

基于协同控制的手臂移动与抓取神经网络研究

张少白,施梦甜

(南京邮电大学 计算机学院,江苏 南京 210023)

摘要:针对手势抓取的多自由度和抓取模式的灵活复杂特性,提出了一种面向任务的手臂移动与手势抓取神经网络模型。基于人手抓取动作数据,运用一种描述手部姿势的协同值提取策略,仅用三个协同系数定义手势抓取演变过程,进而构建面向任务和物体几何特征的协同系数神经网络认知模块,实现拟人机械手的抓取模式规划。模型还将抓取运动细分为手臂移动、手指预成型和手掌朝向三大通道,利用 VITE(vector integration to endpoint)点对点运动轨迹计算模型动态更新运动命令,并应用小脑逆向内模处理手臂运动过程中的经典动态逆问题,完成手势空间位置到关节角度的转换。实验对神经网络的有效性与抓取系统的协调性进行了验证,结果表明,以上方法构建的手势抓取模型具有良好的适用性与抓取特性。

关键词:抓取运动;神经网络;手势协同;逆运动学;拟人机械手

中图分类号:TP18

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2019)10-0146-07

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2019.10.029

Research on Neural Network Model with Postural Synergies during Reach to Grasp

ZHANG Shao-bai, SHI Meng-tian

(School of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: In view of the multiple degrees of freedom in gesture grasping and flexibility or complex characteristics of prehension pattern, a task-oriented neural network model for arm movement and hand prehension is proposed. Based on the data of hand grasping movements, a collaborative control strategy for gesture description is applied, using three synergies coefficients to define the evolution process of grasping, and thus building a feedforward neural network which combines task demands and geometric features of objects to realize humanoid manipulator grasp mode planning. The model also divides the prehension motion into three main channels: arm movement, hand preshaping and palm orientation. VITE (vector integration to endpoint) point-to-point trajectory generation model is used for movement command updating, and the inverse dynamic arm model is processed by the cerebellar inverse internal model to complete the conversion from gesture space to joint angle. The validity of neural network and the coordination of grasping system are verified by experiments. Simulation shows that the gesture grasping model constructed by the above method has great applicability and grasping characteristics.

Key words: reaching and grasping; neural network; gesture synergy; inverse kinematics; anthropomorphic manipulator

1 概述

在努力开发工作在未知环境的机器人控制系统的背景下,机器人专家和运动行为研究人员面临着共同问题。这些问题包括:计算机系统如何模拟并协调多自由度的肢体运动;如何将感官信息与运动行为相结合;手臂移动与抓取过程又如何与认知心理学相关联等。从这个意义上说,理解人类抓取运动已经成为了

许多致力于开发灵巧拟人机械手的机器人专家的关注焦点。拟人机械手的实现除了要做到人手抓取的灵活性,即面对不同被抓物体和任务要求生成不同的抓取姿势,更重要的是根据手指的逆运动学预测目标关节状态,其中如何降低手指多自由度(degree of freedom, DOF)带来的高维特性便成了关键。

神经网络由于其强大的函数逼近能力被许多专家

收稿日期:2018-10-18

修回日期:2019-02-20

网络出版时间:2019-06-26

基金项目:国家自然科学基金(61271334,61373065)

作者简介:张少白(1953-),男,博士,教授,通信作者,研究方向为模式识别与智能系统、语音识别技术等;施梦甜(1993-),女,硕士,研究方向为模式识别与智能系统。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20190626.0846.074.html>

用于研究机器人逆运动学问题。Rezzoug 和 Gorce 利用神经网络学习手指 3D 位置与抓取关节角度之间的非线性映射,简化了手指逆运动的处理过程^[1]。文献[2-3]基于分步学习思想构建了一种面向抓取任务的模块化神经网络模型,提出首先学习手指的逆运动学,然后学习面向物体特征的抓取任务进而处理更多未知情况下的手势抓取任务。

近年来,手势协同效应的研究不仅吸引了神经科学领域专家,还被许多机器人专家用于解决拟人手设计与控制问题^[4]。Santello 等基于主成分分析法(principal components analysis, PCA)对真实人手抓取实验中数据手套采集的手指关节数据进行分析,提取出表示手部姿势的两个协同权值,结果表明利用两个成分组件即可解释超过 80% 的手部姿势,极大程度降低了模拟人手自由度控制器的计算量^[5]。Ficuciello 等从 36 种人类日常手部抓取姿势(包括精确抓取、中间抓取、稳定抓取)提取出三个主要手势协同权值用于表示不同抓取任务下的手指抓取形态,将手势表示程度提高至 85%^[4,6]。Geng Tap 等利用三个协同权值和结合物体特征的协同系数神经网络实现了人类到机器人的抓取动作映射^[7]。李顺冲等围绕再造人手的“灵”、“活”功能要求,将协同效应应用于欠驱动仿人机械手抓取模型,有效提高了设计效率、缩短了机械手研发的周期^[8]。

