红外与激光工程
INFRARED AND LASER ENGINEERING
EI, SCOPUS, CSCD等收录期刊

基于预测算法的遥控机器人控制系统

刘逢刚　丁磊　肖利

Remote control robot system based on predictive algorithm

Liu Fenggang, Ding Lei, Xiao Li

在线阅读 View online: https://doi.org/10.3788/IRLA20210109

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

采用辅助靶标的移动机器人立体视觉定位

Stereo vision localization for mobile robot based on auxiliary target

红外与激光工程. 2019, 48(S1): 104–113　https://doi.org/10.3788/IRLA201948.S117006

移动机器人中激光雷达测距测角标定方法

LiDAR ranging angle measurement calibration method in mobile robot

红外与激光工程. 2019, 48(6): 630002–0630002(8)　https://doi.org/10.3788/IRLA201948.0630002

一种新型VLC高精度混合定位算法的实现

Realization of a new VLC hybrid location algorithm with high accuracy

红外与激光工程. 2017, 46(11): 1126001–1126001(6)　https://doi.org/10.3788/IRLA201746.1126001

基于光纤光栅的软体机器人末端力测量方法研究

Research on end force measurement method of soft robot based on fiber Bragg grating

红外与激光工程. 2021, 50(7): 20200386–1–20200386–9　https://doi.org/10.3788/IRLA20200386

海上升压站自动巡检机器人颜色检测算法研究

Research on color detection algorithm of automatic patrol robot in offshore booster station

红外与激光工程. 2020, 49(S2): 20200589–20200589　https://doi.org/10.3788/IRLA20200589

基于神经网络的机器人抛光材料去除提升模型

An improved material removal model for robot polishing based on neural networks

红外与激光工程. 2019, 48(3): 317005–0317005(8)　https://doi.org/10.3788/IRLA201948.0317005

基于预测算法的遥控机器人控制系统

刘逢刚[1], 丁 磊[2], 肖 利[1]

(1. 武昌理工学院 人工智能学院，湖北 武汉 430223；
2. 武汉纺织大学 电子与电气工程学院，湖北 武汉 430200)

摘 要：为了解决时滞环节给远程遥控系统带来的巨大影响,在非可视环境下提出了一种的新的遥控控制移动机器人的预测系统。采用移动机器人的动力学模型作为基础,利用史密斯预估器补偿控制器与移动机器人之间信号延迟,减少因为延时所引起的定位误差。利用灰色预测模型来预测移动机器人上传感器得到的数值,从而减少因为时间延迟给操纵者带来的遥控误操作。通过仿真证明了算法的可行性,又通过力反馈遥控设备与移动机器人在非可视环境下的控制实验,证明了系统的可行性。尽管有操纵者参与了远程控制实验,但补偿效果已经得到了明显的证明。

关键词：史密斯预估器； 灰色预测； 时滞系统； 移动机器人； 力反馈
中图分类号：TP24 **文献标志码**：A **DOI**：10.3788/IRLA20210109

Remote control robot system based on predictive algorithm

Liu Fenggang[1], Ding Lei[2], Xiao Li[1]

(1. School of Artificial Intelligence, Wuchang University of Technology, Wuhan 430223, China;
2. School of Electrical and Electronic Engineering, Wuhan Textile University, Wuhan 430200, China)

Abstract: In order to solve the influence of the time delay on remote control system, a new predictive system of remote-controlled mobile robot was proposed in the non-visual environment. The dynamic model of mobile robot was used as the basis, the Smith predictor was used to compensated the signal time delay between the controller and the mobile robot, reduced the positioning error caused by time delay. The grey predictor model was used to predict the value of the sensors on the mobile robot, thus reducing the remote control error caused by time delay to the operator. The feasibility of the algorithm was proved by simulation. And by the experiment of the force feedback device and the mobile robot in the non-visual environment, the feasibility of the system was proved. Although the human operator participated in the remote control experiment, the compensation effects had been clearly demonstrated.

Key words: Smith predictor; grey predictor; time delay system; mobile robot; force feedback

收稿日期:2021-05-25； **修订日期**:2021-07-20
基金项目:国家自然科学基金 (61903280)
作者简介:刘逢刚,男,副教授,博士,主要从事智能机器人、移动机器人的路径规划、SLAM、机器视觉方面的研究。

0 引 言

现代工业生产控制过程中往往伴随着时滞环节，这将导致系统无法准确跟踪系统的输入量。而且，一旦系统受到外部干扰，系统的超调量会逐渐增大，影响系统的稳定性。严重超调甚至会危及设备和人员的安全。因此，如何对时延进行有效补偿，不仅是机器人领域的一个重要课题，也是军事、航空、海洋、电站等领域的一个重要课题[1−3]。

