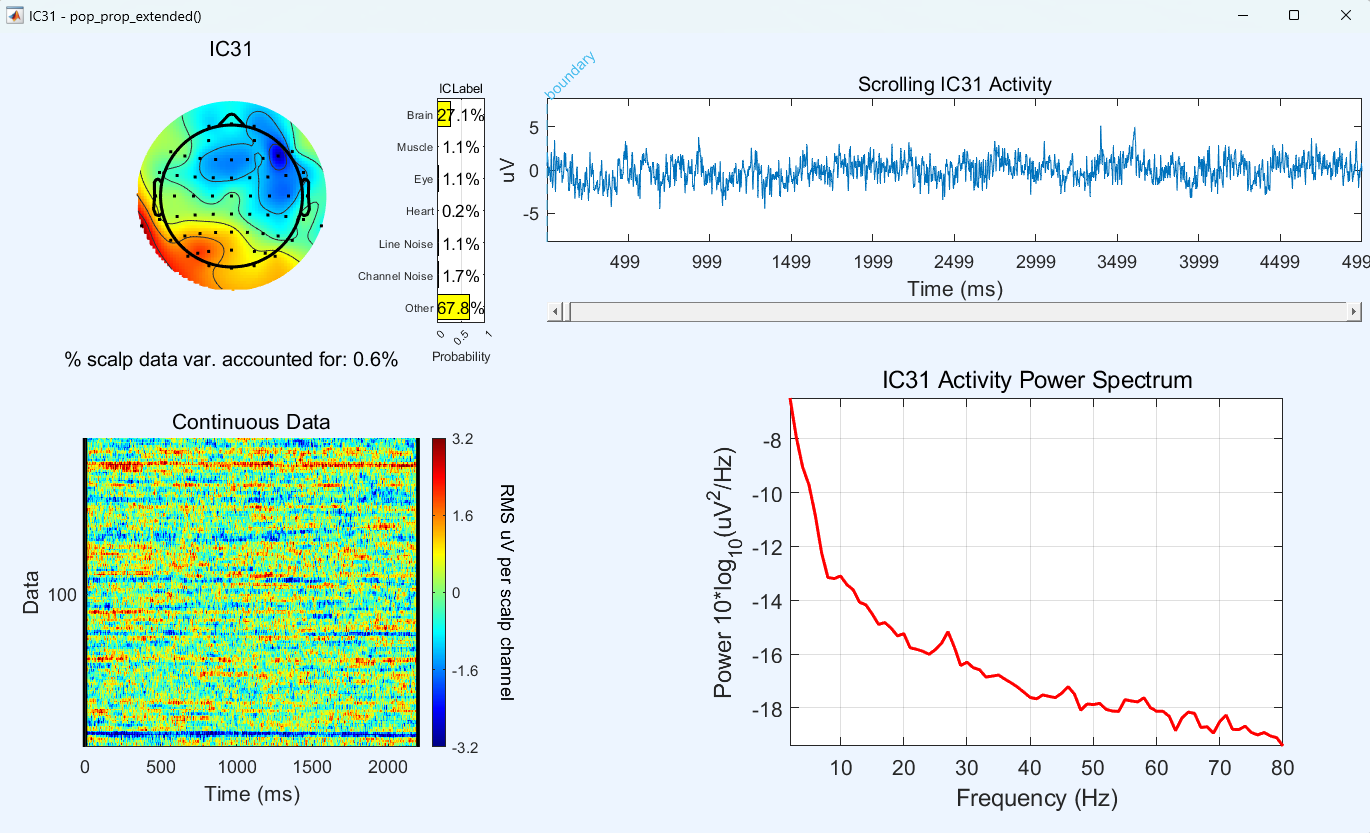
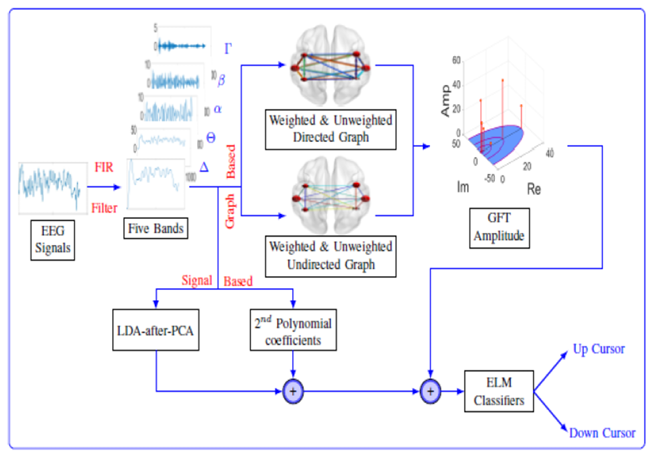
**二、主要算法**

