

一个用于 ECG 分界中半监督语义分割的多数据集基准

Minje Park*, Jeonghwa Lim*, Taehyung Yu, and Sunghoon Joo[†]
VUNO Inc.

{ minje.park, jeonghwa.lim, taehyung.yu, sunghoon.joo } @vuno.co

Abstract

心电图 (ECG) 描记, 即对有意义的波形特征进行分割, 对于临床诊断至关重要。尽管最近深度学习有了进展, 但由于公开可用的标注数据集稀缺, 进展依然有限。半监督学习通过利用大量未标记的 ECG 数据提供了一种有前景的解决方案。在本研究中, 我们为 ECG 描记中的半监督语义分割 (SemiSeg) 提供了第一个系统性的基准。我们策划并统一了多个公共数据集, 包括以前未充分使用的来源, 以支持稳健且多样化的评估。我们采用了五种计算机视觉中的代表性 SemiSeg 算法, 将其应用在卷积网络和变压器两种不同架构上, 并在两种不同设置中进行评估: 域内和跨域。此外, 我们提出了 ECG 特定的训练配置和增强策略, 并引入了一个标准化的评估框架。我们的结果显示, 在半监督 ECG 描记中, 变压器的表现优于卷积网络。我们预计我们的基准将为推进半监督 ECG 描记方法奠定基础, 并促进该领域的进一步研究。

1. 介绍

心电图 (ECG) 是一种非侵入性、广泛使用的工具, 用于监测心脏电活动。典型的心电图波形包括 P 波、QRS 波群和 T 波, 分别代表心房去极化、心室去极化和心室复极化。对这些成分进行准确分割, 即心电图波形的划分, 对临床诊断至关重要 [9]。

传统的信号处理方法 (例如, 小波变换 [27]) 通常在处理信号的可变性和噪声时表现不佳 [8, 22], 如图 1 所示。近年来, 深度学习显示出潜力, 将划界问题视为语义分割任务 [2, 5, 12, 14, 15, 20], 但现有模型由于专家标注的高成本依赖于小规模数据集。

半监督语义分割 (SemiSeg) 可以通过利用大量未标记的 ECG 数据来弥补这一差距 [10]。在计算机视觉中, 诸如一致性正则化和自训练的 SemiSeg 方法已被证明是有效的 [30]。然而, 它们在 ECG 描绘中的应用面临两个关键挑战: (1) 缺乏标准化的基准, (2) 在实际的 ECG 场景中评估不足。

为了解决这些挑战, 我们:

* Equal contribution.
[†] Corresponding author.

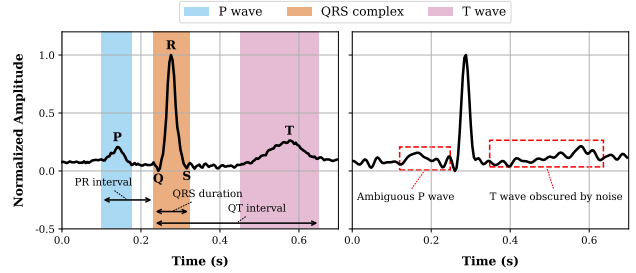


Figure 1. 干净 (左图) 和噪声 (右图) 心电图记录的示例。在左图中, 标准波形成分 (P 波、QRS 波群和 T 波) 与 PR 间期、QRS 持续时间和 QT 间期一起被标注。在右图中, 模糊的 P 波和被噪声掩盖的 T 波使得其边界难以辨认。

- 引入 SemiSegECG, 这是首个用于半监督心电图划分的标准化基准。
- 整理和整合多个心电图数据集, 包括以前未充分利用的公共资源, 并开发心电图特定的增强和训练策略。
- 评估五种典型的 SemiSeg 算法在不同标签可用性和分布偏移下的表现, 同时考虑分割精度和临床相关的区间误差指标。

