

# 毫米波雷达检测环境下全样本个体车辆轨迹重构

同济大学工学硕士学位申请答辩

答辩人：苏兴浩

指导老师：孙剑教授、秦国阳博士

2024年10月15日星期二



同濟大學  
TONGJI UNIVERSITY



## CONTENT

01

**研究背景**

02

**研究内容**

03

**实验分析**

04

**研究总结**



# 01 研究背景

- 1.1 研究背景
- 1.2 典型问题
- 1.3 文献综述
- 1.4 技术路线

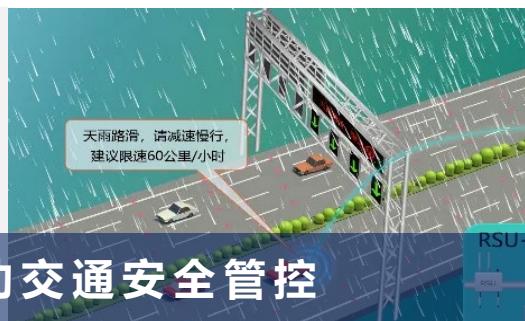
## 1.1 研究背景

- ✓ 拥堵传播
- ✓ 排队长度



交通运行状态评估

- ✓ 可变限速
- ✓ 动态车道



主动交通安全管控

- ✓ 干线协调
- ✓ 相序优化



路口信号配时优化

### 车辆轨迹数据



- 是指车辆**随时间变化**的位置、速度、加速度等**状态信息**；
- 蕴含丰富的**交通流特性和驾驶行为模式**；
- 是构建**数字孪生系统**的关键输入。

- ✓ 车辆油耗
- ✓ 车辆排放

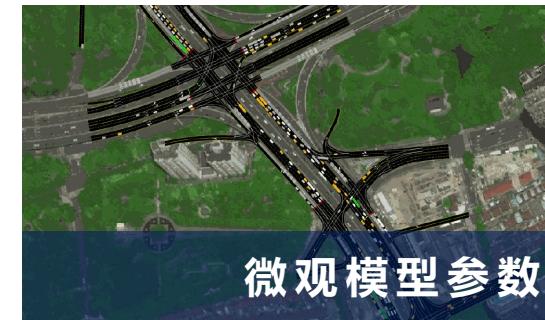


车辆能耗排放估计



车辆行程时间估计

- ✓ 行程时间
- ✓ 行程速度



微观模型参数标定

- ✓ 跟驰模型
- ✓ 换道模型

未来主动交通管控的关键就在于毫秒级的全域车辆轨迹感知

## 1.1 研究背景

**毫米波雷达**是一种工作在毫米波段的雷达，具有多目标追踪、高精度测距测速测角能力。

## 摄像机视线局限

## 激光雷达成本高昂

**超声波雷达检测范围小**

体积小

成本低

**探测范围广**

**穿透性强**

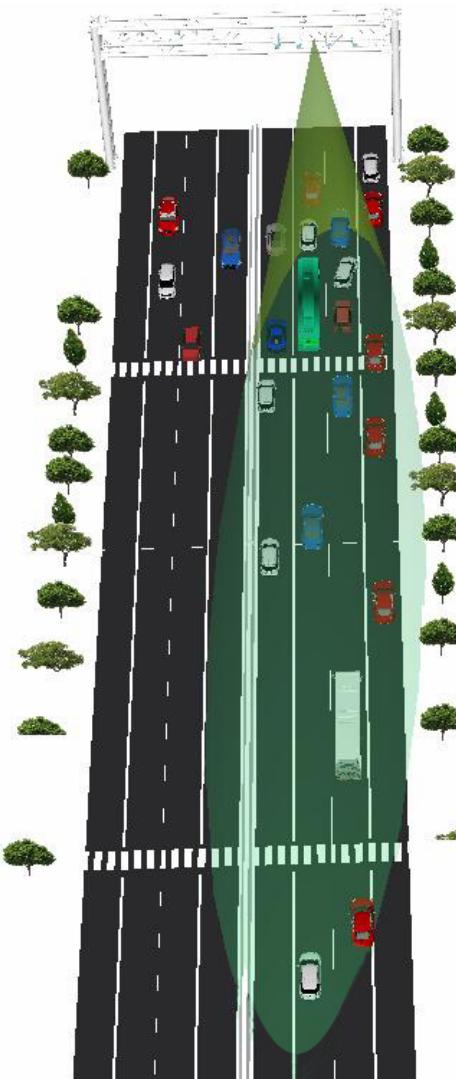
**全天候工作**

**路侧毫米波雷达技术**在我国具有广阔的市场前景和高速增长的应用需求。

交通流监测

智慧管控

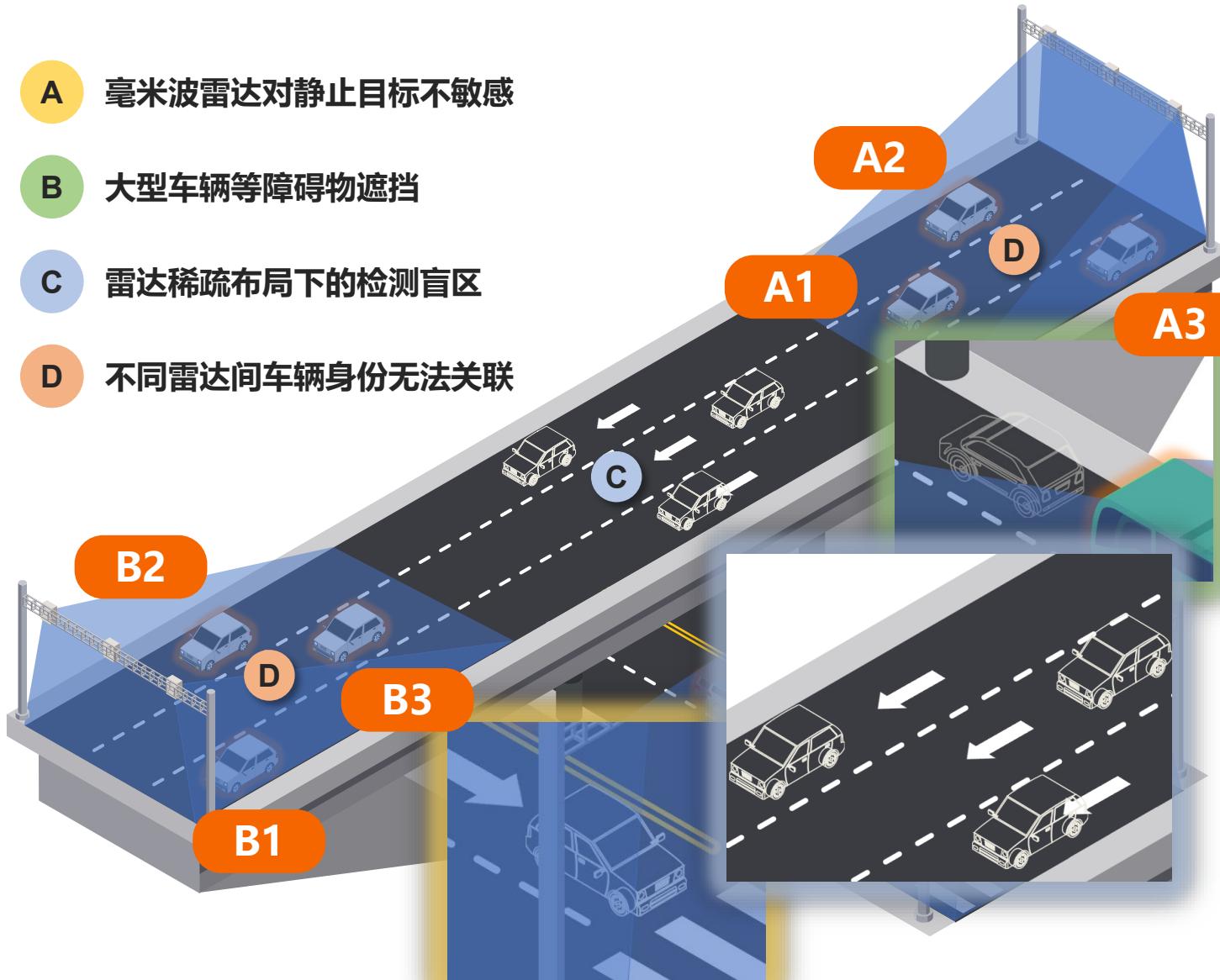
车路协同



路侧毫米波雷达技术克服传统检测手段劣势，赋能车辆轨迹数据采集

## 1.2 典型问题

- A 毫米波雷达对静止目标不敏感
- B 大型车辆等障碍物遮挡
- C 雷达稀疏布局下的检测盲区
- D 不同雷达间车辆身份无法关联



### 问题分类及对应解决手段

		跨雷达域的车辆身份	
		明确	混淆
雷达检测区	明确	A B	
	混淆		
轨迹缺失位置	典型场景	城市道路	
	解决手段	车辆轨迹修复	
雷达盲区	典型场景	高速公路	高速公路
	解决手段	车辆轨迹补全	车辆身份重识别

## 1.3 文献综述

从数据源角度

类别	方法	优点	缺点
① 定点检测器	感应线圈		
	AVI	能提供全样本信息，数据稳定性好	覆盖范围有限，信息量少
	摄像头		
② 移动检测器	GPS		
	探测车辆	灵活性高，覆盖范围广	车辆渗透率低，数据上传频率低
	CAV		
③ 多源数据融合	线圈+GPS		
	AVI+GPS	两者取长补短，提供更多交通信息	需要专门的数据融合算法
	线圈+CAV		

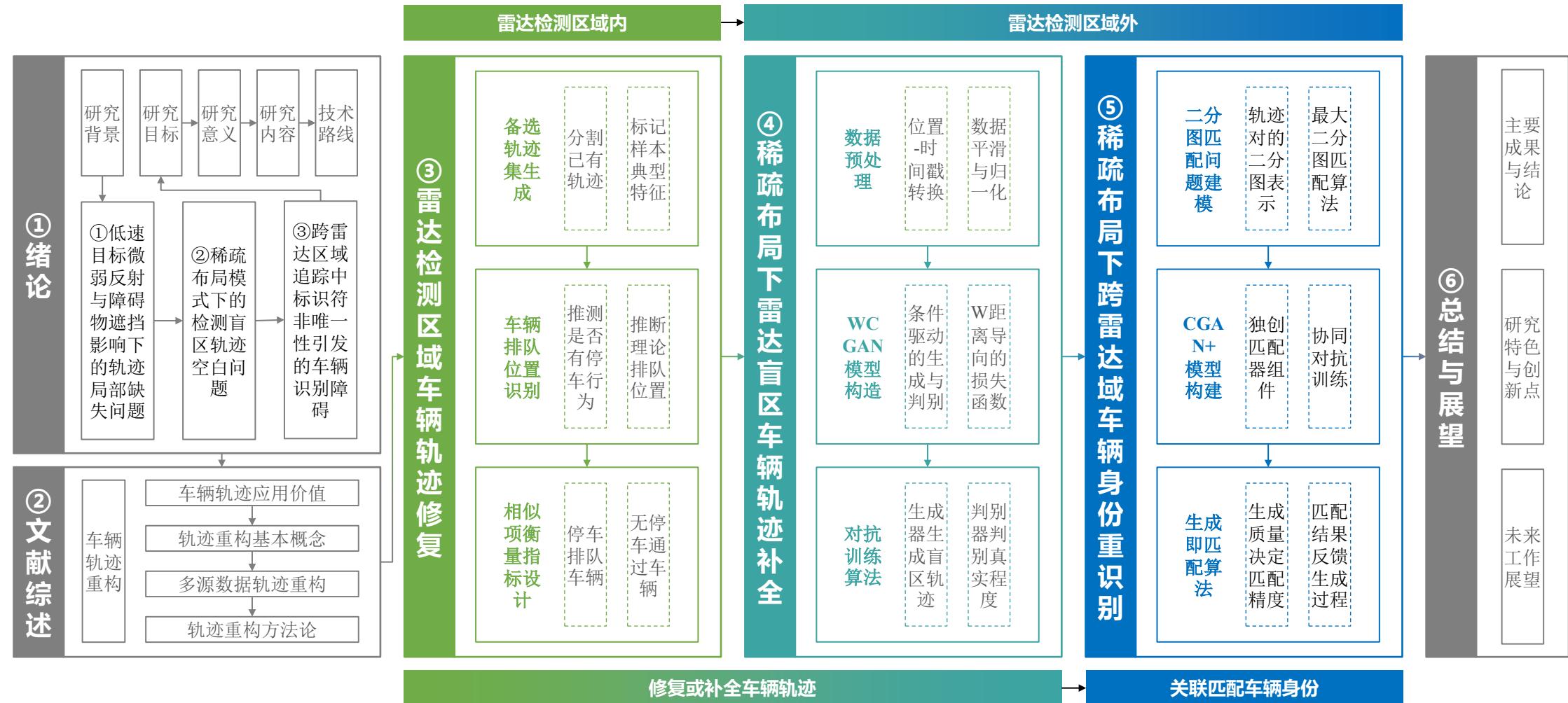
从方法论角度

类别	方法	优点	缺点
① 数学模型	插值方法	实现简单，适用于短距离修补	无车辆交互影响，不适用于长距离
	滤波方法		
② 交通模型	跟驰模型	能考虑车间交互和交通流动态特征	模型参数影响大，标定不易
	交通波模型		
③ 数据驱动	机器学习	能够从大量历史数据中学习车辆运行特征和模式	泛化能力有限，训练耗时
	深度学习		

面临新的数据条件，可以从以往类似研究中汲取灵感和解决思路

## 1.4 技术路线

**研究目的：**解决毫米波雷达在**检测区域内外**出现的问题，得到**全样本个体车辆完整轨迹**，提高**毫米波雷达数据可用性**。



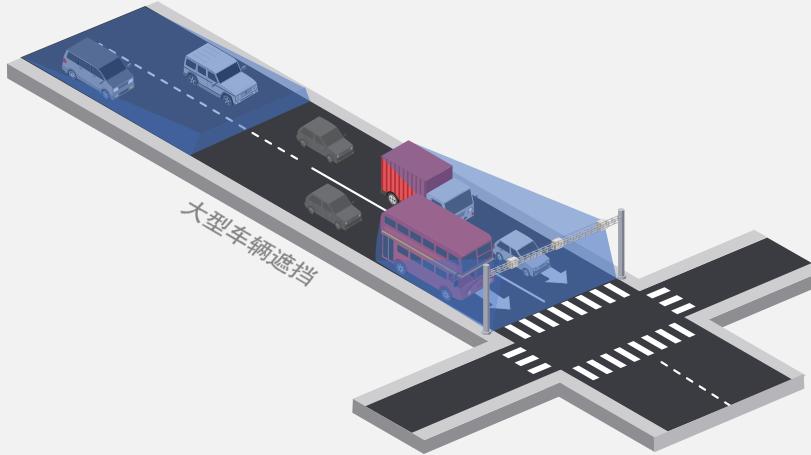


## 02 研究内容

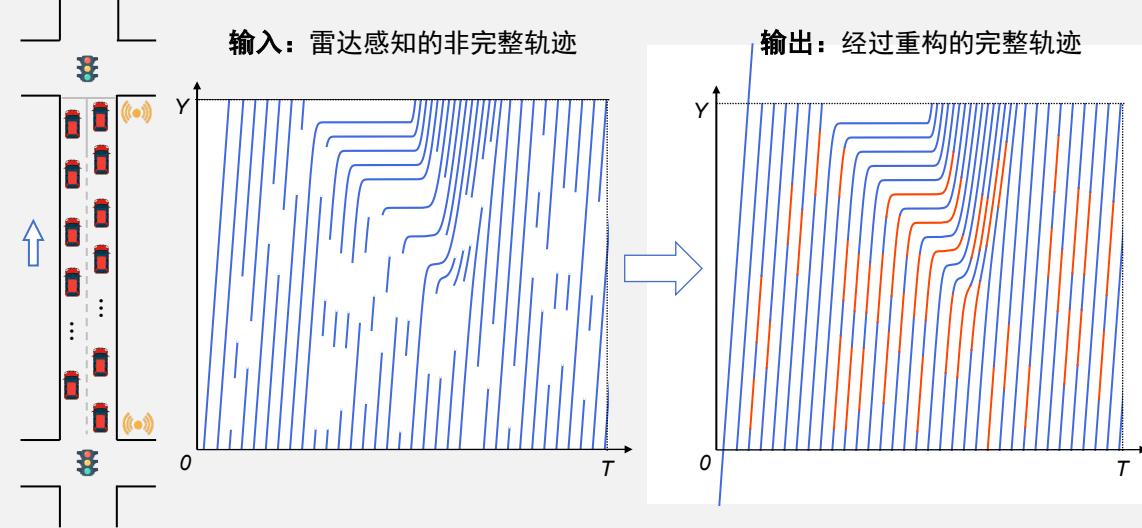
- 2.1 雷达检测区域车辆轨迹修复
- 2.2 稀疏布局下雷达盲区车辆轨迹补全
- 2.3 稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别