近年来，史密斯预估器的理论研究和实际应用在现代工业生产过程中取得了显著的进展[4−6]。史密斯预估器可以补偿控制对象的纯滞后环节，并在闭环反馈回路中增加一个额外的预测补偿装置。通过调节补偿装置，可以有效隔离控制对象传递函数中的时滞因子，从而提高系统的稳定性，避免大的超调量[7−8]。另外，灰色理论充分有效地利用已知信息，探索系统内部的变化规律。通过对少量信息的积累和减法，可以得到一些有价值的信息，进而对系统运行的变化趋势进行有效的预测和合理的监测，这一点已经在许多学科中得到了成功的应用[9−13]。灰色预测模型的核心是 GM(1, 1)[14]，它可以根据少量的已知信息进行建模和预测。目前，它已经扩展到许多实际的预测模型中。

针对以上问题，文中提出一个新的在非可视环境下控制移动机器人的系统。利用史密斯预估器补偿控制器与移动机器人之间信号延迟，利用灰色预测模型来预测移动机器人传感器得到的数值，从而减少因为时间延迟给操纵者带来的遥控误操作。最后，通过仿真实验证明了算法的可行性。又通过力反馈设备与移动机器人在非可视环境下的控制实验，证明了系统的可行性。

1 控制器与移动机器人的建模

文中采用美国 Sensable Technologies 公司的 PHANTOM 系列触觉设备 PHANTOM Omni 对移动机器人进行控制。该控制器将力反馈设备手柄移动到合适的位置之后就可以按住按钮开始操控移动机器人，松开按钮会停止控制，如果环境中添加其他物体 (比如障碍物)，则还可以模拟环境中的力 (接触力、重力、摩擦力、弹簧力等) 让操控者能“感觉”到[15−16]。如果实际机器人上装有力传感器，则在用 PHANTOM Omni 控制机器人的同时也能读取力的信息，反馈给操控者。

1.1 PHANTOM Omni 控制器的结构建模

PHANTOM Omni 控制器的结构建模如图 1 所示。图中标示出的 PHANTOM Omni 控制器的 1, 2, 3 连杆用来控制移动机器人的位置和方向 (X, Y, θ)，使用 4, 5, 6 连杆来进行力反馈 (Force Feedback)。图中L_1, L_2, L_3表示连杆 1, 2, 3 的长度，L_5表示从L_1的起点到连杆 4, 5, 6 起点之间的距离。通过各个关节的角度θ和连杆长度 L 可以得到末端装置的位置。

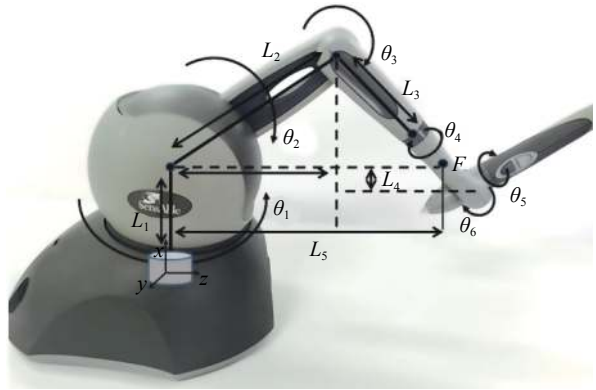

图 1 PHANTOM Omni 控制器结构参数图

Fig.1 PHANTOM Omnistructure parameter diagram

经过对 PHANTOM Omni 控制器的结构分析，设定θ_1来控制移动机器人的正面移动方向。这里θ_1 为 PHANTOM Omni 控制器 X 轴的旋转角度。

表 1 中，通过 1, 2, 3 连杆和关节进行建模得到的 D-H 模型。通过 D-H 模型可以推导出末端装置的位置公式为：

$$\begin{cases} Y_m = [L_2\sin\theta_2 + L_3\sin(\theta_2+\theta_3)]\cos\theta_1 \\ Z_m = [L_2\sin\theta_2 + L_3\sin(\theta_2+\theta_3)]\cos\theta_1 \\ X_m = L_2\sin\theta_2 + L_3\sin(\theta_2+\theta_3) + L_1 \end{cases} \tag{1}$$

表 1 PHANTOM Omni 控制器 D-H 参数表格

Tab.1 D-H parameter table of the PHANTOM Omni structure

Number of joints	Z axis rotation angle	Distance between common perpendiculars	Joint offset	Joint torsional
	θ	d	a	α
1	θ_1^*	d_1	0	−90°
2	θ_2^*	0	a_2	0
3	θ_3^*	0	a_3	0

