

1关于时间序列线图图像创建的更多细节

2实现。时间序列到图像的转换可以使用 Matplotlib 实现
package1中包含以下几行代码。

```
1 def TS2Image (t, v,D,颜色,图像高度,图像宽度,网格高度,网格宽度) :  
2     导入matplotlib.pyplot作为plt  
3     plt.figure(figsize=(图像高度/100,图像宽度/100), dpi=100)  
4     for d in range(D): # 枚举多个变量  
5         plt.subplot(grid_height, grid_width, d+1) # 网格中的位置  
6         # 绘制变量 d 的线图  
7         plt.plot(t[d], v[d], color=colors[d], linestyle= - , marker= * )  
  
3
```

4除了主要论文中提到的绘制线图图像的设计外,我们还探索
5.以下几个方面。

6折线图的轴限值。轴限值决定了折线图的绘图区域和
7显示时间戳和值的范围。默认情况下,我们将 x 轴和 y 轴的限制设置为
8 个范围内的所有观察到的时间戳和值。然而,我们发现一些
9某些变量的极端观测值可能会使 y 轴的范围非常大,从而导致大多数
10 个观测点绘制在一个小区域内,形成平线图。常见
11归一化和标准化方法无法解决这个问题,因为相对量级仍然
12在创建的图像中保持不变。因此,我们尝试了以下策略来消除极端值
13并缩小 y 轴的范围:

- 14 四分位距 (IQR):IQR 是用于异常值分析的最广泛使用的方法之一
15 检测和去除。四分位距是根据第一和第三
16 数据集中每个变量的所有观测值的四分位数,然后用于计算
17 上限和下限。
- 18 标准差 (SD):上边界和下边界通过取 3 个标准差计算得出
19 数据集中每个变量观测值与平均值的偏差。这
20 方法通常假设数据呈正态分布。
- 21 修正的 Z 分数 (MZ):Z 分数衡量某个值偏离标准差的多少
22 该方法与检测异常值的标准差方法类似。然而,
23 z 分数可能受到极端值的影响,而修改后的 z 分数可以更好地处理这种影响。
24 我们将上限和下限设置为修改后的 z 分数为 3.5 和 -3.5 的值。

25我们在图 1 中展示了使用这些策略创建的图像的示例。

表 1:关于确定线图极限的不同策略的消融研究。默认策略是
直接将轴限制设置为数据集上所有观测值的范围。“IQR”、“SD”和“MZS”
表示三种消除极值的策略,即四分位距、标准差和
修改后的 Z 分数。报告的数字是 5 个数据分割的平均值。

策略	P19		P12		默认策略			
	澳大利亚奥罗克	意大利博洛尼亚-詹姆斯中心	澳大利亚奥罗克	意大利博洛尼亚-詹姆斯中心	准确性	精确	记起	F1 分数
默认	89.4 ±1.9	52.8 ±3.8	85.6 ±1.1	49.8 ±2.5	96.1 ±0.7	96.8 ±1.1	96.5 ±0.7	96.6 ±0.9
IQR 标准差 米兹山	88.2 ±0.8	49.6 ±1.7	84.5 ±1.1	48.9 ±2.6	95.9 ±0.7	96.8 ±0.7	96.1 ±0.7	96.4 ±0.7
	87.4 ±1.6	51.2 ±3.6	84.6 ±1.7	47.1 ±2.9	96.6 ±0.9	97.1 ±0.8	97.0 ±0.6	97.0 ±0.7
	87.3 ±1.0	50.8 ±3.7	84.3 ±1.4	47.1 ±2.1	96.0 ±1.1	96.8 ±0.9	96.4 ±0.9	96.6 ±0.9

26显示了使用不同策略创建的图像训练的模型的性能比较
27在表 1 中。我们观察到,去除极端值的方法会损害性能,除了
28 SD 在 PAM 数据集上。虽然这些方法缩小了值范围并突出了动态
29种线图模式,它们会丢弃可能本身就很有价值的极端值。这
30观察结果表明我们的方法可能不需要额外的数据预处理
31系列,进一步彰显其简洁的优势。

