

文章编号: 2095-4980(2020)03-0520-07

一种目标机动意图识别方法

刘志刚, 张柯*, 李捷

(四川九州电器集团有限责任公司 技术创新中心, 四川 绵阳 621000)

摘要: 为了满足陆战场识别、民用目标监视等军民多用途应用中目标行为预测需求, 需要基于目标位置、运动状态等信息进行推理, 实现目标机动意图的有效判断。针对目标原始地理位置无法提供语义信息问题, 采用模糊隶属理论构建道路网格模型, 对目标的位置语义特征进行提取, 并基于 K 最近邻法克服位置误差可能导致的位置语义错误; 在位置语义建模基础上, 利用隐马尔可夫模型(HMM), 对目标的机动意图进行推理。最后结合机场场面监视的应用, 通过仿真验证了采用位置语义建模和 K 最近邻方法后的行为推理相较于一般隐马尔可夫推理的准确性改善。

关键词: 机动意图; 道路网格; 模糊隶属; K 最近邻; 隐马尔可夫

中图分类号: TN911.73; TP181 **文献标志码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA2019190

A method of target maneuver intention recognition

LIU Zhigang, ZHANG Ke*, LI Jie

(Technology Innovation Center, Sichuan Jiuzhou Electric Group Co., Ltd, Mianyang Sichuan 621000, China)

Abstract: It is necessary to carry out the reasoning to realize effective judgement of target maneuver recognition based on information of target position and motion state in order to meet the needs of target behavior prediction in the multi-purpose application such as battlefield identification and civilian target surveillance. Aiming at the problem that the original geographical location cannot provide semantic information, this paper adopts fuzzy membership theory to construct road grid model to extract semantic feature of target position, and the possible derivation error of location semantic is avoided by using K Nearest Neighbor(KNN) method. On the basis of positional semantic modeling, the target maneuver action is inferred with Hidden Markov Model(HMM). Combining with the application of airport surface surveillance, the simulation results show that the accuracy of the proposed method based on model of location semantic feature and KNN is improved compared with the general HMM.

Keywords: maneuver intention; road grid; fuzzy membership; K Nearest Neighbor; Hidden Markov Model

目标的行为意图识别是目标识别的一个重要内容, 在军民多个用途中有重要作用, 是当下和未来的重要研究点, 例如无人化作战敌方目标行为、民用交通车辆行为、城市监控行人行为等等^[1-3]。目前国内外在目标行为意图识别方面对于如何进行行为意图推理开展了多方面研究, 在对行为意图的要素如何进行建模量化方面的研究较少。在行为意图推理的理论方法方面, 主要采用以贝叶斯方法为主的概率统计类方法^[4-5], 这是考虑到意图推理主要基于反映意图行为要素的因果关系, 而贝叶斯推理网可以很好地表征多要素、多层次的事件相关性和因果性, 其典型代表是隐马尔可夫推理网。对于行为意图要素的建模量化方法研究, 国内外尚无统一的理论方法, 需针对具体任务的意图要素进行分析建模, 以车辆、行人行为意图识别和监控为主的交通、安防等应用中, 对目标所处位置、采取动作的语义进行提取, 则是大多数研究的共识^[6-7]。

因此, 本文重点从意图识别的要素建模量化方法和意图推理预测方法两个方面开展研究。其中, 意图识别要素建模量化基于目标道路网格划分来提取其位置语义, 并基于模糊理论克服位置误差带来的语义模糊; 意图

收稿日期: 2019-05-28; 修回日期: 2019-08-05

基金项目: 装备预研领域一般基金资助项目(61403120104)

作者简介: 刘志刚(1970-), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为空管监视与通信。email:liuzhigang_jz@163.com

*通信作者: 张柯 email:oliverk@163.com

推理预测则使用分层贝叶斯网络来表征多层次、多要素的因果关系，并使用隐马尔可夫模型(HMM)来进行时间序列的多要素联合推理，确保目标机动意图的正确识别。

1 目标机动意图识别处理流程

目标机动意图识别处理流程如图 1 所示，主要包括了 3 个处理步骤：道路网格隶属模糊化、基于 KNN 的隶属网格推理计算以及基于多要素时间序列的 HMM 推理。道路网格隶属模糊化对机动意图推理影响较大的目标位置语义进行表征，使用模糊理论量化其所属道路网格的可能性，并基于 KNN 方法进行去模糊化，获取目标隶属网格的判决结果；在此基础上，结合目标运动信息等多要素，使用隐马尔可夫进行多要素序列推理，识别目标机动意图。

