Nt



**硕士专业学位论文**

**中期检查报告**

|  |  |
| --- | --- |
| 研 究 生 学 号 | **1804310371** |
| 研 究 生 姓 名 | **刘宜欣** |
| 学 习 方 式 | **全日制** |
| 导师姓名（职称） |  |
| 企业（业界）  导师（职称） |  |
| 学 院 | **电信学院** |
| 学科（领域）名称 | **控制工程** |
| 论 文 题 目 | **基于肌电时序信号的组合动** |
|  | **作识别研究** |

年 月 日

**说 明**

1.本表可以在计算机上填写、打印，手工填写时须字迹清楚且不得涂改。

2.表中所列项目必须全部填写，不留空白。

3.本表用A4纸正反面复印。

4.中期检查报告由本人如实填写，校内外导师对报告给出评审意见。

5.本表仅为一个格式，个别栏目不够填时，可重新打印排版或附页。

6.通过的中期报告一式两份，一份学院保存，一份交研究生院备案。

7.论文研究进行至中期，题目不得随意改变，如有特殊原因，对论文题目进行非实质性调整，要经导师同意，学院主管领导批准，并报研究生院备案。题目如有实质性改变，需重新做开题报告，论文工作进度将延期半年。

8.表格填写要求：正文字体宋体，字号小四，行间距固定值20磅。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 论文  题目 | 基于肌电时序信号的组合动作识别研究 | | |
| 中期检  查时间 | 2020.7. | 开题报告时间 | 2020.3.24 |
| 1.论文工作进展情况：（说明论文工作是否按开题报告预定的内容及论文计划进度进行，如存在与开题报告内容不相符的部分，请说明其原因）  本课题来自于康复与辅助机器人研究室开放基金项目：康复训练机械臂控制方法研究。项目的研究重点是肌电信号采集数据、信号去噪和时频图转换以及深度学习模型在识别分类方面的应用。在肌电信号应用领域，由于肌电信号采集过程极易受噪声干扰，加上肌电信号本身是一种微弱的生物电信号，致使采集到的肌电信号本身质量差，难以辨别，这些特点对后续基于肌电信号的动作识别带来了极大的挑战，成为该领域的研究难点。  骨骼肌是人体运动的主要动力源，在神经系统调控下收缩，牵引骨骼和关节运动，因此通过运动中 骨骼肌收缩力检测可以感知人体的运动能力。目前，直接测量体内肌肉力大小是不现实的，表面肌电sEMG蕴含肌肉活动强度、活动时间等信息，成为体表无创检测肌肉活动的重要方法，被广泛用于康复领域。根据肌电信号的特殊性可知, 人体实际动作的输出总是比肌电信号的出现晚, 这为通过对肌电信号的分析, 进行人体动作意图识别奠定了基础[1]。本论文主要通过二维时频图转换的方法对肌电信号进行特征提取以及采用深度学习的方法对肌电信号时频图进行识别的方法完成后续的肌电信号所代表的动作的识别，以此来判断用户的运动意图。  **论文工作按照开题报告预定的内容及论文计划进度进行，主要内容如下：**  （1）肌电信号的采集、数据集建立和预处理  通过肌电采集设备对指定动作进行肌电信号的采集工作，并按一定的方法进行数据预处理，预处理后制作相应的数据集。  （2）对肌电信号进行去噪处理和时频谱图转换  受语音信号处理方法的启发，将时序肌电信号进行时频转换，得到时频谱图，通过对时频谱图的分类识别来实现肌电信号识别工作。  （3）单个动作分类识别网络模型的建立  通过神经网络直接学习二维时频图中的特征，建立一种端到端的识别模型。将二维时频图制作的数据集直接输入到建立的网络当中，通过对识别网络进行训练，完成识别分类工作。  （4）实现模型对组合动作的识别  通过聚类算法来匹配已识别的单个动作与未识别的组合动作。组合动作中的某段信号特征与单个动作匹配上，则识别出该段信号的动作，以此方法来识别出组合动作中所有信号的动作。  （5）实验对比及分析  用长短时记忆网络(LSTM)和卷积神经网络（CNN）与卷积LSTM网络对比来证明本课题提出的识别网络方法是否优于传统算法。  **目前论文完成进度如下：**  （1）肌电数据的采集、数据集的制作与预处理。  （2）信号去噪及时频图转换  （3）单个动作识别网络的建立 | | | |
