

基于自适应神经模糊网络的果蔬抓取力控制*

周俊 杨肖蓉 朱树平

(南京农业大学江苏省智能化农业装备重点实验室, 南京 210031)

摘要: 运用自适应神经模糊推理系统设计了农业机器人果蔬抓取力智能控制器。以当前抓取力和滑觉传感器信号的小波变换细节系数作为控制器的输入,末端执行器两指闭合距离作为控制器的输出。基于减法聚类建立模糊推理模型,通过调整聚类半径来优选模糊规则数。给出了训练样本数据集采集方法,并应用梯度下降与最小二乘拟合训练算法辨识了控制器的前件参数和结论参数。对所设计的控制器进行了实验验证,结果表明该控制器能够适应果蔬质量、表面摩擦特性等方面的差异。抓取力超调量得到了限制,最大值小于 0.8 N,可以避免给抓取对象造成机械损伤。

关键词: 农业机器人 抓取力控制 自适应神经模糊网络 减法聚类

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)07-0067-06

引言

果蔬自动采摘及后续加工等生产环节是机器人应用的新领域^[1-7],这其中往往需要对果蔬这类脆嫩易损伤对象进行接触抓取。但是,此时机器人不仅面对的是非结构化的农业环境,而且被抓物体的质量、硬度以及表面摩擦因数等信息都存在不确定性,因此,控制接触力,实现果蔬等农业生物体对象的无损抓取是需要认真面对的难题^[8-11]。实际上,在机器人技术的许多应用中,都要求其具有软抓取功能,即机器人末端夹持装置能够根据被抓物体的质量、表面纹理等因素,施加以适当的夹持力,使被抓物体在尽可能小的变形下,无损伤地将物体抓持住^[12]。

用于解决软抓取问题的控制策略国内外研究较多。最简单便是开关控制,即检测到滑动事件发生机器人末端执行器则执行闭合指令,也可用线性反馈控制来加以改善。Birglen等^[13]提出了当检测到滑移时,按经验增加电动机转矩 10% 的控制方法。Engeberg等^[14]先运用比例和 PD 控制器来调节切向力的大小,而后当检测到滑动时则增大控制器增益。这类线性反馈控制由于比例因子的确定过于武断,加上被控对象质量等未知特性参数的不确定性,其鲁棒性难以保证。

Koda等^[15]则不直接反馈滑动信息,而是在遥操作机器人手上安装力传感器和滑觉传感器。其

中,力传感器可以测量总的法向力和切向力。当物体在传感器表面开始出现局部滑动时,切向力和法向力的比值会增加,当大于静摩擦因数时,总体滑动就会发生。由此提出在局部滑移发生时,测量出切向力和法向力,然后把它们的比值作为目标来调节抓取力,使其始终小于摩擦因数,以便物体不会滑落。由于既需要同时测量法向力和切向力,还要检测滑觉,系统复杂,并且被抓物体摩擦因数等信息也存在不确定性。

模糊控制等智能控制方法,具有对复杂和非线性问题建模的能力,可以模拟人类决策处理时运用模糊概念、快速估算的并行决策处理能力。它使用探索式的模糊规则集来替代精确的模型,而不需要物体的质量和摩擦等信息,比较适合于不确定物体的操作。Glossas等^[16]提出一种基于减法聚类的模糊控制器,根据所得的聚类中心划分模糊规则用于控制机械手抓取未知和易碎物体。虽然模糊控制器有许多优点,但是模糊控制器并不是最优的解决办法,因为主观定义的成员函数将导致次优结果输出,这个问题可以用神经网络模型进行在线调整以部分克服^[17]。

为了实现对果蔬等农业生物体的无损抓取,前续研究中已经利用力敏电阻设计了一种滑觉检测传感器^[18],来感知抓取过程中的滑动事件产生。本文将在这个传感器检测出的滑动信息基础上,运用自适应神经模糊网络控制方法来调节抓取力,以适

收稿日期: 2013-07-25 修回日期: 2013-10-27

* 国家自然科学基金资助项目(31071325)和高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20130097110043)