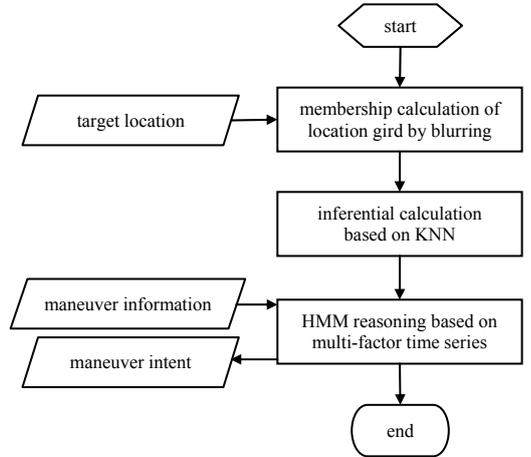


Fig.1 Movement intention recognition procedure based on fuzzy theory and HMM

图 1 基于模糊理论和 HMM 的机动意图识别流程

2 道路网格隶属模糊化

目标位置信息是支持其行为意图预测的重要因素，尤其对于地面目标而言更是如此。目标在道路网关键点的相关行为表现对于预测其行为具有十分重要的作用，目标在关键点的停留时间、速度和航向的变化都是对其机动行为预测的重要支撑。但是，基于传感器获取的目标位置进行语义特征提取会主要面对两个问题：一是原始位置形成的目标航迹包含误差，误差信息会影响后续行为语义结果准确性；二是传感器数据率的高低不一带来的影响，数据率过高导致大量冗余位置信息存在，增加计算量；数据率较低导致样本过少，不足以对目标机动行为语义进行理解。

为了克服上述问题，拟采取目标道路网格的方式进行离散化处理，将地理背景进行网格分割。这样做的考虑主要有以下优点：一是降低误差影响；二是过滤冗余信息，聚焦关键点因素；三是降低计算量。考虑到目标机动意图的识别与具体应用任务环境息息相关，拟选取机场场面监视任务为例，进行目标机动意图识别研究。

道路网格的划分方式主要考虑以下因素：

1) 目标速度-传感器数据率

假设目标匀速运动，网格尺寸要让目标在一定的传感器数据率条件下至少在划分网格内有 1 个位置报告。网格尺寸过小，则目标在单位时间内跨过多个网格，基于网格的位置语义表达失去意义。

2) 定位精确度

传感器定位精确度决定了网格尺寸不能过小，否则目标真实位置偏差过大，实际在其他网格，则导致网格位置语义提取错误。拟使用场面监视雷达、广播式自动相关监视(Automatic Dependent Surveillance-Broadcast, ADS-B)地面报告获取场面飞机、车辆目标的位置信息，其定位精确度符合场面监视要求。

3) 关键点选取

在道路约束条件下，关键点选取主要是道路交叉口、道路直行段，因此网格尺寸要与交叉口、直行段的几何尺寸相当，过大过小均不合适。举例来讲，在直行段划分多个小尺度网格后，目标在直行段多个网格的移动对于预测其机动行为意图意义不大，并且会无端增加计算量。因此本文考虑如图 2 的道路网格划分方式。

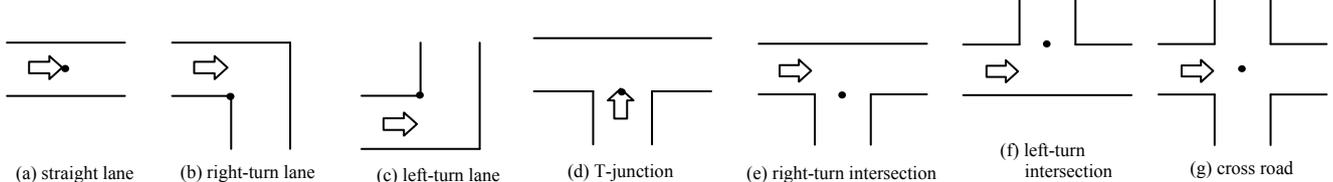


Fig.2 Partition method of road grid

图 2 道路网格划分

图 2 中，黑色圆点为关键点几何质心，可用于后续目标所属网格的判断。以选中的机场场面监视任务为例，一个典型机场网格化后的道路网模型如图 3 所示。按照上述小节的道路网格划分方式，将机场按照直行段、交叉口两类关键点进行划分并编号。根据多传感器获取的目标位置数据存在误差，在判断目标位于道路网模型哪一段的过程中，可能由于位置偏差发生错误，导致不理想的目标行为语义理解结果。结合图 2 的道路网格划分，机场使用的网格模块包括(a),(b),(d),(e),(f),(g)号网格模块。

