

改进的分层 A^* 算法在停车场路径寻优中的应用

程丽平, 谭永海

(山东科技大学 机电工程系, 山东 泰安 271019)

摘要: 在大型停车场车位路径寻优中, 传统的评价指标是把距离最短作为最优指标, 并没有考虑实际路况, 为此引入了切实可行的时间较优评价指标, 既能简化引导系统硬件设计, 又能节省软件开销; 首先, 建立了停车场网络图 $R(P, C, D, V)$ 数学模型, 并把网络中的所有节点分成两层, 分别构建了不同的估价函数, 采用改进的 A^* 算法, 提高了以时间较优为评价指标的路径搜索效率和搜索精度; 最后, 程序运行结果表明, 针对不同的路段属性参数, 算法总能较快的找到时间较优路径。

关键词: 分层 A^* 算法; 时间较优; 估价函数; 属性参数

Application of Improved Hierarchical A^* Algorithm for Optimal Parking Path Planning

Cheng Liping, Tan Yonghai

(Dept. of Mechanical and Electrical Engineering, Shandong University of Science and Technology, Taian 271019, China)

Abstract: In the parking path optimization of the large parking lot, the shortest distance was often used as a single evaluation index traditionally, now, a feasible time optimal evaluation index is introduced, not only can simplify the hardware design of the guidance system, but also can save the software cost. Firstly, a mathematical model of parking lot network diagram $R(P, C, D, V)$ is established, and all the network nodes are divided into two layers. Secondly, builds different evaluation function for different layer using the improved A^* algorithm, it has improved the path searching efficiency and searching precision. Finally, the program result shows that the algorithm can find out the different time-optimal path according to the different attribute parameter very fast.

Keywords: layered A^* algorithm; time-optimal; evaluation function; attribute parameter

0 引言

智能化的停车场车位引导系统已经逐渐成为国内外大型停车场的发展趋势。随着现场总线技术和嵌入式系统的发展, 也为停车场车位引导系统的实现提供了硬件支持, 把一些先进的算法引入停车场车位引导中的路径寻优使得该系统变得更加智能化。虽然智能停车场车位引导系统归属于城市智能交通的一部分, 但其复杂程度和结构特点又和城市交通网络不同, 因此在智能算法的选择上也具有特殊性。

停车场车位引导的路径寻优属于车辆路径问题 VRP (vehicle routing problem) 的范畴, 目前解决此类问题大部分采用 Dijkstra 算法和 A^* 算法, 路径寻优的指标也是停车场出入口与车位的距离最单一性指标, 并没有考虑该距离最短的路径中出现的具体情况: 如路径中的某一段车辆较多, 或者出现了意外事故的情况。Dijkstra 算法虽然能计算出最短路径的最优解, 但由于需要遍历的节点数多, 因此搜索效率低, 计算速度慢; A^* 算法是一种启发式搜索算法, 通过选取估价函数来决定其搜索方向, 因此估价函数的选取影响其搜索效率和搜索结果。目前, A^* 算法主要用于计算机游戏的路径寻优中, 而用于停车场车位路径寻优设计的参考文献还较少^[1]。

本文采用改进的分层 A^* 算法进行停车场的路径寻优, 构建与时间较短评价指标相对应的估价函数, 把停车场中的实际情况考虑进去, 最优路径可能是距离最短路径, 也可能是时间最优路径, 最后, 针对不同的情况, 给出程序运行结果。

1 停车场车位引导路径寻优问题描述

1.1 简化的停车场抽象数学模型的建立

为了介绍 A^* 算法在停车场车位路径寻优中的应用, 首先建立一个简化的停车场数学模型, 假设图 1 是一个相对简化了的停车场平面示意图, 图中 S 代表的是入口, e 代表的是出口, P 代表的是停车位, C 代表的是交叉路口, P 和 C 都是停车场引导系统中的网络节点, $D_k(i, j)$ 是第 k 个路段从第 i 节点到第 j 个节点的直线距离, $V_k(i, j)$ 是车辆在第 k 个路段上从第 i 节点到第 j 个节点之间的车辆平均行驶速度, 因此, 停车场路网模型就可以表示成一个网络图 $R(P, C, D, V)$ ^[2]。

