

AI 技术在人机接口智能假肢上的原理与实现

彭彦兮¹，刘一予²
1. 计算机科学与工程系 南方科技大学 深圳 广东 2. 计算机科学与工程系 南方科技大学 深圳 广东

摘要：对智能假肢进行了基本的概念解读和结构总结，总结了智能假肢的基本定义和功能结构，分为“信号源”，“算法单元”，“运动单元”三个模块；从人工智能和脑机接口的研究角度出发，对相关实际案例进行调研分析，对现有文献进行了较为系统的总结提炼，得出了目前行业内对智能假肢的主要实现方式与处理办法：信号源方面，主要应用在肌电信号与脑电信号，算法实现方面，主要采用深度学习中的卷积神经网络和循环神经网络，并对智能假肢在信号采集输入和算法实现方面的相关研究进行了较为详细的总结与提炼。

关键词：智能假肢，人工智能，脑机接口，肌电信号，脑电信号，深度学习

The Principle and Implementation of AI Technology in Human-Machine Interface Intelligent Prosthesis

Peng Yanxi and Liu Yiyu

1. CS dept, Southern University of Science and Technology, City Shenzhen,
2. CS dept, Southern University of Science and Technology, City Shenzhen

Abstract The basic concept and structure of intelligent prosthesis are interpreted and summarized, and the basic definition and functional structure of intelligent prosthesis are summarized, which are divided into three modules: "signal source", "algorithm unit" and "motion unit". Starting from the research perspective of artificial intelligence and brain-computer interface, the relevant practical cases were investigated and analyzed, the existing literature was systematically summarized and refined, and the main realization and processing methods of intelligent prosthetics in the industry were obtained: In terms of signal source, it is mainly applied to electromyographic signal and EEG signal. In terms of algorithm implementation, it mainly adopts convolutional neural network and cyclic neural network in deep learning. Moreover, it summarizes and summarizes in detail the relevant researches of intelligent prosthesis in signal acquisition input and algorithm implementation.

Keywords Smart prosthetics, artificial intelligence, brain-computer interfaces, electromyography, EEG, deep learning

1. 智能假肢的定义及基本结构

1.1 智能假肢的定义

智能假肢，作为一种生物电子装置，是一种利用现代科技（如生物电子学技术）为有肢体障

碍的患者将人体的神经系统与假肢装置相互连接起来，形成信息的双向传递，从而代替人体缺失躯体功能的智能设备。

从功能上的角度来说，智能假肢区别于传统

假肢的最大特点，就是智能假肢在基于传统假肢的基本功能外，还要求假体本身能够与人体交换信号，通过语音控制还是神经控制等信号输入手段，以仿生的方式代替失去的肢体完成动作，代表例子便是各种具有“感觉”的双向交互假肢。

1.2 智能假肢的基本结构

对于一副完整的智能假肢来说，其构成应该满足三个部分，第一是在假肢与人体之间检测并传导信号输入输出的“信号源”；第二是“算法单元”，这一部分做整个智能假肢的核心单位，其主要功能包括实现对信号源传出传入的数据进行处理与解算，将传入假肢的信息解读成一系列运动信号，以及准确识别穿戴者的各种输入信号中所传递的运动意图；第三是“运动单元”，这一部分包括了马达，轮轴，等一系列机械结构，在接收算法单元解算后输出的运动信号后，实现对躯干机体的运动模拟，从而实现诸如抓取，移动，旋转，弯曲等一系列动作。

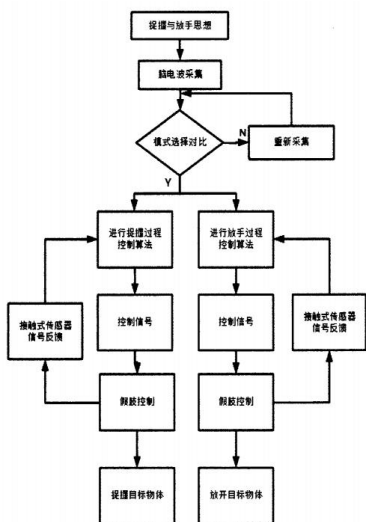


图2 假肢工作原理图

（图1 假肢工作原理图 在运动单元方面以握握和放开两个动作作为参考）[1]

以上图为例，其中“握握与放手思想”属于穿戴者的原始数据，其与“脑电采集”“模式选择对比”“重新采集”模块共同组成“信号源”单元；其中两个“控制算法”与“控制信号”，属于

