doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.22.020

面向柔软易损食品抓取的大尺寸视触觉夹爪设计与试验

宋海云[1,2]　郑永军[3]　吕黄珍[1,4]　郭春春[1]　杜　骏[1,2]　杜志龙[2,4]

(1. 中国农业机械化科学研究院集团有限公司, 北京 100083; 2. 农业农村部农产品加工装备重点实验室, 北京 100083;
3. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 4. 中国包装和食品机械有限公司, 北京 100083)

摘要: 柔软、湿滑和易损食品稳定地无损抓取,是中央厨房自动化装填设备面临的关键难题,针对狮子头等典型食品在夹取过程易滑移、易损及接触力难以实时感知等问题,本文设计了一种大尺寸视触觉柔性夹爪。夹爪采用双指包络式结构和四杆平行驱动机构,以厚度为 0.03 mm 透明 PC 薄膜作为柔性接触界面,并通过内置摄像头获取标记点位移和接触区域图像信息,实现对柔软易损食品包络夹取。在感知方法上,构建了基于标记点位移场、散度和旋度特征的物理信息神经网络夹取力估计模型,并结合接触区域分割与光流分析实现微滑移检测。在标定试验平台上同步采集视觉图像与外部力信号,建立“视觉位移-接触力”数据集,并开展力估计模型训练与验证。结果表明,PINN 模型在法向力估计中 RMSE、MAE 和平均相对误差分别为 0.095、0.091 N 和 5.40%,均优于非 PINN 模型。以狮子头、面包、草莓、香蕉块和豆腐块为对象开展夹取试验,结果表明夹爪能在外力扰动条件下保持包络接触,并通过滑移强度变化反映不同食品界面稳定性,多数样品未出现明显破损;所设计的大尺寸视触觉夹爪能兼顾食品抓取的接触顺应性、力感知能力和滑移检测能力。研究结果可为柔软易损食品的自动化装填提供感知与执行一体化方案。

关键词: 柔软易损食品; 包络夹取; 大尺寸视触觉夹爪; 物理信息神经网络; 夹取力估计; 微滑移检测

中图分类号: TS201.7　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)22-0236-11　　**OSID**:

Design and Experiment of Large-scale Visuotactile Gripper for Soft and Fragile Food Grasping

Song Haiyun[1,2]　Zheng Yongjun[3]　Lü Huangzhen[1,4]　Guo Chunchun[1]　Du Jun[1,2]　Du Zhilong[2,4]

(1. *Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co., Ltd., Beijing* 100083, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Products Processing Equipment, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing* 100083, *China*
3. *College of Engineering, China Agricultural University, Beijing* 100083, *China*
4. *China National Packaging and Food Machinery Corporation, Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Stable and non-destructive grasping of soft, slippery, and fragile foods remains a key challenge for automated filling equipment in central kitchens. To address slippage, damage, and the difficulty of real-time force perception during the grasping of typical foods such as lion's head meatballs, a large-scale visuotactile flexible gripper was developed. The gripper featured a two-finger enveloping structure and a four-bar parallel driving mechanism, using a 0.03 mm transparent polycarbonate (PC) film as the flexible contact interface, realizing the enveloping and clamping of soft and fragile food. An embedded camera captured marker displacement and contact-region images. A physics-informed neural network (PINN)-based force estimation model was constructed by using marker displacement, divergence, and curl features, while incipient slip detection was achieved through contact-region segmentation and optical flow analysis. A calibration platform was established to synchronously collect visuotactile images and external force signals, forming a visual displacement - contact force dataset for model training and validation. For normal force estimation, the PINN model achieved an RMSE of 0.095 N, an MAE of 0.091 N, and a mean relative error of 5.40%, outperforming the non-PINN model. Grasping experiments on lion's head meatballs, bread, strawberries, banana pieces, and tofu cubes showed that

收稿日期: 2026-05-09　修回日期: 2026-05-26

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD2100305)

作者简介: 宋海云(1993—),男,博士生,主要从事农产品加工智能装备开发研究,E-mail: song_haiyun@foxmail.com

通信作者: 杜志龙(1979—),男,研究员,博士生导师,主要从事农产品加工及食品加工工程研究,E-mail: 13810043018@163.com

the gripper maintained enveloping contact under external disturbance, and that slip intensity variations reflected the interfacial stability of different foods. Most samples exhibited no obvious damage. The results demonstrated that the proposed gripper can simultaneously provide contact compliance, force perception, and slip detection, offering an integrated sensing-and-actuation solution for the automated handling of soft and fragile foods.

Key words: soft and fragile food; enveloping grasping; large-scale visuotactile gripper; physics-informed neural network; grasping force estimation; incipient slip detection

0　引言

中央厨房作为农产品工业化价值链的核心应用端,通过工业化手段提升了农产品附加值并有效降低了流通过程的损耗[1-2]。然而,狮子头等典型预制菜肴具有几何形状不规则、表面湿滑及组织结构脆弱等复杂物理特性,导致传统末端执行器在装填作业中极易造成物料损伤或抓取失效[3]。近年来,软体机器人技术为食品无损抓取提供了新途径[4-10],集成视触觉感知(Visuo-tactile sensing)的柔性夹爪,因兼具物理顺应性与精细感知能力,成为解决复杂生物物料自动化装填的研究热点[11-12]。

目前,高分辨率视触觉传感器(如 GelSight、DIGIT 等)主要通过微小型硅胶结构获取接触界面的细节纹理、法向力及剪切力特征[13-19]。Yuan 等[20]研究表明利用标记点位移重构算法可有效推断接触力并检测滑移状态。然而,此类传感器受限于成像光路与几何尺寸(多为毫米级),在大尺寸、大表面区域的夹持任务中难以直接扩展。若采用传感器阵列拼接,不仅会显著增加系统复杂性与硬件成本,且难以消除缝隙盲区。针对大面积触觉传感,虽有学者尝试利用压阻阵列或弹性触点实现[21],但在动态响应与空间分辨率上仍弱于光学视触觉方法。最近,有研究者将视触觉思想扩展,提出了一种带可调气压的视觉-气动触觉传感器 PnuTac[22],通过内部摄像头观察橡胶膜上标记点实现滑动检测与物体分类。在食品领域,有研究者提出一种用于桃子的非破坏性 visuo-tactile 传感结构,通过标记点变形获取接触力信息[23]。但针对大尺寸食品夹取的大尺寸传感装置研究仍处于起步阶段[24]。

针对狮子头装填过程大尺寸、易碎抓取需求,本文提出一种“感适一体、包络夹取”的视触觉柔性夹爪设计方法。通过开展狮子头生物力学特性测试,确定损伤临界夹取力,为夹爪结构设计提供力学约束。夹爪末端采用大尺寸透明柔性薄膜作为接触界面,通过嵌入标记点阵列并结合内置摄像头[25],实时捕捉薄膜变形过程点位移规律与界面视觉特征,构建图像特征量与多维接触力间的映射模型。配合包络式结构设计,利用薄膜物理柔韧性实现对食品分布式贴合,以期在确保抓取稳定性的同时,抑制局部应力集中实现无损装填,为中央厨房柔性自动化设备研制提供理论依据。

1　大尺寸视触觉夹爪设计

1.1　夹取对象特性

以狮子头类球形菜肴为抓取对象,平均半径约为 25 mm,具有含水率高、质地柔软、易形变和表面湿滑等特点。对于此类目标,抓取过程既需要足够的夹取力以防止滑脱,又需避免局部挤压造成表面破损或内部组织塌陷,因此夹爪设计需同时兼顾抓取稳定性与无损性。

