

# 基于自抗扰控制的机器人定位策略

俞经睿, 朱毅成, 冉晨阳, 苏剑波<sup>†</sup>

(上海交通大学 自动化系, 上海 200240; 上海交通大学 系统控制与信息处理教育部重点实验室, 上海 200240)

**摘要:** 机器人定位即需根据传感器测量对自身位置进行估计. 由于机器人系统模型的复杂非线性, 工况环境中的不确定干扰, 定位结果不可避免地会受到系统内外扰动的影响. 现有的定位算法往往仅能依赖模型或传感配置以及算法自身的鲁棒性被动抗扰, 这使得定位系统的抗扰能力有限、应用场景受限. 本文基于自抗扰控制思想提出一种能够主动补偿系统内外扰动的机器人定位策略. 该策略将系统中所有能够影响最终定位结果的不确定因素统一视为总扰动, 并设计扩张状态观测器实现对总扰动的观测, 在此基础上构建控制器补偿总扰动影响, 以使定位结果更加准确. 与传统的定位抗扰策略相比, 本文所提出的抗扰定位策略并不依赖于模型或特定的传感配置, 能够处理任意有界的扰动类型, 理论上能够成为定位抗干扰的终极解决路径. 最后, 基于李雅普诺夫理论证明了系统的稳定性. 仿真和实车实验验证了本文提出的基于自抗扰控制的机器人定位策略能够有效地观测系统总扰动, 并补偿扰动影响, 提高定位结果的准确度.

**关键词:** 定位; 抗干扰; 机器人

**引用格式:** 俞经睿, 朱毅成, 冉晨阳, 等. 基于自抗扰控制的机器人定位策略. 控制理论与应用, 2023, 40(4): 772 – 779

DOI: 10.7641/CTA.2022.11091

## Robot localization based on active disturbance rejection controller

YU Jing-rui, ZHU Yi-cheng, RAN Chen-yang, SU Jian-bo<sup>†</sup>

(Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;  
Key Laboratory of System Control and Information Processing, Ministry of Education,  
Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** Robot localization refers to the estimation of its own position based on sensor measurements. Due to the complexity of nonlinear robot systems and the disturbances in the working environment, the localization results are inevitably affected by the internal and external disturbances. Existing localization algorithms adopt a passive disturbance-rejection strategy, relying on the robustness of the algorithm itself to cope with uncertainty, and often depend on models or specific sensing configurations, which leads to limited disturbance-rejection capability and restricted application scenarios. In this paper, we propose a novel robot localization framework that can actively cope with both internal and external uncertainties of the systems. All uncertainties that affect the localization results are uniformly considered as a total disturbance. The extended state observer is designed to estimate the total disturbance, and the controller is applied to compensate the total disturbance and to improve the accuracy of localization. Compared with the traditional localization frameworks, the proposed approach is independent of specific system configurations, and can also handle arbitrary bounded disturbances, resulting in more universal, robust and effective disturbance-rejection localization strategies. Finally, the stability of the system is proved based on the Lyapunov theory. The results of simulations and a real platform-based experiment verify the effectiveness and satisfactory performance of the proposed localization framework.

**Key words:** localization; disturbance rejection; robot

**Citation:** YU Jingrui, ZHU Yicheng, RAN Chenyang, et al. Robot localization based on active disturbance rejection controller. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(4): 772 – 779

## 1 引言

机器人定位问题于1986年被提出<sup>[1]</sup>, 旨在研究如何基于传感量测解决机器人位置状态的估计问题, 这也是机器人能够实现自主运动的不可或缺的环节. 至今三十多年的时间内, 定位问题一直是机器人领域中

最受关注的核心问题. 机器人定位理论的发展已经经过了两个时代: 提出问题、寻找算法, 可以说在理想环境和系统配置下的机器人定位问题已经解决. 但是在实际应用中, 机器人的系统配置及其工况环境与理想的假设条件相去甚远, 这使得定位理论距离实际应用

收稿日期: 2021-11-10; 录用日期: 2022-05-13.

<sup>†</sup>通信作者. E-mail: jbsu@sjtu.edu.cn; Tel.: +86 21-34204276.

本文责任编辑: 陈增强.

国家自然科学基金项目(61533012, 91748120, 52041502)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61533012, 91748120, 52041502).

尚有一段距离. 当下的定位理论发展到了鲁棒性研究的时代, 即需要算法能够抵抗实际环境中各种不确定性因素的影响以普适于各种实际任务场景<sup>[2-3]</sup>.

定位过程中的干扰因素按来源可分为3类: 系统内部的未建模动态、外部工况环境变化和系统性的测量误差. 在现有的定位理论中, 建模和多传感信息融合是两种主要的抗干扰手段. 前者试图将定位过程中每一处的不确定性都使用精细化的数学模型表示, 以减少系统未建模动态的影响. 然而, 实际的定位系统中干扰来源繁多, 仅相机成像这一个环节就涉及了成像畸变<sup>[4]</sup>、卷帘快门<sup>[5]</sup>、光照变化<sup>[6]</sup>等多种干扰因素. 更何况, 实际的定位系统是复杂动态非线性的, 人工建立的模型难以实现精确描述. 因此, 基于建模的抗扰策略理论上永远无法成为解决扰动的终极处理手段. 多传感信息融合策略则是希望通过增加传感信息的种类来提高定位算法的抗干扰能力. 这类融合策略主要使用卡尔曼滤波和因子图优化框架, 例如视觉惯导融合<sup>[7]</sup>、视觉里程计融合<sup>[8]</sup>、激光惯导融合<sup>[9]</sup>等. 无论使用何种优化策略, 其本质都是加权平均. 每种传感量测权值的初值设置需要使用者根据经验针对不同传感器在不同环境下的特性事先设定, 如果参数设置不准确则会恶化定位结果. 此外, 传感器数量的增加会带来使得系统复杂度提高, 带来额外的问题, 如外参标定<sup>[10]</sup>、时间同步<sup>[11]</sup>等. 更重要的是, 这两种抗扰策略都只能被动地抵抗扰动影响, 而无法自适应地随着扰动的变化而进行相应的调整, 具有滞后性. 此外, 这一类被动抗扰策略还存在无法完全消除干扰影响, 只能消除特定类型的干扰、抗扰性能有限等问题.

