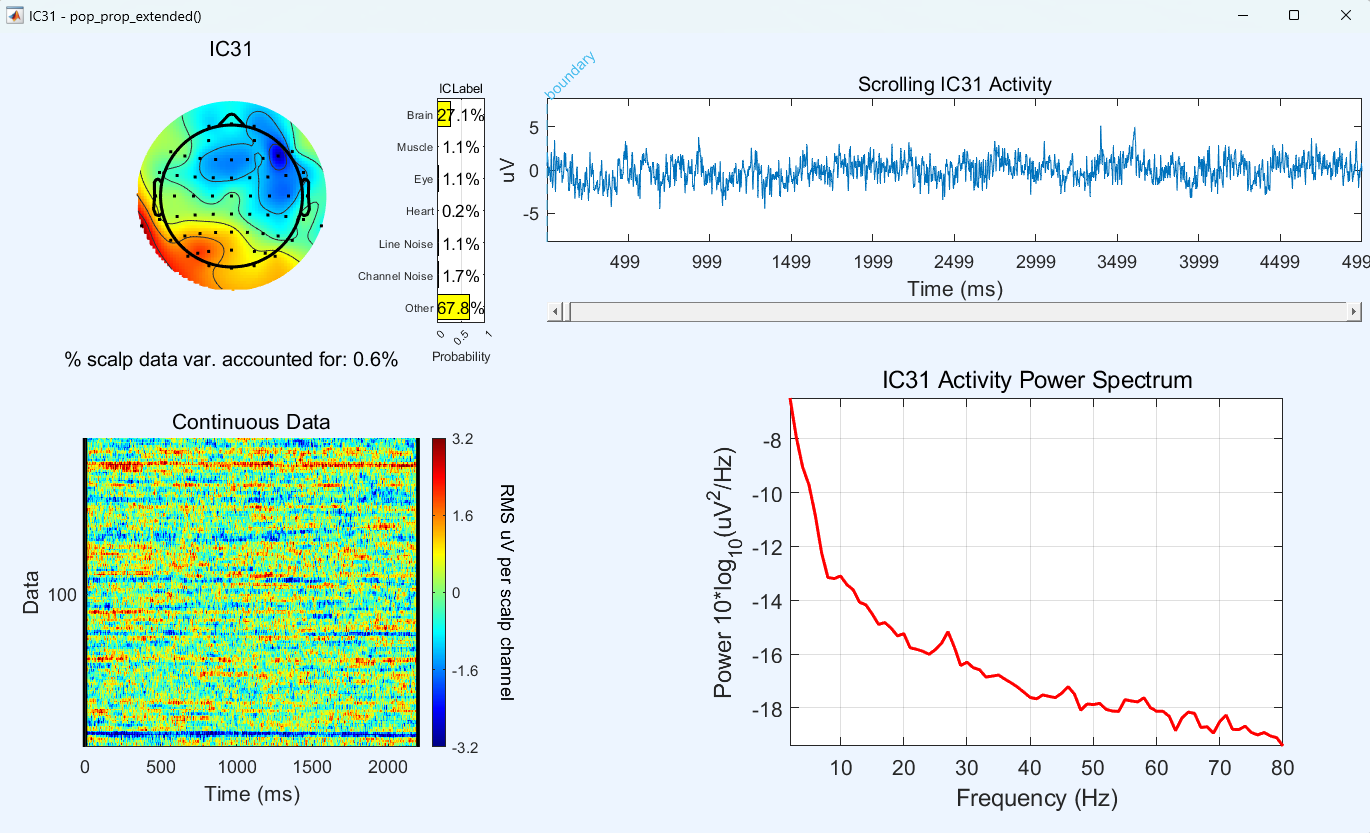
**二、主要算法**

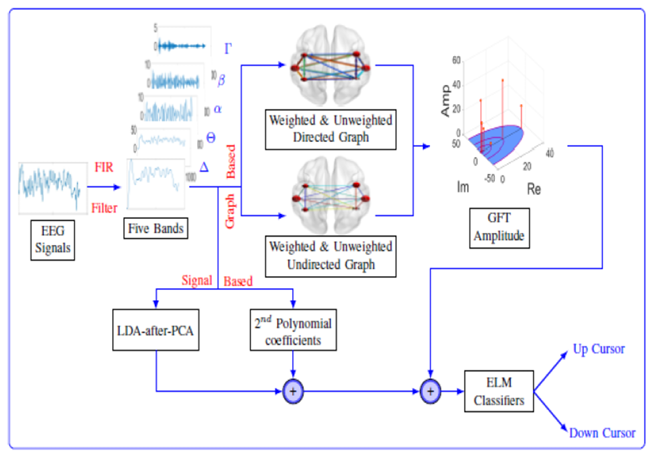
本作品设计了一个多任务的自闭症辅助医疗系统。与此前依靠传统机器学习方法并需要领域专家对自闭症脑电信号进行手动提取的做法不同，本系统能够直接利用采集到的原始脑电信号对患者进行实时分析。相比于其他非生理特征，使用脑电信号进行情绪识别和自闭症诊断是更加客观可信的。因为脑电信号直接反映了大脑活动状态，不受个人意识控制和外界干扰影响，提供了更准确、实时的情绪监测，适用于需要长时间或精确情绪跟踪的医学应用场景，成为情绪分析领域的重要工具。

本作品通过集成**时间感知代理**、**空间注意力机制**、**多任务学习**的三维特征融合以及**强化学习**等先进技术，实现了对自闭症脑电信号的高精度、实时情绪识别和等级评分，特别强化了处理非平稳脑电信号的能力和个性化诊断精准性。

**1.数据预处理**

过程一:使用EEGLAB 去除生理伪迹。首先，我们将上传到软件的原始脑电数据导入 EEGLAB，经过通道定位后剔除无用电极。然后，采用0.5HZ~80HZ 的滤波器对原始脑电信号进行滤波处理。接下来，进行基线校正，最后使用独立成分分析法(ICA)剔除伪迹成分。通过EEGLAB去除生理伪迹的界面如图所示   