考虑到人类手势抓取的灵活性与复杂度,某些情况下,异形物体可以采用同种模式抓取,同时同一物体也可对应多种抓取模式。机械手抓取模式规划大都采用基于知识或专家系统的方法^[9]。然而专家系统知识库的建立是一个很长的过程,且不能保证后期规则是否会与早期规则矛盾,因此不少学者将目光转移到了具备快速学习归纳特性的人工神经网络上。文献[10-11]考虑通过被抓物体的几何特征、初始位姿以及任务要求,利用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络实现了物体样本特征和抓取模式之间的非线性映射。基于此,文中采用神经网络与手势协同相结合的方法实现面向任务和物体特征的抓取手势表示方法。目前学者对手势协同系数的研究大多集中于抓取过程的最终手部形态^[12],即手指目标抓取状态,而抓取运动涉及一系列手部姿势的完整演变,协同系数应随着动作进度的推进不断变化。基于文献[13]思想,文中通过计算抓取过程中手势最大抓取孔径时刻和最终时刻对应的协同系数,利用 Bullock^[14]的 VITE(vector integration to endpoint)计算模型指导协同系数演变,实现手指从初始态到最大抓取孔径态,再到最终合拢态的完整演变过程。

上述对抓取手势的讨论均属手指预成型组件范

畴。除此之外,手臂抓取运动还涉及手臂移动和手掌朝向的变化。Jeannerod 提出的人类抓取概念性模型指出抓取运动涉及组件分别由相互独立的视觉运动通道构成,通过中央计时机制统一协调,从而实现组件间时间等效性^[15]。Ulloa 和 Bullock 通过设置中央门控信号和耦合神经元构建了一种应对扰动的手臂抓取时空协调神经网络模型^[16]。在上述研究的基础上,文中提出并构建了一种面向任务和物体特征的手臂移动与手势抓取时空协调模型。该模型中的手臂移动组件能指导手臂生成点对点运动理想轨迹,并通过逆运动学和小脑逆模学习模块处理手臂动态逆,实现精确轨迹控制,很好地再现了单峰钟形速度曲线等手臂运动动力学关键特征。手指预成型组件的任务认知模块能帮助模型生成面向任务和物体特征的协同系数,并通过与手部形状连续映射再现抓取手势的完整演变过程。

2 手势协同系数生成模型

2.1 手势协同效应分析

人手运动涉及大量自由度的控制处理,这会导致抓取模型在数值计算方面难以驾驭。Santello 等发现,手部姿势沿着主要成分或固有姿势空间的两条轴线不断变化,证实了手势演变存在着协同效应^[5]。因此,采用主成分分析法描述手指自由度间关联关系的手势协同策略是简化拟人机械手控制和抓取的有效方法^[17]。Ficuciello 等利用 PCA 从 36 种人类日常抓取动作对应的手指姿势矩阵 $C = \{c_i \mid i = 1, 2, \dots, 36\}$ 中提取出三个主要成分组件(手势协同权值)用于表示手指形态,其中 c_i 为每个抓取姿势对应的 15 个自由度的拟人手模拟向量。向量 \bar{c} 表示抓取配置空间(零偏移位置)手指的平均位置。相较于手指自身的多自由度特性,采用协同权值(e_1, e_2, e_3)进行姿势矩阵的重构有效降低了机器人手部运动配置空间的维度。通过选择适当的协同系数($\alpha_{1,i}, \alpha_{2,i}, \alpha_{3,i}$)便可获得特定的手指抓取姿势。因此基于手势协同的机器人抓取姿势 \hat{c}_i 可通过式 1 获得。式 1 完成了从协同系数到手指关节角度的基本变换,其中 $E = [e_1, e_2, e_3]$ 。当协同系数为零时,手部姿势对应于零偏移位置 \bar{c} 。协同权值 e_1, e_2, e_3 为 Ficuciello 发现的手势协同表示向量,对应于拟人机械手的 15 个自由度表示,详情参见文献[17]。

$$\hat{c}_i = \bar{c} + E \begin{bmatrix} \alpha_{1,i} \\ \alpha_{2,i} \\ \alpha_{3,i} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Santello 等指出抓取过程中手势协同权值 E 为各

种任务通用,导致抓取手势不断变化的是协同效应时间系数 $\alpha_{1,i}$ 、 $\alpha_{2,i}$ 和 $\alpha_{3,i}$ 的改变^[17]。抓取动作中手指关节角度的完整演变包括初始态、手指预成型和合拢阶段,对应于协同系数从零开始逐渐增大至产生最大抓取手势,然后逐渐减小指导手指合拢直至准确抓取物体。因此,如何生成不断变化的协同时间系数便成了再现人手抓取过程的关键。基于此,参照 Vilaplana 手指抓取组件演变的二目标值方法^[13],文中将记录下不同物体抓取过程中最大抓取孔径时刻和最终抓取时刻对应的手指关节向量 c_i ,并根据式 2 逆推出理想的协同时间系数,再利用 VITE 模型模拟协同系数的不断变化,从而实现抓取手势的动态演变。

$$\begin{bmatrix} \alpha_{1,i} \\ \alpha_{2,i} \\ \alpha_{3,i} \end{bmatrix} = E^+ (c_i - \bar{c}) \quad (2)$$

