

# 传感器数据处理I: 里程计运动模型及标定







1、两轮差分底盘的运动学模型

里程计模型

- 2、三轮全向底盘的运动学模型
- 3、航迹推算(Dead Reckoning)

1、线性最小二乘的基本原理

里程计标定

- 2、最小二乘的直线拟合
- 3、最小二乘在里程计标定中的应用



1、两轮差分底盘的运动学模型

里程计模型



2、三轮全向底盘的运动学模型



○ 3、航迹推算(Dead Reckoning)





#### 应用实例







#### 优点

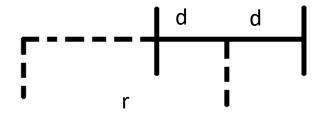
• 结构简单

- 便宜(2个电机)
- 模型简单





#### 差分模型





- v,ω为底盘中心线速度和角速度
- $v_L, v_R$ 为左右两轮的速度
- d为轮子离底盘中心的距离

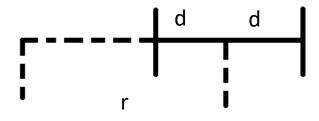
$$v = \frac{v_R + v_L}{2}$$

$$\omega = \frac{(v_R - v_L)}{2d}$$





#### 差分模型





- 圆弧运动
- 欠驱动系统:运动耦合
- r底盘中心圆弧运动的半径

$$\frac{v_L}{r-d} = \frac{v_R}{r+d}$$

$$v_L(r+d) = v_R(r-d)$$

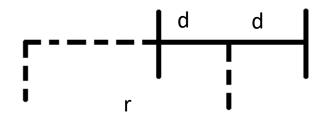
$$(v_R - v_L)r = (v_R + v_L)d$$

$$r = \frac{(v_R + v_L)d}{(v_R - v_L)}$$





#### 差分模型



## **O** ;

- 圆弧运动
- 欠驱动系统:运动耦合
- r底盘中心圆弧运动的半径

$$\omega = \frac{v_R}{r+d}$$

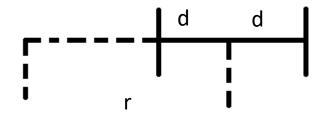
$$r+d = \frac{(v_R+v_L)d}{(v_R-v_L)} + \frac{(v_R-v_L)d}{(v_R-v_L)} = 2\frac{v_Rd}{(v_R-v_L)}$$

$$\omega = \frac{(v_R-v_L)}{2d}$$





#### 差分模型





- 圆弧运动
- 欠驱动系统:运动耦合
- r底盘中心圆弧运动的半径

$$v = \omega * r = \frac{(v_R - v_L)}{2d} \frac{(v_R + v_L)d}{(v_R - v_L)} = \frac{v_R + v_L}{2}$$

$$v = \frac{v_R + v_L}{2}$$



○ 1、两轮差分底盘的运动学模型

里程计模型



2、三轮全向底盘的运动学模型



○ 3、航迹推算(Dead Reckoning)