作者简介: 周俊,教授,博士生导师,主要从事农业机器人、机器视觉与模式识别研究,E-mail: zhoujun@njau.edu.cn

应被抓取对象物理特性的不确定性,并给出实验检验结果。

1 自适应神经模糊网络

神经模糊网络综合了模糊逻辑系统对先验知识的概括提取能力和神经网络对未知特性的学习归纳能力,因此得到了广泛应用。自适应神经模糊网络(ANFIS)是一种基于Takagi-Sugeno模型的输出为输入变量的线性组合的特殊模糊推理模型,可以有效地解决非线性系统的建模与控制问题^[19]。它可以以任意精度逼近定义在紧集上的非线性函数,该模型相当于将输入空间分为若干个模糊子空间,首先在每个模糊子空间建立一个局部线性模型,然后使用隶属函数平滑地将各个局部模型连接起来,从而形成非线性函数的全局模糊模型。模糊规则如下

$$R^i: \text{IF } x_1 \text{ 是 } A_{i1}, x_2 \text{ 是 } A_{i2}, \dots, x_j \text{ 是 } A_{ij}, \dots \\ \text{THEN } y_i = k_{i0} + k_{i1}x_1 + \dots + k_{ij}x_j + \dots \\ (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

式中 i ——规则序号 x_j ——输入变量

A_{ij} ——输入模糊语言值

k_{ij} ——结论参数

y_i ——第 i 条规则的输出

将神经网络应用于模糊推理中,主要实现了规则集的生成以及隶属函数参数的调整,并使得模糊规则由人为定义转为由系统的学习产生。采用神经模糊网络建模时,一般要经过结构辨识和参数辨识两个阶段,结构辨识决定了输入空间的初始划分以及模糊规则的数目,对最终建模结果影响显著,目前多采用聚类法获取模糊规则以及确定模糊规则的数目。

2 网络结构和参数辨识

ANFIS 结构是一个多层前馈网络,各层之间的连接权值可以通过给定样本数据训练来进行自适应调节。在前向传递时,输入一组训练数据后,数据通过各节点函数计算网络每层各节点的输出,然后通过线性最小二乘估计对模糊规则后件的结论参数进行辨识,计算每组输入数据的输出误差;在反向传递时,将误差用最速梯度下降法从输出节点反向传递到输入节点,并对模糊规则的前件参数,即隶属度函数形状参数进行调整。如此反复循环,直到满足误差标准或达到迭代次数为止。

2.1 网络训练样本获取

根据文献[18]的研究结果可以知道,设计的力敏电阻型滑觉传感器输出信号经过离散小波变换后,其给出的细节系数能够表征滑觉信号。细节系

数幅值越大,表明此时被抓物体滑移程度越明显,需要增加抓取力来阻止物体的滑动,反之亦然。此外,文献[18]中也指出,小波变化细节系数的幅值还受到当前抓取力大小的影响,进而在滑动发生时改变抓取力过程中必须要考虑当前已经施加的抓取力大小。所以,这里把当前抓取力 F 和滑觉传感器输出信号的小波变换细节系数幅值 w 作为自适应神经模糊网络控制器的输入,以机器人两指末端执行器相对当前位置闭合的距离 Δd 作为控制输出量。实验装置与文献[18]相同,使用了德国 SCHUNK 公司的 EVG 55 HUB 100 型两指夹持器,以及自制的力敏电阻型滑觉传感器,如图 1 所示。

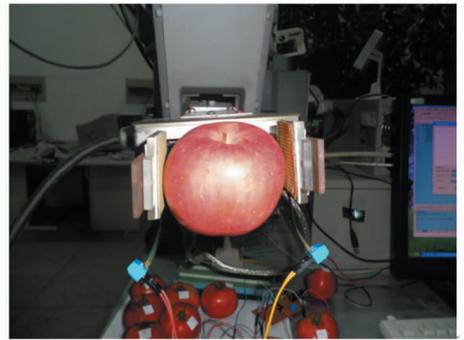


图 1 农业机器人末端执行器

Fig. 1 End effector of the agricultural robot

为了采集训练样本数据,任意挑选了 2 个品种各 7 个不同质量的苹果进行实验,苹果的质量随机分布在 130 ~ 220 g 之间。在每个苹果的表面选取 5 个不同的抓取位置进行实验。对于每个苹果,先以一个较大的力抓持住物体,然后逐渐松开机器人手爪,当滑觉传感器数据显示物体开始出现滑移时,则认为此时施加的抓取力即是所需的最小抓取力。实验中,取被抓苹果的 3 个不同位置点进行测量,然后取平均值。