为了解决位置误差带来的干扰，拟采用模糊理论方法进行处理，确定目标所在的道路网格。模糊推理系统的处理过程中的模糊化就是把精确输入量转化为模糊集合及其隶属度的过程，其目的是便于进行模糊推理。如图 3 所示，基于机场的道路网格模型为例，选取道路网格的直行段和交叉口为例进行道路网格隶属模糊化方法分析。

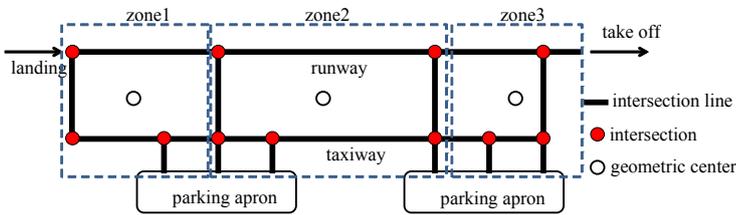


Fig.3 Grid model of airport road
图 3 机场道路网格模型

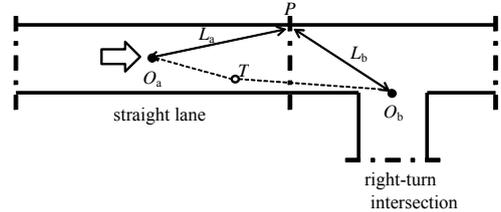


Fig.4 Geometrical relationship of road grid fuzzification
图 4 道路网格模糊化几何关系

如图 4 所示，在目标处于道路网的网格模型 a 及其相邻的下一个网格模型 b 的情况下，目标分别位于网格模型 a 和 b 的模糊隶属度定义为：

$$\begin{cases} \eta_x = 1 - \frac{TO_x}{L_x}, x = 1, 2, \dots, M \\ L_x = PO_x \end{cases} \quad (1)$$

式中： TO_x 为目标位置到网格几何质心的欧式距离； L_x 为归一化参数，定义网格几何质心到网格边界的最大欧式距离，即是质心到顶点的距离。

3 基于 KNN 的推理计算

KNN 算法是最近邻法在提高决策置信度的前提下的一种扩展方法。该方法在最近邻方法的思想，在训练样本集中搜索测试样本的 K 个近邻，并将测试样本划分到其 K 个近邻中多数样本所在的类别中。但是 KNN 需要注意的问题主要是计算量^[8-9]。KNN 算法没有分类器的训练阶段，但是在样本分类阶段，KNN 算法需要计算分类样本与所有训练样本的相似度，并且随着训练样本的增加，算法的时间复杂度也随之增加。

需考虑在不破坏分类性能情况下，优化计算方式，提高实时性。计算实时性提升拟从两个方面进行优化：

一是 K 值选取问题，最优 K 值应当考虑分类性能与计算实时性的平衡。拟结合道路场景的特点，目标所处的道路网格、相邻的两个网格共 3 个网格单元作为 K 值。二是在计算待分类样本(即目标位置点)与测试样本(即道路网格)的相似性(即模糊隶属度)过程中，使用的分类样本与测试样本数量的优化问题。

基于上述优化思路，基于 KNN 推理的具体计算流程如图所示。流程大致分为道路网分区判断和分区内具体道路网格隶属度计算两大步骤。

如图 5 所示，在训练样本较多的情况下，为了避免枚举法与每个样本进行隶属度计算，将道路场景进行分区，选取每个分区的几何质心后进行隶属度计算，在确认目标位置所属分区后，再进行具体道路网格判断。

在采用前述的模糊隶属度计算方式基础上，为了提高道路网格所属判断的准确性和鲁棒性，克服目标位置误差带来的不利影响，拟采用位置序列滑窗方式进行多位置隶属度联合计算。计算方式如下：