## 2.1 雷达检测区域车辆轨迹修复：简介

### 突出问题与典型场景



- 突出问题：**雷达对**低速静止目标不敏感**，以及**大型车辆等障碍物遮挡**，可能导致漏检；
- 典型场景：**城市道路环境下毫米波雷达通常可以**覆盖全域**，其**复杂环境与信号控制**使雷达检测区内的问题尤为突出。



- 目标：**对城市道路上存在**缺口**的车辆轨迹进行**修复**；
- 输入：**由毫米波雷达获取的**原始**全域车辆轨迹；
- 输出：**经过轨迹修复后得到的**连贯且完整**的全域车辆轨迹。

轨迹缺失模式异质性

信控影响下车辆行为复杂性

## 2.1 雷达检测区域车辆轨迹修复：思考



城市道路环境下车辆的驾驶行为尤为复杂，直接对车辆间的交互关系进行建模显得极具挑战性，那么，是否存在一种替代方案？



一种富有创意且行之有效的解决思路是：通过利用在相似地理位置、相似交通条件下车辆的行驶轨迹片段，来填补当前数据中由于各种外部因素导致的轨迹空缺。



绕过直接建模车辆复杂交互的难题

在较大程度上保留和还原车辆运动的真实模式和规律

## 2.1 雷达检测区域车辆轨迹修复：基础理论

### 纹理合成

是计算机图形学中的一种图像处理方法，旨在生成与原始图像在视觉外观和内在结构上高度一致的新图像内容，并确保两者能保持纹理的自然性和一致性。

#### 图像纹理的特点

图像中的纹理属性通常具备**局部一致性**，意味着图像内部某一区块的纹理特征与其相邻区块的纹理特征**紧密相连且相互影响**。

#### 车辆轨迹的特点

车辆在道路网络中的行驶动态与其周围环境车辆的行动**紧密耦合**，车辆轨迹**时空图**在某种程度上可视作**交通流**的一种“纹理”。

### 采样

### 相似性衡量

### 空缺填充

1

2

3

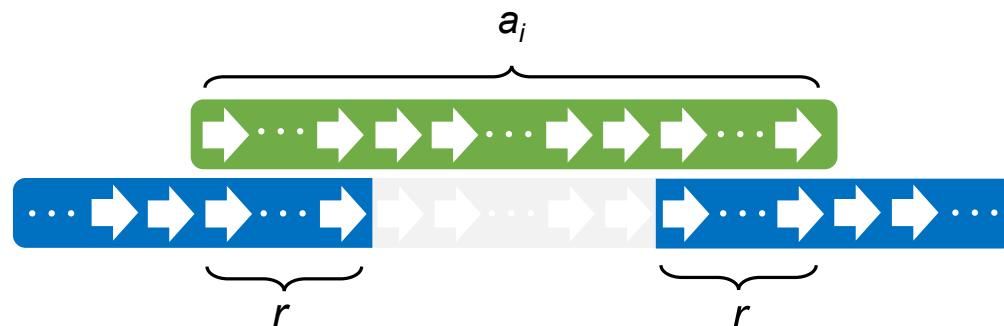


## 2.1 雷达检测区域车辆轨迹修复：方法论

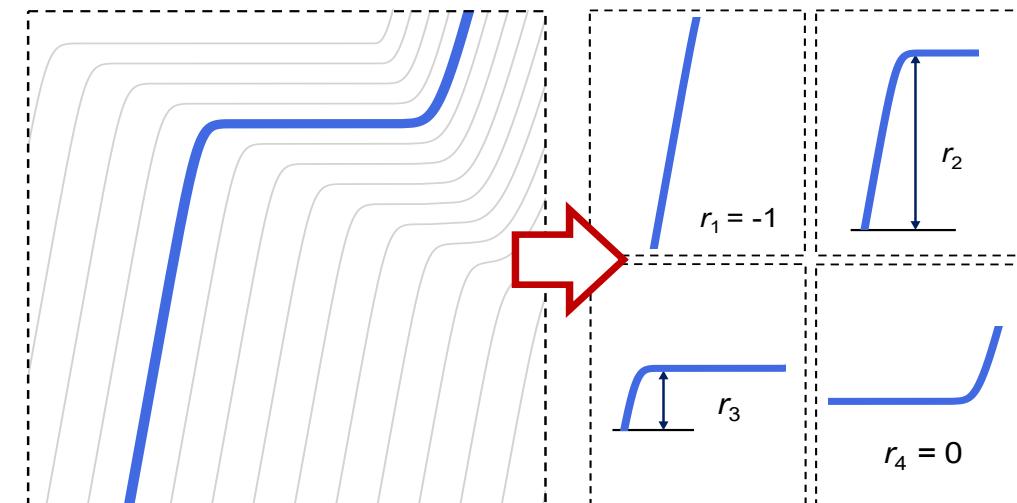
### 基于纹理合成与交通激波的车辆轨迹修复算法



- 基于**轨迹空缺长度**对可观测轨迹进行**切片**，通过切片得到的备选轨迹样本的长度**略长于**轨迹空缺，对所有可观测轨迹进行切片采样，得到备选轨迹片段样本集。



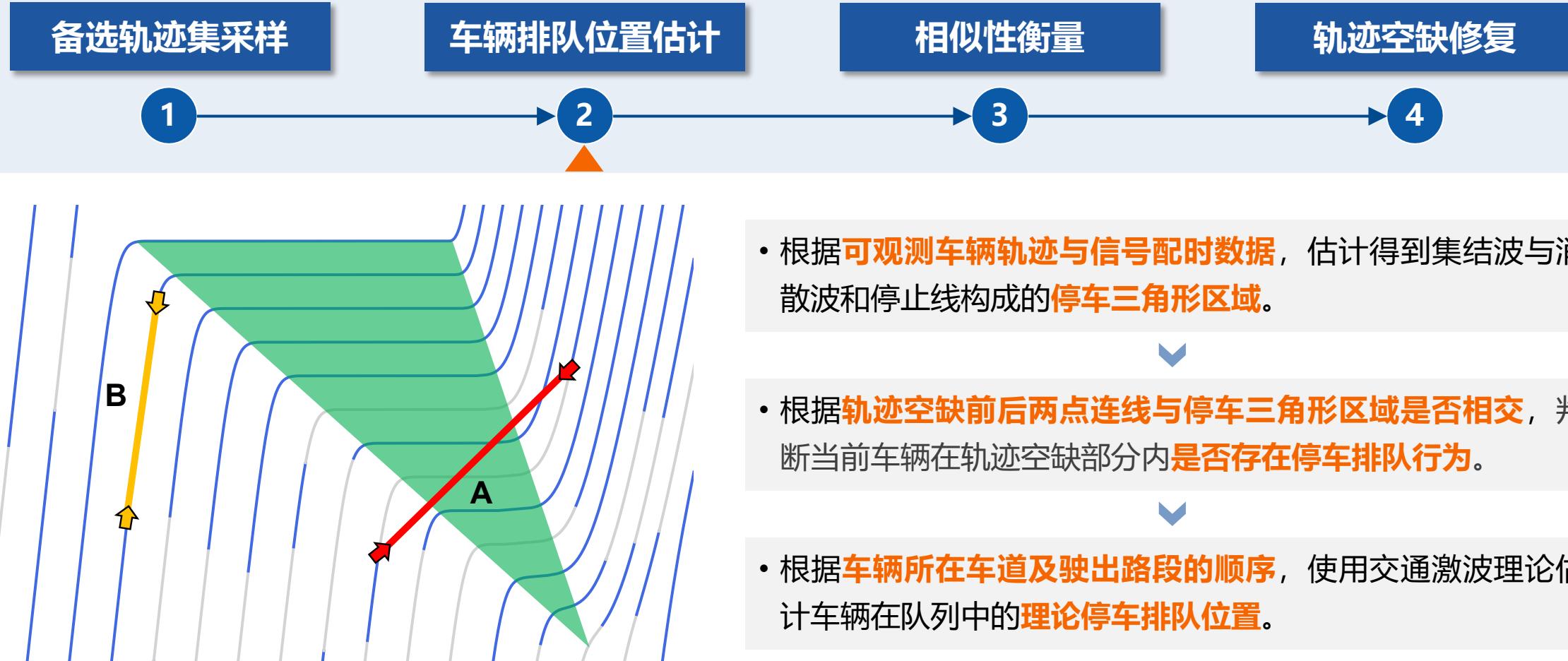
- 将轨迹片段内速度**降至零时的位置**与轨迹起始点的相对差值提取为该片段的一个**标志性特征**，并应用于每一段备选的轨迹片段。





## 2.1 雷达检测区域车辆轨迹修复：方法论

### 基于纹理合成与交通激波的车辆轨迹修复算法



## 2.1 雷达检测区域车辆轨迹修复：方法论

### 基于纹理合成与交通激波的车辆轨迹修复算法



- **交通纹理误差**(Traffic Texture Error, TTE)：用于评估备选轨迹样本与轨迹空缺的**总体相似程度**，其值越小，相似程度越大。
  - $$TTE = \omega_y TTE_y + \omega_v TTE_v + \omega_s TTE_s$$
- **长度误差项**( $TTE_y$ )：用于评估备选轨迹样本**长度**与轨迹空缺**长度**之间的差异程度。
  - $$TTE_y = |(Y_{b_i} - Y_{a_i}) - (y_{D_j} - y_{O_j})|$$
- **速度误差项**( $TTE_v$ )：用于评估备选轨迹样本与轨迹空缺前后重叠部分**在速度特征上的差异程度**。
  - $$TTE_v = \sum_{t \in R_{ij}} |V_t - K \cdot v_t|$$
- **停车位置误差项**( $TTE_s$ )：用于评估车辆在轨迹空缺中的**理论停止位置**与备选轨迹样本中**标记停止位置**的差异程度；若车辆在空缺中无停车该项系数为0。
  - $$TTE_s = |(Y_s - Y_{\bar{t}_i}) - K \cdot r_j|$$

## 2.1 雷达检测区域车辆轨迹修复：方法论

### 基于纹理合成与交通激波的车辆轨迹修复算法



表 3.1 基于纹理合成与交通激波的车辆轨迹修复算法的伪代码

算法 1：基于纹理合成与交通激波的车辆轨迹修复算法

输入数据：N 条包含不定位置间隙的车辆轨迹

输出数据：N 条完整连续的车辆轨迹

```

1 for i ← 1..N do
2   备选轨迹的时间步长 ←  $d_i$ 
3   生成备选轨迹集  $\mathcal{A}_i$ 
4   for j ← 1.. $A_i$  do
5     if 识别到车辆在轨迹间隙中存在停车行为 then
6       TTE ←  $\omega_y TTE_y + \omega_v TTE_v + \omega_s TTE_s$ 
7     else
8       TTE ←  $\omega_y TTE_y + \omega_v TTE_v$ 
9     end
10   end
11    $S_{b_i} \leftarrow$  具有最低 TTE 值的备选轨迹
12    $S_i \leftarrow S_i \cup S_{b_i}$ 
13 end
14 return  $S$ 
  
```

## 2.1 雷达检测区域车辆轨迹修复：小结



研究的是什么问题？

毫米波雷达检测区域内车辆轨迹的修复，消除轨迹信息空缺。



这个问题难在哪里？

a) 轨迹缺失模式异质性； b) 信控影响下车辆行为复杂性。



使用什么方法解决？

一种基于纹理合成与交通激波的联合策略。



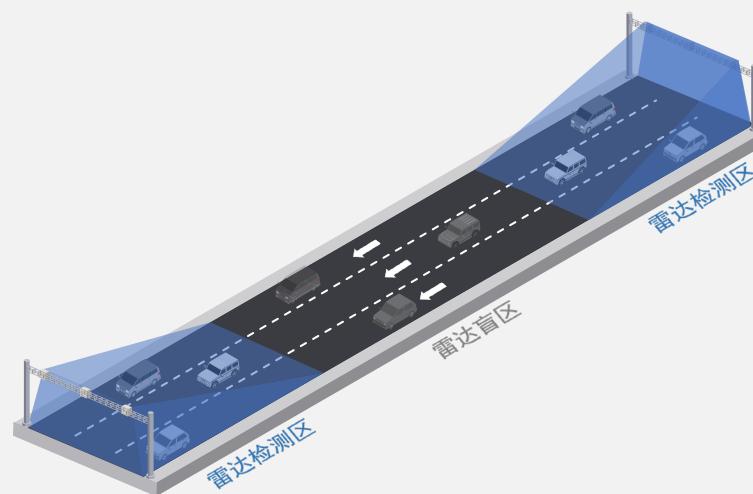
为什么用这种方法？

a) 纹理合成方法能绕过直接建模车辆复杂交互的难题；  
b) 车辆轨迹与纹理图像类似，都具有局部一致性特征；  
c) 交通激波估计的排队位置能够辅助衡量纹理相似性。



## 2.2 稀疏布局下雷达盲区车辆轨迹补全：简介

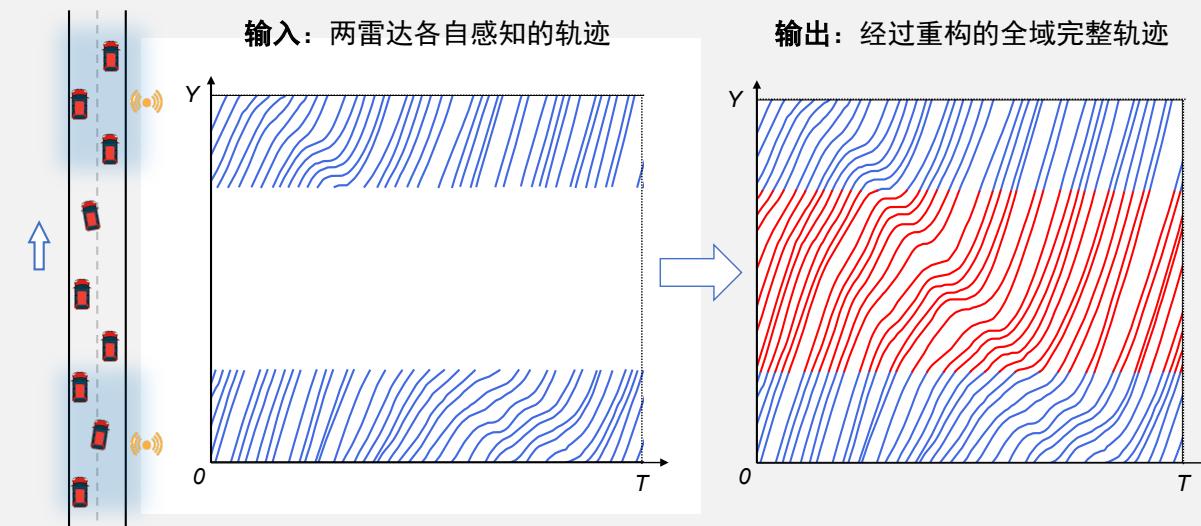
### 突出问题与典型场景



- 突出问题：**为节省建设资金采用的**雷达稀疏布局**导致的**大范围检测盲区数据空白**；
- 典型场景：**高速公路环境下**行驶速度高**，**车间距大**，**遮挡情况少**，雷达检测盲区的问题更加显著。