在控制理论中, 有多位学者指出, 控制的目的是使系统能够抑制扰动并具有良好的性能. 抗扰控制问题已经被研究多年, 众多学者提出了多种的抗扰策略并已经发展出了成熟的抗扰控制理论, 其中最为先进的代表方法之一自抗扰控制技术<sup>[12]</sup>. 在自抗扰控制技术中, 将系统内部的未建模动态和系统外的环境噪声干扰等凡是能对系统输出产生影响的因素统一看作是总扰动<sup>[13]</sup>. 通过扩张状态观测器能够实现了对总扰动的估计, 并在此基础上实现系统的主动抗扰. 它具有结构简单、参数调节方便、不区分扰动类型、无需精确建模等优点<sup>[14]</sup>. 相对于被动抗扰策略, 自抗扰控制技术更为智能, 在实际中往往也能够取得更好的表现, 比如在电力系统<sup>[15]</sup>、电机系统<sup>[16]</sup>、航空航天器系统<sup>[17]</sup>等多个具有不同特点的生产实际场景中, 自抗扰技术均展示出了其出色的抗扰能力. 在机器人系统中, 也有多个成功应用自抗扰控制思想取得更好的系统性能表现的案例, 如机器人伺服控制<sup>[18]</sup>、机器人关节控制<sup>[19]</sup>等. 文献[20]对此做了综述和分析.

如前文所述, 机器人定位过程中同样存在着无法精确建模的不确定性因素, 也存在系统性的测量误差

和环境干扰. 并且现有定位理论中的抗扰策略的抗扰能力有限, 在理论上也皆无法根本性地解决这些干扰因素的影响. 因此, 在自抗扰思想的启发下, 本文将这些系统内外的不确定干扰统一视作总扰动去考虑, 然后使用自抗扰控制技术处理总扰动. 这样的处理方式不依赖于特定的模型和系统配置, 也不对扰动类型做任何先验的假设, 理论上能够应对任何有界的扰动类型. 更重要的是, 基于自抗扰思想的抗扰定位策略使得彻底解决定位过程中的干扰问题在理论上变为可能. 因此, 本文基于自抗扰控制思想, 定义了定位过程中的总扰动, 设计了相应的扩张状态观测器来观测定位过程中的总扰动, 给出了抗扰定位系统的控制律. 基于李雅普诺夫理论证明了观测器和控制器的稳定性. 在仿真和实际数据上的实验结果验证了所提方法能够估计出定位过程的总扰动. 据了解所知, 此前并无研究工作将自抗扰控制技术应用到此类系统中. 本文将自抗扰技术引入到机器人定位系统中, 这给机器人抗扰定位带来了新的解决思路, 也扩展了自抗扰控制技术的应用范围.

本文章节安排如下: 第2节基于自抗扰控制技术的思想分析了两种代表性的传感器的定位过程; 第3节定义了定位过程中总扰动的概念, 设计了总扰动观测器和控制器, 并证明了收敛性; 仿真实验展示在第4节, 实验结果证明了方法的有效性; 最后, 在第5节进行了相关讨论.

## 2 定位问题描述与系统模型

可用于进行机器人定位的传感器共有两类, 内感受型传感器和外感受型传感器. 本节将分别选取轮速计和相机作为两类传感器的代表, 从自抗扰的视角分析机器人定位过程.

一般性的定位过程可以描述为

$$X_{t+1} = X_t + \Delta X_t^{t+1}, \quad (1)$$

即定位过程是增量式的.  $t+1$ 时刻的机器人位置是在 $t$ 时刻机器人位置的基础上叠加位置增量 $\Delta X_t^{t+1}$ 得到的. 为方便描述, 本文仅以二维平面运动为例, 即 $X_t = [x \ y]$ 代表了机器人于 $t$ 时刻在平面上的位置状态.

### 2.1 基于轮速计的定位过程

轮速计是机器人定位中最常用的传感器之一. 轮速计测量的是机器人轮子的转角 $\theta$ 和轮速 $v$ . 基于轮速计获得位置增量 $W(\theta, v) = T(\theta) \times L(v, r)$ .  $L(v, r)$ 是将轮速转换为机器人前进距离的模型,  $r$ 为轮胎半径.  $T(\theta)$ 是将 $L(v, r)$ 投影到 $x, y$ 两个方向的投影矩阵, 即

$$T(\theta) = \begin{bmatrix} \sin\theta & 0 \\ \cos\theta & 0 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

$T(\theta) \times L(v, r)$ 代表的是机器人在 $t$ 到 $t+1$ 时刻间在

$x, y$ 两个方向上的位移量. 因此, 基于轮速计的定位过程可以被一般性地描述为

$$X_{t+1} = X_t + W(\theta, v)a. \quad (3)$$

但是在实际中, 由于存在着种种不确定因素, 导致估计的增量与真实增量并不一致. 传统方法的处理方式会将增量估计不一致归结于测量误差, 即  $\tilde{\theta} = \theta + \eta_\theta$ ,  $\tilde{v} = v + \eta_v$ , 并假定噪声项  $\eta$  符合高斯分布以方便建模处理. 然而, 高斯噪声的假设并不符合实际, 这种处理方式也不能将不确定因素的影响准确地表征<sup>[21]</sup>. 因此, 传统方法会不可避免地导致有偏估计. 并且, 随着时间的推移, 轮速计的测距定位误差会不断累积, 特别是在大尺度地图下, 基于上述方法的定位效果较差, 不能满足当前自动驾驶等实际应用的需求.