2.2 协同系数神经网络构建

针对人类抓取的灵活性,机器学专家希望构建具有学习能力、能识别目标任务意图自主生成理想抓取姿势的手势规划模型。Vilaplana 在文献[18]中提出了一种“意图与任务约束”的概念来描述当前任务的抓取意图。文献[2-3,7,17]利用神经网络的泛化和学习能力描述不同抓取物体与任务要求和特定抓取姿势之间的非线性映射关系。不同于文献[2]训练模型直接生成手指关节姿势,文中基于协同效应构建了一种面向抓取任务的协同系数网络模型。该模型能根据不同的任务要求和物体几何特征生成理想协同系数,用于描述多自由度的手部运动以及相关对象的属性(如形状、大小以及应用状况等)如何与手势相互映射的问题,结构如图 1 所示。

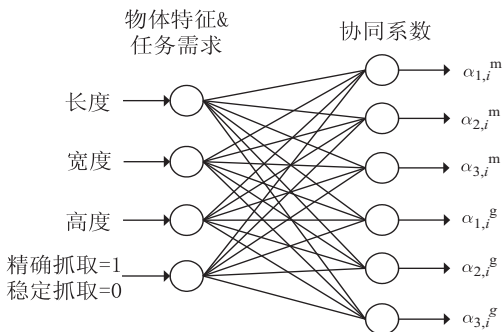


图 1 协同系数神经网络示意图

网络输入为物体的几何特征和任务的期望抓取类型(采用二进制表示,精确抓取取 1,稳定抓取取 0),输出为协同权值的时间系数。模型采用 Matlab 神经网络工具箱,根据 Nguyen-Widrow 规则初始化网络层权值和阈值,并采用 Levenberg-Marquardt 算法优化求解。

通过 30 次人手抓取实验对神经网络进行训练,其

中包括不同大小的正方体,球体,圆柱体各 5 个,分别执行精确和稳定 2 次抓取动作。抓取过程中手指的关节角度变化通过数据手套传递并记录。由于文中主要关注每次抓取动作的最大抓取孔径时刻和最终时刻所对应的关节角度,因此每个抓取任务对应 2 个抓取手势,共有 60 组关节数据集。前 30 组用于训练模型生成最大抓取孔径时刻的期望手势输出,后 30 组则训练模型生成最终期望手势。通过式 2 处理后的实际协同系数(神经网络的期望输出)将与输入条件一起作为数据集输入神经网络,帮助模型训练学习。结合了物体特征和任务要求进行训练的神经网络产生的输出将更具适用性,能处理未知工作环境下的手势抓取任务。针对每一组抓取条件输入,模型将产生 2 组协同系数 ($\alpha_{1,i}^m, \alpha_{2,i}^m, \alpha_{3,i}^m$) 和 ($\alpha_{1,i}^g, \alpha_{2,i}^g, \alpha_{3,i}^g$),分别对应最大抓取时刻和最终时刻的手势状态。

3 手臂移动与抓取神经网络模型

文中构建的手臂移动与手势抓取神经网络模型结构如图 2 所示。

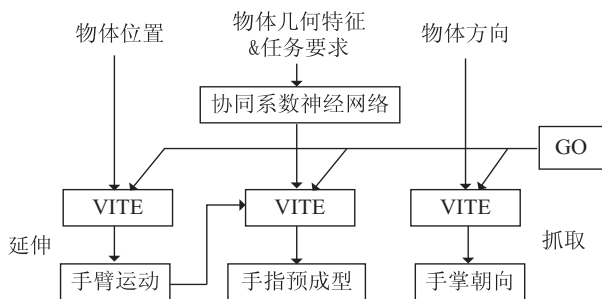


图 2 手臂移动与抓取神经网络示意

基于 Jeannerod 提出的概念模型,将抓取动作细分为手臂运动、手指预成型和手掌朝向三个独立的视觉运动通道,通过特定的视觉输入启动 GO 信号并行激活,保证组件在关键时刻的时间协调性与可校正性。图中的 VITE 是 Bullock 和 Grossberg 根据点对点手臂运动动力学构建的一种描述手臂运动轨迹的计算模型^[14]。新模型采用 VITE 模型实现组件通道的运动命令更新,指导手臂移动与手势抓取。图的左半部是有关手臂移动的计算模型,被抓物体在三维坐标系中的位置向量通过视觉系统传递给 VITE 作为目标位置,指导产生理想的手臂移动向量,再通过小脑实现手臂动态逆控制,指导生成实际手臂运动轨迹。图的右半部分将与抓取相关的视觉通道分为分别与手指结构和手掌朝向有关两个子通道,以确保合适的手指预成型以及正确的手掌朝向。协同系数神经网络根据物体几何特征和抓取任务要求生成特定的协同系数,通过 VITE 模型不断计算再现手势预成型和合拢过程。参照文献[16],手掌朝向组件同样采用 VITE 模型实现。