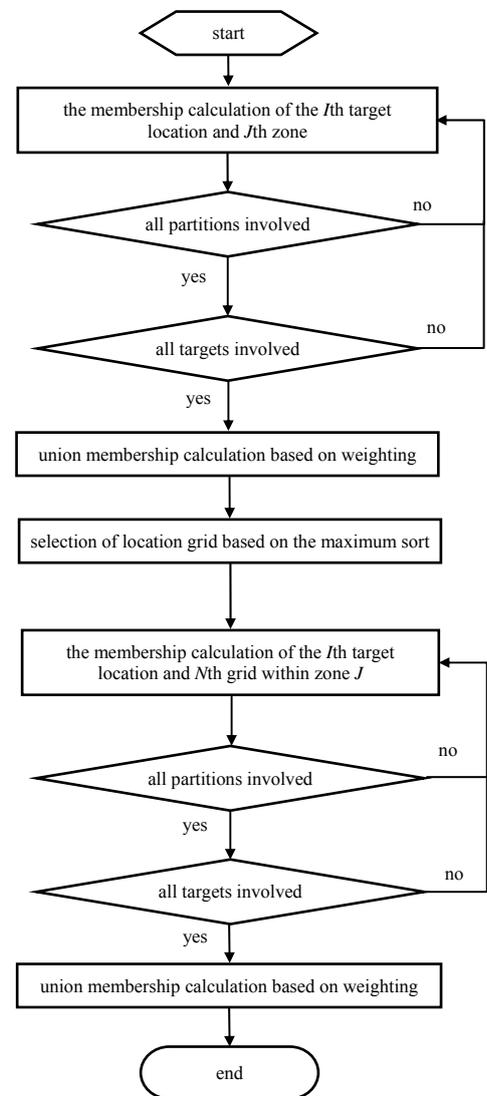


Fig.5 Procedure of subjection grid calculation based on KNN

图 5 基于 KNN 的隶属网格计算流程

$$\left\{ \begin{array}{l} \eta_x = \frac{\sum_{t=1}^N \omega_t \eta_t}{N} \\ \omega_t = \begin{cases} 1.0, & T \leq 40 \text{ ms} \\ 0.95, & 40 \text{ ms} < T \leq 500 \text{ ms} \\ 0.90, & T > 500 \text{ ms} \end{cases} \end{array} \right. \quad (2)$$

式中： η_t 为公式(1)计算获取的时刻 t 目标隶属于某个位置网格的模糊隶属度； ω_t 为权重； N 为参与计算的位置序列长度。单个位置的隶属度权值与最新位置时刻的时差相关，反映距离当前时刻越远的位置对隶属网格判断的影响越小。经过上述步骤计算，可得到待选的多个网格的模糊隶属度，最后通过最大值判决方式选取目标所属网格：

$$\left\{ \begin{array}{l} X = \arg \max(\eta_x) \\ \{para\}_x = \{para\}_{t-1}, \text{ if } X \neq X_t \end{array} \right. \quad (3)$$

同时，在判决完成后，如果网格所属判决结果 X 不同于当前时刻原始隶属网格 X_t ，则利用 $t-1$ 时刻参数 $para$ 来替代当前时刻，包括目标的位置、速度等参数信息，完成去模糊化后的平滑处理。

4 基于多要素时间序列的 HMM 推理

目标的机动意图识别主要源自对目标位置和机动动作的观察，包括目标所处的道路网格、速度、加速度、转弯等行为和状态的组合。同时，目标的机动行为在时间序列上会有一些的连续性和前后因果关系。贝叶斯网络的特点利于其对这种因果关系知识进行掌握，且在一定不确定性下完成推理和预测。同时，考虑到联合上述多要素的时间序列进行推理，使用动态贝叶斯网络的典型应用——隐马尔可夫推理网^[10-11](HMM)进行意图识别处理。

HMM 是在 Markov 链的基础之上发展起来的。HMM 模型中的理论假设是观察到的事件并不是与状态一一对应的，而是通过一组概率分布相联系。它是一个双重随机过程，其中之一是 Markov 链，这是基本随机过程，它描述状态的转移；另一个随机过程描述状态与观察值之间的统计对应关系。这样站在观察者的角度，只能看到观察值，不像 Markov 链模型中的观察值与状态一一对应，因此不能直接看到状态，而是通过一个随机过程去感知状态的存在及其特性。结合机场道路网模型，分层贝叶斯网络的中层、下层的推理网络构建如图 6 所示。