¹<https://matplotlib.org/>



图 1:使用不同策略对 P19、P12 和 PAM 的三个样本创建的图像数据集 (样本 “p000019”代表 P19, “132548”代表 P12, “0”代表 PAM)。

表 2:网格布局和图像的消融研究
尺寸请参见 P19。

网格布局	图像大小	AUROC	AUPRC
4×9	256×576	87.4 ±1.9	48.1 ±4.5
5×7	320×448	87.9 ±1.9	49.6 ±2.7
6×6	384×384	89.4 ±1.9	52.8 ±3.8
6×6	224×224	88.7 ±1.4	52.3 ±0.6

表 3:网格布局和图像的消融研究
P12 上的尺寸。

网格布局	图像大小	AUROC	AUPRC
4×9	256×576	84.0 ±1.4	47.9 ±2.6
5×8	320×512	84.1 ±1.6	47.2 ±2.3
6×6	384×384	85.6 ±1.1	49.8 ±2.5
6×6	224×224	85.7 ±2.1	48.8 ±3.7

表 4:PAM 上的网格布局和图像大小的消融研究。

网格布局	图像大小	准确率	精确度	召回率	F1 分数
2 × 9	128×576	95.9 ±1.4	96.5 ±1.0	95.9 ±1.2	96.0 ±0.5
3×6	192×384	96.1 ±0.8	96.7 ±0.5	95.9 ±0.9	96.2 ±0.7
4×5	256×320	96.1 ±0.7	96.8 ±1.1	96.5 ±0.7	96.6 ±0.9
4×5	224×224	95.9 ±0.6	96.7 ±0.8	95.9 ±0.6	96.3 ±0.7

32网格布局和图像大小。我们进行了实验来研究网格布局和
33种图像尺寸对我们方法的性能的影响。为了公平比较不同的网格布局，
34我们将每个网格单元的大小固定为64 × 64，并改变了网格布局。P19 上的结果
35 P12、PAM 数据集分别列于表 2、表 3 和表 4。我们观察到
36 个方格网格布局在所有三个数据集上始终产生良好的结果。我们推测这
37是因为正方形布局确保任意两个线图之间的距离最短。我们
38还测试了224 × 224标准图像尺寸的性能，发现
39是边际的，表明我们的方法对各种图像尺寸都具有稳健性。

40 B 更多实验细节

41 B.1 数据集

42我们使用了 [7] 处理的数据集，其详细信息如下。

43 P19:2019 年 PhysioNet 败血症早期预测挑战赛。² P19 数据集[5]包括临床
44 个数据，用于 38,803 名患者，旨在预测未来 6 小时内是否会发生败血症。
45数据集包括 34 个不规则采样的传感器，每个传感器有 8 个生命体征和 26 个实验室值
46 名患者，以及 6 个人口统计学特征。为了处理静态特征，我们使用了以下模板
47，如表 5 所示，并利用预先训练的 Roberta 基模型提取文本特征。这些文本
然后将48 个特征与从视觉转换器获得的视觉特征相结合，执行
49二分类。数据集高度不平衡，只有 4% 的样本为正，并且
50的缺失率为94.9%。

51 P12:2012 年 PhysioNet 死亡率预测挑战赛。³ P12数据集[2]包括临床数据
从 11,988 名 ICU 患者中抽取的52 个数据，其中 36 个为不规则采样的传感器观测数据，6 个为静态人口统计数据
为每个患者提供53 个特征。目标是预测患者死亡率，这是一个二元
54分类任务。数据集高度不平衡，约 86% 的样本为负数。
55该数据集的缺失率为88.4%。

56 PAM:PAMAP2 体力活动监测。⁴ PAM 数据集最初包含 18
57 项体育活动，9 名受试者佩戴 3 个惯性测量装置。然而，为了使它适合
58用于不规则时间序列分类，[7]排除了第九个主题，因为它的传感器长度较短
59 个读数，18 个活动中有 10 个少于 500 个样本也被排除在外。作为
60结果，该任务是一个 8 路分类，有 5,333 个样本，每个样本有 600 个连续观察。
61为了模拟不规则的时间序列设置，60% 的观测值被随机删除。没有
静态特征共62个，8个类别大致均衡，缺失率为
63 60.0%。