“算法单元”；其中“假肢控制”与“握握目标物体”和“放开目标物体”属于智能假肢的“运动单元”。

1.3 智能假肢的相关核心技术

1.3.1 运动单元模块:假肢关节结构及调控方式

目前智能假肢关节在机械结构上主要分为单轴式和多轴式。单轴式具有结构简单、重量轻、易加工组装的优点，而多轴结构也称为多连杆结构，因此虽然其具有结构复杂、加工装配难度大、能量效率比低等方面的不足，但是仍然是目前各类智能假肢膝关节所采取的主要结构，尤其是其中结构相对简单的四连杆结构，目前被广泛采用。

[2]

从关节调控方式上，假肢膝关节分为全被动型、半主动型和动力型。

传统的被动型假肢的主要作用还是以支撑作用为主，并没有设置智能化模块，只能在残肢运动的基础上进行摆动；而半主动型假肢虽然不能与被动型假肢相似，都不能提供助力，但是“改变关节内部气缸或者液压阀门的开度，来调节阻尼进而改变膝关节的摆动速度”[2]；除此之外的动力型假肢，可以实现对人体躯干的主动助力，具有更高水平的能量转化效率，是未来智能假肢的主要发展方向

1.3.1 运动单元模块：智能假肢的驱动控制

目前智能假肢的控制系统主要分为三个层次，分别是感知层，转换成以及执行层。感知层作为最高位，对人体的运动意图进行识别和解析，转换层将运动意图输入相应的控制算法，而最后的执行层根据输出的相应参数与数据对马达电机等机械设施实现控制——这些符合“信号源”“算法单元”“运动单元”的整体分类。

对于执行层中的驱动控制部分来说，目前所采取的主要控制方法包括有限状态机、无模型动态矩阵、迭代学习控制、摆动器阻抗控制等方法；对于智能假肢控制策略来说，主要以无模型的专家系统、无模型动态矩阵方法、无模型自

适应动态规划等方式进行实现

2. 智能假肢的信号源

2.1 智能假肢使用的信号源类型

目前智能假肢的信号源主要有以下几种：

1) 以机械运动作为信号源

这种假肢的控制思想主要是利用患者的肌肉组织及残存肌肉组织的运动功能，通过传动装置触发相应的开关进行控制。截肢患者的残端肌肉及运动相关部位肌肉的收缩与舒张、肢体的机械运动（如抬升、下垂、外展、内收等）都可以作为假肢驱动的信号源。

这类假肢主要应用于上肢假肢，其控制结构简单，造价低廉，因而受到了患者的欢迎。

2) 以声音触发作为信号源

这种假肢采用声控技术，利用患者的声音信息，通过数字处理技术，将其转化为相应的控制指令。其线路简单，有发展多自由度假肢的潜力。

3) 以脑磁信号作为信号源

肌肉与神经体内的电流会产生外部磁场，如心磁、脑磁等。这种生物磁信号理论上能够用作信号源来控制假肢。在脑磁控制的假肢的发展中，如何构造人机接口仍没有标准答案。此外由于脑磁的复杂性，人们对它的认识刚刚起步，对它的研究尚停留在脑科手术与病理评估等，将其用于控制假肢仍处于探索阶段。^[3]

4) 以生物电信号作为信号源

在智能假肢的控制方式中，能够按照人的意志控制假肢是一种最理想的方案。用意念控制假肢的理论基础即是利用人体的生物电信号。人通过神经控制身体活动，会产生生物电信号，这种信号中载有人的行为信息，能够直接反映人的意图。通过解码人体生物电信号，就能实现识别“意念”，让机器按人的想法工作。

对于截肢患者来说，他们往往存在一种幻觉，认为能够感受到已经失去的肢体的存在，这被称为“幻肢感”。尽管“幻肢”并不存在，但患者试

图运动自己的“幻肢”仍然能够触发神经电信号，因而可用这种神经电信号作为假肢的信号源。

2.2 利用生物电信号

生物电信号根据提取位置的不同，可以分为不同类别。目前来说，最为广泛关注的生物电信号包括肌电（Electromyography, EMG）及脑电（Electroencephalography, EEG）。肌电信号（EMG）是众多肌纤维中运动单元动作电位在时间和空间上的叠加。而脑电信号（EEG）是脑神经组织的电生理活动在大脑皮层表面的总体反映。^[4]

2.1.1 利用肌电信号（EMG）

1) 肌电控制假肢的发展概况

基于肌电信号的智能假肢在很长一段时间内占研究主流。1948年，在德国的Reihold Reiter的研究下，世界上第一个肌电控制假肢问世，实现了人体神经系统对假肢的控制。此后，单自由度肌电控制假肢一直占据假肢手的主流。

进入21世纪，随着生机电一体化技术的产生和发展，假肢进入了第二次技术革命。肌电控制假肢再次迅猛发展。在一系列研发计划的推动下，新一代智能肌电假肢问世。2007年，英国Touch Bionics公司成功研制了世界上首个各手指可独立运动的多自由度假肢i-Limb。2010年与2012年，德国Vincent公司和英国RSL Steeper公司分别成功推出了Vincent和Bebionic假肢手。2014年，在美国“革命性假肢”计划下，经约翰霍普金斯大学等30多家研究机构参与的“卢克之手”研制成功，并于2014年通过美国食品药品监督管理局认证，于2016年进入临床应用。