3.1 手指预成型组件

手指预成型组件的主要功能包括基于协同效应模拟全部手指的抓取变化过程,并通过连续映射的方式生成理想抓取手势的关节轨迹。文中采用三个协同权重时间系数 ($\alpha_{1,i}, \alpha_{2,i}, \alpha_{3,i}$) 来描述当前手部姿势,利用 VITE 模型不断更新协同系数,使之产生抓取过程中的各种手指形态,再现最大抓取孔径与合拢过程。基于 VITE 的手指预成型组件结构如图 3 所示。

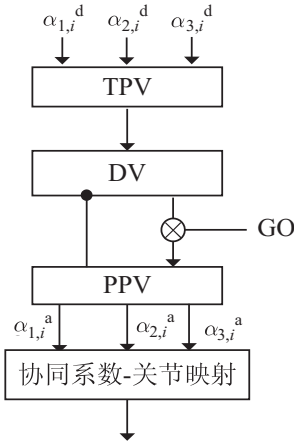


图 3 基于 VITE 的手指预成型组件

其中协同系数神经网络生成的协同系数作为理想目标手势 $TPV = \{\alpha_{1,i}^d, \alpha_{2,i}^d, \alpha_{3,i}^d\}$ 传入 VITE 通道,实际手指姿势 $PPV = \{\alpha_{1,i}^a, \alpha_{2,i}^a, \alpha_{3,i}^a\}$ 表示当前抓取手势,初始为零, DV 为以上两者的差值。模型通过不断对 DV 和门控信号 GO 积分,使得 PPV 不断向 TPV 转变,从而生成一系列随着动作推进不断变化的抓取手势,最终达到理想抓取状态。手势变化速率为 DV 和门控函数的乘积。基于协同效应的实际手指关节向量 c_i 则是通过式 1 的协同系数关节映射方程生成。

模型遵循式 3 ~ 式 5。

$$\frac{d(DV)}{dt} = \varepsilon(-DV + TPV - PPV) \quad (3)$$

$$\frac{d(PPV)}{dt} = G(t) \cdot DV \quad (4)$$

$$G(t) = GO \frac{t^2}{0.06 + t^2} \quad (5)$$

其中, ε 是积分速率,取值 30; GO 是关于运动速度的比例因子。模型可以通过式 1 持续地将协同系数表示的当前手势映射为现实中的关节运动轨迹。

运动过程中目标手势 TPV 采用 Vilaplana 提出的二目标值给定法进行双向编程^[13]。第一阶段包含手指从初始状态到最大抓取孔径态,此时手腕运动减速度达到最大,过程大概在运动持续时间的 60% ~ 70% 之间形成。第二阶段手指开始慢慢合拢,直到正确抓取物体,此时手势为物体的最终理想抓取姿势。因此,模型将手指运动设置为两个连续的子过程 $[G_1, G_2]$,

其中 $G_1 = \{\alpha_{1,i}^m, \alpha_{2,i}^m, \alpha_{3,i}^m\}$ 对应最大抓取角度时呈现的手部姿势, $G_2 = \{\alpha_{1,i}^e, \alpha_{2,i}^e, \alpha_{3,i}^e\}$ 是目标物体的最终手部抓取姿势。 G_1 和 G_2 之间的转化发生在手臂运动通道加速度最小时刻,通过对手腕速度的监测可以触发 G_1 子程序的重启与 G_2 的写入(对应图 4 中手臂运动到手指预成型组件的连线)。通道 TPV 的更新修正由式 6 表示,其中 μ 表示积分速率,取值 20。

$$\frac{d(TPV)}{dt} = \mu(-TPV + G_i) \quad (6)$$

3.2 手臂运动组件

手臂运动组件的主要功能包括:(1)根据目标物体位置产生理想手臂移动方式;(2)学习实现机械臂运动轨迹控制,解决手臂移动的经典动态逆问题。Kawato 在文献[19]中指出,小脑包含前向内模和逆向内模两种不同结构,前向模型负责预测感官运动或行为结果,逆模则提供完成预期动作或行为轨迹所必需的命令。通过将 Kawato 提出的基于反馈误差的小脑学习模型与 VITE 手臂运动轨迹计算模型相结合,组件可以很好地解决手臂在运动中的动态控制问题,包括小脑学习如何控制和协调多关节运动,如何调整运动命令等。手臂运动组件结构如图 4 所示。