²<https://phyonet.org/content/challenge-2019/1.0.0/>
³<https://phyonet.org/content/challenge-2012/1.0.0/>
⁴<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/pamap2+physical+activity+monitoring>

表 5:将静态特征转换为自然语言句子的模板。

数据集静态特征		模板A 患者	例子
P19	年龄、性别、单位 1 (内科 ICU)、单位 2 (外科 ICU)、住院时间、ICULOS (ICU 住院时间)	年龄为 {Age} 岁， {性别}，前往{Unit1&Unit2} 入院后 {HospAdmTime} 小时，住院时间已达 {ICU- LOS} 小时。	患者今年65岁， 女性，10 小时后被送往重症监护室 医院承认，已经住院 在那里呆了20个小时。
	记录ID、年龄、性别、 身高 (厘米)、ICU类型、 重量 (公斤)	患者年龄为 {Age} 岁，{Gender}，{Height} cm， {Weight} kg， 住在{ICUType}。	患者今年48岁， 男性，171厘米，78公斤， 住在外科ICU。

表 6:对静态特征进行编码的不同方法的消融研究。

方法	P19		P12	
	澳大利亚奥罗克	澳大利亚统一指南研究中心	澳大利亚奥罗克	澳大利亚统一指南研究中心
雨滴	87.0 ± 2.3	51.8 ± 5.5	82.8 ± 1.7	44.0 ± 3.0
斯温	50.2 ± 3.0	84.3 ± 3.8	49.3 ± 3.7	89.6 ± 1.3
斯温-MLP	51.4 ± 3.7	84.6 ± 3.8	48.7 ± 3.2	89.6 ± 1.3
斯温-罗伯塔	89.4 ± 1.9	52.8 ± 3.8	85.6 ± 1.1	49.8 ± 2.5

64 B.2 静态特征实验

65时间序列数据通常与其他模态信息相关，例如文本
66 份医疗领域电子健康记录 (EHR) 中的临床记录。我们的方法自然是
67适合纳入此类信息，因为我们将时间序列数据转换为图像，因此
68各种视觉语言和多模态技术可用于将视觉 (时间
69系列)信息和来自其他模态的信息。例如，CLIP [4]学习共享
70 个隐藏特征空间，其中配对图像和文本保持接近。在我们的框架下，这样一个共享
71空间也可以为成对的视觉时间序列图像和文本临床记录进行学习，这是
72我们未来的方向。它也为 GPT - 4 [3]等多模态模型的应用铺平了道路，可以同时处理可视化的时间序列数据和临床记录。
73在我们目前的
74 个实验中，我们使用了文本编码器 Roberta-base，对文本人口统计信息进行编码。
75 P19 和 P12 数据集。我们还尝试对原始分类特征进行归一化，并
76使用 MLP 对它们进行编码，就像以前的工作一样，并与强基线 Raindrop 进行比较。
77结果如表 6 所示。我们观察到，即使不使用静态特征，我们的方法也具有
78已经超越了 Raindrop。此外，利用 Roberta 编码并整合文本
79特征比在分类特征上应用 MLP 更有效。

表 7:评估的规则多元时间序列的统计数据和超参数设置数据集。

数据集变量类别长度训练规模网格布局图像大小学习率时期								
电子病历		4	1,751	261	2×2	256 × 256	1e-4	20
你的		8	315	120	2×2	256 × 256	1e-4	100
SCP1	3	2	896	268	2×3	256 × 384	1e-4	100
SCP2	3	2	1,152	200	3×3	384 × 384	5e-5	100
合资	6	9	29	270	4×4	384 × 384	1e-4	100
伤心	7	10	93	6599	4×4	384 × 384	1e-5	20
乙肝	12	2	405	204	4×4	384 × 384 12	1e-4	100
FD	13	2	62	5890	× 12 384 × 384 32 × 32 384		5e-4	100
附言	61	7	144	267	× 384 2 × 3 256 × 384		5e-4	100
那个	144 963 6	5	17984	128			2e-5	100

