# 假手肌电控制系统的结构和演化模糊模型\*

Radu-Emil Precup,高级会员,IEEE、Teodor-Adrian Teban、Emil M. Petriu,研究员,IEEE、Adriana Albu 和 Ion-Cornel Mituletu

摘要:本文提出了一种基于肌电的假手控制系统的结构和一组不断发展的 Takagi-Sugeno-Kang (TSK) 模糊模型,以数学方式表征人手的手指动力学,以实现假手的肌电控制。模糊模型代表基于肌电的控制系统中的参考模型,模型输出是对应于中腕关节角度的屈曲百分比,模型输入是从八个肌电传感器获得的肌电信号。考虑从过去的输入和/或输出获得的不同数量的附加模型输入。模糊模型的结构和参数是通过增量在线识别算法(IOIA)演化的。针对一根手指进化的 TSK 模糊模型根据实验数据进行了测试,并与另一个 IOIA 和具有相似参数数量的神经网络模型进化的类似 TSK 模糊模型进行了比较。

#### I. 介绍

如[1]和[2]所示,基于肌电的假手控制系统的开发包括多种方法: 开关控制、比例控制、直接控制、有限状态机控制、基于模式识别的控制、姿势控制和回归控制。所有这些方法都在基于模型的控制设计框架中得到考虑,这需要精确的人手模型。此类系统中的人手是一个多输入多输出(MIMO)非线性动力系统,输入由肌电信号(MES)表示,被视为控制信号[3]、[4],输出由手指角度表示在各个关节处。

针对这一非常有趣的应用,一些流行的基于肌电的控制系统包括 MES 的过滤和分类,这些系统利用神经网络(NN) 和模糊逻辑方面的人工智能技术 [2]、[5]-[12]。 [1]、[6]、[7]、[10] 中给出了有关 MES 在康复和仿生机器人中使用的调查。神经网络和模糊逻辑的最新应用是:基于神经网络的机器人手控制[5]、预测

# \*该研究由埃森哲和加拿大 NSERC 支持。

关于。普雷卡普, T.-A. Teban、A. Albu 和 I.-C。 Mituletu 就职于蒂米什瓦拉理工大学自动化和应用信息学系。 V. Parvan 2,300223 Timisoara,罗马尼亚(电话: +40 256403229,传真: +40 256403214;电子邮件: radu.precup@upt.ro, adrian.teban@student.upt.ro,阿德里安娜. albu@upt.ro, ion.mituletu@student。 upt.ro)。我知道了。 Mituletu 还就职于 Resit 大学"Eftimie Murgu"电气和计算机工程系,地址: P-ta Traian Vuia 1-4,320085 Resita,罗马尼亚。E. M. Petriu 就职于渥太华大学电气工程与计算机科学学院,渥太华,ON KIN 6N5,加拿大(电子邮件: petriu@uottawa.ca)。

使用小波神经网络 [8] 的肌肉力,通过极限学习机 [9] 根据 MES 预测握力,通过 NN 树结合最大 Lyapunov 指数 [11] 对 MES 进行分类,具有外源输入的非线性自回归(NARX)循环动态神经网络和不断发展的 Takagi-Sugeno-Kang (TSK) 模糊模型使用从放置在 um n 受试者 rm 上的五个肌电传感器 (MS) 获得的 MES [2]、[12]。 [13]-[15] 中描述了基于肌电的假肢控制系统的真实示例。

演化模糊(基于规则)控制器的概念由 P. Angelov于 2001 年提出,并在他后来的作品中得到进一步发展 [16]-[21]。这些控制器与不断发展的 TSK 模糊模型相关,其规则库是通过学习过程计算的,即连续在线规则库学习,如最近的论文 [22]-[26] 所示。然而,学习接下来也可能与控制有关。在这方面,可以根据输入输出(I/0)数据样本构建虚拟状态空间过程模型。然后,可以使用强化学习(最终使用 NN 或 TSK 模糊模型)来学习该虚拟过程的控制器,需要理论发展来证明虚拟过程是完全状态可观测的,并且它们的控制相当于虚拟过程的 I/0 控制。初始过程。

本文是我们之前发表的关于假肢 [2]、[12]、[27]、进化 TSK 模糊模型 [2]、[22]、[25]、非线性 NARX 循环动态神经网络模型 [12] 的论文的续篇。本文提出了一种基于肌电的假手控制系统的结构和一组不断发展的人手动力学 TSK 模糊模型,即在基于肌电的控制系统中用作参考模型的手指动力学。该非线性系统的输入是从对象的 rm 上的八个传感器获得的 MES,输出是与中腕关节角度相对应的屈曲百分比。为简单起见,弯曲百分比也称为手指角度。

