

一种自适应轨迹曲线地图匹配算法

唐进君, 曹 凯

山东理工大学 交通与车辆工程学院, 山东 淄博 255049

An Adaptive Trajectory Curves Map-matching Algorithm

TANG Jin-jun, CAO Kai

College of Traffic and Vehicle Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China

Abstract: Map-matching, which integrates the vehicle positioning data with digital road network, is an important positioning technique in the vehicle navigation system. An adaptive-fuzzy-network based on C-Measure map-matching algorithm and its advantages were briefly summarized firstly, in which the C-Measure was defined to represent the certainty of the car's existence on the corresponding road. But, as this algorithm emphasizes on current positioning data only, the matching accuracy decreases in complicated road network due to the lack of data. In order to improve precision of vehicle tracking system, C-Measure strategy was proposed. This strategy employed history positioning information to overcome the disadvantage of the original algorithm in information insufficiency, and the distance between two history trajectory curves was defined by an average Fréchet distance measure to implement curves matching instead of point matching. Owing to increase a historic information input variable in the fuzzy network, the number of fuzzy reasoning rules was increased, and operating efficiency of the fuzzy network was reduced. For this reason, a scheme to simplify reasoning rules and to enhance the efficiency was proposed by using hierarchical fuzzy control technique. Additionally, the learning algorithm was updated to support the algorithm. The experimental results demonstrate the effectiveness of this proposed algorithm.

Key words: map-matching algorithm; average Fréchet distance; curves matching; adaptive C-Measure algorithm; hierarchical fuzzy control

摘 要: 地图匹配能够将车辆定位信息与路网电子地图相结合,是车辆导航系统中重要的定位技术。首先简要介绍和分析基于自适应模糊神经网络的 C-Measure 地图匹配算法及其优点,算法中的 C-Measure 用来度量车辆行驶在选定道路上的可能性大小。由于该算法着重于分析当前定位点信息,在复杂路网中会因为信息量的不足影响匹配精度。因此,为提高道路网中定位点的匹配精度,提出基于平均 Fréchet 距离和分层模糊控制技术的轨迹曲线匹配算法。该算法改进原算法的结构,并参考定位点的历史信息,引入平均 Fréchet 距离用以定义历史轨迹曲线间的距离;由于增加历史数据输入,导致模糊规则数目的增加,从而影响算法的运行效率。为简化规则,提高效率,采用分层模糊控制技术,而且对算法的学习律也进行改进。仿真结果表明改进后算法的有效性。

关键词: 地图匹配算法;平均 Fréchet 距离;曲线匹配;自适应 C-Measure 算法;分层模糊控制

1 引 言

车辆定位与导航技术一直都是智能交通研究中的一个重要组成部分。如今,大多导航系统都采用 GPS/DR 组合定位技术,该技术是全球定位系统 GPS 与车辆航位推算系统 DR(Dead Reck-

oning)的结合,这种技术一方面可以利用 DR 的推算功能克服由于 GPS 卫星信号遮挡和丢失导致的无法定位的问题。另一方面,DR 推算定位精度不高而且车辆行驶距离越长积累的误差就越大,利用 GPS 具有较高的定位精度可以对其进行校正。随着科技的不断发展,Kalman 滤波技术

收稿日期:2007-09-05;修回日期:2007-11-23

作者简介:唐进君(1983-),男,苗族,广西桂林人,研究生,主要研究方向为地图匹配技术。E-mail: jinjuntang@163.com

在导航系统中得到了广泛的应用,提高了定位的精度和准确性。但是由于导航信号在传输过程中因为各种原因不可避免地存在一些误差,使得电子地图上显示的车辆位置常常与实际位置不符,出现偏离道路的情形。为了解决这个问题,现在常用的方法一是提高 GPS 传感器的定位精度和电子地图的精度,显然这种方法成本较高,而且也不能完全消除误差;二是采用地图匹配这样一种软技术对定位点的位置进行修正。地图匹配的基本思想是通过车辆的 GPS 航迹与电子地图上矢量化的路段相匹配,寻找当前行驶的道路,并将车辆当前的 GPS 定位点投影到电子地图上。地图匹配算法的应用是基于以下两个假设的:① 车辆总是行驶在道路上;② 采用的道路数据要有较高的精度。在正常的交通条件下条件①是可以满足的,②可以通过使用高精度的电子地图数据库来实现。

由 Sinn Kim 和 Jong Hwan Kim 首先提出的基于自适应模糊神经网络地图匹配算法^[1,2]的特点是利用当前定位点信息,对于每个车辆定位点都计算一个 C-Measure (Certainty-Measure) 值(即确定性值^[3]),C-Measure 是一个考虑了距离和航向的综合评价指标,它用来表示车辆行驶在选定道路上的可能性大小,通过比较定位点相对于各候选道路 C-Measure 值的大小来判断车辆最有可能行驶在哪一条道路上。文献[2]已证明该算法计算量小,而且精度相对较高。同时由于算法中参数的选择对于结果影响较大,为了消除参数带来的影响,文献[2]又进一步增加了自适应模糊神经网络的学习环节,从而增加了算法的稳定性和提高了定位精度。