在采集训练数据过程中,每次检测到被抓对象滑动时,首先控制机器人末端执行器闭合一个较小的 Δd ,如果抓取失败,则增加 Δd ,重新进行抓取,直至抓取成功。抓取成功的判别标准:一是观察被抓物体是否滑落;二是检测施加的抓取力是否小于该物体所需最小抓取力的 1.2 倍。如果同时满足这两个条件,则认为抓取成功,此时记录下 $(F, w, \Delta d)$ 数据对作为抓取力控制器的训练数据。这样,总共可以得到 70 组数据,其中选取每个苹果 3 个位置点的 42 组作为训练数据,其余 28 组作为测试数据。

2.2 基于减法聚类的网络辨识

采用减法聚类建模,无需提前规定聚类数,仅根据样本数据即可快速决定聚类中心。因此选择采用减法聚类进行神经模糊网络的结构辨识。减法聚类

基本思想是计算每个样本点的密度指标,选取密度指标最大的样本点作为聚类中心。其计算量与样本点数目成简单的线性关系,与所考虑问题的维数无关。

设训练时采用的样本为多维空间中的 n 个数据点 (X_1, X_2, \dots, X_n) , 它们已被归一化到一个超立方体中。由于每个数据点都是聚类中心的候选者,因此数据点 X_i 的密度指标 D_i 可以定义为

$$D_i = \sum_{j=1}^n \exp\left(-\frac{\|X_i - X_j\|}{(r_a/2)^2}\right) \quad (2)$$

式中,半径 r_a 为一正数,定义了点的邻域。显然,如果 X_i 有多个相邻的数据点,则其就具有较高的密度指标值, r_a 以外的点对其密度指标影响较小。

减法聚类方法的数据聚类过程进行时,首先用式(2)计算每个样本点的密度指标,选择具有最高密度指标的数据点 X_{c1} 作为第 1 个聚类中心, D_{c1} 为其密度指标。然后,修正其他样本点的密度指标,以抑制在先前聚类中心附近出现新的聚类中心,修正公式为

$$D_i = D_i - D_{c1} \exp\left(-\frac{\|X_i - X_{c1}\|^2}{(0.5r_b)^2}\right) \quad (3)$$

式中 r_b 是一个正数,这里取 $r_b = 1.2r_a$ 。再次选出密度指标最高的数据点 X_{c2} 作为新的聚类中心,这一过程一直持续到剩余的数据点的密度指标小于阈值。

现有 42 组训练样本数据 $(F_i, w_i, \Delta d_i), i = 1, 2, \dots, 42$, 要建立两输入单输出的神经模糊网络控制器。这些数据经过归一化并加以减法聚类后,聚类中心和聚类中心数即模糊规则数目也就被确定。假定产生了 c 组聚类中心,其中第 p 组聚类中心为: $C_p = (F_p, w_p, \Delta d_p), p = 1, 2, \dots, c$ 。则由 c 组聚类中心形成 c 条模糊规则,第 p 条规则可描述如下

$$R^p: \text{IF } \mathbf{X} \text{ is } A_p \text{ THEN } y \text{ is } f_p$$

其中, $\mathbf{X} = (F, w)$ 是二维输入变量, y 是对应的单输出变量。 $A_p = (F_p, w_p)$ 是二维模糊集。

$$f_p = k_{p1}F + k_{p2}w + \Delta d_p \quad (4)$$

是模糊规则后件函数。则最终的模糊模型输出为

$$\Delta d = \frac{\sum_{p=1}^c \mu_p f_p}{\sum_{p=1}^c \mu_p} \quad (5)$$

其中, μ_p 是第 p 规则被激励的强度,可根据模糊算子(一般为乘法算子或取小算子)计算出。

从减法聚类产生模糊规则的方法看出,影响规则数的最主要参数是聚类半径,通过调整聚类半径可调整模糊规则数,进而改变模糊模型规模。这里首先在 $[0, 1]$ 之间设置一较大的聚类半径,通过上

述聚类方法产生 T-S 神经模糊网络模型。然后以一定的步长依次减小聚类半径,利用梯度下降和最小二乘混合训练算法形成新的模型。最后,比较各模型的测试均方误差,把误差最小的模型作为优选的控制器模型。