稀疏布局下雷达盲区车辆轨迹补全    稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别

### 研究目标与问题难点



- 目标：**对高速公路检测**盲区的缺失轨迹**进行**补全和还原**；
- 输入：**由**两台**毫米波雷达获取的**各自检测范围内的**车辆轨迹（**车辆身份明确**）；
- 输出：**经过轨迹补全后得到的**连贯且完整**的**全域**车辆轨迹。

长距离盲区轨迹生成难

前后轨迹平滑衔接难

## 2.2 稀疏布局下雷达盲区车辆轨迹补全：思考



雷达稀疏布局产生的检测盲区内的轨迹数据完全缺失，这使得之前依赖于纹理合成技术，通过类似位置轨迹片段来修复轨迹空缺的方法变得不再有效，如何解决？



一种直观的解决思路是：寻找一种先进的**数据生成策略**，这种策略能够深入挖掘并学习雷达检测区域内**车辆的行为模式**，进而生成与真实行驶情况**高度吻合**的轨迹数据，有效**覆盖雷达盲区**所导致的信息缺失。



生成特征相似的轨迹以补全盲区

数据生成是一项常见的深度学习任务



## 2.2 稀疏布局下雷达盲区车辆轨迹补全：基础理论

### Conditional GAN

条件生成对抗网络使用**条件变量**实现对生成结果的精确控制和引导。

### Wasserstein GAN

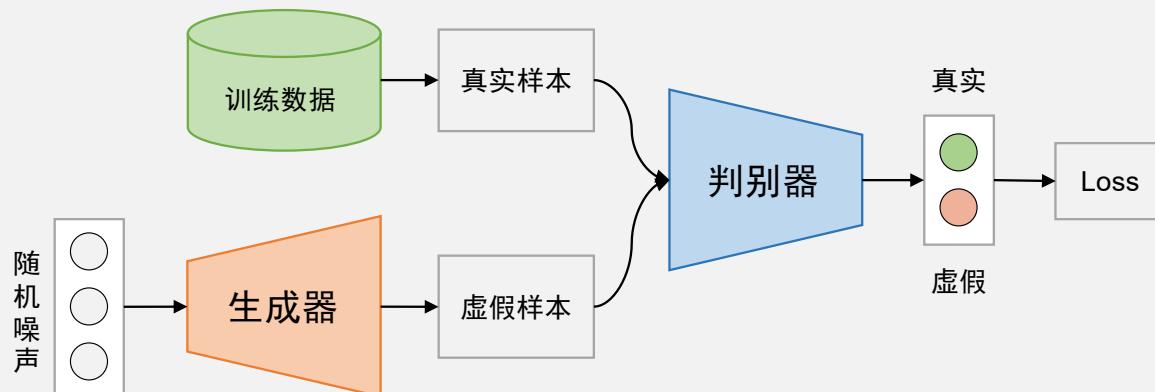
Wasserstein生成对抗网络使用**W距离**衡量两分布之间的差异，能够有效提高训练稳定性。

缺乏对生成内容的直接控制能力

### WCGAN

训练不稳定，易于模式崩溃

### 生成对抗网络 (GAN)



- **生成对抗网络**是一种用于**数据生成**的深度学习框架，其核心思想在于构造了一个包含**生成器**和**判别器**双主体的**博弈**模型。
- 生成器不断尝试制造**越来越逼真**的数据以蒙蔽判别器，而判别器则持续强化自身的**辨识能力**以应对挑战，当达到最优状态时判别器**无法辨别**生成与真实数据。

## 2.2 稀疏布局下雷达盲区车辆轨迹补全：方法论

基于WCGAN的盲区轨迹补全模型

### 数据预处理

位置-时间截转换  
平滑与归一化

### WCGAN模型构造

模型结构设计  
损失函数设计

### 模型对抗训练

1

2

3

#### ① 位置-时间截转换



纵向位置 / m

原始数据：

车辆在不同时刻的纵向位置

时间 / s

线性插值

纵向位置 / m

转换数据：

车辆在不同纵向位置的时刻

时间 / s

车速差异

缺失时长不同

不利统一生成

缺失距离相同

插值转换

差分计算

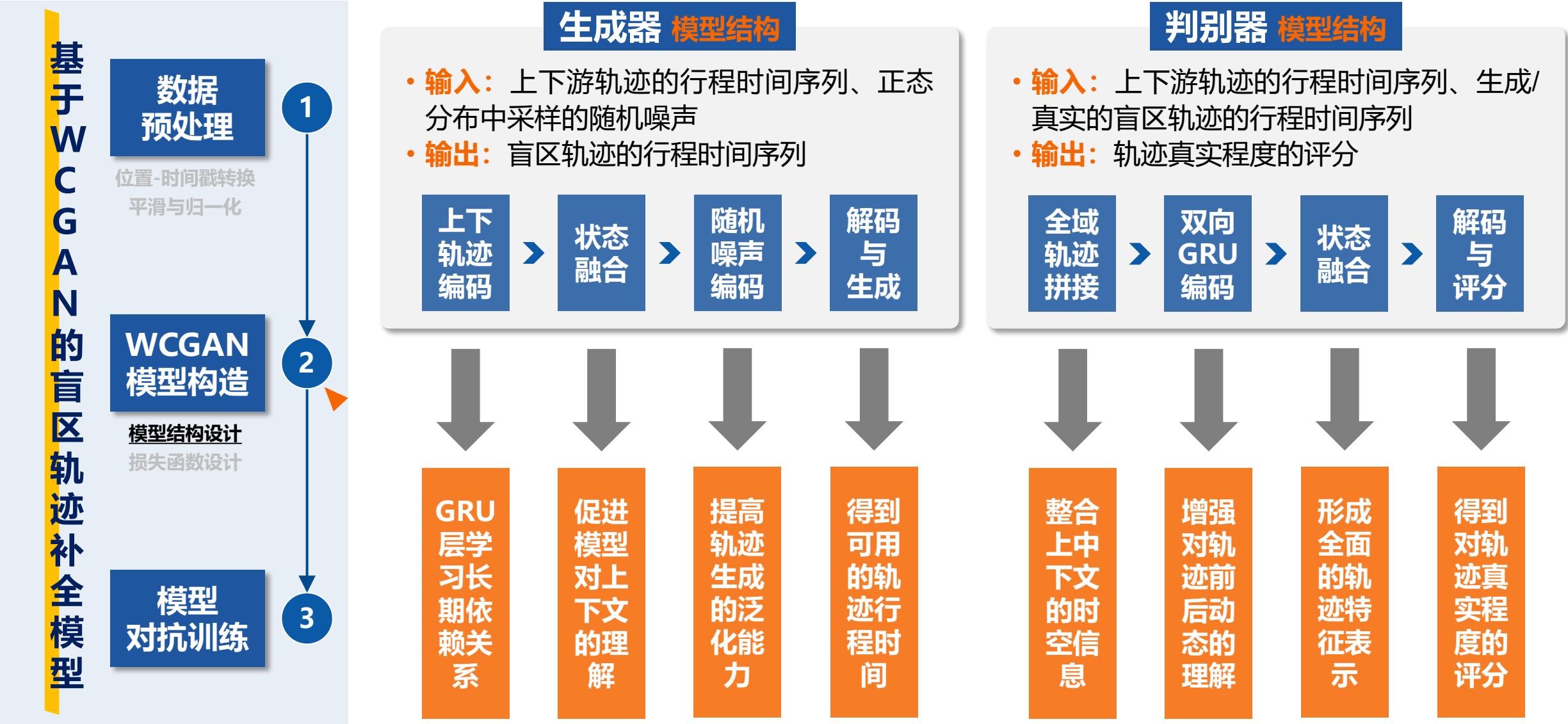
长度相同的行程时间序列

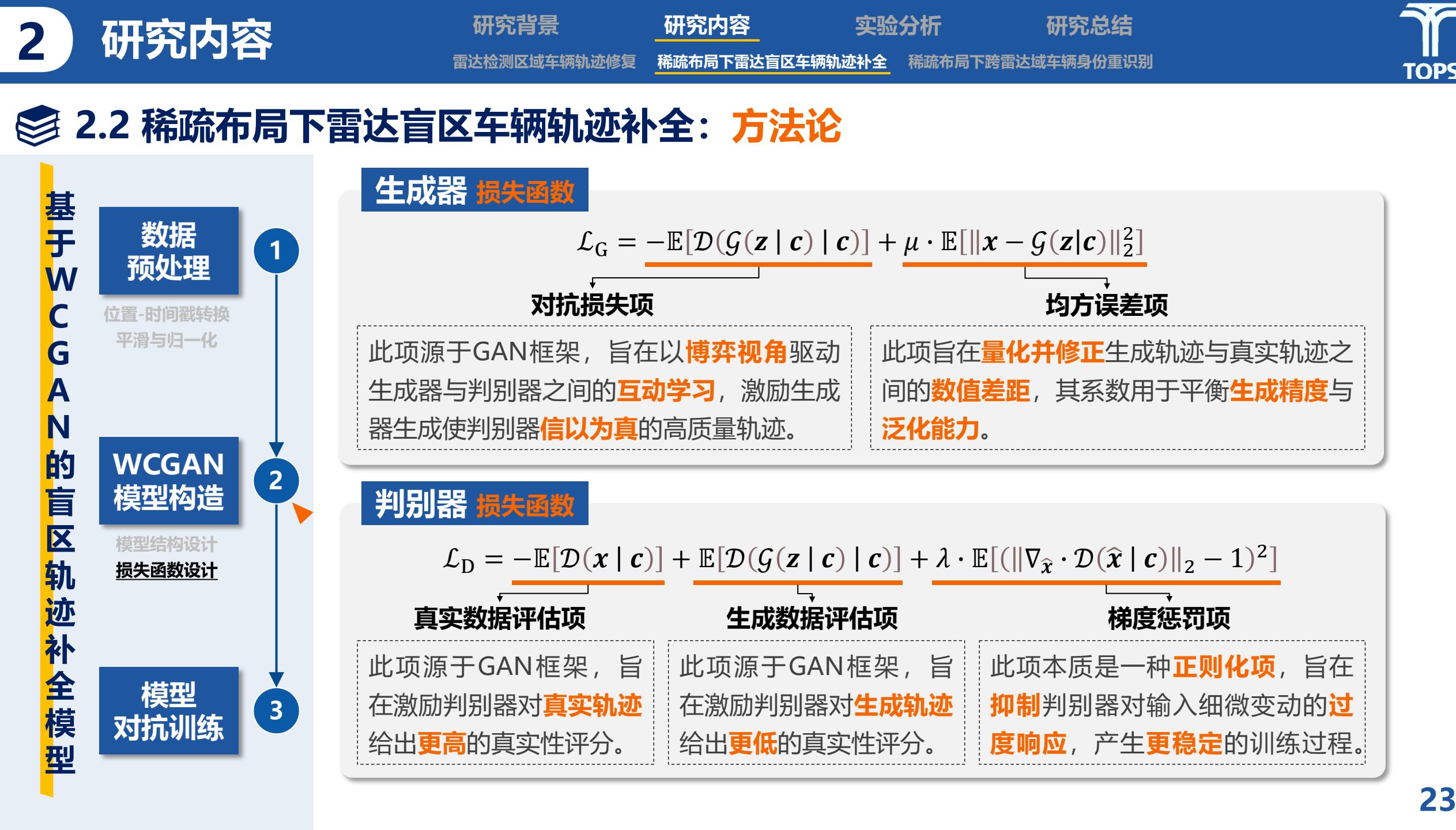
#### ② 平滑与归一化

一维高斯滤波器平滑 → 降低短期波动干扰

标准差归一化 → 消除量纲和规模差异

## 2.2 稀疏布局下雷达盲区车辆轨迹补全：方法论







## 2.2 稀疏布局下雷达盲区车辆轨迹补全：方法论

基于 WCGAN 的盲区轨迹补全模型

### 数据预处理

位置-时间戳转换  
平滑与归一化

### WCGAN 模型构造

模型结构设计  
损失函数设计

### 模型对抗训练

1

2

3

### WCGAN模型的对抗训练算法

表 4.1 基于 WCGAN 的盲区轨迹生成模型的对抗训练算法

```

算法 2：基于 WCGAN 的盲区轨迹生成模型的对抗训练算法

1 初始化:  $N_e \leftarrow$  训练轮数,  $N_b \leftarrow$  批大小,  $K \leftarrow$  每训练一次生成器需要训练判别器的次数
2 for  $i \leftarrow 1, N_e$  do
3   在数据集中采样得到一批上下游轨迹样本( $c_1, c_2, \dots, c_{N_b}$ );
4   在正态分布中采样得到一批随机噪声样本( $z_1, z_2, \dots, z_{N_b}$ );
5   基于上下游轨迹信息和随机噪声, 使用生成器生成盲区内的轨迹;
6   使用式 (4.14) 计算生成器损失;
7   更新生成器梯度;
8   for  $k \leftarrow 1, K$  do
9     在数据集中采样得到一批上下游轨迹( $c_1, c_2, \dots, c_{N_b}$ )以及对应的真实轨迹样本( $x_1, x_2, \dots, x_{N_b}$ );
10    在正态分布中采样得到一批随机噪声 ( $x_1, x_2, \dots, x_{N_b}$ );
11    基于上下游轨迹信息和随机噪声, 使用生成器生成盲区内的轨迹;
12    使用式 (4.15) 计算判别器损失;
13    更新判别器梯度。
14  end
15 end

```

需要针对不同盲区长度分别训练模型

上下游轨迹 随机噪声

WCGAN

盲区轨迹

## 2.2 稀疏布局下雷达盲区车辆轨迹补全：小结



研究的是什么问题？

毫米波雷达稀疏布局下车辆在检测盲区内的轨迹补全。



这个问题难在哪里？

a) 长距离盲区轨迹生成难； b) 前后轨迹平滑衔接难。



使用什么方法解决？

一种基于WCGAN的深度学习模型。



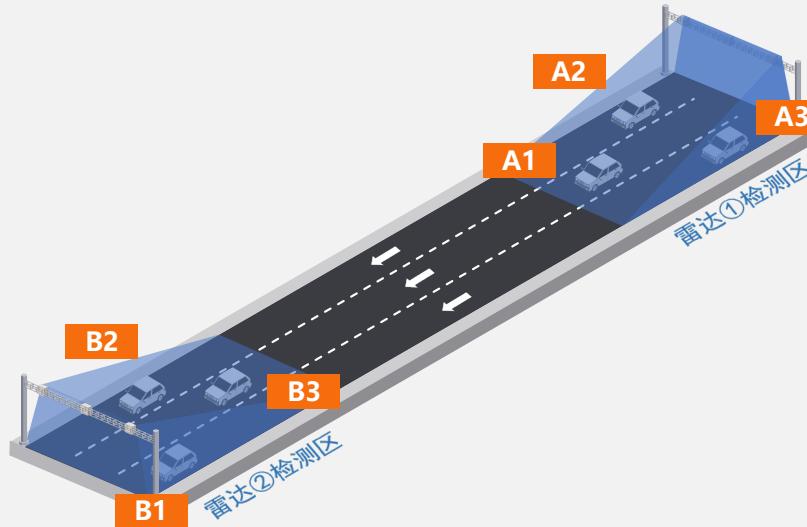
为什么用这种方法？

- a) GAN具有强大的数据生成能力，WCGAN具有双重优势；
- b) 生成器中的GRU层能够学习序列长期依赖关系，生成长距离轨迹；
- c) 借助判别器甄别并排除不真实（未能平滑衔接）的轨迹。