特别是论文标题中的结构概念需要澄清。该结构与基于假手肌电控制的控制系统结构有关。该结构不是基于规则的结构,它在下一节中作为通用体系结构给出,并且它与其他应用程序的不同之处在于这里建议的分层体系结构。到目前为止,其他过程模型(包括相同的模糊识别算法和其他控制器)还没有解决这个问题。与新的TSK 模糊模型相结合,这代表了可以被评估为重要的新颖性的数量。

该论文不包含有关所用实验设置的重要细节(即使用了哪些传感器、灵敏度、频带、电极等),因为它主要集中在建模上。然而,这些细节将导致论文实验部分的技术含量大幅提高。

本文的结构如下:基于肌电的控制系统结构将在下一节中描述。增量在线识别算法(IOIA)的主要实现细节在第三节中给出。第四节介绍了与食指模型相关的进化TSK模糊模型的开发和实验结果。与 DENFIS [28] 发展的 TSK 模糊模型(另一种 IOIA)以及参数数量相似的NN 模型(NARX 模型)进行了性能比较;均方根误差(RMSE)值说明了本文提出的 TSK 模糊模型的优越性。第五节强调了结论。

II. 基于肌电的控制系统结构 该系统的目标是复制真

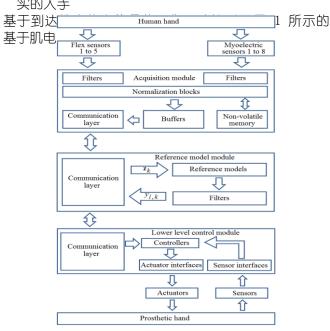


图 1. 基于肌电的控制系统架构。

该系统使用八个 MS 来捕获电信号,即 MES。 MS以非侵入方式连接到肌肉,并将MES发送到参考模型进行处理。采用五个弯曲传感器,测量手指角度以进行训练和验证参考模型。

基于肌电的控制系统由三个独立的子系统组成,也称为模块: 传感器

采集、参考模型和较低级别的控制。进行这种拆分是因为模块化子系统可以

被视为黑匣子,它们的输入和输出可以是

易于监控。他的论文中提出的架构的主要模块是参考模型模块,它可以输出不需要的值,特别是对于未经训练的数据,并且必须与系统的其余部分隔离。如果参考模型仅致力于处理 MES 和所需手指角度之间的相关性而不关注较低级别的控制或过滤,则系统也可以更容易设计和训练。

图1中的三个子系统简要描述如下。传感器采集模块围绕以下硬件配置构建,[2]中介绍了其他详细信息:基于微控制器的系统以确保实时采集,柔性传感器板将柔性传感器电阻转换为电压,以及肌电板放大、校正和过滤肌肉电压。该模块以采样周期 T = 0.01 s 采集来自肌电和弯曲传感器的输入数据,过滤测量值,计算并保存(在非易失性存储器中)来自 MES 和弯曲传感器的信号范围(用于手部完全闭合)并完全打开(仅在训练模式下完成)并对所有传感器的新值进行标准化,使它们处于相同的范围内。 归一化值存储在缓冲区中,用于使用当前值(70%)和先前值(30%)之间的加权平均值来过滤模块的输出,然后通过通用异步接收器/发送器发送弯曲和肌电测量值(UART)进行处理。

参考模型模块由通信模块组成,该通信模块从采集模块接收测量值,如果传感器位置略有变化,则请求重新校准采集模块,并发送表示为所需(或施加的)弯曲百分比(手指角度)的参考输入到下层控制模块。参考模型是非线性的;本文开发了模糊模型。模块的输出在发送到通信接口之前通过平均权重滤波器(三个过去的值),以平滑模糊模型的突然尖峰。

所有参考模型 (TSK 模糊模型和接下来要处理的 NN) 都使用属于向量的相同八个输入

$$[z_{1k} \ z_{2k} \ z_{3k} \ z_{4k} \ z_{5k} \ z_{6k} \ z_{7k} \ s_{8k}^{T}],^{T}$$
 (1)

其中上标T表示矩阵转置,k为 当前样本的索引,z  $_{j,k}$  (b), 0 b  $\}$  z  $_{j,k}$   $\}$  255 b, 是 作为 MS j 的输出获得的 MES, j = 1... 8 ,并且 测量单位b代表bit。 8 个 MS 中的 4 个在人手上的位 置如图 2 所示。