为定量表征狮子头弹性特性,采用质构仪进行匀速穿刺压缩试验,试验过程与结果如图 1 所示。试验中使用直径为 5 mm 刚性圆柱平头探头,沿垂直方向以恒定速度挤压入样品表面,记录探头作用力与位移的变化。在弹性小变形范围内,可将该过程近似为刚性圆柱平头挤压弹性半空间模型,作用力 F 与位移 δ 近似满足线性关系,即

$$F=\frac{2rE}{1-\nu^2}\delta \tag{1}$$

式中　r——探头半径,mm

ν——泊松比

E——弹性模量,Pa

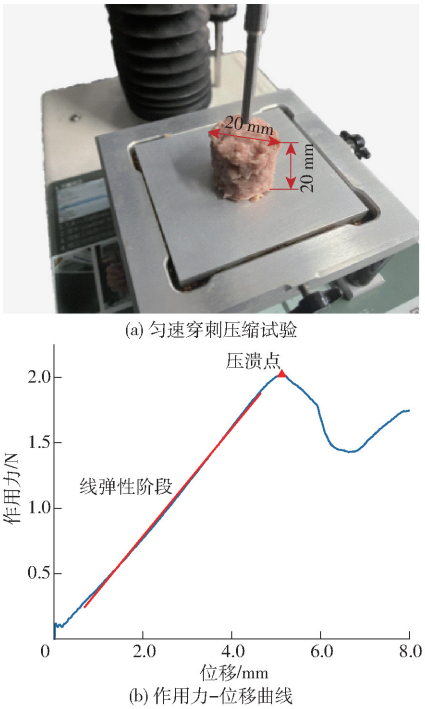
由此可得弹性阶段刚度 $k=\frac{\mathrm{d}F}{\mathrm{d}\delta}$,则样品弹性模量计算式为

$$E=\frac{(1-\nu^2)k}{2r} \tag{2}$$

参照高含水率蛋白凝胶材料泊松比分布,取 ν 为近似常数进行计算。试验结果表明,狮子头在挤压初期具有较明显的线性弹性响应,20 组样品计算得到平均杨氏模量较低,E 为 $(6.6\pm0.3)\times10^4$ Pa,表明狮子头属于典型低模量软质食品,在直径 5 mm 探头条件下测得最低压溃力为 1.12 N,表明其抗局部挤压能力有限。

从抓取机理看,此类食品在抓取过程存在“防滑移”与“防损伤”的双重约束。一方面,为保证目标在搬运过程不发生脱落,需要足够的法向夹取力

F_n提供接触面摩擦力;另一方面,法向夹取力过大又会导致局部压溃。因此,夹爪应通过扩大接触面积、改善表面顺应性和实时感知接触状态兼顾“稳定抓取”和“无损抓取”2 方面要求。



(a) 匀速穿刺压缩试验

(b) 作用力-位移曲线

图 1 狮子头匀速穿刺压缩试验力-位移曲线

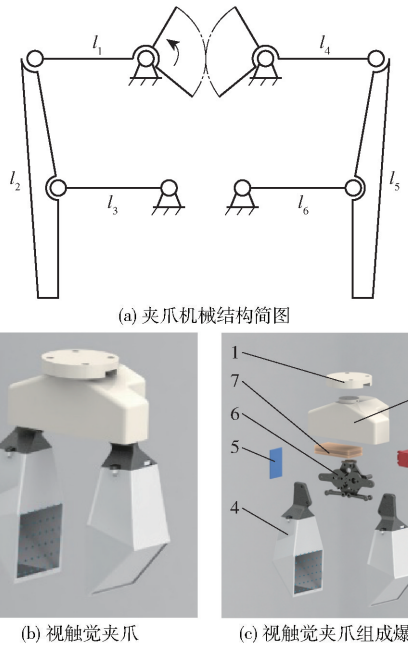
Fig. 1 Force - displacement curves of constant - speed puncture compression test for meatball

基于上述分析,夹爪设计需求归纳为 3 个方面:①柔性包络接触。夹爪末端应采用较大接触面积的柔性接触结构,使夹取力在目标表面形成分布式作用,降低局部压强峰值。②稳定对称驱动。驱动机构应实现双侧对称、轨迹可控的闭合运动,以减小目标偏移、滚动及局部受压集中。③接触状态感知。夹爪应具备接触变形感知和接触面相对运动感知能力,以实时获取夹取力变化趋势和滑移先兆信息。

1.2 柔性夹爪总体设计

针对平均半径约 25 mm 狮子头球体,设计一种双指包络式视触觉夹爪。在传动方面,夹爪采用四杆平行驱动结构,能够保证两指运动轨迹平行,从而减小因闭合角度偏差引起的目标滑动和局部挤压变形。在感知方面,系统集成视触觉感知模块,配置视场角为 70°摄像头,以兼顾较大有效观测范围和较低图像畸变,在夹爪体积受限条件下仍可实现较大区域的标记点识别与滑动感知。夹爪总体方案如图 2 所示,双指结构 + 四杆平行机构 + 镜面反射指端 + 柔性薄膜包络夹取,兼顾夹持稳定性、柔性保护与视触觉感知需求。

视触觉夹爪系统主要由视触觉手指、传动模块、驱动舵机、舵机主控板、驱动电池、外壳及转接基座等部分组成。夹爪通过转接基座固定于机械臂末端,实现模块化安装与更换。外壳设计遵循可拆卸与易清洁原则,满足食品加工环境下维护与卫生要求。在夹取过程中,视触觉手指可实时感知食品受力分布与滑动状态,主控模块依据反馈信息动态调整夹取策略,从而实现对柔性食品的稳定、无损抓取。



(a) 夹爪机械结构简图

(b) 视触觉夹爪

(c) 视触觉夹爪组成爆炸图

图 2 视触觉夹爪总体方案

Fig. 2 Overall design scheme of the vision-tactile gripper

1. 转接基座 2. 夹爪外壳 3. 驱动舵机 4. 视触觉手指 5. 舵机主控板 6. 传动模块 7. 驱动电池

1.3 视触觉手指设计

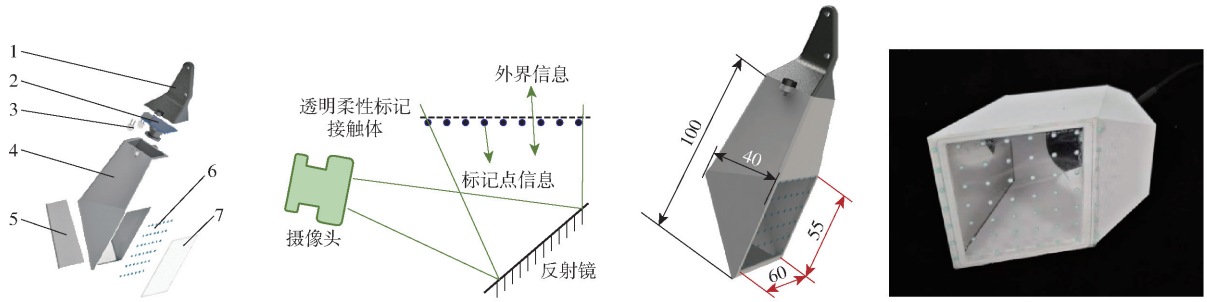
视触觉手指是夹爪实现柔性接触与接触状态感知的核心单元,需同时满足食品包络夹持、内部光学成像和接触信息提取等要求。结合夹取食品尺寸、柔软性和湿滑性特点,从结构构型和接触体材料 2 个方面对视触觉手指进行一体化设计。