2. 基准设计

五个公开的 ECG 数据库被整理用于基准测试, 另有一个私人数据库。数据库的特征在表 1 中总结。LUDB [16] 和 QTDB [18] 在之前的 ECG 描记研究中被作为标准资源使用 [5, 13, 20]。相比之下, ISP [1] 和浙江 [43] 相对较新, 在描记研究中仍需更多利用。这四个数据库提供了真实的描记注释, 作为核心训练资源。每个数据库 (LUDB, QTDB, ISP, 浙江) 被随机分割为训练集、验证集和测试集 (比例为 6:2:2, ISP 除外, ISP 有官方分割)。PTB-XL [40], 作为一个大规模的 ECG 分类基准数据库, 被用作域外未标注数据集。我们还利用了一个私人移动 ECG 数据库 (mECGDB), 该数据库由便携设备测量的 6 导联 ECG 组成, 不同于其他数据库, 用于评估模型在分布偏移下的泛化能力。

将每个心电图导联视为一个独立的训练实例, 考虑其独特的空间方向和波形形态, 同时扩大了训练集。标记的心电图被裁剪或零填充到固定的 10 秒长度, 以反映常规临床实践中静息心电图的标准记录窗口。所有

Table 1. ECG 数据库特性。导联类型定义为：12 导联 = 标准肢体导联 (I, II, III, aVR, aVL, aVF) + 胸导联 (V1-V6)；6 导联 = 仅肢体导联；2 导联 = 两个选定的导联 (例如, MLII)。标记类型为导联特定的 (每个导联独立的起始-结束)，集成的 (所有导联的单一标注)，以及仅区间的 (PR, QRS, QT 区间没有划分标注)。

Source	# Subjects	# ECGs	Duration (labeled)	Sample rate	Lead type	Label type	All	# Samples Train Validation	Test
LUDB	200	200	10 s	500 Hz	12-lead	Lead-specific	2,369	1,427 468	474
QTDB	105	105	5.9–253.6 s	250 Hz	2-lead	Integrated	718	422 148	148
ISP	499	499	10 s	1000 Hz	12-lead	Integrated	5,988	3,792 1,272	924
Zhejiang	334	334	1.3–7.1 s	2000 Hz	12-lead	Integrated	4,008	2,400 804	804
PTB-XL	18,885	21,837	10 s	500 Hz	12-lead	-	270,085	270,085 -	-
mECGDB	205	205	2–10 s	250 Hz	6-lead	Interval only	205	- -	205

信号被重采样到 250 Hz，这是基准数据库中最低的原生速率，以确保统一的时间分辨率并防止上采样引入的伪影。应用带通滤波器 (0.67–40 Hz) 去除基线漂移和高频噪声。模型输入前对信号进行 Z 分数归一化以改善训练稳定性。

LUDB 和 ISP 使用官方分界标签。对于 QTDB 和浙江，我们使用了先前一项研究中释放的标签集 [14]。该标签集补偿了 QTDB 中缺失的心跳和不完整的起始-结束注释，并为浙江提供了新的分界标签。mECGDB 仅包含临床相关的间隔标签，而没有明确的分界标签。所有的标签均由至少一位专家心脏病学家标注。

2.1. 基准测试协议

SemiSegECG 在两种不同的条件下评估算法性能：域内和跨域设置。

域内设置。域内设置反映了一种典型用例，其中标记和未标记的数据来自同一来源。我们通过随机选择标记的训练子集 (1/16, 1/8, 1/4, 1/2) 并使用整个训练集作为未标记数据来模拟半监督条件。模型在每个数据集和标签比例下被独立训练和评估。

跨域设置。跨域设置反映了一种涉及异构来源的实际场景，包括标记的、未标记的以及潜在的测试数据。四个标记的数据库被合并为一个统一的数据集，保留了原始的划分。PTB-XL 被用作域外未标记的数据集。模型在合并的域内测试集和 mECGDB 上进行评估，以测试在来自不同测量环境 (例如，设备类型) 的分布变化下的泛化能力。

我们比较了基于卷积的 [17] 和基于 Transformer 的 [39] 编码器，ResNet [11] 和 Vision Transformer (ViT) [7]，这些编码器因其在图像和心电图任务中的可靠性而被选中 [3, 28, 32, 44]。它们与轻量级的全卷积网络 (FCN) 解码器相配对 [24]。性能指标包括用于分割精度的平均交并比 (mIoU) 和用于临床有效性的心电图区间 (PR, QRS, QT) 的平均绝对误差 (MAE)。结果来自在验证集上获得最高 mIoU 的模型检查点。