停车场车位引导系统最优路径规划就可以描述成在网络图 $R(P, C, D, V)$ 中找到一条路径, 使得车辆从入口 S 到某一车位 P 或某一车位到出口的消耗最小。假设寻找的该路径经历 n 个路段, 在中间某一路段上的车辆消耗计为 F_k , 车辆在此路段上的消耗就可以计为:

$$F = \sum_{k=0}^n F_k \quad (1)$$

1.2 最优路径上的车辆消耗评价

车辆在最优路径上的消耗评价可以在该路径上走过的距离最短, 也可以是在该路径上所用的时间最短, 也可以是二者的结合。车辆消耗评价指标直接影响 A^* 算法的估价函数的

收稿日期: 2014-05-06; 修回日期: 2014-07-09。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61174175)。

作者简介: 程丽平(1976-), 女, 山东省济宁市人, 硕士研究生, 主要从事计算机智能控制方向的研究。

谭永海(1964-), 男, 山东省莱芜市人, 副教授, 主要从事计算机智能控制方向的研究。

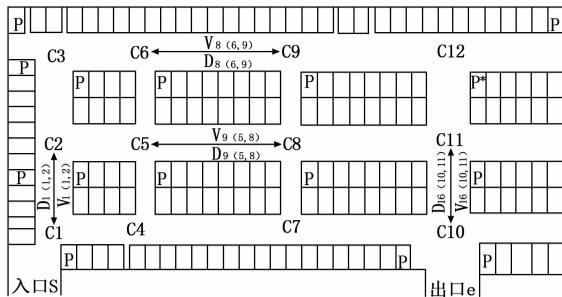


图 1 某停车场平面示意图

构建^[3]。

1) 以距离最短为评价指标。这是最简单也是最常用的评价指标，是一个静态指标，由最优路径上的每一路段的静态长度来决定，因此车辆在最优路径上的消耗为：

$$F_D = \sum_{k=0}^n D_k \quad (2)$$

2) 以时间最短为评价指标。这是最理想但也最不容易实现的评价指标，是一个动态变化的指标，在路径寻优的过程中，需要实时知道每一路段车辆的平均速度，无疑要大大增加系统的硬件和软件消耗^[4]。此评价指标下车辆在最优路径上的时间消耗为：

$$F_t = \sum_{k=0}^n \frac{D_k}{V_k} \quad (3)$$

3) 改进的时间最短评价指标。实时检测每一路段上的平均速度，硬件消耗和软件消耗无疑是很大的，同时，由于道路上车辆速度前后变化较大也将导致相邻时刻测得的平均速度波动较大，另外在硬件设计中测量车辆数要比测量平均速度要简单。因此做一下处理：引入两个量，一个是停车场内第 k 个路段的车辆基本速度 V_k ， V_k 是一个常数，由统计的该路段的车辆速度确定，另一个是系数 β_k ， β_k 的大小取决于在采样时刻检测到的通过该路段上车辆的数量 m_k ，当 $m_k > 6$ 时， $\beta_k = 6/m_k$ ，当 $m_k \leq 6$ 时， $\beta_k = 1$ ，第 k 个路段 nT 时刻的速度记为： $V_k(nT) = \beta_k V_k$ ，6 这个数字是根据调研的某个停车场的车辆在路段中的统计值选取的，针对不同的停车场，也可以选择不同的值。通过这个假设可以看出，虽然这个速度不是精确的车辆平均速度，但能真实地反映某一路段的车辆通行质量：某一段车辆较少（小于等于 6 辆时）可认为按基本速度 V_k 行驶，当车辆越多时（大于 6 辆时），行驶速度越低。在此处理之下，车辆在最优路径上的时间消耗为：

$$F_t = \sum_{k=0}^n \frac{D_k}{\beta_k V_k} \quad (4)$$

停车场中的实际情况是车辆的存取是时间分散的，在某一路段上的车辆不会太多，绝大多数情况 β_k 等于 1，速度就是静态速度是 V_k ，但同时又可以吧车辆比较拥挤的情况考虑进去，当车辆越多时，车速越慢，所需要花费的时间越多。因此改进的时间最优指标是一种较为符合停车场实际的评价指标，通过检测车辆数间接的确定车辆行驶速度，又能大大的节省系统的软硬件开销，是切实可行的。