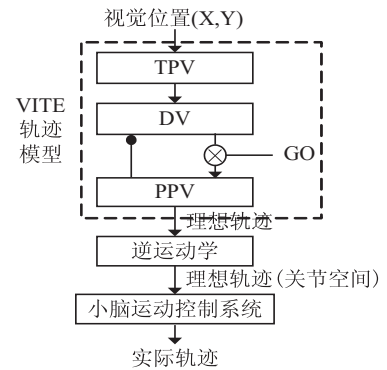


图 4 手臂运动组件结构

其中 VITE 模块同样遵循式 3 ~ 式 5。假设抓取动作均发生在横向平面, TPV 表示目标物体在横向平面的视觉位置 (X, Y), PPV 为当前手腕位置, PPV 向 TPV 的不断变化构成了手臂移动的理想运动轨迹。轨迹通过 VITE 模型在笛卡尔空间孕育后,通过逆运动学和小脑控制模块,输出就是对关节间手臂状态的评估值,这与文献[20]的叙述是一致的。

手臂运动采用双关节机械臂小脑控制模型进行轨迹控制,机械臂分为肩肘两个关节 (θ_1, θ_2),具体结构参见文献[21],关节的逆运动学表示如下:

$$\theta_1 = \tan^{-1}(y/x) - \tan^{-1}(L_2 \sqrt{1 - d^2}/L_1 + L_2 d) \quad (7)$$

$$\theta_2 = \tan^{-1}(\sqrt{1 - d^2}/d) \quad (8)$$

其中, L_1 和 L_2 为手臂连杆长度; $d = x^2 + y^2 - (L_1 +$

$L_2)/2L_1L_2$ 。

小脑运动控制学习模型结构包括一个固定的、能够确保系统稳定性的反馈控制器和一个能够提高控制性能的小脑逆模模块,类似于文献[21]中构建的逆向静态模块(inverse static module,ISM)与逆向动态模块(inverse dynamic module,IDM)。其中 IDM 作为一个可靠的在线学习小脑模型而被发现。前期反馈控制器作为手臂逆模的线性近似,作用是将期望轨迹 θ_d 与实际轨迹 θ 的误差转换为运动命令误差,并应用该命令作为教师信号训练小脑逆模。逆模则负责将手臂的期望轨迹转换成手臂运动所必需的运动命令。随着学习过程的深入,反馈运动命令趋近于零,小脑逆模将承担近乎全部的手臂动态逆映射。模型的具体学习过程参见文献[22]。

3.3 手掌朝向组件

随着手腕逐渐接近目标物体,手掌朝向必须到达目标配置,即帮助实现手指的正确抓取。VITE 运动学模型被用来模拟手掌方向变化的神经通道。此通道中,手掌方向以一个三自由度的系统建模,包括表示手腕弯曲/伸展的 α 角度、前臂旋前/旋后的 β 角度,以及尺侧与手腕自由度的径向偏差 γ 角度^[18],运动过程中关节角度的自由度范围分别为 $[-90^\circ, 45^\circ]$, $[0^\circ, 180^\circ]$ 和 $[-30^\circ, 30^\circ]$ 。与手掌朝向相关的动作程序是单相的,可以用 $TPV = \{\alpha, \beta, \gamma\}$ 直接表示,因此给定组件的目标朝向,即可生成机械手始末位置间的手掌关节角度变化轨迹。组件同样遵循式 3 ~ 式 5,且不存在与其他组件的相互作用关系。

4 实验与仿真

4.1 协同系数神经网络的仿真

为保证手势抓取的准确性,防止手指与被抓物体发生冲突,将对协同系数神经网络的有效性进行验证。具体方法是执行 Ficuciello 在文献[4]提出的人类基本抓取动作实验,包括 10 次稳定抓取和 10 次精确抓取。实验将目标物体的长宽高和任务类型作为初始条件输入协同系数神经网络,然后按照协同系数关节映射公式将神经网络输出的 40 组协同系数转换成理想手部姿势 $\hat{C} = \{\hat{c}_i | i = 1, 2, \dots, 40\}$,其中包括 20 组最大抓取孔径时刻的手势状态 $(\alpha_{1,i}^m, \alpha_{2,i}^m, \alpha_{3,i}^m)$ 和 20 组最终手势状态 $(\alpha_{1,i}^e, \alpha_{2,i}^e, \alpha_{3,i}^e)$ 。公式中用到的协同权值 (e_1, e_2, e_3) 与零偏移状态手指的平均位置 \bar{c} 的具体数值参见表 1。

