计算机类发明技术交底书提纲

一、本发明的名称

基于注意力图控网络的脑卒中后偏瘫康复评估

二、背景技术的方案

传统的偏瘫患者临床治疗中将患者的病情划分为软瘫期、痉挛期、恢复期，为避免耽误最佳的治疗时期，医生首先需要借助患者的查体症状数据和评估量表结果进行分期诊断。然而分期诊断依赖于医生的主观经验，存在造成误诊的可能性。借助深度学习技术可以处理并分析大量的患者症状数据和患者的康复评估量表数据，这给偏瘫患者的病情诊断评估任务提供了向高效化和智能化转型的新可能。

中国专利CN202211005220.4提供一种基于LSTM的自动康复评定方法及评定终端，根据患者病情与患病部位自主选择相应量表，使用惯性传感器获取患者运动数据；利用病情相同的多个患者重复多次以获取不同的数据样本，提取每个时间点的数值变化，将数据样本依次经过SC-LSTM层、自注意力机制层、全连接层、soft-max层处理，再使用交叉熵损失函数来进行验证；当康复评定算法验证有效时，利用康复评定算法对患者进行自动康复评定；滤除采集到的干扰数据；计算单个评定动作的得分；对康复评定总得分进行得分合理性检查，输出通过得分合理性检查之后的得分，若未通过得分合理性检查，则显示错误。本发明减少康复评定结果受到康复治疗师主观因素的影响。

中国专利CN202311163760.X公开了一种卒中患者康复评定系统，包括：控制终端，是系统的主控端，用于发出执行命令；交互模块，用于储存卒中患者身体参数数据，基于卒中患者身体参数数据与其他终端进行数据交互；评估模块，用于接收交互模块中储存的卒中患者身体参数数据，基于卒中患者身体参数数据对卒中患者进行健康评分；能够为系统与终端设备带来相互进行数据交互的条件，进而在应用于医疗单位之间时，能够为患者的病情诊治带来便利，同时对于患者的病情方面，以连续的评估评定为患者在进行康复治疗过程中带来了全程的数字化评估评定结果，有利于医护人员及患者对患者进行持续的病情监控，较为全面的维护了患者康复治疗过程的稳定。

三、背景技术的缺陷

现有的方法存在明显不足：专利CN202211005220.4使用惯性传感器采集患者动作数据进行康复评定，忽略了临床中患者可能出现的无法进行动作的情况，有可能会给康复评定带来麻烦。专利CN202311163760.X收集病人身体参数然后进行康复评定，忽略了病人已有的症状数据和评估量表数据的有效性。

四、本发明的目的

本发明旨在解决现有方法在利用患者临床症状记录、评估量表数据的不足，通过设计一种偏瘫病情注意力图控网络来针对性的处理患者临床症状数据和评估量表数据提取与患者病情最相关的特征并进行特征融合执行病情评估分类任务。

五、本发明的方案

图1是本发明技术方案的主流程图。

本文提出的偏瘫病情注意力图控网络框架（Hemiplegia Ailment Attention Graph Control Network, HemiplegiaAGCN）的整体结构如下图2所示，HemiplegiaAGCN由症状文本解析模块、评定量表解析模块、病情评估模块三部分组成：

Part 1：语义关系解析模块

步骤一：患者症状文本信息的图关系建模

为了对患者症状文本信息的语言层次特征建模，捕捉深层的语义信息，首先对症状文本信息分词和标准化处理，然后进行实体识别，识别出症状文本实体、因果连接词实体、日常活动文本实体、程度副词实体。然后设计四种规则将症状文本信息的实体关系转换为结构化信息并构建文本图，以此增强模型对症状文本的理解，图结构的建模过程如下：

将文本图表示为,其中V ( |V| = n ),分别对应文本图的节点集和边集。是文本图索引,。V由症状文本的识别出的所有实体编码成特征节点后组成。（中的元素）表示节点和之间的关系，其通过设计的中四种规则来计算。此外，我们将节点特征矩阵记为，将节点特征向量记为（即节点的嵌入），其中d是特征维数。每个对应一个邻接矩阵，其中包含了所有的节点之间的关系。可以看作是的一个子集，它在一定条件下被过滤和保留。例如，如果通过某个度量计算的中的元素的值等于零，则这意味着节点和节点之间的关系很弱，并且它不会被包括在中。

