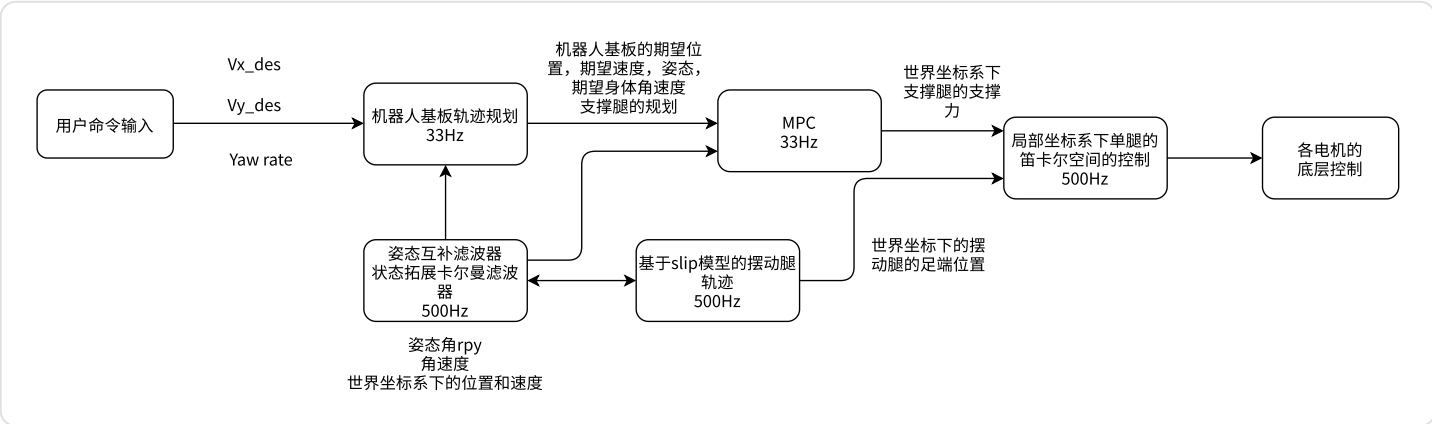
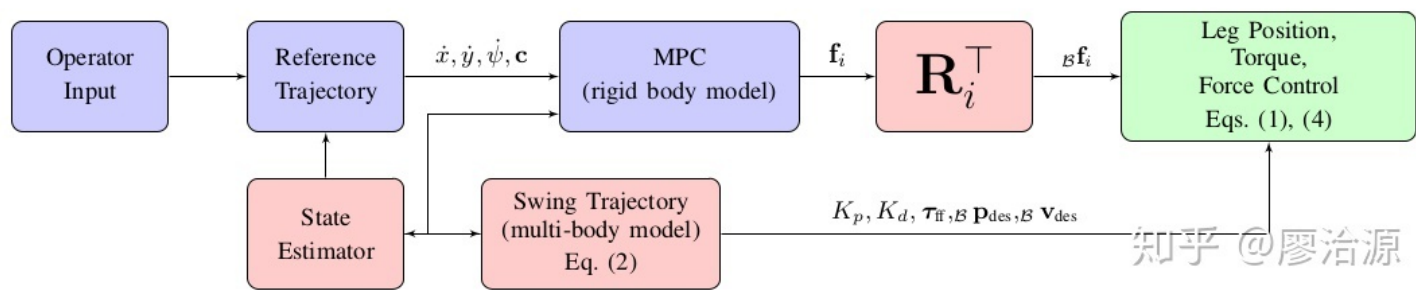
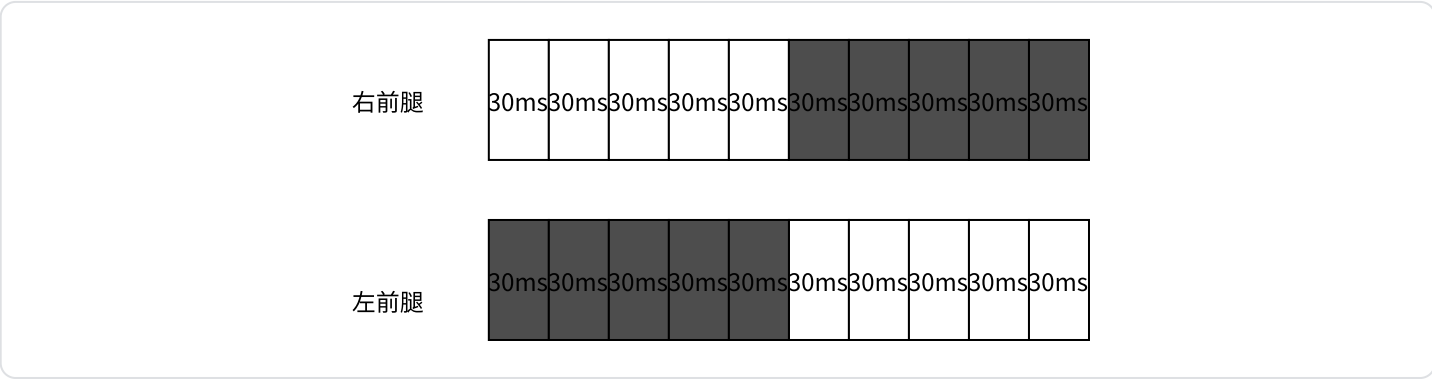