为更好评估该方法的准确性,与 Vilaplana 的二协同权值手势表示方法进行对比。通过采集 20 次抓取过程中最大抓取孔径时刻和最终时刻对应的手部姿势

表 1 协同权值与零偏移向量的具体数值

手指	协同权值 对应关节	e_1	e_2	e_3	\bar{c}
拇指	内收/外展	0.028 2	0.023 5	-0.245 4	-0.833
	近侧弯曲	0.067 4	0.187 4	-0.363 9	20.5
	内侧弯曲	0.200 4	-0.385 3	0.699 1	34.7
食指	内收/外展	-0.026 6	-0.064 7	0.022 8	2.92
	近侧弯曲	0.157 5	0.289 3	0.364 8	34.9
	内侧弯曲	0.322 0	-0.349 4	-0.073 5	50.5
中指	内收/外展	-0.040 4	0.006 9	-0.067 5	-0.694
	近侧弯曲	0.340 5	0.379 4	0.030 4	41.4
	内侧弯曲	0.299 9	-0.294 8	-0.303 4	42.2
无名指	内收/外展	-0.037 4	0.034 3	-0.077 8	-1.11
	近侧弯曲	0.377 5	0.397 7	0.020 0	45.5
	内侧弯曲	0.376 6	-0.256 8	-0.167 5	49.2
小指	内收/外展	0.036 4	-0.073 8	0.072 0	0.694
	近侧弯曲	0.389 2	0.321 3	0.127 3	48.7
	内侧弯曲	0.423 5	0.202 6	-0.149 1	51.7

$C = \{c_i | i = 1, 2, \dots, 40\}$,人手抓取关节角度与神经网络协同系数映射的关节角度之间的平均关节误差采用式 9 欧几里得范数计算,20 次抓取过程中二协同值与三协同值表示方法和实际抓取关节间的平均误差如图 5 所示。

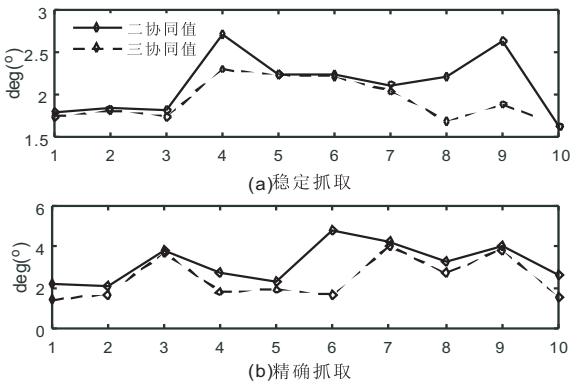


图 5 两种任务下二协同值与三协同值的平均关节角度误差

由图可知,相较于二协同权值表示法,采用三协同权值的手势关节误差有所减小,且在稳定抓取任务中表现更加良好。模型生成的关节角度与实际抓取关节角度相差不大,具有较高的准确性。

$$e = \|c_i - \hat{c}_i\|/15$$

(9)

4.2 抓取系统仿真

4.2.1 不同任务的抓取动作

文中对手臂移动与手势抓取神经网络模型进行了基本抓取动作仿真。同一圆柱体在两种不同抓取任务下的手臂运动与手势变化参见图 6,第一行和第二行

分别表示稳定抓取和精确抓取任务下的手臂抓取状态,每张子图对应抓取过程中三个关键时刻的组件状态,即运动的初始时刻(第一列)、最大抓取孔径时刻(第二列)和最终抓取时刻(第三列)。由图可见,两种抓取任务生成两种不同的抓取姿势,稳定抓取表现为全部手指的握合,而精确抓取只涉及到拇指与食指的

夹取。同时手臂运动组件与手指预成型组件通过并行的运动通道协调发生,保证了组件间良好的时间等效性。实验具体仿真条件参见表 2。仿真中, G_1 和 G_2 为手指预成型组件的双相抓握动作程序,表现为最大抓取孔径时刻和最终时刻对应的理想目标手势 TPV。 α, β, γ 对应手掌朝向组件的目标关节自由度。