2) 对肌电控制假肢的评价

基于肌电信号的智能假肢研究相对成熟，但有相应局限。

EMG信号的质量受限制。肌电控制假肢的信号提取原理是通过贴在肌肉表面的电极片感受肌肉收缩时产生的电信号，进而通过电信号强弱与假

肢关节运动量的对应关系来控制假肢连续运动，或者当电信号超过一定阈值时产生关节动作。由于这是神经电信号在人体运动末端的体现，其信号较弱、噪音较大、易受到环境等外界因素干扰。此外，对于 EMG 信号的采集一般倾向于无创式。例如，利用表面肌电信号（Surface EMG, sEMG）就是通过无创采集。其受到众多研究者青睐，有较为广泛的应用。然而，这样的无创采集同时也会限制其信号质量。

肌电控制假肢的显著局限是灵活性不足。人类的手共有 27 个自由度（每个手指中有 4 个，拇指上 5 个，手腕上 6 个），而假肢却难以实现。其原因即是 EMG 信号的稳定性与精度无法支持如此高的自由度。

一方面，随着自由度的升高，智能假肢在控制上的算法模型将会极其复杂，而质量受限的肌电信号无法支持其运算结果的精确性；另一方面，假肢控制模型的复杂化也会给假肢的使用者带来困难。对于残障人士来说，肌电控制假肢并非能安装即用，还要进行较长时间的训练。而训练的过程，即是建立肌电信号与假肢关节运动的对应关系。随着肌电假肢控制模型的复杂性上升，其所需的用来训练模型的样本数据量就更大，其模型训练的时间就越长、难度就越大，这就给假肢的使用者带来了较大困难。

综上所述，实际应用中的肌电假肢，大都仍然是单自由度，运动功能相对受限。

2.1.2 利用脑电信号（EEG）

1) 脑电控制假肢的发展概况

脑电信号一般通过脑机接口（BCI）进行提取。BCI 是一种在人脑和外部设备之间建立起来的直接通讯通道。人们常把它用于研究、替代、辅助、增强、或修复人的认知功能或感觉-运动功能。1973 年，Jacques Vidal 首次使用 BCI 这一概念来描述任何能够产生关于脑功能详细信息的计算机系统。^[5] 第一次 BCI 国际学术会议对 BCI 做出了权威定义：是一种不依赖于大脑外周神经与肌肉正常输出通道的通讯控制系统。^[6] 它通过采集

并分析人的脑电信号，在人脑与计算机之间建立起直接的交流和控制通道，从而实现不借助语言或肢体动作，直接通过大脑来与外界设备交互。

早在上世纪 90 年代末，纽约州立大学的科学家就通过实验证实，利用脑皮层神经元集合信号可以控制机械手臂运动。而近期，随着 Neuralink 在 2019 年的一项实验中在老鼠身上高效实现了脑机接口，实现了超大带宽和无痛手术两个技术上的突破；又在 2021 年的一项实验中实现了让一只猕猴完全使用意念玩游戏，脑机接口再次成为热点。

脑机接口是当下热门的研究领域，其发展潜力很大。通过大脑信号来控制活动的这一可能性吸引了全球各领域广泛的重视和研究。而其潜在的价值和意义也在不断推动 BCI 研究这一新兴领域的发展。近年来对 BCI 相关领域的研究呈快速增长态势。^[7]

2) 基于脑电信号的脑机接口的实现方式

基于 EEG 的 BCI 系统有不同的实现方式。在目前的研究中占主流的是基于运动想象（motor image, MI）电位的 BCI、基于事件相关电位 P300 的 BCI，和基于稳态视觉诱发电位（steady-state visual evoked potential, SSVEP）的 BCI 等。

基于 MI 的 BCI 以感觉运动节律信号作为输入，^[8] 该信号相伴运动或感知运动产生，依据频率不同可分为不同类型的节律。这些不同节律在进行运动准备、想象或执行运动时会有特定的变化规律。通过观测这些电位变化，就能够实现解读人脑做出的运动想象或运动指令，进而控制假肢。

基于事件相关电位 P300 的 BCI 利用 EEG 在受刺激后产生的电位偏移现象进行控制。当刺激事件发生，就会触发 P300 电位。^[9] 利用视觉刺激或触觉刺激等都可引发该电位。典型案例是 BCI 文字输入系统。受试者只需注视虚拟键盘就可以完成打字。因为注视这些字符可以诱发相应的脑电刺激。