### ⇒ 三轮全向底盘的运动学模型



#### 应用实例





#### 优点

• 任何方向平移

• 结构简单

• 全驱动系统

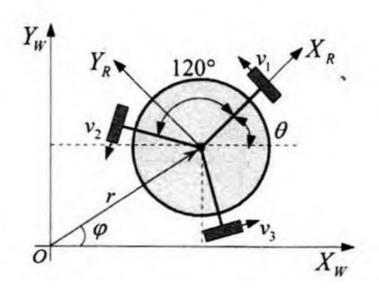
• 可以进行运动学分解



#### 三轮全向底盘的运动学模型



#### 全向模型



## 0

#### → 运动分解—平移X

• 
$$v_x \neq 0, v_y = 0, v_\theta = 0$$

$$V_1 = \mathbf{0} * \mathbf{v}_x$$

$$V_2 = -\sin 60 \, v_x$$

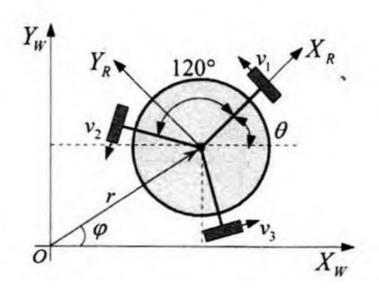
$$V_3 = \sin 60 v_x$$



### 三轮全向底盘的运动学模型



#### 全向模型



#### 运动分解—平移Y

• 
$$v_x = 0$$
,  $v_y \neq 0$ ,  $v_\theta = 0$ 

$$V_1 = v_y$$

$$V_2 = -\cos 60 \, v_y$$

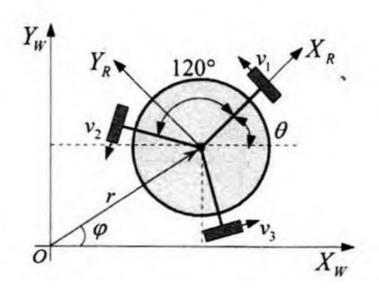
$$V_3 = -\cos 60 v_y$$



#### 三轮全向底盘的运动学模型



#### 全向模型



### 运动分解—旋转

• 
$$v_x = 0$$
,  $v_y = 0$ ,  $v_\theta \neq 0$ 

$$V_1 = v_{\theta} d$$

$$V_2 = v_{\theta} d$$

$$V_3 = v_{\theta} d$$





$$V_1 = 0 * v_x$$

$$V_2 = -\sin 60 v_x$$

$$V_3 = \sin 60 v_x$$

$$v_x \neq 0, v_y = 0, v_\theta = 0$$

$$V_1 = v_y$$

$$V_2 = -\cos 60 v_y$$

$$V_2 = -\cos 60 v_y$$

$$V_3 = \cos 60 v_y$$

$$V_1 = v_{\theta} d$$

$$V_2 = v_{\theta} d$$

$$V_3 = v_{\theta} d$$

• 
$$v_x = 0$$
,  $v_y \neq 0$ ,  $v_\theta = 0$ 

$$v_x = 0, v_y = 0, v_\theta \neq 0$$

$$V_1 = 0 * v_x + 1 * v_y + d * v_\theta$$

$$V_2 = -\sin 60 * v_x - \cos 60 * v_y + d * v_\theta$$

$$V_3 = \sin 60 * v_x - \cos 60 * v_y + d * v_\theta$$

$$\begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & d \\ -\sin 60 & -\cos 60 & d \\ \sin 60 & -\cos 60 & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_\theta \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{\sqrt{3}}{3} & \frac{\sqrt{3}}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ \frac{1}{3d} & \frac{1}{3d} & \frac{1}{3d} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \end{bmatrix}$$



1、两轮差分底盘的运动学模型

里程计模型



2、三轮全向底盘的运动学模型

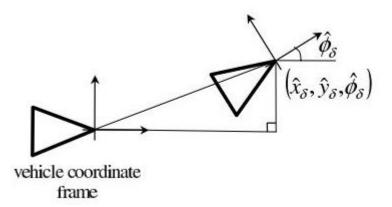


**○** 3、航迹推算(Dead Reckoning)





#### 示意图



### ● 递推公式

- (x, y, θ)为底盘当前位姿
- (dx, dy, dθ)为运动学解算增量

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx \\ dy \\ d\theta \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx + \varepsilon_x \\ dy + \varepsilon_y \\ d\theta + \varepsilon_\theta \end{bmatrix}$$