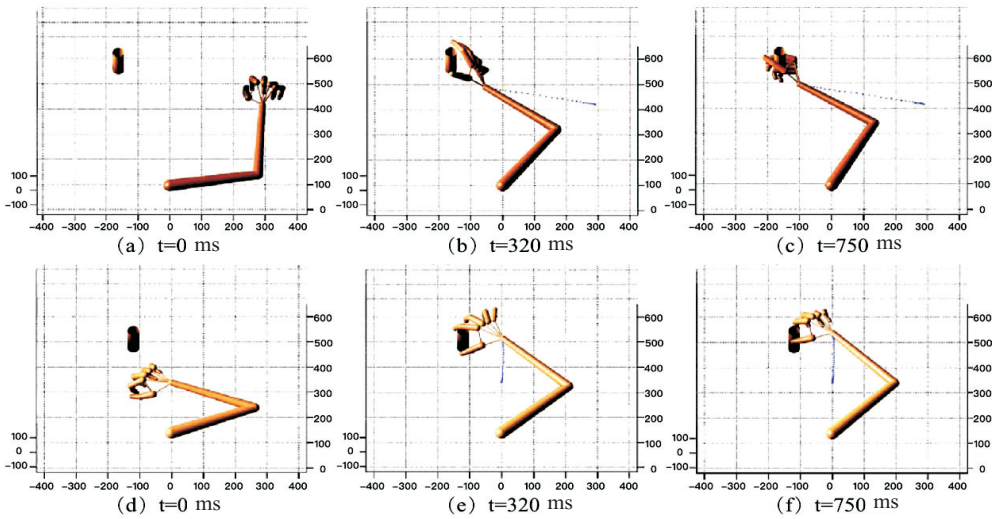


图 6 两种抓取任务下的基本抓取动作

表 2 稳定抓取和精确抓取对应的仿真条件

指标	稳定抓取	精确抓取
G_1	{-72.61, 3.62, 2.66}	{-60.08, 0.97, 4.36}
G_2	{-42.39, 7.03, 7.66}	{-47.56, 8.32, 26.06}
α, β, γ	$\pi/4, \pi/2, 0$	0, 0, 0
初始位置	$X=291; Y=321.5; Z=0$	$X=0; Y=200; Z=0$
最终位置	$X=-100; Y=400; Z=0$	$X=0; Y=400; Z=0$

4.2.2 不同速度的抓取动作

三种不同速度下的精确抓取运动仿真参见图 7。任务中,组件运动速度可通过比例因子 GO 变换实现,GO=15 对应低速运动的轨迹,GO=25 对应于高速运动,GO=20 则是上述两者之间的轨迹。由图可知,手腕运动速度呈现出一种点对点手臂运动特有的钟形、非对称速度变化曲线。抓取孔径变化曲线表明抓取过程中手指先是张开到最大角度,然后合拢收缩直至达到物体目标大小。随着 GO 输入强度的增大,手腕运动速度的峰值也逐渐增大,运动时间也相应变短。同时最大抓取孔径也随着手腕速度的增大而增大,这与 A. Ulloa 在文献[16]的表述相匹配。此外,最大抓取孔径时刻总是与手腕最大减速度时刻相关,且手臂运动与抓取通道间存在的这种时空协调是不随速度和任务需求变化而改变的。图 8 明确地呈现了手指预成型组件抓取孔径和手臂移动通道加速度间存在的时间一致性。

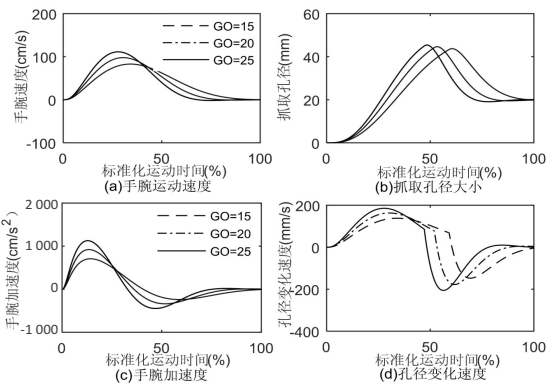


图 7 三种速度下的抓取动作仿真

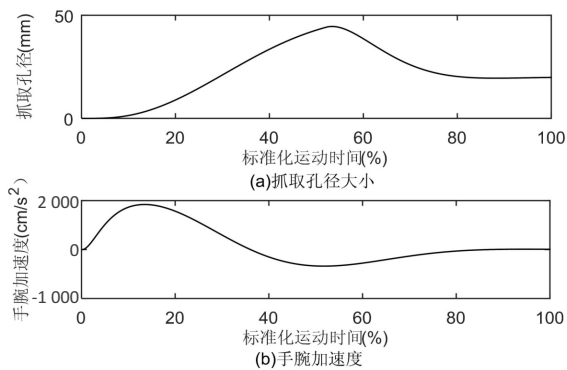


图 8 组件间时间协调示意

4.3 模型的生物学似真性

文献[23]指出,VITE 模型组件结构与抓取运动涉及脑区变化表现出较高一致性。对于手指预成型组件,初级运动皮层的手部区域和通道中的当前位置孔径(PPV)有关,后顶叶皮层则和孔径差向量 DV 相关。

FMRI 研究指明后顶叶皮层病变会造成手指抓取孔径与物体大小之间的预估错误。至于抓取过程的手腕方向组件,猴类后顶叶皮层 V6A 区域的病变也会造成手腕方向运动误差。VITE 模型附加生理学支持来自于关于基底神经节的病变和电刺激实验。Horak 和 Anderson 的实验表明,抓取过程中,内苍白球与 VITE 模型中的 GO 信号生成器性质一致,并解释基底神经节电路会生成一种与 GO 信号特性相同的时变门控信号。