SSVEP 由持续波动的视觉刺激产生。常见的是视觉闪烁刺激。例如，当屏幕上的目标以不同频

率闪烁时，受试者只需注视闪烁的目标，就可以在大脑的枕叶区测到同样频率的 EEG 信号，这一信号即是 SSVEP。^[10]

3) 对脑电控制假肢的评价

脑电信号相较肌电信号更为复杂，其包含信息也更丰富。脑电信号的另一个优势在于它可以达到毫秒级别的高时间分辨率，可以较好的进行实时监测和在线传输。作为运动意图的直接反映，其具有较强实时性的特点意味着脑电控制能够对运动意图有更为迅速的识别能力。

目前，脑机接口的主要手段包含植入式和非植入式两类。植入式脑机接口优点是信号采集效果更好，但有植入手术风险。而非植入式脑机接口目前较多采用的是头部表皮脑电图信号，实现脑和外部世界的简单通讯，缺点是信号带宽有限且抗干扰能力差。

3. 智能假肢的智能体现

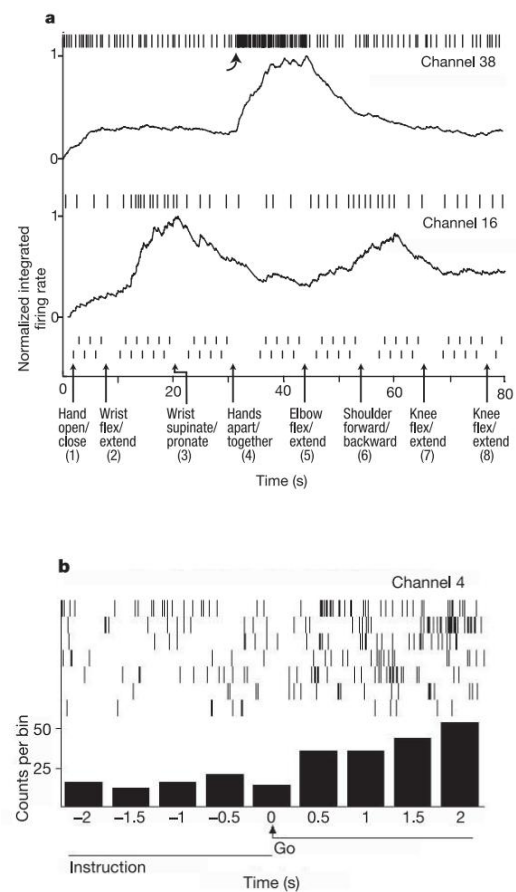
3.1 脑机接口的运动想象实现

脑机接口（BCI）的运动想象（MI）实现的思想是通过想象进行活动。在 BCI 假肢的实现上，这是利用意念控制假肢最为理想的方式。2006 年，一项发表在 Nature 上的研究验证了通过想象进行活动的可行性。^[11] 研究人员做了一款神经运动假

肢（NMP），旨在通过将大脑中与运动相关的信号传递到外部效应器，取代或恢复瘫痪患者的大部分运动功能。

他们的研究探讨了通过 MI 控制假肢的操作层面的问题，即如何界定想象行为与实际行为的界限，如何区分 EEG 中的非指令性运动想象与实际运动指令。受试者在 80 秒内被要求想象执行并实际执行一些动作，然后其神经活动被记录。研究分析了其神经元在宏观层面上的激活率与运动想象在时间与空间上的联系。

研究发现不同类型的运动想象在神经元的激活程度、激活模式、感觉运动节律上有显著且微妙的不同。这对 BCI 的特征提取、特征信号分类识别以及最终“解码”来自人脑意念的行为意图提供了思路。



（图 2 在 80 秒内，MN 被要求想象执行并实际执行一些动作； 图 a. 神经元的激活率随时间变化的关系，箭头表示运动指示，小条码表示实际执行； 图 b. 完成某一特定动

作，从接收指示到实际执行过程中神经元的活跃程度）

该研究成功实现了将采集到的脑电信号转化

为运动决策。通过对安装在受试者脑门部位的皮层传感器记录到的神经信号的解码处理，研究人员模拟得到一个“神经光标”，能够反应受试者的意图。受试者得以实现打开模拟电子邮件、操作设备等，甚至是在交谈时完成这些动作，即能够一心多用。“光标控制实验”得出，光标的移动是在想象与预期动作的指导下进行的。

3.2 假肢的感知反馈

长期以来，感知反馈一直是假肢领域的一个瓶颈。人类肢体在运动过程中会时刻接收外界信息，并回传到中枢神经系统形成感觉反馈，让肢体产生本体感觉。这使人能够在无意识下控制自己的肢体、感受到自己肢体的状态。而对于假肢来说，如果无法给使用者提供本体感觉，假肢就仍然是异物，无法完成真正的“人机融合”，很难真正配合使用者的活动。