(1) 中的输入向量利用来自所有 MS 的信息,因为需要对以人手为代表的 MIMO 非线性动态系统中的交叉耦合效应进行建模。通过适当的移动而不是测量,通过输出和/或输入的几个过去值将动态插入到模型中。

所有参考模型的输出都是手指角度

 $= \frac{4}{5}$  (%) 手指 1 , 1 = 1... 5 ,表示为屈曲 对应于中腕关节角度的百分比

在完全放松(0)和完全收缩(100)之间, 0% } y ,, }100%。手指索引 1 为 1 = 1 拇指, 食指 1 = 2, 中指 1 = 3,

对于无名指,1



图 2. 肌电传感器 1、2、3 和 4 在人手上的放置。

## 下层控制模块接收角度参考值

来自参考模型模块的输入,管理来自传感器的信息(力、角度) 并实现

控制器,详细说明应用于的控制信号

执行器(伺服系统)。该模块被称为较低层,因为参考输入的 协调和计算可以在更高的层级进行,并且通信层使得控制层之 间能够在两个方向上讲行信息传输。

### III. 在线识别算法

[2][1] 解系施采即数件事务。描述于

[30]。 IOIA 的流程图如图 3 所示。 算法按以下步骤组织,即 S1 - S7,也在[2]和[22]中进行了 描述:

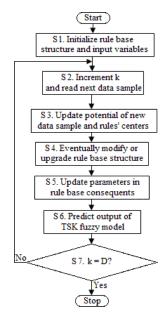


图3 增量在线识别算法流程图。

S1。规则库结构被初始化。所有参数在 设置规则前件以获得一条规则, n = 1 ( n = 1规则的数量)。所使用的演化TSK模糊模型的参数是通过减法 聚类计算的 对于第一个数据点 p 。符号 p 用于

离散时间步 k 处的数据点 p (即

当前样本的索引),属于I/0数据集 $\{p \mid k = 1...D\}$ 

$$\mathbf{p}_{k} = [p_{k}^{1} \ p_{k}^{2} \dots p_{k}^{n+1}]^{T}, \ \mathbf{p} = [\mathbf{z}^{T} \ y]^{T} = [z_{k}^{1} \ z_{k}^{2} \dots z_{k}^{n} \ y]^{T}$$

$$= [p_{k}^{1} \ p_{k}^{2} \dots p_{k}^{n} \ p_{k}^{n+1}]^{T} \ E \ 91_{k}^{n+1},$$
(2)

其中 D 是 I/O 数据点或数据样本的数量. z 是输入向量。

在涉及仿射规则结果的特定情况下, TSK 模糊模型的规则库

在哪 z, j = 1...n, 是输入 (或调度) 变量, n

是输入变量的数量,LT  $i_{i,i}$ , i = 1...n, j = 1...n, 是 y,是本地模型的输出 输入语言术语,

在规则 i 的规则结果中,i = 1...n , \_ n a , i = ½..n , ξ = 0...n, 是规则结果中的参数。

考虑代数积 t-范数为 AND 算子和加权平均去模糊化方法, TSK 模糊模型输出 y 的表达式为

$$y = \begin{bmatrix} \sum_{\substack{j \mid j \in \mathbb{N} \\ i=1}}^{n_{\mathsf{graphe}}} y^{i} \end{bmatrix} / \begin{bmatrix} 1 \\ i \end{bmatrix} = \bigwedge_{i=1}^{n} y^{i}, \quad y^{i} \begin{bmatrix} 1 \\ i \end{bmatrix} \mathbf{z}^{T} \mathbf{1}, \quad (4)$$

$$\mathbf{A}_{i} = \mathbf{1}_{i} / [\mathbf{1}_{i}], i = 1...n_{R},$$

哪里的  $1_i(\mathbf{z})$  是规则 i 的触发程度,  $\mathbf{A}(\mathbf{z})$  这 归一化发射程度, 以及规则 i 的参数向量 是 1 , i = 1...n , ( z ) 的计算公式为

1 i 
$$(z)$$
 = AND  $(\mu$  i1  $(z1)$ ,  $\mu$  i 2  $(z2)$ ,...,  $\mu$  in  $(zn)$ ) =  $\mu$  i1  $(z1)$  •  $\mu$  i 2  $(z2)$  • ... •  $\mu$   $(zn)$ , i = 1...n R,

规则i的参数向量为1

IOIA特有的一些参数初始化为[29]

