

人工神经网络在表面肌电信号辨识中的研究进展*

王敬章¹ 李 芳¹ 王人成¹ 张 邃²

肌电假肢是用截肢者残端表面肌电信号 (electromyogram, EMG) 作为控制信号源的外动力假肢, 尤其是肌电假手有机地将人体与外部装置运动联系起来, 使假手动作自然, 仿生性能好, 深受广大使用者和研究人员的青睐。利用表面 EMG 信号辨识人手运动模式的处理方法主要可以分成两类。一类方法是需要贴放多个电极, 每对电极拾取的肌电信号对应一个动作, 例如目前普遍采用的肌电假手, 就是通过拾取截肢者残端的一对拮抗肌的表面 EMG 信号来控制假手驱动电机的正反转, 实现人手张合运动。在这种方法的基础上还可以根据 EMG 信号来进行简单的比例速度控制, 而且装上滑觉传感器的智能肌电假手具有更好的仿生性和适应性。但这种方法对电极提取的 EMG 信号所包含信息利用不足, 若要控制多个自由度就要用多对电极, 残肢上往往找不到足够的控制信号源。另一类方法是对 EMG 信号进行信号辨识, 从较少通道信号中辨识出多种人手运动模式。这种方法充分利用了 EMG 信号所包含的运动信息, 可以解决残肢上可用于假肢控制信号源不足的问题。但是信号处理方法比较复杂, 是康复工程研究的前沿课题, 目前还处于实验室的研究阶段, 现对近年来备受关注的神经网络表面 EMG 运动模式辨识方法的研究进展综述如下:

1 多层感知器

多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP) 网络结构由输入层、隐层 (一个或多个) 和输出层组成, 由于其训练过程多采用误差反传 (back propagation, BP) 算法, 一般又将其称为 BP 网络。BP 网络实质是将原来的低维空间的样本映射到了一个更高维的空间再使用线性可分性进行分类。它有良好的非线性映射能力, 泛化能力和容错能力, 是表面 EMG 运动模式辨识中应用最广泛的一种人工神经网络。

早在 1989 年, Hiraiwa 等^[1]就将标准三层 BP 网络引入对手指的五个动作 (弯曲五指、弯曲食指、弯曲中指、弯曲拇指、放松 5 指) 的识别中, BP 网络输入层节点数 10, 隐层节点数 7, 输出层节点数 5, 输入样本为经过 FFT 预处理的单通道 EMG 信号, 输出层节点对应上述手指的 5 个动作。随后相关的应用逐渐增多, 但网络的结构基本相似, 差异主要在于电极位置、特征量提取方法以及识别动作。例如, Khoshaba 等^[2]用二头肌和三头肌 EMG 信号的绝对值积分作为特征量, 识别用于控制两自自由度假肢的运动模式。Cai Liyu 等^[3]采用双通道 EMG 信号的小波系数作为特征量, 识别展拳、握拳、腕内旋、腕外旋 4 个动作。Huang HanPang 等^[4]对日常生活中人手的 8 个典型动作进行识别, 信号也为两通道, 特征选择的是由 EMG 积分、方差、过零点数、波形长度、Willson 谱和二阶 AR 系数共同组成的特征对, 认为使用多特征对比采用单一特征识别的效果要好。

一般来说, 采用同样识别方法, 增加通道数量可以提高识别的准确性, 但同时也增加信号处理环节的复杂度, 所以通道数量应根据应用中的实际情况确定。

2 径向基网络

径向基网络 (Radial Basis Function Neural Networks, RBF-NN) 网络结构与 MLP 相似, 它与 MLP 网络同属于前向多层神经网络 (multi-layer forward perceptron, MLFN)。但它只有一个隐层, 且隐层变换函数是对于中心径向对称且衰减的非负非线性函数 (radial basis function, RBF)。它的实质是将原来低维空间的样本映射到更高维的空间, 再利用线性可分性进行分类。RBF 网络具有学习快速、高效的特点, 它实现的是非线性映射, 集中了聚类、最陡下降等算法, 具有鲁棒性。理论证明, 只要隐层神经元足够多, RBF 网络就可以以任意精度任意逼近任何单值连续函数。