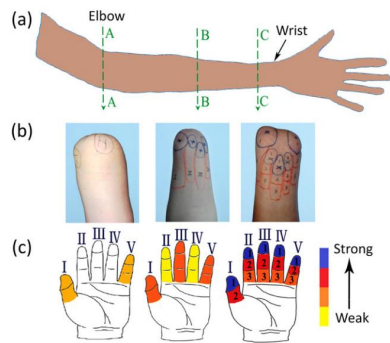
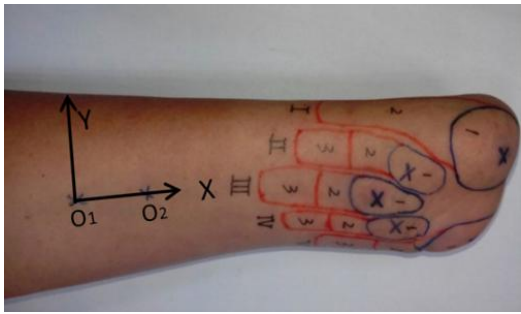
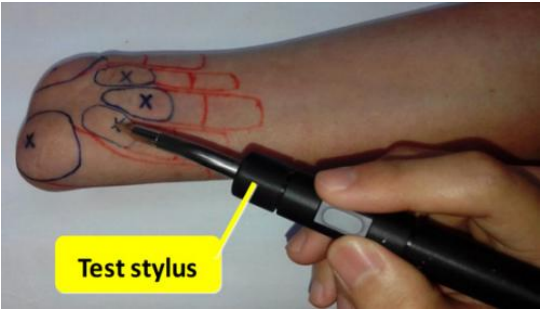
2015 年，上海交通大学的 STJU 神经康复工程实验室在一项研究中，利用经皮神经电刺激（TENS）来描述前臂截肢者残肢皮肤上的诱发触感现象（ETS），证实了以某种特定方式刺激残肢部位的皮肤就可以唤起已经缺失肢体部位的触觉。

[12]

研究人员在 11 名前臂截肢者的残肢皮肤上鉴定了 ETS 的投影手指图（PFM），并使用 TENS 比较了 9 名前臂截肢者和 8 名健全人的 ETS 的知觉属性。通过调制电流振幅、脉冲宽度和双相矩形电流刺激的频率，获得每个手指投影区域的最敏感

点的感知阈值轮廓。

研究人员对 5 例前臂截肢患者的 PFM 远期稳定性和 ETS 知觉阈值进行了为期 11 个月的监测，发现在残肢长度相对较长的前臂截肢者的残肢皮肤上，可以独立识别出五个手指特异性的投影区。其 PFM 的形状逐渐与远端截肢的手相似。并且，截肢者残端皮肤的 PFM 与正常人的正常皮肤都能唤起类似的触觉、压力、振动和疼痛等感觉模式。在感知反馈在假肢的实现上，稳定的 PFM 和 ETS 的感觉阈值能够支持非侵入性神经接口，从而稳定地实现将肢体的触觉信息从假手反馈给前臂截肢者。

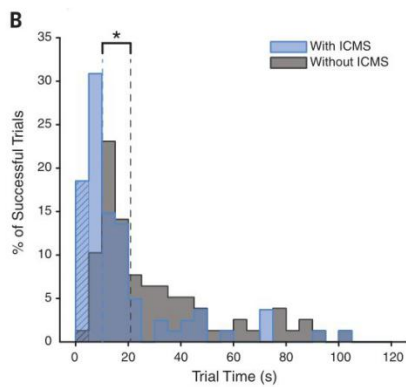


（图3 图 a. 三种典型的截肢水平上肢； 图 b. 确定与这些截肢相对应的 PFM 的水平； 图 c. 感觉水平检测，即通过机械触摸检测不同手指投射区域的感觉水平，不

同区域有不同的触觉灵敏度）

关于具有感知反馈的假肢是否能够显著提高

对使用者的活动的配合程度，提高其活动能力，2021 年匹兹堡大学的一项研究证实了使用触觉反馈可以大幅提高用户的活动速度和效率。因此，向大脑提供直接的触觉反馈可以显著增强用户对假肢的控制能力，提高假肢与人体的融合程度。^[13]



(图 4 使用与未使用感知反馈技术时的成功尝试率与尝试时间, ICMS 即用于产生感知反馈的皮层微电流刺激)