80 B.3 规则时间序列实验

我们从 UEA 时间序列分类档案 [1] 中选择了 10 个具有代表性的多变量时间序列数据集，这些数据集具有不同的特征，包括类别、变量和时间的数量。
83系列长度。我们选择的数据集是 EthanolConcentration (EC)、Handwriting (HW)、UWaveGestureLibrary (UW)、SelfRegulationSCP1 (SCP1)、SelfRegulationSCP2 (SCP2)、JapaneseVowels (JV)、85 SpokenArabicDigits (SAD)、Heartbeat (HB)、FaceDetection (FD)、PEMS-SF (PS) 和 EigenWorms

86 (EW)。值得注意的是,PS 数据集的变量数量异常多(963),而 EW
87数据集具有极长的时间序列(17984)。这两个数据集使我们能够评估
88在处理大量变量和长时间序列时,我们的方法非常有用。我们应用了
根据这些数据集的网格布局,有89种不同的图像大小。超参数设置
90如表 7 所示,我们将剪切数据增强方法应用于 SCP1、SCP2 和 JV
91 个数据集,因为它们的训练集规模较小。

92 B.4 自监督学习

93我们初步探索了蒙版图像建模在时间序列线上的自监督预训练
94 张图形图像。我们在每个线图上随机屏蔽宽度为 32 的斑块列
95 个网格单元。掩蔽率设置为 50%。我们对 Swin Transformer 模型进行了 10 个 epoch 的微调
96,批处理大小为 48。学习率为 2e-5。根据[6],我们使用线性层来重构
97 个像素值并对掩码像素采用l1损失:

$$L = \frac{1}{pM \parallel 1, \Omega(pM)} \parallel pM - M \tag{1}$$

98其中pM和p M分别为掩蔽像素和重建像素；Ω(·)表示
99 个元素。

100 B.5 完整实验结果

101我们在表 8 中展示了不考虑传感器的设置下的完整实验结果,以及完整的
表9列出了102项针对骨干视觉模型的消融研究的结果。

表 8:PAM 数据集上保留传感器设置的完整结果。“缺失率”表示
掩蔽变量的比例。

丢失的 比率	方法	PAM (保留固定传感器)				PAM (不考虑随机传感器)					
		准确性	精确	记起	F1 分数	准确性	精确	记起	F1 分数		
10%	变压器 60.3 ± 2.4	均值 60.4 ± 11.2	57.8 ± 9.3	59.8 ± 5.4	57.2 ± 8.0	60.9 ± 12.8	58.4 ± 18.4	59.1 ± 16.2	56.9 ± 18.9		
	61.8 ± 14.9	60.2 ± 13.8	58.0 ± 15.2	62.4 ± 3.5	GRU-D 68.4 ± 3.7	SeFT 40.0 ± 1.9	mTAND 53.4 ± 2.0	76.7 ± 1.8	59.6 ± 7.2	63.7 ± 8.1	62.7 ± 6.4
		65.4 ± 1.7	72.6 ± 2.6	64.3 ± 5.3	63.6 ± 0.4		74.2 ± 3.0	70.8 ± 4.2	72.0 ± 3.7		
		58.9 ± 2.3	62.5 ± 1.8	59.6 ± 2.6	59.6 ± 2.6		40.8 ± 3.2	41.0 ± 0.7	39.9 ± 1.5		
		58.8 ± 2.7	59.5 ± 5.3	64.4 ± 2.9	61.8 ± 4.1		54.8 ± 2.7	57.0 ± 1.9	55.9 ± 2.2		
	雨滴	77.2 ± 2.1	82.3 ± 1.1	78.4 ± 1.9	75.2 ± 3.1		79.9 ± 1.7	77.9 ± 2.3	78.6 ± 1.8		
维特斯特		92.7 ± 0.9 94.2 ± 0.9 93.2 ± 0.4 93.6 ± 0.6 88.4 ± 1.4 92.3 ± 0.5 88.6 ± 1.9 89.8 ± 1.5									
20%	变压器 63.1 ± 7.6	均值 61.2 ± 3.0	71.1 ± 7.1	62.2 ± 8.2	63.2 ± 8.7	62.3 ± 11.5	65.9 ± 12.7	61.4 ± 13.9	61.8 ± 15.6		
	GRU-D 64.6 ± 1.8	SeFT 35.7 ± 0.5	74.2 ± 1.8	63.5 ± 4.4	64.1 ± 4.1	56.8 ± 4.1	59.4 ± 3.4	53.2 ± 3.9	55.3 ± 3.5		
	mTAND 33.2 ± 5.0	雨滴 66.5 ± 4.0	73.3 ± 3.6	63.5 ± 4.6	64.8 ± 3.6	64.8 ± 0.4	69.8 ± 0.8	65.8 ± 0.5	67.2 ± 0.0		
			42.1 ± 4.8	38.1 ± 1.3	35.0 ± 2.2	34.2 ± 2.8	34.9 ± 5.2	34.6 ± 2.1	33.3 ± 2.7		
			36.9 ± 3.7	37.7 ± 3.7	37.3 ± 3.4	45.6 ± 1.6	49.2 ± 2.1	49.0 ± 1.6	49.0 ± 1.0		
			72.0 ± 3.9	67.9 ± 5.8	65.1 ± 7.0	71.3 ± 2.5	75.8 ± 2.2	72.5 ± 2.0	73.4 ± 2.1		
维特斯特		88.4 ± 1.0 90.4 ± 1.4 89.3 ± 0.8 89.7 ± 1.0 85.1 ± 1.2									
30%	变压器 31.6 ± 10.0	均值 26.4 ± 9.7	均值 42.5 ± 8.6	45.3 ± 24.0	± 10.0 19.0 ± 12.8	52.0 ± 11.9	37.0 ± 7.9	33.9 ± 8.2	55.2 ± 15.3	50.1 ± 13.3	48.4 ± 18.2