试验发现,对于这批样本数据,所取半径大于 0.575 时,无法形成 1 个以上的聚类中心;当小于 0.275 时,规则数急剧增加,模型测试误差也呈急剧增大的趋势。因此,在区间 $[0.275, 0.575]$ 之间,以步长 0.025 递减,其对应自适应神经模糊网络模型的规则数、训练与测试均方误差如表 1 所示。从表 1 可以看出 $r = 0.3$ 时模型的测试误差最小,因而确定最终的优化模型具有 2 输入 1 输出,4 条规则。

表 1 调整聚类半径对 ANFIS 模型的影响

Tab.1 Effects of tuning the clustering radius on ANFIS

| 半径 | 规则数 | 训练均方误差 | 测试均方误差 |
|-------|-----|--------|--------|
| 0.575 | 2 | 0.3166 | 0.3486 |
| 0.550 | 2 | 0.3163 | 0.3487 |
| 0.525 | 2 | 0.3159 | 0.3490 |
| 0.500 | 3 | 0.2952 | 0.4099 |
| 0.475 | 3 | 0.2957 | 0.4104 |
| 0.450 | 3 | 0.2962 | 0.4110 |
| 0.425 | 3 | 0.2961 | 0.4120 |
| 0.400 | 3 | 0.2961 | 0.4135 |
| 0.375 | 4 | 0.3011 | 0.3580 |
| 0.350 | 5 | 0.2691 | 0.8568 |
| 0.325 | 5 | 0.2484 | 0.9869 |
| 0.300 | 4 | 0.2963 | 0.3475 |
| 0.275 | 5 | 0.2957 | 0.5641 |

2.3 网络辨识结果

经过控制器模型结构优化后,对应的减法聚类的 4 个聚类中心分别为 $(2.275, 0.2607, 0.4)$ 、 $(2.705, 0.3885, 0.5)$ 、 $(0.894, 0.3419, 0.55)$ 、 $(2.151, 0.278, 0.9)$ 。每个聚类中心对应一条模糊规则,模糊规则的前件输入变量的隶属度函数都为高斯型函数。4 条规则如下所示,其中 $g(x; \sigma, c)$ 为高斯型隶属函数。

规则 1: If F is $F_1 = g(F; 0.308, 2.275)$ and w is $w_1 = g(w; 0.1687, 0.2599)$

$$\text{Then } \Delta d_1 = 1.218F + 17.32w + 1.078$$

规则 2: If F is $F_2 = g(F; 0.3097, 2.705)$ and w is $w_2 = g(w; 0.1733, 0.3882)$

$$\text{Then } \Delta d_2 = 1.932F + 1.705w - 6.457$$

规则 3: If F is $F_3 = g(F; 0.3097, 0.8942)$ and w is $w_3 = g(w; 0.1814, 0.3441)$

$$\text{Then } \Delta d_3 = -0.1319F + 0.2646w + 0.745$$

规则 4: If F is $F_4 = g(F; 0.3118, 2.151)$ and

w is $w_4 = g(w; 0.1604, 0.2769)$

Then $\Delta d_4 = -7.352F - 11.75w + 12.42$

选择乘法模糊算子,则当有一输入(F, w),ANFIS控制器的最终输出为

$$\Delta d = \frac{\sum_{m=1}^4 |F_m w_m| \Delta d_m}{\sum_{m=1}^4 |F_m w_m|} \quad (6)$$