实际上, 导致基于轮速计测量的位置增量估计不一致的因素是复杂且耦合的, 总体上可以归结于4类, 由于车轮半径和轮距变化等造成的系统测量误差, 即  $\theta \rightarrow \tilde{\theta}$  和  $v \rightarrow \tilde{v}$ ; 受摩擦力和负载等工况环境的不确定因素干扰  $D(t)$ ; 此外, 从测量映射到位移量的系统模型中的建模误差  $E(\tilde{\theta}, \tilde{v})$ ; 以及将非线性的系统动态线性化表示造成的非线性因素  $F(\tilde{\theta}, \tilde{v})$ . 因此, 考虑这些系统内外不确定性的轮速计定位模型可以严格描述为

$$X_{t+1} = X_t + \tilde{W}(\tilde{\theta}, \tilde{v}) + F(\tilde{\theta}, \tilde{v}) + E(\tilde{\theta}, \tilde{v}) + D(t) + u. \quad (4)$$

## 2.2 基于相机的定位过程

外感受型传感器需要基于观测环境变化间接估计本体的位置增量. 基于视觉反馈的定位系统通过两帧图像之间的点对共视关系获得两帧之间机器人的位置变化  $\Delta X_t^{t+1} = H(\{p, q\}_\pi)$ ,

$$X_{t+1} = X_t + H(\{p, q\}_\pi), \quad (5)$$

点集  $p = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$  和点集  $q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}$  构成了点对集合  $\{p, q\}$ . 一个点对  $\{p_i, q_i\}$  是同一个点  $x_i$  被两帧相机投影到各自的图像像素平面上构成

$$\begin{cases} p_i = \pi(T_p x_i), \\ q_i = \pi(T_q x_i), \end{cases} \quad (6)$$

其中:  $T_p$  将世界坐标系下的  $x_i$  转换到相机  $p$  的坐标系下.  $\pi$  则是相机模型, 将相机坐标系下的点投影到像素平面上. 当两个视图间存在多个共视点对时, 两个视图之间的位置变化就可以使用八点法<sup>[22]</sup>等方法估计出来.

然而, 上述过程的多个环节中皆存在不确定性. 相机模型本身就可能存在建模误差, 并且相机的镜头还会因为温度而发生形变, 即会导致相机模型变化  $\pi \rightarrow \tilde{\pi}$ . 图像特征点检测与匹配阶段中也依然会受到视野遮挡、光照变化、图像模糊等环境因素影响  $D(t)$ . 这

些动态干扰会导致测量误差  $p_i \rightarrow \tilde{p}_i$ , 外点的产生与特征误匹配  $\{\tilde{p}_j, \tilde{q}_k\}$ . 这些因素都会导致所使用的点对信息事实上不完全符合多视图几何模型, 即存在系统未建模动态  $E(\cdot)$ . 此外, 视觉定位问题往往会归结为一个非凸优化问题并使用局部线性化的方式进行优化求解. 在线性化的过程中便不可避免地引入误差, 并且会因为多处线性化而导致不可观的状态变量变成可观, 从而给系统引入了虚假信息  $F(\cdot)$ . 因此, 考虑上述各种会对最终估计结果造成影响的系统内外因素, 则可以将视觉定位过程严格描述为

$$X_{t+1} = X_t + \tilde{H}(\{\tilde{p}_i, \tilde{q}_i\}_\pi) + F(\{\tilde{p}_i, \tilde{q}_i\}_\pi) + E(\{\tilde{p}_i, \tilde{q}_i\}_\pi) + D(\{\tilde{p}_j, \tilde{q}_k\}_\pi, t) + u. \quad (7)$$

其他类型的内感受型传感器, 比如惯性测量单元, 以及其他类型的外感受型传感器, 比如激光雷达, 完成定位任务时, 也存在类似的系统性的测量误差, 非线性和未建模动态, 受环境干扰导致的数据关联的不确定性, 进而导致的位置估计误差.

综上所述, 无论是基于内感受型传感器, 还是基于外感受型传感器, 定位过程都可以表达为

$$X_{t+1} = X_t + \Delta X_t^{t+1} = X_t + \Delta \tilde{X}(\tilde{o}) + F(\tilde{o}) + E(\tilde{o}) + D(t) + u, \quad (8)$$

即机器人的位置增量  $\Delta X_t^{t+1}$  由基于观测量和标称模型计算得到的  $\Delta X(o)$  以及系统内外部的各种不确定因素  $F(\tilde{o})$ ,  $E(\tilde{o})$ ,  $D(t)$  构成. 注意, 标称模型实际中往往难以获得, 因此只能使用实际模型  $\Delta \tilde{X}(\tilde{o})$  代替, 两者之间的差异于  $u$  中消除. 传统的定位理论所采用的解决思想主要是通过建立模型和融合多次测量以抵抗系统内外干扰因素影响. 但系统总是无法被精确建模, 模型参数会因环境动态而时变. 并且, 由于定位过程是增量式的, 如果历史定位过程中的误差干扰没有及时消除而累积, 则很可能会超出传统方法所能抵抗干扰的限度. 这些都是现有定位策略通用性较差的重要原因. 不同于经典方法的解决思路, 本文则是将自抗扰思想引入到经典的定位框架中. 在自抗扰的视角下, 将传感的测量视作是准确的, 而将包括原本的测量误差在内的, 未建模的系统动态和不确定的环境带来的扰动统一当作一个总扰动项, 然后设计控制器对该总扰动项进行处理, 以保证定位过程更鲁棒、更准确.

## 3 控制系统设计

通过上述分析可知, 控制任务是设计控制器  $u$  使得位置  $X$  跟踪上期望位置  $X_d$ . 令  $w = \Delta \dot{X}(o)$ ,  $u$  的实际含义是对因总扰动导致的估计结果偏差的补偿.  $w$  实际上对应于物理意义上的速度概念, 则系统方程如下:

$$\dot{X} = w + u + F(\tilde{o}) + E(\tilde{o}) + D(t). \quad (9)$$

然而式(9)所表示的系统内外存在着的不确定部分给控制器设计带来了挑战. 基于自抗扰方法中的总扰动思想, 本文将凡是能对最终定位估计结果产生影响的系统内外的不确定性因素看作总扰动, 并且借助于成熟的自抗扰技术实现对总扰动的观测, 进而使得系统输出更准确的定位结果. 这样的方式能够处理建模所无法覆盖的系统动态, 也能够应对环境中的不确定干扰, 以及系统性的测量误差, 还避免了对噪声分布做不合理的假设, 对模型和传感配置依赖等的弊端. 具体来说, 将系统的内外不确定性看作总扰动, 则系统方程可写为

$$\dot{X} = w + u + f_{\text{total}}, \quad (10)$$

其中总扰动  $f_{\text{total}} = F(\delta) + E(\delta) + D(t)$ .