| 2.查阅文献情况：（说明已精读了多少篇有价值的文献，其中外文文献多少篇，从中得到了哪些启益和收获。至于文献名称不必在文中录出，可以在报告后面以附录形式列出。）  精读文献50篇，其中外文文献20篇。  **2.1.信号去噪方法研究**  sEMG本质是一种微弱的电信号，能量集中在20-450Hz［3］，受到来自生理、环境的多种噪声影响，其中工频干扰、基线漂移、白噪声影响尤为显著。我国的工频干扰集中在50Hz左右，主要来自于两方面: 系统接入市电直接引入; 环境中，由其他直接接入市电的设备造成。通常，人们使用阻带中心频率为50Hz的双T型带阻滤波器消除其影响，但该方法在去除工频干扰的同时也去除了sEMG在50Hz附近的有效频率，且无法去除更高频率的谐波。采用频谱插值法消除工频干扰，既能消除工频及其谐波的干扰，又不破坏信号的有用信息。  **2.2.时频图转换研究**  **2.2.识别网络研究** | | | |
| 3.已完成的研究内容及阶段性成果：(要较详细地介绍用什么方法做了哪些研究工作、得到哪些数据、得到哪些结果，并做简要分析。其篇幅不得少于3000字。)  3.1.数据采集及预处理  3.1.1.数据采集  本课题使用青岛智拓公司的ZTEMG-8000八通道肌电信号采集设备采集表面肌电信号（sEMG），该肌电采集设备具有八个通道，采样分辨率为 10 bit，采样频率为500 Hz，采集电极采用的是八个表面粘贴电极。ZTEMG-8000采集仪的佩戴方式如图 1 所示。采集仪集成了硬件去噪和放大处理模块，具有较高的共模抑制比，可以动态抑制一般性噪声，消除电磁干扰、人工干扰和白噪声等。  图片包含 绿色, 室内, 灯光, 桌子  描述已自动生成  图1 ZTEMG-8000采集仪  根据生理学先验知识，确定了8块对手掌和手腕关节运动有贡献的主要肌肉，分别是指总伸肌（通道一）、拇对掌肌（通道二）、肱二头肌（通道三）、旋前方肌（通道四）、尺侧屈腕肌（通道五）、掌长肌（通道六）、桡侧腕屈肌（通道七）、肱桡肌（通道八）。  实验采集伸掌、握拳、手掌上仰、手掌下仰、径向弯曲、尺向弯曲、手臂前伸，手臂后退8个上肢动作。实验对象为23-25岁健康受试者共5名。在采集过程中，考虑到表面肌电信号存在较大的个体差异，同一个体的特性受采集电极安放位置、肌肉疲劳程度、惯用手不同等因素的影响，要求每位受试者做每个手势动作大致3s，随后伸展五指放松休息3s，每个动作重复执行20次，每种动作采集100个样本，不同手势之间休息5-10分钟，数据传输至电脑端保存。共得到 800 组数据。实验数据集由八个动作的八通道肌电时频图谱组成。每段肌电信号分为14帧，共有89600个样本数据。每种动作百分之八十的样本作为训练数据，每种动作百分之二十的样本作为测试数据。  图片包含 照片, 男人, 镜子, 监控  描述已自动生成  图2 八种手势示意图  3.1.2.肌电信号的分帧加窗处理  在对一整段长信号识别的过程中会丢失掉许多信息，在运动意图识别过程中，为了达到稳定识别的目的，将数据分割成数据帧进行处理。滑动窗分割是最常用最简单的方式。这种方式是将数据按照一定的时间长度（如100ms）作为一帧数据（窗长），然后在原始数据上移动一定的长度如窗长的一半）作为下一帧数据。