这样,对应4条规则的自适应神经模糊控制器结构如图2所示。

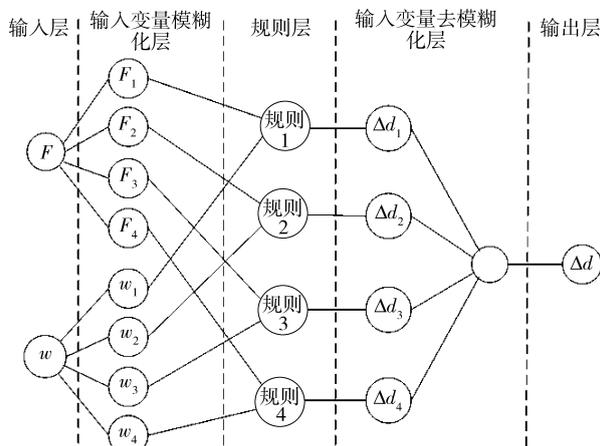


图2 基于减法聚类的 ANFIS 结构

Fig.2 ANFIS structure based on subtractive clustering

3 ANFIS 控制器的抓取力控制实验结果

为了验证前文算法的实际效果,随机选取了这2个品种另外各5个不同质量的苹果进行了抓取实验。实验结果如表2所示,表中A、B分别代表两类苹果,最大力超调为实际最大抓取力与理想最小抓取力之差。从表2可以发现,对于质量相近的2个苹果,A类苹果所需的最小抓取力要比B类大,这是因为B类苹果的表面摩擦因数比A类的大而造成

表2 ANFIS 控制器的抓取力控制结果

Tab.2 Experimental results of controlling gripping force with ANFIS

| 苹果序号 | 质量/g | 实验中滑落次数 | 实际最大抓取力/N | 理想最小抓取力/N | 最大力超调/N |
|------|------|---------|-----------|-----------|---------|
| A1 | 210 | 1 | 3.8 | 3.2 | 0.6 |
| A2 | 175 | 0 | 3.0 | 2.9 | 0.1 |
| A3 | 169 | 0 | 3.2 | 2.8 | 0.4 |
| A4 | 155 | 0 | 2.9 | 2.6 | 0.3 |
| A5 | 146 | 2 | 3.1 | 2.5 | 0.6 |
| B1 | 213 | 0 | 3.5 | 3.0 | 0.5 |
| B2 | 173 | 0 | 2.8 | 2.6 | 0.2 |
| B3 | 166 | 0 | 2.7 | 2.5 | 0.2 |
| B4 | 157 | 1 | 3.1 | 2.3 | 0.8 |
| B5 | 149 | 0 | 2.5 | 2.1 | 0.4 |

的,也是A类苹果容易滑落的一个原因(实验过程中出现的滑落次数)。此外,苹果滑落还与苹果的形状不特征以及抓取接触面过小等因素有关。但是,无论哪种苹果,抓取力的最大超调量都比较小,不会对苹果造成机械损伤。

图3给出抓取苹果B3时的实际数据曲线图,其它抓取过程类似,这里不一一给出。从图中可以看出,在2.0s时,末端执行器手指与苹果接触,抓取力随后逐渐增大,在2.9s移开外界支撑,由于此时的抓取力还小于苹果的最小抓取力2.5N,苹果与末端执行器之间出现了初始滑动。这时滑动传感器输出信号的小波变换细节系数幅值超出了阈值0.13,说明滑动事件已经发生^[18],所以ANFIS控制器控制手爪闭合,增加抓取力,此时最大峰值抓取力达到2.7N,随后抓取力由于塑性形变稍微下降,并维持在2.5N。在滑动发生那一刻,即2.9s,由采样数据可知此时的(F, w)为(2.151, 0.278),根据式(6)推导可得末端执行器手指此时应闭合 $\Delta d = 0.4$ mm。

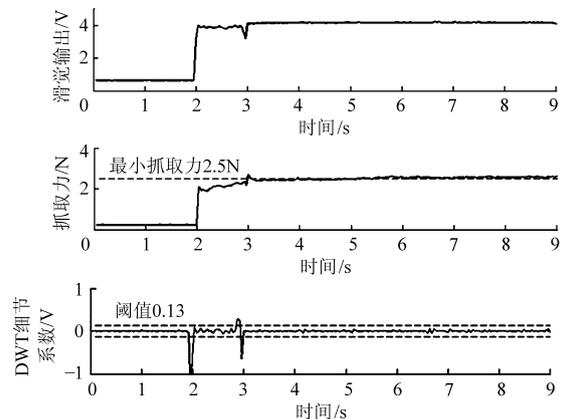


图3 苹果B3的抓取力调节结果

Fig.3 Adjustment of grasping force for apple B3 with ANFIS

由实验结果可知,经过训练后的ANFIS控制器能较好地适应对未知物理参数的苹果进行稳定抓取,抓取力超调量小。但是,仍有可能出现抓取失败的情况,其原因并不仅仅是ANFIS控制器调节能力不够,也与机器人末端执行器手指与苹果的接触有关,需要今后继续加以完善。