3. 实验

我们评估了五种最初为计算机视觉开发的 SemiSeg 算法，每种算法代表一种不同的学习范式：Mean Teacher (MT) [36]、FixMatch [34]、Cross Pseudo Supervision (CPS) [4]、Regional Contrast (ReCo) [23] 以及 Self-

Training++ (ST++) [41]。

MT。一个学生模型学习去匹配来自教师模型的预测，教师模型的权重被更新为学生模型的指数移动平均 (EMA)，这样提供稳定的伪标签来指导学生模型的预测。

FixMatch。未标记数据的弱增强产生的高置信度预测被用作伪标签，以监督相同输入的强增强。这鼓励了对抗扰动的鲁棒性。

CPS。两个模型为彼此生成伪标签，并进行相互训练，通过正则化的不一致性促进一致性并减少过拟合。

ReCo。区域级对比正则化应用于通过编码器的附加投影头获得的像素嵌入。在简单和困难阈值之间的像素被选择为查询。这些查询被拉向其预测标签的类原型，并远离其他类原型，从而锐化分割边界。

ST++。通过多步骤训练，伪标记数据在信心和预先定义的计划基础上逐步引入训练。早期训练侧重于标记数据，以减少不确定伪标签带来的噪声。

为了比较，还包括了一个仅使用标记数据训练的监督基线 (Scratch)。

3.1. 增强策略探索

有效的数据增强对半监督学习至关重要，可以更好地利用有标注和无标注的数据 [42]。然而，传统的基于图像的策略可能不适合用于 ECG 信号 [21, 31]，因为它会扭曲 ECG 的特有特征。为了解决这个问题，我们探索了适合 ECG 分割的增强策略。增强被分为弱增强 (用于创建伪标签的小的全局变化) 或强增强 (应用于训练输入的较大扰动，但保留信号结构)。在以往研究的指导下 [19, 29]，我们选择：

- 弱：随机调整大小的裁剪和水平翻转。
- 强：基线漂移、电力线噪声、幅值缩放、正弦波噪声和白噪声。

在 LUDB 上以 ResNet 骨干网络在 1/16 标签比例下识别出了最优弱增强和强增强策略 (弱增强使用 Scratch，强增强使用 FixMatch)，然后应用于所有算法。

为了确保公平的基准测试，以下配置在实验中普遍应用。详细信息在公共代码库¹中可以找到。

模型架构我们采用了紧凑的编码器：ResNet-18 [11] 和 ViT-Tiny [37]，选择它们是为了防止我们规模适

¹<https://github.com/bakqui/semi-seg-ecg>

中的数据集中出现过拟合，同时保持参数数量的可比性。解码器实现为一个两层的 FCN，包含一个维度为 128 的隐藏层和一个带有 $p = 0.1$ 的 dropout 层 [35]。

训练计划。所有模型均在 100 个周期内训练，批量大小为 16。我们使用了 AdamW 优化器 [26]，权重衰减系数为 0.05。学习率遵循余弦退火调度 [25]，在前 10 个周期内从 0 增长到 0.001，随后逐渐降低到 0.0001。

增强。所有增强操作的选择概率为 0.5，随机调整裁剪除外。对于强增强，我们采用了带有增强搜索池的 RandAugment 策略 [6]。

SemiSeg 特定的超参数。超参数调整是在 LUDB 上以 1/16 的标签比例使用 ResNet-18 进行的。对于基于 EMA 的模型，衰减率设置为 0.99。FixMatch 的置信度阈值为 0.8，而 ReCo 的置信度阈值为 0.65（简单）和 0.8（困难）。ReCo 中使用的投影头由两个各有 128 个通道的卷积层组成。

