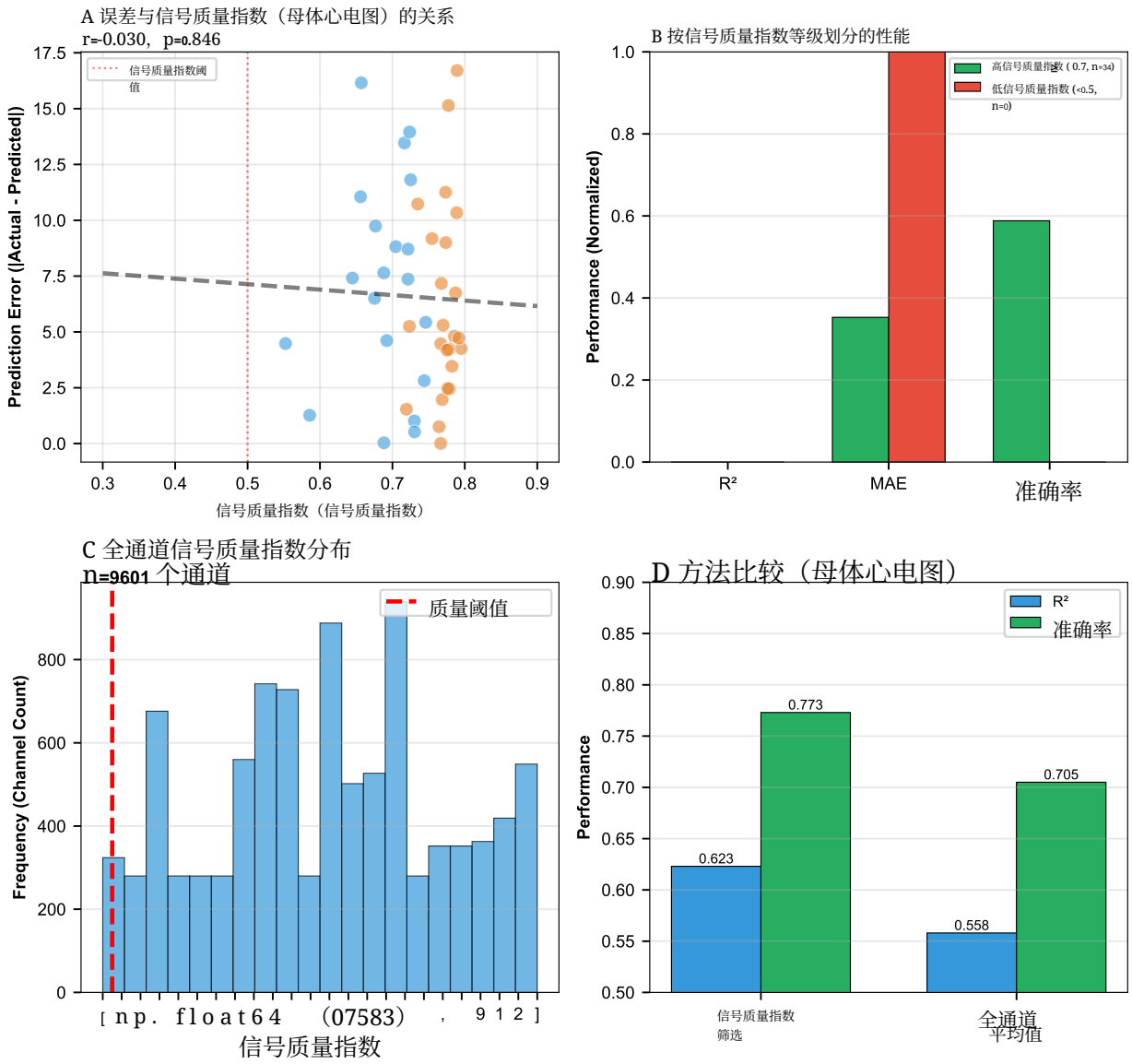


图5：信号质量对预测准确性的影响。