1.3.1 视触觉手指结构

视触觉手指结构如图 3a 所示,主要由透明柔性接触体、反射镜、摄像头模组、补光灯珠、手指底座及外壳组成。视触觉手指工作原理如图 3b 所示,透明柔性接触体直接与食品表面接触,在夹取中提供柔顺包络能力;反射镜用于折转光路,使摄像头在有限结构空间内获得更大的有效视场;补光灯珠用于改善内部成像亮度和均匀性,保证接触图像具有较好的可观测性。视触觉手指外形及结构如图 3c、3d 所示,能够同时实现“柔性接触-光学成像-视觉感知”功能。

1.3.2 接触体材料

接触体材料直接影响视触觉手指的力传感性



(a) 视触觉手指爆炸图　(b) 视触觉手指工作原理　(c) 手指外形尺寸　(d) 手指实物

图 3　视触觉手指结构

Fig. 3　Structure of vision-tactile finger

1. 手指底座　2. 摄像头模组　3. 补光灯珠　4. 手指外壳　5. 反射镜　6. 标记点　7. 柔性接触体

能、滑移检测灵敏度及结构可靠性。为兼顾柔顺接触与内部视觉成像质量，从力学特性、光学特性、玻璃化转变温度、耐久性和灵敏度 5 个方面对候选材料进行比较。考虑硅胶类材料虽具有较大变形能力，但存在明显粘弹性、应力松弛和光学散射问题，不利于大尺寸视触觉传感器兼顾高成像清晰度与结构稳定性，因此主要在塑料类材料中筛选候选方案，包括 PC、ABS、PP、PE 和 PET。考虑 2 个竖直放置且四周固定的柔性薄膜平面夹持 1 个球体，如图 4 所示。

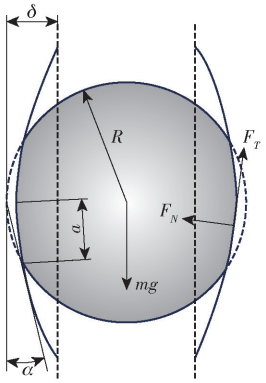


图 4　接触变形模型示意图

Fig. 4　Schematic of contact deformation model

球体在重力作用下受到来自两侧薄膜的支撑力与摩擦力，从而实现稳定夹持。设球体质量为 m，半径为 R，薄膜厚度为 t，薄膜与球体之间的静摩擦因数为 μ。当薄膜受球体挤压后发生弹性变形时，与球体之间产生法向支撑力 F_N 及切向摩擦力 $F_T=\mu F_N$。系统达到静平衡时，球体所受竖直分力与重力平衡，为

$$2F_N\sin\alpha+2\mu F_N\cos\alpha=mg \tag{3}$$

式中　α——接触区域与竖直方向夹角

球体与薄膜间的局部接触可采用 Hertz 接触理论建模。薄膜可视为弹性半空间，接触半径可表示为 $a=\sqrt{R\delta}$，几何关系为

$$\sin\alpha=\frac{a}{R}=\sqrt{\frac{\delta}{R}} \tag{4}$$

薄膜的边界约束与有限厚度使得接触刚度显著增大，法向力与挤压量关系可修正为

$$F_N=K(E,t,R)\delta^{n(E,t)} \tag{5}$$

式中　$K(E,t,R)$——随厚度变化的等效接触刚度系数

$n(E,t)$——指数，通常略小于 1.5，取值可依据“弹性层接触模型”或“薄板弯曲模型”确定

当薄膜极薄（$t\ll a$）且边界固定时，弯曲刚度 D 为

$$D=\frac{Et^3}{12(1-\nu^2)} \tag{6}$$

弯曲刚度 D 主导局部变形，法向力近似满足线性关系 $F_N\propto D\delta/R^2$。因此，在一般情况下，可将法向力表达式统一为

$$F_N=\kappa(E,t)\delta^p \tag{7}$$

式中　κ——刚度参数

p——幂指数

$\kappa(E,t)$ 和 p 由接触模式决定，当 $t\ll a$：$\kappa(E,t)\approx D/R^2$，$p\in[0.9,1]$。将式(4)、(7)代入式(3)，可得隐式平衡关系为

$$2F_N\left[\mu+\sqrt{\left(\frac{F_N}{\kappa(E,t)}\right)^{\frac{1}{p}}\frac{1}{R}}\right]=mg \tag{8}$$

代入参数（$m=0.08$ kg，$R=0.025$ m，$t=0.000\,03$ m，$\mu=0.25$，$\nu=0.46$），利用式(8)对不同弹性模量 E 求解平衡法向力（即夹取力）F_N。在夹取力为 0.6～0.8 N 时，计算结果如图 5 所示。材料弹性模量应在 1 380～2 430 MPa 之间。

图 6 为材料关键指标评分雷达图，最终视触觉传感器采用厚度为 0.03 mm PC 薄膜作为接触面，并通过黏结层与基底贴合。PC 薄膜在除灵敏度外 4 项指标均得分较高，尤其在力学稳定性、光学清晰度及耐久性方面具有显著优势。综合来看，PC 材料在整体性能上表现最为均衡，既能保证良好的成像质量和力学支撑，又具备足够的加工稳定性。

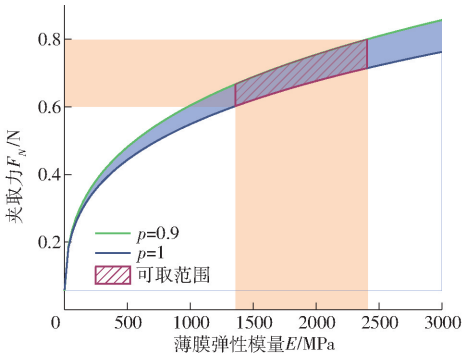
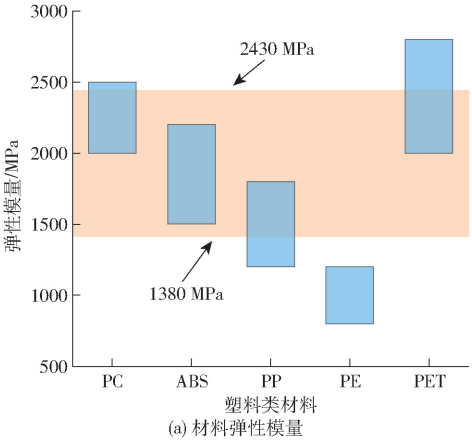
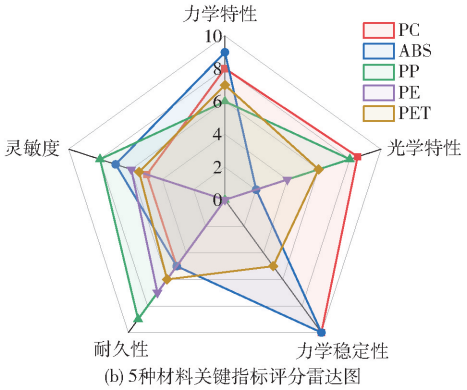


图 5 夹取力-薄膜弹性模量

Fig. 5 Gripping force - film elastic modulus



(a) 材料弹性模量



(b) 5种材料关键指标评分雷达图

图 6 接触体材料选择

Fig. 6 Selection of contact body materials

1.4 标记点与夹取力关系模型

RGB 相机可获取标记点在图像平面内位移信息,并通过标定矩阵建立像素坐标与物理坐标的映射关系。在此基础上,将柔性接触体近似为四周固定的各向同性薄膜,结合连续介质力学建立标记点位移场与接触力之间的映射关系,为物理信息神经网络(Physics-informed neural network,PINN)夹取力估计模型提供物理约束。