本文是在 Sinn Kim 和 Jong Hwan Kim 提出的算法的基础上,充分考虑了历史信息对地图匹配的影响和历史轨迹曲线的连续性,引入 Fréchet 距离准则方法来定义曲线间的距离,达到曲线匹配的目的;由于参考了历史信息,因此增加了输入变量,从而也增加了模糊规则数量。为减少由于规则的增加对算法运行效率的影响,本文采用分层模糊控制技术,设计基于 Fréchet 距离准则和分层模糊控制技术的地图匹配算法。为增强正确道路 C-Measure 值的稳定性,文献[2]中利用车辆前一时间定位误差修正当前时刻自适应模糊神经网络 AFN(Adaptive Fuzzy Network)规则后件中输出变量的隶属函数中心值,以此对当前定位

点的 C-Measure 值进行调整。文献[2]中已对该学习算法的有效性进行了证明。相对于前者的传统模糊控制器,本文采用了分层模糊控制的思想,因此需要利用前一时间定位误差对于每一层输出变量的隶属函数中心值进行修正,从而达到对当前定位点的 C-Measure 值进行调整的目的。改进后的算法能从整体上把握车辆行驶的轨迹曲线,进一步提高了 C-Measure 算法的匹配精度。

2 Sinn Kim 和 Jong Hwan Kim 算法介绍

2.1 C-Measure 的计算

C-Measure 算法在设计过程中考虑了两个重要的特征:① 滤波后的车辆位置与它在候选道路上的投影位置的距离应该比较小;② 道路线形应与车辆的行驶轨迹相似。用 $p_c = (x_c, y_c)$ 代表车辆位置, $p_r = (x_r, y_r)$ 代表投影位置, \vec{v}_c, \vec{v}_r 分别表示滤波后车辆速度以及车辆在道路上投影位置的速度。那么这两方面的性质可以用以下两个公式表达:

$$D(p_c, p_r) = \frac{1}{1 + \frac{\|p_c - p_r\|^2}{\delta^2}} \quad (1)$$

$$V(\vec{v}_c, \vec{v}_r) = \frac{(\vec{v}_c \cdot \vec{v}_r)}{\|\vec{v}_c\|^2 \|\vec{v}_r\|^2} = \cos^2 \theta_\delta \quad (2)$$

其中, δ 表示车辆滤波的标准差, θ_δ 是 \vec{v}_c 和 \vec{v}_r 之间的夹角, $\vec{v}_c \cdot \vec{v}_r$ 表示两向量的点乘。 D 是车辆定位点与选取道路之间距离大小的度量值,距离越大 D 值会越小,这表明车辆行驶在选取道路上的可能性降低。 V 是车辆行驶航向与道路方向夹角大小的度量值,夹角越大 V 值越小,表明定位点匹配到选取道路的可能性越小,从上式中可见 D 和 V 的取值都在 $[0, 1]$ 范围内。为了使公式简化,分别用 $D(k)$ 和 $V(k)$ 代替第 k 步的 $D(p_c, p_r)$ 和 $V(\vec{v}_c, \vec{v}_r)$ 值,因此,C-Measure 可定义为

$$C(k) = \alpha D(k) + \beta V(k) \quad (3)$$

式中, $\alpha > 0, \beta > 0$,除式(1)和式(2)以外还有一个重要的特征需要考虑:连通性。因为汽车在道路上是连续行驶的不可能出现跳跃,因此下一时刻的 C-Measure 大小也要受到上一时刻值的影响。那么,式(3)可改进为

$$C(k+1) = \alpha D(k) + \beta V(k) + \gamma C(k) \quad (4)$$

式中, $\gamma > 0$ 。

2.2 参数的选取

如文献[2]中所述,算法中有 3 个参数($\alpha, \beta,$

γ)和阈值 C_T 需要确定。为了使算法有效,应满足如下两个标准:① $C(k)$ 应该比较稳定,而且受滤波噪声影响较小;② 正确匹配道路与非正确匹配道路的 C-Measure 应有明显的区别。为满足这两个标准, γ 应取值在 $[0, 1]$ 之间,同时 C_T 值大小必须合理。文献[2]通过仿真试验确定这四个参数依次为 2,1,0.5,3。

2.3 地图匹配算法

在将 C-Measure 算法应用到地图匹配过程中,文献[2]介绍了两种不同的计算模块,即位置确定模块和道路追踪模块。见图(1)。在位置确定模块中,主要是比较各候选道路相对于定位点的 C-Measure 的大小,当第 i 条道路的 C-Measure 最大且大于阈值 C_T ,则第 i 条道路为正确道路,从而进入道路追踪模块。在追踪模块下,计算 C-Measure 是否小于 C_T ,如果小于,则重新计算 C-Measure,并且返回选择模块,否则直接进行匹配。