1.2 移动机器人的动态模型

文中的移动机器人的移动装置由两个主动轮和一个辅助轮组成，动态模型由图 2 所示。移动机器人的参数见表 2。

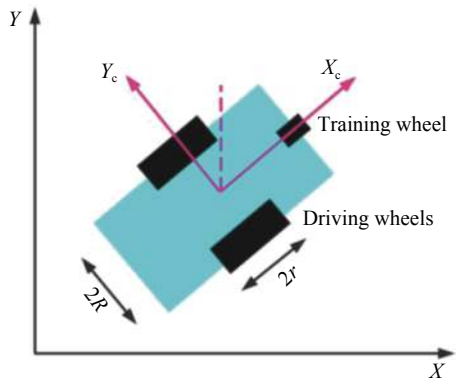

图 2 移动机器人的动态模型

Fig.2 Kinematic modeling of the mobile robot

移动机器人的直线运动参数 X, Y 和旋转角度 θ 组成的三自由度运动方程用 $\dot{q} = [\ \dot{x}\quad \dot{y}\quad \dot{\theta}\ ]^{\mathrm{T}}$ 表示。则移动机器人的结构方程可以表示为:

$$\dot{q} = J(\theta)\vec{v} \tag{2}$$

式中: $J(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 \\ \sin\theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$; $\vec{v} = \begin{bmatrix} v & \omega \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$; v 表示移动机器人直线运动的速度; ω 表示移动机器人转运动的速度。并且, 移动机器人的动力学方程表示为:

$$\tau = E^{-1}\cdot\dot{\vec{v}} \tag{3}$$

式中: $E = M^{-1}B$, $M^{-1} = \dfrac{1}{mI}\begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & m \end{bmatrix}$, $B = \dfrac{1}{r}\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ R & R \end{bmatrix}$。

表 2 移动机器人的参数表

Tab.2 Parameters table of the mobile robot

Parameter	Meaning of parameters
m	Mass of mobile robots(5.61 kg)
I	Moment of inertia of mobile robot(0.05 kgn^2)
$2R$	Distance between two driving wheels(0.290 m)
r	Driving wheel radius(0.075 m)
O, X, Y	Spatial coordinates
C, X_c, Y_c	Coordinates of the mobile robot
X, Y	Center position of the mobile robot in Cartesian coordinates
θ	Angle between X and X_c

2 预测控制算法

2.1 史密斯预估器

史密斯预估器 (Smith predictor) 补偿方法的设计思想以及特点是, 预先估计出在基本扰动下的动态响应, 然后由预估器进行补偿, 力图使被延迟了的被控量超前反馈到控制器, 使控制器提前动作, 从而明显地加速控制工程并减小超调量。

文中的史密斯预估器用于补偿 PHANTOM Omni 控制器与移动机器人之间信号的时间延迟。2.2 节中移动机器人的动态模型参数 E 来表示对象除去纯迟延环节以后的传递函数。图 3 中, 史密斯预估器使用的传递函数用 $\hat{E}$ 表示。参数 τ 表示扭矩输入, $\dot{\vec{v}}$ 表示加速度输出值。基本模型公式化可表示为:

$$\left[\tau - \mathrm{e}^{-s\frac{T}{2}}\dot{\vec{v}} - \left(\hat{E}w - \mathrm{e}^{-sT}\hat{E}w\right)\right]\mathrm{e}^{-s\frac{T}{2}}CE = \dot{\vec{v}} \tag{4}$$

整理上式, 可以得到:

$$\mathrm{e}^{-s\frac{T}{2}}CE\tau - \mathrm{e}^{-sT}CE\dot{\vec{v}} - \mathrm{e}^{-s\frac{T}{2}}CE\hat{E}w + \mathrm{e}^{-s\frac{3T}{2}}CE\hat{E}w = \dot{\vec{v}} \tag{5}$$

另外, 史密斯预估器输出为:

$$w = \frac{\dot{\vec{v}}}{\mathrm{e}^{-s\frac{T}{2}}E} \tag{6}$$

把公式 (6) 代入公式 (5) 得到:

$$\frac{\dot{\vec{v}}}{\tau} = \frac{\mathrm{e}^{-s\frac{T}{2}}CE}{1 + \mathrm{e}^{-sT}CE + CE - \mathrm{e}^{-sT}C\hat{E}} \tag{7}$$

如果在公式 (7) 中 $\hat{E} = E$, 整理公式可以得到:

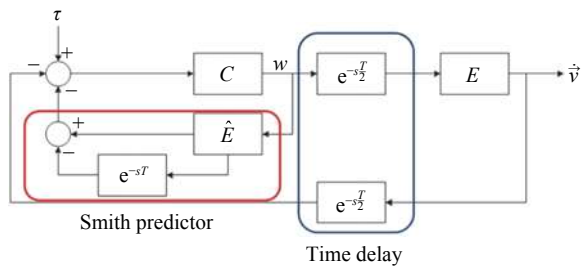

图 3 史密斯预估器的基本模型

Fig.3 Basic model of Smith predictor

$$\frac{\dot{\vec{v}}}{\tau}=\frac{CE}{1+CE}\cdot \mathrm{e}^{-s\frac{T}{2}} \tag{8}$$

公式 (8) 表明系统将消除大迟延对系统过渡过程的影响，使控制过程的品质与过程无纯迟延环节的情况一样，只是在时间坐标上向后推迟了一个时间单位，此时的系统图见图 4。