2 改进的分层 A* 算法

1) A* 算法简介。A* 算法是一种启发式搜索算法，是一种在静态路网中求解最短路最有效的方法，自从 1968 年由

HART 等人提出后，被广泛用于游戏开发中的路径寻优，随着人工智能的发展，A* 算法多次被改进，越来越多的被用于机器人的路径规划、城市智能交通、图论、自动控制等领域^[5]。

A* 算法应用中，估价函数的选取是核心问题，决定着算法的成功与否。A* 算法的估价函数为： $f(i) = g(i) + h(i)$ ，其中： $f(i)$ 是当前节点 i 的估价函数； $g(i)$ 是从起始节点 s 到当前节点 i 的最小路径费用； $h(i)$ 从节点 i 到目标节点最小路径费用。

2) 分层 A* 算法 (Hierarchical A*)。分层 A* 算法的思想是把路径搜索过程化，对每个过程进行求解，进而得到全局较优解。把停车场中的所有节点分成两层，车位节点 P 属于第一层节点，入口节点 s 和出口节点 e ，交叉口节点 C 属于第二层节点，因此在搜索从入口到某个车位或某个车位到出口的最优路径时，首先用 A* 算法确定该车位节点 P 与某个交叉口 C 的较优路径，这一步无疑是非常简单的，然后再用 A* 算法确定上一步找到的交叉口节点 C 到入口或出口的较优路径，这一次路径寻优是关键，两个路径组合就得到最后的较优路径。

3) 改进的分层 A* 算法。估价函数是 A* 算法的核心，其确定和实际情况应紧密结合。因此对停车场第一层使用 A* 算法时，估价函数就非常简单，为 $f(i) = D_k(i)$ ，只要计算该车位节点 P_i 到该节点所处的第 k 个路段的两端交叉口节点的距离，比较两个距离的大小就可以得到第一层的较优路径 RT1。

把第一层中找到的某个交叉口节点 C^* 作为第二层的目标节点，用改进的 A* 算法确定入口节点 s 到 C^* 的较优路径时，综合考虑改进的时间消耗评价指标和算法的搜索效率，选取的估价函数为加权估价函数： $f(i) = (1 - \omega) * F_t(i) + \omega * F_{tE}(i)$ ^[6]，其中：

$$F_t(i) = \sum_{k=0}^i \frac{D_k}{\beta_k V_k} \quad (5)$$

$F_t(i)$ 是起始节点 s 到当前交叉口节点 C_i 的时间消耗；

$$F_{tE}(i) = \frac{D(C_{[i+1,j]}, C^*)}{V_{k+1}} \quad (6)$$

$D(C_{[i+1,j]}, C^*)$ 是与当前节点 C_i 相邻的节点中的第 j 个节点 $C_{[i+1,j]}$ 到目标节点 C_i 的直线距离；

V_{k+1} 是 $C_{[i+1,j]}$ 所处路段的车辆基本速度；

$F_{tE}(i)$ 是 $C_{[i+1,j]}$ 到目标节点 C^* 的时间消耗；

ω 是加权系数，取决于当前节点 C_i 的相邻节点到目标节点 C^* 的直线距离 $D(C_{[i+1,j]}, C^*)$ 和起始节点 s 到目标节点 C^* 的直线距离 $D(s, C^*)$ 的比较，若 $D(C_{[i+1,j]}, C^*) > D(s, C^*)$ ，则权值 $\omega = Q$ (Q 为小于 1 的常数)；否则 $\omega = D(C_{[i+1,j]}, C^*) / D(s, C^*)$ 。

改进的 A* 算法的程序流程图如图 2 所示，实现步骤如下：

1) 入口节点 s 作为起始节点，同时也作为当前节点，计算直线距离 $D(s, C^*)$ 。

2) 根据当前节点 C_i ，计算一个 $D(C_{[i+1,j]}, C^*)$ ，与 $D(s, C^*)$ 比较确定加权系数 ω_j 。

3) ω_j 值与设置的上限 H 和下限 L 相比较，若 $\omega_j > H$ ，则 $\omega_j = H$ ；若 $\omega_j < L$ ，则 $\omega_j = L$ 。

