采用改进拓扑模型预测控制的巡检机器人动态避障行为研究

买超凡，何丽，王宏伟，李知远，杜洋鋆
（新疆大学机械工程学院，830047，乌鲁木齐）

摘要：针对巡检机器人在动态行人环境中避障不稳定与易陷入死锁的问题，提出了一种融合弹性恢复与互惠责任的控制障碍函数拓扑模型预测控制（ERCBF-TMPC）算法。该算法以控制障碍函数为底层约束，保证预测时域内无碰撞；引入弹性恢复机制，将刚性安全边界松弛为弹性缓冲层，使机器人在安全边界被突破时自主恢复可行解；建立互惠责任分配模型，实现从相互避让到机器人全责的连续调节，从而抑制振荡与死锁；在此基础上，完整框架ERCBF-TMPC＋＋算法在求解器集合中引入无引导基准规划器以增强鲁棒性。在直线道路、凸型道路与开放区域3类仿真环境中开展仿真实验，结果表明：高密度行人场景中，ERCBF-TMPC＋＋算法在直线道路和凸型道路上的安全避障率分别达95.5%、82.6%，侵入严重度指数在直线道路上较TMPC、TMPC＋＋算法分别降低了67%和44%，在凸型道路上较TMPC＋＋算法降低了44%，求解器成功率稳定在99%以上，平均控制周期约为22 ms。该研究验证了弹性恢复与互惠责任机制在增强避障安全性的有效性，可为巡检机器人避障及自动驾驶等动态场景下的运动规划提供参考。

关键词：巡检机器人；动态避障；模型预测控制；弹性恢复；互惠责任；控制障碍函数
中图分类号：TP242.6 **文献标志码**：A
DOI：10.7652/xjtuxb202611009 **文章编号**：0253-987X(2026)11-0095-13

Research on Dynamic Obstacle Avoidance Behavior of Inspection Robots Using Improved Topological Model Predictive Control

MAI Chaofan, HE Li, WANG Hongwei, LI Zhiyuan, DU Yangjun
(School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract: To address the issues of unstable obstacle avoidance and susceptibility to deadlocks for inspection robots in dynamic pedestrian environments, a topological model predictive control (TMPC) algorithm based on control barrier functions (CBFs), integrating elastic recovery and reciprocal responsibility (ERCBF-TMPC), is proposed. This algorithm employs CBFs as safety constraints to ensure collision-free trajectories within the prediction horizon. An elastic recovery mechanism is introduced to relax the rigid safety boundary into an elastic buffer layer, enabling the robot to autonomously recover feasible solutions when the safety boundary is violated. A reciprocal responsibility allocation model is established to achieve continuous adjustment from mutual avoidance to full robot responsibility, thereby suppressing oscillations and deadlocks. Building on this, the complete framework ERCBF-TMPC＋＋ introduces an unguided baseline

收稿日期：2026-03-27。 作者简介：买超凡（2002—），男，硕士生；何丽（通信作者），女，教授，博士生导师。 基金项目：新疆维吾尔自治区天山英才青年拔尖人才资助项目（2024TSYCCX0009）；国家自然科学基金资助项目（62563035）。
网络出版时间：2026-06-25 网络出版地址：https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20260624.1333.007

planner into the solver set to enhance robustness. Simulations were conducted in three types of environments: straight roads, convex roads, and open areas. The results demonstrate that in high-density pedestrian scenarios, the safe obstacle avoidance rates of ERCBF-TMPC++ on straight and convex roads reached 95.5% and 82.6%, respectively. The intrusion severity index on straight road was reduced by 67% and 44%, respectively, compared to TMPC and TMPC++ algorithms, and reduced by 44% compared to TMPC++ algorithm on convex road. Furthermore, the solver success rate remained stably above 99%, with an average control cycle of approximately 22 ms. This study verifies the effectiveness of the elastic recovery and reciprocal responsibility mechanisms in enhancing obstacle avoidance safety, providing a valuable reference for motion planning in dynamic scenarios such as inspection robot navigation and autonomous driving.

Keywords: inspection robot; dynamic obstacle avoidance; model predictive control; elastic recovery; reciprocal responsibility; control barrier function

面向化工园区巡检,机器人需在保持通行效率的同时实现安全导航。典型场景分为两类:一是直线巡检道路,如园区主干道与车间主通道,机器人与行人双向交汇及同向超越频繁,行人密度随工况动态变化;二是弯曲巡检通道,如变电站设备间狭窄通道与转角区域,视野受限、避让余量小,人机交互密集且易发生死锁。此外,行人运动具有速度与方向的随机性,如突然变向或临时停留;同时,行人之间存在跟随、避让等社会交互行为,行人也会主动避让机器人。上述行为与机器人运动相互耦合,进一步加剧了死锁风险。因此,本文聚焦于动态巡检场景中机器人高效、安全且无死锁的避障问题。

巡检机器人在动态环境中的安全避障能力,直接决定任务完成的可靠性与安全性。动态行人避障方法可分为基于反应式控制、轨迹预测、优化理论及学习 4 类[1-2],其中优化理论方法因其显式处理约束的能力而受到广泛关注。模型预测控制(MPC)[3]作为优化理论的代表,通过滚动优化,在每个采样时刻求解有限时域开环最优控制,能显式处理约束并预测未来行为,被广泛应用于移动机器人动态避障[4]、自动驾驶[5-6]、无人机[7]及工业过程优化[8]等领域。然而,传统 MPC 算法在巡检机器人动态避障中存在预测模型精度受限、硬约束导致优化不可行、易陷入局部最优等缺陷。针对这些问题,研究者们提出了如下改进策略。

在 MPC 算法动态避障改进领域,Brito 等[4]提出局部模型预测轮廓控制(LMPCC)策略,解决了非结构化动态环境中机器人的实时避障与路径跟踪问题;De Groot 等[9]提出场景式 MPCC(S-MPCC),应对不确定动态环境中的概率安全避障;De Groot 等[10]提出全局引导 MPC(Guidance-MPC)策略,通过拓扑识别驾驶行为,克服局部最优与行为不一致的问题;Mohamed 等[11]提出机会约束无迹模型预测路径积分控制框架,将机会约束与无迹变换融入采样 MPC 算法,以解决概率安全避障与实时控制问题;Liu 等[12]提出灵活主动安全运动控制方法,将控制障碍函数与 MPC 算法相结合,动态优化衰减率,实现了主动灵活避障;De Groot 等[13]提出拓扑模型预测控制(TMPC),通过不同同伦类生成多条引导轨迹并行优化,增强了动态环境适应性,为动态避障提供了新范式。

在安全控制领域,控制障碍函数(CBF)[14]得到广泛应用。Jang 等[15]提出基于李雅普诺夫的多 CBF 安全滤波器,构建多个 CBF 并集,以实现复杂环境中的实时安全导航;Jian 等[16]提出动态控制障碍函数模型预测控制方法,将动态 CBF 与 MPC 算法相融合,用于动态避障;Desai 等[17]提出融合控制李雅普诺夫函数与障碍函数的二次规划框架,通过优化衰减率与转向约束来解决非完整机器人避障。

采用责任分担机制的多智能体间协作避碰模型,可为动态安全避障奠定重要基础。Jankovic 等[18]系统比较了多智能体避障策略,发现单方全责和固定比例分担易导致死锁,而协同优化通过破坏均衡点稳定性提升通行效率,为动态责任分配提供了理论依据;Mao 等[19]提出融合最优互惠碰撞避让方法(ORCA)安全域与 MPC 的离散控制方法,将 ORCA 安全域转化为 MPC 约束,用于多机器人无碰导航;Stratton 等[20]指出社交导航复杂度与互惠责任程度相关;Samavi 等[21]采用双层优化,将 ORCA 嵌入 MPC 显式建模人机交互。