设薄膜表面任一点初始位置为$r_0=(x,y,0)$,受力后空间位置可表示为

$$r=(x+u(x,y),y+v(x,y),w(x,y)) \tag{9}$$

式中 u、v——平面内位移分量

w——法向位移分量

相机能够直接获得标记点在平面内位移信息,而法向位移需结合薄膜变形约束进行间接表征。使用 Föppl - von Kármán 方程能够较完整描述膜面拉伸与挠曲耦合关系,但直接求解复杂度较高。考虑面向实际食品抓取任务,重点在于构建可用于模型训练的物理约束,而非在线精确求解完整薄膜力学场,因此保留连续介质力学思想,而不作为实时求解器。在小变形假设下,薄膜表面应变张量可表示为

$$\varepsilon_{xx}=\frac{\partial u}{\partial x}+\frac{1}{2}\left(\frac{\partial w}{\partial x}\right)^2$$

$$\varepsilon_{yy}=\frac{\partial v}{\partial y}+\frac{1}{2}\left(\frac{\partial w}{\partial y}\right)^2$$

$$\varepsilon_{xy}=\frac{1}{2}\left(\frac{\partial u}{\partial y}+\frac{\partial v}{\partial x}+\frac{\partial w}{\partial x}\frac{\partial w}{\partial y}\right) \tag{10}$$

式中 ε_{xx}、ε_{yy}——2 个主方向应变分量

ε_{xy}——剪切方向应变分量

由式(10)可见,标记点位移场能够直接反映接触区域局部变形状态。对于各向同性线弹性薄膜,应力张量满足本构关系,即

$$\boldsymbol{\sigma}=2G\boldsymbol{\varepsilon}+\lambda\mathrm{tr}(\boldsymbol{\varepsilon})\boldsymbol{I} \tag{11}$$

式中 $\boldsymbol{\sigma}$——应力张量

G——剪切模量

λ——拉梅常数

$\mathrm{tr}(\boldsymbol{\varepsilon})$——应变张量迹

$\boldsymbol{I}$——单位张量

式(11)建立了“位移场-应变场-应力场”基本映射关系,即可根据标记点位移场推导局部应力分布。将接触区域离散为若干标记点单元后,对全部标记点单元的局部受力f_i进行求和,可得到接触区域总接触力 F 和接触转矩 M,即

$$F=\sum_{i=1}^{N}A_i\boldsymbol{\sigma}_i\boldsymbol{n}_i$$

$$M=\sum_{i=1}^{N}A_i(p_i-p_c)(\boldsymbol{\sigma}_i\boldsymbol{n}_i) \tag{12}$$

其中

$$p_c=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}p_i$$

式中 p_i——第 i 个标记点空间坐标

p_c——接触区域标记点几何中心坐标

$\boldsymbol{n}_i$——局部表面法向量

A_i——标记点等效接触面积

N——标记点个数

需要说明的是,本文并不在每帧图像上显式求解完整应变场和应力场,而是将式(10)~(12)所反映的连续介质力学关系作为 PINN 训练的物理先验。具体而言,网络以标记点位移场及其派生特征

为输入，以三维夹取力为输出，在数据监督基础上，引入切向牵引、法向压缩和摩擦约束等物理监督项，使预测结果满足基本力学规律。既保留“位移–应变–应力–力”的物理可解释链条，又避免高阶方程直接数值求解带来的计算负担，从而更适合大尺寸视触觉夹爪在食品抓取场景中在线应用[26]。

综上，柔性视触觉传感器三轴受力与转矩计算过程数学链条概括为

$$\Delta p_i^{(\mathrm{cam})} \xrightarrow[\text{标定}]{K_{\mathrm{calib}}} p_i \xrightarrow[\text{近似}]{v} \boldsymbol{\varepsilon} \xrightarrow[\text{弹性本构}]{E,v} \boldsymbol{\sigma}_i \xrightarrow[\text{表面应力映射}]{\boldsymbol{n}_i} f_i \xrightarrow[\text{求和}]{\sum_i} \{F, M\}$$

2　传感器触觉感知

针对食品抓取过程夹取力难以获取、接触面微滑移不易稳定识别问题，构建基于视觉信息的夹取力估计与微滑移检测方法。以透明柔性薄膜内部相机采集的接触图像为输入，通过标记点位移表征接触变形状态，并结合物理信息神经网络实现三维夹取力估计；同时，针对透明接触体场景下背景纹理、反射和透射干扰易影响滑移判定问题，采用接触区域分割与光流分析相结合方法实现微滑移检测。该方法能够在大接触面积条件下同时获得夹取力与接触面运动信息，为包络式无损抓取提供感知基础，流程如图 7 所示。夹爪夹取过程及数据处理如图 8 所示。