这样窗与窗之间存在一定的重叠。这种处理方式既增加了每帧数据的稳定性又比单纯分成一段一段独立的帧数量多，且简单快捷，因此被大量使用。但这种方式对窗长和重叠长度难以确定。对于肌电信号来说，窗长通常选择在 100~300ms，窗口重叠长度为窗长的一半。  图片包含 文字, 照片, 旧, 钟表  描述已自动生成  图3信号分帧  图3为信号分帧方法，其中wlen为帧长，inc为帧移，重叠部分为overlap：  (1)  信号帧数为：  (2)  N为信号数据长度。  每一帧的起始点的位置为：  (3)  本实验取帧长为512，帧移为128，图4所示为肌电信号第10帧到第13帧的信号。  手机屏幕截图  描述已自动生成  图4第10帧到第13帧肌电信号  为了减少频谱能量泄漏，可采用不同的截取函数对信号进行截断，截断函数称为窗函数，简称为窗，函数窗的主要用于对截断处的不连续变化进行平滑，减少谱泄漏，可以实现时频局域化（即修正FFT全局频率的弊端）。此外，加窗处理还有很多其它的原因，如减少噪声干扰、限定测试的持续时间、从频率接近的信号中分离出幅值不同的信号。  通常对信号截断、分帧需要加窗，因为截断都有频域能量泄露，而窗函数可以减少截断带来的影响。汉宁窗又称升余弦窗，汉宁窗可以看作是3个矩形时间窗的频谱之和，或者说是 3个型函数之和，而括号中的两项相对于第一个谱窗向左、右各移动了，从而使旁瓣互相抵消，消去高频干扰和漏能。可以看出，汉宁窗主瓣加宽并降低，旁瓣则显著减小，从减小泄漏观点出发，汉宁窗优于矩形窗．但汉宁窗主瓣加宽，相当于分析带宽加宽，频率分辨力下降。  汉明窗：  (4)  其中窗长为L。  本课题采用汉宁窗对肌电信号进行加窗处理，汉宁窗函数如图5的第二幅图所示，对肌电信号进行加窗处理后，两端信号衰减，因此分帧过程中需要选取合适的帧移长度，避免信号过度衰减，保持信号完整性。  地图的截图  描述已自动生成  图5 肌电信号分帧加窗  3.2.肌电信号去噪及时频图转换  3.2.1.肌电信号去噪  基于真实信号与噪声信号的差异性，小波变换通过逐层分解，将真实信号和噪声信号分离开来，通过合适阈值的选取，将噪声信号剔除，最后将保留下的真实信号，通过重构算法重构成纯净肌电信号的原始状态。  传统的数据处理方法有滤波器、卡尔曼以及经验公式滤波，这些数据处理方法分析的过程较为繁琐，且有的还需要一些基础数学工具以及经验知识，去噪效果并不理想。而采用离散小波变换进行多尺度细化，最终达到高频处时间细分，低频处频率细分，能自动适应时频信号分析的要求，从而可聚焦到信号的任意细节，操作简单、便于理解，再结合数字滤波器和陷波器的使用，将其三种去噪工具的优点融合为一体，得到的信号既纯净又与原始信号具有较高的相似度，为此非常适用于sEMG这一类非线性信号源的处理。  根据离散小波变换的性质可知，任何信号（函数）均可被分解为  (5)  其中，为尺度系数，为小波系数，  (6)  通过以上两式可知，第j+1层的 和 可通过滤波系数和将第j层的尺度系数分解得到。分解示意为图6。    图6 离散小波分解  注：和为 h 和 g 的共轭  重构尺度系数算法公式：  (7)  重构示意如图7所示。    图7 小波重构  原始信号的时频域波形图如图8所示  手机屏幕截图  描述已自动生成  图8原始信号时域波形  为了选用合适的小波基函数对信号进行去噪处理，采用常用的评价信号质量的指标信噪比（SNR）来对去噪信号进行评价。  信噪比（SNR）：信噪比表示噪声被污染的程度，是信号于噪声的比例。  (8)  其中，和分别是噪声的方差和信号的方差。