尽管上述方法取得了显著进展,但优化不可行、死锁等问题仍然存在。为此,本文提出了融合弹性

恢复与互惠责任的控制障碍函数拓扑驱动模型预测控制算法(ERCBF-TMPC)，其主要工作是引入弹性恢复机制，通过松弛项与速度自适应约束系数构建弹性 CBF 约束，实现安全裕度的动态调节，减少硬约束导致的优化不可行问题；构建互惠责任分配模型，通过连续安全裕度与动态责任系数实现从互惠避让到单方负责的平滑过渡，突破离散责任分配的局限。在此基础上，构建完整控制框架 ERCBF-TMPC++，在并行的拓扑引导求解器集合中引入无引导基准规划器。最后，通过动态行人场景的对比仿真实验，验证所提算法在避障安全性、求解可靠性和任务完成率方面的优越性。

1　机器人运动学与障碍物建模

1.1　巡检机器人运动学模型

本文考虑真实场景中巡检机器人运动学非完整性约束特性，机器人采用离散时间二阶运动学模型建模[22]。定义机器人在 k 时刻的状态向量表达式为

$$\boldsymbol{x}_k = [x_k,\ y_k,\ \theta_k,\ v_k]^{\mathrm{T}} \in \mathbf{R}^4 \tag{1}$$

式中：$(x_k,\ y_k)$ 为机器人后轴中心点在世界坐标系中的位置坐标；θ_k 为航向角；v_k 为线速度。

在机器人运动学模型中，建立控制输入向量的表达式

$$\boldsymbol{u}_k = [a_k,\ \omega_k]^{\mathrm{T}} \in \mathbf{R}^2 \tag{2}$$

式中：a_k 为 k 时刻的加速度；ω_k 为 k 时刻的角速度。

根据离散时间运动学关系，机器人的状态转移方程表达式为

$$\boldsymbol{x}_{k+1} = f(\boldsymbol{x}_k,\ \boldsymbol{u}_k) = \begin{bmatrix} x_k + v_k\cos\theta_k\Delta t \\ y_k + v_k\sin\theta_k\Delta t \\ \theta_k + \omega_k\Delta t \\ v_k + a_k\Delta t \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中：Δt 为采样时间间隔。

考虑机器人驱动系统的物理限制，控制输入 U 需满足约束表达式

$$U = \{(a,\ \omega)\,|\,a \in [a_{\min},\ a_{\max}],\ \omega \in [\omega_{\min},\ \omega_{\max}]\} \tag{4}$$

式中：a 为加速度；$a_{\min}$、$a_{\max}$ 分别为最小、最大加速度；ω 为角速度；$\omega_{\min}$、$\omega_{\max}$ 分别为最小、最大角速度。

定义机器人在 k 时刻的位置向量 $\boldsymbol{p}_k = [x_k,\ y_k]^{\mathrm{T}} \in \mathbf{R}^2$，用于满足后续避障约束的构建。

1.2　动态障碍物建模

设环境中存在 M 个动态行人障碍物，对于第 j 个障碍物，其在 k 时刻的状态向量表达式为

$$\boldsymbol{o}_{j,k} = [x_{j,k},\ y_{j,k},\ v_{j,x,k},\ v_{j,y,k}]^{\mathrm{T}} \in \mathbf{R}^4 \tag{5}$$

式中：$(x_{j,k},\ y_{j,k})$ 为第 j 个障碍物的位置坐标；$v_{j,x,k}$、$v_{j,y,k}$ 分别为第 j 个障碍物沿 x、y 方向的速度分量。

第 j 个动态行人障碍物的位置向量表达式为

$$\boldsymbol{p}_{j,k} = [x_{j,k},\ y_{j,k}]^{\mathrm{T}} \tag{6}$$

为进行预测时域内的轨迹规划，需要获取障碍物在未来 N 个时刻的预测位置。假设在每个规划时刻，障碍物位置预测序列$\{\boldsymbol{p}_{j,1},\ \boldsymbol{p}_{j,2},\ \cdots,\ \boldsymbol{p}_{j,N}\}$ 可由感知与预测模块实时提供。实际应用中，采用恒定速度模型预测得到的位置向量表达式为

$$\boldsymbol{p}_{j,k+1} = \boldsymbol{p}_{j,k} + \boldsymbol{v}_{j,k}\Delta t \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{v}_{j,k} = [v_{j,x,k},\ v_{j,y,k}]^{\mathrm{T}}$ 为第 j 个障碍物的速度向量。

由于化工园区内的行人具有目的性强、速度平稳与密度分布不均等特点，因此本文采用社会力模型[23]描述行人运动，其运动由期望力、社会力和障碍物排斥力共同决定。在本文仿真环境中，行人的起始点和目标点均随机生成，但需确保动态行人与机器人的初始距离大于 5 m。行人动态参数见表 1，密度与构型参数见表 2。

表 1　行人动态参数

Table 1　Pedestrian dynamic parameters

参数	数值
松弛时间/s	0.5
期望速度均值/(m·s^{-1})	1.2
期望速度标准差/(m·s^{-1})	0.2
排斥力/N	10.0
各向异性系数	0.7
速度依赖力幅值/N	4.5
角度各向异性指数	3.0

表 2　行人密度与构型参数

Table 2　Pedestrian density and configuration parameters

参数	数值及范围
行人半径/m	0.3
力作用截止距离/m	2.0
邻域感知距离/m	20.0
初始区域行人瞬时密度/m^{-2}	0.05～0.50
整个场景行人密度/m^{-2}	0.012～0.056

2　TMPC 算法

2.1　TMPC 基本框架

TMPC 算法[13]引入约束 $g(\boldsymbol{x}_k,\ \boldsymbol{o}_{j,k}) \leqslant 0$，保证机器人安全避障。将机器人与障碍物建模为圆盘，设

半径分别为 r 和 r_j，碰撞避免约束定义如下

$$g(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{o}_{j,k}) = (r + r_j)^2 - \| \boldsymbol{p}_k - \boldsymbol{p}_{j,k} \|_2^2 \leqslant 0 \tag{8}$$

当式(8)成立时，移动机器人与动态障碍物无碰撞，即可实现动态避障。

TMPC 基本框架在预测时域 N 内的优化避障问题表达式为

$$\min_{\boldsymbol{u}_{0:N-1}} \sum_{k=0}^{N-1} J(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{u}_k)$$
$$\text{s.t.} \begin{cases} \boldsymbol{x}_{k+1} = f(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{u}_k),\ \boldsymbol{x}_0 = \boldsymbol{x}_{\text{init}} \\ \boldsymbol{u}_k \in U,\ \forall k \\ g(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{o}_{j,k}) \leqslant 0,\ \forall k,\ \forall j \end{cases} \tag{9}$$

式中：J 为代价函数，包含路径跟踪、速度跟踪和平滑性等目标；$\boldsymbol{x}_0$ 为状态估计器的起始状态；$\boldsymbol{x}_{\text{init}}$ 为优化求解采用初始预测；$\boldsymbol{u}_{0:N-1}$ 为待优化的控制输入序列；$\boldsymbol{u}_k$ 为 k 时刻的控制输入向量。

2.2 同伦类与多轨迹生成

TMPC 算法通过多条不同同伦类的引导轨迹进行高层决策。状态空间 $\mathcal{X} := \mathbf{R}^2 \times [0, T]$，其中“$:=$”表示“定义为”，“$\times$”为笛卡尔积运算符，$T$ 为空间中的时间维度；无碰撞自由空间 $\mathcal{C} := \mathcal{X} \setminus \mathcal{O}$，其中 $\mathcal{O}$ 为障碍物占据的空间，“$\setminus$”为差集运算符。通过可视性概率路线图(Visibility-PRM)[24]生成 P 条同伦互异的引导轨迹 $\{\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_P\}$，分别作为各并行优化问题的初始解。

3 ERCBF-TMPC 算法

尽管多轨迹并行提升了决策鲁棒性，但在刚性约束条件下仍存在误差，极端情况下可能导致控制器失效。为此，本节提出了 ERCBF-TMPC 算法。该算法基于控制障碍函数，通过引入弹性缓冲层，将刚性安全边界转化为可变形的安全流形，并设计平滑责任系数实现互惠避让的连续调节。与此同时，该算法可将改进的 ERCBF 约束嵌入 TMPC 多轨迹优化框架，从而全面提升动态避障的安全性与导航效率。