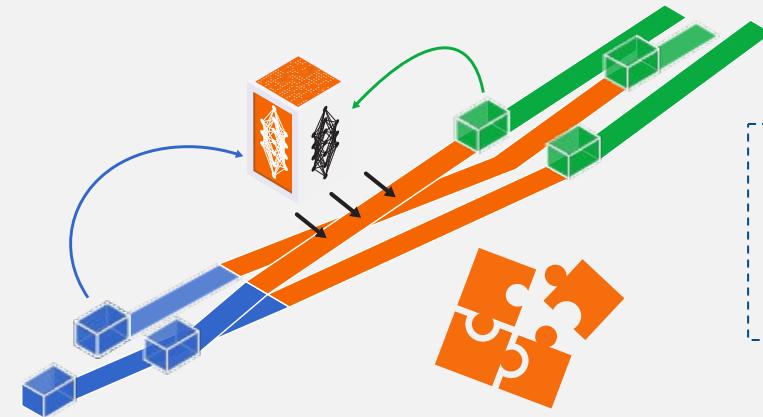
## 2.3 稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别：简介

### 突出问题与典型场景



- 突出问题：**由于不同雷达对同一车辆**分配不同标识符**(ID)，在融合多雷达数据时无法对车辆身份进行**有效关联**；
- 典型场景：**跨域车辆身份混淆问题在高速公路环境下更为常见。

### 研究目标与问题难点



现有基于**视觉图像**的车辆重识别技术易受光照、天气、视角等影响，特征提取**易不稳定**。

- 目标：**不依靠视觉图像，仅凭借**结构化轨迹数据**，对高速公路跨雷达域的车辆进行身份信息的**重识别（关联匹配）**；
- 输入：**由**两台**毫米波雷达获取的**各自检测范围内的**车辆轨迹**（车辆身份混淆）**；
- 输出：**经过轨迹补全后得到的**连贯且完整的****全域**车辆轨迹，含**车辆身份关联方案**。

轨迹关联建模难

身份匹配无冲突难

## 2.3 稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别：思考



GAN中的判别器用于评估轨迹的真实程度，我们是否可以借鉴类似的机制，设计一种专门的“匹配器”，用于评估来自不同雷达域的两段轨迹之间的关联程度？



一种切实可行且创新独到的解决思路是：尝试在GAN的基础上增加一个“匹配器”组件，用于评估车辆集合中的两两车辆之间的关联程度，再使用适当的算法求解具体无冲突的车辆身份对应关系方案。



神经网络的强大拟合能力来度量关联

需要定位问题以明确使用何种求解算法

## 2.3 稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别：基础理论

### 标签预测

**定义：**一项常见的机器学习任务，根据输入数据样本的特征，推测出该样本应当归属的类别标签。

**应用：**将上游车辆的特征变量作为一个样本，预测出对应的**下游车辆的序号**。



不同车辆预测结果  
可能会发生冲突

### 集合预测

**定义：**一项机器学习任务，为每个输入样本生成一个可能类别标签的集合，而不是单一确定性的标签。

**应用：**将上游车辆集的特征变量集作为一个样本，预测出对应的**下游车辆的序号集**。



预测的集合没有顺序就没有意义

### 完美匹配

**定义：**一个图论的概念，无向图中的每个顶点都恰好与另一个顶点相连，且不存在任何顶点有多于一条边与其相连。

**应用：**将上游和下游车辆集构建为一个无向图，计算得到一组**车辆——连接的边**。



基本符合研究问题

### 二分图匹配

**定义：**一个图论的概念，一种特殊形式的完美匹配，无向图中的顶点被划分为两个互斥且无交集的集合。

**应用：**将上游和下游车辆集构建为一个二分图，计算得到一组**车辆——连接的边**。



车辆重识别问题就是二分图匹配问题

## 2.3 稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别：方法论

基于CGAN+与  
二分图匹配算法  
的车辆身份  
重识别模型

二分图  
匹配问  
题建模

CGAN+  
模型  
构造

模型协  
同对抗  
训练

生成即  
匹配  
应用



### ① 更多车辆信息的引入



### ③ 最大二分图匹配问题建模

$$A = \arg \max_X \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ij} \cdot x_{ij}$$

subject to

$$\sum_{j=1}^N x_{ij} = 1 \quad \forall i \in \mathcal{N}_1$$

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} = 1 \quad \forall j \in \mathcal{N}_2$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall x_{ij}$$

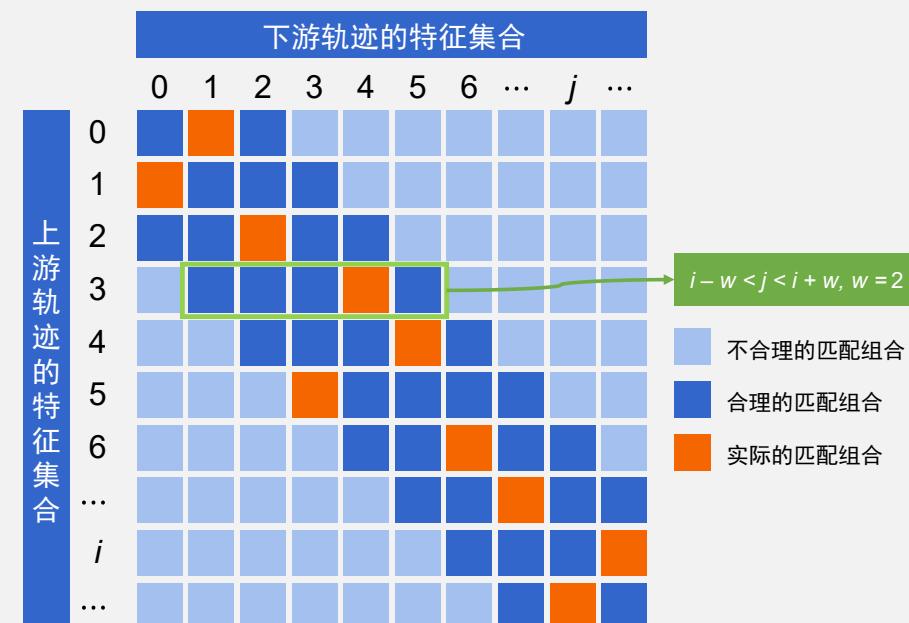
- $c_{ij}$  是  $i$  与  $j$  的关联度
- $x_{ij}$  是 0-1 变量
- $A$  是二分图中的一组边，即车辆身份的对应关系

解决多个潜在匹配项冲突的问题

从全局最优视角进行求解

### ② 轨迹对二分图的矩阵表示

- 二分图可以表示为**权重矩阵**，矩阵的值包括：  
①②上下游轨迹的行程时间序列、③④横向位置序列以及⑤计算的盲区行程时间；
- 假设车辆经过盲区后其**序号的最大变动幅度**为  $w$ ，该**范围外**的匹配组合视作**不合理的**匹配组合，因此，**并非所有顶点间都需建立边连接**。



## 2.3 稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别：方法论

基于CGAN+与  
二分图匹配算法  
的车辆身份  
重识别模型

二分图  
匹配问  
题建模

CGAN+  
模型  
构造

模型协  
同对抗  
训练

生成即  
匹配  
应用

1

2

3

4

### ① 匹配器(Matcher)的引入

- 使用简单多层全连接层作为其结构；
- 是升级版本，称为“CGAN+”。

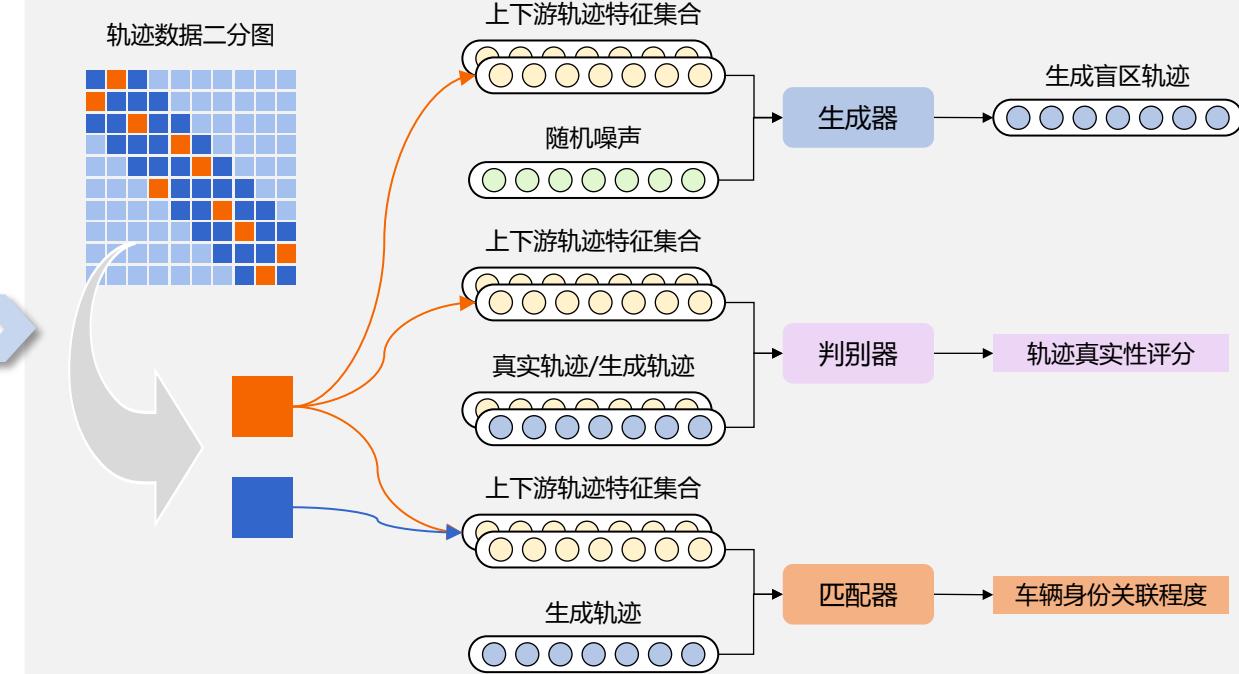
车辆身份的鉴定者

- 根据给定上下游轨迹及生成轨迹，给出一个**不限于0~1的上下游轨迹源于同一车辆的关联度值**。

引导生成的驱动者

- 将**匹配损失**反向传播给生成器进行训练，引导生成器逐步获得**辨别车辆身份的能力**。
- 这确保生成器在面对**实际属于**同一辆车的上下游轨迹对，能够生成**准确的**盲区轨迹；当面对**非**同一车辆的上下游轨迹对，则会生成**质量较低**的盲区轨迹。

### ② 各组件的输入输出及训练策略



避免陷入对虚假匹配的  
轨迹信息的盲目迎合

生成器/判别器训练使用  
同一辆车的上下游轨迹

需要准确解析上下游轨  
迹之间的内在关联性

匹配器训练使用实际以  
及构造的上下游轨迹

## 2.3 稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别：方法论

基于CGAN+与  
二分图匹配算法  
的车辆身份  
重识别模型

二分图  
匹配问  
题建模

CGAN+  
模型  
构造

模型协  
同对抗  
训练

生成即  
匹配  
应用

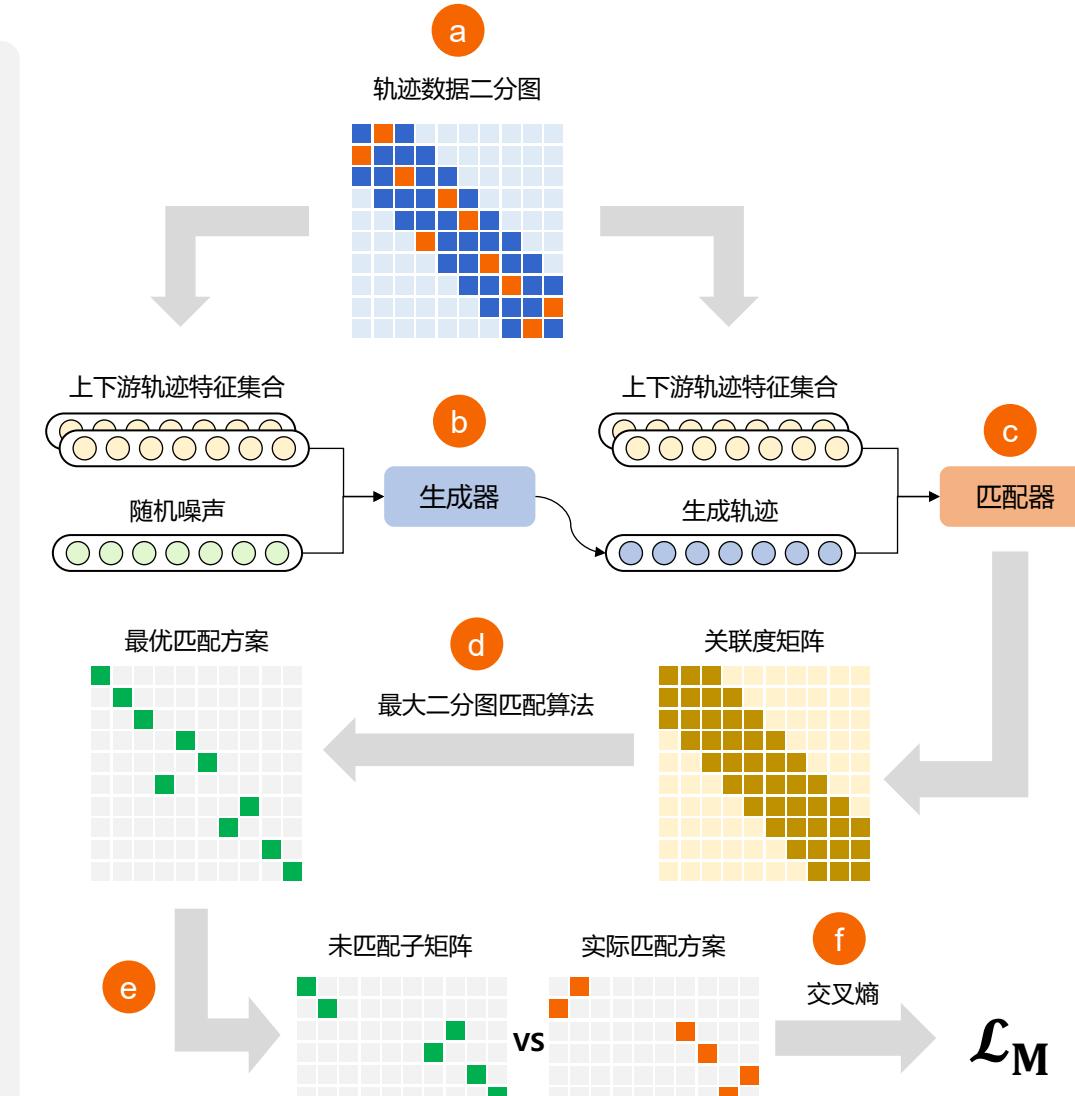
### ③ 各组件的损失函数

- 生成器与匹配器是**协同关系**，因此它们**共享相同的损失函数**，以实现彼此间的协调优化；

$$\mathcal{L}_{GM} = \mathcal{L}_G + \mathcal{L}_M$$

- $\mathcal{L}_M$ 本质上是生成器的**正则化项**，用于**引导**生成器逐步获得**辨别车辆身份**的能力；
- $\mathcal{L}_M$ 的计算流程为：