4 结论

(1)以当前抓取力和滑动信号小波变换的细节系数作为控制器的输入,末端执行器闭合的距离作为控制器的输出,采用混合学习算法结合减法聚类方法进行训练,确定了适用于农业机器人果蔬抓取力调节的神经模糊网络控制器的结构和参数。

(2)抓取实验表明,设计的抓取力控制器能够适应果蔬对象在质量、表面粗糙度等物理性质方面

存在的差异。抓取力超调量得到了有效的限制,最大值小于 0.8 N,可以基本满足稳定无损抓取要求。但是,由于抓取过程还受末端执行器手指与被抓物

体的接触面积等因素的影响,抓取滑落现象偶尔还会发生,需要今后继续加以完善。

参 考 文 献

- 1 方建军. 移动式采摘机器人研究现状与进展[J]. 农业工程学报,2004,20(2):273-278.
Fang Jianjun. Present situation and development of mobile harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2004, 20(2): 273-278. (in Chinese)
- 2 杨庆华,王燕,高峰,等. 基于摆线运动的黄瓜采摘机器人终端滑模轨迹跟踪控制[J]. 农业工程学报,2009,25(5):94-99.
Yang Qinghua, Wang Yan, Gao Feng, et al. Trajectory tracking with terminal sliding mode control of cucumber picking robot manipulator based on cycloidal motion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(5): 94-99. (in Chinese)
- 3 Guo F, Cao Q, Cui Y, et al. Fruit location and stem detection method for strawberry harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(10): 89-94.
- 4 梁喜凤,苗香雯,崔绍荣,等. 番茄收获机械手运动学优化与仿真试验[J]. 农业机械学报,2005,36(7):96-100.
Liang Xifeng, Miao Xiangwen, Cui Shaorong, et al. Experiments of optimization and simulation on kinematics of a tomato harvesting manipulator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2005, 36(7): 96-100. (in Chinese)
- 5 宋健,张铁中,徐丽明,等. 果蔬采摘机器人研究进展与展望[J]. 农业机械学报,2006,37(5):158-162.
Song Jian, Zhang Tiezhong, Xu Liming, et al. Research actuality and prospect of picking robot for fruits and vegetables[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(5): 158-162. (in Chinese)
- 6 纪超,冯青春,袁挺,等. 温室黄瓜采摘机器人系统研制及性能分析[J]. 机器人,2011,33(6):726-730.
Ji Chao, Feng Qingchun, Yuan Ting, et al. Development and performance analysis on cucumber harvesting robot system in greenhouse[J]. Robot, 2011,33(6):726-730. (in Chinese)
- 7 吕继东,赵德安,姬伟. 苹果采摘机器人目标果实快速跟踪识别方法[J]. 农业机械学报,2014,45(1):65-72.
Lü Jidong, Zhao Dean, Ji Wei. Fast tracing recognition method of target fruit for apple harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(1):65-72. (in Chinese)
- 8 姬伟,罗大伟,李俊乐,等. 果蔬采摘机器人末端执行器的柔顺抓取力控制[J]. 农业工程学报,2014,30(9):19-26.
Ji Wei, Luo Dawei, Li Junle, et al. Compliance grasp force control for end-effector of fruit-vegetable picking robot[J]. Transactions of the CSAE, 2014,30(9):19-26. (in Chinese)
- 9 崔鹏,陈志,张小超. 苹果采摘机器人仿生机械手静力学分析与仿真[J]. 农业机械学报,2011,42(2):149-153.
Cui Peng, Chen Zhi, Zhang Xiaochao. Statics analysis of apple-picking robot humanoid manipulator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(2): 149-153. (in Chinese)
- 10 李秦川,胡挺,武传宇,等. 果蔬采摘机器人末端执行器研究综述[J]. 农业机械学报,2008,39(3):175-179.
Li Qinchuan, Hu Ting, Wu Chuanyu, et al. Review of end effectors in fruit and vegetable harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(3): 175-179. (in Chinese)
- 11 杨庆华,金寅德,钱少明. 基于气动柔性驱动器的苹果采摘末端执行器研究[J]. 农业机械学报,2010,41(9):154-158.
Yang Qinghua, Jin Yinda, Qian Shaoming, et al. Research on end effector of apple picking based on new flexible pneumatic actuator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(9): 154-158. (in Chinese)
- 12 Bicchi A, Kumar V. Robotic grasping and contact: a review[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2000: 348-353.
- 13 Birglen L, Gosselin C M. Fuzzy enhanced control of an underactuated finger using tactile and position sensors[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2005: 2320-2325.
- 14 Engeberg E D, Meek S G. Adaptive object slip prevention for prosthetic hands through proportional-derivative shear force feedback[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008: 1-6.
- 15 Koda Y, Maeno T. Grasping force control in master-slave system with partial slip sensor[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2006: 4641-4646.
- 16 Glossas N I, Aspragathos N A. A cluster based fuzzy controller for grasp and lift fragile objects[C]. 18th Mediterranean Conference on Control & Automation, 2010: 1139-1144.
- 17 Toole M O, Bouazza-Marouf K, Kerr D, et al. Robust contact force controller for slip prevention in a robotic gripper[J]. Journal of Systems and Control Engineering, 2010, 224(3): 275-288.
- 18 周俊,朱树平. 农业机器人果蔬抓取中滑觉检测研究[J]. 农业机械学报,2013,44(2):171-176.
Zhou Jun, Zhu Shuping. Slippage detection in gripping fruits and vegetables for agricultural robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(2): 171-176. (in Chinese)
- 19 吴兴华,周晖. 基于减法聚类及自适应模糊神经网络的短期电价预测[J]. 电网技术,2007,31(19):69-73.
Wu Xinghua, Zhou Hui. Short-term electricity price forecasting based on subtractive clustering and adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. Power System Technology, 2007, 31(19): 69-73. (in Chinese)