3.1 CBF 约束设计

CBF 的核心思想是通过构造一个连续可微的势函数 $h_{j,i}(\boldsymbol{x})$，将安全状态空间定义为该函数的超水平集 $C = \{\boldsymbol{x} \in \mathbf{R}^d \mid h_{j,i}(\boldsymbol{x}) \geqslant 0\}$，$d$ 为状态空间的维度，并设计控制输入，使得系统状态始终停留在安全集中。

在动态行人避障场景中，构建机器人与每个障碍物之间的势函数，将机器人建模为多个圆盘的组合，每个圆盘半径为 r_{disc}。采用膨胀椭圆描述障碍物，综合考虑其半轴长度 l_a、l_b、朝向角 ψ_{obs} 和安全半径 r_j。定义第 j 个障碍物与第 i 个机器人圆盘之间的势函数为

$$h_{j,i}(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{o}_{j,k}) = (\boldsymbol{p}_{\text{disc}} - \boldsymbol{p}_{\text{obs}})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Q} (\boldsymbol{p}_{\text{disc}} - \boldsymbol{p}_{\text{obs}}) - 1 \tag{10}$$

$$\boldsymbol{p}_{\text{disc}} = \boldsymbol{p}_{\text{ego}} + \boldsymbol{R}(\psi_{\text{ego}}) \boldsymbol{r}_{\text{w}} \tag{11}$$

$$\boldsymbol{Q} = \boldsymbol{R}_{\text{obs}}^{\mathrm{T}} \operatorname{diag}\left[\frac{1}{(l_a + r_{\text{disc}} + r_j)^2}, \frac{1}{(l_b + r_{\text{disc}} + r_j)^2}\right] \boldsymbol{R}_{\text{obs}} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{p}_{\text{disc}}$ 为圆盘在世界坐标系中的位置；$\boldsymbol{r}_{\text{w}}$ 为圆盘相对机器人中心的偏移向量；$\boldsymbol{p}_{\text{obs}}$ 为障碍物中心位置向量；$\boldsymbol{Q}$ 为膨胀椭圆矩阵；$\boldsymbol{R}_{\text{obs}} = \boldsymbol{R}(\psi_{\text{obs}})$ 为障碍物朝向旋转矩阵；$\boldsymbol{R}(\psi_{\text{ego}})$ 为机器人航向角决定的二维旋转矩阵。

式(12)采用闵可夫斯基求和，融合机器人圆盘半径与障碍物尺寸，将避障问题转化为点与膨胀椭圆之间相对位置的判断问题。当 $h_{j,i}(\boldsymbol{x}) \geqslant 0$ 时，机器人与障碍物之间无碰撞；当 $h_{j,i}(\boldsymbol{x}) < 0$ 时，表示安全入侵已发生。对势函数求导，得到其变化率为

$$\dot{h}_{j,i} = 2 (\boldsymbol{p}_{\text{disc}} - \boldsymbol{p}_{\text{obs}})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Q} (\boldsymbol{v}_{\text{disc}} - \boldsymbol{v}_{\text{obs}}) \tag{13}$$

$$\boldsymbol{v}_{\text{disc}} = \boldsymbol{v}_{\text{ego}} + \boldsymbol{\omega} \times \boldsymbol{r}_{\text{w}} \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{v}_{\text{disc}}$ 为圆盘速度向量，包含机器人线速度向量 $\boldsymbol{v}_{\text{ego}}$ 和角速度向量 $\boldsymbol{\omega}$ 的贡献；$\boldsymbol{v}_{\text{obs}}$ 为障碍物速度向量，可通过感知与预测模块实时获取。

3.2 弹性恢复机制

动态行人避障中，感知噪声、预测误差或行人突发变向可能导致机器人短暂侵入安全区域。传统 CBF 约束采用刚性边界，当机器人接近障碍物时，硬约束易导致优化无解。为此，本文引入弹性恢复机制，在约束中添加弹性缓冲层与速度自适应增益系数 α。经参数敏感性分析，选取弹性缓冲层厚度 $\varepsilon = 0.01$ m，基础增益系数 $\alpha_0 = 5.05$。将刚性边界转为可变形流形，弹性 CBF 约束的数学表达式为

$$\dot{h}_{j,i} + \alpha(h_{j,i} + \varepsilon) \geqslant 0 \tag{15}$$

$$\alpha = \alpha_0 (1 + \| \boldsymbol{v}_{\text{ego}} \|) \tag{16}$$

当机器人速度较高时，需要更强的避障响应，因此增益线性增大。弹性恢复机制提供恢复性梯度，当机器人恰好处于安全边界时，传统 CBF 约束退化为 $\dot{h}_{j,i} \geqslant 0$，无法提供向外的驱动力，引入 ε 后，式(15)可写为 $\dot{h}_{j,i} \geqslant -\alpha\varepsilon$，驱动机器人向安全区域运动，将其推离危险区域。该机制确保了即使发生轻微安全入侵，系统仍能具备自主恢复能力。

在传统 CBF 约束中，当 $h_{j,i}$ 接近 0 时，$\dot{h}_{j,i}$ 的下

界趋近于 0，可能与控制输入约束冲突导致无解。弹性缓冲层在约束右侧增加软阈值，为优化求解器提供更大的可行域，提升了数值稳定性。因此，机器人在接近障碍物时不会触发剧烈的控制切换，而是逐渐增大避障力度，使得运动轨迹更加平滑自然。

3.3　互惠责任分配机制

在真实场景中，动态避障并非机器人的单方面责任，行人应具有主动避让的本能，当机器人接近时往往会调整行走方向以避免碰撞。传统避障算法将行人视为完全被动的障碍物，要求机器人承担全部避障责任，不仅导致运动效率低下，还容易在人机交互中出现死锁。

在本文的互惠责任框架中，以机器人为中心，依据势函数将周围空间划分为 3 个动态避障安全层次，分别为安全域、互惠域和危险域，具体如表 3 所示。

表 3　动态避障安全层次

Table 3 Dynamic obstacle avoidance safety level

势函数范围	层次名称	避障策略
$h_{j,i} \gg 0$	安全域	机器人处于安全状态，正常路径跟踪，无需主动避障。
$h_{j,i} \geqslant 0$	互惠域	机器人进入行人交互范围，双方按照互惠原则进行分担避障责任。
$h_{j,i} < 0$	危险域	安全边界被侵入，弹性恢复机制驱动机器人回到安全域。

依据上述安全层次划分，本文提出了基于平滑责任系数的互惠责任分配机制，根据机器人与行人的相对距离和相对运动状态动态分配避障责任，实现从互惠避让到单方负责的平滑过渡。定义平滑切换函数 $s_{j,i}$ 的表达式为

$$s_{j,i} = \frac{1}{2}\left(1 + \tanh\left(\frac{h_{j,i}}{\rho}\right)\right) \tag{17}$$

式中：ρ 为平滑陡度系数，是用于控制切换带宽度的参数，其值越小切换越陡峭，越大切换越平滑。

本文通过参数敏感性分析，选取平滑陡度系数为 0.05，实现 $h_{j,i} \in [-0.1, 0.1]$ 范围内的平滑过渡，完成从危险域变为安全域的连续、平滑、无突变的责任分配。当 $h_{j,i} > 0$ 时，$s_{j,i} \approx 1$；当 $h_{j,i} < 0$ 时，$s_{j,i} \approx 0$；当 $h_{j,i} \approx 0$ 时，$s_{j,i} \approx 0.5$。为实现互惠责任分配机制，定义责任系数 $\kappa_{j,i}$ 的表达式为

$$\kappa_{j,i} = m + n(1 - s_{j,i}) \tag{18}$$

式中：m 为基准责任系数；n 为责任调节幅度。

通过调节 m 和 n 将责任类型分为 4 种，如表 4 所示。其中，均衡责任型物理意义最直观，机器人从完全互惠平滑过渡到完全主动，适应多数场景，能够有效实现安全动态避障。参数敏感性分析表明：均衡责任型避障效果最佳。