(簇), 我 是个 n (n 1) 阶单位矩阵,

0=常量,0>0, 是一个很大的数,₩ ,是一个估计 时间 k 的规则后件中的参数向量, 以及 rs, rs = 0, 是所有高斯输入隶属度的分布 功能 (m. f. s)  $\mu_{i,i}, i = 1...n_{R}, j = 1...n$ , 模糊集的 传入输入语言术语 LT

S2。数据样本索引 k 递增,下一个数据样本  $p_{k}$  属于 I/0 数据集

 $\{\mathbf{p}_k \mid \mathbf{k} = 1... \ \mathbf{D}\}$ 

被收集。

S3。每个新数据样本 P(p) 的潜力和中心的潜力  $P(p^*)$  现有规则(集群)

与索引递归更新。

S4。如果满足某些条件[29],则使用新规则的潜力来 修改或升级规则库结构。

遵守现有规则的输入。

S5。使用具有全局目标函数的递归最小二乘(RLS)算法或具有局部加权目标函数的加权递归最小二乘(wRLS)算法来更新规则后件中的参数。这些更新允许计算更新后的 W 和 C k = 2...D。

S6。 预测演化 TSK 模糊模型在下一个离散时间步 k+1 的输出:

$$y^{\parallel}k = {}^{T} {}^{\mathbb{W}}_{k}, \qquad (9)$$

与符号

$$y = {}^{T}, = \begin{bmatrix} \mathbf{1}_{1}^{T} & \mathbf{1}_{2}^{T} & \dots & \mathbf{1}_{n_{s}}^{T} \end{bmatrix}^{T},$$

$${}^{T} = \begin{bmatrix} {}_{1} \begin{bmatrix} 1 & \mathbf{z}^{T} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1\mathbf{z}^{T} \end{bmatrix} & \dots & \mathbf{n}_{s} & \begin{bmatrix} 1\mathbf{z}^{T} \end{bmatrix} \end{bmatrix}.$$
(10)

S7。该算法继续S2,直到I/0数据集的所有数据点 $\{p \mid k = 1...D\}$  被收集。

正如[22]中所建议的,S5中的RLS和wRLS可以用其他优化算法代替。经典和元启发算法可以插入各种应用的优化问题中,例如大规模[31]、机器人[32]-[35]、医学[36]、[37]和伺服系统[38]、[39]。

# IV. 模糊模型和实验结果

应用上一节中介绍的 IOIA 来获得手指动力学的演化 TSK 模糊模型。

拇指 (第一根手指, 1 = 1) 和

实施细节如下。价值

0 = 10000 vas设置在

S1。

正如第一节所指出的,动态通过几个过去的值插入到 TSK 模糊模型中。

测量。这导致非线性 I/O 映射 f , 其中

规则结果参数在 S5 中使用 RLS 或 wRLS 进行更新。 这导致 27 个 TSK 模糊模型的输入在表 I 中指定, 其 中包括由 DENFIS 发展的 TSK 模糊模型。

本文致力于解决引入模糊模型演化的系统动力学阶数与随模型阶数增长的计算复杂性之间的冲突问题。 TSK 模糊模型是由

IOIA 与循环神经网络模型进行了比较

实施 NARX 模型

yık = f (z) 。 TSK模糊

由 DENFIS 演化而来的模型是为了获得接近于由 DENFIS 获得的最大规则数而得出的。

第三节中针对相同输入向量给出的算法。

DENFIS 特有的参数设置被设置为它们的 默认值在[28]-[31]中给出。神经网络的架构

在[12]中给出了(1)中向量的五个而不是八个元素,循环神经网络与TSK模糊模型的关系是它们是非线性模型,它们使用相同的输入和大致相同的数量进行操作已识别的参数。

表 I. 规则结果参数计算中的输入向量和优化算法 (M.N. - 模型号)