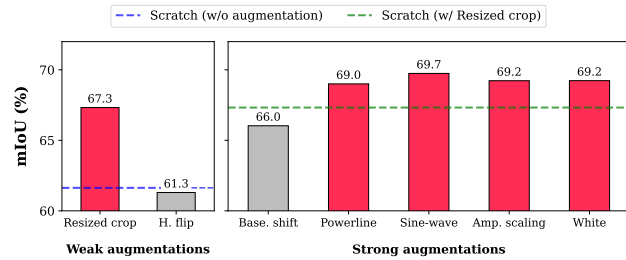


Figure 2. 数据增强策略的比较。左图：使用弱数据增强的监督模型 (Scratch) 的 mIoU。右图：FixMatch 模型结合固定的随机裁剪和其中一种强数据增强。虚线表示没有任何数据增强（蓝色）和使用随机裁剪（绿色）时的 Scratch 性能。

4. 结果

我们通过经验确定了所有后续实验的最佳增强策略。图 2 展示了它们对轮廓分辨性能的影响。对于弱增强，随机调整大小的裁剪显著提高了 Scratch 的性能，而水平翻转则降低了性能，这可能是因为信号顺序的反转 (P-QRS-T 变为 T-QRS-P) 混淆了模型的时间线索。对于强增强，基线漂移降低了 FixMatch 的性能，但电力线噪声、正弦波噪声、幅度缩放和白噪声都提高了性能。最佳结果是在每个样本中，RandAugment 组合了这四种强增强中的任意三种时出现的 ($mIoU = 70.9\%$)。因此，我们采用了随机调整大小的裁剪作为弱增强，并在所有后续实验中采用了包含四种操作的 RandAugment 策略作为强增强配置。

4.1. 域内基准测试结果

域内基准测试性能总结在表 2 中。结果确认了 SemiSeg 算法在 ECG 划分方面的有效性。随着标签比例的减少，SemiSeg 算法与 Scratch 之间的差距加大（例如，在 LUDB 上的 MT 中使用 ViT 时）。在最小的标签比例 (1/16) 下，大多数算法表现出其有效性，这表明在标签稀缺时成功使用了未标记数据。

Table 2. 在不同标签比例 (1/16, 1/8, 1/4, 和 1/2) 下的测试域内基准测试结果 (mIoU, %)。最好的值用粗体显示。

Methods	ResNet-18 + FCN				ViT-Tiny + FCN			
	1/16	1/8	1/4	1/2	1/16	1/8	1/4	1/2
LUDB								
Scratch	67.3	71.3	72.9	74.1	66.0	71.3	75.9	78.5
MT	70.8	72.3	73.6	74.3	73.6	76.7	78.7	80.2
FixMatch	70.9	72.2	72.9	74.1	72.2	76.6	78.1	80.1
CPS	68.6	71.6	73.1	74.3	70.9	75.4	78.3	80.0
ReCo	71.5	72.5	73.1	73.9	72.0	74.2	74.9	75.0
ST++	69.2	71.6	73.7	74.5	71.3	76.0	78.0	80.1
QTDB								
Scratch	47.5	56.2	60.5	64.9	38.8	52.5	62.0	67.1
MT	47.8	44.8	63.0	66.7	55.2	58.0	64.9	69.2
FixMatch	46.7	53.3	58.2	66.3	46.7	53.4	64.2	69.3
CPS	53.2	57.1	64.7	68.0	48.9	55.3	58.9	67.4
ReCo	53.4	53.4	58.7	64.5	45.8	47.6	59.4	62.9
ST++	52.9	57.8	62.5	68.0	52.1	55.3	65.7	68.8
ISP								
Scratch	62.3	64.6	68.1	69.3	69.4	73.0	76.3	78.5
MT	64.2	65.9	68.0	69.1	74.8	75.7	78.3	78.6
FixMatch	63.1	64.4	67.9	68.9	74.7	75.7	78.0	79.4
CPS	64.4	66.1	68.5	69.4	72.9	73.7	78.4	79.9
ReCo	62.3	64.7	67.4	68.1	71.3	73.2	76.3	77.2
ST++	63.7	65.7	68.5	69.5	72.8	75.4	78.3	79.4
Zhejiang								
Scratch	76.7	78.9	80.7	82.3	69.5	73.3	76.2	80.2
MT	79.2	80.1	81.5	82.9	79.1	81.4	81.6	83.6
FixMatch	79.0	80.4	81.2	82.7	76.1	80.2	82.0	83.5
CPS	77.6	79.5	81.3	82.7	74.2	80.2	81.7	82.8
ReCo	77.6	78.9	79.7	80.6	68.6	68.3	68.7	63.3
ST++	78.8	79.8	81.9	82.9	73.9	79.0	81.3	83.5