设计的四种规则如下表1所示：

表1 症状结构图构建规则

|  |  |
| --- | --- |
| 症状识别规则构建：症状实体图 | 节点：症状实体，如“右侧肢体偏瘫”、“上肢功能受限”等。边：无向边，表示症状之间的共存关系。  构建方法：从症状文本中提取所有症状实体，每个实体作为一个节点。如果两个症状在同一文本段落中出现，则在对应的节点之间创建一条边。 |
| 症状因果规则  构建：症状因果图 | 节点：症状实体，如“肩肘控制较差”、“无法用患手擦洗健侧上肢”等。边：有向边，表示直接的因果关系。  构建方法：从症状文本中提取所有症状实体和因果连接词实体，每个实体作为一个节点。如果在一个句子中，因果连接词实体前后出现的症状实体，则在症状实体节点之间创建一条边。 |
| 症状影响规则  构建：症状影响图 | 节点：症状实体和日常活动，如“手实用性下降”、“无法独立完成洗澡”等。边：有向边，表示直接的症状对日常生活的影响。  构建方法：从症状文本中提取所有症状实体和日常活动实体，每个实体作为一个节点。如果在一个句子中，日常活动实体前出现的症状实体，则在该症状实体节点和日常活动实体节点之间创建一条边。 |
| 症状程度规则  构建：症状程度图 | 图结构：节点：症状实体，如“偏瘫”，程度副词，如“力量弱”、“握力低”。边：有向边，表示症状与程度副词间的组合关系。  构建方法：识别症状与程度副词之间的组合关系，如果症状和程度副词在同一句中出现，就在对应的节点之间创建一条边。 |

步骤二：自适应边权调节器

根据上一步四种规则计算得到的可能不是最佳的，通过设计一种自适应边权调节器，根据下游任务自适应的调节边权可以得到最合适的权重。

对于和之间的边，学习过程可以公式化为：

其中，= ，是一个可学习参数，保证了的非负性

步骤三：关联语义提取单元

为了建模症状文本中不同级别信息间的语义关系进一步理解患者的真实临床情况，设计了关联语义提取单元。使用GCN来提取实体关系结构信息，使用BERT双向建模理解上下文信息，通过注意力机制将实体关系结构图的关联信息与预训练BERT模型提供的字符级语义细节进行集成。

GCN模块用于提取词句关联语义信息特征表示，将提取到的特征向量作为查询向量。

同时，BERT模块处理症状文本信息，最终输出被用作密钥向量。

和两个向量一起形成文本的查询矩阵和键矩阵。值矩阵V被设置为1，其中和是权重矩阵。形式上表示为：

然后，通过评估查询矩阵和键矩阵之间的相似性来计算注意力得分矩阵。随后，应用softmax操作将注意力分数转换为注意力权重，注意力权重用于计算BERT输出的加权平均值。该过程的形式表示为：

通过计算BERT输出的加权平均值来获得文本语义表示，然后使用指定的权重比将该表示与GCN输出线性组合。将得到的融合向量添加到原始文本特征中，以获得该模块的症状关联语义特征表示输出。

表示BERT处理后的文本表示，最终输出表示BERT模块处理后的文本表示，c表示类的数量，表示全连接操作，表示BERT模块和注意力模块的插值表示。其中0≤m≤1。具体来说，m = 1表示仅使用BERT的文本表示，包含标记级语义，而m = 0表示仅使用与注意力机制融合的GCN模块的语义表示。

步骤四：关联语义表示融合模块

下标)表示输入的症状文本有4个实体关系结构图，经上一步骤处理得到了四个症状关联语义特征表示。通过拼接生成患者症状文本的症状特征矩阵表示：

其中是头的个数，是连接算子,。

Part 2：评定量表解析模块

实际的病情评估任务中，使用很多不同的标准评估量表，但评估量表项目之间存在大量冗余信息导致难以有效提取准确的信息。这里提出了评定量表解析模块，首先对使用的标准评估量表进行超图构建并聚类，然后基于脑卒中ICF核心分类规则进行超图重构，将重构后的超图使用HyperGCN提取特征后，将特征输入设计的偏瘫功能评估注意力单元进行特征增强，最后输出增强得到的量表特征。