1、线性最小二乘的基本原理

里程计标定

- 2、最小二乘的直线拟合
- 3、最小二乘在里程计标定中的应用

### **爹** 线性最小二乘

### 🧿 线性方程组Ax=b

- A为 $m \times n$ 的矩阵。
- X为n×1的向量

- 当m=n时,适定方程组,方程组有唯一解
- 当m<n时,欠定方程组,方程组有无穷多解
- 当m>n时,超定方程组,方程组有通常无解

### 最小二乘解

- ◆ 绝大多数情况为m>n,超定方程组
- ◆ 无解,可以寻找最靠近真实解的解
- ◆ 无解但是有最小二乘解





#### 最小二乘的求解—线性空间的角度

- Ax表示A的列向量空间S
- 无解意味着向量b不在S中
- 最近的解即为: 向量b在S中的投影
- 设 $Ax^*$ 为向量b在空间S中的投影,显然 $(b Ax^*)$ 垂直于空间S。
- (b Ax\*)跟矩阵A的每一个列向量都垂直

设:

$$A = [a_1, a_2, \cdots a_n]$$
  $a_i$ 表示矩阵A的第i个列向量

则:

$$a_i^T(b - Ax^*) = 0$$

可得:

$$A^{T}(b - Ax^{*}) = 0$$

$$A^{T}b = A^{T}Ax^{*}$$

$$x^{*} = (A^{T}A)^{-1}A^{T}b$$



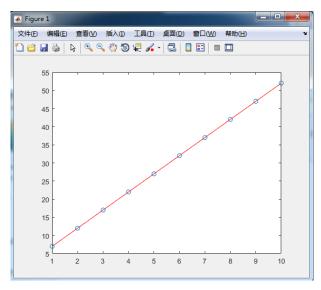
1、线性最小二乘的基本原理

里程计标定

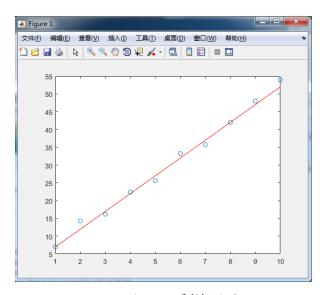
- 2、最小二乘的直线拟合
- 3、最小二乘在里程计标定中的应用



### **直线拟合**—y=5x+2



• 理想情况

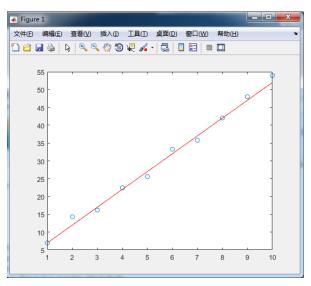


• 混入采样噪声



## 0

#### 直线拟合—y=5x+2



• 混入采样噪声

#### • 采样数据:

$$x=(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10)$$

y = (6.9918, 14.2987, 16.2019, 22.4263, 25.6191, 33.2563, 35.7755, 42.0298, 47.9954, 53.9545)

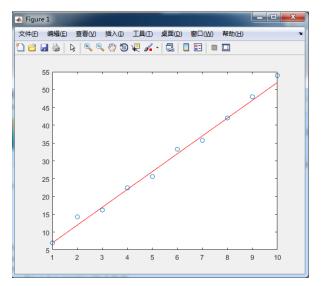
#### • 构建方程组:

$$\begin{bmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$
$$Ax = b$$



### 0

#### 直线拟合—y=5x+2



• 混入采样噪声

$$A^{T}A = \begin{bmatrix} x_{1} & x_{2} & \cdots & x_{n} \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x_{1} & 1 \\ x_{2} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_{n} & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2} & \sum_{i}^{n} x_{i} \\ \sum_{i=1}^{n} x_{i} & n \end{bmatrix}$$

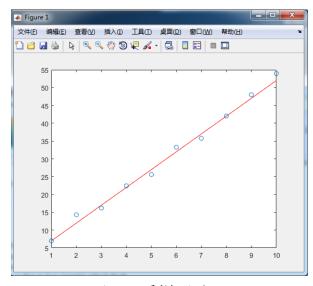
$$(A^{T}A)^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{-n}{B} & \frac{\sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2}}{B} \\ \frac{\sum_{i=1}^{n} x_{i}}{B} & \frac{\sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2}}{B} \end{bmatrix} \qquad x = \begin{bmatrix} \frac{n \sum x_{i} y_{i} - \sum x_{i} \sum y_{i}}{n \sum x_{i}^{2} - \sum x_{i} \sum x_{i}} \\ \frac{\sum x_{i}^{2} \sum y_{i} - \sum x_{i} y_{i} \sum x_{i}}{n \sum x_{i}^{2} - \sum x_{i} \sum x_{i}} \end{bmatrix}$$

$$B = \sum_{i=1}^{n} x_{i} \sum_{i=1}^{n} x_{i} - n \sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2}$$