# hxt--入门MPC

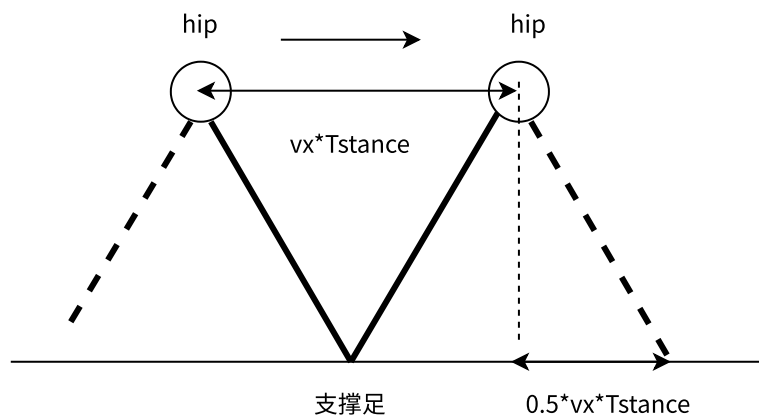
## 0. Mlnicheetah的MPC控制架构



## 0.1 支撑与摆动的规划



## 0.2 摆动腿的步态规划

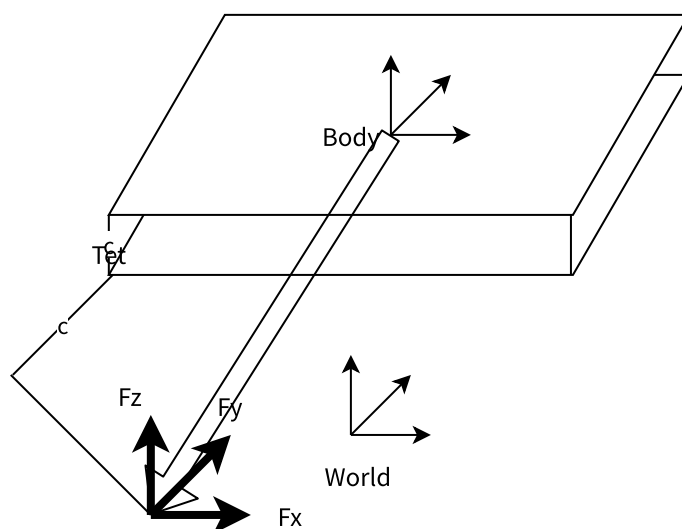


$$x_{sw} = x_{hip} + 0.5 * v_x * t_{stance} + k(v_x - v_{dx}) + 0.5 * h/g * v_y * w_{dz}$$

### 0.3状态观测器或者足式里程计

mpc均需要在世界坐标下进行规划和控制，需要EKF的方法用来得到机器人质心在世界坐标系下的位置和速度，继而得到足端在世界坐标系下的位置和速度

### 1.建模



欧拉角的时间导数与角速度的近似关系：

$$\frac{d}{dt}\theta = \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} roll \\ pitch \\ yaw \end{bmatrix} \approx R_z(yaw)\omega_w$$

注释：

$\theta$  :Body的欧拉角

$R_z(yaw)$  :旋转矩阵

$\omega_w$  :世界坐标系下的角速度

角加速度与支撑腿到com的转矩的关系：

$$\frac{d}{dt}(I_w \omega) \approx I_w \frac{d}{dt} \omega = \sum_{i=1}^n r_i \times f_i$$