 过程二：考虑到傅里叶变换（FFT）仅能用于平稳信号进行分析，对于非平稳信号（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提取脑电信号的全频段频谱，以捕捉信号的频率特征。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存在的频谱异常，我们的算法将特别关注脑电信号的**delta波(0.5-4Hz)以及Gamma波(>30Hz)。**通过短时傅里叶变换处理脑电数据的流程图如图所示



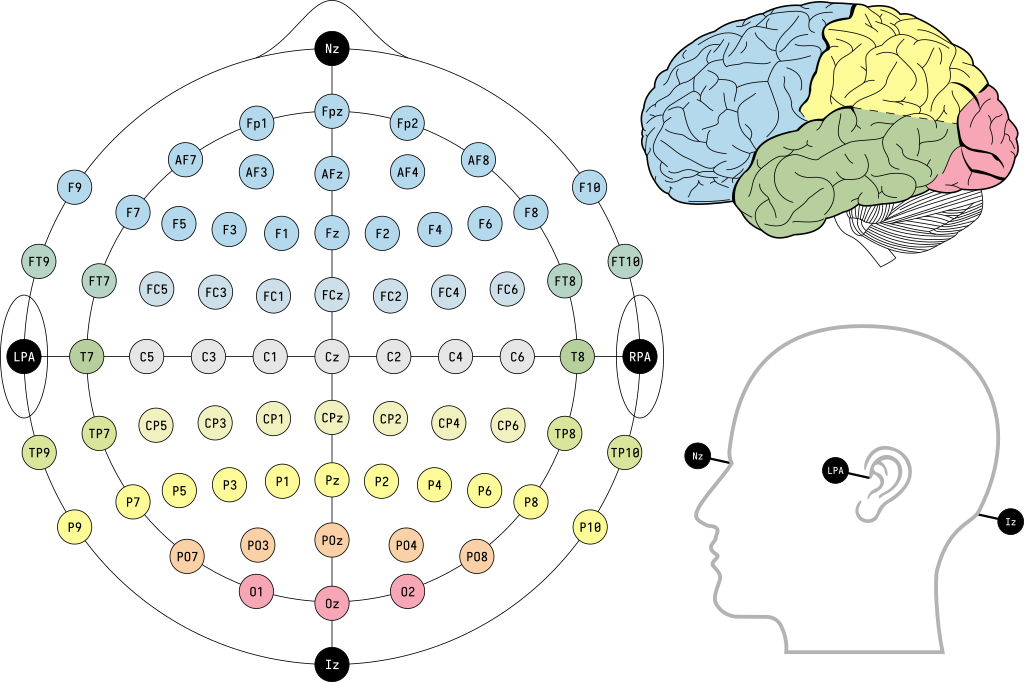
**2.三维脑电信号深度特征提取与融合**

* + - 1. 创建三维位置编码

为了充分利用自闭症患者脑电信号中的时间、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, 我们会对每一条脑电数据进行相对位置、空间通道和频谱位置编码。这样，每个脑电数据片段都能够捕捉到整体数据动态特性、不同半球间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表征。