### 0

#### 直线拟合—y=5x+2



• 混入采样噪声

#### • 代入数据可得:

$$\sum x_i^2 = 385$$

$$\sum x_i = 55$$

$$\sum x_i y_i = 2059.7039$$

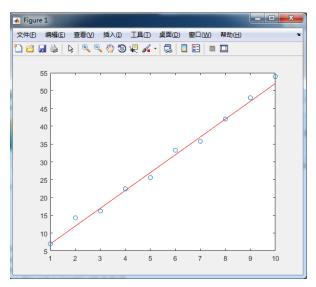
$$\sum y_i = 298.5494$$

$$a = \frac{n\sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n\sum x_i^2 - \sum x_i \sum x_i} = \frac{2059.7039 * 10 - 298.5494 * 55}{385 * 10 - 55 * 55} = 5.063$$

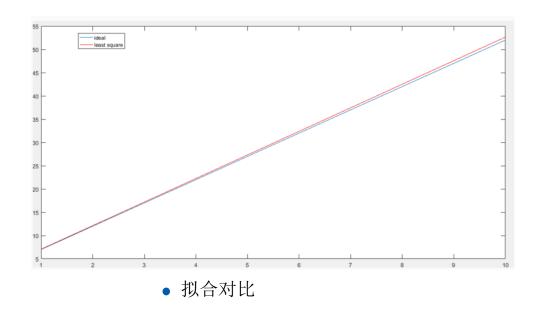
$$b = \frac{\sum x_i^2 \sum y_i - \sum x_i y_i \sum x_i}{n \sum x_i^2 - \sum x_i \sum x_i} = \frac{385 * 298.5494 - 2059.7039 * 55}{385 * 10 - 55 * 55} = 2.009$$



### ● 直线拟合—y=5x+2



• 混入采样噪声





1、线性最小二乘的基本原理

里程计标定

- 2、最小二乘的直线拟合
- 3、最小二乘在里程计标定中的应用





• 通用性强

• 实现简单

• 精度不高





#### 基于模型的方法

• 精度高

- 实现复杂
- 特异性高







#### 直接线性方法

- 用激光雷达的scan-match数据作为真值 $u_i^*$
- 里程计测量得到的数据为u<sub>i</sub>
- 假设成线性关系 $u_i^* = X * u_i$

其中:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} \end{bmatrix}$$

对于每一组数据,可得:

$$u_{ix} * x_{11} + u_{iy} * x_{12} + u_{i\theta} * x_{13} = u_{ix}^{*}$$

$$u_{ix} * x_{21} + u_{iy} * x_{22} + u_{i\theta} * x_{23} = u_{iy}^{*}$$

$$u_{ix} * x_{31} + u_{iy} * x_{32} + u_{i\theta} * x_{33} = u_{i\theta}^{*}$$

$$\begin{bmatrix} u_{ix} & u_{iy} & u_{i\theta} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & u_{ix} & u_{iy} & u_{i\theta} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & u_{ix} & u_{iy} & u_{i\theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} \\ \vdots \\ x_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{ix}^* \\ u_{iy}^* \\ u_{i\theta}^* \end{bmatrix}$$

$$A_{i}\vec{X} = b_{i}$$

$$A = \vdots$$

$$A_{n}$$

$$b_{1}$$

$$b = \vdots$$

$$A_{n}$$

$$\vec{X} = (A^{T}A)^{-1}A^{T}b$$



实现一个直接线性方法的里程计标定模块



# 感谢各位聆听

Thanks for Listening