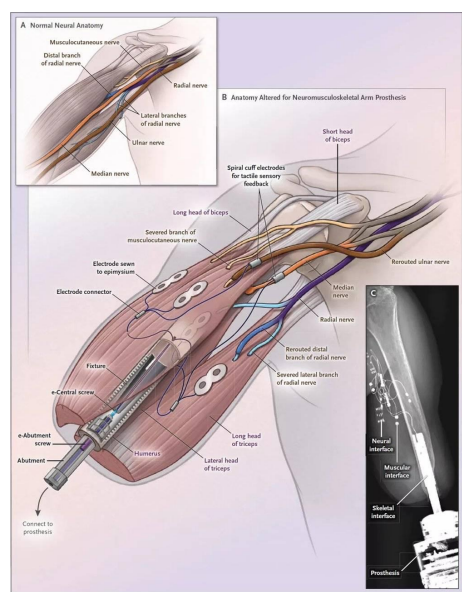
3.3 神经肌肉骨骼假体

2022 年 1 月, NEJM 发表了一项成果, 报道了三位手臂截肢的瑞典患者, 通过佩戴可以体验触摸感, 同时受精神控制的手臂假肢, 已正常生活了 7 年之久。^[14] 该项目综合使用了肌电控制、感知反馈等技术, 实现了一款较为自然的假肢, 是一个较为成功的案例。

该假肢被称为“神经肌肉骨骼假体”, 是一种骨锚式独立机械臂假肢。其植入物允许假手与植入上臂神经和肌肉的电极之间进行双向通信, 并通过骨整合(骨细胞附着在人造表面而不形成纤维组织的过程)固定在肱骨上。该假肢使用植入的肌外电极获取的信号作为假体的控制源, 使用了感知反馈技术, 这种通过直接的神经刺激引起的感觉被描述为类似“笔尖触碰”的感觉。该假肢的使用不需要正式的训练, 依赖于用户的直觉意图来激活假肢的运动和感觉反馈。

在 4 名受试者中, 除一名患者由于假体植入产生不良反应导致无法继续使用该假肢, 另外三名患者在使用该假肢后幻肢疼痛逐渐减轻。随着时间的推移, 患者辨别感觉强度细微变化的能力

有所提高, 其使用假肢的熟练度逐渐上升, 对假肢的信任度也逐渐提高。



4. 智能假肢的算法实现

4.1 智能假肢算法概述

目前, 在智能假肢领域, 涉及到人工智能的主要算法包括卷积神经网络 (CNN)、循环神经网络 (RNN)、支持向量机 (SVM)、随机森林 (RF)、多层感知机 (MLP), 其中应用最广效果相较而言较为突出的是深度学习中的卷积神经网络和递归神经网络两种算法。目前已经有研究团队表明, 由于边缘计算的进步, 深度学习人工智能可以有效地部署在便携式, 独立的系统之上。^[15]

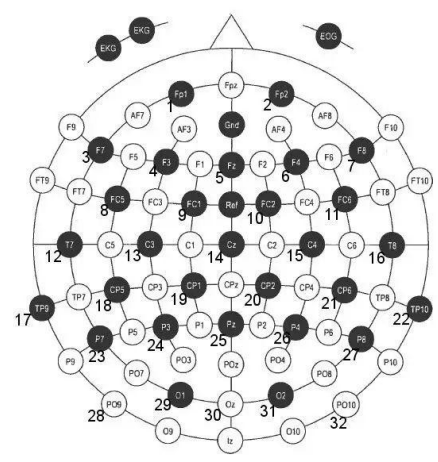
4.2 以循环神经网络为例

循环神经网络具有良好的时序卷积特性, 这使得它能够在时间与空间两个维度来对特征数据进行卷积, 这较好的对应了现实中假肢动作在时空上的不同变化。

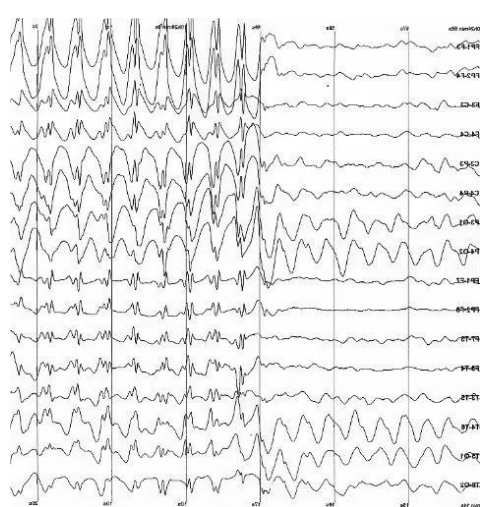
关于循环神经网络在智能假肢上的实现, 目前已经有许多团队提供了不同的应用思路, 其中

Norman Di Palo 及其团队发布在 TowardsDataScience 上的文章表示, 他利用脑电图作为信息源, 试图从中解读大脑活动与脑电信号之间的关系。在此期间研究人员利用了特定手势所对应的脑电图模式, 并以此设计神经网络。^[16]

脑电图 (EEG), 是一种基于前文脑电信号相关描述的基础上的一种非侵入式技术, 它通过从患者头皮上固定的电极来获取并记录脑电压波动。在该项目中, 研究者在头皮周围固定了 32 个电极, 以 500Hz 的频率, 用来记录脑电波的总体活动