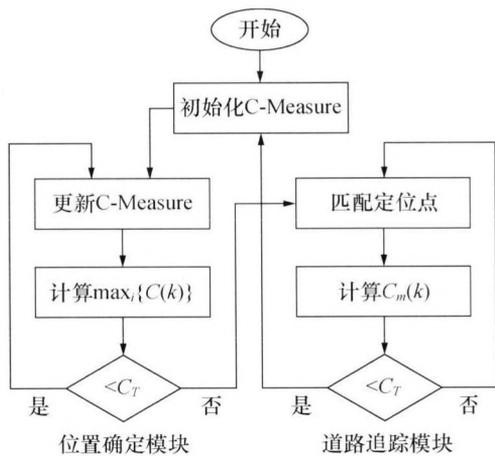


图 1 地图匹配算法

Fig. 1 Map-matching algorithm

尽管 C-Measure 算法体现了较好的适应性,但是参数的选择仍是一个难题。由式(4)可知,C-Measure 的大小主要取决于 α, β, γ 的大小。同时,这三个参数的选取也会影响到正确道路与非正确道路 C-Measure 的比较结果和匹配精度。而如何选取最优的 α, β, γ 值,使计算得到的 C-Measure 能满足上文提到的两个标准,是一件困难的事。即使最优值能找到,C-Measure 也会随着道路状况的变化而改变。由于地图匹配算法无法建立精确的数字模型,已知的只是一些参数的特性。在这种情况下,模糊逻辑可以发挥其对不确定性的描述功能。对此,文献[2]采用模糊逻

辑的方法,得到了相对满意的 C-Measure。具体算法请参见文献[2]。

3 基于 C-Measure 算法的改进

3.1 历史轨迹信息的作用

由上文介绍了解到,C-Measure 地图匹配算法通过采集车辆当前时刻的位置和航向信息算得 D 和 V 值,经过组合得到新的量值:C-Measure。利用这个新的值作为判断标准,通过比较,将车辆定位点匹配到正确的候选道路上。但是,现在城市的公路网密度越来越大,有些道路之间的距离不过十几米,而且很多区域内的道路线形极其相似,这对地图匹配算法的精度提出了更高的要求。因此,仅仅利用车辆当前信息,往往会因为信息量的不足,导致在道路密集、道路形状复杂和道路交叉口等复杂地段的匹配准确率下降,甚至出现错误匹配。为了提高匹配算法的准确性和自适应性,有必要参考车辆的历史轨迹定位信息,研究轨迹曲线匹配算法。本文正是在参考了历史定位信息的前提下,对 C-Measure 算法的结构进行了改进,增加了历史数据输入。

3.2 曲线匹配的距离准则

曲线匹配的基本思想是考虑由连续多个定位点构成的轨迹曲线如何匹配到最相近的候选道路上。实际上,参考车辆轨迹的历史信息就是比较车辆的行驶轨迹与路网道路的线形的相似性。在这个过程中,采用怎样的距离准则来定义这种相似性就显得尤为重要了。目前,比较常用的方法是最小距离法^[4]、平均距离法^[5,6]和 Hausdorff 距离^[7]。虽然最小距离和平均距离法比较简单,但没有考虑方向以及路网拓扑信息可能会产生难以预料的错误;Hausdorff 距离是应用比较广泛的一种距离准则,但是由于它没有考虑到曲线的连续性,因此并不适合应用于曲线匹配^[7]。本文使用文献[7]提出的平均 Fréchet 距离来定义两曲线间的距离。文献[7]给出了平均 Fréchet 距离的定义,利用该距离定义车辆轨迹与各候选道路的相似性,通过对各距离值的比较确定出可匹配的道路。Fréchet 距离的优点在于它充分考虑到历史轨迹曲线的连续性,非常适用于曲线间的相似性比较^[7]。具体的计算方法参见文献[7]、[8]、[9]、[10]。

由于增加了历史信息作为新的参考标准,C-Measure 算法的原结构式,见式(3),更新为

$$C(k) = \alpha D(k) + \beta V(k) + \varphi D_F(k) \quad (5)$$

其中,

$$D_F(k) = \frac{1}{1 + \frac{\|d_F\|^2}{\sigma^2}} \quad (6)$$

d_F 表示平均 Fréchet 距离,代表历史信息; $D_F(k)$ 是对于该距离的确定度值, $\varphi > 0$ 为常数, D_F 是连续多个车辆定位点与选取道路之间 Fréchet 距离大小的度量值,距离越大 D_F 值会越小,这表明车辆行驶在选取道路上的可能性越小,其他参数不变。同时考虑到道路连通性,式(5)改进为