M.n.	输入向量 z 和优化算法				
1/2/3	$\mathbf{z}_{k} = [z_{1,k} \ z_{2,k} \ z_{3,k} \ z_{4,k} \ z_{5,k} \ z_{6,k} \ z_{7,k} \ z_{8,k}]^{T},$				
	RLS/wrRLS/D ENFIS				
4/5/6	$\mathbf{z}_{k} = [z_{1,k} \ z_{2,k} \ z_{3,k} \ z_{4,k} \ z_{5,k} \ z_{6,k} \ z_{7,k} \ z_{8,k} \ y_{1,k} \ ]^{T},$				
	RLS/wRLS/D 环境信息系统				
7/8/9	$\mathbf{z}_{k} = [z_{1,k} \ z_{2,k} \ z_{3,k} \ z_{4,k} \ z_{5,k} \ z_{6,k} \ z_{7,k} \ z_{8,k}]$				
	y y y y y ] <sup>7</sup> , RLS/wRLS/D 环境信息 系統 2.8.1 3.8.1 4.8.1 5.8.1				
10/11/12	$\mathbf{z}_{k} = [z_{1,k} \ z_{2,k} \ z_{3,k} \ z_{4,k} \ z_{5,k} \ z_{6,k} \ z_{7,k} \ z_{8,k} \ y_{1,k} \ 1 \ y_{1,k} \ 2]^{T},$				
	RLS/wRLS/D 环境信息系统				
13/14/15	$\mathbf{z}_{k} = [z_{1,k} \ z_{2,k} \ z_{3,k} \ z_{4,k} \ z_{5,k} \ z_{6,k} \ z_{7,k} \ z_{8,k} \ y_{1,k} \ _{1}$				
	y y y y y ] <sup>7</sup> , RLS/wRLS/D 环境信息 系统。 2.6.1 3.6.1 4.6.1 5.6.1 1.6.2				
	$\mathbf{z}_{k} = [z_{1,k} \ z_{2,k} \ z_{3,k} \ z_{4,k} \ z_{5,k} \ z_{6,k} \ z_{7,k} \ z_{8,k} \ z_{1,k} \ 1 \ z_{2,k} \ 1$				
16/17/18					
	RLS/wRLS/D 环境信息系统				
	$\mathbf{z}_{k} = [z_{1,k} \ z_{2,k} \ z_{3,k} \ z_{4,k} \ z_{5,k} \ z_{6,k} \ z_{7,k} \ z_{8,k} \ z_{1,k} \ 1 \ z_{2,k} \ 1$				
19/20/21	$z_{3,k}{}_1z_{4,k}{}_1z_{5,k}{}_1z_{6,k}{}_1z_{7,k}{}_1z_{8,k}{}_1y_{1,k}{}_1y_{2,k}{}_1$				
	y 3 , k 1 y 4 , k <sup>T</sup> y 5 , k 1 ] , RLS/wRLS/D 环 境信息系统				
	$\mathbf{z}_{k} = [z_{1,k} \ z_{2,k} \ z_{3,k} \ z_{4,k} \ z_{5,k} \ z_{6,k} \ z_{7,k} \ z_{8,k} \ z_{1,k} \ 1 \ z_{2,k} \ 1$				
22/23/24	$ \frac{ZZZZZZZYYJ^{T}}{3,k} \frac{1}{4,k} \frac{1}{1} \frac{5,k}{1} \frac{1}{6,k} \frac{1}{1} \frac{7,k}{1} \frac{1}{8,k} \frac{1}{1} \frac{1,k}{1} \frac{1}{1,k} \frac{1}{2} $				
	RLS/wRLS/D 环境信息系统				
	$\mathbf{z}_{k} = [z_{1,k} \ z_{2,k} \ z_{3,k} \ z_{4,k} \ z_{5,k} \ z_{6,k} \ z_{7,k} \ z_{8,k} \ z_{1,k} \ 1 \ z_{2,k} \ 1$				
25/26/27	$z_{3,k}$ <sub>1</sub> $z_{4,k}$ <sub>1</sub> $z_{5,k}$ <sub>1</sub> $z_{6,k}$ <sub>1</sub> $z_{7,k}$ <sub>1</sub> $z_{8,k}$ <sub>1</sub> $y_{1,k}$ <sub>1</sub> $y_{2,k}$ <sub>1</sub>				

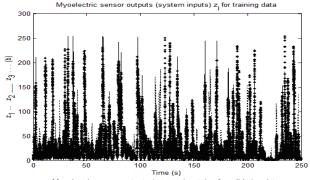
生成八个系统输入以捕获各种

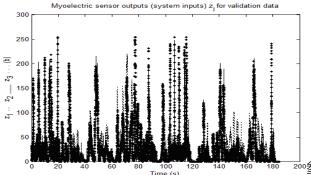
434.91 秒的长时间范围内的手部动作,即 250 秒用于训练加上 184.91 秒用于验证。输出被测量。系统输入的时间演化为、如图4所示,其中包括训练的输入数据和验证。