**1.数据预处理**

数据预处理包括两个过程:去除生理伪迹与短时傅里叶变换(STFT)

过程一:使用EEGLAB 工具包去除生理伪迹。首先，我们将原始脑电数据导入 MATLAB，经过通道定位后剔除无用电极。然后，采用0.5HZ~50HZ 的滤波器进行滤波处理。接下来，进行基线校正，最后使用独立成分分析法剔除伪迹成分。   
 过程二：考虑到傅里叶变换（FFT）仅能用于平稳信号的分析，对于非平稳信号（如脑电信号），需要采用短时傅里叶变换（STFT）进行分析。我们使用STFT提取全频段频谱，以捕捉信号的时间频率特性。随后，根据提取的频谱特征生成每个通道的二维频谱图，并从中提取不同频带的特征。这些频带特征将输入到频谱特征提取器中进行进一步分析。

此外，考虑到自闭症患者在特定频率范围内可能存在的频谱异常，我们的算法将特别关注自闭症患者的**delta波(0.5-4Hz)以及Gamma波(>30Hz)**



2.三维脑电信号深度特征提取与融合

* + - 1. 创建三维位置编码

为了充分利用自闭症患者EEG信号中的时间、空间和频谱信息，捕捉自闭症患者半球间的异常连接以及delta波和gamma波的异常, 我们会对每个数据进行相对位置、空间通道和频谱位置编码。这样，每个EEG数据都能够捕捉到其动态特性、不同脑区的连接关系以及不同频率带的信息，形成具备三维特征的数据。

* + - 1. 多任务编码融合

为了实现自闭症患者EEG信号在时间、空间和频谱域内的全面特征提取，本项目旨在通过多任务混合编码策略捕捉自闭症患者脑区间异常功能连接以及特定频段（如delta和gamma频段）的异常活动。具体而言，我们将对EEG数据进行以下处理：首先，引入时间编码以捕捉信号的时间动态特性；其次，采用空间通道编码以表征不同脑区的连接关系；最后，通过频谱位置编码以提取不同频率带的信息。通过这种编码方法，每个EEG数据将被转化为具备三维特征的数据，从而有助于深入分析自闭症患者脑功能异常的内在机制

其中：

* 分别代表空间特征，时间特征，频谱特征；
* 代表空间特征和时间特征的权重。
  + - 1. 输入表示的构建：结合信号与位置编码

我们将脑电信号与三维位置编码进行结合，作为我们的STF-Transformer架构的输入。运用STF-Transformer对三维脑电数据进行并行运算，同时我们引入空间通道注意力机制，为EEG信号数据的不同通道附上权重，即为算法对该部分数据的关注程度，详见图4。