步骤一：超图构建、超图聚类、超图重构

（1）超图构建

给定一个标准评估量表，构造超图，其中：是节点集，表示量表中的n个项目。是超边集，表示量表中具有一定关联的项目集合。: 权重函数，表示超边的关联权重。

假设每个节点具有特征向量，定义两个节点的相似度为：

超边权重计算，超边中节点对的平均相似度为：

可以构造超图：

（2）超图聚类

目标是将超图中的节点聚类为个簇 , 其中每个簇是节点的一个子集，满足：。

使用聚类目标函数来最大化簇内权重：

得到个聚类结果 。

（3）基于脑卒中ICF核心分类规则的超图重构

脑卒中ICF核心分类规则将项目分为以下四个维度：身体功能评估，身体结构评估，活动参与评估，环境因素评估。对每个维度,基于聚类结果构造新的超图。

1.节点集合：

2.超边集合：对 中的节点，构造新的超边：

3.超边权重：对于每条新超边,权重继承原超图：

得到重构后的超图：

重构后的超图：分别对应四个维度：

步骤二：超图卷积网络（HyperGCN）特征提取

将步骤一得到的四个重构超图输入HyperGCN进行特征提取。其中n是超图节点数量，d是特征维数。

其中, 。

步骤三：偏瘫功能评估注意力单元

该单元是输入是经过HyperGCN提取得到的超图特征：身体功能评估超图特征，身体结构评估超图特征，活动参与评估超图特征，环境因素评估超图特征。其中 ，为输入token的数量，为每个token的嵌入维度。

1.查询向量Query和密钥向量Key的计算：首先将身体功能评估超图特征和身体结构评估超图特征相加结合，作为内部评估因素特征。然后通过线性变换生成内部因素特征的查询Query和密钥Key矩阵：

其中是可学习的权重矩阵。

2.全局Query权重的计算：

其中是可学习的向量，表示全局注意力权重。

3.将活动参与评估超图特征和环境因素评估超图特征相加结合作为外界评估因素特征，经过全连接层降维后与经过全局Query权重计算出的内部评估因素查询向量相加融合全局Query聚合：

得到全局Query向量,表示全连层操作。

4.全局Query向量与Key矩阵交互生成全局上下文表示：

其中表示逐元素乘法，是全局上下文表示。

5.量表特征输出计算：

其中是一个线性变换，用于进一步提取特征。

Part 3：病情评估模块

将上述操作得到的症状特征和量表特征进行纬度统一。

其中，，，n是量表评估项目数量，d是特征维数，表示全连层操作。

将量表特征表示，症状特征表示，进行输入设计的选择注意力融合单元进行特征融合，然后执行病情评估分类任务。

（1）选择注意力门控单元(Select Attention Gated Unit, SAGU)

将特征表示输入注意力门控（SAGU），得到相应的特征输出：

其中是SAGU的输出特征表示，SAGU的操作细节见下文。

将输入分别输入不同密集层进行执行全连接操作，然后进行激活得到。

其中，， 是激活函数，即注意力的head\_size，这里取 =128。

，是逐位对应相乘。是Attention矩阵，负责融合token之间的信息。

其中，即注意力的head\_size，这里取=128，是仿射变换，是relu后再平方。1/n是简单的归一化因子，用以消除长度的影响。

（2）选择注意力融合单元的输出

上述已经详细描述了选择注意力门控单元(Select Attention Gated Unit, SAGU)，结合SAGU可以得到选择注意力融合单元的输出。

其中，代表选择注意力门控单元，即是模型提取得到的患者症状分期特征。

（3）特征分类

将患者症状分期特征馈送到全连接层，然后将全连接层的输出送到Softmax函数进行分类，获得不同病情症状分期的概率值，最后概率最高的症状分期即为模型的诊断评估结果：

其中，是一个长度为的向量，是类别的总数（本方案），是全连接层的权重矩阵，是文档表示特征，b是偏置向量。其中是全连接层输出的第个元素，表示第个类别的未归一化得分。是针对单通道特征预测得到的第个类别的概率值。指选择概率分布中最大值的索引来选择最高概率的症状分期类别，即为模型预测得到的症状分期评估结果。

（4）损失函数

本发明方案使用交叉熵作为损失函数，其中Batch为批量随机梯度下降中选择的批量样本数，为第个样本的计算预测概率分布，为第个样本的真实概率分布，表示如下：

采用反向误差传播算法来学习网络。梯度下降更新参数，依次迭代直到损失函数收敛。设置超参数学习率α=0.001，batch\_size=50。

1. 本发明的关键点

（一）IMU信号的处理

使用卡尔曼滤波对IMU信号进行误差处理，根据采集者的动作快慢设计插值法统一信号序列长度，并根据采集者体格特点设计去噪算法消除采集者身高、传感器位置不同给信号采集带来的误差。