SNR值越大，信号去噪效果越好  表1 小波基函数选择   |  |  |  | | --- | --- | --- | | 小波基 | 分解层数 | SNR | | Haar | 10 | 1.1628992471783486 | | Db8 | 6 | 0.8989994608095273 | | Db6 | 6 | 1.0503306716701453 | | Sym8 | 6 | 0.9214348057685924 | | Sym6 | 6 | 0.9630013149517793 |   根据上肢肌电信号的特性，以及多次重复实验的验证，系统选用十层分解Haar小波基进行去噪处理，选用一个动作其中一个通道的信号进行分解处理比对，去噪前与去噪后分解对比图如图9所示。  图片包含 游戏机  描述已自动生成  图9去噪前后波形对比  在采集数据过程中，由于肌肉的收缩与电极之间会产生微小的移位现象，该现象称为基线漂移，需要再加入线性滤波器去除掉基线漂移。基线漂移是由被测对象实验不规范、检测电极移动等原因造成sEMG偏离正常基线波动，本文选用形态学滤波消除基线漂移，该方法常用于肌电信号中，在消除基线偏移的同时能较好地保持信号的原有特征。  数学形态理论认为开运算可以消除信号中的波峰，而闭运算可以填充信号中的波谷，对信号进行开闭运算后可得到基线的漂移特征，从原始信号中剔除该漂移特征即消除了基线漂移。  设 f( n) 为输入离散序列，长度为 N; g( m) 为结构元素，长度为 M。其中，n = 0，1，…，N － 1; m = 0，1，…，M － 1。  定义：  腐蚀运算：    膨胀运算:    开运算:    闭运算:    算法的主要思路如下:  1) 将待处理信号 f( n) 先进行开运算后进行闭运算，得到信号 f1( n) 。  2) 将待处理信号 f( n) 先进行闭运算后进行开运算，得到信号 f2( n) 。  3) 取上两步的平均值，即 ，作为基线漂移的估计值。  4) 用待处理信号减去基线漂移估计值，便得到去除基线漂移后的信号 ，即 。  处理结果如图10所示。  图片包含 游戏机  描述已自动生成  图10去基线漂移波形对比  sEMG可以反映肌肉的活动特征和肌肉疲劳等信息，但因其包含多种噪声干扰无法直接进行应用，本文就工频干扰、基线漂移、白噪声干扰等噪声提出了针对性的降噪处理，sEMG 经过降噪处理后可对其进行特征提取或者信号分解，真正实现其在假肢控制、手势识别、肌肉疾病诊断和治疗等领域的应用价值。  3.2.2.时频图转换  小波变化的基本思想与傅里叶变换类似，同样利用一族函数来表示信号，这一族函数称为小波函数系。设函数，并且，由经伸缩和平移得到一族函数。  （9）  式中: 为分析小波或者连续小波;为母小波或者基本小波;为改变小波形状的伸缩因子;为小波位移的平移因子。  对于任意的函数的连续小波变换为：  (10)  式中: 为的复共轭; 符为两者的内积，得数表示尺度为 a位置偏移为的小波函数的系数，表征该小波函数与原信号相似度。其中，和都是连续变量，因此称为连续小波变换。  本文提出的利用连续小波变换，将振动信号变换生成为时频图的算法步骤为：  步骤1：设为尺度( 伸缩因子) ，为采样频率，为小波中心频率，则对应的实际频率为：  （11）  步骤2：由式（11）可知，为使转换后的频率序列是一等差序列，尺度序列必须取以下形式：  （12）  式中：为对信号进行小波变换时所用尺度序列的长度(本文预先设定为 256)，为常数。  步骤3：由式（11）可知，尺度所对应的实际频率应为，于是可得：  （13）  将式（13）代入式（12）便得到所需的尺度序列t。  步骤4：确定小波基和尺度后，运用式（10）连续小波变换原理求出小波系数 ，然后依据式（11）原理将尺度序列转换为实际频率序列 f，最后结合时间序列 t，即可绘制小波时频图，获取特征信息。  