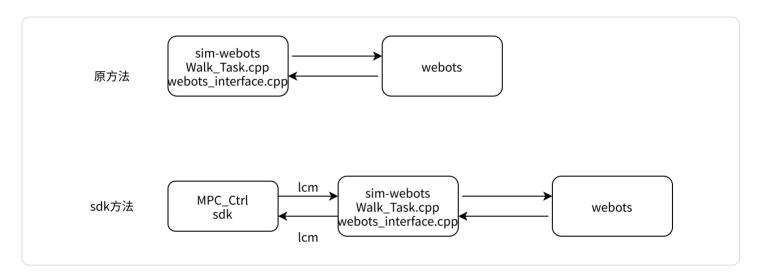
hxt--基于cheetah-software的"半只狗"控制sdk

- 0.思路:把A2简化成半只狗,将cheetah-software的四条腿按两条腿处理。
- 1.用lcm作为状态和输出传递的sdk方法

1.0 方法结构比较



1.1 sim-webots的处理

A2_walking分支: CAR状态表示伸腿,使机器人在几个solid的帮助下站立,3s之后进入TRANSFORM_UP,这时开始执行基于cassie的运控,在此基础上,做如下处理。

如下列图片所示,在更新完机器人状态之后,将机器人的状态通过lcm发送,MPC_Ctrl中会有相应的订阅函数

```
float out right[3] = \{0, f, 0, f, 0, f\};
void WB6_Task::Walk_Plan_Task(const_float_dt)
        robot.Robot_Update(dt);
        ctrl data ctrl data in:
        ctrl data in.quat[0] = robot.posture ptr-> quaternion
        ctrl data in.quat[1] = robot.posture ptr-> quaternion.
        ctrl data in.quat[2] = robot.posture ptr-> quaternion.
        ctrl data in.quat[3] = robot.posture ptr-> quaternion.
        for(int i = 0; i < 3; i++)
            ctrl_data_in.gyro[i] = robot.posture_ptr->rotation
            ctrl data in.acc[i] = robot.posture ptr - accl[i];
        ctrl data in.motor_pos[0] = robot.legl_ptr->_q1;
        ctrl data in motor pos[1] = robot.legL ptr-> q2;
        ctrl data in.motor pos[2] = robot.legL ptr-> q3;
        ctrl data in.motor pos[3] = robot.legR ptr-> q1;
       ctrl data in.motor pos[4] = robot.legR ptr-> q2;
        ctrl_data_in.motor_pos[5] = robot.legR_ptr-> q3;
        ctrl data in.motor vel[0] = robot.legL ptr-> dql;
        ctrl_data_in.motor_vel[1] = robot.legL_ptr-> dq2;
        ctrl data in.motor vel(2) = robot.legL ptr-> dq3;
        ctrl data in.motor vel[3] = robot.legR ptr-> dql;
        ctrl data in.motor vel[4] = robot.legR ptr-> dq2;
        ctrl data in.motor_vel[5] = robot.legR ptr-> dq3;
        lcm_pub.publish("control_data",&ctrl_data_in);
        if (!initHandle.started)
```

如下列图片所示,在TRANSFORM_UP状态,用接收来自MPC_Ctrl的output取代原来的output,这个写法比较不正式,但是快,正式的写法应该是再建一个状态,比如RobotClass::LCM_MPC

```
break;
case Robot_Class::TRANSFORM_UP:

ctrl.walk_ctrl.Ctrl_Update(dt,false);
ctrl.left_swing_out = ctrl_cmd_out.swing_out[0];//ctrl.walk_ctrl.u_out[0];
ctrl.left_tilt_out = ctrl_cmd_out_tilt_out[0];
ctrl.left_knee_out = ctrl_cmd_out_swing_out[1];
ctrl.right_swing_out = ctrl_cmd_out.tilt_out[1];
ctrl.right_knee_out = -ctrl_cmd_out.knee_out[1];
```