- 二分图构建**: 顶点数为 $2N$ ，边仅包含逻辑上具有潜在匹配可能性的轨迹对；
- 盲区轨迹生成**: 针对各边，使用生成器生成对应盲区轨迹；
- 关联度矩阵构建**: 使用匹配器生成每组轨迹对的关联度，无边则值为 $-\infty$ ；
- 最优匹配求解**: 求解最优匹配方案；
- 未匹配轨迹识别与子矩阵提取**；
- 交叉熵损失计算**。



## 2.3 稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别：方法论

基于CGAN+与  
二分图匹配算法  
的车辆身份  
重识别模型

二分图  
匹配问  
题建模

CGAN+  
模型  
构造

模型协  
同对抗  
训练

生成即  
匹配  
应用

1

2

3

4

匹配器

生成器

判别器



生成器与匹配器是协同  
生成器与判别器是对抗

### CGAN+模型的协同对抗训练算法

表 5.1 基于 CGAN+的跨域车辆身份重识别模型的协同对抗训练算法

**算法 3：基于 CGAN+的跨域车辆身份重识别模型的协同对抗训练算法**

```

初始化:  $N_e \leftarrow$  训练轮数,  $N_b \leftarrow$  批大小,  $K \leftarrow$  每训练一次生成器需要训练判别器的次数
1 for  $i \leftarrow 1, N_e$  do
2   在数据集中采样得到一批上下游轨迹样本  $(c_1, c_2, \dots, c_{N_b})$  并构造顶点数为  $2N_b$  的轨迹数据二分图  $M$ ;
3   在正态分布中采样得到一批随机噪声样本  $(z_1, z_2, \dots, z_{N_b})$  ;
4   基于二分图  $M$  中同一辆车的上下游轨迹信息和随机噪声, 使用生成器  $G$  生成盲区内的轨迹, 使用式 (5.10) 计算生成器损失;
5   按照图 5.7 所示过程, 使用式 (5.11) 计算匹配器误差; ;
6   使用式 (5.14) 计算生成器和匹配器的共享损失;
7   更新生成器和匹配器梯度;
8   for  $k \leftarrow 1, K$  do
9     在数据集中采样得到一批上下游轨迹  $(c_1, c_2, \dots, c_{N_b})$  以及对应的盲区内的真实轨迹样本  $(x_1, x_2, \dots, x_{N_b})$ ;
10    在正态分布中采样得到一批随机噪声  $(x_1, x_2, \dots, x_{N_b})$ ;
11    基于上下游轨迹信息和随机噪声, 使用生成器生成盲区内的轨迹;
12    使用式 (5.15) 计算判别器损失;
13    更新判别器梯度。
14  end
15 end

```

需要针对不同盲区长度分别训练模型

## 2.3 稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别：方法论

基于CGAN+与  
二分图匹配算法  
的车辆身份  
重识别模型

二分图  
匹配问  
题建模

1

CGAN+  
模型  
构造

2

模型协  
同对抗  
训练

3

生成即  
匹配  
应用

4

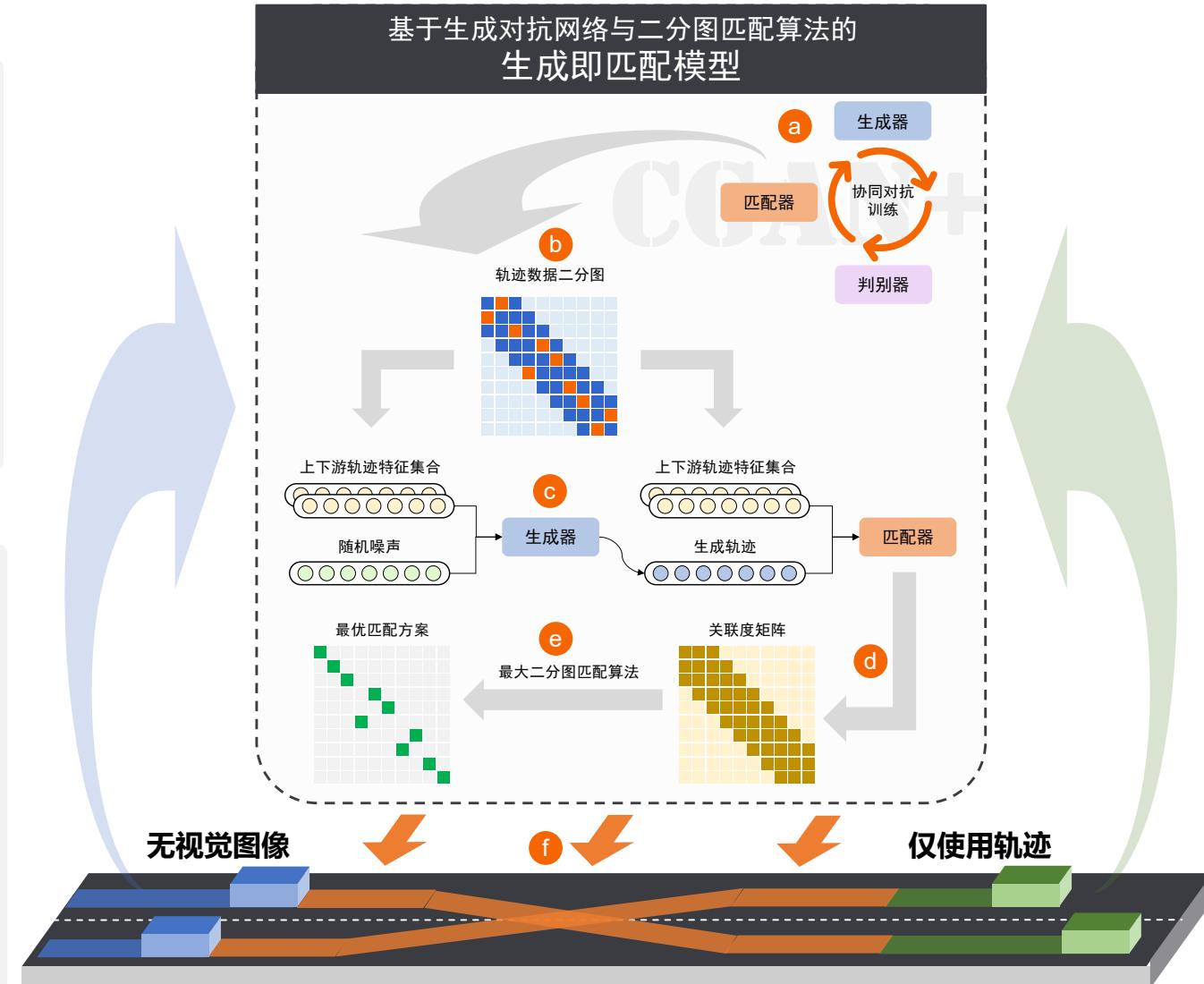
### “生成即匹配”的理念

轨迹生成与车辆身份重识别间存在内在的紧密耦合关系：生成轨迹质量对后续匹配精度起着决定性作用，而匹配结果亦能反馈至轨迹生成环节，以进一步优化轨迹细节，从而形成迭代提升的良性循环。

### “生成即匹配”的实施步骤

- CGAN+模型训练；
- 轨迹数据二分图构造；
- 盲区轨迹生成；
- 匹配关联度矩阵构建；
- 最大二分图匹配算法求解；
- 得到全域全样本车辆轨迹。

基于生成对抗网络与二分图匹配算法的  
生成即匹配模型



## 2.3 稀疏布局下跨雷达域车辆身份重识别：小结



研究的是什么问题？

不依靠视觉图像，仅使用结构化车辆轨迹数据的  
毫米波雷达稀疏布局下跨雷达域的车辆身份的重识别（关联匹配）。



这个问题难在哪里？

a) 轨迹关联建模难； b) 身份匹配无冲突难。



使用什么方法解决？

一种基于CGAN+与二分图匹配算法的集成模型。



为什么用这种方法？

a) 神经网络的强大拟合能力可以用于度量轨迹对的关联程度；  
b) 车辆身份重识别问题与二分图匹配问题最相近；  
c) 最大二分图匹配算法可以从全局最优视角对问题进行求解。



# 03 实验分析

- 3.1 车辆轨迹修复实验
- 3.2 车辆轨迹补全实验
- 3.3 车辆身份重识别实验

## 3.1 车辆轨迹修复实验：实验设定

### ① 数据集

	仿真生成	PNEUMA
来源	VISSIM仿真生成	采集于雅典的城市道路
描述	300m, 四车道, 412veh	90m, 四车道, 75veh
处理	随机删除不定长度的轨迹片段，模拟空缺	

### ② 超参数

参数	取值	描述
$\omega_y$	0.1	长度误差项的权重
$\omega_v$	1.0	速度误差项的权重
$\omega_s$	3.5	停车位置误差项的权重

### ③ 对比方法

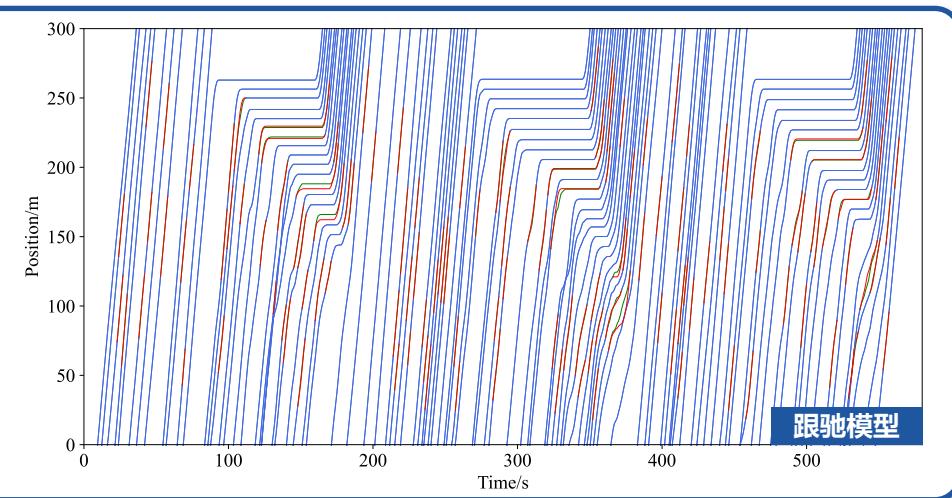
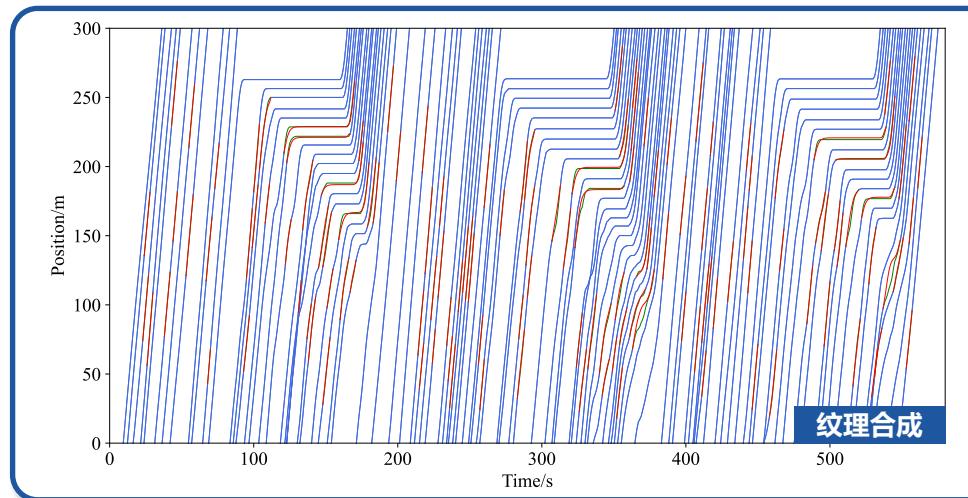
- 选择一种传统的**基于跟驰模型的方法**作为对照；
- Shi等首先运用标定后的Pitt跟驰模型生成缺失部分轨迹，然后结合最快行驶轨迹与最慢行驶轨迹，通过数据融合策略生成适用于填充轨迹空缺的合理轨迹方案。

### ④ 评价指标

**平均绝对误差(MAE)**：修复轨迹与真实轨迹的纵向位置之间的平均绝对差异值，单位：m。

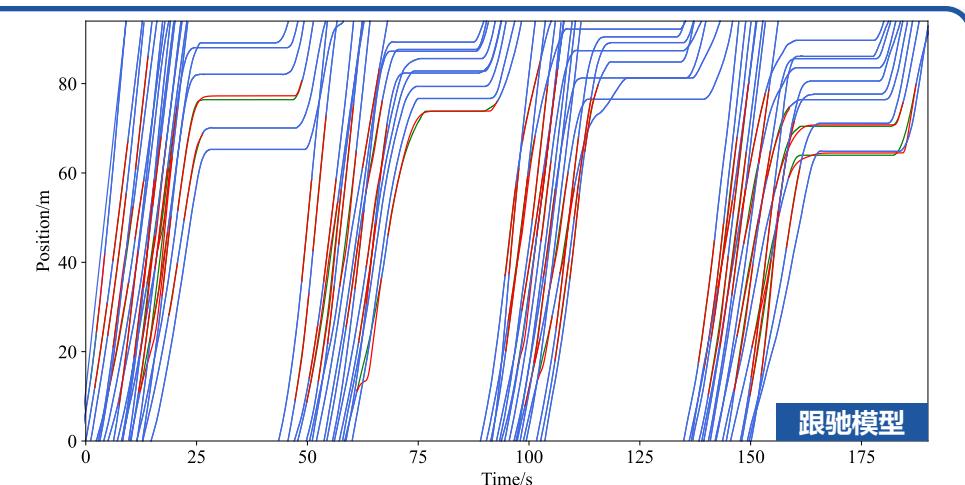
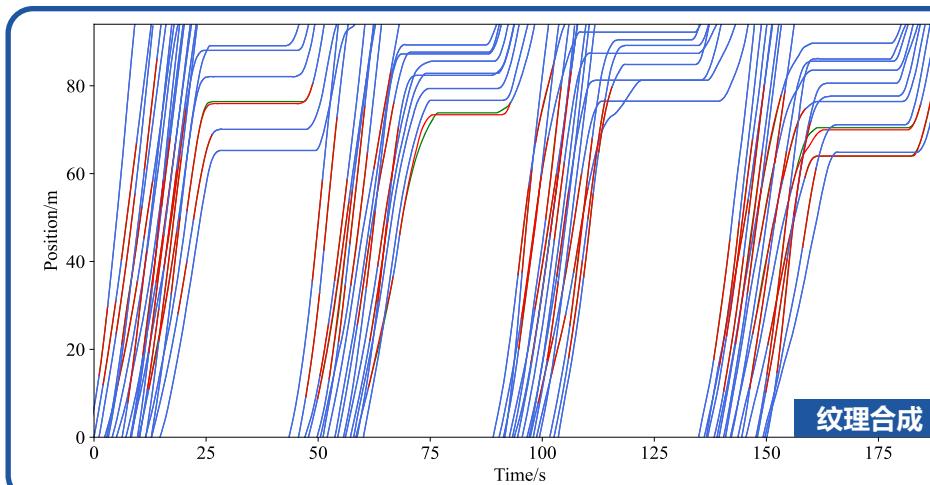
$$MAE = \sum_{i \in N} \sum_{k \in (a,b)} Y_{ik} - \hat{Y}_{ik}$$