	9.6 GRU-D 45.1 ± 2.9	51.7 ± 6.2	SeFT 32.7 ± 2.3	27.9 ± 65.1	± 1.9 42.1 ± 6.6	47.2 ± 3.9	58.0 ± 2.0	34.5 ± 3.0	63.8 ± 1.2	67.9 ± 1.8	64.9 ± 1.7
	± 2.4 mTAND 27.5 ± 4.5	31.2 ± 7.3	雨滴 52.4 ± 2.8	28.0 ± 1.4	31.7 ± 1.5	30.6 ± 4.0	30.8 ± 5.6	34.7 ± 5.5	63.2 ± 1.7	58.2 ± 3.1	59.3 ± 3.5
	60.9 ± 3.8			51.3 ± 7.1	48.4 ± 1.8	60.3 ± 3.5			31.0 ± 2.7	32.0 ± 1.2	28.0 ± 1.6
									43.4 ± 4.0	36.3 ± 4.7	39.5 ± 4.4
									68.1 ± 3.1	60.3 ± 3.6	61.9 ± 3.9
维特斯特		84.1 ± 1.3 86.5 ± 0.4 83.1 ± 0.8 84.9 ± 1.0 80.6 ± 1.2 89.5 ± 1.3 80.9 ± 1.1 82.6 ± 1.1									
40%	变压器 23.0 ± 3.5	均值 25.7 ± 2.5	7.4 ± 6.0	14.5 ± 2.6	6.9 ± 2.6	43.8 ± 14.0	44.6 ± 23.0	40.5 ± 15.9	40.2 ± 20.1		
	GRU-D 46.4 ± 2.5	SeFT 26.3 ± 0.9	9.1 ± 2.3	18.5 ± 1.4	9.9 ± 1.1	48.7 ± 2.7	55.8 ± 2.6	54.2 ± 3.0	55.1 ± 2.9		
	mTAND 19.4 ± 4.5	雨滴 52.5 ± 3.7	64.5 ± 6.8	42.6 ± 7.4	44.3 ± 7.9	47.7 ± 1.4	63.4 ± 1.6	44.5 ± 0.5	47.5 ± 0.0		
			29.9 ± 4.5	27.3 ± 1.6	22.3 ± 1.9	26.8 ± 2.6	2.41 ± 3.4	28.0 ± 1.2	23.3 ± 3.0		
			15.1 ± 4.4	20.2 ± 3.8	17.0 ± 3.4	23.7 ± 1.0	33.9 ± 6.5	26.4 ± 1.6	29.3 ± 1.9		
	雨滴		53.4 ± 5.6	48.6 ± 1.9	44.7 ± 3.4	57.0 ± 3.1	65.4 ± 2.7	56.7 ± 3.1	58.9 ± 2.5		
维特斯特		76.5 ± 1.9 83.5 ± 0.9 76.7 ± 2.4 78.3 ± 2.1 73.7 ± 2.2 86.4 ± 1.1 74.0 ± 2.2 75.8 ± 1.8									
50%	变压器 21.4 ± 1.8	均值 21.3 ± 1.6	2.7 ± 0.2	12.5 ± 0.4	4.4 ± 0.3	43.2 ± 2.5	52.0 ± 2.5	36.9 ± 3.1	41.9 ± 3.2		
	GRU-D 37.3 ± 2.7	SeFT 24.7 ± 1.7	2.8 ± 0.4	12.5 ± 0.7	4.6 ± 0.2	46.4 ± 1.4	59.1 ± 3.2	43.1 ± 2.2	46.5 ± 3.1		
	mTAND 16.9 ± 3.1	46.6 ± 2.6	29.6 ± 5.9	32.8 ± 4.6	26.6 ± 5.9	49.7 ± 1.2	52.4 ± 0.3	42.5 ± 1.7	47.5 ± 1.2		
			15.9 ± 2.7	25.3 ± 2.6	18.2 ± 2.4	26.4 ± 1.4	23.0 ± 2.9	27.5 ± 0.4	23.5 ± 1.8		
			12.6 ± 5.5	17.0 ± 1.6	13.9 ± 4.0	20.9 ± 3.1	35.1 ± 6.1	23.0 ± 3.2	27.7 ± 3.9		
	雨滴		44.5 ± 2.6	42.4 ± 3.9	38.0 ± 4.0	47.2 ± 4.4	59.4 ± 3.9	44.8 ± 5.3	47.6 ± 5.2		
维特斯特		70.0 ± 2.7 79.9 ± 2.2									
		70.5 ± 3.1 72.2 ± 3.0 70.9 ± 1.2 83.6 ± 2.4 71.5 ± 1.4 73.3 ± 2.1									