经过上述处理得到了分支A2_walking_sdk

2.MPC Ctrl的软件结构

2.1 common文件夹

AttitudeData.h:更新和存储来自lcm的四元数,局部加速度和局部角速度信息,处理得到旋转矩阵等信息

LegData.h: 更新和存储来自lcm的腿部六个关节的位置和速度,处理得到足端相对于abad关节的局部笛卡尔坐 标系等信息

orienation_tools.h: Cheetah-software定义的旋转矩阵和四元数处理函数

其他头文件: 定义一些数据类型之类的

2.2 Estimator文件夹

此文件包含Kalman观测器的实现

StateEstimatorContainer.h: 定义父类GenericEstimator,public变量_stateEstimatorData变量 用于传递结果

PositionVelocityEstimator.h: 子类LinearKFPositionVelocityEstimator

与一个典型kalman filter对应,LinearKFPositionVelocityEstimator的成员变量包括:



x: 状态向量 P: 协方差 预测

$$egin{aligned} oldsymbol{x}_{k_pred} &= oldsymbol{A} oldsymbol{x}_{k-1} + oldsymbol{B} oldsymbol{u}_k \ oldsymbol{P}_{k_pred} &= oldsymbol{A} oldsymbol{P}_{k-1} oldsymbol{A}^T + oldsymbol{Q} \end{aligned}$$

A: 转移矩阵 Q: 过程噪声

更新 $\widetilde{y}=\mathbf{Z}_k-\mathbf{H}\mathbf{x}_{k_pred}$ $\mathbf{S}=\mathbf{H}\mathbf{P}_{k_pred}\mathbf{H}^T+\mathbf{R}$ $\mathbf{K}=\mathbf{P}_{k_pred}\mathbf{H}^T\mathbf{S}^{-1}$ $\mathbf{X}_k=\mathbf{x}_{predicted}+\mathbf{K}\widetilde{\mathbf{y}}$ $\mathbf{P}_k=(\mathbf{I}-\mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{P}_{k_pred}$ 知子 \mathbf{Z} : 观测向量 H: 转换矩阵 y: 新息 (残差) S: 新息协方差 R: 观测噪声 K: 卡尔曼增益

Eigen::Matrix<T, 12, 1> _xhat:状态向量:质心在世界坐标系下的位置(3X1),速度(3X1),左右褪**足端**在世界坐标系下位置(6X1)

Eigen::Matrix<T, 12, 12>_A: 模型转移矩阵

Eigen::Matrix<T, 12, 12> _Q0: 过程噪声

Eigen::Matrix<T, 12, 12> P: 协方差矩阵

Eigen::Matrix<T, 14, 14>_R0:测量噪声

Eigen::Matrix<T, 12, 3> _B: 输入矩阵,输入为3X1的全局加速度

Eigen::Matrix<T, 14, 12>_C: 观测矩阵, 将状态向量映射到测量向量

测量向量: 14X1,(左腿右腿**足端**在**全局body坐标系**下的位置(6X1),左腿右腿**足端**在**全局body坐标 系**下的局部速度(6X1),左腿足端和右腿足端的离地高度(2X1))

全局body坐标系(容易混淆):姿态与世界坐标系重合,位置与局部坐标系重合,或者说世界坐标系平 移到body的com

PositionVelocityEstimator.cpp

A_,B_,C_的构成细节以后再补充,**基本原理是用支撑腿的局部足端速度补偿加速度计的积分得到的速 度**

$$\hat{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ vx \\ vy \\ vz \\ x_{leftfoot} \\ y_{rightfoot} \\ y_{rightfoot} \\ y_{rightfoot} \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} I_3 & dt * I_3 & 0 & 0 \\ 0 & I_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_3 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0_3 \\ dt * I_3 \\ 0_3 \\ 0_3 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} I_3 & 0_3 & -I_3 & 0_3 \\ I_3 & 0_3 & 0_3 & -I_3 \\ 0_3 & I_3 & 0_3 & 0_3 \\ 0,0,0 & 0,0,0 & 0,0,1 & 0,0,0 \\ 0,0,0 & 0,0,0 & 0,0,1 & 0,0,0 \\ 0,0,0 & 0,0,0 & 0,0,0 & 0,0,1 \end{bmatrix}$$

$$y = \begin{bmatrix} x_{leftfoot} \\ y_{leftfoot} \\ z_{rightfoot} \\ y_{rightfoot} \\ v_{rightfoot} \\ v_{ri$$