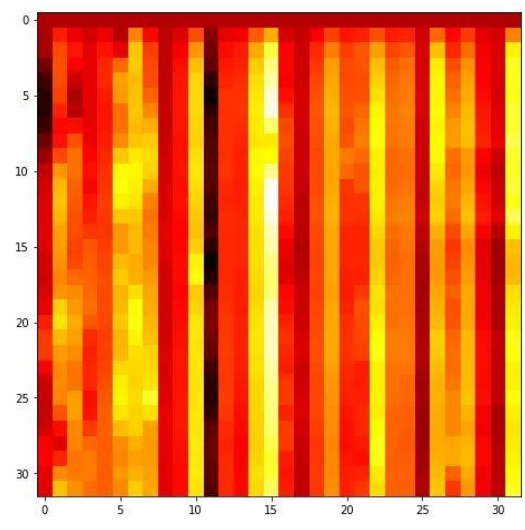
(图 6 固定在患者头皮除的 32 个电极分布位置)



(图 5 利用 EEG 技术采集到的脑电波信号图)

实验者在检测过程中, 为患者提供不同的现实场景和主题, 用于模拟现实环境对脑电的影响, 并着重将手臂和手势动作与大脑活动给对应起来, 并一一分类, 并利用数据可视化的手段实现更具体的特征呈现和分类结果。最后设计神经网络的目标可以实现输入脑电图数据后, 可以输出患者试图实现的多个可能动作的相应概率分布。其中实验者将所有可能的输出设置为 0 到 1 之间的值, 并使用阈值来确定是否检测到动作。如果每一个动作都低于阈值, 则认为没有动作产生。

在数据采集完毕后, 对时序数据进行数据可视化处理, 其中纵轴代表时间, 横轴代表不同电极, 其目的是为了更直观地显示脑电信号在时间和空间上随手动动作所产生的不同信号。



(图 7 可视化处理后所得到的 EEG 时序热图)

在实验处理阶段, 研究人员对原始数据进行预处理, 目的是对 EEG 的高速数据变化频率进行筛选和降噪, 提高分类输出的精度。在这个阶段, 研究人员提供了“使用低通滤波器过滤数据”这种过滤手段, 筛除了高频数据 (在该项目中研究人员所选取的识别手势对应的数据频率多较低)。这有助于降低时间维度以及数据的相关性, 使数据更加时间稀疏。

在正式的循环神经网络设计阶段, 该算法基于经过预处理后的数据, 用卷积在时序热图上同

时在时间与空间上进行加权求和，提取特征，并以此发现在电极信号与相关手势动作之间的联系和变化特征，解决了智能假肢中最核心的算法问题——准确判断识别用户动作意图。

4.3 以卷积神经网络为例

关于卷积神经网络，其与循环神经网络最大的区别就在于其在时空卷积存在一定的缺陷，因为循环神经网络本身的特性使得它可以对数据进行时间上持续的卷积操作，从而达到时间和空间上卷积，更好的模拟现实情况的效果。

然而卷积神经网络同样对处理智能假肢的运动意图识别也具有优势——来自美国明尼苏达州明尼阿波利斯市明尼苏达大学的研究团队就利用卷积神经网络对假肢信号进行了解读。



图8 研究团队在患者小臂上用神经束内微电极采集肌电信号，以及信号传递和最后的效果模式图)

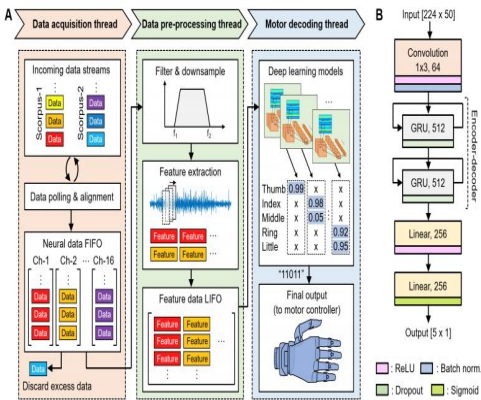


图9 图A:基于python的三线程假肢实现流程图 图B: 基于深度学习的运动解码器架构，属于“算法单元”的核心流程示意图，可部署多达五个毒毒学习模型，每个模型控制一个或多个手指的运动)

在具体的对运动模式进行解码的过程中，该CNN 算法基于对应过去一秒神经信号的队列的最新特征数据来进行深度学习的特征提取。五个深度学习模型分别对应解码一个或多个手指的运动。所有模型都具有相同的架构，但可以在不同的数据集上进行训练，以优化特定手指的性能。原因在于，虽然单个模型可以产生[5×1]预测矩阵，但是通常难以训练针对全部手指优化的单个模型。