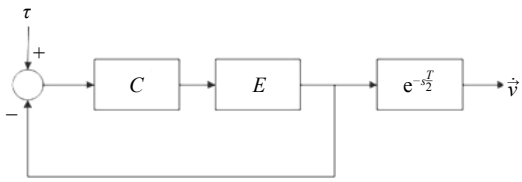

图 4 史密斯预估器的延时分离系统

Fig.4 Time delay separating system of Smith predictor

2.2 灰度预测算法

灰色预测 (Grey prediction) 是一种对具有不确定因素的系统进行预测的方法。灰色预测可以识别系统因素之间发展趋势的差异程度，即进行相关分析，并对原始数据进行生成处理来寻找系统变动的规律，并处理原始数据，找出系统变化的规律，生成规律性强的数据序列，然后建立相应的微分方程模型，从而预测事物未来的发展趋势。

文中使用的灰色预测模型是关于数列预测的一个变量、一阶微分 GM(1,1) 模型。利用 GM(1,1) 模型预测在移动机器人上传感器发出来的数值，从而预测因为时间延时得到的力反馈。GM(1,1) 模型预测顺序如下：

首先，系统输出的原始数据表示为：

$$y^{(0)}=\left\{y^{(0)}(1),y^{(0)}(2),y^{(0)}(3),\cdots,y^{(0)}(n)\right\} \tag{9}$$

式中：$y^{(0)}(i)\geq 0,(i=1,2,\cdots,n)$。为了预测 $n\geqslant 4$ 的值，上式最少需要 4 个测定值。再对数据做适当的预处理，预处理的数据平滑设计为三点平滑[9−10]。预处理后，取原始序列的第 1 个数据作为生成列的第 1 个数据，将原始序列的第 2 个数据加到原始序列的第 1 个数据中，两个数据之和作为生成列的第 2 个数据。按照此规则获取生成的列。根据以下公式：

$$y^{(1)}(k)=\sum_{i=1}^{k}y^{(0)}(i) \tag{10}$$

式中：$k=1,2,3,\cdots,n$。可以得到一个新的数列：

$$y^{(1)}=\left\{y^{(1)}(1),y^{(1)}(2),y^{(1)}(3),\cdots,y^{(1)}(n)\right\}$$

此时，为了可以建立 GM(1,1) 模型且可以进行灰色预测，新的数列必须满足下式：

$$0\leqslant\frac{y^{(1)}(k)}{y^{(1)}(k-1)}\leqslant 0.5:Quasi-smooth \tag{11}$$

$$1\leqslant\frac{y^{(1)}(k)}{y^{(1)}(k-1)}\leqslant 1.5:Quasi-\exp \tag{12}$$

式中：$k=4,5,\cdots,n$。

接下来用 $y^{(1)}$ 序列的中间值来定义 $z^{(1)}$：

$$z^{(1)}(k)=0.5y^{(1)}(k)+0.5y^{(1)}(k-1) \tag{13}$$

式中：$k=2,3,\cdots,n$。

新数列的变化趋势近似地用下面的微分方程描述：

$$y^{(0)}(k)+az^{(1)}(k)=b \tag{14}$$

式中：a 称为发展灰数；b 称为内生控制灰数。

设 $\hat{\alpha}$ 为待估参数向量，则 $\hat{\alpha}=\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$，通过最小二乘法得到：

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}=\left(D^{\mathrm{T}}D\right)^{-1}D^{\mathrm{T}}Y \tag{15}$$

上式中，序列 $D=\begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}$，序列 $Y=\begin{bmatrix} y^{(0)}(2) \\ y^{(0)}(3) \\ \vdots \\ y^{(0)}(n) \end{bmatrix}$。

求解微分方程，即可得灰色预测的离散时间响应函数，可以表示为：

$$\hat{y}^{(1)}(k+1)=\left(y^{(0)}(1)-\frac{b}{a}\right)\mathrm{e}^{-ak}+\frac{b}{a} \tag{16}$$

式中：$\hat{y}^{(1)}(k+1)$ 为所得的累加的预测值，再利用公式 $\hat{y}^{(0)}(k+1)=\hat{y}^{(1)}(k+1)-\hat{y}^{(1)}(k)$ 将预测值还原，可求出 $\hat{y}^{(0)}(k+1)$ 的值。利用以上灰度预测来预测来自于移动机器人上传感器的数值，把对应得到的力反馈传输给使用者。在实际实验之前通过仿真证明其系统效果的可行性。

3 预测算法仿真与实验

3.1 仿真实验

文中采用 PHANTOM Omni 控制器、PC 以及移

动机器人构建整个工作系统，系统的组成和信号路径如图 5 所示。PHANTOM Omni 控制器与计算机之间用 IEEE1394 串行标准来进行同步数据传输，移动机器人与计算机之间使用蓝牙来连接。