图表中显示了很多信息,无法提取出明确的信息,但其 想法是展示事物的本质

输入值(此处给出所有值中的三个)。信号的这种噪声性质在所有输入中都是相似的。

图 4 说明了输入 D = 25000 个训练数据点和 D = 18491 个验证数据点。真实系统输出值将与模型输出一起呈现。





数数量和规则如表 II 所示,是最佳第一手指角度模型。 价值

模型输出之间的 RMSE

y, 以及真实的-

世界系统输出 (人手手指角度)

(预期输出)也包含在表二中,其中包括培训和验证的结果。 RMSE 作为全球绩效指数,计算公式为

RMSE = 
$$(1\sqrt{D}) (y_{lk} y_{d1k})^2$$
, (11)

现实世界系统输出的地方

<sub>爾 1, k</sub> 被获得

在人手上进行实时测量。

表二。为第一根手指开发的模型的训练和验证数据的参数数量(N.P.)、规则数量和 RMSF

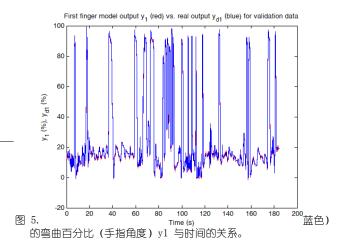
M.n.	N.p.	$n_R$	均方根误 差 训练	均方根误差 验证
10	310	10	1.0931	1.0978
13	817	19	1.0198	1.0635
22	550	10	1.0515	1.0872
25	1273	19	1.0016	1.0583
26	1273	19	1.0332	1.0662
神经网络	328	-	1.3724	1.3722

应用 Levenberg-Marquardt 算法来训练 NARX 循环神经网络模型。停止标准是达到施加的绝对建模误差上限。过度拟合或欠拟合都会降低神经网络的性能。由于我们专注于模糊建模和下一步模糊控制,因此没有提供有关循环神经网络模型的更多细节。

TSK 模糊模型及其性能取决于输入变量的数量。对于 其他输入变量可以获得不同的模型结构。

表二表明验证性能在 RMSE 方面与训练性能一致。与此处考虑的具有相似复杂性(即训练的参数数量)的 NN相比, TSK 模糊模型表现出更好的性能。除了最后一行中出现的数字外,没有任何可测量的结果支持这一说法;由于性能的提升是显而易见的,因此这种比较的重要性并未被强调。与 DENFIS 开发的具有相似复杂性(表 I中的同一行)的 TSK 模糊模型相比,我们的 TSK 模糊模型确保了全局性能的改进。

为了保持结构、算法和验证之间的平衡,第四节中的比较没有更详细地介绍。 TSK模糊模型10在验证数据集上的部分实时实验结果如图5所示。



通过更多过去(延迟)的系统输入和/或输出来增加输入变量的数量

目前考虑的可以导致模糊模型

性能改进。然而,这种模型改进方案应该引起高度重视,因为参数数量会增加,也会导致训练时间增加和泛化能力下降。如[2]所示,可以执行回归测试来减少偏差-方差权衡,另一种选择是 Akaike 信息准则。

# V. 结论

本文提出了一种基于肌电的假手控制系统的结构和一组 TSK 模糊模型来模拟手指角度。通过增量在线辨识算法得到了TSK模糊模型的结构和参数。

这些模型已经过大约 450 秒的测试,但更多的人和更大的数据集可能会得出不同的结果。实际上,结果表明输出的过去样本显着提高了模型的性能,因此一两个额外的过去样本

在不增加参数数量的情况下进一步提高性能。然而,参数的数量取决于识别算法。

未来的研究将致力于开发属于基于肌电的控制系统的非线性动态子系统的更有效的模糊模型,以提供具有成本效益的模型(少量的参数和计算时间)。将对测试数据进行实验,以检查所选模型在对应于不同手部动作的未见数据中的性能。