**注1** 总扰动  $f_{\text{total}}$  包含了系统内部的不确定性, 包括系统性的测量误差  $\delta$ 、非线性  $F(\cdot)$ 、系统未建模动态  $E(\cdot)$  和系统外部的不确定  $D(t)$ . 这些不确定性与外扰对系统的控制造成了显著的影响, 因此需要对其进行补偿.

定义跟踪误差  $x = X - X_d$ , 于是误差系统方程为

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \dot{X} - \dot{X}_d = \\ &w + u + f_{\text{total}} - \dot{X}_d. \end{aligned} \quad (11)$$

如果直接按照反馈控制律的策略设计控制器为  $u = -w - kx + \dot{X}_d$ , 则可以发现系统会受扰动的影响. 因此, 一个自然的想法是估计出总扰动并在反馈控制律中进行补偿. 下面, 本文将设计扩张状态观测器对总扰动进行估计.

### 3.1 扩张状态观测器设计

高阶扩张状态观测器在传统扩张状态观测器的基础上提高了阶次, 可以提高观测器的动态响应性能和稳态性能, 可以准确观测出导数不为零以及一些快速变化的扰动而无观测误差. 观测出的总扰动在反馈控制中进行补偿, 从而加强了系统的抗扰能力. 针对系统(10), 设计如下的高阶扩张状态观测器:

$$\begin{cases} \dot{\varepsilon}_1 = z_1 - X, \\ \dot{z}_1 = z_2 + w + u + f_{\text{total}} - \beta_1 \varepsilon_1, \\ \dot{z}_2 = z_3 - \beta_2 \varepsilon_1, \\ \vdots \\ \dot{z}_{m-1} = z_m - \beta_{m-1} \varepsilon_1, \\ \dot{z}_m = -\beta_m \varepsilon_1, \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$  是待调节的观测器增益;  $z_1, z_2, \dots, z_{m-1}$  以及  $z_m$  分别是扩张状态观测器对  $X, f_{\text{total}}, \dot{f}_{\text{total}}, \dots, f_{\text{total}}^{(m-3)}$  以及  $f_{\text{total}}^{(m-2)}$  的估计.

**注2** 从式(11)可以看出, 原系统为一阶扰动系统, 而高阶扩张状态观测器为  $m$  阶系统.

传统的扩张状态观测器的阶次比原系统高一阶, 用来观测总扰动. 而高阶扩张状态观测器的阶次比原

系统高  $m - 1$  阶, 从而可以观测总扰动以及总扰动的高阶导数. 与传统扩张状态观测器相比, 高阶扩张状态观测器不仅仅局限于观测常值或者缓变的扰动, 它还可以观测快速变化的扰动. 一般来说, 高阶扩张状态观测器的估计精度随着阶数的增加而提高, 但同时计算也更加复杂. 因此, 在实际使用中应该在估计精度和计算负担之间取得平衡. 本文基于定位系统的总扰动的导数变化不快, 近乎为零这个事实, 考虑扩张二阶的扩张状态观测器, 具体表达式如下:

$$\begin{cases} \varepsilon_1 = z_1 - X, \\ \dot{z}_1 = z_2 + w + u + f_{\text{total}} - \beta_1 \varepsilon_1, \\ \dot{z}_2 = z_3 - \beta_2 \varepsilon_1, \\ \dot{z}_3 = -\beta_3 \varepsilon_1, \end{cases} \quad (13)$$

其中:  $z_1$  是对  $X$  的估计,  $z_2$  是对  $f_{\text{total}}$  的估计,  $z_3$  是对  $\dot{f}_{\text{total}}$  的估计,  $\beta_1, \beta_2$  和  $\beta_3$  是扩张状态观测器的增益.

### 3.2 自抗扰控制器设计

误差系统方程如下:

$$\dot{x} = w + u + f_{\text{total}} - \dot{X}_d. \quad (14)$$

目标是设计控制器  $u$  使得  $x$  镇定到 0. 设计理想的控制器为  $u = -w - f_{\text{total}} + \dot{X}_d - kx$ . 由于总扰动未知, 上述控制律无法实现, 于是集成扩张状态观测器, 利用总扰动的观测值来设计控制器. 最终设计的自抗扰控制器如下:

$$u = -w + \dot{X}_d - z_2 - kx. \quad (15)$$

**注3** 完整的复合控制律(15)可以看成3部分组成, 其中第1部分  $-w + \dot{X}_d$  为对已建模动态的补偿; 第2部分  $-z_2$  为对总扰动的估计与补偿; 第3部分  $-kx$  为比例反馈控制律,  $k > 0$ .

## 4 系统稳定性分析

本节主要对扩张状态观测器以及自抗扰控制器的稳定性进行分析. 首先, 根据实际定位系统的干扰分析<sup>[23]</sup>, 本文给出如下假设:

**假设1** 总扰动  $f_{\text{total}}$  是缓慢变化的, 即

$$\ddot{f}_{\text{total}} = 0. \quad (16)$$

### 4.1 扩张状态观测器稳定性分析

下面对观测器的稳定性进行分析.

**定理1** 考虑式(10)描述的系统, 采用式(13)形式的扩张状态观测器. 系统的总扰动  $f_{\text{total}}$  满足假设1, 且观测器增益  $\beta_1, \beta_2, \beta_3$  满足

$$A = \begin{bmatrix} -\beta_1 & 1 & 0 \\ -\beta_2 & 0 & 1 \\ -\beta_3 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

为Hurwitz矩阵, 则扩张状态观测器的估计误差  $\varepsilon = [\varepsilon_1 \ \varepsilon_2 \ \varepsilon_3]^T$  渐近稳定.