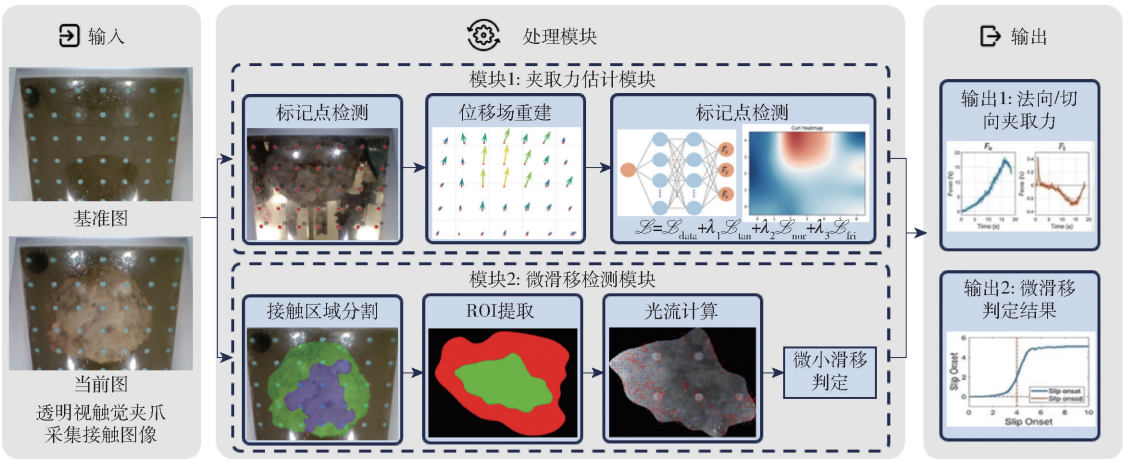


图 7　视触觉感知流程图

Fig. 7　Schematic of visuotactile perception process

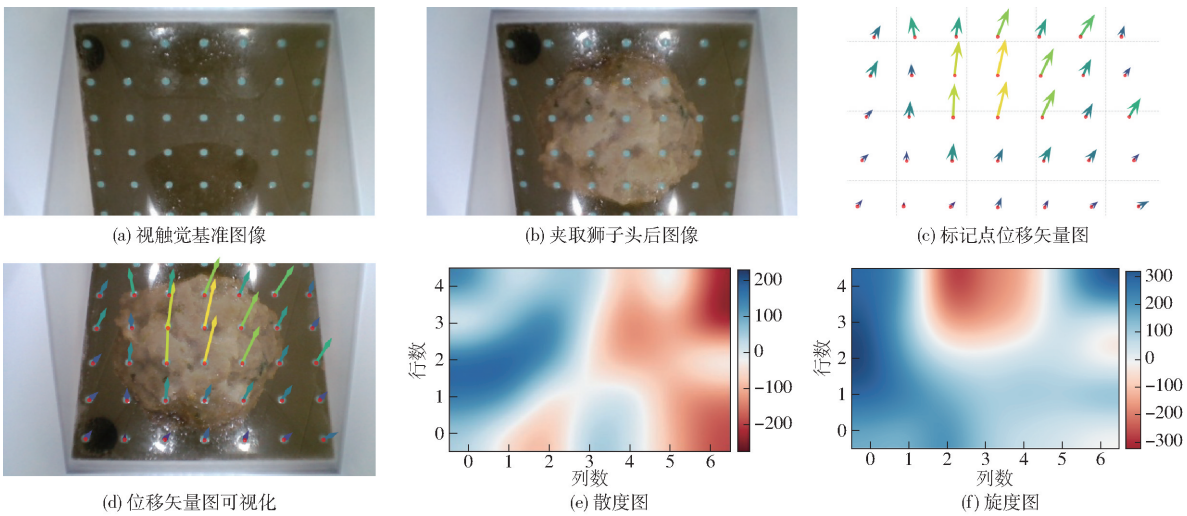


图 8　夹爪夹取过程及数据处理

Fig. 8　Grasping process of gripper and data processing

2.1　基于标记点位移场和 PINN 的夹取力估计

透明薄膜材料会削弱传统光流法对表面剪切位移的计算稳定性[27]。为提高标记点识别与位移重建的鲁棒性，采用目标检测方法提取薄膜表面标记点位置，并通过基准图像与当前接触图像中标记点坐标差构建接触位移场。对于第 i 个标记点，位移向量为 $\Delta \boldsymbol{p}_i = (u_i, v_i)$，$u_i$ 和 v_i 分别为标记点在图像平面 2 个方向上位移分量。对离散标记点位移进行匹配、插值与异常值剔除后，可得到规则网格上二维位移场。为增强对局部变形模式的表征，进一步计

算位移场的散度与旋度,分别反映接触区局部压缩/扩张特征和剪切旋转特征。

夹取力估计模型构建,采用融合矢量场编码器与物理信息神经网络三维力预测方法,以接触区域标记点位移场为输入,以全局三维夹取力为输出,建立从视觉变形到力学量的端到端映射关系。网络输出表示为

$$\hat{\boldsymbol{F}} = (\hat{F}_x, \hat{F}_y, \hat{F}_z)^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

式中 $\hat{\boldsymbol{F}}$——模型估计夹取力

$\hat{F}_x$、$\hat{F}_y$——切向夹取力分量

$\hat{F}_z$——法向夹取力分量

为保证预测结果满足接触力学规律,在网络训练中引入物理约束损失,构建总损失函数[28] $\mathscr{L}$ 为

$$\mathscr{L} = \mathscr{L}_{\mathrm{data}} + \lambda_1 \mathscr{L}_{\tan} + \lambda_2 \mathscr{L}_{\mathrm{nor}} + \lambda_3 \mathscr{L}_{\mathrm{fri}} \tag{14}$$

式中 $\mathscr{L}_{\mathrm{data}}$——力标签监督项损失

$\mathscr{L}_{\tan}$——切向牵引一致性损失

$\mathscr{L}_{\mathrm{nor}}$——法向压缩一致性损失

$\mathscr{L}_{\mathrm{fri}}$——摩擦物理不等式约束损失

λ_1、λ_2、λ_3——权重系数

夹取力估计的基本思想是在数据拟合基础上,将切向牵引、法向压缩和摩擦锥约束嵌入模型训练过程,从而限制预测结果落入物理可行域,模型结构如图 9 所示。

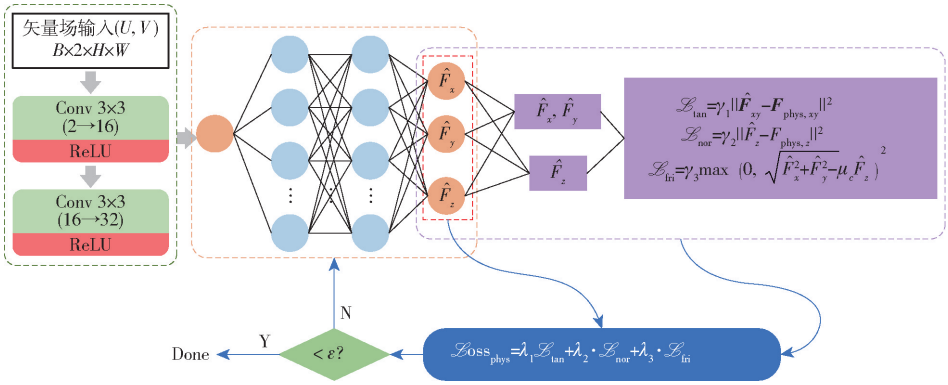


图 9 物理信息神经网络结构

Fig. 9 Physics-informed neural network architecture

(1)切向牵引一致性损失

在柔性触觉传感器中,弹性层厚度通常远小于其平面尺寸,可合理地视作受剪薄层。根据式(11),切向牵引力密度与切向位移之间存在近似线性关系。基于式(11)、(12)可对接触区域切向总力构造物理估计,计算式为

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{phys},xy} = \begin{bmatrix} F_{\mathrm{phys},x} \\ F_{\mathrm{phys},y} \end{bmatrix} = \sum_i A_i \sigma_i \boldsymbol{n}_i \tag{15}$$

式中 $\boldsymbol{F}_{\mathrm{phys},xy}$——物理估计的切向夹取力

$F_{\mathrm{phys},x}$、$F_{\mathrm{phys},y}$——切向夹取力分力

该物理估计 $\boldsymbol{F}_{\mathrm{phys},xy}$ 由材料剪切模量 G 和厚度参数 t 与测得的剪切场唯一确定,具有良好的物理可解释性和噪声平滑特性。另一方面,PINN 网络直接输出全局切向力预测 $\hat{\boldsymbol{F}}_{xy}$。二者之间的差异反映网络输出与材料力学模型的一致性程度。由此切向牵引一致性损失为

$$\mathscr{L}_{\tan} = \gamma_1 \| \hat{\boldsymbol{F}}_{xy} - \boldsymbol{F}_{\mathrm{phys},xy} \|^2 \tag{16}$$

式中 γ_1——切向牵引损失权重

该损失项为切向力提供强物理先验。在观测剪切场质量良好、材料参数已知前提下,$\boldsymbol{F}_{\mathrm{phys},xy}$ 可视为相对可信的力估计,切向牵引一致性损失促使网络输出与该近似解保持一致,从而显著缩小解空间。同时,该损失项的引入减弱对标定数据的依赖并提升数值稳定性。

(2)法向压缩一致性损失

与切向分量相比,法向力 F_z 对剪切场的影响更为间接,其信息主要体现在法向压缩量、接触区域形状及切向应力分布模式等特征中。可构造基于压缩场的法向力物理估计,即

$$F_{\mathrm{phys},z} = \sum_i A_i \sigma_i \boldsymbol{n}_i \tag{17}$$

式中 $F_{\mathrm{phys},z}$——物理估计的法向夹取力

网络输出的法向力估计为 $\hat{F}_z$。与物理估计法向夹取力的差异通过法向压缩一致性损失加以约束,即

$$\mathscr{L}_{\mathrm{nor}} = \gamma_2 \| \hat{F}_z - F_{\mathrm{phys},z} \|^2 \tag{18}$$

式中 γ_2——法向压缩损失权重

(3)摩擦物理不等式约束损失

库伦摩擦约束为真实接触系统的基础物理规律,即

$$\sqrt{F_x^2 + F_y^2} \leqslant \mu_c F_z \tag{19}$$

式中 μ_c——摩擦因数

根据实际所使用的 0.03 mm 透明 PC 薄膜 μ_c 取 0.513。实际损失函数计算式为

$$\mathscr{L}_{\mathrm{fri}} = \gamma_3 \max(0, \sqrt{\hat{F}_x^2 + \hat{F}_y^2} - \mu_c \hat{F}_z)^2 \tag{20}$$

式中　γ_3——摩擦损失权重

该损失主要作用是限制网络输出落入物理可行空间，同时保证在法向力难以由剪切场推断时，为 $\hat{F}_z$ 提供重要的“下界”与耦合作用，能显著减少出现“摩擦力比法向力大”的物理不合理预测，是法向分量可辨识性的关键补充。