$$C(k+1) = \alpha D(k) + \beta V(k) + \varphi D_F(k) + \gamma C(k) \quad (7)$$

为了确定阈值 C_T ,采用仿真分析的方法,取 $\alpha=2, \beta=1, \varphi=2, \gamma=0.5$ 。仿真结果如图 2 所示。

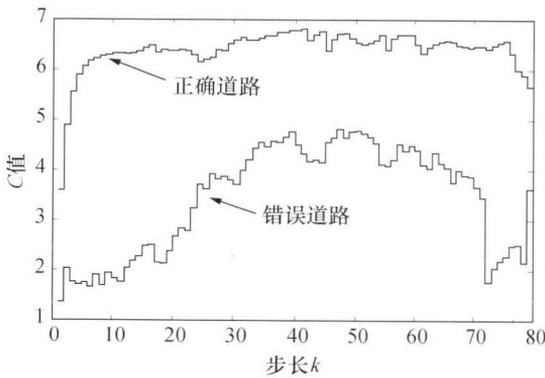


图 2 仿真结果
Fig. 2 Simulation result

可见,当 $C_T=4.0$ 时,正确道路的 $C(k)$ 值要比 C_T 大得多。但如果取 $C_T=6.0$,从图中可观察到正确道路的 $C(k)$ 常常会小于 C_T ,从而导致错误的匹配结果。因此,取 $C_T=4.0$ 符合上文提到的两条准则,而且不会出现错误匹配。

3.3 基于自适应模糊神经网络的 C-Measure 分层控制算法

在模糊控制系统中,模糊控制规则数目是系统变量个数的指数函数。因此,变量数的增加,必将导致模糊规则数的激增,从而影响运行效率。而分层模糊系统具有良好的特性,它的规则数目是系统变量个数的线性函数,因此,可以大大地简化规则。图 3 给出了一个具有 n 个输入变量的特殊分层模糊系统的结构。将变量 x_1, x_2 输入到第 1 层模糊系统,将其输出 y_1 和另一个变量 x_3 输入到第 2 层模糊系统,如此下去。虽然它是一特殊的分层模糊系统,但已经证明它在规则数目最

少的意义下是最优的^[11,12]。

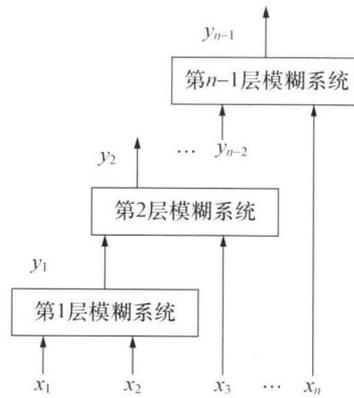


图 3 一种 n 个输入变量的分层模糊系统的结构图
Fig. 3 Structure of a kind of n input variables hierarchical fuzzy systems

根据文献[2]中的思想,在不同的道路节点处,算法中的参数和阈值是不同的。因此为避免参数选取带来的困难,本文也采用模糊神经网络的方法。但与文献[2]相比,本文参考了历史数据,因此输入变量由原来的两个变为三个,这必然会导致规则数目的增加而影响算法的效率。为解决这个问题,本文借鉴分层模糊控制的思想,提出了基于自适应分层模糊神经网络的 C-Measure 地图匹配算法,简化了规则,提高了效率。

首先,重写式(7)为

$$C(k+1) - \gamma C(k) = \mu(k) \quad (8)$$

$$\mu(k) = \alpha D(k) + \beta V(k) + \varphi D_F(k) \quad (9)$$

由于 AFN(Adaptive Fuzzy Network)能以任意的精度逼近某一连续函数^[2,13]。因此,可以用 D, V, D_F 作为 AFN 的输入,从而得到输出值 $y(k)$ 来近似代替式(8)中的 $\mu(k)$ 。所以式(8)可写成

$$C(k+1) = \gamma C(k) + y(k) \quad (10)$$

其中, $y(k)$ 是 AFN 的输出值。

把输入量 D, V, D_F 的论域都划分为 7 个区域,即:“很大”、“较大”、“大”、“中”、“小”、“较小”、“很小”共 7 个语义值,并且都用三角隶属函数表示。由于 D, V, D_F 的取值都在 0 到 1 之间,因此它们的各语言值值域都可以表示为:很大=(5/6, 1, 1)、较大=(2/3, 5/6, 1)、大=(1/2, 2/3, 5/6)、中=(1/3, 1/2, 2/3)、小=(1/6, 1/3, 1/2)、较小=(0, 1/6, 1/3)、很小=(0, 0, 1/6),括号中的数值依次表示三角隶属函数的左端点、中心值及右端点。为了简化规则,采用分层模糊的思想设计该控制器,如图 4 所示。

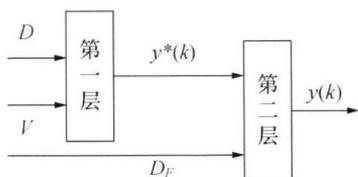


图 4 基于历史信息的分层模糊控制器

Fig. 4 Hierarchical fuzzy controller based on historic information

图 4 所示的分层模糊控制将规则由常规的 $7^3=343$ 条减少到现在的 $7^2 \times 2=98$ 条,大大减轻了计算的负担。其中,第一层由 D, V 作为输入,输出为 $y^*(k)$,第二层由 $y^*(k)$ 和 D_F 作为输入,输出得到 $y(k)$ 用以代替 $\mu(k)$ 。则:

$$\begin{aligned}
 y^*(D, V) &= \sum_{i=1}^n \mu_{D^i} (D) \mu_{V^i} (V) y_i^{*C} \\
 &= \zeta_{11} \theta_{11} + \zeta_{12} \theta_{12} + \dots + \zeta_{1n} \theta_{1n} \\
 &= \zeta_1^T \theta_1 \tag{11}
 \end{aligned}$$