图片包含 游戏机, 电脑  描述已自动生成图片包含 游戏机, 电脑  描述已自动生成   1. 握拳通道1时频图 (b) 握拳通道2时频图   图片包含 游戏机, 电脑  描述已自动生成图片包含 游戏机, 电脑  描述已自动生成  (c)手掌下仰通道1时频图 (d) 手掌下仰通道2时频图  图片包含 游戏机, 电脑  描述已自动生成  (e)握水杯通道1时频图 (f) 握手机通道1时频图  图11时频图  时频谱图的横坐标是时间，纵坐标是频率，坐标点值为肌电信号数据能量，由于是采用二维平面表达三维信息，所以能量值的大小是通过颜色来表示的，色带的上端表示该点的能量越强，色带的下端表示该点的能量越弱。  骨骼肌是人体运动的主要动力源，在神经系统调控下收缩，牵引骨骼和关节运动，因此通过运动中 骨骼肌收缩力检测可以感知人体的运动能力。目前，直接测量体内肌肉力大小是不现实的，表面肌电sEMG蕴含肌肉活动强度、活动时间等信息，成为体表无创检测肌肉活动的重要方法，被广泛用于康复领域。  肌肉的兴奋状态以及肌肉的发力程度，都会改变 sEMG 信号的幅值的大小，并且它们之间存在着较强的关联性，所以 sEMG 信号逐渐成为外骨骼机器人的理想控制信号。由图11的(a)(b)可知同一力度的动作，在不同的肌肉上发力程度不同，指总伸肌的力大于拇对掌肌。由图11的(a)(c)可知，指总伸肌在做握拳动作时，发力程度要大于手掌下仰动作。由图11的(e)(f)可知同一块肌肉的同种动作，在不同力度的作用下能量大小有明显区别，力度越大，能量越高。因此，可用时频图来完成基于肌电信号的上肢动作识别。    图12八通道握拳动作肌电信号包络线      图13八通道握拳动作时频图  图12是握拳动作8块肌肉的肌电信号包络线变化情况。从图中可以看出， 在动作过程中，每块肌肉的信号变化非常复杂， 但是在握拳这一特定动作中，不同肌肉的动作反应时间基本固定，主要在大小上存在差异。图11握拳动作肌电信号包络线反映出通道一、二、四、七、八的信号效果较好，即指总伸肌（通道一）、拇对掌肌（通道二）、旋前方肌（通道四）、桡侧腕屈肌（通道七）、肱桡肌（通道八）这几块肌肉与握拳这一动作关联性较强。图13时频图中指总伸肌（通道一）能量范围设在0-400，拇对掌肌（通道二）能量范围设在0-400，肱二头肌（通道三）能量范围设在0-100，旋前方肌（通道四）能量范围设在0-300，尺侧屈腕肌（通道五）能量范围设在0-200，掌长肌（通道六）能量范围设在0-100，桡侧腕屈肌（通道七）能量范围设在0-500，肱桡肌（通道八）能量范围设在0-1200。时频图同样反映出通道指总伸肌（通道一）、拇对掌肌（通道二）、旋前方肌（通道四）、桡侧腕屈肌（通道七）、肱桡肌（通道八）的信号能量较高，肱二头肌（通道三）、旋前方肌（通道四）的动作反映时间要早于其他肌肉。  3.3.单个动作识别网络  3.3.1.识别网络建立  肌电信号是肌肉动作产生的生物电信号，不同肌肉在同一动作下产生了不同的肌电信号。本文采用八通道肌电传感器采集肌电信号，可得到更多的代表该动作的生物信息。由于不同通道的肌电信号之间有很强的相关性，它们表示了同一个动作，因此不同通道的肌电信号可以看作序列数据。  不同通道的肌电信号包含不同的信息，信息越多，识别性能越好。因此，利用八通道的肌电信号进行动作识别，可以提高识别性能。时序特征提取机制同样也适用于基于肌电信号的动作识别。同时，卷积运算可以提取出有效的空间特征。ConvLSTM具有提取空间特征、挖掘依赖关系和相关性的能力。因此，对多通道的肌电信号进行动作分类识别,在ConvLSTM中，每个通道的肌电时频谱图被视为不同时刻的输入。