为建立位移场与三维夹取力之间的映射关系，搭建视触觉夹爪与测力装置标定试验平台，分别在 2 个相互正交的加载平面内采集标定数据，以覆盖不同方向受力情形。

2.2　基于接触面视觉变化的微滑移检测

滑移感知是机器人稳定抓取重要反馈信息[29]，在透明视触觉夹爪中，原始图像除接触信息外，还包含环境纹理、镜面反射及透明材料透射引起的干扰。若直接在整幅图像上进行滑移检测，易产生伪运动并降低判定稳定性。为此，通过先验空间注意力机制首先对夹持对象及其接触区域进行分割，提取兴趣区域 ROI，再在 ROI 内开展光流分析。

通过图像局部清晰度分布构造接触区域先验掩模，并与原始图像共同输入分割网络，以增强模型对接触区域的聚焦能力。设原始图像为 I_{rgb}，先验注意力掩模为 M_{psa}，则分割网络输入为：$I_{in}=\mathrm{Concat}(I_{rgb}, M_{psa})$。先验注意力掩膜及分割结果如图 10 所示，可获得较稳定的接触区域 ROI，为后续滑移检测提供可靠输入。



(a) 输入图像　　(b) 局部清晰度掩膜　　(c) 分割结果

图 10　滑移检测掩膜及分割结果

Fig. 10　Slip detection mask and segmentation results

在滑移判定阶段，采用稠密光流法计算[30]相邻帧图像在 ROI 内像素运动向量场。对于像素点 (x, y)，光流向量为 $\boldsymbol{f}(x,y)=(d_x(x,y), d_y(x,y))^{\mathrm{T}}$。对应的光流幅值为 $m(x,y)=\sqrt{d_x^2(x,y)+d_y^2(x,y)}$。对 ROI 内全部有效像素的光流幅值求平均，全局滑移强度指标 S 计算式为

$$S=\frac{1}{N_1}\sum_{(x,y)\in ROI} m(x,y) \tag{21}$$

式中　N_1——ROI 内有效像素数量

当滑移强度超过预设阈值 S_{th} 时，判定接触面发生滑移；否则认为当前夹持状态稳定。该方法实现简单，适合在线部署，同时通过 ROI 约束有效降低了背景噪声对透明场景滑移检测的影响。滑移检测结果如图 11 所示。

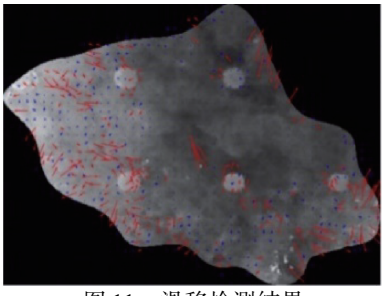


图 11　滑移检测结果

Fig. 11　Slip detection results

为评估所提出方法在线应用能力，在 Intel i5 14600KF CPU、32 GB 内存和 GeForce RTX 5070 Ti GPU 平台上进行估算。光流平均计算时间 46 ms，加上前序分割算法，使得滑移检测系统能在约 63 ms 内完成滑移识别。整体来看，滑移检测模块在透明接触体场景中具备准确性高、延迟低和鲁棒性强的特点，可为防滑控制与调节策略提供可靠的实时触觉反馈。

3　标定试验系统

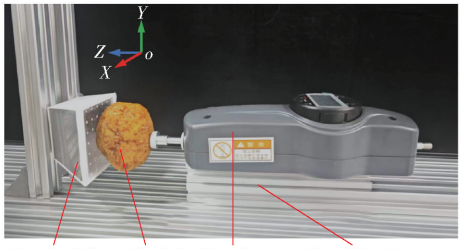
为提高夹取力估计模型准确性，搭建标定试验平台，同步采集视触觉图像与外部力信号，构建“标记点位移–三维接触力”数据集。在此基础上，开展夹取力标定和滑移检测试验，验证所提方法在夹取力估计和微滑移识别中有效性，并为后续真实食品抓取试验提供支撑。

3.1　标定试验平台

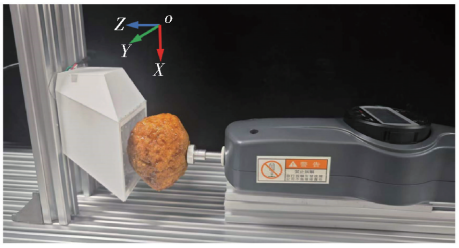
标定试验平台主要用于夹取力标定和滑移检测试验，由标准测力计、滑移测试平台和视触觉手指构成，如图 12 所示。根据实际接触面参数，夹取力估计模型中等效摩擦因数取 0.513。在夹取力标定试验中，标准测力计用于同步获取外部力信号，并与视触觉图像共同构成“视觉位移–夹取力”标定数据。

3.2　夹取力标定试验

试验中，视触觉手指与标准测力计同步工作，在已知负载条件下采集接触图像及力信号。为覆盖不同方向受力工况，标定数据采集分别在 *YoZ* 平面和



(a) *YoZ*平面



(b) *XoZ*平面

图 12 标定试验平台

Fig. 12 Calibration test platform

XoZ 平面进行。

如图 12a 所示,在 *YoZ* 平面中,视触觉手指保持水平横置,通过调整滑移测试平台,夹取对象由测力计与手指悬空夹持,此时 *X* 方向受力近似为 0,*Y* 方向受力为夹取对象重力,*Z* 方向受力由测力计给出;如图 12b 所示,在 *XoZ* 平面中,视触觉手指保持竖直放置,此时 *Y* 方向受力近似为 0,*X* 方向受力为夹取对象重力,*Z* 方向受力同样由测力计给出。通过 2 组正交采集,可获得覆盖不同方向力分量的同步样本。

试验共选取夹取对象 20 个,每个对象在 2 类采集状态下分别采集 5 次,共获得 200 组同步样本。对每组样本,首先采集空载基准图像,随后在已知载荷条件下采集接触图像,并提取标记点位移信息,构建二维位移场及其派生特征,最终形成“视觉位移–三维力”标定数据集。

3.3 训练结果与评估

图 13 为模型在 400 次训练过程总损失、数据损失和物理约束损失变化曲线,可以较清晰地反映 3 阶段训练策略的作用。1 ~ 100 次为预训练阶段,模型仅利用真实力标签进行监督,数据项损失快速下降并伴有轻微波动,说明网络较快建立了触觉位移场与力之间的基础映射关系。101 ~ 300 次为物理增强阶段,在引入物理监督项后,物理损失开始显著下降,训练曲线出现一定波动,反映模型在数据拟合和物理约束之间进行协调。301 ~ 400 次为联合优化阶段,数据项与物理项共同参与训练,2 类损失下降速度趋缓并逐步稳定,总损失最终收敛至约 0.11,表明模型在真实数据噪声与物理一致性之间达到较稳定的平衡状态。

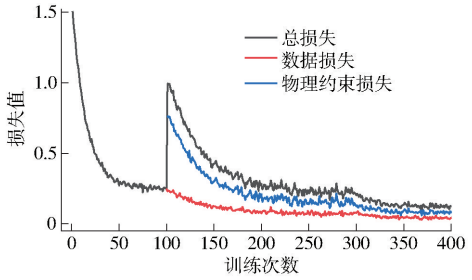


图 13 损失曲线

Fig. 13 Loss curves

基于所构建的标定数据集,对 PINN 模型和非 PINN 模型进行误差试验,结果如表 1 所示。由表 1 可知,非 PINN 模型能够学习位移场与接触力之间的基本对应关系,但在切向力波动较大或接触状态较复杂时,预测稳定性相对不足;PINN 模型通过引入物理监督项,提高了三轴力联合估计的精度与稳定性,在三轴力预测中,F_x、F_y 和 F_z 的 RMSE 分别为 0.018、0.018、0.095 N,MAE 分别为 0.017、0.018、0.091 N,平均相对误差分别为 9.351%、8.890% 和 5.40%。结果表明,本文构建的标定数据集能够有效支撑模型训练,而物理约束的引入进一步增强了模型泛化能力,为真实食品抓取试验提供了更可靠的力信息基础。