状态空间的迭代(比较好理解)

$$\hat{x} = A\hat{x} + B * [a_w - g]$$

状态向量映射到测量向量的原理

原理1:足端在全局body坐标系下的位置=世界坐标系下的com位置-世界坐标下的足端位置

原理2: **支撑**足端在全局body坐标系的速度 = 世界坐标下的com速度(摆动足的影响会由Q和R矩阵抵消,但这里遵照支撑腿的关系形式)

$$\hat{y} = C * \hat{x}$$

K增益矩阵由Q,R,P矩阵决定,一个宏观的理解,Q矩阵越大,说明模型粗糙,更信任测量值,R矩阵越大,说明测量噪声大,则更信任模型得到的值。

 $\hat{x}=\hat{x}+K(y-C\hat{x})$:对于x中的速度项估计,K矩阵会增加支撑足段速度的影响,削弱摆动足足端速度和加速度计积分的影响

2.3 convexMPC

2.3.0 该类主要包含基于slip模型的落足点规划和convexMPC控制,其中每个dt(仿真5ms),更新一次落足点,

每6个dt称为每个MPC周期,每个MPC周期会进行一次MPC优化,得到下一MPC周期的支撑腿支撑力。(反直觉的地方: MPC不是每次dt都执行,因为要兼容真实硬件的算力,采取几次dt执行一次的方案)

2.3.1 一些重要的成员变量

ConvexMPCLocomotion.h

世界坐标下身体质心的期望位置,期望速度以及期望加速度(WBC需要)

Vec3<float> pBody_des;

Vec3<float> vBody_des;

Vec3<float> aBody_des;

世界坐标系下身体的期望姿态转角以及转角速度(WBC需要)

Vec3<float>pBody RPY des;

Vec3<float>vBody Ori des;

世界坐标系下足端的位置以及足端坐标系

Vec3<float> pFoot_des[2];

Vec3<float> vFoot des[2];

Vec3<float> aFoot des[2];

生成contact_schedule的gait类,给定当前时刻,决定褪的支撑与摆动

OffsetDurationGait trotting:

摆动腿足端轨迹规划类,每个腿摆动开始时,给定足端起始位置,和期望步高。

摆动开始以及支撑之前,每个时刻根据根据slip模型更新足端期望结束位置,之后输出当前时刻的期望轨迹(反直觉的地方:每个时刻期望结束位置是更新的,因为要控制速度,增加抗扰动)

FootSwingTrajectory<float> footSwingTrajectories[4];

以下为世界坐标系下身体质心的期望位置

Vec3<float> world_position_desired; //当前位置+dt*当前速度

float trajAll[12 * 36];//12表示期望状态(12X1),期望姿态(3X1),期望位置(3X1),期望角速度(3X1),期望速度(3X1)

//36表示积分步长,一般不会用那么多,只用前10个,每个期望速度维持不变,期望位置由上一个位置+期望速度*dtMPC得到

void ConvexMPCLocomotion::updateMPCIfNeeded(int mpcTable, bool omniMode, AttitudeData
attitude_, LinearKFPositionVelocityEstimator<float>* posvelest_) {

//MPC的期望输入: Gait类产生的mpctable(接下来各个褪的摆动和支撑情况,接下来10个时刻的期望 状态trajAll

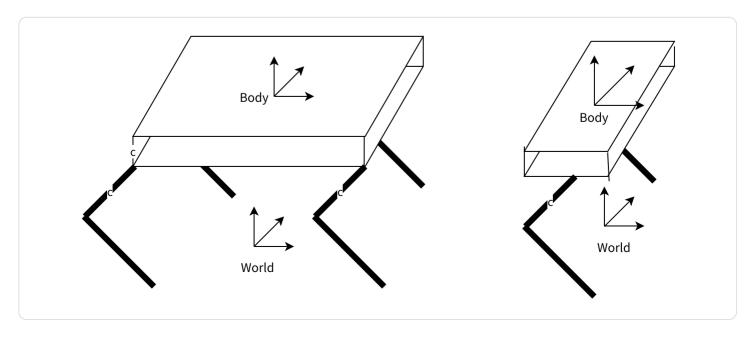
//MPC的测量输入:当前观测器传来的实际位置,实际速度,实际角速度,实际速度,实际足端到质心的位置矢量