表 4　互惠责任类型

Table 4 Reciprocal responsibility type

类型	基准责任系数 m	责任调节幅度 n
保守责任型	0.7	0.3
均衡责任型	0.5	0.5
乐观责任型	0.3	0.7
完全避让型	1.0	0

责任系数的取值范围为 $\kappa_{j,i} \in [0.5, 1.0]$。当 $h_{j,i} > 0$、$s_{j,i} \approx 1$、$\kappa_{j,i} \approx 0.5$ 时，机器人与行人共同承担避障责任，双方各自调整，实现互惠避让，体现了人类社会中的默契行为，使得机器人运动更加自然高效；当 $h_{j,i} \approx 0$、$s_{j,i} \approx 0.5$、$\kappa_{j,i} \approx 0.75$ 时，责任向机器人倾斜，要求其承担更多避障责任，同时仍保留部分对行人互惠行为的期待；当 $h_{j,i} < 0$、$s_{j,i} \approx 0$、$\kappa_{j,i} \approx 1.0$ 时，机器人承担全部避障责任，强制采取积极措施恢复安全状态，此时不再完全依赖行人的互惠行为，确保安全优先。将责任系数融入弹性 CBF 约束，得到弹性互惠 CBF 约束的表达式为

$$\dot{h}_{j,i} + \kappa_{j,i}\alpha(h_{j,i} + \varepsilon) \geqslant 0 \tag{19}$$

与传统 CBF 约束相比，式(19)融入了连续责任分配。传统互惠方法采用离散责任分配，在对称场景中易产生振荡。本文通过连续责任系数实现避障责任的平滑过渡，从根本上缓解了死锁问题。责任系数依赖于当前势函数，降低了对复杂意图识别模块的依赖，计算简单且行为可预测。同时，采用平滑函数替代硬阈值判断，避免了梯度不连续，保证了优化求解器的收敛性和稳定性。

3.4　ERCBF-TMPC 算法

将弹性恢复与互惠责任融合的 CBF 约束嵌入多轨迹优化框架，得到 ERCBF-TMPC 框架，以解决安全避障问题。首先，定义机器人运动学约束。采用离散时间的非线性模型写为

$$J(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{u}_k) = w_c J_c + w_l J_l + w_v \mid v_k - v_{\text{ref}} \mid^2 + w_\omega \mid \omega_k \mid^2 + w_a \mid a_k \mid^2 \tag{20}$$

式中：J_c、J_l 分别为路径跟踪的轮廓误差和滞后误差；w_c、w_l、w_v、w_ω、w_a 分别为与之对应乘积项参数的权重；v_{ref} 为参考线速度。

在式(3)运动学约束基础上，加入弹性互惠 CBF 约束。对于第 j 个障碍物和第 i 个机器人圆盘，在预测时域内 k 时刻施加的约束为

$$\dot{h}_{j,i,k} + \kappa_{j,i,k}\alpha_k(h_{j,i,k} + \varepsilon) \geqslant 0 \tag{21}$$

综上，ERCBF-TMPC 算法在每个采样时刻求解的优化避障问题可表示为

$$\min_{\boldsymbol{u}_{0:N-1}} \sum_{k=0}^{N-1} J(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{u}_k)$$
$$\text{s.t.} \begin{cases} \boldsymbol{x}_{k+1} = f(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{u}_k),\ \boldsymbol{x}_0 = \boldsymbol{x}_{\text{init}} \\ \boldsymbol{u}_k \in U,\ \forall k \\ \dot{h}_{j,i,k} + \kappa_{j,i,k}\alpha_k(h_{j,i,k} + \varepsilon) \geqslant 0,\ \forall j,\ \forall i,\ \forall k \end{cases} \tag{22}$$

ERCBF-TMPC 算法将刚性碰撞避免约束替换为弹性互惠 CBF 约束，采用平滑切换和弹性缓冲层，保证了优化问题的平滑性，提升了求解器的收敛速度和稳定性；通过责任系数实现互惠避让行为，使得机器人在安全前提下更加自然高效；同时，赋予优化问题更大的可行域和恢复能力，从而实现更安全可靠的避障。

在上述 ERCBF-TMPC 框架基础上，进一步构建完整控制框架 ERCBF-TMPC++，即在并行拓扑引导求解器集合中额外引入一个无引导基准规划器，以增强求解鲁棒性。

3.5 ERCBF-TMPC 算法流程

ERCBF-TMPC 算法的具体步骤如下。

步骤 1 设置预测时域长度、采样时间、弹性缓冲层厚度、基础增益、责任系数切换参数等。初始化机器人和目标点信息。

步骤 2 在 k 时刻，通过传感器获取机器人当前状态 $\boldsymbol{x}_k$，包括位置 (x_k, y_k)、航向角 θ_k、线速度 v_k、角速度 ω_k。同时，获取所有动态障碍物的状态向量集合 $\{\boldsymbol{o}_{j,k}\}_{j=1}^{M}$，包括位置、速度、尺寸和朝向。

步骤 3 采用基于恒定速度模型的动态行人预测算法，生成每个障碍物在未来 N 个时刻的预测轨迹 $\{\boldsymbol{p}_{j,k+1}, \boldsymbol{p}_{j,k+2}, \cdots, \boldsymbol{p}_{j,k+N}\}$。

步骤 4 采用 Visibility-PRM 算法，在状态空间中生成 P 条不同同伦类的引导轨迹 $\{\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_p, \cdots, \tau_P\}$。

步骤 5 对每条引导轨迹 τ_p，并行求解式(22)的优化问题，以 τ_p 作为优化变量的初始状态，根据当前状态和障碍物预测，计算每个时刻的势函数 $h_{j,i,k}$ 及其导数 $\dot{h}_{j,i,k}$。由式(18)计算责任系数 $\kappa_{j,i,k}$，式(16)计算速度自适应增益 α_k，求解优化问题，最终得到最优控制序列 $\{\boldsymbol{u}_{p,0}^*, \boldsymbol{u}_{p,1}^*, \cdots, \boldsymbol{u}_{p,N-1}^*\}$ 及对应的最优代价 J_p^*。

步骤 6 比较所有 P 条轨迹的最优代价，在满足被选轨迹的第一个控制量应用于机器人系统的条件下，选择代价最小的最优轨迹序号 p^*，表达式为

$$p^* = \arg\min_{p=1,2,\cdots,P} J_p^*,\ \boldsymbol{u}_k = \boldsymbol{u}_{p^*,0}^* \tag{23}$$

若存在上一时刻执行的轨迹且其同伦类在当前时刻仍有可行解，则给予一定折扣系数，优先保持行为的一致性。

步骤 7 将控制量 $\boldsymbol{u}_k$ 发送至底层执行器，更新机器人状态，返回步骤 2，直至到达目标点。

4 仿真实验结果与分析

为验证本文提出的 ERCBF-TMPC 算法及其完整框架的有效性，开展仿真实验。

4.1 实验设置

4.1.1 仿真环境与参数

仿真基于机器人操作系统(ROS)框架，规划核心采用 C++语言实现，仿真平台配置为 Intel Core i7-14650HX 处理器，操作系统为 Ubuntu 20.04 LTS，非线性规划采用 Acados[25] 求解，规划器参数如表 5 所示。

表 5 规划器参数设置

Table 5 Planner parameter settings

参数	数值	参数	数值
预测时域长度 N	30	轮廓误差权重 w_c	0.05
采样时间 Δt/s	0.05	滞后误差权重 w_l	0.75
CBF 基础增益 α_0	5.05	速度跟踪权重 w_v	0.55
弹性缓冲层厚度 ε/m	0.01	角速度平滑权重 w_ω	0.85
机器人安全半径 r_{robot}/m	0.4	加速度平滑权重 w_a	0.34
并行轨迹数 P	4	目标点网格 G	3×3

4.1.2 对比算法

仿真实验选取 MPC[3]、LMPCC[4]、S-MPCC[9]、Guidance-MPC[10]、TMPC[13]、TMPC++[13]以及本文的 ERCBF-TMPC 与 ERCBF-TMPC++算法进行对比。

4.1.3 仿真实验场景

机器人平台为 Clearpath Robotics Jackal UGV，采用二阶轮式模型建模，底层运动控制由差速驱动控制器实现，机器人模型参数如表 6 所示。仿真场景中，机器人位姿与速度的真值由状态发布节点提供。该平台支持多类导航传感器，主要传感器及特征见表 7。规划器的感知输入基于标准化障碍物消息接口，该接口提供行人的当前位置、预测轨迹及不确定性信息。仿真中关闭外部传感器，规划器不直接订阅原始数据。这样设计是为了隔离感知不确定性，聚焦规划层核心挑战，即行人未来运动状态的不可精确预测，同时保证各对比算法在同一感知输入下公平评估。动态行人采用社会力模型[23]建模。所有对比算法中，行人与机器人的随机起点和目标点配置保持一致。