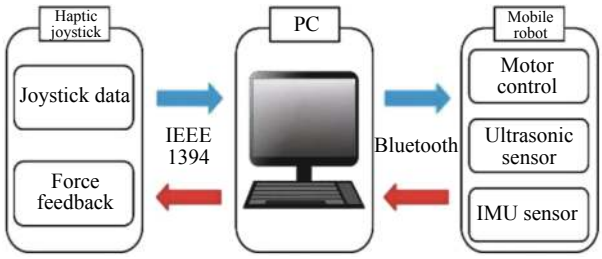

图 5 系统框图

Fig.5 Block diagram of system

为了证明文中提出的观点，在将该算法应用于移动机器人遥操作之前，通过 Matlab 仿真验证了利用 Smith 预估器补偿时延引起误差的可能性。此次仿真实验分为不插入任何时间延时的遥控行使 (即最理想化情况)、逐步插入时间延时后的效果和只使用史密斯预估器的遥控行使三种情况来进行比较仿真实验。

图 6 所示了不插入任何时间的参考数据 (红色虚线)、0.01 s 延迟数据 (蓝色点划线) 和 Smith 预估器的补偿数据 (绿色实线)。补偿后的数据更接近参考数据。图 7 所示了参考数据 (红色虚线)、0.02 s 延迟红色虚线 (红色虚线) 和 Smith 预估器补偿数据 (绿色实线)。延迟后的数据与参考数据完全不同，而补偿后的数据仍然接近于参考数据。最后，史密斯预测器的延迟补偿性能被确定为 0.1 s 的延迟，如图 8 所示。因此，使用 Smith 预估器时，只能适当补偿小于 0.1 s 的时间延迟，大于 0.1 s 则会产生严重的性能下降。

图 9 为该研究的整体系统框图。主控制器和从控制器分别使用 PC 机和从控制器，即手持 PHANTOM Omni 操纵杆坐在主控制器前，通过蓝牙传输命令来控制移动机器人。利用距离障碍物 10~50 cm 的超声波传感器对移动机器人的基本性能进行了测试。使用灰度模型 GM(1,1) 对传感器数据进行估计。

为了测试系统的基本性能，在仿真测试中，利用移动机器人上携带的一个超声波传感器来测量与障碍物之间的距离。操纵移动机器人在距离障碍物

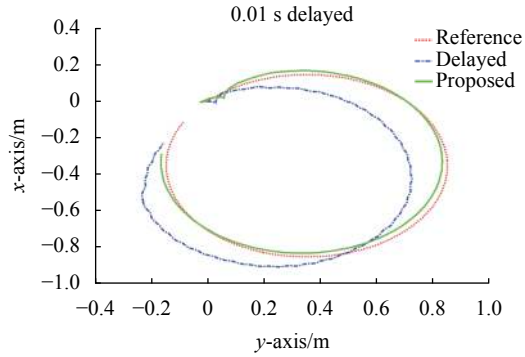

图 6 插入 0.01 s 延时情况

Fig.6 0.01 s delayed case

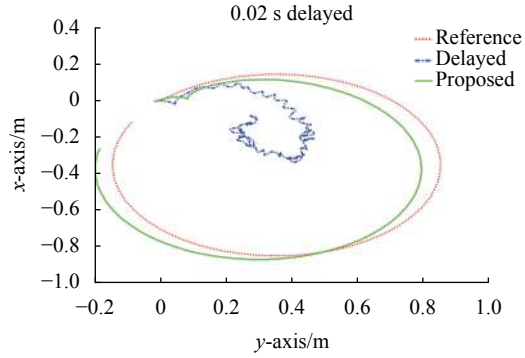

图 7 插入 0.02 s 延时情况

Fig.7 0.02 s delayed case

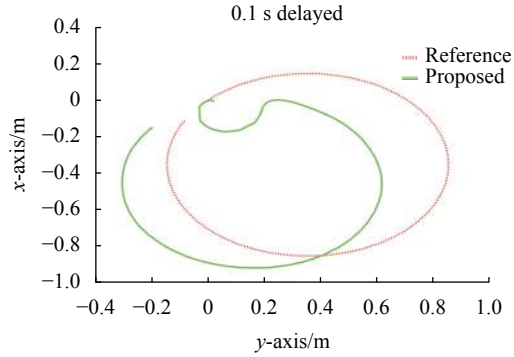

图 8 插入 0.1 s 延时情况

Fig.8 0.1 s delayed case

50~10 cm 之间移动，同时利用 GM(1,1) 模型来预测传感器的值。仿真结果如图 10 所示。在图 10 中，在得到 4 个基准数据之后，GM(1,1)模型可以得到预测值。再把预测值转变成 5 个区间类别的力反馈数值，来实现移动机器人的遥控控制。图 11 中，文中以实际操作者能否感受和区分力反馈的值为基准，把反馈力的值设定为 5 个区间。