//MPC的权重:Q[12] = {0.5, 0.25, 0, 0, 0, 100, 0.0, 0.0, 0.0, 0.2, 0.2, 0.1};

//有了上述期望输入和测量输入,构造MPC问题,优化求解得到期望支撑力,作为控制输入(如何构造mpc问题,由2.3.2叙述)

2.3.2结合MIT硕士论文Software and Control Design for the MIT Cheetah

Quadruped Robots描述一下mpc问题的构造





Carlo_Jared_2020_Software and control design for the MIT Cheet…

0

25.55MB

下列状态方程的量均在世界坐标系下:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \theta \\ p \\ \omega \\ \dot{p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0_3 & 0_3 & R_z(\psi) & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & 0_3 & I_3 \\ 0_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta \\ p \\ \omega \\ \dot{p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0_3 & \dots & 0_3 \\ 0_3 & \dots & 0_3 \\ I^{-1}[r_1]_{\times} & \dots & I^{-1}[r_n]_{\times} \\ 1_3/m & \dots & 1_3/m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ \dots \\ f_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix}$$

欧拉角的时间导数与角速度的近似关系:

$$rac{d}{dt} heta = rac{d}{dt}egin{bmatrix} roll \ pitch \ yaw \end{bmatrix} pprox R_z(yaw)\omega_w$$

角加速度与支撑腿到com的转矩的关系:

$$rac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}(I_w\omega)pprox I_wrac{d}{dt}\omega=\sum_{i=1}^n r_i imes f_i$$

加速度与支撑腿受力的关系

$$\ddot{p} = \sum_{i=1}^n f_i/m + g$$

将上述状态方程标准化

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \theta \\ p \\ \omega \\ \dot{p} \\ -9.8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0_3 & 0_3 & R_z(\psi) & 0_3 & \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \end{bmatrix} \\ 0_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 & \begin{bmatrix} 0_3 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 0_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 & \begin{bmatrix} 0_3 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 0_3 & \dots & 0_3 \\ 0_3 & \dots & 0_3 \\ I^{-1}[r_1]_{\times} & \dots & I^{-1}[r_n]_{\times} \\ 1_3/m & \dots & 1_3/m \\ [0,0,0] & \dots & [0,0,0] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ \dots \\ f_n \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} \frac{d}{dt}X = A_cX + B_cu \Longrightarrow \frac{d}{dt}\begin{bmatrix} X \\ u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_c & B_c \\ 0 & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} X \\ u \end{bmatrix} = A_b\begin{bmatrix} X \\ u \end{bmatrix} \\ \frac{d}{dt}X = A_b\begin{bmatrix} X \\ u \end{bmatrix} \Longrightarrow \begin{bmatrix} X(t_0 + T) \\ u(t_0 + T) \end{bmatrix} = e^{A_bT}\begin{bmatrix} X(t_0) \\ u(t_0) \end{bmatrix} \Longrightarrow \begin{bmatrix} X(n+1) \\ u(n+1) \end{bmatrix} = e^{A_bT}\begin{bmatrix} X(n) \\ u(n) \end{bmatrix}$$

$$egin{bmatrix} X(n+1) \ u(n+1) \end{bmatrix} = e^{A_b T} egin{bmatrix} X(n) \ u(n) \end{bmatrix}
ightarrow egin{bmatrix} X(n+1) \ u(n+1) \end{bmatrix} = egin{bmatrix} e^{A_b T} \ e^{A_b T} \ e^{A_b T} \ e^{A_b T} \ e^{A_b T} \end{bmatrix} egin{bmatrix} X(n) \ u(n) \end{bmatrix}$$