对于上图图B，输入矩阵的维数控制在[224*50]=[16 个信道]*[14 个提取特征]*[50 个时间步长]。在 50Hz 的接受频率下的 50 个相应特征数据点对应过去一秒内的机体神经数据，并输出一个维数为[5*1]的输出矩阵，分别对应五个手指。

因为与拇指相关联的控制信号在该特定截肢者的手指中具有最高的信号强度，所以拇指训练通常在 1-2 个周期内收敛，故不再需要更多地模型训练。最终的预测输出发送到手部控制器马达，用于操作机械手，并且通过蓝牙将输出数据发送到远程计算机，用于调试。

初始卷积层标识数据输入的不同表示。随后的编码器-解码器利用门控循环单元（GRU）来表示在时间相关方面的运动解码。此时两个线性层对解码器的输出进行分析，并产生最终的输出矩阵。

结束语

综上,我们对智能假肢进行了较为全面的研究与资料整理,从智能假肢的定义到基本结构,从不同的信号源输入到具体的算法实现案例分析作了较为系统的调查和阐述。其中重点对信号源输入和AI算法实现进行了结合并针对目前已有的具体研究案例及成果的分析。从研究结果上来说,该综述在运动实现方面的调查(如具体机械结构,马达实现方式)等还存在一定缺陷,考虑到项目的主要目的是从人工智能以及脑机接口的方面对智能假肢进行研究,故这一部分的内容略显单薄。今后希望我们自身,或是有别的研究团队能够在该综述的基础之上,对智能假肢的信号源,算法实现以及运动单元三个角度进行更详细,更有深度的研究。

参考文献

- [1] 邹恩,梁嘉瑜,郑晓泳,林瞬杰,王晓军. 基于脑电波深度学习算法的仿生假肢智能控制[J]. 广东技术师范大学学报, 2021, 42(03): 8-13. DOI:10.13408/j.cnki.gjsxb.2021.03.002.
- [2] 外骨骼大本营.css-lcd9gw4{margin-left:.3em;}. (2022, November 21). 一文解构"智能假肢"通讯. 知乎专栏. Retrieved January 1, 2023, from <https://zhuanlan.zhihu.com/p/593346991>
- [3] 郝秀春. 肌电假手控制系统研究 [D]. 大连理工大学, 2002.
- [4] Verma G K, Tiwary U S. Multimodal fusion framework: A multiresolution approach for emotion classification and recognition from physiological signals [J]. Neuroimage, 2014, 102:162-172.
- [5] VIDAL J J. Toward direct brain-computer communication [J]. Annu Rev Biophys Bioeng, 1973, 2:157-180.
- [6] Wolpaw J R, Birbaumer N, Heetderks W J, et al. Brain computer interface technology: a review of the first international meeting [J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 2000, 8(2):164-173.
- [7] 姜耿, 赵春临. 基于 EEG 的脑机接口发展综述 [R]. 计算机测量与控制, 2022.
- [8] Yuan H, He B. Brain computer interfaces using sensorimotor rhythms: current state and future perspectives [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2014, 61(5):1425-1435
- [9] Sutton S, Braren M, Zubin J, et al. Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty [J]. Science, 1965, 150(3700):1187-1188
- [10] Miedendorff M, McMillan G, Calhoun G, et al. Brain computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response [J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 2000, 8(2):211-214.
- [11] Hochberg, L R, et al. Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia [J]. Nature, 2006, 442(7099):164-171
- [12] Chai, G, et al. Characterization of evoked tactile sensation in forearm amputees with transcutaneous electrical nerve stimulation [J]. Neural Eng, 2015, 12(6)
- [13] Flesher, N, et al. A brain-computer interface that evokes tactile sensations improves robotic arm control [J]. Neuroscience, 2021, 372(6544):831-836
- [14] Catalan, M, et al. Self-Contained Neuromusculoskeletal Arm Prostheses [J]. The New England Journal of Medicine, 2022, 382(18):1732-1738
- [15] Palo, N.D. (2018) From brain waves to robot movements with Deep Learning: An Introduction., Medium. Towards Data Science. Available at: <https://towardsdatascience.com/from-brain->

waves-to-arm-movements-with-deep-learning-an-introduction-3c2a8b535ece (Accessed: December 15, 2022).

[16] Nguyen\, A. T.**\, Drealan*, M. W., Luu, D. K., Jiang, M., Xu, J., Cheng, J., Zhao, Q., Keefer, E. W., & Yang, Z. (2021). A Portable, Self-Contained Neuroprosthetic Hand with Deep Learning-Based Finger Control. *Journal of N**eural Engineering*, 18, 056051.



刘一予，南方科技大学
2021 级计算机科学与工程系



彭彦兮，南方科技大学 2021
级计算机科学与工程系