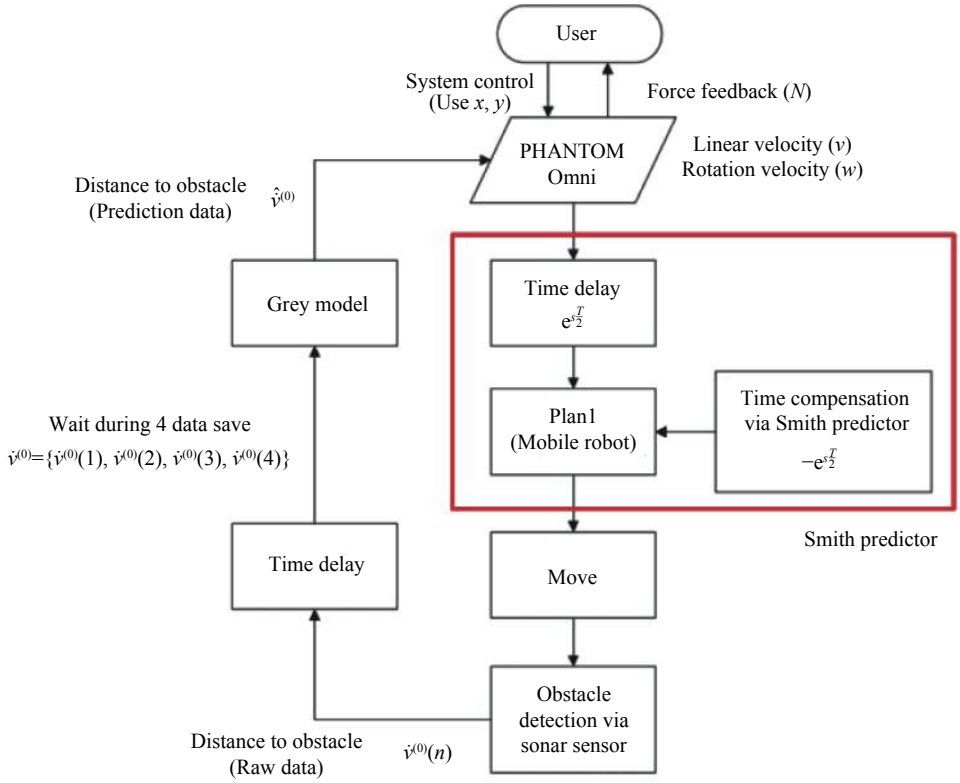

图 9 系统工作方框图

Fig.9 System block diagram of entire system

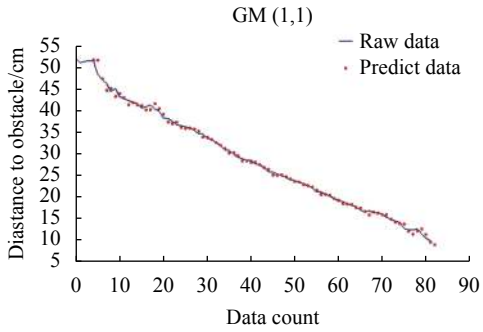

图 10 GM (1,1) 仿真预测值

Fig.10 GM (1,1) model predictive value

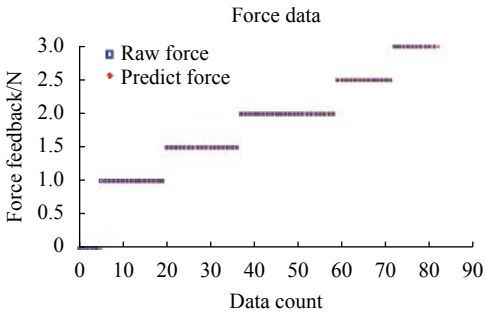

图 11 力反馈转换图

Fig.11 Force feedback conversion diagram

3.2 实际实验环境设置

在实际实验环节中，在平地上设置障碍物，然后在控制器和移动机器人通信之间插入任意的时间延迟，观察能否控制移动机器能够对障碍物实现认知和回避。

在实验中使用的移动机器人上设置 3 个超声波传感器来感知附近的障碍物如图 12 所示，利用灰色预测模型补偿时间延时之后，将传感器信息转变成力

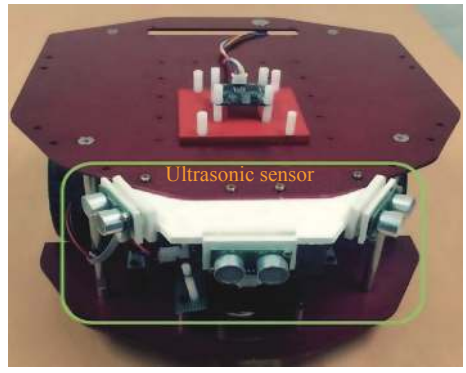

图 12 移动机器人

Fig.12 Mobile robot

反馈的方式传达给操控者。在一个非可视的环境下，操控者通过力反馈的信息来判断移动机器人与障碍物的距离、行驶状态和速度，从而控制移动机器人。

图 13 为此次实验的环境图，可以看到移动机器人的起始出发点以及设置的障碍物。

图 13 移动机器人实验环境图

Fig.13 Experiment environment of mobile robot

4 实验结果及讨论

为了证明文中提出的观点，此次实验分为不插入任何时间延时的遥控行驶 (即最理想化情况)、插入时间延时后只使用史密斯预估器的遥控行驶以及利用文中提出的预测算法的遥控行驶三种情况来进行比较实验。实验中插入的实验延时为 0.5 s，传感器每间隔 0.5 s 向操纵者传递转换之后的力反馈信息，操作者利用以上信息每间隔 0.5 s 向移动机器人传达操纵指令。