如图 6 所示的 HMM 推理网络，基于某个观测目标的位置、速度、加速度、航向 4 个观测节点对其隐藏节点的机动意图进行推断。为了便于计算，降低运算量，拟对观测节点和隐藏节点的状态进行离散化。

1) 隐藏节点。根据场面监视中跑道入侵、滑行道冲突的判定规则^[12]分析，主要是判断对同一个跑道或滑行道是否有多个目标同时占用，这与目标的机动意图相关。因此，目标机动意图离散化定义为直行、左转、右转、停止 4 个状态。

2) 位置节点。在场面监视应用任务中，目标的机动意图受限于目标在机场道路网模型中所处的位置。按照直行道、左行交叉道、右行交叉道和十字交叉道来划分位置节点的离散状态。

3) 速度节点。速度可描述飞机的起降或滑行状态，分为高速、中速、低速、超低速。

4) 加速度节点。加速度离散化为保持、加速、减速，反映了目标的运动速度趋势。

5) 航向节点。以直行道阶段航向为参考，分为保持、顺时针方向、逆时针方向。

在上述 HMM 推理模型构建的基础上，使用期望最大化(Expectation-Maximum, EM)^[13]算法获取网络参数，进行推理^[14-15]可迭代计算目标的机动意图。

5 仿真验证

文献[3,8]仅对室内空间进行网格划分，用于记录人移动的习惯，文献中网格本身除了一些关键点(餐桌、冰

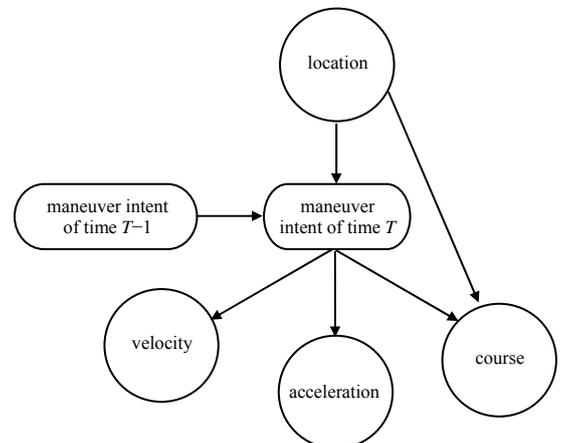


Fig.6 HMM model for movement intention recognition of airport surface target
图 6 机场场面目标机动意图识别的 HMM 模型

箱等)之外,本身并不具备语义,对于支撑目标行为理解和预测贡献不大。本文借鉴上述思路基础上,利用道路网格划分支持其机动意图推理网的预测,目标所处网格对于其机动意图预测有较大贡献;同时,考虑到前文所述的场面监视雷达、ADS-B 地面报文等传感器误差对目标隶属位置网格判断的准确性影响,采用 KNN 克服误差,尤其是在网格交界处附近,提高目标当前隶属网格判断准确性。

使用机场道路网格中的部分道路网格对机动意图处理进行仿真验证,选取的道路网格如图 4 所示。具体的仿真验证分别从是否使用 KNN 克服位置误差影响、是否使用道路网格对机动意图识别的影响两个方面进行验证。推理网络的参数设置如表 1~6 所示。

表 1 所在道路网格的先验概率

Table1 Prior probability of located road grid

straight lane	left-turn lane	right-turn lane	cross road
0.4	0.2	0.2	0.2

表 2 上一时刻机动意图先验概率

Table2 Prior probability of maneuver intention last time

go straight	turn left	turn right	stop
0.4	0.2	0.2	0.2

表 3 机动意图-速度条件概率

Table3 Conditional probability of maneuver intention-speed

	high speed	intermediate	low	ultra-low
go straight	0.2	0.4	0.3	0.1
turn left	0	0.1	0.8	0.1
turn right	0	0.1	0.8	0.1
stop	0	0	0.2	0.8

表 4 机动意图-加速度条件概率

Table4 Conditional probability of maneuver intention-acceleration

	constant speed	accelerate	decelerate
go straight	0.4	0.3	0.3
turn left	0.6	0.1	0.3
turn right	0.6	0.1	0.3
stop	0.1	0	0.9