从数据库的角度来看，LUDB 是半监督算法表现不如 Scratch 的案例最少的数据库，表明它们的有效性更为明显，可能是因为存在准确的、特定领导的标签。从模型的角度来看，ViT-Tiny 整体表现优于 ResNet-18。详细趋势有所不同：ViT-Tiny 在 MT 上表现始终良好，而在 ResNet-18 上 ST++ 保持竞争力。总体而言，ReCo 的收益有限，尤其是在 QTDB 上，除了 1/16 的标签比例外，其他所有标签比例上表现都退化。

在跨域设置中，基准性能模式偏离了域内设置。在跨域设置中使用 ResNet-18 时，SemiSeg 算法提供的好处有限，如表 3 和表 4 所示。所有 SemiSeg 算法都未能超过 Scratch，这表明其泛化能力较差。相比之下，ViT-Tiny 一致地从 SemiSeg 算法中获益。MT、FixMatch 和 ST++ 取得了显著的收益，其中 ST++ 实现了最高的 mIoU (84.7%)，而 MT/FixMatch 显示了最低的平均心电图间隔 MAE (14.9 毫秒)。

值得注意的是，在合并后的域内测试集中表现最佳的模型之一，使用 ViT 骨干网络的 FixMatch，在 mECGDB 上并没有领先，平均 MAE ($20.7 \text{ ms} < 21.6 \text{ ms}$) 被 MT 超越。这可能反映了在临床环境外收集的临床 12 导联 ECG 与移动 ECG 之间的分布转移。模型可能对大规模未标记集 (PTB-XL) 过拟合，限制了跨域鲁棒性。此外，具有最高 mIoU 的模型并未产生最低的平均 MAE。这些发现强调了领域适应技术的必要性以及考虑分割质量和临床间隔准确性的多指标评

Table 3. 跨领域的基准测试结果是在合并的域内测试集 (LUDB, QTDB, ISP, 浙江) 上进行的。模型在合并的域内标注数据和 PTB-XL 未标注数据上进行了训练。最佳数值用粗体标出 (↑: 越高越好, ↓: 越低越好)。

Methods	mIoU (%) ↑	Avg.	MAE (ms) ↓		
			PR	QRS	QT
ResNet-18 + FCN					
Scratch	74.5	20.6	21.4	14.1	26.5
MT	73.9	21.5	22.7	15.6	26.3
FixMatch	73.6	21.5	24.3	13.6	26.5
CPS	74.4	21.1	21.2	15.0	27.2
ReCo	73.7	22.3	21.9	16.6	28.3
ST++	74.2	20.8	21.5	14.2	26.8
ViT-Tiny + FCN					
Scratch	81.7	18.5	21.4	10.3	23.8
MT	84.6	14.9	13.1	9.7	21.9
FixMatch	84.4	14.9	13.4	9.9	21.4
CPS	84.0	15.3	15.4	10.2	20.4
ReCo	84.1	15.9	13.8	10.4	23.5
ST++	84.7	15.3	14.4	9.7	21.9

Table 4. mECGDB 上的域外泛化结果。模型在合并的域内标记数据和 PTB-XL 未标记数据上训练。由于 mECGDB 包含区间标签 (PR, QRS, QT) 而没有细化注释, 因此仅报告了 MAE (毫秒)。最佳值以粗体显示。

Methods	ResNet-18 + FCN				ViT-Tiny + FCN			
	Avg.	PR	QRS	QT	Avg.	PR	QRS	QT
Scratch	26.4	26.0	18.7	34.6	23.2	27.1	13.3	29.2
MT	28.2	27.1	20.6	36.9	20.7	20.8	13.0	28.2
FixMatch	27.7	28.1	19.5	35.4	21.6	21.4	13.8	29.5
CPS	28.1	28.2	20.3	35.9	21.1	23.2	13.6	26.6
ReCo	28.7	26.1	22.8	37.3	21.0	19.5	13.2	30.3
ST++	27.8	27.4	19.5	36.6	21.6	23.4	13.6	27.8