表 1 误差试验结果

Tab. 1 Experimental results of error

参数	模型	RMSE/N	MAE/N	平均相对误差/%
F_z	PINN	0.095	0.091	5.400
F_z	非 PINN	0.155	0.149	8.810
F_x	PINN	0.018	0.017	9.351
F_x	非 PINN	0.029	0.028	15.585
F_y	PINN	0.018	0.018	8.890
F_y	非 PINN	0.031	0.029	14.816

为评估所提出方法在线应用能力,在 Intel i5 14600KF CPU、32 GB 内存和 GeForce RTX 5070 Ti GPU 平台上对模型推理速度进行估算。视触觉图像输入分辨率为 1 280 像素 × 720 像素,PINN 模型主要由 2 层卷积特征提取层和 6 层宽度为 128 回归头组成,模型结构较为轻量。在该硬件平台下,单帧前向推理时间低于约 10 ms;考虑标记点提取、位移场构建、散度和旋度特征计算等预处理过程,完整单帧感知处理平均耗时约 31 ms,对应系统响应频率约 32 Hz,响应速度能够满足食品抓取过程在线三维力估计与微滑移感知的需求。

4 食品夹取试验

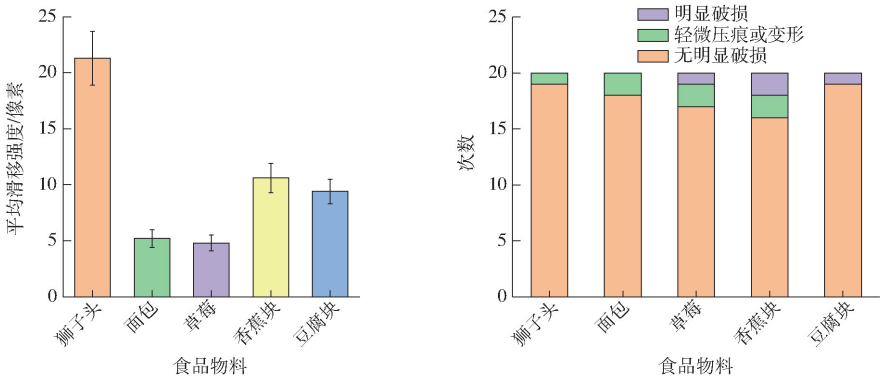
4.1 试验对象与方法

为验证所设计的视触觉夹爪在真实食品抓取中

泛化能力，选取狮子头、面包、草莓、剥皮后香蕉块和豆腐块 5 类食品开展夹取试验，如图 14a 所示。试验对象覆盖了高含水软质球形食品、多孔柔软类、薄皮易损类和低刚度脆弱类等典型食品属性，能够较全面反映食品抓取场景中接触特性。试验中，机械臂携带视触觉夹爪完成接近、夹持和握持操作，在稳定握持后对被夹持食品施加外力扰动，并同步记录视触觉图像及三轴力变化，典型过程如图 14b、14c 所示。



(a) 试验对象　(b) 不同物料夹取试验过程　(c) 夹取力



(d) 不同物料平均滑移强度　(e) 试验过程物料破损统计

图 14　夹取试验过程及结果分析

Fig. 14　Grasping experiment procedure and results analysis

4.2　结果分析

由图 14c 可见，扰动发生后F_z响应最明显，说明夹爪能够通过增大法向夹取力抑制外界扰动。图 14d 为不同物料平均滑移强度，由图 14d 可知，不同物料在扰动条件下滑动强度存在差异。狮子头最大，说明其类球外形及含汤汁表面在扰动作用下更易发生整体位姿偏移；香蕉块和豆腐块次之，表明在保持握持的同时仍存在一定界面相对运动；面包和草莓的滑动强度较小，整体接触状态相对稳定。

图 14e 为试验过程物料破损统计，由图 14e 可知，5 类物料在试验中多数样品未出现明显破损，但草莓、香蕉块和豆腐块更易出现局部压痕或边缘损伤，平均滑移强度约为 5、10.5、9.3 像素；狮子头主要表现为整体位姿偏移而非明显破损，平均滑移强度约为 21 像素；面包虽会发生一定形变，但整体未出现严重破坏，平均滑移强度约为 5 像素。

通过狮子头、面包、草莓、香蕉块和豆腐块 5 类食品的夹取试验，验证了所设计大尺寸视触觉夹爪在外力扰动条件下的夹取性能。试验结果表明，不同物料在滑动强度和破损程度上存在一定差异，其中狮子头滑动强度较大，而草莓、香蕉块和豆腐块更易出现局部损伤。总体来看，夹爪能在外力扰动条件下保持较好的包络接触，并在一定程度上兼顾抗滑移能力和食品保护性。

本文大尺寸视触觉夹爪与小尺寸高分辨率视触觉传感器相比，优势在于能够形成大范围包络接触，更适合柔软、湿滑和易损食品的稳定抓取；不足在于接触面积增大后，局部触觉分辨率有所下降。因此，本文方案更适用于力估计和滑移监测，而不以精细表面重建为主要目标。

5　结论

（1）针对柔软、湿滑和易损食品在自动化抓取过程易滑移、易破损且接触状态难以感知的问题，设计了一种大尺寸视触觉夹爪。采用透明柔性薄膜实现包络式接触，并结合视觉信息构建夹取力估计与微滑移检测方法，从而为食品抓取过程的稳定夹持与无损控制提供感知基础。

（2）搭建了视触觉夹爪标定试验系统，构建了“标记点位移-三维接触力”训练数据集，并进行了力估计模型训练与验证试验。结果表明，PINN 模型在三轴力预测中整体优于非 PINN 模型：F_x、F_y和F_z的 RMSE 分别为 0.018、0.018、0.095 N，均低于非

PINN 模型;对应的平均相对误差分别为 9.351%、8.890% 和 5.40%,说明引入物理约束后模型在有限样本条件下具有更好的预测精度与稳定性。

(3)开展了狮子头、面包、草莓、香蕉块和豆腐块 5 类食品扰动夹取试验,结果表明,不同物料在外力扰动下表现出明显差异,其中狮子头平均滑动强度最大,约为 21 像素,香蕉块和豆腐块分别约为 10.5 像素和 9.3 像素,面包和草莓均约为 5 像素;破损统计结果显示,5 类食品物料在试验中多数样品未出现明显破损。

参 考 文 献

[1] Yi B, Xu H. Research and development status of prepared foods in China: a review[J]. Applied Sciences, 2023, 13(14): 7998.

[2] 张德权,刘欢,孙祥祥,等. 预制菜肴工业化加工技术现状与趋势分析[J]. 中国食品学报,2022,22(10):39-47.
Zhang Dequan, Liu Huan, Sun Xiangxiang, et al. Analysis of the current status and trends of industrial processing technology for prefabricated dishes[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science & Technology, 2022, 22(10):39-47. (in Chinese)

[3] Wang Z, Hirai S, Kawamura S. Challenges and opportunities in robotic food handling: a review[J]. Frontiers in Robotics and AI, 2022, 8: 789107.