表 6　机器人模型参数

Table 6　Robot model parameters

参数	数值
最大线速度 v_{max} /(m·s^{-1})	3
最大角速度 ω_{max} /(rad·s^{-1})	2
最大线加速度 a_{max} /(m·s^{-2})	5
最大角加速度 β_{max} /(rad·s^{-2})	6
控制频率 f /Hz	20

表 7　机器人导航传感器及特征

Table 7　Robot navigation sensors and features

传感器	型号	特征
3D 激光雷达	Velodyne VLP-16	16 线，360°
惯性测量单元	内置 IMU	含漂移与高斯噪声
卫星定位	内置 GPS	40 Hz，全局定位
视觉相机	Point Grey Flea3	640 像素×512 像素，60 帧/s

场景 1 为宽度 6 m 的直行道路，有随机双向轨迹的动态行人从中穿行，行人数为 4～10，机器人以 2 m/s 的参考速度导航至目标点，如图 1 所示。图中，绿色直线表示全局参考路径，不同颜色的条带表示各个行人的预测轨迹。

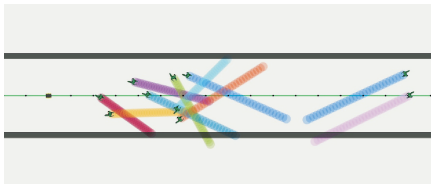


图 1　直线道路(场景 1)

Fig. 1　Straight road(scenario 1)

场景 2 为凸型道路，具有复杂的几何边界和狭窄通道。与直行道路不同，该场景迫使机器人应对安全集拓扑的突变，行人数为 4～12，机器人以 2 m/s 的参考速度导航至目标点，如图 2 所示。

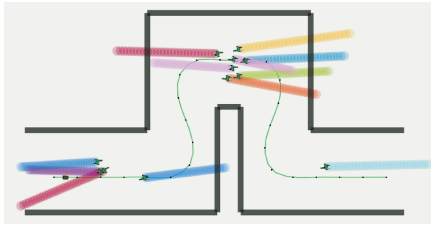


图 2　凸型道路(场景 2)

Fig. 2　Convex road(scenario 2)

场景 3 为开放区域，用于参数敏感性分析，评估本文算法核心参数对避障性能的影响。32 个动态行人随机分布在机器人导航路径附近，机器人以 1.5 m/s 的参考速度导航至目标点，如图 3 所示。

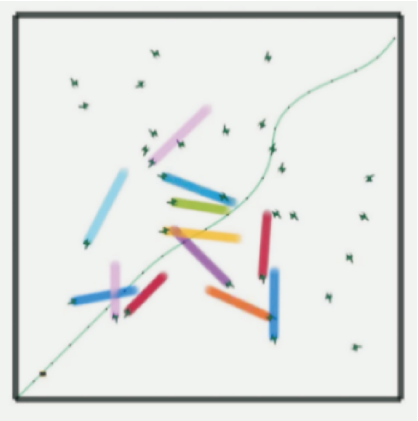


图 3　开放区域(场景 3)

Fig. 3　Open zone(scenario 3)

4.1.4　评价指标

本文将从任务效率、安全弹性及计算性能 3 个维度进行评估。

(1)任务效率指标。时间间隔 t_{DT} 为机器人成功到达目标点的总时间；求解成功率 s_{SSR} 为底层非线性规划求解器在控制周期内收敛至可行解的比率。

(2)安全性与规划弹性指标。安全避障率 s_{SR} 为多次独立试验中完全避免碰撞的成功比例，是评价避障算法安全性能的核心指标，计算式如下

$$s_{SR}=\frac{N_{safe}}{N_{valid}}\times 100\% \tag{24}$$

式中：N_{valid} 为有效实验次数，即实验正常展开的试验次数；N_{safe} 为安全实验次数，即有效实验中整个试验段内未发生任何碰撞的次数。

侵入严重度指数 i_{ISI} 是量化安全弹性的核心指标，定义为安全边界违反的累积程度，计算式如下

$$i_{ISI}=\int_0^T \max(0,\ 1-h(x,\ t))\mathrm{d}t \tag{25}$$

i_{ISI} 越小，表示弹性恢复能力越强，从近碰撞状态中主动恢复的性能越优。

侵入深度 d_{ID} 描述障碍物周围安全缓冲区被侵入的最大深度，反映最严重的安全入侵程度。侵入时间 t_{IT} 为系统处于安全违反状态的累计时长，反映了机器人在危险区域滞留的总时长。安全违规率 s_{SVR} 为任务期间安全约束处于违反状态的时间占比。

(3)计算性能指标。计算时间 t_{CT} 为每个控制循环中底层优化求解器的单次求解耗时，用于评估算法的实时性。

4.2　对比实验及结果分析

为降低单次实验的随机性影响，每组实验进行 200 次以确保统计显著性，试验中行人的初始位置、运动方向及速度均在预设范围内随机生成。开展多

次仿真实验，统计各项评价指标的平均值与标准差，以全面评估算法的效果与稳定性。

4.2.1 场景 1 仿真结果分析

在不同行人密度下的直线道路中，采用 8 个评价指标评估各算法框架在简单动态导航中的安全避障能力，结果如表 8 所示。为对比分析动态避障性能，设置行人数 0 作为基准对照组，此时机器人采用基础 MPC 算法进行路径跟踪，不包含避障模块。

表 8 直线道路场景下各算法的安全避障仿真结果

Table 8 Safety obstacle avoidance simulation results in straight road scenarios

行人数	算法	t_{DT}/s	s_{SR}/%	t_{CT}/ms	s_{SSR}/%	i_{ISI}	d_{ID}/m	t_{IT}/s	s_{SVR}/%
0	MPC(无避障)	13.07							
4	MPC	13.75	99.0	**8.83**	99.4	0.52	0.28	4.15	0.15
	LMPCC	13.86	97.3	9.65	99.3	0.50	0.27	2.70	0.15
	Guidance-MPC	13.72	92.2	20.18	96.2	1.83	0.47	11.05	0.40
	S-MPCC	14.26	97.0	46.15	98.4	0.42	0.22	4.10	0.15
	TMPC	13.21	98.7	23.12	99.8	**0.11**	0.19	1.50	0.06
	ERCBF-TMPC	**13.17**	99.0	23.33	99.8	0.14	0.33	**0.65**	**0.02**
	TMPC++	13.44	99.3	23.04	**99.9**	0.28	0.31	1.50	0.06
	ERCBF-TMPC++	13.44	**99.8**	22.94	**99.9**	0.12	**0.18**	1.10	0.04
6	MPC	14.59	91.7	10.44	98.0	1.11	0.32	11.25	0.39
	LMPCC	14.58	92.9	**9.83**	98.1	1.31	0.31	11.80	0.40
	Guidance-MPC	13.99	88.1	20.24	94.7	3.56	0.52	21.75	0.79
	S-MPCC	15.21	90.9	45.43	96.1	2.28	0.43	17.55	0.58
	TMPC	13.40	96.0	22.99	99.4	0.69	0.38	6.25	0.23
	ERCBF-TMPC	**13.30**	97.6	23.14	99.5	0.66	0.40	4.30	0.17
	TMPC++	13.64	**98.0**	23.25	99.3	0.65	0.29	5.30	0.20
	ERCBF-TMPC++	13.64	97.9	23.42	**99.7**	**0.31**	**0.24**	**3.30**	**0.12**
8	MPC	15.29	85.1	10.61	96.6	3.31	0.48	25.2	0.85
	LMPCC	15.16	87.4	**9.55**	96.7	2.10	0.36	21.4	0.73
	Guidance-MPC	14.44	82.0	19.99	92.2	4.80	0.44	32.6	1.14
	S-MPCC	15.66	88.2	45.22	95.3	2.84	0.37	22.2	0.72
	TMPC	13.60	94.7	22.99	98.6	1.76	0.57	11.05	0.41
	ERCBF-TMPC	**13.53**	95.2	23.10	99.2	0.77	0.28	7.75	0.28
	TMPC++	13.80	96.8	22.63	99.3	0.81	0.32	6.20	0.23
	ERCBF-TMPC++	13.79	**97.1**	22.82	**99.6**	**0.44**	**0.27**	**4.85**	**0.18**
10	MPC	16.16	82.7	9.56	93.6	5.75	0.57	41.20	1.31
	LMPCC	16.02	77.7	**8.91**	94.1	4.47	0.44	41.50	1.30
	Guidance-MPC	14.85	80.3	19.49	91.6	4.40	0.48	32.70	1.15
	S-MPCC	16.49	83.3	44.57	91.8	4.24	0.44	35.50	1.08
	TMPC	14.12	89.8	22.52	97.5	2.43	0.47	19.95	0.72
	ERCBF-TMPC	**13.99**	92.6	23.01	98.1	1.34	**0.43**	10.10	0.37
	TMPC++	14.17	93.2	22.63	98.8	1.44	0.52	10.60	0.38
	ERCBF-TMPC++	14.04	**95.5**	22.82	**99.4**	**0.80**	0.49	**5.00**	**0.18**