三种情况的实验数据图如图 14 所示。图 14 中，由绿色标注的没有插入任何时间延时的遥控行驶轨迹，相比较其他轨迹更加的流畅顺滑，几乎接近了该环境下的最理想情况。插入时间延时，并没有得到补偿的行使轨迹用红色标注，可以看出行驶轨迹不流畅，在 4 s 左右与障碍物发生碰撞。而使用了史密斯预估器和灰色预测算法系统的遥控行驶轨迹流畅，在没有碰撞障碍物的情况下顺利达到终点。

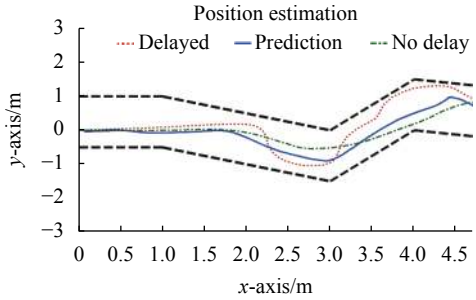

图 14 移动机器人在非可视环境下的路径轨迹 (曲线)

Fig.14 Path trajectory of mobile robot in non-visible environment (curve)

图 15 是在图 14 实验中测量的移动机器人与障碍物之间的距离数值。超声波传感器的最小感知距离为 10 cm，最大感知距离为 50 cm。在没有时间延迟的情况下 (绿色点画线表示)，当移动机器人与障碍物的距离变近，操纵者就会迅速得到反应，调整或变更路线，使行驶过程很顺畅，行驶时间也很短。但是在只使用史密斯预估器的情况下 (红色虚线表示)，即使移动机器人已经靠近障碍物，操纵者也无法迅速得到反应，使移动机器人与障碍物长时间维持在最小距离 (10 cm) 以下，因此增加了碰撞机率，行驶时间也变长。

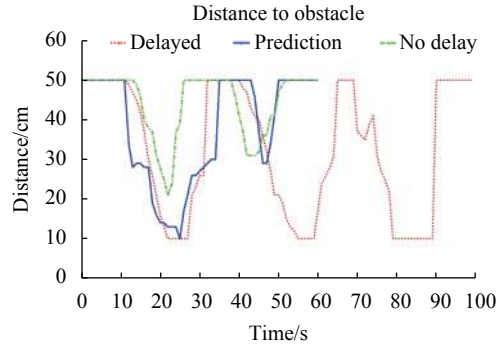

图 15 移动机器人与障碍物之间的距离

Fig.15 Distance between obstacle and mobile robot

在插入时间延迟的情况下，在文中提出的算法系统中使用时 (蓝色实线表示)，移动机器人可以与障碍物之间一直保持有效距离，使得移动机器人的行驶方向顺畅的变化，行驶时间也相对较短。

第二次实验环境如图 16 所示。轨迹结果如图 17 所示。将第一次实验的曲线障碍物环境变化为

图 16 移动机器人实验环境 (矩形路径)

Fig.16 Experimental environment of mobile robot(rectangular path)

矩形的通道，再次用同样的三种情况来进行实验。从轨迹中可以看出，使用文中提出的算法系统的遥控操作轨迹 (蓝色实线表示) 比只使用史密斯预估器的轨迹 (红色虚线表示) 要更加流畅顺滑，几乎没有碰撞危险。

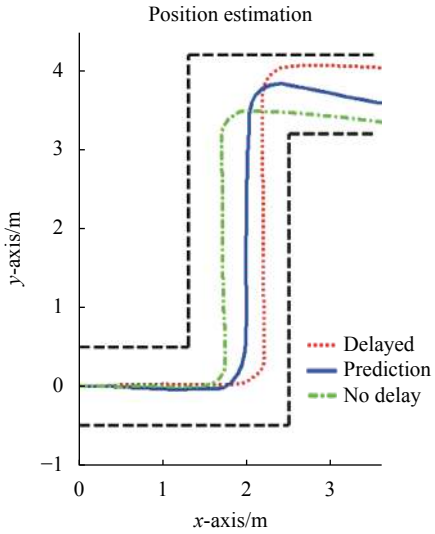

图 17 移动机器人在非可视环境下的路径轨迹 (矩形)

Fig.17 Path trajectory of mobile robot in non-visual environment (rectangular)

图 18 是在图 17 实验中测量的移动机器人与障碍物之间在矩形通道内的距离数值。超声波传感器在 10~50 cm 范围内感知距离。从图中可以看出，只用史密斯预估器 (红色虚线表示) 的情况需要花去更多的时间，而文中提出的算法系统 (蓝色实线表示) 长时间远离障碍物，可以很好地控制避开障碍物，且到达目的地用时更短，证明了该算法系统的有效性。