此定理的证明如下:

证 观测误差定义为

$$\begin{cases} \varepsilon_1 = z_1 - X, \\ \varepsilon_2 = z_2 - f_{\text{total}}, \\ \varepsilon_3 = z_3 - \dot{f}_{\text{total}}. \end{cases} \quad (18)$$

对观测误差求导数,并带入观测器方程(13)和系统方程(10)那么可以求出观测误差系统方程,方程可写为

$$\begin{cases} \dot{\varepsilon}_1 = -\beta_1 \varepsilon_1 + \varepsilon_2, \\ \dot{\varepsilon}_2 = -\beta_2 \varepsilon_1 + \varepsilon_3, \\ \dot{\varepsilon}_3 = -\beta_3 \varepsilon_1 - \ddot{f}_{\text{total}}. \end{cases} \quad (19)$$

根据假设 $\ddot{f}_{\text{total}} = 0$ ,因此式(19)可以写成矩阵的形式

$$\dot{\varepsilon} = A\varepsilon, \quad (20)$$

其中 $A = \begin{bmatrix} -\beta_1 & 1 & 0 \\ -\beta_2 & 0 & 1 \\ -\beta_3 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ ,由于观测器增益 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 满足 $A$ 为Hurwitz矩阵,因此存在正定矩阵 $P$ 使得

$$A^T P + PA = -I, \quad (21)$$

选取李雅普诺夫函数

$$V(\varepsilon) = \varepsilon^T P \varepsilon, \quad (22)$$

对李雅普诺夫函数求导可得

$$\begin{aligned} \dot{V}(\varepsilon) &= \dot{\varepsilon}^T P \varepsilon + \varepsilon^T P^T \dot{\varepsilon} = \varepsilon^T A^T P \varepsilon + \varepsilon^T P A \varepsilon = \\ &= \varepsilon^T (A^T P + PA) \varepsilon = -\|\varepsilon\|^2, \end{aligned} \quad (23)$$

因此 $\varepsilon \rightarrow 0$ ,即扩张状态观测器的估计误差 $\varepsilon = [\varepsilon_1 \ \varepsilon_2 \ \varepsilon_3]^T$ 渐近稳定. 证毕.

## 4.2 自抗扰定位系统稳定性分析

通过上文分析可知,可以设计扩张状态观测器(13)实时估计出总扰动,继而在控制律中进行补偿,得到自抗扰控制律(15).将式(15)带入到误差系统方程可得

$$\begin{aligned} \dot{x} &= w + u + f_{\text{total}} - \dot{X}_d = \\ &= -kx + f_{\text{total}} - z_2 = -kx + e, \end{aligned} \quad (24)$$

其中 $e = f_{\text{total}} - z_2$ 表示观测器的估计误差.基于定理1可以知道,当总扰动 $f_{\text{total}}$ 的2阶导数趋于零时,估计误差 $e$ 趋于零.下面将 $e$ 看作系统 $\dot{x} = -kx + e$ 的输入,且 $e \rightarrow 0$ .又因为无激励系统 $\dot{x} = -kx$ 输入状态稳定,根据文献[24],跟踪误差 $\dot{x}$ 可以渐近收敛至原点.

至此自抗扰定位系统的收敛性得证.

## 5 仿真实验

为了验证所提方法能够有效地观测定位过程的总扰动,本节基于MATLAB平台进行了两组仿真,并且基于实际采集的实车数据进行了一组实验.3组仿真

实验的目的是验证所提出的扩张状态观测器能够快速且准确地观测出定位过程中的总扰动,并且所设计的控制律能够将总扰动抵消,提高定位结果的准确度.

据前文分析,系统需要整定的参数有观测器增益 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 和 $k$ .本文采用带宽法<sup>[25]</sup>选择观测器增益

$$\beta_i = \frac{m!}{i!(m-i)!} \omega_o^i, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (25)$$

在这种参数配置情况下,可以证明式(20)的矩阵 $A$ 为Hurwitz矩阵.观测器系统的极点都被配置在了 $-\omega_o$ 处. $\omega_o$ 被称为观测器带宽,并且观测器带宽 $\omega_o$ 越大时,观测器收敛速度越快,精度更高,但也会增加观测器对噪声的敏感性.在实际应用时, $\omega_o$ 宜从一个较小值开始,逐渐增大,直至满足性能要求.在本节实验中 $\omega_o$ 设置为10, $k$ 设置为5.

在仿真实验中,本文使用所设计的具有抗干扰能力的定位算法与传统的定位算法进行对比.原算法采用直接增量叠加的方法,即式(1).其中 $\Delta X_t^{t+1} = (w + f_{\text{total}}) \Delta t$ .

## 5.1 仿真结果

### 5.1.1 案例一

在第1组仿真实验中,轨迹真值为一条直线,如图1所示.图2展示了在 $x$ 和 $y$ 方向上总扰动的观测结果.该仿真的具体表达如下:

$$\text{Case 1: } \begin{cases} w = [0.9 \ 0.6], \\ \dot{X}_d = [1 \ 0.8], \\ f_x = \begin{cases} -0.6, & 2k \leq t < 4k, \\ 0.3(t-6k), & 4k \leq t < 8k, \\ 0.6, & 8k \leq t < 10k, \\ -0.3(t-12k), & 10k \leq t < 14k, \end{cases} \\ f_y = \begin{cases} 0, & 5k \leq t < 10k, \\ 0.02(t-10k)^2, & 10k \leq t < 15k. \end{cases} \end{cases} \quad (26)$$

即期望的位置变化速度为 $\dot{X}_d = [1 \ 0.8]$ .而基于实际测量和模型得到的位置变化为 $w = [0.9 \ 0.6]$ . $w$ 与 $\dot{X}_d$ 的差别可认为是由于系统性的测量误差和建模误差等因素导致.在本文的视角下,将测量值视作为准确的,而误差是由于系统未建模动态、非线性以及工况环境干扰等多种不确定因素耦合导致的.为了模拟这些因素的影响,本实验在 $x$ 方向上叠加了斜坡干扰 $f_x$ ,在 $y$ 方向上叠加了二次干扰 $f_y$ .

从图1中可以看出,在时变扰动下,所设计的扩张状态观测器迅速且准确地跟踪上了总扰动.仅在扰动突变处,如 $x$ 方向上的第8s, $y$ 方向上的第5s处存在少量超调.受益于扩张状态观测器,总扰动能够被较好地观测并在控制律中进行补偿.融合了自抗扰的定位框架的轨迹基本与真实轨迹一致,而原算法的轨迹则会出现明显的误差.