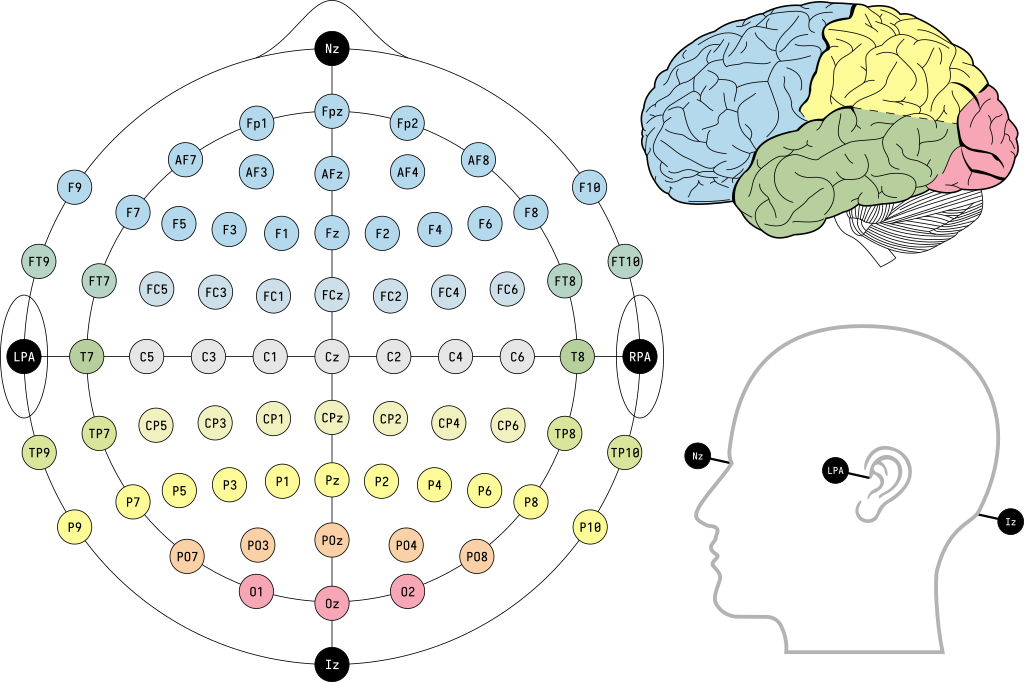


图5 三维特征位置编码流程图

* + - 1. 计算关键情绪片段的重要性得分

经过特征提取后，这些数据可通过全连接层与SoftMax函数输出动作概率，即该样本被选为关键情绪片段的重要性得分。动作概率越高，表示该样本包含的情绪相关信息越丰富，更有可能被选为关键情绪片段。在这个过程中，动作概率是通过学习得到的，不需要手动标注信息，这体现STF-Transformer架构的无监督特性。

待定

3.时间感知代理<

考虑到在连续脑电信号激发过程中，并非所有时间点对最终激发的脑电信号波动都同等重要。在一个试验中，只有少数EEG样本包含有意义的相关信息，而其余意义不大的样本可以丢弃。因此，在得到关键情绪片段的重要性得分后，我们采用了一种基于深度强化学习（DRL）的方法，引入时间感知采样模块来自适应地突出和选择脑电特征中最具信息量的部分片段。深度强化学习是一种算法框架，其中智能体(agent)通过与环境的交互来学习如何最大化某种累积奖励。这种方法特别适用于处理复杂且动态变化的任务，如自闭症诊断和情绪识别。

在本应用中，DRL不依赖于先前的标签信息，而是自主学习如何识别和保留关键的情绪片段，同时丢弃那些信息量较少的部分。这一策略不仅增强了模型跨个体的通用性，还显著提高了诊断和情绪识别的效率和准确性。通过利用DRL，我们能够有效地突出那些对最终任务最为关键的脑电信号特征，从而在无监督学习的框架下实现更为精确的自闭症诊断与情绪识别。

前端的图（波形高亮图）

我们采用了一个基于时间感知的深度强化学习代理，用于选择含有重要情绪信息的连续片段进行无监督情绪识别。这一过程中，代理通过与环境互动并最大化奖励来学习识别和选择关键片段。具体来说，我们定义了以下元素：

* **状态(State)**：代表关键时刻集合的状态集
* **动作(Action)**：代表每个样本的选择操作，通过一个含有可训练参数的全连接层和Sigmoid函数计算，动作概率为 p\_t=σ(Wh\_t)，其中H\_t是当前样本的隐藏状态。
* **奖励(Reward)**：包括代表性奖励 R\_rep 和相似性奖励 R\_sim。代表性奖励衡量关键时刻集S如何代表整个数据的深度特征，相似性奖励则评估选定关键时刻集之间的相似度。

在推理阶段，代理选取以关键时刻为中心的Top-X(顶部连续片段)进行无监督聚类，进一步优化情绪识别的精确度。这个序列决策过程高效地突出了情绪识别中最关键的信息片段。

* + 1. 渐进式的精细化结果分类

在最后的分类步骤中，我们采用了一种模拟人脑情绪分类的渐进式精细化结果分类。这一技术依靠两个超图结构实现，粗粒度的超图结构实现基本的动态情绪三分类和自闭症的初级诊断。实现方法是将超图定义为

其中：

* 表示顶点，代表通过时间感知采样方法获得的基于试验的脑电信号特征表示。
* 是基于构建的超边信息。

通过计算构建的超图的超图拉普拉斯（Hypergraph Laplacian）并在最优特征空间中求解，实现无监督情感识别。

在此基础上，我们通过叠加更细粒度的超图结构学习, 得到了动态七分类的情绪脑图以及详细的自闭症评级详见图7。