表 9:我们的方法与不同骨干视觉模型的完整结果以及比较结果
基线。粗体表示表现最佳,下划线表示表现第二佳。

方法	P19		P12		官方测试集			
	澳大利亚奥罗克	意大利图一-洛里尼	澳大利亚奥罗克	意大利图一-洛里尼	准确性	精确	记起	F1 分数
变压器	80.7 ± 3.8	42.7 ± 7.7 83.3 ± 0.7	45.8 ± 3.2	47.9 ± 3.6	83.5 ± 1.5	84.8 ± 1.5	86.0 ± 1.2	85.0 ± 1.3
跨均值	83.7 ± 1.8	82.6 ± 2.0 46.9 ± 2.1	181.9 ± 2.1	46.3 ± 4.0	83.7 ± 2.3	84.9 ± 2.6	86.4 ± 2.1	85.1 ± 2.4
GRU-D	83.9 ± 1.7	41.9 ± 3.1 73.9 ± 2.5	50.6 ± 2.0	46.1 ± 4.7	83.3 ± 1.6	84.6 ± 1.2	85.2 ± 1.6	84.8 ± 1.2
硒化FT	81.2 ± 2.3	84.2 ± 0.8 38.1 ± 3.7	82.6 ± 1.4 44	31.1 ± 4.1	67.1 ± 2.2	70.0 ± 2.4	68.2 ± 1.5	68.5 ± 1.8
抗心律失常	84.4 ± 1.3	.7 ± 11.7 84.4 ± 1.6	39.9 ± 8.9	48.2 ± 3.4	74.6 ± 4.3	74.3 ± 4.0	79.5 ± 2.8	76.8 ± 3.4
IP网络	84.6 ± 1.3	74.4 ± 6.7 51.8 ± 5.5	82.8 ± 1.7	47.6 ± 3.1	74.3 ± 3.8	75.6 ± 2.1	77.9 ± 2.2	76.6 ± 2.8
DGM2-O型	86.7 ± 3.4			47.3 ± 3.6	82.4 ± 2.3	85.2 ± 1.2	83.9 ± 2.3	84.3 ± 1.8
神经网络选择神经网络	81.9 ± 6.2			35.5 ± 6.0	83.4 ± 1.9	85.2 ± 1.7	86.1 ± 1.9	85.9 ± 2.4
雨滴	87.0 ± 2.3			44.0 ± 3.0	88.5 ± 1.5	89.9 ± 1.5	89.9 ± 0.6	89.8 ± 1.0
ResNet	76.3 ± 3.3 71.4 ± 1.3	4.7 ± 4.1	72.9 ± 1.0	28.8 ± 2.4	73.1 ± 0.9	82.4 ± 5.6	69.7 ± 0.9	
ViT	87.9 ± 2.5 94.3 ± 0.5	1.6 ± 3.7	84.8 ± 1.3	48.1 ± 3.8	93.4 ± 0.7	94.7 ± 0.9	94.1 ± 0.7	
Swin	89.4 ± 1.9 52.8 ± 3.8	85.6 ± 1.1 49.8 ± 2.5	96.1 ± 0.7 96.8 ± 1.1	96.5 ± 0.7 96.5 ± 0.9				
Swin-scratch	74.6 ± 2.5	29.9 ± 4.6	66.9 ± 1.6	26.5 ± 2.6	84.5 ± 0.5	86.6 ± 0.6	87.1 ± 1.2	86.6 ± 0.6

103参考文献

104 [1] Bagnall, A., Dau, H.A., Lines, J., Flynn, M., Large, J., Bostrom, A., Southam, P. 和 Keogh, E.
105 uea 多元时间序列分类档案, 2018 年。arXiv 预印本 arXiv:1811.00075,
106 2018 年。

107 [2] Goldberger, AL, Amaral, LA, Glass, L., Hausdorff, JM, Ivanov, PC, Mark, RG, Mietus,
108 JE, Moody, GB, Peng, C.-K. 和 Stanley, HE Physiobank, physiotoolkit 和 physionet:
109 复杂生理信号新研究资源的组成部分。循环, 101(23):
110 e215–e220, 2000 年。

111 [3] OpenAI. Gpt-4 技术报告, 2023 年。

112 [4] Radford, A., Kim, JW, Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., Sastry, G., Askell,
113 A., Mishkin, P., Clark, J. 等人。从自然语言中学习可迁移的视觉模型
114 监督。在国际机器学习会议上, 第 8748-8763 页。PMLR, 2021 年。

115 [5] Reyna, MA, Josef, C., Seyed, S., Jeter, R., Shashikumar, SP, Westover, MB, Sharma,
116 A., Nemati, S. 和 Clifford, GD, 根据临床数据对脓毒症进行早期预测。2019 年心脏病学计算挑战赛。2019 年心脏
117 病学计算 (CinC), 第 37 页。
118 第 1 页。IEEE, 2019 年。

119 [6] Xie, Z., Zhang, Z., Cao, Y., Lin, Y., Bao, J., Yao, Z., Dai, Q., 和 Hu, H. Simmim: 简单
120 蒙版图像建模框架。在 IEEE/CVF 会议论文集上
121 计算机视觉和模式识别, 第 9653-9663 页, 2022 年。

122 [7] Zhang, X., Zeman, M., Tsiglikaridis, T. 和 Zitnik, M. 图形引导网络用于不规则
123 采样多元时间序列。在国际学习表征会议上,
124 2022 年。