利用ConvLSTM网络提取不同通道空间特征之间的相关性。在此基础上，利用不同通道的肌电信号之间的对应关系来提高识别性能。    图14 运动意图识别结构  3.2.2识别网络结构设计  基于ConvLSTM的肌电时频图谱动作识别结构图如图13。识别网络由一层CNN层、三层ConvLSTM层、一个全连接层和一个Softmax层叠加而成。预处理后，将不同通道的肌电时频图谱作为序列数据输入CNN提取空间特征。ConvLSTM相当于LSTM网络可以提取时间信息，在其输入的地方引入了卷积核来提取空间特征，利用卷积核滑动数据从不同通道中提取肌电信号的空间信息。同时，将前一单元的输出和当前单元的输入合并为当前单元的输入。并将卷积运算提取的特征传输到下一层。在最后一层中，引入了一个Softmax层作为分类器来识别目标。ConvLSTM采用卷积运算提取局部空间特征。同时，长短时记忆网络的结构使得ConvLSTM能够传输以前的信息。因此，ConvLSTM不仅可以利用肌电信号的时间序列特征，还可以利用卷积运算提取空间特征。  为了更充分地训练从肌电时频图中提取到的特征信息，本文提出了基于ConvLSTM的多卷积核神经网络结构ConvLSTM。首先将八通道时频图输入到八个CNN中进行空间特征提取。将每一帧的特征输入到ConvLSTM中，每个通道按时间序列输入肌电时频图，每个通道ConvLSTM设置不同大小和个数的卷积核，进行多维特征提取，初步训练后，将得到的八组特征组合成新的肌电特征向量。利用ConvLSTM的输出重建当前帧和前一帧。重构前一帧的目的是为了保证ConvLSTM能够记住历史帧中的信息，即记住其他肌肉特征并与本块肌肉特征进行关联。由于ConvLSTM的输出中包含了历史信息，对于训练数据中的任意时刻，它将有助于对当前帧进行重构。最后，输入到全连接层得到全部特征，通过 softmax 函数进行动作识别，得到最后的动作分类。基于ConvLSTM的神经网络结构设计如图15所示。    图15识别网络结构设计  3.2.3. ConvLSTM网络  本文用八通道肌电信号时频图作为输入，同时产生连续的8帧与输入大小一致的显著图，之后通过双线性内插值算法恢复与原图像大小一致的显著图作为最终的显著性图像。本文模型中的编码网络可以认为是全卷积网络底部的卷积层，如图 2 所示，本文模型框架的左侧是多层时序卷积层，时序卷积层共享的权重向量参数和偏置参数在架构上是具有平移不变性特征的。在输入端，图像大小是 t\*h\*w\*c，其中t是时序的长度，本文采用固定的时序长度，即t为 8；h 是图像的高；w 是图像的宽；c 是图像的通道数。对于输入的序列帧图像，每一帧的图像大小为 h、w和 c（RGB的3个颜色通道）。整个序列帧图像在输出时，通过将输入图像与可训练的卷积核并加入可训练的偏置项参数而获得。本文将输入图像用 X 表示，其时序卷积滤波器由权重W 和偏置项 b 确定，网络输出的信息特征图可由式（1）表示：    其中，是时序卷积符号，s 是卷积的步长。在每一个卷积层中，本文使用逐点非线性激活函数(tanh)。同时，在时序卷积层后添加非线性的下采样池化层,对于卷积操作，本文采用的卷积方式为时序卷积（ConvLSTM）。时序卷积在保存空间信息的同时保持着时间上的一致性。    图16卷积LSTM网络  卷积LSTM网络架构：有三层，如图16所示，  （1）ConvLSTM+relu+dropout+BN：第一层，输入（8，128，128，32），使用5×5的32个滤波器生成32个特征映射，步长为1，然后使用LeakyRelu校正线性单元进行非线性处理。Droupout防止模型过拟合。输出为（8，128，128，32）。  （2）ConvLSTM+relu+dropout+BN：输入（8，128，128，32）使用大小为3×3的64个滤波器，步长为1，并且在卷积和LeakyRelu之间添加批量归一化。输出为（8，128，128，64）。  （3）ConvLSTM+relu+dropout+BN：最后一层，输入（8，128，128，32），使用1×1的128个滤波器重构输出。输出为（8，128，128，128）。      图17卷积LSTM原理图  本文提出的ConvLSTM将全连接LSTM中输入到状态和状态到状态部分由乘积计算替换成卷积的形式，ConvLSTM正是由窥视孔连接LSTM变化而来。从图中可以看出，此时输入与各个门之间的连接由乘积替换成了卷积，同时状态与状态之间也换成了卷积运算。新的ConvLSTM的工作原理可以由以下公式表示：  (14)  (15)  (16)  (17)  (18)  每个LSTM层都使用LeakyRelu作为激活函数，使输出对于负值输入有很小的坡度，有效解决Relu函数在进入负区间后神经元不学习的问题。Relu函数和LeakyRelu函数公式及图如下所示， LeakyRelu中参数值取0.2。  (19)  (20)    Relu LeakyRelu  图18激活函数  所有卷积层都使用相同大小（same padding）的填充方式，保证经过卷积层的输出图像与输入图像一样大。通过sigmoid激活函数之后输出判别概率。  做分类的时候，Dropout层一般加在全连接层防止过拟合提升模型泛化能力。而很少见到卷积层后接Dropout（原因主要是 卷积参数少，不易过拟合）。类似卷积神经网络，只是在最后的全连接层使用dropout,循环神经网络一般在不同层循环结构体之间使用dropout, 而不在同一层的循环结构之间使用，卷积LSTM网络同时拥有卷积神经网络和循环神经网络的特征，可在两层卷积LSTM中间使用dropout层，提高模型泛化能力。  batch normalization，简称BN，即批规范化，通过规范化操作将输出信号x规范化保证网络的稳定性，batchnorm就是通过对每一层的输出规范为均值和方差一致的方法，消除了w带来的放大缩小的影响，进而解决梯度消失和爆炸的问题。  3.4识别网络实验  （1）实验环境配置  表2实验环境配置表    （2）实验效果评价  假设我们的分类目标只有两类，计为正例（positive）和负例（negtive）分别是：  　1）True positives(TP):被正确地划分为正例的个数，即实际为正例且被分类器划分为正例的实例数（样本数）；  　2）False positives(FP):被错误地划分为正例的个数，即实际为负例但被分类器划分为正例的实例数；  　3）False negatives(FN):被错误地划分为负例的个数，即实际为正例但被分类器划分为负例的实例数；  4）True negatives(TN):被正确地划分为负例的个数，即实际为负例且被分类器划分为负例的实例数。  截图里有图片  描述已自动生成  1)准确率(accuracy) : 指在动作完成的情况下，正确识别的次数与总识别次数之比。反映了动作的保持情况，即被正确识别后的稳定性。    就是被分对的样本数除以所有的样本数，通常来说，正确率越高，分类器越好。  (2)错误率(error rate)  错误率则与正确率相反，描述被分类器错分的比例。    对某一个实例来说，分对与分错是互斥事件，所以：    （3）识别结果与分析  本文的模型在TensorFlow和Keras框架上实现。每个肌电信号分为20帧。输入空间尺寸调整为227×227。卷积核大小均为5×5、3×3和1×1的卷积，并使用了三层各含256个隐藏单元的ConvLSTM网络。