对于手臂运动组件的小脑运动控制学习模型,许多研究表明,浦肯野细胞在运动学习中起着十分重要的作用。浦肯野细胞接收来自平行纤维和攀爬纤维的主要输入,然后传递小脑皮质的输出信号。大量理论提出,小脑代表着肌肉骨骼系统的内部逆模存在,不断计算理想轨迹信息所需的前馈运动命令。其中,攀爬纤维作为理想与实际运动性能误差检测部分,将运动命令误差传入小脑逆模,帮助调节神经突触效能进而指导逆模学习。浦肯野细胞则用于学习将平行纤维的输入转换成适当前馈运动命令。浦肯野细胞中,攀爬纤维激活的复合峰反映了这些误差信号,而平行纤维输入激活的简单峰则反映了输出运动命令^[22]。

通过主成分分析法得到的简化控制策略促进了文中对抓取过程中手势协同控制方案的设计与建模。运动皮层的刺激与损伤研究和手部全局控制相一致。初级运动皮层(F1 或 4 区)中一个部位刺激可引起手部几块肌肉的反应或是手指连续关节周围的运动。初始运动皮层和前运动皮层的单元记录也表明手部是作为一个统一体控制的。Schieber 进行的猴子试验表明,F1 区域的单个神经元通常会关于多个运动指令放电,而且不同手指运动激活的细胞分布呈现出普遍的重叠。

5 结束语

针对抓取过程中手势运动的时空协调,提出了一种新的计算神经模型。该模型通过构建视觉通道相互独立的手臂移动、手指预成型和手掌朝向仿真模块,建立中央统一定时的协调标志,采用手势简化控制策略,构建面向具体任务的协同系数神经网络以及添加具有输入输出连接的小脑逆模神经网络等方法,使得模型不仅能在认知层面上解决类似确定手势形状的有效自由度、提供单个手势的时空变化格局、识别手腕速度的时空不对称性以及保证手指间互动动作的高协调性等常见问题,而且还具有为手势跟踪模拟实验提供明确的预估值、对拟人手的神经控制系统进行准确预测、构建由运动基元组成的手势预成型手势库等功能。在拟人化手臂仿真系统上的实验表明该模型可以作为自治

控制器来学习、规划和执行真实拟人化机械臂上复杂的抓取任务,为拟人化假肢或者机械手臂提供先进的神经形态学控制系统。任务认知模块中,提出增设协同系数神经网络的方法一定程度上考虑了抓取任务的客观外在因素,但如何模拟抓取任务中操作者的心理活动和抓取意图还值得进一步的研究与探讨。

参考文献:

- [1] REZZOUG N, GORCE P. Prediction of fingers posture using artificial neural networks [J]. Journal of Biomechanics, 2008, 41 (12): 2743–2749.
- [2] MOLINA – VILAPLANA J, FELIU – BATLLE J, PEZ – CORONADO J. A modular neural network architecture for step-wise learning of grasping tasks [J]. Neural Networks, 2007, 20 (5): 631–645.
- [3] GENTILI R J, OH H, MOLINA J, et al. Neural network models for reaching and dexterous manipulation in humans and anthropomorphic robotic systems [M]//Perception – action cycle. [s. l.]: Springer, 2011: 187–217.
- [4] FICUCIELLO F, PALLI G, MELCHIORRI C, et al. Postural synergies of the UB hand IV for human-like grasping [J]. Robotics & Autonomous Systems, 2014, 62 (4): 515–527.
- [5] SANTELLO M, FLANDER M, SOECHTING J F. Postural hand synergies for tool use [J]. Journal of Neuroscience, 1998, 18 (23): 10105–10115.
- [6] FICUCIELLO F, PALLI G, MELCHIORRI C, et al. Planning and control during reach to grasp using the three predominant UB hand IV postural synergies [C]//IEEE international conference on robotics and automation. Montrea, Canada: IEEE, 2012: 2255–2260.
- [7] GENG T, LEE M, HULSE M. Transferring human grasping synergies to a robot [J]. Mechatronics, 2011, 12 (1): 272–284.
- [8] 李顺冲. 基于手势协同分析的欠驱动假肢设计及其肌电控制方法 [D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
- [9] 孙 瑛, 苗 卫, 李公法, 等. 机器人多指抓取最优规划的研究现状和发展趋势 [J]. 长江大学学报: 自科版, 2016, 13 (1): 60–64.
- [10] 王从庆, 秦 宣. 面向任务和基于几何特征的机器人多指手抓取模式规划 [J]. 机械科学与技术, 2007, 26 (7): 889–892.
- [11] 张 蕾, 韦攀东, 李鹏飞, 等. 采用神经网络算法的多指机械手织物抓取规划 [J]. 纺织学报, 2017, 38 (1): 132–139.
- [12] LIU Yuan, JIANG Li, FAN Shaowei, et al. A novel actuation configuration of robotic hand and the mechanical implementation via postural synergies [C]//2017 IEEE international conference on robotics and automation. Singapore: IEEE, 2017: 2215–2222.
- [13] MOLINA – VILAPLANA J, LÓPEZ – CORONADO J. Neural