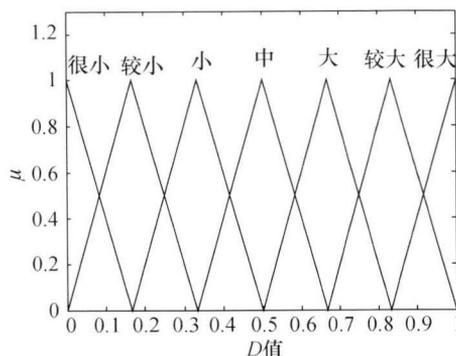
$$\begin{aligned}
 y(D, V, D_F) &= \sum_{i=1}^m \mu_{y^*i} (y^*) \mu_{D_F^i} (D_F) y_i^C \\
 &= \zeta_{21} \theta_{21} + \zeta_{22} \theta_{22} + \dots + \zeta_{2m} \theta_{2m} \\
 &= \zeta_2^T \theta_2 \tag{12}
 \end{aligned}$$

其中, $\theta_1^T = [y_1^{*C} y_2^{*C} \dots y_n^{*C}]$, n 表示第一层的规则数, y_i^{*C} 是第一层推理规则后件第 i 个隶属函数的中心值。 $\zeta_1^T (D, V) = [\zeta_{11} \zeta_{12} \dots \zeta_{1n}]$, ζ_{1i} 是第一层推理规则前件 D, V 的隶属度乘积。同理 $\theta_2^T = [y_1^C y_2^C \dots y_m^C]$, m 表示第二层的规则数, y_i^C 是第二层推理规则后件第 i 个隶属函数的中心值。 $\zeta_2^T (D, V) = [\zeta_{21} \zeta_{22} \dots \zeta_{2m}]$, ζ_{2i} 是第二层推理规则前件 y^*, D_F 的隶属度乘积。第一层以 D, V 作为输入共由 49 条规则组成,其隶属函数分别如图 5(a)、(b)所示,推理规则见表 1。同理第二层以 $y^*(k)$ 和 D_F 作为输入共有 49 条规则组成,隶属函数见图 6(a)、(b),规则如表 2 所示。

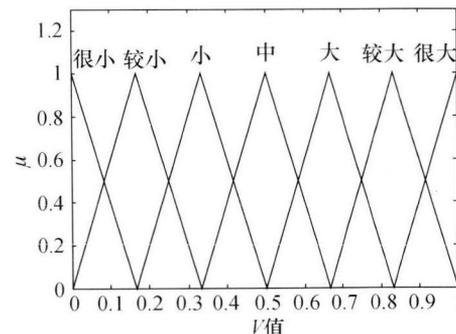
表 1 第一层模糊推理规则

Tab. 1 Fuzzy reasoning rules of first layer

D \ V	很小	较小	小	中	大	较大	很大
很小	很小	很小	较小	较小	较小	中	中
较小	很小	较小	较小	小	中	中	大
小	较小	较小	小	小	中	大	大
中	较小	小	小	中	大	大	较大
大	较小	中	中	大	大	较大	较大
较大	中	中	大	大	较大	较大	很大
很大	中	大	大	较大	较大	很大	很大



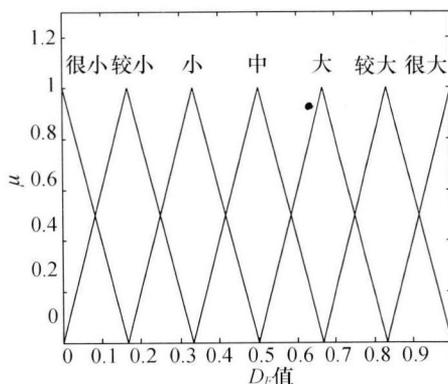
(a) 第一层 D 值的隶属函数



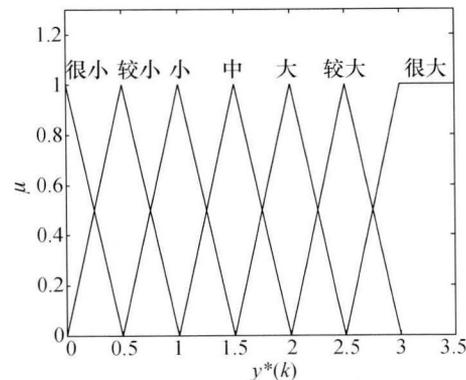
(b) 第一层 V 值的隶属函数

图 5 第一层的隶属函数

Fig. 5 Membership function in first layer



(a) 第二层 D_F 值的隶属函数



(b) 第二层 $y^*(k)$ 值的隶属函数

图 6 第二层的隶属函数

Fig. 6 Membership function in second layer

表 2 第二层模糊推理规则

Tab. 2 Fuzzy reasoning rules of second layer

$y^*(k)$	很小	较小	小	中	大	较大	很大
D_F	很小	很小	较小	较小	较小	中	中
较小	很小	很小	较小	小	中	中	大
小	较小	较小	小	小	中	大	大
中	较小	小	小	中	大	大	较大
大	较小	中	中	大	大	较大	较大
较大	中	中	大	大	较大	很大	很大
很大	中	大	大	较大	较大	很大	很大