Heinz 等^[5]尝试利用单点采集的 EMG 来判断手指的动作 (主要是确定哪个手指由放松状态转为抬起状态)。把用 K 均值的聚类和最近邻算法提取的 EMG 特征向量输入给 RBF 网络。结果表明采用单点采集的 EMG 信号进行动作识别, 不能达到理想的效果, 要获得更高的识别成功率, 必须从多部位采集信号。在特征提取方面, 发现 K 均值算法的聚类效果比最近邻算法要好, 将两者结合效果更佳, 若特征对中包含更多的特征, 虽然在理论上会有很好的结果, 但由于特征空间的维数会变得很大, 在实际应用中不可取。

3 概率神经网络

概率神经网络 (probabilistic neural networks, PNNs) 理论来源于经典概率论, 它结合了贝叶斯决策规则和统计学模型, 被广泛应用于模式识别中。利用一个指数函数来代替 sigmoid 函数。它是一个有 4 层网络: 输入单元、模式单元、求和单元和输出单元, 各模式单元具有相同的输入。

Kwon 等^[6]将 MLP 和概率分类器结合成为一种概率神经网络。网络的输入为正交化处理过的 EMG 信号。该混合网络通过 MLP 对先验概率分布进行估计, 并由此获得后验概率, 这样就实现了概率神经网络误差概率的最小化。实验中 EMG 取自健康人的肩部, 目标是识别操作操纵杆的动作。结果显示该概率神经网络的识别误差率比单纯的 MLP 网络和概率

* 基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (50435040)

审校: 金德闻 (清华大学摩擦学国家重点实验室智能与生物机械分室, 100088)

1 清华大学摩擦学国家重点实验室智能与生物机械分室, 100088

2 清华大学生物医学工程系

作者简介: 王敬章, 男, 硕士研究生

收稿日期: 2005-09-12

分类器的误差率都要低。

LOG 线性高斯混合网络(log-linearized Gaussian mixture network, LLGMN) 是基于高斯混合模型和 LOG 线性模型的前馈 PNN 的一种, 它在 EMG 信号的识别方面得到了很多的应用。Bu Nan 等^[7]着眼于 LLGMN 中权值训练算法的研究。他们引进了在语音识别方面常用的极大互信息(maximum mutual information, MMI) 结合目标吸引子作为 PNN 权值的估计标准, 对网络进行训练。实验中 EMG 取自颈部的六块肌肉, 以对 6 个语音信号(lal lil lul lel lol lnl) 进行识别。结果显示该方法能减少网络的训练时间, 并能提高分类的一致性。他们采用的 LLGMN 结构为三层, 其中输入层节点数为 28, 隐层节点数为 18, 输出层节点数为 6。

4 反馈神经网络

反馈神经网络(recurrent neural network, RNN), 神经元之间有互连, 同时有些神经元的输出被反馈至同层或前层神经元。因此, 信号能够从正向和反向流通。

前馈网络尽管在 EMG 的动作识别中取得了很好的结果, 但由于前馈网络把每个输入模式当作是独立事件, 并且难以储存过去序列的状态信息, 不适合于实际中短时序列的处理。为了解决上述问题, Tsuji 等^[8-9]提出了一种反馈网络——反馈的 LOG 线性高斯混合网络(recurrent log-linearized Gaussian mixture network, R-LLGMN)。该网络可以看作是对 LLGMN 的改进——将反馈单元引入 LLGMN。通过高斯混合模型可以得到后验概率, 同时反馈环节可以充分利用时域信息。该网络具有五层结构, 其中第三层和第四层之间引入了反馈。Tsuji 等分别从五位实验对象(两名截肢患者, 三名健康人) 提取 EMG, 采用 R-LLGMN 对六个动作进行识别, 并与 BP 网络和 LLGMN 网络识别效果进行比较。结果显示 R-LLGMN 识别能力大大超过了后两种网络。

5 学习矢量量化网络

学习矢量量化网络(learning vector quantization, LVQ) 的结构与自组织特征映射网络(self-organizing map, SOM) 网络类似, 但它克服了自组织特征映射网络的无监督网络的缺点, 采用竞争学习与有监督学习相结合的算法。LVQ 与 SOM 网络相结合, 可以组成 SOM 模式识别器。它是一种非参数模式识别器, 除了具有传统的这类识别器的优点外, 还能采用自组织和 LVQ 相结合的学习算法, 可以使识别所需的存储量和计算量大大降低。此外, 一些实验结果表明, 其识别效果优于贝叶斯分类器和 KNN 分类器。