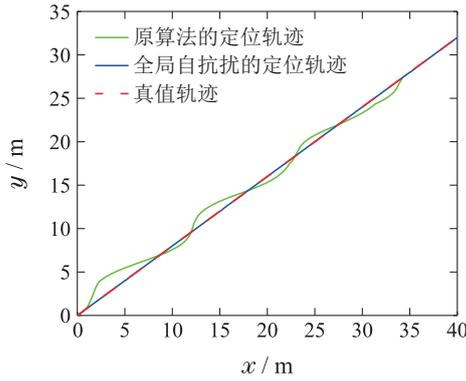


图 1 案例一的轨迹对比

Fig. 1 Trajectory comparison of Case 1

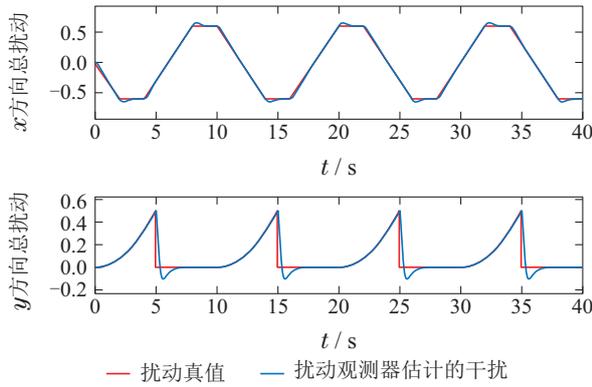


图 2 案例一的总扰动观测结果

Fig. 2 Total disturbance observations for Case 1

5.1.2 案例二

在实际的定位过程中, 参考位置往往并不能与观测(对应于所提定位框架中 $w$ )同频获得. 为了模拟上述情况, 在本实验中降低了参考位置信息获得的频率, 并且仅在能够获得参考位置时才会启用扩张状态观测器观测扰动值, 否则则使用最近估计出的总扰动值进行代替. 该策略其实是假设了定位过程的总扰动在局部变化不大. 该仿真的具体表达如下:

$$\text{Case 2: } \left\{ \begin{array}{l} w = [0.9 \ 0.6], \\ \dot{X}_d = [1 \ 0.8], \\ f_x = \begin{cases} 0.5, & 5k \leq t < 10k, \\ 0.4, & 10k \leq t < 15k, \\ 0.0, & 15k \leq t < 20k, \\ -0.5, & 20k \leq t < 25k, \\ -0.4, & 25k \leq t < 30k, \\ 0.0, & 30k \leq t < 40k, \end{cases} \\ f_y = \begin{cases} -0.5, & 5k \leq t < 10k, \\ -0.4, & 10k \leq t < 15k, \\ 0.0, & 15k \leq t < 20k, \\ 0.5, & 20k \leq t < 25k, \\ 0.4, & 25k \leq t < 30k, \\ 0.0, & 30k \leq t < 40k, \end{cases} \end{array} \right. \quad (27)$$

如图3所示, 第2组仿真实验的真实轨迹为一条直

线. 但与此前两个案例的仿真过程不同, 在本案例中, 每5 s获得时长为0.25 s的参考位置信息, 即执行0.25 s的扰动观测. 控制信号的施加周期如图4所示, 图中的高电平(值为1)代表能够获得参考位置信息, 并执行扰动观测, 即每5 s时间段内的前0.25 s. 在剩余的4.75 s的时间段内, 为低电平, 即无法获得参考位置信息, 也就不能使用扩张状态观测器观测总扰动. 在这个时间段内, 使用0.25 s时刻估计的扰动值代替.

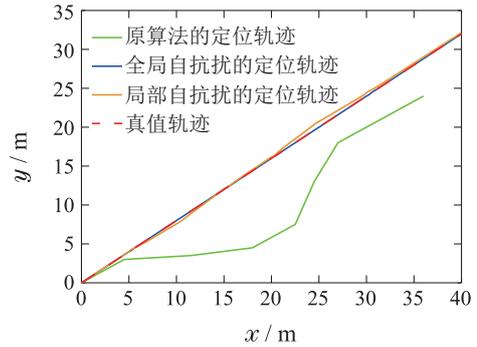


图 3 案例二的轨迹对比

Fig. 3 Trajectory comparison of Case 2

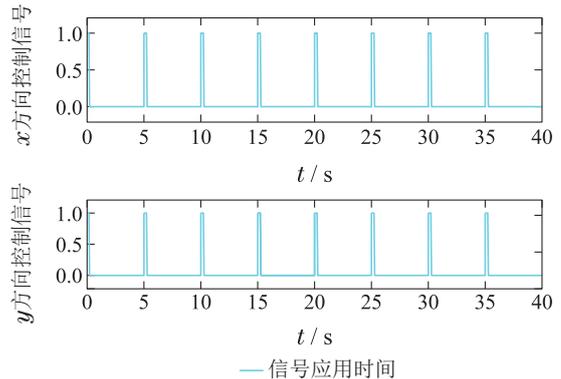


图 4 案例二的期望位置信息可观的时间段

Fig. 4 Time period when the reference location information is available for Case 2

在上述配置下, 扩张状态观测器的观测结果于图5所示. 即使在0.25 s极短的时间内, 所设计的观测器也能快速地跟踪上总扰动值. 从实验结果可以看出, 在仅有部分时间段内进行自抗扰定位的轨迹也远好于原始定位算法输出的轨迹, 比全局都进行自抗扰的定位轨迹稍差一些.

5.2 实验结果

在本实验中, 使用轮速计测量并记录了在停车场中行驶一圈的传感数据, 用于验证所提方法的有效性. 基于惯性测量单元和全球定位系统融合得到的轨迹作为真值, 即 $X_d$ . 基于轮速计的测量, 采用经典的轮速轨迹估计算法<sup>[26]</sup>获得基准定位方法的结果. 并将获得的轨迹微分化, 转换为二维线速度作为机器人的传感观测, 即 $w + f_{total}$ . 有了上述信息, 也就可以使用本文所提方法实现主动抗扰的定位过程(全局自抗扰的定位轨迹). 类似于案例二, 考虑在实际应用中, 可能

无法高频率地获得准确的参考信息. 在本实验中, 设置只有每20s中的前2s才能够获得参考轨迹的信息, 其余18s的时间段内的总扰动估计值使用第2s获得的估计值去代替. 这样便可以获得部分时间段内进行干扰观测与补偿的定位轨迹. 此外, 本实验还与带有闭环检测漂移轨迹矫正的算法<sup>[27]</sup>进行了对比. 闭环检测矫正正是现有定位方法中同样基于误差提高定位精度的主要策略.