假设 $Y(k)$ 是控制的期望值, 由于在控制系统中, 控制器的输出 $y(k)$ 与期望 $Y(k)$ 会存在误差, 将其定义为 $\epsilon(k) = Y(k) - y(k)$, 可构造如下学习律:

$$\Delta\theta_1(k-1) = \eta_1 \cdot \epsilon(k-1) \cdot \zeta_1(D, V) \quad (13)$$

$$\Delta\theta_2(k-1) = \eta_2 \cdot \epsilon(k-1) \cdot \zeta_2(D, V) \quad (14)$$

$$\theta_1(k) = \theta_1(k-1) + \Delta\theta_1(k-1) \quad (15)$$

$$\theta_2(k) = \theta_2(k-1) + \Delta\theta_2(k-1) \quad (16)$$

式(13)、(14)中 $\epsilon(k-1) = Y(k-1) - y(k-1)$ 是前一个定位点产生的定位误差。由此可见, θ_1 和 θ_2 是算法调整的对象, C-Measure 算法通过计算输出与期望的差值, 从而不断对 θ_1 和 θ_2 进行修正, 修正后的值代入式(11)~式(12), 计算出新的 $y(k)$ 进一步逼近期望值 $Y(k)$ 。但是, 由于地图匹配算法没有可供参考的模型, 期望值也不存在, 因此, 上述学习律也不能使用^[2]。为了将学习过程应用于地图匹配算法中, 我们利用了文献[2]中的方法。因为学习的目的是为了找到能满足以下两条准则的 θ_2 值: ① 正确道路的 $C(k)$ 值是最大的, 以致能匹配正确; ② $C(k)$ 要比阈值 C_T 大得多。可见, 直到准则①和②都满足时, 学习律才能停止。所以可以构造如下学习方法:

$$\Delta\theta_1(k) = \begin{cases} 0 & \text{if } C_m(k) \geq C_T \\ \eta_1 (\zeta_{1m} - \zeta_{1i}) & \text{if } C_m(k) < C_i(k) \\ \eta_1 \zeta_{1m} & \text{if } C_m(k) < C_T \end{cases} \quad (17)$$

$$\Delta\theta_2(k) = \begin{cases} 0 & \text{if } C_m(k) \geq C_T \\ \eta_2 (\zeta_{2m} - \zeta_{2i}) & \text{if } C_m(k) < C_i(k) \\ \eta_2 \zeta_{2m} & \text{if } C_m(k) < C_T \end{cases} \quad (18)$$

其中, $\eta_1, \eta_2 > 0$ 为常数。 m 代表第 m 条道路为正确道路, ζ_{1i}, ζ_{2i} 分别是第 i 条道路分层模糊控制第一层和第二层输入量隶属度的乘积, 可参

见式(11)。

最后, 令

$$\theta_1(k+1) = \theta_1(k) + \Delta\theta_1(k) \quad (19)$$

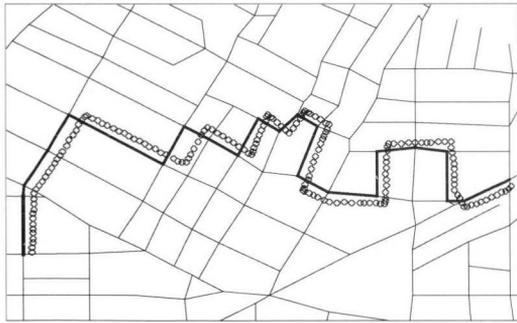
$$\theta_2(k+1) = \theta_2(k) + \Delta\theta_2(k) \quad (20)$$

给定 θ_1, θ_2 的初值, $\theta_1 = [0 \ 0.5 \ 1.0 \ 1.5 \ 2.0 \ 2.5 \ 3.0]$, $\theta_2 = [0 \ 5/6 \ 10/6 \ 2.5 \ 20/6 \ 25/6 \ 5]$ 。