#### 参考文献

- [1] P. eet nj i, "Myoe e tri ontro of rost eti n s: st te-of-thert review, "Med. Dev. Evid. Res., 第 9 卷, 第 247-255 页, 2016 年 12 月。
- [2] 关于。普雷卡普, T.-A. Teban, T. E. Alves de Oliveira 和 E. M. Petriu, "为肌肉和假体的基于三的控制进化模糊模型", Proc。 2016 IEEE 国际会议会议。模糊系统,加拿大不列颠哥伦比亚省温哥华。2016 年,第 72-77 页。
- [3] M. Borgetti, E. S rini, n M. Ser e oni, "用于测量手指灵活度以进行重新定位的传感手套", IEEE Trans。仪器。测量,卷。 62, 没有。 12, 第 3308-3314 页, 2013 年 12 月。
- [4] Z. Ma、P. Ben-Tzvi 和 J. Danoff, "带有外骨骼机器人手套的手部康复学习系统", IEEE Trans。神经系统。康复。工程,卷。 24、没有。 12、第 1323-1332 页,2016 年 12 月。
- [5] J.-H。王, H.-C。任, W.-。 Cen, n P. ng, "Aort be 使用 ANN ssifier 由 EMG 信号控制的人工机器人手, "Proc. 2015 IEEE Intl. Conf. Inform. Autom., 丽江, 中国, 2015, 第 2709-2714 页。
- [6] E. J. Rechy-Ramirez 和 H.-S. u, "基于生物信号的控制 ssistive 机器人: 调查", Dig. Commun. Netw., 第 1 卷, 第 2 期, 第 85-101 页, 2015 年 4 月。
- [7] 多发性硬化症. Buiy n, I. A. Cou ury, n M. ri, " ontro system for rtifi i y re bi it te imbs: 综述, "Biol. Cybern., 第 109 卷, 第 2 期, 第 141-162 页, 2015 年 4 月。
- [8] Z.-J。徐, Y.-T。钛n, n。 ng, "用于智能生物识别的 SEM ttern 识别", J. Bionic Eng., 卷。 12、没有。 2,第 316-323 页, 2015 年 4 月。
- [9] H.-X。曹, S.-Q。孙, 和K.-J。 ng, "基于 Mo ifie EM "使用极端矿井进行网格计算", 《软计算》, 第 21 卷, 第 2 期, 第 491-500 页, 2017 年 1 月。
- [10] 孟文,刘强,周子,Q.-S。艾,B.盛,和S.-Q。谢, "机器人学研究策略的进展",机电一体化,卷。31,第 132-145 页,2015 年 10 月。
- [11] Y.Guo, G.R.Naik, S.Huang, A.Abraham 和 H.T.Nguyen, "用于精确 myoe 和三符号识别的非 线性最大 Lyapunov 指数", Appl。软计算,卷。 36,第 633-640 页,2015 年 11 月。
- [12] T.-A。特班, R.-E。 Precup, T. E. Alves de Oliveira 和 E. M. Petriu,

  "Reurrent yn mi neur network mo e for myoe e tric-based ontro of rost etin", Proc。
  2016 IEEE 国际会议系统。会议,美国佛罗里达州奥兰多,2016 年,第 1-6 页。
- [13] ARPA, "Proto 2", 《大众科学》。杂志, 2007 年 8 月。
- [14] Avne Armyn mi s, "P i y, 我们来了," 地铁, 2011 年 7 月。
- [15] Advanced Arm Dynamics, "A vne racing e s 13-year-old move ros eti rm", 哥伦比亚广播公司明尼苏达州, 2015 年 9 月。
- [16] P. Angelov, R. A. Buswell, J. A. Wright 和 D. L. Loveday, "Evo ving ru es-b se ontro", 载于 Proc。 EUNITE 2001 Symp., 西班牙特內里费岛, 2001 年,第 36-41 页。
- [17] P. Angelov 和 R.A. Buswell, "基于规则的演化模糊模型的识别", IEEE Trans。模糊系统, 卷。 10、不。 5,第 667-677 页,2002 年 10 月。
- [18] P. Angelov, 不断发展的基于规则的模型: 灵活自适应系统设计的工具。海德堡: 施普林格出版社, 2002 年。
- [19] P. Angelov 和 D. Filev, "具有不断发展的结构的灵活模型", Proc. 2002年第一届国际机场IEEE 症状。英特尔。 Syst., 瓦尔纳,保加利亚, 2002 年,第 28-33 页。