* + - 1. 引入空间注意力机制

考虑到部分脑电通道中的脑电数据对于情绪识别和自闭症评级的意义不大，我们引入空间通道注意力机制，为脑电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。



* + - 1. 基于多任务学习的特征融合

为了实现自闭症患者脑电信号在时间、空间和频谱域内的全面特征提取，本项目提出了一种多任务特征融合策略，用于捕捉自闭症患者脑半球间异常功能连接以及特定频段（如delta和gamma频段）的异常活动。

基于本系统的“更精细化的实时情绪识别”和“自闭症等级评分”两大主要功能，我们将特征提取融合分为三个子任务。分别是学习空间特征，时间特征和频率特征。我们在训练模型时使用相同的原始数据同时对不同的子任务进行特征学习，迫使其在不同的子任务中学习特征的侧重点不同。在最后的特征融合阶段，本系统会通过用户选择执行的主任务动态调整可学习的特征权重以进行特征融合。例如，如果用户选择执行“自闭症等级评分”，系统将会动态提高频率特征在特征融合时的权重，同时根据此时用户上传的脑电数据更新可学习参数,以提供个性化服务。通过调整提高频率特征的权重有利于更好地对特定频段进行监督，从而更精确地进行自闭症等级评分。

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。



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

经过无监督特征提取后，患者的脑电数据通过全连接层与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。

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。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，显著地提高了情绪识别、自闭症诊断的准确率同时也明显地减低了计算复杂度。

深度强化学习是一种算法框架，通过智能体(agent)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，深度强化学习不依赖于先前的标签信息，而是通过调用我们预训练好地模型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，这一策略增强了模型跨个体的通用性。通过调用预训练好的时间感知代理模块，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评级与情绪识别。

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。

公式

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。

**4.渐进式的精细化结果分类**

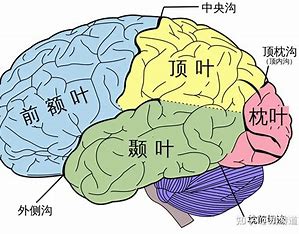
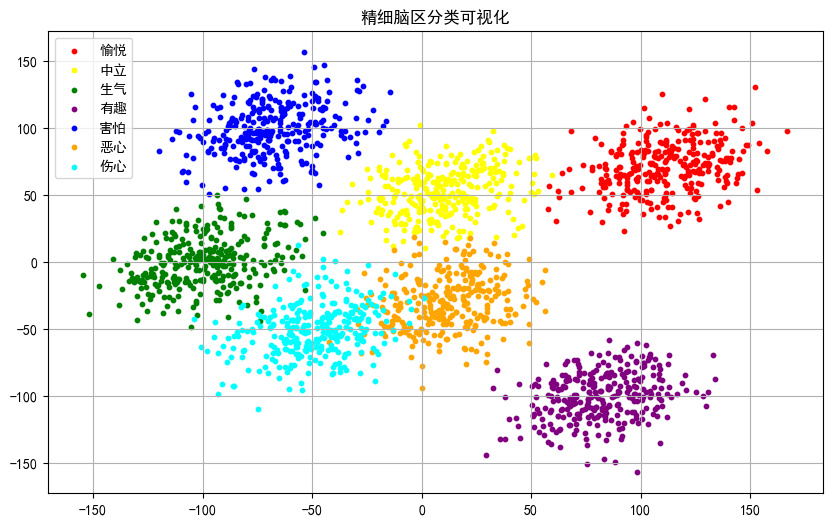
在最后的情绪分类步骤中，我们采用了一种模拟人脑情绪识别的渐进式精细化结果分类。渐进式体现为，我们定义的双超图算法首先对于提取出来的关键脑电片段进行积极、消极、中立三分类，随后，双超图算法将基于三大情绪基类细分为愉悦、害怕、恶心等七种更细粒度化的情绪。实现方法是将超图定义为

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。



**5.自闭症等级评分**

如何客观定义自闭症的严重等级在医学应用领域是一个难题，本作品通过一种对比学习的策略实现了具有一定可信性的自闭症等级评分模块。

我们使用网络上公开权威的自闭症脑电数据集XXX，按照上文提及的算法流程进行了模型预训练，并且将模型和数据封装在后端。当用户选择“自闭症等级评分”这一任务时，我们将会调用这个模块对用户上传的原始脑电信号进行关键片段提取，通过计算关键片段与后端封装的自闭症患者脑电数据的相似程度以得出自闭症评分。