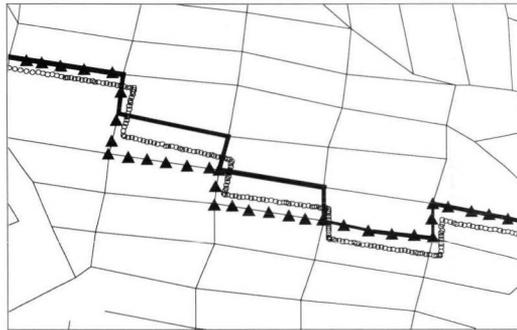
4 仿真实验分析

图 7(a)、(b) 分别是车辆行驶在不同区域的轨迹图(本文针对较复杂的路网进行探讨), 其中实线代表公路网, 加粗实线是车辆行驶的真实路线, 点线表示定位点位置。区域 1 表示公路网相对密集, 区域 2 表示不仅道路间隔很小, 而且各道路线形极为相似; 图 8 表示区域 1 和 2 中比较常见、易出错的路段。当车辆转向经过交叉口时, 根据前文介绍的 C-Measure 算法思想, 算法会首先进入道路选择模块, 即是选择道路 1 还是道路 2 作为车辆行驶的路线。从图中可看到, 由于导航误差的存在车辆定位点没有显示在正确的道路上, 而且道路 1 和道路 2 的线形非常相似并且相距很近, 这进一步增加了选择的困难。因此, 算法很有可能选择错误的道路 2。一旦选择模块运行完毕, 算法将进入跟踪模块并计算学习算法。同时, 它会将到达下一个路口之前余下的定位点全部匹配到道路 2 上, 而这样的错误是无法被检测到的。综上所述, 在复杂路网匹配时, 地图匹配算法仅仅利用当前定位点信息常常会出错。如果以整个车辆定位的历史轨迹作为标准, 在路网中搜索与其线形最为接近的道路作为待定匹配路段, 则可以减少错误匹配的次数。

本文使用平均 Fréchet 距离定义历史轨迹与道路线形的相似性, 其值越小, 表明两曲线的相似程度越大。在计算平均 Fréchet 距离时, 采样点的选取极为重要。采样点过多会增加计算的负担, 过少又不足以体现定位点轨迹的线形。本文在采样点选取时, 以每个拐点作为采样点, 其他的每五个定位点设置一个采样点。采样点数 N 可根据情况选择在 10 到 20 之间。区域 1 计算结果如表 3 所示, 区域 2 的结果见图 7(b), 图中三角线表示改进前的算法得到结果, 黑粗线表示改进后的仿真结果。



(a) 区域1车辆行驶轨迹



(b) 区域2车辆行驶轨迹

图 7 车辆行驶轨迹

Fig. 7 Vehicle trajectory

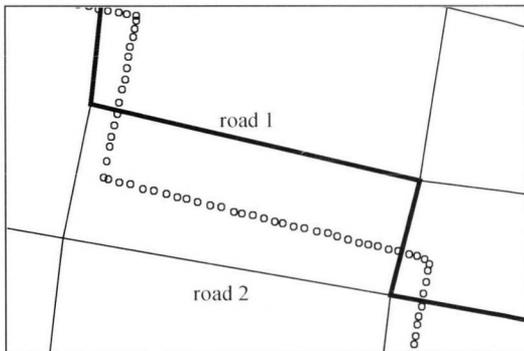


图 8 典型区域示意图

Fig. 8 Schematic diagram of typical area

表 3 匹配结果比较

Tab. 3 Comparison of results between two algorithms

	区域 1
改进前(错匹配个数)	11
改进前(匹配率)	93.53%
改进后(错匹配个数)	6
改进后(匹配率)	96.47%
定位点总数	170

从仿真试验的结果可以看到,在区域 1 中,改进前 C-Measure 算法精度较高;改进后由于增加历史信息,算法还能进一步减少错误点的数目,提

高精度。对于区域 2,由于道路线形极为相似,因此很难判定哪条为正确道路,容易出错。根据前文的讨论,利用历史轨迹从整体上分析定位点轨迹的线形后,改进的 C-Measure 算法能修正错误的匹配结果,找到正确的匹配道路。

5 结 论

本文详细阐述了 Sinn Kim 和 Jong Hwan Kim 提出的基于自适应模糊神经网络的 C-Measure 地图匹配算法的原理及其特点。但由于定位误差的存在,车辆定位点对于正确道路的 C-Measure 值时常不稳定,会出现小于阈值 C_T 甚至小于错误路段的 C-Measure 值的情况,由此产生错误的匹配结果。因此,利用了车辆前一时刻定位误差修正当前时刻 AFN 规则后件中输出变量的隶属函数中心值,以此对当前定位点的 C-Measure 值进行了调整。通过采用这样的学习律提高了算法的稳定性与精度。本文中指出了由于没有参考车辆定位的历史数据,C-Measure 算法在较复杂的路网尤其是道路线形非常相似并且相距很近的路网中容易出现误匹配。针对这个问题,对原算法进行了一系列的改进:首先在算法中增加了历史数据作为新的参考因素,同时引用平均 Fréchet 距离定义曲线间距离完成曲线匹配。由于模糊神经网络的输入变量的增加,增加了模糊规则的数量,为减小由于规则的增加对算法运行效率的影响,采用了分层模糊控制技术,设计新的基于自适应分层模糊神经网络的 C-Measure 地图匹配算法。在新的算法模型中,控制器设计为两层使得原算法的学习规则不能满足要求,因此需要利用前一时刻定位误差对于每一层输出变量的隶属函数中心值进行修正,从而达到对当前定位点的 C-Measure 值进行调整的目的改进后的算法能从整体上把握车辆行驶的轨迹曲线,进一步提高了 C-Measure 算法的匹配精度。本文尽管采用了分层模糊控制技术,在一定程度上加快了算法的计算效率,但由于参考了大量的历史数据,增加了计算处理时间,因此,时效性将有所降低。

参考文献:

[1] KIM S, KIM J H. Q-factor Map Matching Method Using Adaptive Fuzzy-Network [A]. IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings [C]. Seoul; [s. n.], 1999.