注：加粗数据表示最优值。

由表 8 可知，本文算法在 4 人场景下的安全避障率达到 99.8%，略高于 TMPC++算法；增至 10 人场景，本文算法的安全避障率仍保持在 95.5%，而 TMPC++算法降至 93.2%，表明本文算法在密集动态环境中具有更强的鲁棒性。

本文算法的求解器成功率均达到 99%以上，且在 10 人场景下为 99.4%，而对比算法的求解器成功率则显著下降。本文算法的计算时间与 TMPC++算法持平，表明弹性互惠机制未明显增加计算负担。

在侵入严重度指标方面，对比算法的 i_{ISI} 随密度增加不断升高，而本文算法仅上升至 0.80，这验证了弹性恢复机制的有效性以及互惠责任的安全性。在侵入深度、侵入时间以及安全违规率等指标上，本文算法均取得最佳效果。对比 TMPC 与 ERCBF-TMPC 算法，本文算法得到的 i_{ISI} 表现更优，且安全避障率比 TMPC 算法提升 2.8 个百分点，这表明弹性恢复与互惠责任机制本身即可显著提升算法的安全性能。综上，本文算法在安全性能上表现优异，且在不显著增加计算负担的前提下，显著提升了避障安全性。

4.2.2　场景 2 仿真结果分析

在不同行人密度下的凸型道路中，选取直线道路中表现较好的算法进行对比分析，采用 8 个评价指标评估各算法框架在复杂动态导航中的安全避障能力，结果如表 9 所示。

表 9　凸型道路场景下各算法的安全避障仿真结果

Table 9　Safety obstacle avoidance simulation results in convex road scenarios

行人数	算法	t_{DT}/s	s_{SR}/%	t_{CT}/ms	s_{SSR}/%	i_{ISI}	d_{ID}/m	t_{IT}/s	s_{SVR}/%
0	MPC(无避障)	26.57							
4	MPC	29.15	94.4	9.81	98.7	0.69	0.44	4.25	0.08
	LMPCC	28.92	95.1	**9.44**	98.5	1.57	0.56	9.05	0.16
	S-MPCC	28.34	96.7	46.50	98.2	0.05	**0.06**	1.00	0.02
	TMPC++	27.60	97.2	22.11	99.7	0.30	0.32	2.25	0.04
	ERCBF-TMPC++	**27.57**	**98.6**	22.25	**99.9**	**0.04**	0.19	**0.50**	**0.01**
8	MPC	30.96	83.1	9.50	96.6	4.50	0.51	29.10	0.48
	LMPCC	31.17	82.2	**9.51**	96.8	5.51	0.54	29.15	0.48
	S-MPCC	30.12	85.4	45.47	94.0	3.95	0.51	25.40	0.42
	TMPC++	**28.10**	94.8	22.42	99.6	1.05	0.46	7.15	0.13
	ERCBF-TMPC++	28.20	**96.4**	22.21	**99.7**	**0.61**	**0.35**	**4.45**	**0.08**
12	MPC	33.21	59.2	**9.29**	92.2	9.11	0.48	67.80	1.07
	LMPCC	33.38	62.1	9.62	92.1	12.21	0.47	87.30	1.32
	S-MPCC	32.72	68.5	44.15	89.8	6.73	0.62	45.95	0.71
	TMPC++	**29.64**	76.2	21.33	97.8	5.86	0.57	40.00	0.68
	ERCBF-TMPC++	29.76	**82.6**	22.05	**98.3**	**3.28**	**0.45**	**27.30**	**0.46**

注：加粗数据表示最优值。

从表 9 可以看出，在狭窄通道与动态行人叠加的挑战性环境中，所有算法性能均有所下降。本文算法在 12 人场景下安全避障率保持在 82.6%，较 TMPC++算法提升 6.4 个百分点。同时，弹性互惠机制通过弹性缓冲有效缓解了优化不可行问题，使机器人能与行人形成默契的交替通行，减少死锁，求解器成功率保持在 98.3%。此外，相较于 TMPC++ 算法，本文算法的侵入时间降低了 32%，侵入严重度指数降低了 44%，且安全违规率降低了 32%，任务完成时间基本持平，表明弹性互惠机制可显著降低安全入侵程度。综上，本文算法在凸型道路场景下展现出更强的弹性恢复能力与稳健的避障性能。

4.2.3　场景 3 参数敏感性分析

在开放场景下，对基础增益 α_0、弹性缓冲层厚度 ϵ、责任系数偏置 m 与 n、切换带宽度 ρ 开展参数敏感性分析，在分析任一参数时，其余参数均固定于各自的最优值。每组实验进行 10 次随机试验，重复 20 组求取平均值作为结果。各参数的敏感性分析结果如表 10～13 所示。

表 10 基础增益的敏感性分析仿真结果

Table 10 Simulation results of sensitivity analysis for the base gain parameter

基础增益	t_{DT}/s	s_{SR}/%	t_{CT}/ms	s_{SSR}/%	i_{ISI}	d_{ID}/m	t_{IT}/s	s_{SVR}/%
$\alpha_0=1.00$	30.26	37.1	**20.30**	96.0	0.58	0.27	4.40	1.55
$\alpha_0=5.00$	27.95	92.2	20.35	99.4	0.01	0.05	0.35	0.14
$\alpha_0=10.00$	28.00	90.0	20.36	98.8	0.01	0.03	0.45	0.16
$\alpha_0=4.95$	28.04	87.5	20.37	99.2	0.02	0.03	1.45	0.51
$\alpha_0=5.05$	**27.85**	**93.9**	20.42	**99.7**	**0**	**0.01**	**0.15**	**0.02**

注:加粗数据表示最优值。

表 11 弹性缓冲层厚度的敏感性分析仿真结果

Table 11 Simulation results of sensitivity analysis for the elastic buffer layer thickness

弹性缓冲层厚度/m	t_{DT}/s	s_{SR}/%	t_{CT}/ms	s_{SSR}/%	i_{ISI}	d_{ID}/m	t_{IT}/s	s_{SVR}/%
$\varepsilon=0$	28.01	90.0	20.26	99.2	0.23	0.36	0.95	0.34
$\varepsilon=0.005$	28.03	90.0	**20.12**	98.7	0.08	0.16	0.80	0.29
$\varepsilon=0.010$	**27.85**	**93.9**	20.42	**99.7**	**0**	**0.01**	**0.15**	**0.02**
$\varepsilon=0.020$	27.97	86.0	20.33	99.4	0.06	0.14	0.70	0.25
$\varepsilon=0.050$	28.04	76.0	20.41	99.5	0.31	0.38	1.60	0.56

注:加粗数据表示最优值。

表 12 责任系数偏置的敏感性分析仿真结果

Table 12 Simulation results of sensitivity analysis for the responsibility coefficient bias