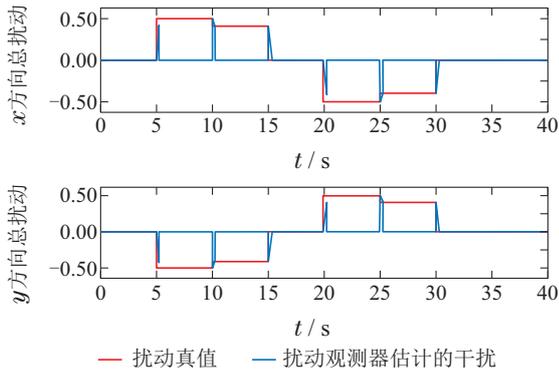


图5 案例二的总扰动观测结果

Fig. 5 Total disturbance observations for Case 2

图6展示了总扰动的估计值与真实值的对比. 可以看出, 基于轮速计的定位过程的总扰动的变化大体符合梯形扰动的特征. 因此, 所设计的二阶扩张状态观测器能够较快且准确地将估计出总扰动的数值. 实际的总扰动具有大量的瞬态冲击型干扰. 对于这类瞬态冲击型干扰, 观测器不能完全准确地跟踪上. 但是从最终的定位结果看, 这种程度的扰动估计误差对最终的定位结果影响不大. 图7展示了参考信息可获得的时间段.

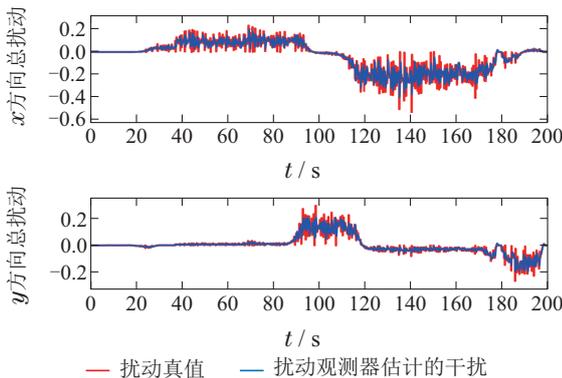


图6 实车实验中总扰动响应曲线

Fig. 6 Total disturbance response curves in real vehicle experiments

在图8中, 对比展示了使用4种定位方法获得的轨迹. 从图中可以观察到, 直接由轮速计测量值积分得到的轨迹(原算法的定位轨迹)明显受到了累积误差的影响, 尤其是在转弯处存在较大的误差. 如果定位全过程都能获得参考信息, 那么使用所提抗干扰方法获

得的全局自抗扰的定位与真实轨迹几乎重合. 此外, 即使只在短暂的时间段内, 使用所提方法观测定位过程中的总扰动值, 并将其用在局部的时间段内进行扰动补偿, 使用所提的抗扰定位方法获得的局部自抗扰的定位轨迹也比没有主动抗扰机制而是依赖于算法自身的鲁棒性的被动抗扰方法<sup>[27]</sup>的定位轨迹更为接近于真实轨迹. 综上所述, 这说明了本文所提方法能够应用在实际场景中, 并且优越于目前定位理论中主要的依赖算法自身的鲁棒性实现抗扰的策略.

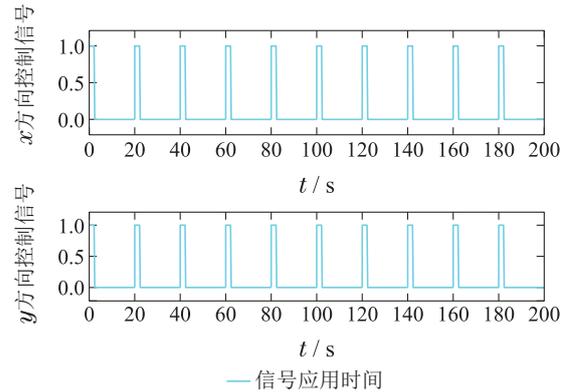


图7 实车实验中期望位置信息可获得的时间段

Fig. 7 Time period for the available reference information in the real vehicle experiment

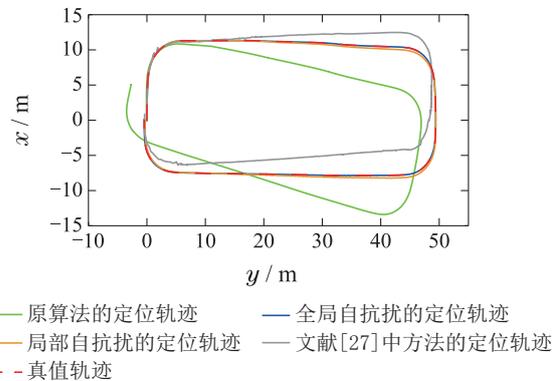


图8 实车实验的轨迹对比

Fig. 8 Trajectory comparison of real vehicle experiments

## 6 结论

本文将自抗扰思想引入到机器人定位问题中, 给出了一种新的抗扰定位框架. 从抗扰控制的视角阐释了定位过程中的总扰动概念, 并基于自抗扰控制方法中的扩张状态观测器给出了观测总扰动的方法, 并且使用李雅普诺夫函数证明了控制器和观测器的稳定性. 通过仿真和实车实验验证了所提出方法的有效性.