[4] 彭艳,刘勇敢,杨扬,等. 软体机械手爪在果蔬采摘中的应用研究进展[J]. 农业工程学报,2018,34(9):11-20.
Peng Yan, Liu Yonggan, Yang Yang, et al. Research progress on application of soft robotic gripper in fruit and vegetable picking[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(9): 11-20. (in Chinese)

[5] 秦欢欢,赖虹妃,刘坤,等. 面向球果抓取的主动式三指手爪设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024,55(7):67-74.
Qin Huanhuan, Lai Hongfei, Liu kun, et al. Design and experiment of active gripper for spherical fruit grasping[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 67-74. (in Chinese)

[6] 刘晓敏,田德宝,宋懋征,等. 气动球果采摘柔性手爪设计与实验[J]. 农业机械学报, 2021,52(2):30-43.
Liu Xiaomin, Tian Debao, Song Maozheng, et al. Design and experiment on pneumatic flexible gripper for picking globose fruit[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(2):30-43. (in Chinese)

[7] 李健,戴楚彦,王扬威,等. 面向草莓抓取的气动四叶片软体抓手研制[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2022,54(1):105-113.
Li Jian, Dai Chuyan, Wang Yangwei, et al. Development of pneumatic four blade soft grasp for grabbing strawberry[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2022,54(1):105-113. (in Chinese)

[8] 朱银龙,赵虎,苏海军,等. 四指软体机械手机械特性分析与抓取试验[J]. 农业机械学报, 2022,53(9):434-442.
Zhu Yinlong, Zhao Hu, Su Haijun, et al. Mechanical performance analysis and grasping experiment for four-finger soft manipulator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(9):434-442. (in Chinese)

[9] Xu Z, Shi W, Zhao D, et al. Research progress on low damage grasping of fruit, vegetable and meat raw materials[J]. Foods, 2023, 12(18): 3451.

[10] Liu Y, Hou J, Li C, et al. Intelligent soft robotic grippers for agricultural and food product handling: a brief review with a focus on design and control[J]. Advanced Intelligent Systems, 2023, 5(12): 2300233.

[11] 马锃宏,谭励,曾伟,等. 基于视触觉感知的番茄尺寸和姿态解析方法[J]. 农业机械学报, 2024,55(1):223-232.
Ma Zenghong, Tan Li, Zeng Wei, et al. Analytical method and evaluation of tomato size and posture based on visual and tactile perception[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(1):223-232. (in Chinese)

[12] 钟燚,钟永祺,张耿明,等. 基于视触觉传感的草莓夹持法向力与接触区域感知方法[J]. 农业工程学报,2025,41(21):174-182.
Zhong Yi, Zhong Yongqi, Zhang Gengming, et al. Perceiving strawberry contact information using visual-tactile sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(21): 174-182. (in Chinese)

[13] Yuan W, Dong S, Adelson E H. Gelsight: high-resolution robot tactile sensors for estimating geometry and force[J]. Sensors, 2017, 17(12): 2762.

[14] Lambeta M, Chou P W, Tian S, et al. Digit: a novel design for a low-cost compact high-resolution tactile sensor with application to in-hand manipulation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(3): 3838-3845.

[15] Lin C, Zhang H, Xu J, et al. 9dtact: a compact vision-based tactile sensor for accurate 3d shape reconstruction and generalizable 6d force estimation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 9(2): 923-930.

[16] Low J H, Khin P M, Han Q Q, et al. Sensorized reconfigurable soft robotic gripper system for automated food handling[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 27(5): 3232-3243.

[17] Liu Y, Zhang J, Lou Y, et al. Soft bionic gripper with tactile sensing and slip detection for damage-free grasping of fragile fruits and vegetables[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108904.

[18] Wang X, Kang H, Zhou H, et al. Development and evaluation of a robust soft robotic gripper for apple harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107552.

[19] Cao B, Zhang B, Zheng W, et al. Real-time, highly accurate robotic grasp detection utilizing transfer learning for robots manipulating fragile fruits with widely variable sizes and shapes[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 200: 107254.

[20] Yuan S, Wang S, Patel R, et al. Tactile-reactive roller grasper[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2025, 41: 1938-1955.

(下转第 272 页)

[24] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(4): 640 - 651.
[25] Cao Z, Liao T, Song W, et al. Detecting the shuttlecock for a badminton robot: a YOLO based approach[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 164: 113833.
[26] Liu Y B, Zeng M, Meng Q H. Unstructured road vanishing point detection using convolutional neural networks and heatmap regression[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 1 - 8.
[27] Mendez O, Hadfield S, Bowden R. Markov localisation using heatmap regression and deep convolutional odometry[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 9638 - 9644.
[28] Ates H F, Siddique A, Gunturk B. HMRN: heat map regression network to detect and track small objects in wide-area motion imagery[J]. Signal, Image and Video Processing, 2023, 17(1): 39 - 45.
[29] Wu Z, Zhang J, Zhang L, et al. Bi - HRNet: a road extraction framework from satellite imagery based on node heatmap and bidirectional connectivity[J]. Remote Sensing, 2022, 14(7): 1732.
[30] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U - net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234 - 241.
[31] 杨断利, 沈洪硕, 陈辉, 等. 基于 YOLO v7 和改进 U - Net 模型的鸡冠肉垂提取与面积计算方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(4): 415 - 426.
Yang Duanli, Shen Hongshuo, Chen Hui, et al. Extraction and area calculation of chicken comb and wattle based on YOLO v7 and optimized U - Net network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(4): 415 - 426. (in Chinese)
[32] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations, 2015: 1 - 14.
[33] Chang J, Dong N, Li D, et al. Skeleton extraction and greedy-algorithm-based path planning and its application in UAV trajectory tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58(6): 4953 - 4964.
[34] Xu W, Cai Y, He D, et al. Fast - lio2: fast direct LiDAR-inertial odometry[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(4): 2053 - 2073.

(上接第 246 页)

[21] Li H, Nam S, Lu Z, et al. Biotactip: a soft biomimetic optical tactile sensor for efficient 3D contact localization and 3D force estimation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(6): 5314 - 5321.
[22] Rayamane P, Herbert P, Munguia-Galeano F, et al. PnuTac: a vision-based pneumatic tactile sensor for slip detection and object classification[C]//2023 29th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP). IEEE, 2023: 1 - 6.
[23] Ma C, Ying Y, Xie L. Development of a visuo-tactile sensor for non-destructive peach firmness and contact force measurement suitable for robotic arm applications[J]. Food Chemistry, 2025, 467: 142282.
[24] Jiang R, Fu L, Li Y, et al. High resolution, large area vision-based tactile sensing based on a novel piezoluminescent skin [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2025, 41: 2477 - 2494.
[25] Zhang S, Chen Z, Gao Y, et al. Hardware technology of vision-based tactile sensor: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(22): 21410 - 21427.
[26] Zhang Y, Kan Z, Yang Y, et al. Effective estimation of contact force and torque for vision-based tactile sensors with helmholtz-hodge decomposition[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 4094 - 4101.
[27] 吴培良,李瑶,牛明月,等. 一种视/触觉融合的柔性物体抓取力估计方法[J]. 机器人, 2024,46(5):544 - 553.
Wu Peiliang, Li Yao, Niu Mingyue, et al. A visual-tactile fusion method for estimating the grasping force on flexible objects [J]. Robot, 2024,46(5):544 - 553. (in Chinese)
[28] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686 - 707.
[29] 张超凡,乔一铭,曹露,等. 基于神经形态的触觉滑动感知方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2023,57(4):683 - 692.
Zhang Chaofan, Qiao Yiming, Cao Lu, et al. Tactile slip detection method based on neuromorphic modeling[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2023,57(4):683 - 692. (in Chinese)
[30] Sui R, Zhang L, Li T, et al. Incipient slip detection method for soft objects with vision-based tactile sensor [J]. Measurement, 2022, 203: 111906.