责任系数偏置	t_{DT}/s	s_{SR}/%	t_{CT}/ms	s_{SSR}/%	i_{ISI}	d_{ID}/m	t_{IT}/s	s_{SVR}/%
$m=0.3$, $n=0.7$	28.23	81.1	20.50	99.2	0.02	0.06	1.50	0.59
$m=0.5$, $n=0.5$	**27.85**	**93.9**	**20.42**	**99.7**	**0**	**0.01**	**0.15**	**0.02**
$m=0.7$, $n=0.3$	28.03	88.0	20.45	99.4	0.07	0.12	1.10	0.40
$m=1.0$, $n=0$	28.26	84.0	20.49	98.5	0.19	0.28	1.30	0.46

注:加粗数据表示最优值。

表 13 切换带宽度的敏感性分析仿真结果

Table 13 Simulation results of sensitivity analysis for the switching band width

切换带宽度	t_{DT}/s	s_{SR}/%	t_{CT}/ms	s_{SSR}/%	i_{ISI}	d_{ID}/m	t_{IT}/s	s_{SVR}/%
$\rho=0.01$	28.09	93.6	21.04	99.5	0.07	0.14	0.85	0.30
$\rho=0.05$	**27.85**	**93.9**	**20.42**	**99.7**	**0**	**0.01**	**0.15**	**0.02**
$\rho=0.10$	28.29	76.0	20.76	99.0	0.3	0.30	1.75	0.63

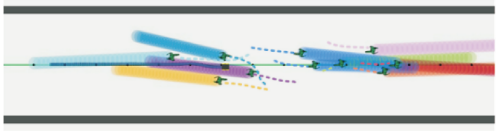
注:加粗数据表示最优值。

经参数敏感性分析,基础增益是避障性能的最关键参数;弹性缓冲层呈现显著的非单调变化特性,确认了弹性机制的不可替代性;责任系数偏置的定量分析验证了互惠机制的必要性;切换带宽度需在梯度连续性与响应速度间取得平衡,过小易引发振荡,过大则响应迟钝。

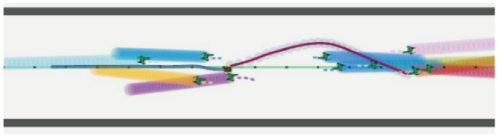
4.3 典型轨迹分析讨论

本节选取典型运行轨迹进行可视化分析对比。采用深蓝色直/曲线表示机器人的历史轨迹;深紫色曲线表示当前时刻规划器输出的最优避障轨迹,不同颜色虚线表示各个行人的真实历史路径,对应的彩色条带表示基于匀速模型预测的未来运动轨迹。

直线道路中，为表征动态干扰的影响，绘制了动态行人真实历史路径。TMPC＋＋算法下，典型的轨迹分析如图 4 所示。可以看出，由于椭圆刚性约束且缺乏互惠建模，在交汇点易触碰到安全边界，安全裕度持续不足。图 5 给出了 ERCBF-TMPC＋＋算法下，典型的人机交汇时刻轨迹分析。由图可见，融合弹性恢复与互惠责任机制，轨迹平滑，无死锁抖动，始终保持合理安全间距。



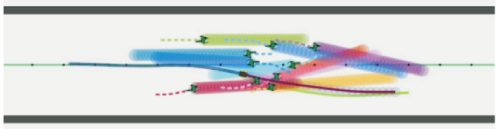
(a)人机交汇



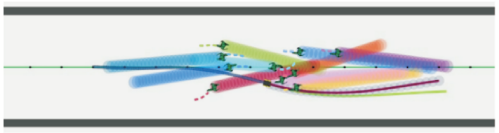
(b)安全避障失败

图 4　直线道路 TMPC＋＋算法轨迹分析

Fig. 4　TMPC＋＋trajectory analysis for straight road



(a)人机交汇

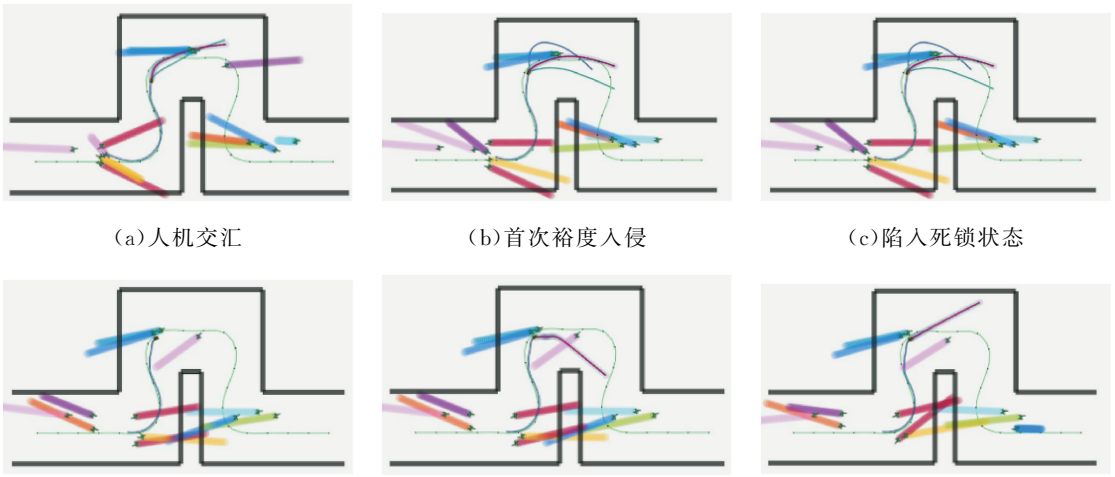


(b)安全避障成功

图 5　直线道路 ERCBF-TMPC＋＋算法轨迹分析

Fig. 5　ERCBF-TMPC＋＋trajectory analysis for straight road

如图 6 所示，在凸型道路的狭窄通道中，TMPC＋＋算法难以兼顾几何与动态避障，安全边界被入侵且恢复缓慢，轨迹反复震荡且发生死锁。图 7 给出了凸型道路下，本文 ERCBF-TMPC＋＋算法的路径轨迹分析。可以看出，由于采用了弹性恢复与互惠机制，路径直接、轨迹平滑，可有效避免死锁，实现安全高效避障。