Guo Xin 等^[10]采用小波变换对 EMG 进行特征提取, 然后用 LVQ 网络进行动作识别, 结果显示 LVQ 网络的总体识别效果要强于采用快速 BP 算法和 RBF 算法的网络。

6 模糊神经网络

将模糊逻辑嵌入各种神经网络, 就形成了模糊神经网络(fuzzy neural networks, FNN)。FNN 具有多种形式。各类 FNN 的学习算法共同方面是都包括结构学习和参数学习两部分。结构学习的目标是按照一定的性能要求, 确定一个模糊逻辑

系统包括多少条推理规则、每条规则中初步确定的前提和结论以及由模糊数通过去模糊化得到确定数的方法等。参数学习则是进一步精细调节各隶属函数的参数以及模糊推理规则的其他参数, 使系统臻于最优。

Karlik 等^[11]采用由模糊 C 均值算法和 BP 网络相结合的模糊神经网络, 以 4 阶 AR 模型参数和信号功率作为特征, 对六个动作(静止、反掌、掌心向下、抓取、胳膊弯曲、胳膊外伸) 进行识别。该网络首先通过模糊聚类从原始特征中提取出 12 个特征(每个动作对应两个特征) 组成特征对, 然后将它们输入后续 BP 网络进行识别。结果显示, 网络的收敛速度比 MLP 快。Xiaowen Zhang 等^[12]采用基于小波变换的一种简化的模糊神经网络(simplified fuzzy neural networks, SFNN) 进行 EMG 的识别, 如图 1 所示, 该网络输入层节点数等于输入特征向量的维数, 输出层节点数等于识别的动作数, 第二层传递函数实现模糊。

图 1 SFN 网络结构示意图

7 混合多层感知器网络

由于 BP 算法易形成局部极小而得不到全局最优, 只适于解决静态问题, 不适合在线学习, 训练次数多使得学习效率低, 收敛速度慢。为了改善 BP 及 MLP 的性能, 研究人员引入了混合 MLP 网络。

Zalzala 等^[13]提出了一种将 RBF 网络与 MLP 结合的混合 RBF-MLP 网络。该网络由一个 RBF 网络和一个或多个 MLP 网络组成。RBF 网络和 MLP 网络具有相同的输入, 由 RBF 网络输出。RBF 的隐层各神经元权值的学习采用无导师基因算法, MLP 的权值调整采用 BP 算法, 并且 RBF 输出层各节点的权值均来源于某一 MLP 的输出, 因此 MLP 的个数与 RBF 网络的输出节点数相同。实验中采集二头肌和三头肌二通道 EMG 信号, 识别肘部屈/伸和腕内/外旋的动作。网络训练采用的特征向量为由平均绝对值、平均绝对斜率、过零点、斜率信号变化数和波形长度 5 个参数组成的特征对。结果显示, 采用使用基因算法的混合 RBF-MLP 网络平均识别率可比单纯的 MLP 网络高 6%。

Jangrvoo 等^[14]于 1996 年将在语音识别中广泛应用的、结合了多层感知器和隐马尔可夫模型的 HMM-MLP 混合网络引入了肌电假肢的运动识别上。HMM 适于解决动态问题, 将它引入 MLP 网络, 使得在运用 MLP 对 EMG 进行动态识别时可以获得与静态识别相同的识别率。Jangrvoo 等的研究中, HMM-MLP 混合网络包含了 3 个 4 层 MLP 网络, 它们被当作二次分类器用以提高 HMM 的识别效果。HMM 网络部分的输入特征向量为 12 阶线性预测编码(linear predictive coding,

LPC)系数,而信号的绝对值积分和过零点数则是第一层 MLP 网络的输入。

BP 算法的特点使其能够很好实现输入输出的映射,因而适于解决复杂分类问题。但是当 BP 网络输入节点数增加时,网络结构的复杂度将呈指数增长。为了实现分类的准确性和有效性, Huang HanPang 等^[15]提出了一种类神经网络 CANFM (cascaded architecture of neural networks with feature map)。该网络首先用二维 SOM 网络对原始特征向量进行降维,然后再用 BP 网络进行分类。经过这样处理,不仅 BP 网络的输入节点可以大大减少,而且去除了原始特征可能存在的噪声干扰,保证了特征的多样性,避免了在后续训练中对训练样本模式的过度拟和。他们在试验中采用 4 阶 AR 模型系数和 EMG 的直方图作为输入特征对, SOM 网络输入节点为 13, BP 网络输入层节点 39, 隐层节点 20, 输出层节点 8, 对 8 个动作进行识别, 正确率达到了 98.75%, 同时训练时间大幅减少, 并且该识别系统在德州仪器的 TMS320C31 芯片上得到了硬件实现。