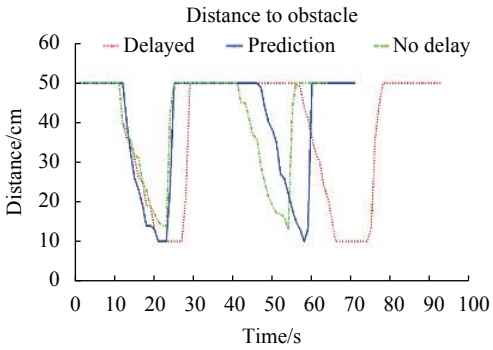

图 18 移动机器人与障碍物之间的距离 (矩形)

Fig.18 Distance between mobile robot and obstacle (rectangular)

5 结 论

通过仿真和实验的结果可以证明，使用史密斯预估器和灰色预测算法的系统，在存在时间延时的非可视环境中，对时间延时而产生的误差有很好的补偿效果。该方法对在各种通信方法、通信环境中时间延迟的解决有提示作用，因为只改变了内部控制算法，所以对任何通信装置、环境都没有要求，可用于更多的控制、人机交互等领域。

虽然对史密斯预估器的研究在过去几年里取得了丰硕的成果，但是还远未达到完善的程度，研究不确定性参数对系统的影响时，假定时滞时间是匹配的，若在实际情况中，时滞时间也存在不确定性参数，或者时滞时间并不会给出，需要参数进行辨识时，如何消除此时的史密斯预估器超调量，有待进一步的深入研究。而且，由于 GM 模型固有的特点，新背景值公式模型对于单一的指数型增长序列具有较好的模拟预测效果，对于线性变化序列、有异常数据序列、以及非等间距序列等问题仍需要进一步的探究。

参考文献：

[1] Ding Xiaodi, Cui Baotong. Adaptive control of smith predictor with uncertain parameters [J]. ***Computer Engineering and Design***, 2016(11): 3007-3011. (in Chinese)

[2] Saravanakumar G, Wahidabanu R S D, Arunraajesh K G. Performance analysis of modified smith predictor for integrating and time-delay processes [J]. ***Indian Chemical Engineer***, 2011, 53(4): 261-270.

[3] Lei Z, Guo C. Disturbance rejection control solution for ship steering system with uncertain time delay [J]. ***Ocean Engineering***, 2015, 95: 78-83.

[4] Normey-Rico J E, Sartori R, Veronesi M, et al. An automatic tuning methodology for a unified dead-time compensator [J]. ***Control Engineering Practice***, 2014, 27(5): 11-22.

[5] Tsai M H, Tung P C. A robust disturbance reduction scheme for linear small delay systems with disturbances of unknown frequencies. [J]. ***Isa Transactions***, 2012, 51(3): 362-372.

[6] Rong H G, Hui Z, Li Z Q, et al. Tuning of fuzzy PID controller for smith predictor [J]. ***Journal of Central South University***, 2010, 17(3): 566-571.

[7] Zhang H, Hu J, Bu W. Research on fuzzy immune self-adaptive PID algorithm based on new smith predictor for networked control system [J]. ***Mathematical Problems in Engineering***,

2015(10): 1-6.

[8] Zhang Lei, Zhu Shuai, Liu Tianyu, et al. Target tracking of spatial dense group based on motion grouping [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2020, 49(11): 20200284. (in Chinese)

[9] Xu Yunfei, Zhang Duzhou, Wang Li, et al. Design of lightweight feature fusion network for local feature recognition of non-cooperative target [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2020, 49(7): 20200170. (in Chinese)

[10] Huo Ju, He Mingxuan, Li Yunhui, et al. Three-dimensional trajectory tracking and recognition for multiple aircraft with consistent displacement vectors [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2020, 49(10): 20200141. (in Chinese)

[11] Xiong P P, Dang Y G, Wu X H, et al. Combined model based on optimized multi-variable grey model and multiple linear regression [J]. ***Journal of Systems Engineering and Electronics***, 2011, 22(4): 615-620.

[12] Zeng Bo. Research on grey prediction modeling technology[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012. (in Chinese)

[13] Zeng B, Liu S, Xie N. Prediction model of interval grey number based on DGM (1,1) [J]. ***Journal Systems Engineering and Electronics***, 2010, 21(4): 598-603.

[14] Li Mengwan, Sha Xiuyan. Improvement and application of grey prediction model based on GM(1,1) [J]. ***Computer Engineering and Applications***, 2016, 52(4): 24-30. (in Chinese)

[15] Wang Y, Dang Y, Li Y, et al. An approach to increase prediction precision of GM(1,1) model based on optimization of the initial condition [J]. ***Expert Systems with Applications An International Journal***, 2010, 37(8): 5640-5644.

[16] Wang Z X, Wang Z W, Li Q. Forecasting the industrial solar energy consumption using a novel seasonal GM(1,1) model with dynamic seasonal adjustment factors [J]. ***Energy***, 2020, 200: 117460.