## 3.1 车辆轨迹修复实验：结果可视化



仿真生成

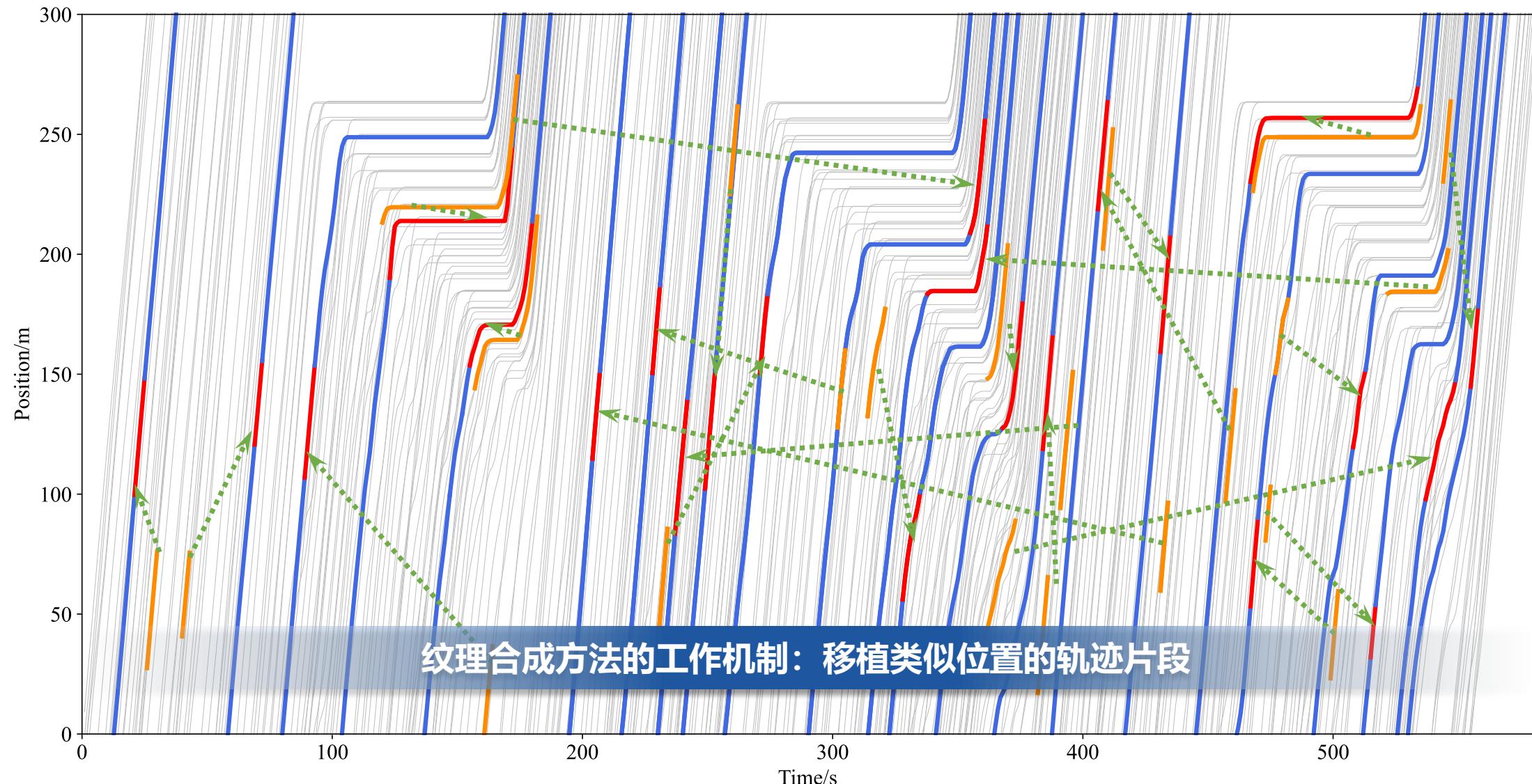
以平均空缺长度为  
30m为例



PNEUMA

以平均空缺长度为  
30m为例

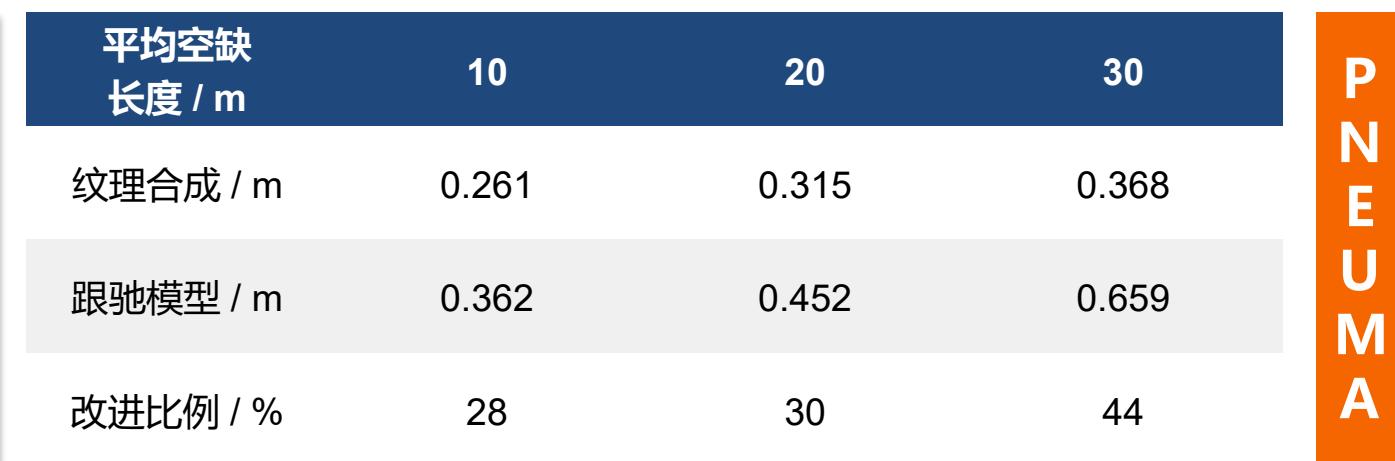
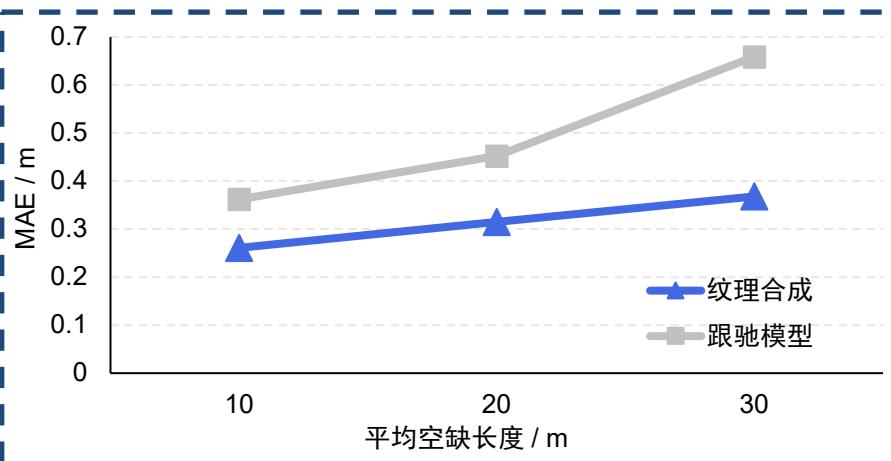
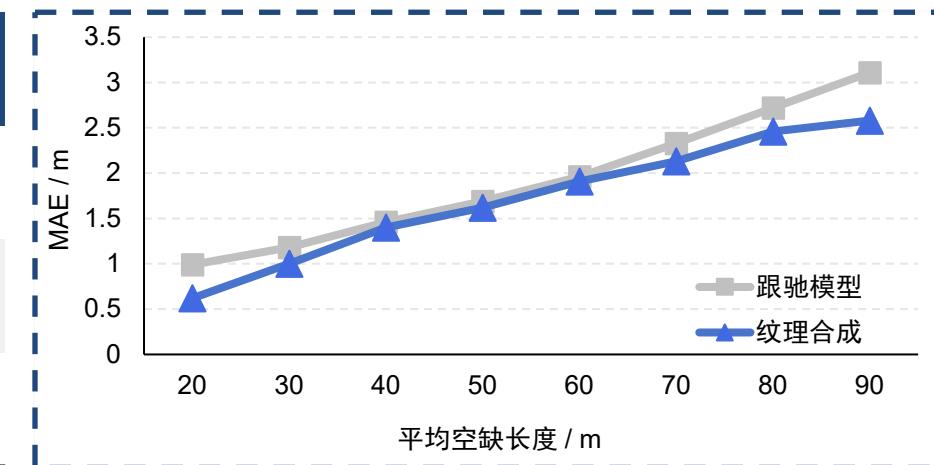
## 3.1 车辆轨迹修复实验：结果可视化



## 3.1 车辆轨迹修复实验：结果数据

仿真生成

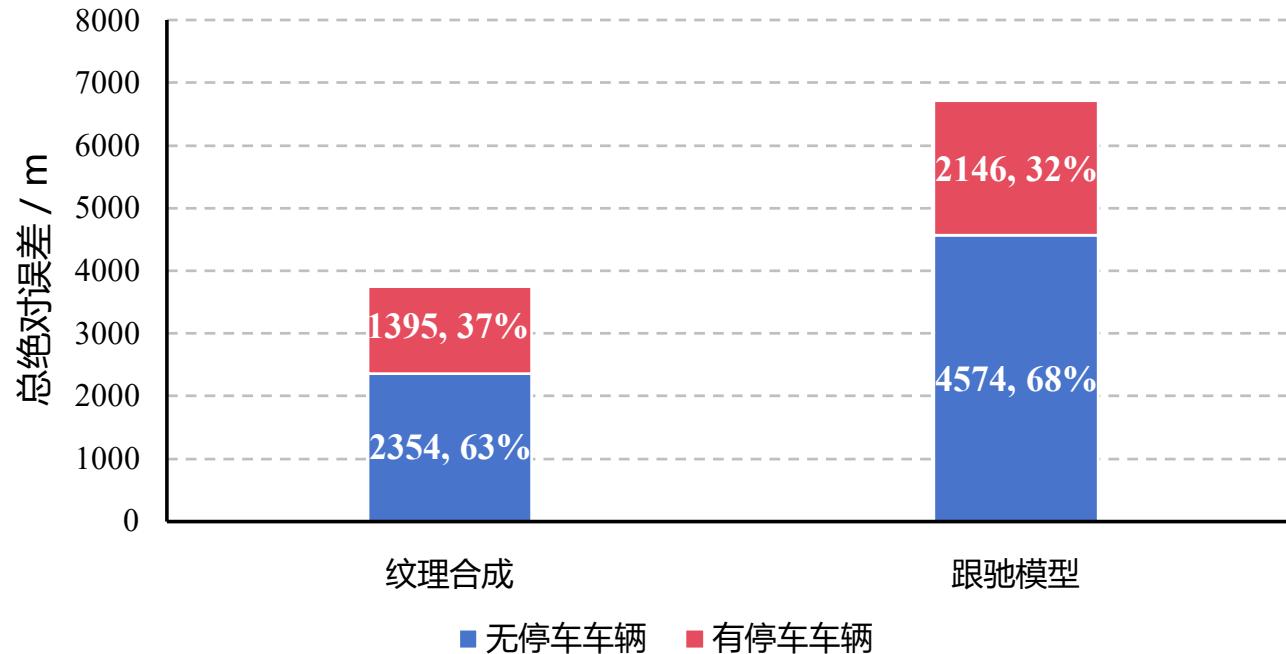
平均空缺长度 / m	20	30	40	50	60	70	80	90
纹理合成 / m	0.62	1.00	1.40	1.62	1.91	2.13	2.46	2.58
跟驰模型 / m	0.99	1.18	1.46	1.69	1.96	2.33	2.72	3.11
改进比例 / %	38	15	4	4	3	9	9	17



## 3.1 车辆轨迹修复实验：结果数据

### 误差来源

两种方法的误差中，来源于**有停车车辆**和**无停车车辆**各自的占比：



## 3.1 车辆轨迹修复实验：讨论分析



### 为什么纹理合成方法优于跟驰模型方法？

	纹理合成方法	跟驰模型方法
a)	能够有效捕捉和利用轨迹中 <b>局部特征信息</b> ，使用 <b>相似交通条件</b> 的轨迹片段进行 <b>独立复用修复</b>	由于前车轨迹可能也是 <b>由跟驰模型生成</b> ，这可能会导致 <b>误差的叠加效应</b>
b)	同时兼顾了轨迹 <b>两端的约束</b> ，从而在轨迹完整性与准确性上表现出更强的适应性	仅考虑了观测轨迹 <b>一端的约束</b> ，导致另一端不能有效衔接
c)	借助 <b>交通激波</b> 来估算 <b>理论停车位置</b> ，有助于进一步减小停车车辆在轨迹修复过程中的误差	—



### 为什么修复无停车车辆轨迹的效果更优？

- a) **误差累加：**一旦在停车起始时间点出现误差，这一误差将会在**停车全过程持续存在**，并导致整个停车阶段的累计误差显著增大，从而加大了停车车辆轨迹修复的难度。
- b) **误差累加：**尽管在真实轨迹数据集中仅有少数车存在停车行为，但由于**停车时长较长**，它们对总绝对误差的贡献占比相当显著。

## 3.2 车辆轨迹补全实验：实验设定

### ① 数据集

	HighD	NGSIM-I80
来源	采集于德国高速	采集于美国I80高速
描述	四车道, 969veh	五车道, 1200veh
处理	只保留两端100m的轨迹，中间部分删除	

### ② 超参数

参数	取值	描述	参数	取值	描述
$\delta$	10	道路单元长度	$K$	3	每轮D训练次数
$N_e$	50	训练轮数	$\mu$	1	均分误差项系数
$N_b$	50	批大小	$\lambda$	10	梯度惩罚项系数

### ③ 对比方法

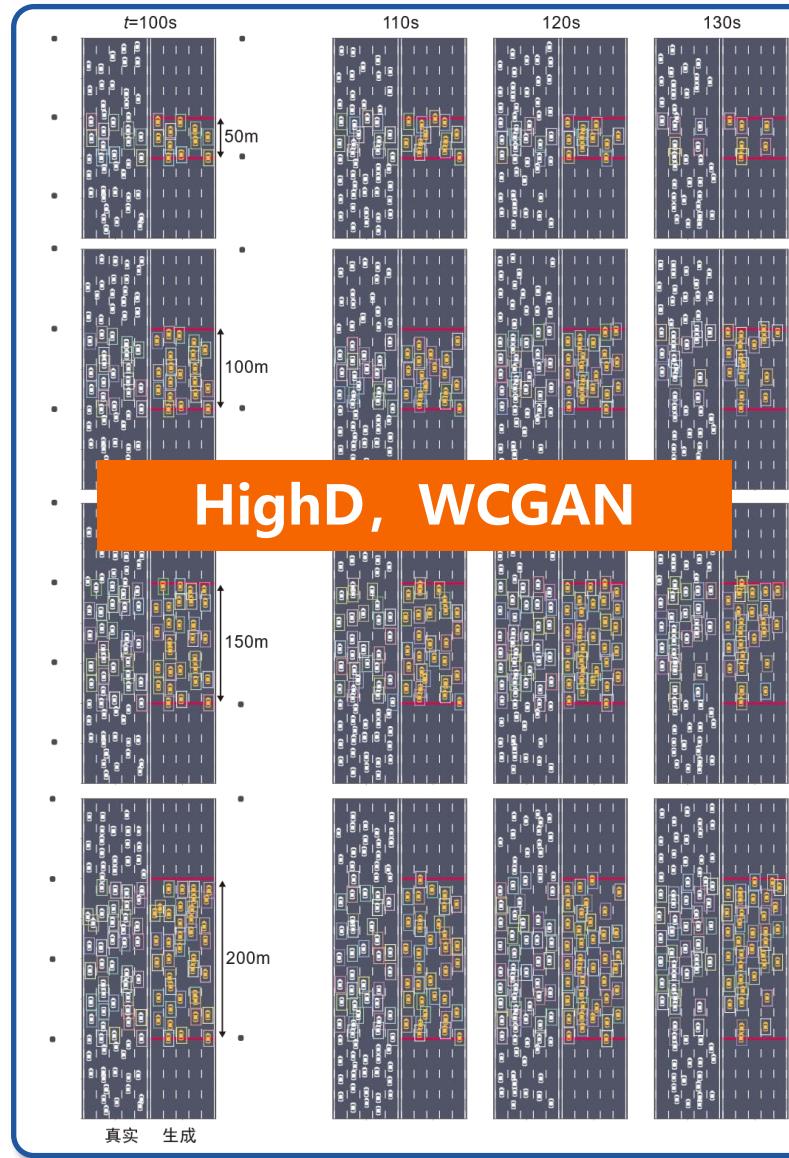
- 选择一种高效生成时序数据的**TimeGAN模型**作为对照；
- TimeGAN模型包含编码函数、解码函数、生成器和判别器四个模块，对其结构进行微调以适应盲区轨迹补全任务。