注释：

$I_w$  :base转动惯量

$r_i$  :世界坐标系下质心到足端的位置矢量

$f_i$  :世界坐标系下末端受力

加速度与支撑腿受力的关系

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

## 2.预测

### 2.1最简单的单步预测

$$\frac{d}{dt} X = A_c X + B_c u$$

可以通过**离散化**的方法转化为一个离散时间方程。常见的离散化方法包括**前向欧拉法（Forward Euler method）**。对于离散化间隔  $T$  足够小的情况，我们可以使用线性近似的公式来进行预测：

$$X(t_0 + T) \approx (A_c T + I) X(t_0) + B_c T u$$

这个公式的推导基于前向欧拉法的近似离散化方法。这里  $A_c T + I$  是对系统矩阵  $A_c$  的离散化近似，而不是  $A_c$  本身，我们使用前向欧拉法来近似状态变化时，可以认为当时间间隔  $T$  足够小时，系统的状态变化可以被线性地逼近。因此， $A_c T + I$  是对指数矩阵  $e^{A_c T}$  的一个近似。它在  $T$  足够小时有效，因为系统的状态不会在极小的时间间隔内发生剧烈变化。

单位矩阵  $I$  表示状态系统在当前时刻的贡献。

$A_c T + I$  是状态矩阵  $A_c$  的离散化，乘以时间间隔  $T$  来表示从  $t_0$  到  $t_0 + T$  的状态变化。

如果不做近似，精确的离散化状态更新方程应该是：

$$X(t_0 + T) = e^{A_c T} X(t_0) + \int_0^T e^{A_c(T-\tau)} B_c u(\tau) d\tau$$

这里， $e^{A_c T}$  是矩阵的指数运算。

在  $T$  非常小时，我们可以用泰勒展开来近似  $e^{A_c T}$ ：

$$e^{A_c T} \approx A_c T + I$$

期望

$$X_{des} = (A_c T + I) X + B_c T u$$

基于单步预测的控制a

$$\min_u \|X_{des} - (A_c T + I)X(t_0) - B_c T u\|$$

$$u = (B_c T)^{-1}(X_{des} - (A_c T + I)X)$$

## 2.2多步预测的情况

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

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

$$\begin{bmatrix} X(1) \\ X(2) \\ \dots \\ X(n) \end{bmatrix} = A_{qp} X(0) + B_{qp} \begin{bmatrix} u(0) \\ u(1) \\ \dots \\ u(n-1) \end{bmatrix}$$

基于多步预测的控制

$$\min_U \|A_{qp}X(0) + B_{qp}U - x_{ref}\|_L + \|U\|_K$$

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

## 2.3 一些假设和细节

状态方程A与输入方程B均要做线性化处理，并且默认在预测步长内(10个MPC周期)不变化

对于多步预测的情况，所得到U，其实包含预测步长n步的所有控制输入，但是实际控制只用u(0)，其他u(1)~u(n-1)**算出来但不用**。下一个MPC周期，更新当前的A，B，xref，结算得到U，依然只用u(0)，输入到系统。

## 3.控制的解算

### 3.1 c++中描述矩阵和矢量运算的库eigen

```
1      Eigen::Matrix<float, 3, 1> X;
2      X << 0,0,0;
3      Eigen::Matrix<float, 3, 3> A;
4      A << 1,0,0,0,1,0,0,0,1;
5      A.setIdentity();
6      X=A*X;
7      X=X.cross(X);
8      A=A.inverse();
9      float x = X.transpose()*A*X;
```

### 3.2二次规划问题的求解

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

改写成标准的二次规划问题

$$\begin{aligned} \min_U \quad & \frac{1}{2}U^T HU + U^T g \\ \text{s.t.} \quad & c_l \leq CU \leq c_u \\ & H = 2(B^T LB + K) \\ & g = 2B^T L(AX(0) - x_{ref}) \end{aligned}$$

qpOASES库

```
1      qpOASES::QProblem problem_red (new_vars, new_cons);
2      qpOASES::Options op;
3      op.setToMPC();
4      op.printLevel = qpOASES::PL_NONE;
5      problem_red.setOptions(op);
6      //int_t nWSR = 50000;
7
8      int rval = problem_red.init(H_red, g_red, A_red, NULL, NULL, lb_red,
ub_red, nWSR);
9      (void)rval;
10     int rval2 = problem_red.getPrimalSolution(q_red);
11     if(rval2 != qpOASES::SUCCESSFUL_RETURN)
12         printf("failed to solve!\n");
```