估的需要。

我们展示了 SemiSegECG, 这是一个用于半监督心电图划分的统一基准和评估协议。在各种公共数据集上, SemiSeg 算法在标签稀缺的情况下始终提升了划分性能, 其中以 ViT 作为骨干网络的收益最为明显。同时, 在域内合并测试集和 mECGDB 之间的数据集模型性能的不一致性, 突显了分布偏移的影响以及需要领域感知训练和心电图特定的数据增强策略。限制包括标注数据集规模较小和评估方法的范围, 这些方法集中在最初为计算机视觉开发的代表性 SemiSeg 算法。未来的工作可能利用 SemiSegECG 探索更先进或心电图特定的半监督学习方法以及针对生理信号挑战的领域适应技术。

References

- [1] Aram Avetisyan, Nikolas Khachaturov, Ariana Asatryan, Shahane Tigranyan, and Yury Markin. Isp ecg delineation dataset, 2024. 1
- [2] Long Chen, Zheheng Jiang, Joseph Barker, Huiyu Zhou, Fernando Schlindwein, Will Nicolson, G Andre Ng, and Xin Li. Ecgvnet: A variational encoder-decoder network for ecg delineation in morphology variant ecgs. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 71(7):2143–2153, 2024. 1
- [3] Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Iasonas Kokkinos, Kevin Murphy, and Alan L Yuille. Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 40(4):834–848, 2017. 2
- [4] Xiaokang Chen, Yuhui Yuan, Gang Zeng, and Jingdong Wang. Semi-supervised semantic segmentation with cross pseudo supervision. In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition, pages 2613–2622, 2021. 2
- [5] Zhenqin Chen, Mengying Wang, Meiyu Zhang, Wei Huang, Hanjie Gu, and Jinshan Xu. Post-processing refined ecg delineation based on 1d-unet. Biomedical Signal Processing and Control, 79:104106, 2023. 1
- [6] Ekin D Cubuk, Barret Zoph, Jonathon Shlens, and Quoc V Le. Randaugment: Practical automated data augmentation with a reduced search space. In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition workshops, pages 702–703, 2020. 3
- [7] Alexey Dosovitskiy, Lucas Beyer, Alexander Kolesnikov, Dirk Weissenborn, Xiaohua Zhai, Thomas Unterthiner, Mostafa Dehghani, Matthias Minderer, Georg Heigold, Sylvain Gelly, Jakob Uszkoreit, and Neil Houlsby. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. In International Conference on Learning Representations, 2021. 2
- [8] Mohamed Elgendi, Björn Eskofier, Socrates Dokos, and Derek Abbott. Revisiting qrs detection methodologies for portable, wearable, battery-operated, and wireless ecg systems. PloS one, 9(1):e84018, 2014. 1
- [9] Adam Gacek and Witold Pedrycz. ECG signal processing, classification and interpretation: a comprehensive framework of computational intelligence. Springer Science & Business Media, 2011. 1
- [10] Ary L Goldberger, Luis AN Amaral, Leon Glass, Jeffrey M Hausdorff, Plamen Ch Ivanov, Roger G Mark, Joseph E Mietus, George B Moody, Chung-Kang Peng, and H Eugene Stanley. Physiobank, physiobank, and physionet: components of a new research resource for complex physiologic signals. circulation, 101(23):e215–e220, 2000. 1
- [11] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pages 770–778, 2016. 2
- [12] Guillermo Jimenez-Perez, Alejandro Alcaine, and Oscar Camara. U-net architecture for the automatic detection and delineation of the electrocardiogram. In 2019 Computing in Cardiology (CinC), pages Page–1. IEEE, 2019. 1
- [13] Guillermo Jimenez-Perez, Alejandro Alcaine, and Oscar Camara. Delineation of the electrocardiogram