经过上述推导,我们得到了如下的离散状态转换方程,上述过程在SolverMPC.cpp中有代码级的实现

$$X(n) = \left[egin{array}{c} heta(n) \ p(n) \ \omega(n) \ \dot{p}(n) \ -9.8 \end{array}
ight] u(n) = \left[egin{array}{c} f_1(n) \ f_2(n) \end{array}
ight]$$

$$X(n+1) = e_{11}^{A_bT} X(n) + e_{12}^{A_bT} u(n)$$

$$X(n+1) = \hat{A}X(n) + \hat{B}u(n)$$

如果MPC仅有两步预测,则为如下形式

$$egin{bmatrix} X(1) \ X(2) \end{bmatrix} = egin{bmatrix} A \ AA \end{bmatrix} X(0) + egin{bmatrix} B & 0 \ AB & B \end{bmatrix} egin{bmatrix} u(0) \ u(1) \end{bmatrix}$$

如果MPC有n步,则为如下形式

$$\begin{bmatrix} X(1) \\ X(2) \\ \dots \\ X(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A \\ AA \\ \dots \\ A^n \end{bmatrix} X(0) + \begin{bmatrix} B & 0 & \dots & 0 \\ AB & B & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ A^{n-1}B & A^{n-2}B & \dots & B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(0) \\ u(1) \\ \dots \\ u(n-1) \end{bmatrix}$$

至此我们得到n步mpc的状态预测方程

$$egin{aligned} egin{aligned} X(1) \ X(2) \ ... \ X(n) \end{bmatrix} &= A_{qp} X(0) + B_{qp} egin{bmatrix} u(0) \ u(1) \ ... \ u(n-1) \end{bmatrix} \ x &= egin{bmatrix} X(1) \ ... \ X(n) \end{bmatrix}, x_{ref} &= egin{bmatrix} X_{ref}(1) \ ... \ X_{ref}(n) \end{bmatrix}, U &= egin{bmatrix} u(0) \ ... \ u(n-1) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

优化问题的代价方程(cost function)描述如下:

$$(A_{qp}X(0) + B_{qp}U - x_{ref})^T L(A_{qp}X(0) + B_{qp}U - x_{ref}) + U^T K U$$

第一项表示达到期望,第二项表示代价最小

L 矩阵:控制状态误差的权重矩阵,影响状态 X 偏离参考状态 x_{ref} 的惩罚力度。L 决定了预测控制中状态误差的惩罚力度。通常来说,选择 L会影响预测控制中对误差最小化的优先级,较大的 L 元素会对状态误差施加更大的惩罚,从而影响优化的结果。

K 矩阵:控制输入 U 的权重矩阵,影响控制输入大小的惩罚,通常用于限制控制能量或抑制控制信号过大。K 矩阵控制的是对控制输入大小的惩罚。较大的 K 元素会抑制控制输入的大小,从而实现控制能量或控制力度的约束。这种设置通常用于防止系统过大的控制输入。

标准的二次规划形式

$$egin{array}{ccc} min & rac{1}{2}U^THU + U^Tg \ s.t. & c_l \leq CU \leq c_u \end{array}$$

在这里我们先对目标函数展开

$$(A_{qp}X(0)+B_{qp}U-x_{ref})^TL(A_{qp}X(0)+B_{qp}U-x_{ref})$$

展开这个二次型:

$$= (A_{qp}X(0))^TL(A_{qp}X(0)) + (B_{qp}U)^TLB_{qp}U - 2x_{ref}^TL(A_{qp}X(0) + B_{qp}U)$$

这三项中,第一项与U无关,可以忽略。第二项和第三项与U有关,需要继续处理。 第二项,

$$(B_{qp}U)^T L B_{qp}U \ = \ B_{qp}^T U^T L B_{qp}U$$

第三项,

$$-2x_{ref}^T L(A_{qp}X(0) + B_{qp}U) \ = \ -2(x_{ref}^T LA_{qp}X(0) + x_{ref}^T LB_{qp}U)$$

因此,整个目标函数可以写为:

$$egin{aligned} \min_{U} \ U^T B_{qp}^T L B_{qp} U + 2 U^T B_{qp}^T L (A_{qp} X(0) - x_{ref}) + U^T K U \end{aligned}$$

由此,我们算得H和g

二次项 U^THU :

$$H = 2(B_{an}^T L B_{ap} + K)$$

线性项 U^Tg :

$$g=2B_{qp}^TL(A_{qp}X(0)-x_{ref})$$

2.4 腿部笛卡尔空间控制与lcm的接收和发送