- [20] P. Angelov 和 D. Filev, "TakagiSugeno 模型的在线设计", 《模糊集和系统》 IFSA 2003, T. Bilgiç、B. De Baets 和 O. Kaynak, 编辑。柏林、海德堡: SpringerVerlag, Lect。笔记计算。科学,卷。 2715, 第 576-584 页, 2003 年。
- [21] P. Sadeghi-Tehran, A. B. Cara, P. Angelov, H. Pomares, I. Rojas 和 A. Prieto, "自演化无参数基于规则的控制器", Proc 中。 2012年世界大会计算。情报、澳 大利顺布里斯班, 2012 年, 第 754-761 页。
- [22] P. Ange ov, I. Skrj n, n S. B zic, "基于稳健演化 ontro er for y r u int", 载于 Proc. 2013 IEEE Conf. Evolv. Adapt. Syst., 新加坡, 2013 年, 第 1-8 页。
- [23] S. Bzic, I. Skrjn, n. Mtko, "用于不断发展的控制系统的稳健模糊w", Evolv。系统, 卷。 5、没有。 1, 第 3-10 页, 2014 年 3 月。
- [24] 关于。普雷卡普,H.-I。菲利普,M.-B. Radac、E. M. Petriu、S. Preitl 和 C.-A. r gos, "对新系统进化 T k gi-Sugeno-Kang 模糊模型的在线验证", Appl。软计算,卷。24,第 1155-1163 页,2014 年 11 月。
- [25] D. Leite, R. M. Palhares, V. C. S. Campos 和 F. A. C. Gomide, "基于非线性动态系统的基于模糊矩的控制", IEEE Trans。模糊系统, 卷。 23、没有。 4, 第 923-938 页, 2015 年 8 月。
- [26] 关于。 Precup、P. Angelov, B. S. J. Costa 和 M. Sayed-Mouchaweh, "工业领域受未来启发的最佳控制概法",计算。工业,卷。 74,第 75-94 页,2015 年 12 月。
- [27] P. Wide, E. M. Petriu 和 M. Siegel, "人类自然能力康复和增强的感知和感知", Proc。 2010 IEEE国际。 Workshop Robotic Sens. Env., 美国亚利桑那州菲尼克斯, 2010 年, 第 75-80 页。
- [28] N.K.s bov, "ECOS: 进化论系统和生态学习范式的框架", Proc。第五国际机场会议。神经信息。 Proc., 日本北九州, 1998 年, 第 1222-1235 页。
- [29] P.Ange ov n。 i ev, "An ro to onine ientifition of Takagi-Sugeno fuzzy mo e s", IEEE Trans。系统,男人,赛博恩。 B, Cybern,卷。 34、没有。 1,第 484—498 页,2004 年 2 月。
- [30] J. V. Ramos 和 A. Dourado, "通过规则库简化和简化实现在线可解释性", Proc. 欧元。症状。 英特尔。技术。混合系统他们的Implem。智能适应。 Syst., 亚琛, 德国, 2004 年, 第 1-6
- [31]大型综合体的电子视觉辅助控制 系统, "Ann. Rev. Control, 第 32 卷, 第 1 期, 第 61-70 页, 2008 年 4 月。
- [32] A.V si ijevic, B.Borovic, n。 Vukic, "利用互补过滤器进行定位: 浅水环境中的性能分析", J. Intell。机器人。系统,卷。 68, 没有。 3-4, 第 373 386 页, 2012 年 12 月。
- [33] N. Smo ic-Rock, S. Bog n, Kov cic, n T. Petrovic, "时间 多 A V 系统中基于 Windows 的动态路曲", IEEE Trans. Autom. Sci. Eng., 第 7 卷, 第 1 期, 第 151-155 页, 2010 年 1 月。
- [34] J. V sc k n K. irot, "机器人集成系统", J. Adv。计算。英特尔。英特尔。信息,卷。 15、设有。 2, 第 156-163 页, 2011 年 3 月。
- [35] K. Michail, K. M. Deliparaschos, S. G. Tzafestas 和 A. C. Zolotas, "基于人工智能的 执行器/传感器故障检测,应用计算成本低", IEEE Trans。控制系统。技术,卷。 24、没有。 1,第 293-301 页, 2016 年 1 月。
- [36] A. SnezBoz, R. uerr、nA. jte, "人工认知 基于社会认知共享电路模型的控制系统A First ro, "Eng. Appl. Artif. Intell., 第 24 卷, 第 2 期, 第 209-219 页, 2011 年 3 月。
- [37] Kov s, "通过稳健的控制来测量PV I 型 I betes riven for tient t, "Know Based Syst., 第 122 卷, 第 199-213 页, 2017 年 4 月。
- [38] 关于。 Precup, R.-C。 vi, n E. M. Petriu, 雷·沃蒂米泽 基于算法的模糊控制系统调整,降低 r 度量灵敏度, "IEEE Trans. Ind. Electron., 第 64 卷, 第 1 期, 第 527-534 页, 2017 年 1 月。
- [39] M.P.R.Rey, n J. Job, "使用 S RE ontro er n K m n fitering 的柔性墨水调节器的振动控制", Stud。 告知。 控制,卷。 26、没有。 2,第 143-150 页, 2017 年 6 月。