Gripping Force Control Using Adaptive Neuro-fuzzy Inference Systems

Zhou Jun Yang Xiaorong Zhu Shuping

(*Jiangsu Key Laboratory for Intelligent Agricultural Equipment, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China*)

Abstract: An intelligent controller using adaptive neuro-fuzzy inference system was developed to control the force of gripping fruits and vegetables of an agricultural robot. The inputs of the controller are the current gripping force and the detail coefficients of discrete wavelet transform of the signal from slipping sensor fixed on the robotic end effector. The output of the controller is the displacement of fingers of the end effector. Firstly, a subtractive clustering was applied to generate a fuzzy model, and the radius of the clustering was adjusted to optimize the fuzzy rules. Then methods of sampling training data were introduced, and a hybrid training algorithm consisting of the gradient descent and least square algorithms was implemented to tune antecedent parameters and consequent part of the model. Finally, the experiments of controlling the gripping force were carried out. It shows that the controller is able to adapt itself to differences of the fruits and vegetables in mass and surface friction characteristics. Moreover the controlling overshoot of gripping force is restrained successfully and less than 0.8N, which prevented the grasping of fruits and vegetables from mechanical destruction.

Key words: Agricultural robot Control of gripping force ANFIS Subtractive clustering

(上接第 53 页)

Design and Coordinated Motion Simulation of Transplanting Robot for Column Cultivation

Liu Jizhan¹ Liu Wei¹ Mao Hanping¹ Xi Ning² Li Pingping³

(1. *Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Ministry of Education, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China*

2. *Department of Electrical and Computer Engineering, Michigan State University, East Lansing 48824, USA*

3. *College of Forest Resources and Environment, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China*)

Abstract: A transplanting robot aiming at the new spiral culture column was developed. The electromagnet type and structure parameters of the double-needle electromagnet-driven end-effector were decided with geometrical and force-balance analyses. The coordinated motion simulations of plug tray seedling transplanting robot for column cultivation were carried out on a virtual prototype to find out the optimal structure parameters of the manipulator, the optimal layout of the system and the time sequence of coordinated motions of different components. And the flow diagram of coordinated motion was constructed. Tests of the real prototype indicate that the horizontal and vertical positioning errors of the manipulator are 2.24 and 0.63 mm, respectively, and the success rate of transplanting achieves 94.7%. The working efficiency of transplanting to columns no higher than 1.2 m achieves 750 hills per hour, and the seedling picking-up time is only 0.2 s, which can meet the practical requirements of automatic transplanting of column cultivation.

Key words: Column cultivation Transplant robot Coordinated motion Simulation