8 小结

EMG 运动识别的难点主要在于如何提取动作特征和有效分类。人工神经网络作为分类器, 与传统分类器相比, 显示了巨大的优越性。近年来, 由于小波变换等新方法被引入 EMG 的特征提取, 以及模糊逻辑、遗传算法等与神经网络相结合, 使得神经网络分类器不断成熟。相信随着研究的不断深入, 神经网络在 EMG 识别方面会取得更为好的结果。

参考文献

- [1] Hiraiwa Akira, Shimohara Katsunori, Tokunaga Yukio. EMG pattern analysis and classification by neural network [J]. Yukio Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 1989, 3: 1113—1115.
- [2] Khoshaba Tony, Badie Kambiz, Hashemi RM. EMG pattern classification based on back propagation neural network for prosthesis control [C]. Engineering in Medicine and Biology Society, 1990. Proceedings of the Twelfth Annual International Conference of the IEEE, 1990, 1—4: 1474—1475.
- [3] Cai Liyu, Wang Zhizhong, Zhang Haihong. EMG classification method based on wavelet transform [C]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology—Proceedings, 1999, 1: 565.
- [4] Huang HanPang, Chen ChunYen. Development of a myoelectric discrimination system for a multi-degree prosthetic hand [C]. Proceedings—IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1999, 3: 2392—2397.
- [5] Heinz M, Knapp RB. A neural network based classifier for the identification of simple finger motion [C]. IEEE International Conference on Neural Networks, 1996, 3: 1606—1609.
- [6] Kwon Jang Woo, Jang Young Gun, Kim Byung Soo, et al. Probabilistic-neural pattern classifier and the muscle force estimation [C]. Proceedings of the Annual Conference on Engineering in Medicine and Biology, 1993, 15: 1145—1146.
- [7] Bu Nan, Tsuji Toshio, Fukuda Osamu. MMI-based Training for a Probabilistic Neural Network [C]. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2003, 4: 2661—2666.
- [8] Tsuji Toshio, Bu Nan, Fukuda Osamu, et al. A recurrent log-linearized Gaussian mixture network [C]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14: 304—316.
- [9] Bu Nan, Fukuda Osamu, Tsuji Toshio. EMG-based motion discrimination using a novel recurrent neural network [C]. Journal of Intelligent Information Systems, 2003, 21: 113—126.
- [10] Guo Xin, Yang Peng, Li LiFeng, et al. Study and analysis of surface emg for the lower limb prosthesis [C]. Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2004, 6: 3736—3740.
- [11] Karlik B, Tokhi MO, Alci M. fuzzy clustering neural network architecture for multifunction upper-limb prosthesis [C]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 50: 2003, 11: 1255—1261.
- [12] Xiaowen Zhang, Yupu Yang, Xiaoming Xu. Wavelet based neuro-fuzzy classification for EMG control Communications [C]. Circuits and Systems and West Sino Expositions, IEEE 2002 International Conference on, 2002, 2: 1087—1089.
- [13] Zalzal AMS, Chaiyaratana N. Myoelectric signal classification using evolutionary hybrid RBF-MLP networks [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, ICEC, 2000, 1: 691—698.
- [14] Jangrvo Kwon, Chulkyu Shin, Eunhyuk Lee, et al. Hybrid HMM-MLP classifier for prosthetic arm control purpose [C]. 1996 IEEE TENCON Digital Signal Processing Applications Proceedings (Cat. No. 96CH36007), 1996, 1: 21—24.
- [15] Huang HanPang, Liu YiHung, Liu LiWei, et al. EMG classification for prehensile postures using cascaded architecture of neural networks with self-organizing maps [C]. Proceedings—IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2003, 1: 1497—1502.
- [16] 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络与盲信号处理 [M]. 第 1 版. 北京: 清华大学出版社, 2002. 23—46.
- [17] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用 [M]. 第 1 版. 北京: 化学工业出版社, 2002. 91.
- [18] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化算法 [M]. 第 1 版. 北京: 清华大学出版社, 2000. 46—55.