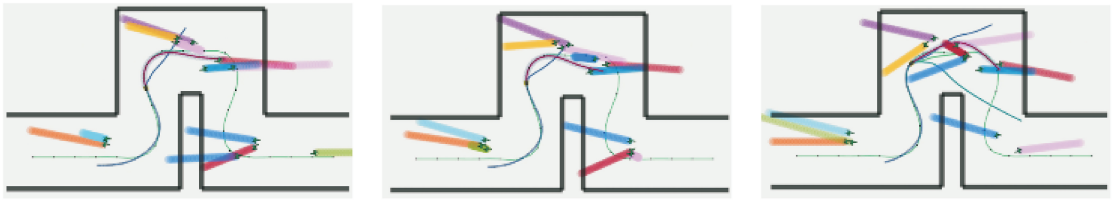


(a)人机交汇　(b)首次裕度入侵　(c)陷入死锁状态

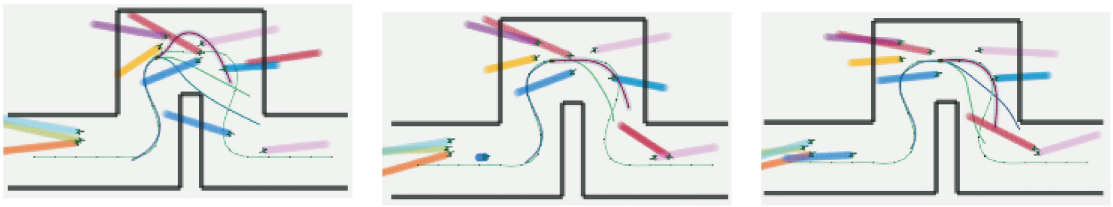
(d)二次裕度入侵　(e)裕度恢复迟滞　(f)避障与跟踪失衡

图 6　凸型道路 TMPC＋＋算法轨迹分析

Fig. 6　TMPC＋＋trajectory analysis for convex road



(a)人机交汇　(b)弹性软约束避让　(c)轨迹平滑过渡

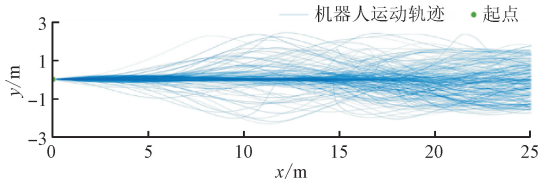


(d)互惠机制启动 (e)互惠责任避障 (f)避障与跟踪协调

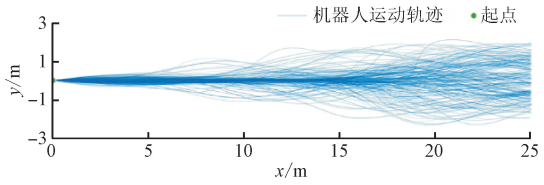
图 7 凸型道路 ERCBF-TMPC++算法轨迹分析

Fig. 7 ERCBF-TMPC++trajectory analysis for convex road

为直观对比稳定性,绘制直线道路中存在行人时机器人 200 次试验的运动轨迹分布统计结果,如图 8 所示。由图可见,MPC 算法得到的轨迹分布离散,偏离参考路径幅度大,稳定性不足,且存在急停绕行现象,鲁棒性较差;ERCBF-TMPC++算法轨迹密度集中,贴近参考路径且波动小,稳定性显著更优。



(a)MPC 算法



(b)ERCBF-TMPC++算法

图 8 机器人 200 次试验运动轨迹统计结果对比

Fig. 8 Comparison of statistical results of robot motion trajectories in 200 experiments

5 结 论

本文针对巡检机器人在动态行人环境中的安全避障问题,提出了融合弹性恢复与互惠责任的 ERCBF-TMPC 算法,并构建了 ERCBF-TMPC++完整控制框架。研究得到如下主要结论。

(1)针对因刚性约束易导致优化不可行、易陷入“机器人冻结”困境以及忽视人机互惠行为而引发死锁的问题,提出 ERCBF-TMPC 算法,通过弹性缓冲层与连续责任分配机制,有效缓解了上述问题。

(2)在直行道路与凸型道路两类仿真场景中,本文算法在安全避障率、侵入严重度指数和求解成功率等指标上多数优于对比算法,安全避障率分别达 95.5%和 82.6%,侵入严重指数在直线道路上较 TMPC、TMPC++算法分别降低了 67%和 44%,在凸型道路上较 TMPC++算法降低了 44%,求解器成功率稳定在 99%以上。

(3)本文算法具备弹性恢复能力强、社会行为合理性高和实时性好等优势,控制周期约 22 ms。借鉴自动驾驶动态环境中的运动规划思路,算法满足车载计算平台的实时性要求,可迁移至自动驾驶决策领域,并可为其他动态避障算法提供改进参考。

本文仿真在感知信息已知的条件下进行,以此解耦感知不确定性与预测不确定性。后续工作将聚焦感知不确定性融入 ERCBF-TMPC 框架的研究,探索本文算法与全局路径规划的结合,并在真实巡检机器人平台进行部署验证。

参考文献:

[1] Yang Guanghong, An Liwei, Zhao Can. Collision/obstacle avoidance coordination of multi-robot systems: a survey [J]. Actuators, 2025, 14(2): 85.

[2] 何丽, 宁子豪, 袁亮, 等. 采用社会约束自适应动态窗口法的服务机器人路径规划 [J]. 西安交通大学学报, 2024, 58(5): 42-51.
He Li, Ning Zihao, Yuan Liang, et al. Path planning of service robot based on social dynamic windows approach algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(5): 42-51.

[3] García C E, Prett D M, Morari M. Model predictive control: theory and practice: a survey [J]. Automatica, 1989, 25(3): 335-348.

[4] Brito B, Floor B, Ferranti L, et al. Model predictive contouring control for collision avoidance in unstructured dynamic environments [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 4459-4466.

[5] 张亮修, 张铁柱, 吴光强. 考虑误差校正的智能车辆路径跟踪鲁棒预测控制 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(3): 20-27.
Zhang Liangxiu, Zhang Tiezhu, Wu Guangqiang. Robust predictive control for intelligent vehicle path tracking considering error feedback correction [J]. Journal of

Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(3): 20-27.

[6] Huang Tenglong, Pan Huihui, Sun Weichao, et al. Sine resistance network-based motion planning approach for autonomous electric vehicles in dynamic environments [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(2): 2862-2873.

[7] 程宇峰，李勇，王永坤，等. 采用自适应原始对偶迭代的无人机编队协同航路规划方法 [J]. 西安交通大学学报，2023，57(3)：183-192.
Cheng Yufeng, Li Yong, Wang Yongkun, et al. Cooperative path planning method for unmanned aerial vehicle formation using adaptive primal-dual iteration [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(3): 183-192.

[8] 闫逸辰，寇鹏，张远航，等. 应用显式模型预测控制的永磁同步风电机组频率电压协同调节 [J]. 西安交通大学学报，2024，58(8)：9-18.
Yan Yichen, Kou Peng, Zhang Yuanhang, et al. Cooperative voltage and frequency regulation of permanent magnet synchronous wind turbine based on explicit model predictive control [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(8): 9-18.

[9] De Groot O, Brito B, Ferranti L, et al. Scenario-based trajectory optimization in uncertain dynamic environments [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(3): 5389-5396.

[10] De Groot O, Ferranti L, Gavrila D, et al. Globally guided trajectory planning in dynamic environments [PP/OL]. arXiv (2023-03-14)[2026-01-22]. https://arxiv.org/abs/2303.07751.

[11] Mohamed I S, Ali M, Liu Lantao. Chance-constrained sampling-based MPC for collision avoidance in uncertain dynamic environments [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(7): 7492-7499.

[12] Liu Jinhao, Yang Jun, Mao Jianliang, et al. Flexible active safety motion control for robotic obstacle avoidance: a CBF-guided MPC approach [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(3): 2686-2693.

[13] De Groot O, Ferranti L, Gavrila D M, et al. Topology-driven parallel trajectory optimization in dynamic environments [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2025, 41: 110-126.

[14] Ames A D, Xu Xiangru, Grizzle J W, et al. Control barrier function based quadratic programs for safety critical systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017, 62(8): 3861-3876.

[15] Jang I, Kim H J. Safe control for navigation in cluttered space using multiple Lyapunov-based control barrier functions [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(3): 2056-2063.

[16] Jian Zhuozhu, Yan Zihong, Lei Xuanang, et al. Dynamic control barrier function-based model predictive control to safety-critical obstacle-avoidance of mobile robot [C]//2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 3679-3685.

[17] Desai M, Ghaffari A. CLF-CBF based quadratic programs for safe motion control of nonholonomic mobile robots in presence of moving obstacles [C]//2022 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 16-21.

[18] Jankovic M, Santillo M, Wang Yan. Multiagent systems with CBF-based controllers: collision avoidance and liveness from instability [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2024, 32(2): 705-712.

[19] Mao Run, Gao Hongli, Guo Liang. A novel collision-free navigation approach for multiple nonholonomic robots based on ORCA and linear MPC [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020(1): 4183427.

[20] Stratton A, Hauser K, Mavrogiannis C. Characterizing the complexity of social robot navigation scenarios [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(1): 184-191.

[21] Samavi S, Han J R, Shkurti F, et al. SICNav: safe and interactive crowd navigation using model predictive control and bilevel optimization [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2025, 41: 801-818.

[22] Siegwart R, Nourbakhsh I R, Scaramuzza D. Introduction to autonomous mobile robots [M/OL]. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2011. https://mitpress.mit.edu/9780262015356/introduction-to-autonomous-mobile-robots/

[23] Helbing D, Molnár P. Social force model for pedestrian dynamics [J]. Physical Review: E, 1995, 51(5): 4282-4286.

[24] Siméon T, Laumond J P, Nissoux C. Visibility-based probabilistic roadmaps for motion planning [J]. Advanced Robotics, 2000, 14(6): 477-493.

[25] Verschueren R, Frison G, Kouzoupis D, et al. Acados: a modular open-source framework for fast embedded optimal control [J]. Mathematical Programming Computation, 2022, 14(1): 147-183.

（编辑　李慧敏）