- with a mixed-quality-annotations dataset using convolutional neural networks. *Scientific reports* , 11(1): 863, 2021. 1
- [14] Guillermo Jimenez-Perez, Juan Acosta, Alejandro Alcaíne, and Oscar Camara. Generalising electrocardiogram detection and delineation: training convolutional neural networks with synthetic data augmentation. *Frontiers in Cardiovascular Medicine* , 11: 1341786, 2024. 1, 2
- [15] Chankyu Joung, Mijin Kim, Taejin Paik, Seong-Ho Kong, Seung-Young Oh, Won Kyeong Jeon, Jae-hu Jeon, Joong-Sik Hong, Wan-Joong Kim, Woong Kook, et al. Deep learning based ecg segmentation for delineation of diverse arrhythmias. *PloS one* , 19(6): e0303178, 2024. 1
- [16] Alena I Kalyakulina, Igor I Yusipov, Viktor A Moskalenko, Alexander V Nikolskiy, Konstantin A Kosonogov, Grigory V Osipov, Nikolai Yu Zolotykh, and Mikhail V Ivanchenko. Ludb: a new open-access validation tool for electrocardiogram delineation algorithms. *IEEE access* , 8:186181–186190, 2020. 1
- [17] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems* , 25, 2012. 2
- [18] Pablo Laguna, Roger G Mark, A Goldberg, and George B Moody. A database for evaluation of algorithms for measurement of qt and other waveform intervals in the ecg. In *Computers in cardiology 1997* , pages 673–676. IEEE, 1997. 1
- [19] Byeong Tak Lee, Yong-Yeon Jo, Seon-Yu Lim, Young-jae Song, and Joon-myung Kwon. Efficient data augmentation policy for electrocardiograms. In *Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information & Knowledge Management* , pages 4153–4157, 2022. 2
- [20] Xiaohong Liang, Liping Li, Yuanyuan Liu, Dan Chen, Xinpei Wang, Shunbo Hu, Jikuo Wang, Huan Zhang, Chengfa Sun, and Changchun Liu. Ecg_segnet: An ecg delineation model based on the encoder-decoder structure. *Computers in biology and medicine* , 145: 105445, 2022. 1
- [21] Jeonghwa Lim, Yeha Lee, Wonseuk Jang, and Sunghoon Joo. Specialized ecg data augmentation method: leveraging precordial lead positional variability. *Biomedical Engineering Letters* , pages 1–12, 2025. 2
- [22] Feifei Liu, Chengyu Liu, Xinge Jiang, Zhimin Zhang, Yatao Zhang, Jianqing Li, and Shoushui Wei. Performance analysis of ten common qrs detectors on different ecg application cases. *Journal of healthcare engineering* , 2018(1):9050812, 2018. 1
- [23] Shikun Liu, Shuaifeng Zhi, Edward Johns, and Andrew Davison. Bootstrapping semantic segmentation with regional contrast. In *International Conference on Learning Representations* , 2022. 2
- [24] Jonathan Long, Evan Shelhamer, and Trevor Darrell. Fully convolutional networks for semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* , pages 3431–3440, 2015. 2
- [25] Ilya Loshchilov and Frank Hutter. SGDR: Stochastic gradient descent with warm restarts. In *International Conference on Learning Representations* , 2017. 3
- [26] Ilya Loshchilov and Frank Hutter. Decoupled weight decay regularization. In *International Conference on Learning Representations* , 2019. 3
- [27] Juan Pablo Martínez, Rute Almeida, Salvador Olmos, Ana Paula Rocha, and Pablo Laguna. A wavelet-based ecg delineator: evaluation on standard databases. *IEEE Transactions on biomedical engineering* , 51(4): 570–581, 2004. 1
- [28] Yeongyeon Na, Minje Park, Yunwon Tae, and Sunghoon Joo. Guiding masked representation learning to capture spatio-temporal relationship of electrocardiogram. In *International Conference on Learning Representations* , 2024. 2
- [29] Naoki Nonaka and Jun Seita. Data augmentation for electrocardiogram classification with deep neural network. *arXiv preprint arXiv:2009.04398* , 2020. 2
- [30] Adrian Peláez-Vegas, Pablo Mesejo, and Julián Lúengo. A survey on semi-supervised semantic segmentation. *arXiv preprint arXiv:2302.09899* , 2023. 1
- [31] Md Moklesur Rahman, Massimo Walter Rivolta, Fabio Badilini, and Roberto Sassi. A systematic survey of data augmentation of ecg signals for ai applications. *Sensors* , 23(11):5237, 2023. 2
- [32] Antônio H Ribeiro, Manoel Horta Ribeiro, Gabriela MM Paixão, Derick M Oliveira, Paulo R Gomes, Jéssica A Canazart, Milton PS Ferreira, Carl R Andersson, Peter W Macfarlane, Wagner Meira Jr, et al. Automatic diagnosis of the 12-lead ecg using a deep neural network. *Nature communications* , 11(1):1760, 2020. 2
- [33] Hyo-Chang Seo, Gi-Won Yoon, Segyeong Joo, and Gi-Byoung Nam. Multiple electrocardiogram generator with single-lead electrocardiogram. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* , 221:106858, 2022.
- [34] Kihyuk Sohn, David Berthelot, Nicholas Carlini, Zizhao Zhang, Han Zhang, Colin A Raffel, Ekin Dogus Cubuk, Alexey Kurakin, and Chun-Liang Li. Fixmatch: Simplifying semi-supervised learning with consistency and confidence. *Advances in neural information processing systems* , 33:596–608, 2020. 2
- [35] Nitish Srivastava, Geoffrey Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Ruslan Salakhutdinov. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The journal of machine learning research* , 15(1): 1929–1958, 2014. 3
- [36] Antti Tarvainen and Harri Valpola. Mean teachers are better role models: Weight-averaged consistency targets improve semi-supervised deep learning results. *Advances in neural information processing systems* , 30, 2017. 2
- [37] Hugo Touvron, Matthieu Cord, Matthijs Douze, Francisco Massa, Alexandre Sablayrolles, and Hervé Jégou.