- 628-633.
- [2] KIM S, KIM J H. Adaptive Fuzzy-Network Based C-Measure Map-Matching Algorithm for Car Navigation System [J]. IEEE Transaction on Industrial Electronics, 2001, 48 (2): 432-441.
- [3] ZHANG Hao, LIU Xiao-hong, FU Li. Extension and Application of Certainty Measure Map Matching Algorithm in Car Navigation [J]. Application Research of Computers, 2004, 21(6): 117-119. (张昊, 刘晓鸿, 富立. 确定性地图匹配算法在车辆导航的应用和推广[J]. 计算应用研究, 2004, 21(6): 117-119.)
- [4] SUN Di-hua, ZHANG Xing-xia, ZHANG Zhi-liang. Map Matching Technology and Its Application in ITS [J]. Computer Engineering and Applications, 2005, 41(20): 225-228. (孙德华, 张星霞, 张志良. 地图匹配技术及其在智能交通系统中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(20): 225-228.)
- [5] PENG Fei, LIU Zhong-kan, ZHANG Qi-shan. A Fuzzy Logic Based Map Matching Algorithm for GPS/DR Integrated Navigation Systems [J]. Journal of Telemetry and Command, 2001, 22(1): 32-36. (彭飞, 柳重堪, 张其善. 基于模糊逻辑的 GPS/DR 组合导航系统地图匹配算法[J]. 遥测遥控, 2001, 22(1): 32-36.)
- [6] SU Jie, ZHOU Dong-fang, YUE Chun-sheng. Real-time Map-matching Algorithm in GPS Navigation System for Vehicles [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2001, 30(3): 252-256. (苏洁, 周东方, 岳春生. GPS 车辆导航中的实时地图匹配算法[J]. 测绘学报, 2001, 30(3): 252-256.)
- [7] BRAKATSOULAS S, PFOSER D, SALAS R, *et al.* On Map-matching Vehicle Tracking Data [A]. Proceedings of the 31st VLDB Conference [C]. Trondheim: VLDB Endowment, 2005. 853-864.
- [8] ALT H, GODAU M. Computing the Fréchet Distance between Two Polygonal Curves [J]. International Journal of Computational Geometry and Applications, 1995, (5): 75-91.
- [9] ALT H, EFRAT A, ROTE G, *et al.* Matching Planar Maps [J]. Journal of Algorithms, 2003, 49(2): 262-283.
- [10] CAO Kai, TANG Jin-jun, LIU Ru-cheng. Intelligent Map-matching Algorithm Using Fréchet Distance Based Measure [J]. Computer Engineering and Application, 2007, 43(28): 223-226. (曹凯, 唐进君, 刘汝成. 基于 Fréchet 距离准则的智能地图匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(28): 223-226.)
- [11] SUN Duo-qing, HUO Wei, YANG Xiao. Path Following Control of Mobile Robots with Model Uncertainty Based on Hierarchical Fuzzy systems [J]. Control Theory & Applications, 2004, 21(4): 489-494. (孙多清, 霍伟, 杨泉. 含模型不确定性移动机器人路径跟踪的分层模糊控制[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(4): 489-494.)
- [12] RAJU G S, ZHOU J, KISNER R A. Hierarchical Fuzzy Control [J]. International Journal of Control, 1991, 54 (5): 1 201-1 216.
- [13] BROWN M, HARRIS C. Neurofuzzy Adaptive Modeling and Control [M]. Hertfordshire: Prentice Hall International (UK) Ltd, 1995.

(责任编辑:雷秀丽)

(上接第 300 页)

- [12] MALLAT S. Theory from Multi-resolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [13] GHIGLIA D C, PRITT M D. Two-dimensional Phase Unwrapping Theory: Algorithms and Software [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc, 1998. 70-82.
- [14] HU Chang-hua, ZHANG Jun-bo, XIA Jun, ZHANG Wei. Matlab-based System Design and Analysis: Wavelet Analysis [M]. Xi'an: Publishing House of Xi'an Electronic Science and Technology University, 2006. (胡昌华, 张军波, 夏军, 张伟. 基于 MATLAB 的系统分析与设计: 小波分析 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2006.)
- [15] SHU Ning. Principles of Radar Interferometry [M]. Wuhan: Publishing House of Wuhan University, 2003. (舒宁. 雷达影像干涉测量原理 [M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003.)

(责任编辑:雷秀丽)