### ④ 评价指标

**平均绝对误差(MAE)**：生成轨迹与真实轨迹转换后的行程时间之间的平均绝对差异值，单位：s。

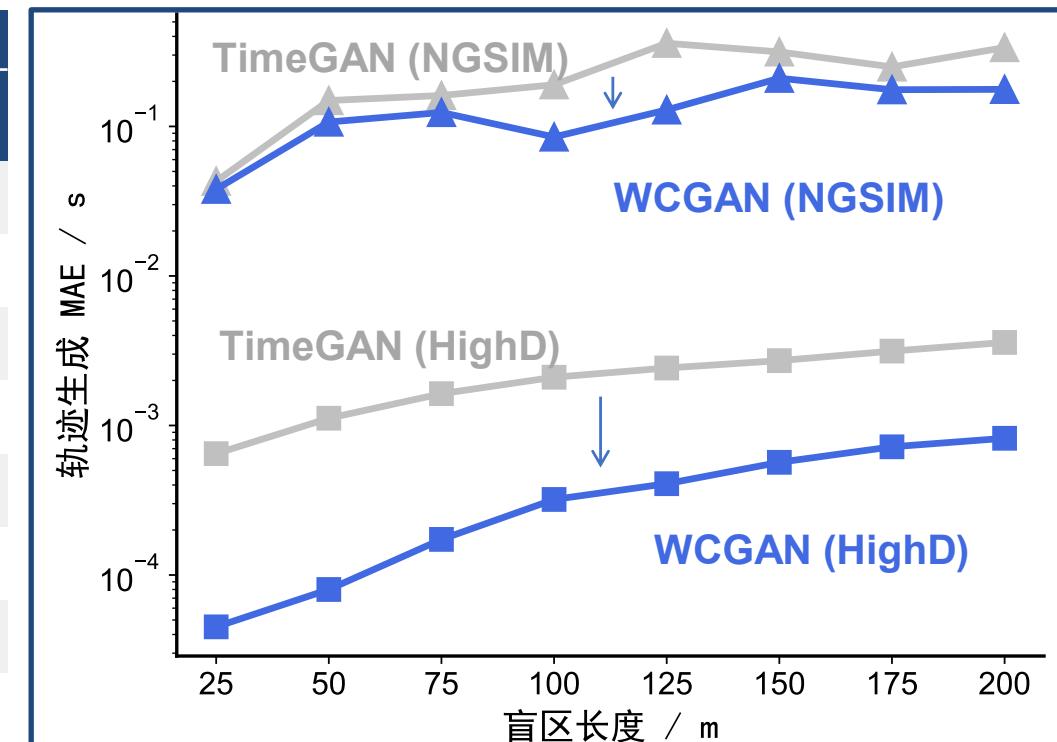
$$MAE = \sum_{i \in N} \sum_{k \in (a,b)} D_{ik} - \hat{D}_{ik}$$

## 3.2 车辆轨迹补全实验：结果可视化



## 3.2 车辆轨迹补全实验：结果数据

盲区长度 (m)	HighD			NGSIM-I80		
	WCGAN (s)	TimeGAN (s)	改进比例 (%)	WCGAN (s)	TimeGAN (s)	改进比例 (%)
25	$0.45 \times 10^{-4}$	$6.48 \times 10^{-4}$	93.1	$0.38 \times 10^{-1}$	$0.43 \times 10^{-1}$	11.6
50	$0.80 \times 10^{-4}$	$11.18 \times 10^{-4}$	92.8	$1.07 \times 10^{-1}$	$1.49 \times 10^{-1}$	28.2
75	$1.73 \times 10^{-4}$	$16.32 \times 10^{-4}$	84.8	$1.24 \times 10^{-1}$	$1.61 \times 10^{-1}$	23.0
100	$3.20 \times 10^{-4}$	$21.02 \times 10^{-4}$	84.8	$0.85 \times 10^{-1}$	$1.90 \times 10^{-1}$	55.3
125	$4.08 \times 10^{-4}$	$24.22 \times 10^{-4}$	83.2	$1.29 \times 10^{-1}$	$3.60 \times 10^{-1}$	64.2
150	$5.67 \times 10^{-4}$	$27.13 \times 10^{-4}$	79.1	$2.10 \times 10^{-1}$	$3.15 \times 10^{-1}$	33.3
175	$7.20 \times 10^{-4}$	$31.44 \times 10^{-4}$	77.1	$1.76 \times 10^{-1}$	$2.5 \times 10^{-1}$	29.6
200	$8.21 \times 10^{-4}$	$35.93 \times 10^{-4}$	77.2	$1.77 \times 10^{-1}$	$3.37 \times 10^{-1}$	47.5



## 3.2 车辆轨迹补全实验：讨论分析



### 为什么WCGAN模型始终具有显著优势？

- a) **CGAN与WGAN的双重优势：** WCGAN模型结合了**CGAN与WGAN的双重优势**，既能通过条件变量引导生成，又能利用W距离度量数据分布差异，提高训练稳定性；
- b) **特别定制的模型结构：** WCGAN模型的生成器与判别器的结构经过了特别定制，适用于处理**两端数据已知、需填补中间空白数据**的特定场景；
- c) **特别定制的损失函数：** WCGAN模型的生成器形成了一种兼顾多样性与准确性的双管齐下策略，判别器引入的梯度惩罚项能够稳定训练过程，防止梯度消失或爆炸现象的发生。



### 为什么TimeGAN模型表现不佳？

- a) **架构与目标的不适配性：** 尽管本研究对TimeGAN进行了微调以适应盲区轨迹补全任务，但其原有架构设计与优化目标可能仍偏重于处理**完整且连续的时间序列数据**，而对**两端已知、中间待生成**的特殊需求考虑不足；
- b) **模型复杂性的潜在风险：** TimeGAN具有**复杂的模型架构**，这种复杂性在模型学习和捕捉特定轨迹模式时，易于出现**过拟合或欠拟合**，特别是在**训练数据规模受限**的条件下，其生成性能可能出现显著下降。

## 3.3 车辆身份重识别实验：实验设定

### ① 数据集

	HighD	NGSIM-US101
来源	采集于德国高速	采集于美国US101高速
描述	四车道, 969veh	四车道, 5000veh
处理	只保留两端100m的轨迹, 中间部分删除	

### ② 超参数

参数	取值	描述	参数	取值	描述
$\delta$	5/10	道路单元长度	$K$	3	每轮D训练次数
$N_e$	500	训练轮数	$w$	20	标号的最大允许变动幅度
$N_b$	100	批大小			

### ③ 对比方法

- 鉴于当前尚未有利用车辆轨迹数据进行车辆身份重识别的成熟模型，选取**先进先出 (First-In-First-Out, FIFO)** 规则作为对照方法；
- 具体计算步骤为：各个车道分别计算匹配正确数，再除以车辆总数，得到总体准确率。