不同于现有的定位方法所采用的被动抗扰思想, 本文基于主动抗扰思想重新表达的机器人定位过程. 将系统测量误差、未建模动态和环境的动态干扰统一视为总扰动并加以估计和补偿的策略具有不依赖于模型和系统配置的优势. 该种策略并不对扰动类型做

任何先验的假设,理论上能够应对任何有界的扰动类型,优越于现有的被动定位抗扰策略。总扰动观测和补偿也可作为定位算法中的一个独立模块融合在现有的各种优秀的定位算法中,以提高其抗干扰的能力,解决其任务场景通用性较差等问题。实际中,常常会出现局部环境中无法获得期望位置的信息等情况。而仿真和实验也证实,即使仅有部分阶段具备总扰动观测的条件,也能够提高整体的定位结果的精度。

观测定位过程中的总扰动或也可以设计采用其他方法,例如扰动观测控制等。未来,笔者将致力于考量不同类型的控制器和观测器以进一步提升基于自抗扰思想的定位框架的实际应用性能。

### 参考文献:

- [1] SMITH R C, CHEESEMAN P. On the representation and estimation of spatial uncertainty. *International Journal of Robotics Research*. 1986, 5(4): 56 – 58.
- [2] JIAO J, YE H, ZHU Y, et al. Robust odometry and mapping for multi-lidar systems with online extrinsic calibration. *IEEE Transactions on Robotics*. 2021, 38(1): 351 – 371.
- [3] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust-perception age. *IEEE Transactions on Robotics*. 2016, 32(6): 1309 – 1332.
- [4] YU J, SU J. Fisheye-type camera modeling based on receptive fields. *Journal of Electronic Imaging*. 2019, 28(6): 063003.
- [5] FAN B, DAI Y, HE M. Sunet: Symmetric undistortion network for rolling shutter correction. *Proceedings of IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Elect Netork: IEEE, 2021: 4541 – 4550.
- [6] TOMASI J, WAGSTAFF B, WASLANDER S, et al. Learned camera gain and exposure control for improved visual feature detection and matching. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2021, 6(2): 2028 – 2035.
- [7] SUN K, MOHTA K, PFROMMER B, et al. Robust stereo visual inertial odometry for fast autonomous flight. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2018, 3(2): 965 – 972.
- [8] WANG J, SHI Z, ZHONG Y. Visual SLAM incorporating wheel odometer for indoor robots. *Proceedings of Chinese Control Conference*. Dalian, China: IEEE, 2017: 5167 – 5172.
- [9] WAN G, YANG X, CAI R, et al. Robust and precise vehicle localization based on multi-sensor fusion in diverse city scenes. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Brisbane, Australia: IEEE, 2018: 4670 – 4677.
- [10] LEE W, YANG Y, HUANG G. Efficient Multi-sensor aided inertial navigation with online calibration. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Xi'an China: IEEE, 2021: 5706 – 5712.
- [11] QIN T, SHEN S. Online temporal calibration for monocular visual-inertial systems. *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Madrid, Spain: IEEE, 2018: 3662 – 3669.
- [12] HAN J. From pid to active disturbance rejection control. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2009, 56(3): 900 – 906.
- [13] CHEN W H, YANG J, GUO L, et al. Disturbance-observer-based control and related methods-An overview. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2015, 63(2): 1083 – 1095.
- [14] HAN Jingqing. Auto-disturbances-rejection controller and its applications. *Control and Decision*, 1998, 13(1): 19 – 23. (韩京清. 自抗扰控制器及其应用. 控制与决策, 1998, 13(1): 19 – 23.)
- [15] ZHUO S, GAILLARD A, GUO L, et al. Active disturbance rejection voltage control of a floating interleaved DC-DC boost converter with switch fault consideration. *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2019, 34(12): 12396 – 12406.
- [16] WANG G, LIU R, ZHAO N, et al. Enhanced linear ADRC strategy for HF pulse voltage signal injection-based sensorless IPMSM drives. *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2018, 34(1): 514 – 525.
- [17] NI K, WANG Z, ZHANG Q, et al. Antiwindup spinning guidance for fixed-trim entry vehicles by active disturbance rejection control. *Journal of Spacecraft and Rockets*. 2019, 56(4): 1092 – 1106.
- [18] HUANG Y, SU J. Visual servoing of nonholonomic mobile robots: A review and a novel perspective. *IEEE Access*. 2019, 7: 134968 – 134977.
- [19] MOU Fangli, WU Dan, DONG Yunfei. Active disturbance rejection control with multilayer perceptron compensating network for robot systems. *Control Theory & Applications*. 2020, 37(6): 1397 – 1405. (牟方厉, 吴丹, 董云飞. 具有多层感知器力矩补偿的机器人自抗扰控制. 控制理论与应用, 2020, 37(6): 1397 – 1405).
- [20] XIANG G, HUANG Y, YU J, et al. Intelligence evolution for service robot: An ADRC perspective. *Control Theory and Technology*. 2018, 16(4): 324 – 335.
- [21] MUKHERJEE T, NAYAK G, SENAPATI D. Evaluation of symbol error probability using a new tight gaussian Q approximation. *International Journal of Systems, Control and Communications*. 2021, 12(1): 60 – 71.
- [22] DA SILVEIRA T L T, JUNG C R. Perturbation analysis of the 8-point algorithm: A case study for wide FoV cameras. *Proceedings of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Long Beach, USA: IEEE, 2019: 11757 – 11766.
- [23] CHANG M F, RHODES I. Disturbance localization in linear systems with simultaneous decoupling, pole assignment, or stabilization. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 1975, 20(4): 518 – 523.
- [24] KHALIL H. *Nonlinear System*. (3rd ed.) Upper Saddle River, USA: Prentice Hall, 2002.
- [25] GAO Z. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning. *Proceedings of the American Control Conference*. Denver, CO, USA: IEEE, 2006, 6: 4989 – 4996.
- [26] BROSSARD M, BONNABEL T. Learning wheel odometry and IMU errors for localization. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Montreal, Canada: IEEE, 2019: 291 – 297.
- [27] YU J, XIANG Z, SU J. Hierarchical multi-level information fusion for robust and consistent visual SLAM. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2021, 71(1): 250 – 259.

### 作者简介:

- 俞经睿 博士研究生, 目前研究方向为智能体定位、建图与导航, E-mail: yujingrui@sju.edu.cn;
- 朱毅成 硕士研究生, 目前研究方向为机器人抗扰控制, E-mail: zhu-yicheng@sju.edu.cn;
- 冉晨阳 博士研究生, 目前研究方向为机器学习、强化学习, E-mail: rancheny@sju.edu.cn;
- 苏剑波 教授, 博士生导师, 目前研究方向为机器人控制、多传感信息融合、机器学习与人机交互等, E-mail: jbsu@sju.edu.cn.