Training data-efficient image transformers & distillation through attention. In International conference on machine learning , pages 10347–10357. PMLR, 2021. [2](#)

- [38] Marten E Van den Berg, Peter R Rijnbeek, Maartje N Niemeijer, Albert Hofman, Gerard Van Herpen, Michiel L Bots, Hans Hillege, Cees A Swenne, Mark Eijgelsheim, Bruno H Stricker, et al. Normal values of corrected heart-rate variability in 10-second electrocardiograms for all ages. *Frontiers in physiology* , 9: 424, 2018.
- [39] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems* , 30, 2017. [2](#)
- [40] Patrick Wagner, Nils Strodthoff, Ralf-Dieter Bouseljat, Dieter Kreiseler, Fatima I Lunze, Wojciech Samek, and Tobias Schaeffter. Ptb-xl, a large publicly available electrocardiography dataset. *Scientific data* , 7(1):1–15, 2020. [1](#)
- [41] Lihe Yang, Wei Zhuo, Lei Qi, Yinghuan Shi, and Yang Gao. St++: Make self-training work better for semi-supervised semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition* , pages 4268–4277, 2022. [2](#)
- [42] Zhen Zhao, Lihe Yang, Sifan Long, Jimin Pi, Luping Zhou, and Jingdong Wang. Augmentation matters: A simple-yet-effective approach to semi-supervised semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* , pages 11350–11359, 2023. [2](#)
- [43] Jianwei Zheng, Guohua Fu, Kyle Anderson, Huimin Chu, and Cyril Rakovski. A 12-lead ecg database to identify origins of idiopathic ventricular arrhythmia containing 334 patients. *Scientific data* , 7(1):98, 2020. [1](#)
- [44] Sixiao Zheng, Jiachen Lu, Hengshuang Zhao, Xiatian Zhu, Zekun Luo, Yabiao Wang, Yanwei Fu, Jianfeng Feng, Tao Xiang, Philip HS Torr, et al. Rethinking semantic segmentation from a sequence-to-sequence perspective with transformers. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition* , pages 6881–6890, 2021. [2](#)