表 5 (上一时刻机动意图,道路网格)-当前时刻机动意图条件概率

Table5 Conditional probability of (maneuver intention last time, road grid)-maneuver intention present time

		go straight	turn left	turn right	stop
go straight	straight lane	0.70	0.10	0.10	0.10
go straight	left-turn lane	0.30	0.60	0	0.10
go straight	right-turn lane	0.30	0	0.60	0.10
go straight	cross road	0.3	0.30	0.30	0.10
turn left	straight lane	0.80	0	0	0.20
turn left	left-turn lane	0.30	0.60	0	0.10
turn left	right-turn lane	0	0	0	1.00
turn left	cross road	0.10	0.80	0	0.10
turn right	straight lane	0.80	0	0	0.20
turn right	left-turn lane	0	0	0	1.00
turn right	right-turn lane	0.30	0	0.60	0.10
turn right	cross road	0.10	0	0.80	0.10
stop	straight lane	0.50	0	0	0.50
stop	left-turn lane	0.20	0.40	0	0.40
stop	right-turn lane	0.20	0	0.40	0.40
stop	cross road	0.25	0.25	0.25	0.25

表 6 (当前时刻机动意图,位置)-航向条件概率

Table6 Conditional probability of (maneuver intention present time, road grid)-course

		hold	clockwise	anticlockwise
go straight	straight lane	0.8	0.1	0.1
go straight	left-turn lane	0.8	0	0.2
go straight	right-turn lane	0.8	0.2	0
go straight	cross road	0.8	0.1	0.1
turn left	straight lane	0.2	0.1	0.7
turn left	left-turn lane	0.1	0	0.9
turn left	right-turn lane	0.3	0.3	0.4
turn left	cross road	0.1	0	0.9
turn right	straight lane	0.2	0.7	0.1
turn right	left-turn lane	0.3	0.4	0.3
turn right	right-turn lane	0.1	0.9	0
turn right	cross road	0.1	0.9	0
stop	straight lane	0.4	0.3	0.3
stop	left-turn lane	0.1	0.8	0.1
stop	right-turn lane	0.1	0.1	0.8
stop	cross road	0.4	0.3	0.3

5.1 使用 KNN 对机动意图识别影响

分别基于如表 7 所示的两组目标位置及机动特征序列进行序列推理，预测其机动意图。其中第三列代表直接根据位置计算其隶属网格，未对位置误差做任何适应性处理；第四列代表基于 KNN 方法处理后的隶属网格判断结果。基于两组证据的机动意图预测结果如图 7 所示，原始识别证据直接基于目标位置报告进行隶属网格的几何计算，在目标位于相邻网格分界线附近时由于所属网格的错误判断，易导致目标机动意图预测错误；基于模糊隶属和 KNN 的隶属网格判断，会修正错误的原始证据，利于目标机动意图的正确预测。

表 7 用于 KNN 方法影响分析的证据序列

Table7 Evidence sequence for effect analysis based on KNN			
time sequence	evidence	original result	KNN result
T1	grid	straight lane	straight lane
	speed	intermediate	intermediate
	acceleration	constant	constant
	course	hold	hold
T2	grid	straight lane	straight lane
	speed	intermediate	intermediate
	acceleration	constant	constant
	course	hold	hold
T3	grid	right-turn lane	straight lane
	speed	intermediate	intermediate
	acceleration	accelerate	constant
	course	hold	hold
T4	grid	straight lane	straight lane
	speed	low	low
	acceleration	constant	constant
	course	anticlockwise	hold