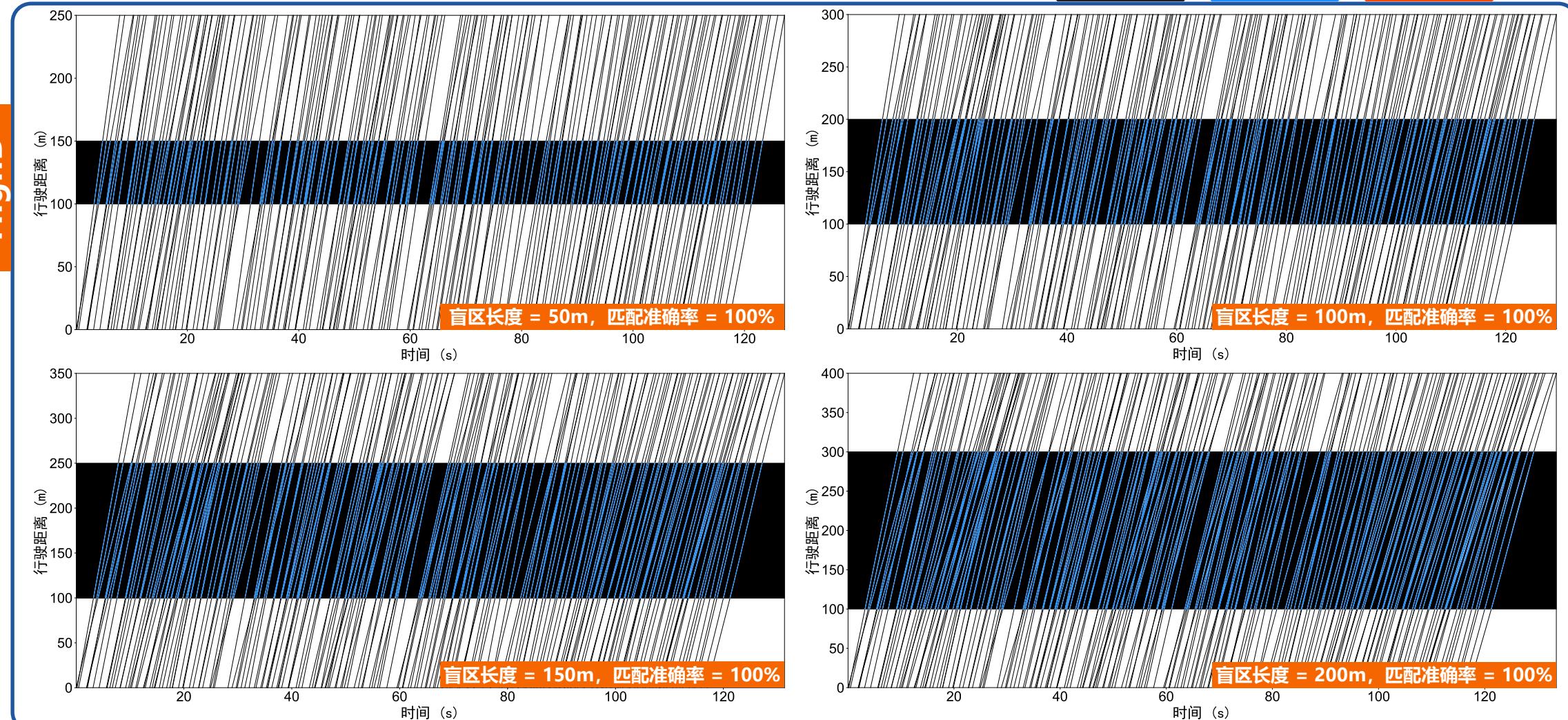
### ④ 评价指标

**匹配准确率**：正确识别车辆身份的实例在所有待匹配实例中的占比，单位：%。

$$\text{matching accuracy} = \frac{N_{\text{success}}}{N} \times 100\%$$

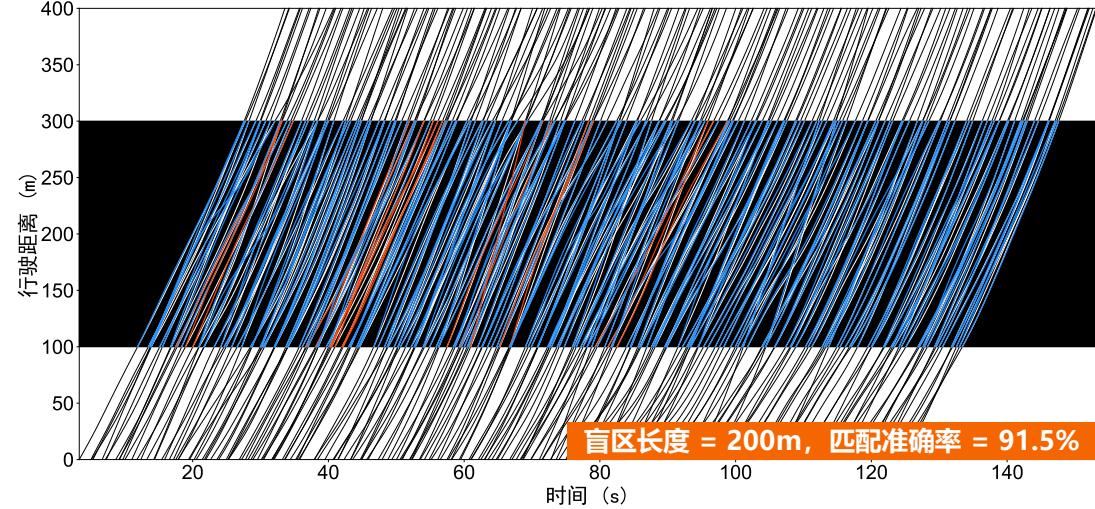
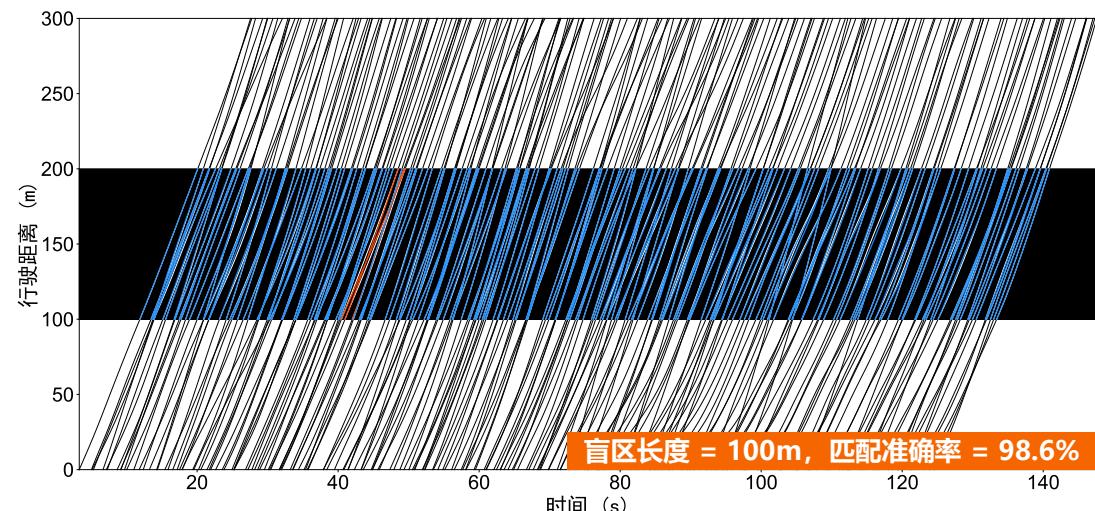
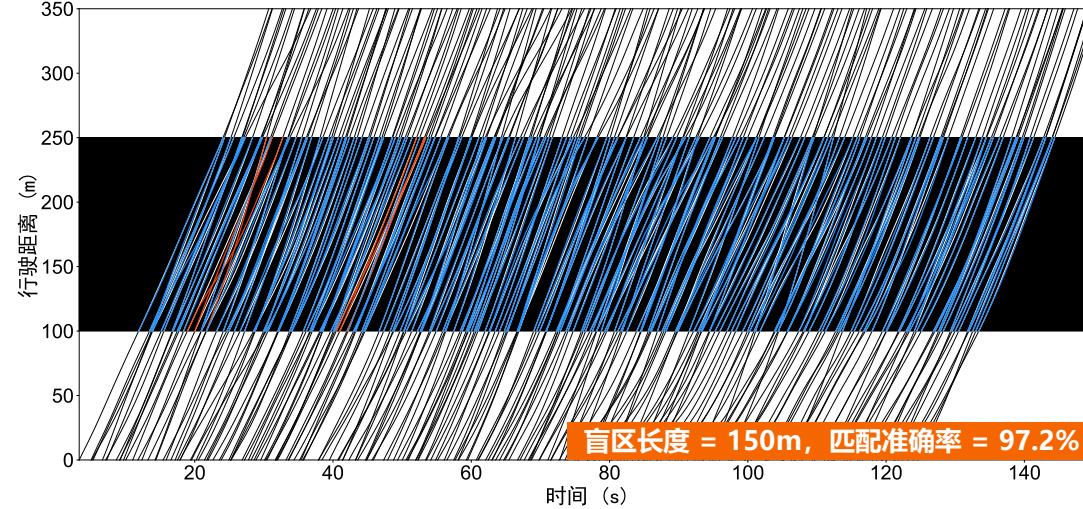
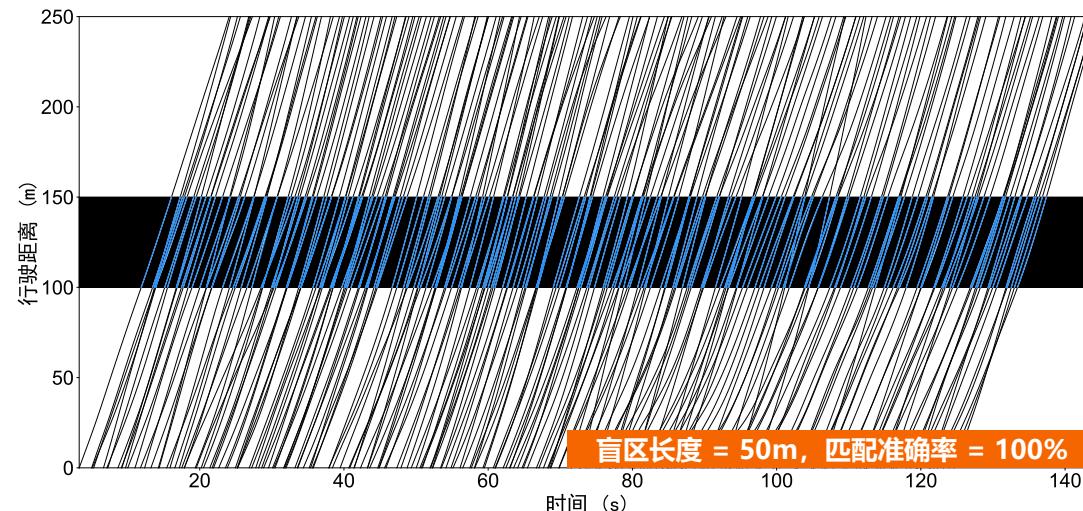
## 3.3 车辆身份重识别实验：结果可视化

HighD



## 3.3 车辆身份重识别实验：结果可视化

NGSIM-US101

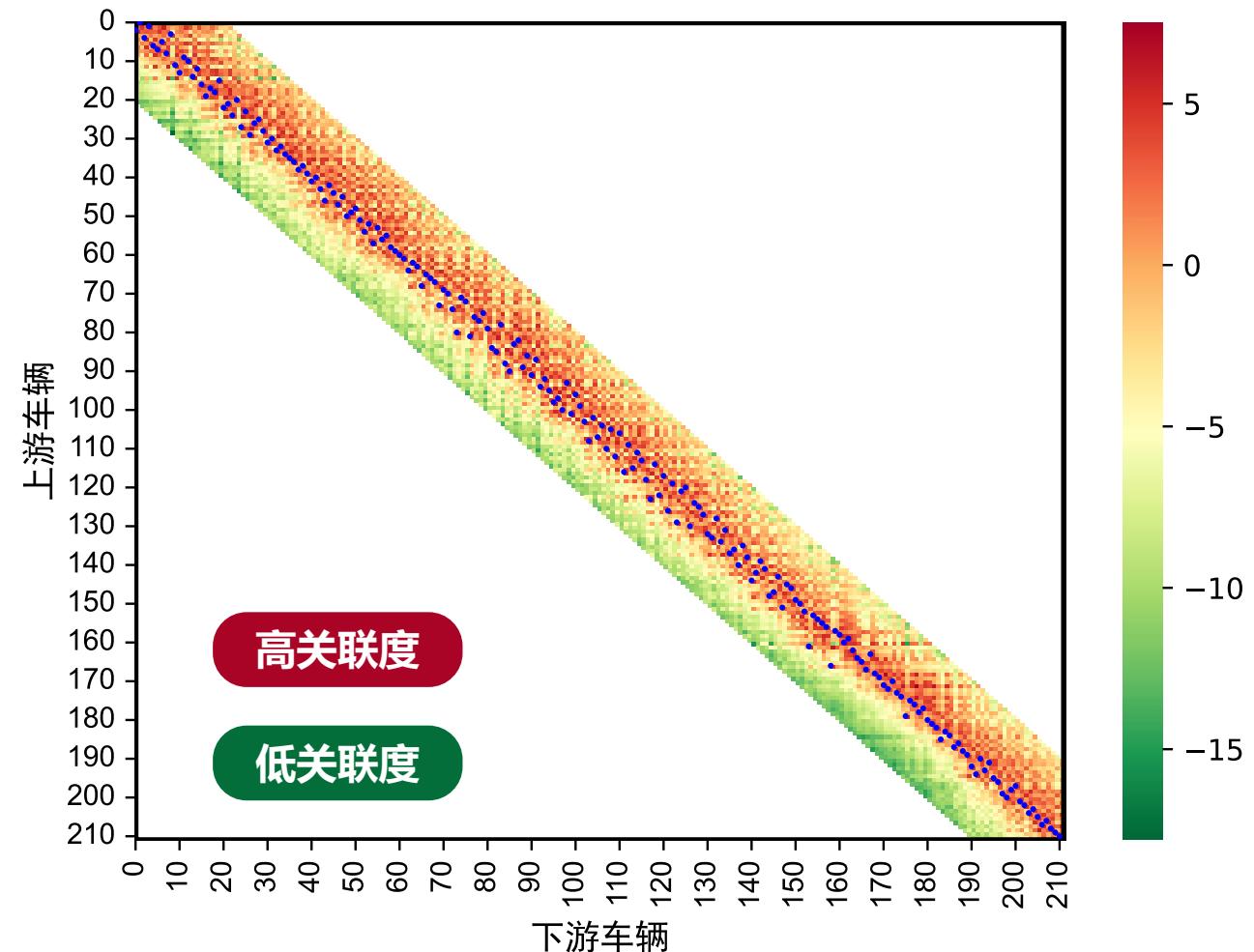


上下游轨迹 匹配正确 匹配错误

## 3.3 车辆身份重识别实验：结果可视化

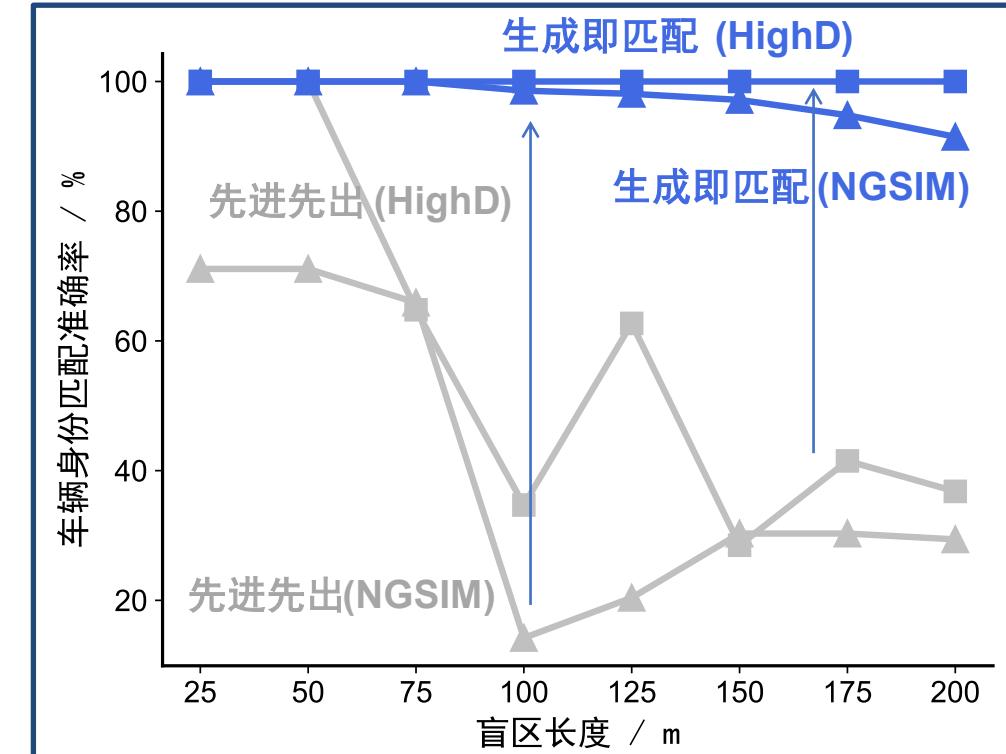
### 关联度矩阵可视化

- 以NGSIM数据集、200米盲区为例，使用匹配器构建的**关联度矩阵**热力图如图所示；
- 图中的**绿色**和**红色**分别代表上下游轨迹组合间**较低的关联度**和**较高的关联度**，**蓝点**代表实际匹配组合。



## 3.3 车辆身份重识别实验：结果数据

盲区长度 (m)	HighD			NGSIM-US101		
	所提方法 (%)	先进先出 (%)	改进比例 (%)	所提方法 (%)	先进先出 (%)	改进比例 (%)
25	100	100	0	100	71.1	28.9
50	100	100	0	100	71.1	28.9
75	100	64.8	35.2	100	65.9	34.1
100	100	34.7	65.3	98.6	14.2	84.4
125	100	62.7	37.3	98.1	20.4	77.7
150	100	28.5	71.5	97.2	30.3	66.9
175	100	41.5	58.5	94.8	30.3	64.5
200	100	36.8	63.2	91.5	29.4	62.1



## 3.3 车辆身份重识别实验：讨论分析



为什么所述模型能够取得  
极高的匹配准确率？

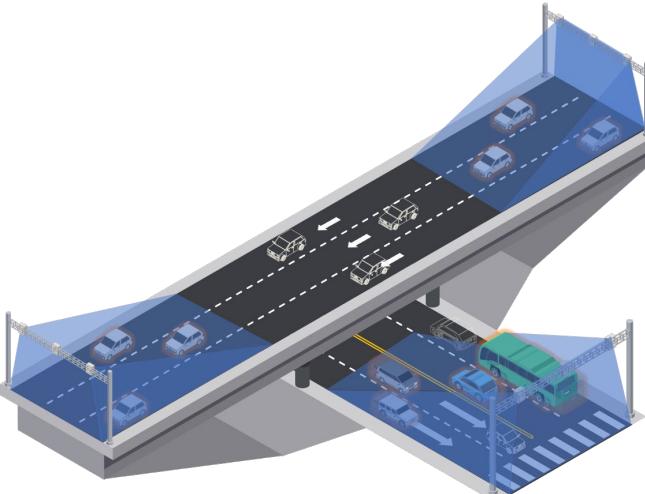
- a) **关键信息的使用：**车辆在水平方向上的位移，能够作为识别车辆**潜在换道动作的重要线索**，而盲区行程时间，为评估不同轨迹间的**内在关联性提供了量化依据**；
- b) **高度协同的生成器-匹配器系统：**生成器与匹配器相互促进，使生成器具有**差异化的生成效果**，进而使匹配器能更准确地计算出各轨迹对之间的关联度值，提供**准确匹配的良好基础**；
- c) **全局最优的求解视角：**将车辆重识别问题建模为**二分图匹配问题**，并使用最大二分图匹配算法求解，确保所得匹配结果在**整体上**达到最大程度的**兼容与一致**。



# 04 研究总结

- 4.1 研究成果
- 4.2 研究创新点
- 4.3 不足与展望

## 4.1 研究成果



1

提出了一种基于纹理合成与交通激波的车辆轨迹修复算法



小论文1 (TRB会议2022)

2

提出了一种基于WGAN的盲区车辆轨迹补全模型



小论文2 (TRB会议2023)

3

提出了一种基于CGAN+与二分图匹配算法的车辆身份重识别模型



小论文3 (写作中)



### 理论创新与方法论突破

为解决复杂交通场景中的轨迹重构问题提供了创新的理论视角，丰富了理论框架。

### 推动城市管理服务水平提升

修复后的全样本车辆轨迹能够为交通信号控制、交通系统优化以及拥堵缓解策略提供全面且精确的数据支持。

### 推动高速公路智慧化建设

在雷达稀疏布局下得到在完备性和质量上跟密集布局相媲美的轨迹数据，为高速公路的智慧化建设提供了坚实的数据支撑。

## 4.2 研究创新点



### 综合考虑信号控制与停车行为差异的轨迹空缺修复

- 难 轨迹缺失模式异质性；信控影响下车辆行为复杂性  
解 纹理合成规避车辆交互建模；交通激波估计车辆排队位置



### 充分利用上下游轨迹信息的连续性长盲区轨迹生成

- 难 长距离盲区轨迹生成难；前后轨迹平滑衔接难  
解 GAN对抗学习以生成；GRU层学习长期依赖；判别器筛除不真实轨迹



### 无视觉信息依赖的一体化车辆身份识别与轨迹生成

- 难 轨迹关联建模难；身份匹配无冲突难  
解 GAN定制匹配器组件以度量关联；最大二分图匹配算法全局最优视角

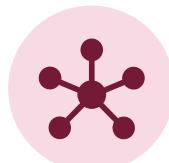
## 4.3 不足与展望



### 横向位置

#### 车辆横向位置未重构

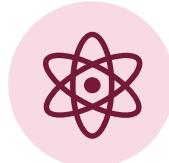
- 缺 没有刻画车辆平面空间运动轨迹  
应 实现更高维度、更细粒度的车辆轨迹描述



### 物理约束

#### 车辆行驶的物理约束未考虑

- 缺 当多辆车接近时可能出现轨迹重叠或违反物理约束的现象  
应 考虑车辆间的交互关系，引入车辆动力学约束



### 在线重构

#### 在线更新能力未考虑

- 缺 无法快速响应交通状况的变化  
应 快速吸收新数据调整模型参数

谢谢 谢谢

# 敬请各位老师和同学批评指导

答辩人：苏兴浩

指导老师：孙剑教授、秦国阳博士

2024年10月15日星期二



同濟大學  
TONGJI UNIVERSITY