（二）EMG信号的处理

对EMG信号进行全波整流和滤波处理，并提取EMG信号的七种时序特征：方差、均方根、过零率、平均绝对值、偏度、峰度、波形长，来建模EMG信号的时序特征。

（三）多模态数据融合

融合影像、IMU、EMG三种模态的数据，以实现全面的太极动作识别，这有助于从不同角度捕捉动作的特征，增强模型的泛化能力和准确性。

（四）太极时间记忆模块（TaiChi-TMM）

设计了太极趋势季节单元来提取信号时间序列的季节特征和趋势特征，使用记忆时间注意力单元来处理长时间跨度的特点优化处理特征。该模块针对太极拳动作的动作周期性、趋势性、时间跨度较长的特点，特异化设计处理机制对太极拳信号特征进行针对性的提取，有效捕捉太极拳动作的时间动态特性。

（五）多层注意力机制交叉融合单元（MACFU）

设计了MACFU来通过注意力机制和交叉注意力结构加权融合不同特征，并自适应性地聚焦不同模态的重要特征进行模态间的数据交互融合，解决传统融合方法中信息丢失和维度灾难等问题。

七、本发明的效果

该算法通过融合影像、IMU、EMG等多种模态数据，并运用记忆时间融合与多层注意力交叉融合技术，实现了对太极拳动作的高效准确识别，旨在提高脑卒中后偏瘫患者康复训练的效率和质量，减轻医疗资源压力，并推动康复医学领域技术的发展。

八、背景技术和本发明的附图

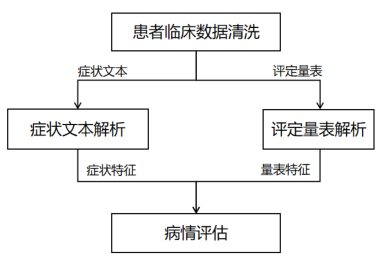


图1 主流程图

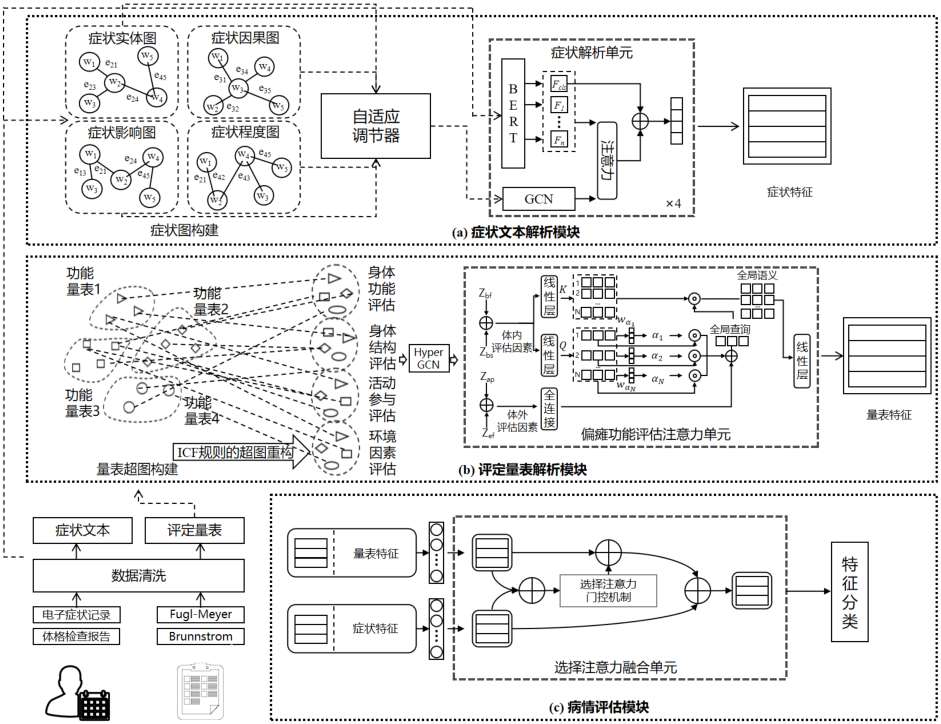


图2 HemiplegiaAGCN整体框架