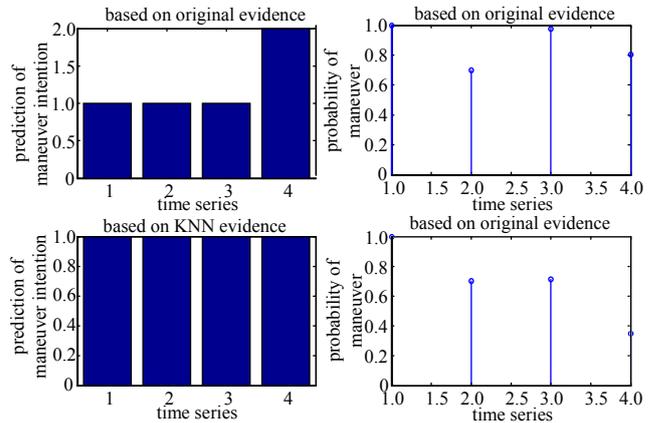


Fig.7 Comparison of movement intention recognition results based on KNN

图 7 基于 KNN 的机动意图识别结果对比

5.2 使用道路网格对机动意图识别影响

如果不使用道路网格，则在有道路约束情况下会失去道路分段语义的贡献，例如直行段、交叉口等，而无论哪种坐标系下的目标位置均无法直接与其机动意图建立联系，对机动意图预测缺乏贡献。证据序列如表 8 所示，有无道路网格建模处理后，对推理证据的主要影响是无道路网格建模情况下缺失道路网格子语义特征和航向特征。其中无法提供航向特征在于航向定义是相较于位于直行段的航向改变，在缺失道路网格情况下无法形成准确的航向子语义判断。经处理后的仿真结果如图 8 所示，在有道路网格建模的情况下，在 T4 时刻虽然由于笔者刻意引入的航向错误出现了不合理的推理证据，即目标在右行交叉道表现出左转的趋势，导致推理错误，但是在后续时刻立即进行了纠正，同时左转的推理预测结果概率较低，确定性不高。在缺失道路网格建模的情况下，仅仅基于速度、加速度无法进行准确的机动意图判断，由概率结果可见由于减速证据的存在，推理一直倾向于转弯，只是左转和右转概率相同，给出了左转的推理结果。

表 8 用于道路网格使用影响分析的证据序列

Table8 Evidence sequence for effect analysis with road grid			
time sequence	evidence	without grid	with grid
T1	grid	/	straight lane
	speed	low	low
	acceleration	decelerate	decelerate
	course	/	hold
T2	grid	/	straight lane
	speed	low	low
	acceleration	decelerate	decelerate
	course	/	hold
T3	grid	/	right-turn lane
	speed	low	low
	acceleration	constant	constant
	course	/	hold
T4	grid	/	right-turn lane
	speed	low	low
	acceleration	constant	constant
	course	/	anticlockwise
T5	grid	/	right-turn lane
	speed	low	low
	acceleration	constant	constant
	course	/	clockwise
T6	grid	/	right-turn lane
	speed	low	low
	acceleration	constant	constant
	course	/	clockwise

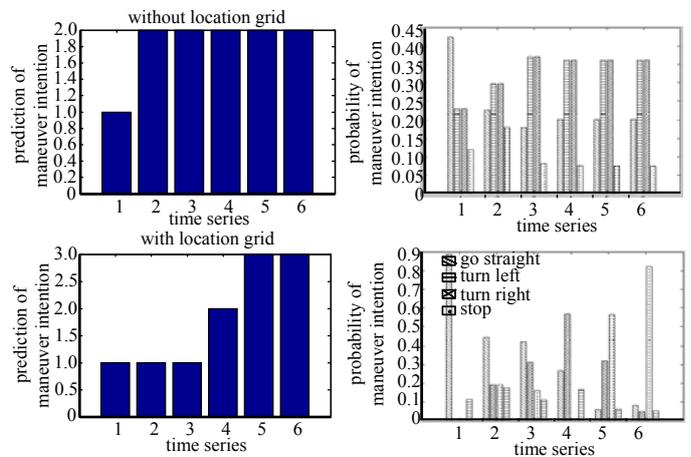


Fig.8 Comparison of movement intention recognition results with road grid

图 8 基于道路网格使用的机动意图识别结果对比

6 结论

本文提出了一种目标机动意图识别方法,在该方法对目标所处的道路网格进行建模,获取目标位置语义,并针对位置误差采用 KNN 方法来提高道路网格判断的准确性,避免道路网格判断错误引起的机动意图识别错误;在道路网格建模基础上,采用 HMM 构建目标机动意图预测推理网,从而实现综合道路网格、速度、加速度等多要素时间序列联合推理,完成机动意图有效识别。本文结合机场场面监视任务进行了仿真处理,验证方法能够克服道路网格识别错误,并对比了采用道路网格建模前后的机动意图识别结果,验证了方法的有效性。

参考文献:

- [1] 华漫,林瑞春. 低空无人遥感平台步态识别技术研究[J]. 中国民航飞行学院学报, 2016,27(4):13-17. (HUA Man,LIN Ruichun. Research on gait recognition technology of low altitude unmanned remote sensing platform[J]. Journal of Civil Aviation Flight University of China, 2016,27(4):13-17.)
- [2] 李此君,刘云鹏. 基于协方差流形的异常驾驶行为识别方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(2):323-329. (LI Cijun,LIU Yunpeng. Abnormal driving behavior detection based on covariance manifold[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(2):323-329.)
- [3] YIN J,TIAN G,FENG Z,et al. Human activity recognition based on multiple order temporal information[J]. Computers & Electrical Engineering, 2014,40(5):1538-1551.
- [4] 樊振华,师本慧,陈金勇,等. 基于动态贝叶斯网络的意图分析算法[J]. 无线电工程, 2017,47(11):41-44,78. (FAN Zhenhua,SHI Benhui,CHEN Jinyong,et al. A novel DBN based on intention analysis algorithm[J]. Radio Engineering, 2017,47(11):41-44,78.)
- [5] 葛顺,夏学知. 用于战术意图识别的动态序列贝叶斯网络[J]. 系统工程与电子技术, 2014,36(1):76-83. (GE Shun,XIA Xuezhi. DSBN used for recognition of tactical intention[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014,36(1):76-83.)
- [6] 朱煜,赵江坤,王逸宁,等. 基于深度学习的人体行为识别算法综述[J]. 自动化学报, 2016,42(6):848-857. (ZHU Yu,ZHAO Jiangkun,WANG Yining,et al. A review of human action recognition based on deep learning[J]. Journal of Automatica Sinica, 2016,42(6):848-857.)
- [7] 贲晔,徐森,王科俊. 行人步态的特征表达及识别综述[J]. 模式识别与人工智能, 2012,25(1):71-81. (BEN Xianye,XU Sen,WANG Kejun. Review on pedestrian gait feature expression and recognition[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012,25(1):71-81.)
- [8] 赵扬. 家庭智能空间下基于行走轨迹的人体行为理解[D]. 济南:山东大学, 2015. (ZHAO Yang. Human behavior understanding based on walking trajectory in home intelligent space[D]. Jinan,China:Shandong University, 2015.)
- [9] 苏毅娟,邓振云,程德波,等. 大数据下的快速 KNN 分类算法[J]. 计算机应用研究, 2016,33(4):1003-1006,1023. (SU Yijuan,DENG Zhenyun,CHENG Debo,et al. Fast KNN classification algorithm under big data[J]. Application Research of Computers, 2016,33(4):1003-1006,1023.)
- [10] 范菁,阮体洪,吴佳敏,等. 基于二次谱聚类和 HMM-RF 混合模型的车辆行为识别方法研究[J]. 计算机科学, 2016,43(5):288-293. (FAN Jing,RUAN Tihong,WU Jiamin,et al. Vehicle behavior recognition method based on quadratic spectral clustering and HMM-RF hybrid model[J]. Computer Science, 2016,43(5):288-293.)
- [11] 陆健,王鹏. 隐马尔可夫模型路网匹配的 MapReduce 实现[J]. 计算机应用与软件, 2018,35(2):7-15,73. (LU Jian,WANG Peng. Vehicle map matching with hidden Markov model on MapReduce[J]. Computer Applications and Software, 2018,35(2):7-15,73.)
- [12] ICAO. Advanced Surface Movement Guidance and Control Systems (A-SMGCS) manual[M]. [S.l.]:International Civil Aviation Organization, 2004.
- [13] RUSSELL Stuart J,NORVIG P. Artificial intelligence: a modern approach[M]. 3rd ed. Lake St,Upper Saddle River NJ: Prentice Hall, 2013.
- [14] 王昌海,张建忠,徐敬东,等. 基于 HMM 的动作识别结果可信度计算方法[J]. 通信学报, 2016,37(5):143-151. (WANG Changhai,ZHANG Jianzhong,XU Jingdong,et al. Identifying the confidence level of activity recognition via HMM[J]. Journal on Communication, 2016,37(5):143-151.)
- [15] 杨玉婷,段丁娜,张欢,等. 基于改进头脑风暴优化算法的隐马尔可夫模型运动识别[J]. 航天医学与医学工程, 2015,28(5):403-407. (YANG Yuting,DUAN Dingna,ZHANG Huan,et al. Motion recognition based on hidden Markov model with improved brain storm optimization[J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2015,28(5):403-407.)