模型的训练采用随机梯度下降方法，采用Adam网络优化器来优化目标损失函数，以0.001作为初始的学习速率，动量设置为0.9,batch size设置为32。  表3对比了八个动作的识别效果,实验结果表明，该网络可以有效地提取八种肌电时频图谱的特征并完成特征分类，无需根据待识别动作的特点人工设计特征向量和分类器。   |  |  | | --- | --- | | 表3 比较八个动作的识别结果 | | | 动作 | 准确率 | | 伸掌 | 98.2% | | 握拳 | 97.3% | | 手掌上仰 | 92% | | 手掌下仰 | 93.2% | | 径向弯曲 | 96% | | 尺向弯曲 | 96.3% | | 手臂上抬 | 87.3% | | 手臂下放 | 84.8% | | 所有动作 | 93.13% |   表4给出了不同方法的识别率, 结果表明，本文方法在现有数据集中测试结果均优于其他识别分类方法。LSTM只能提取时序特征而不能提取空间特征，获得了最低的识别率。CNN能够提取肌电时频图谱的空间细节特征，其识别率较好。由于卷积运算和反馈机制时序特征都能够提取，ConvLSTM性能要优于只能提取时序特征的LSTM和只能提取空间特征的CNN，识别率达92.5%。ConvLSTM不仅具有LSTM的时序建模能力，而且还能像提取全局特征，可以说是时空特性具备。本文采用CNN与ConvLSTM相结合的方法，利用CNN进行八通道肌电时频图谱的局部特征提取，再依靠ConvLSTM提取全局时空特征的特性，能够同时捕获帧间空间信息和帧间时间信息。实验结果表明，将ConvLSTM与CNN相结合的方法识别性能要优于其他方法。   |  |  | | --- | --- | | 表4 比较四种网络结构的识别性能 | | | 方法 | 准确率 | | LSTM | 90.8% | | CNN | 91.22% | | ConvLSTM | 92.5% | | CNN+ ConvLSTM | 93.13% |   3.5组合动作识别 | | | |
| 4. 待解决问题及措施：  待解决问题：组合动作的识别  措施： 通过对肌电时序信号做聚类算法，将已识别的单个动作与未识别的组合动作进行聚类匹配分析。组合动作中的某段信号特征与单个动作匹配上，则识别出该段信号的动作，以此方法来识别出组合动作中所有信号的动作。 | | | |
| 5.下一阶段工作计划和研究内容：（如与开题报告内容不符，必须进行论证说明）  2020.7-2020.9 肌电时序信号做聚类算法的网络构建及实验  2020.10-2020.11 识别网络与聚类算法的进一步优化  6.参考文献  ［3］ Yan J，Li J，Gao X． Chinese text location under complex back-ground using Gabor lter and SVM［J］． Neuro Computing，2011，74( 17) : 2998 － 3008． | | | |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 学校导师意见：  签名：  年 月 日 | | | | |
| 企业(业界)导师意见：  签名：  年 月 日 | | | | |
| 考核小组成员 | 姓名 | 职称 | 单 位 | 签 名 |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
| 考核小组对论文工作的意见：  组长签名：  年 月 日 | | | | |
| 学院意见：  签名：    （学院盖章）  年 月 日 | | | | |