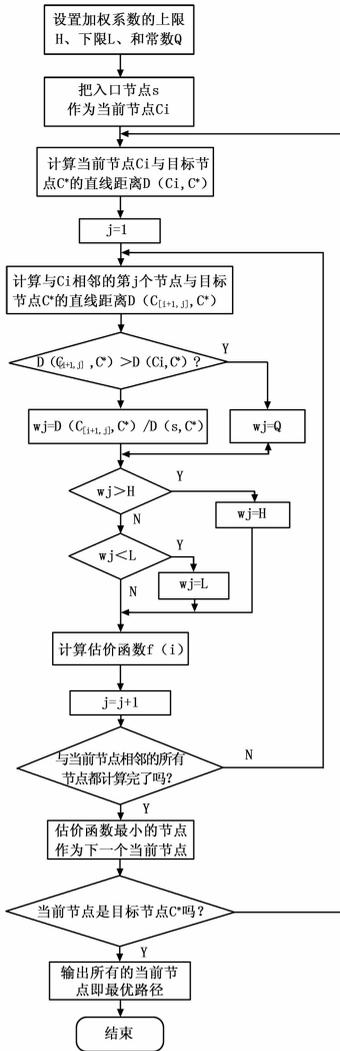


图 2 改进的 A* 算法的程序流程图

4) 循环执行步骤 (2) 和 (3), 计算出与当前节点相邻的所有节点的权值 w 。

5) 根据估价函数 $f(i) = (1-w) * F_i(i) + w * \dots$, 选取估计值最小的节点作为下一个循环的当前节点。

6) 循环执行步骤 (2~5), 直到 $i = C^*$ 时, 算法结束, 输出搜索到的较优路径节点信息为 RT_2 。

在改进的分层 A* 算法中, 以改进的时间最优为评价指标, 在估价函数中引入一个变化的加权系数 w , 在路径搜索初期加大估价函数中第二项的权重, 提高搜索速度, 在后期搜索中减小估价函数第二项的权重, 为的提高搜索精度, 同时, 设置了 w 的上下限值, 以保证在搜索前期的搜索精度和搜索后期的搜索速度。至此, 就得到了从入口 s 到某个停车位 P_i 的较优路径就是 $RT_1 + RT_2$, 同理, 采用相同的方法也可以获得某个车位到出口的较优路径信息^[7]。

3 实例分析

以图 1 给出的停车场平面图为基础, 标注上各路段的属性参数和路况信息, 如图 3 所示, D 代表各路段的距离, V 代表各路段的车辆基本速度, m 代表各路段上的车辆数, 数字代表路段号。通过搜索从入口 s 到车位 P^* 的较优路径, 来验证算

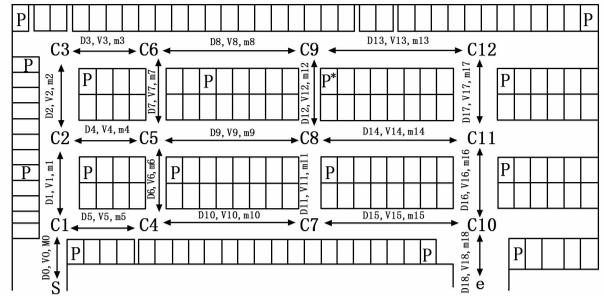


图 3 停车场属性参数示意图

法的准确性和优越性, 首先构建路段的属性参数如表 1 所示^[8-9]。

表 1 构造的停车场各路段属性参数

路段号 k	路段长度 D/m	车辆基本速度 V/(m/s)	车辆数 m/辆	系数 β
0	20.5	5.1	4	1
1	21.5	8.7	2	1
2	21.5	8.9	1	1
3	15.7	9.2	1	1
4	15.7	8.9	0	1
5	15.7	8.7	2	1
6	21.5	9.3	2	1
7	21.5	9.5	1	1
8	26.9	10.1	0	1
9	26.9	9.9	8	0.75
10	26.9	10.1	4	1
11	21.5	9.9	0	1
12	21.5	9.9	0	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

第一层算法执行后, 离 P^* 节点最近的交叉口节点为 C_9 , 在对第二层节点使用改进的 A* 算法, 程序执行后, closed 表最终给出的节点为: $[S, C_1, C_4, C_7, C_8, C_9]$, 所以最优路径为 $S \rightarrow C_1 \rightarrow C_4 \rightarrow C_7 \rightarrow C_8 \rightarrow C_9 \rightarrow P^*$ 。把第 10 号路段的速度改为 8.2 后, 其余不变, 再次执行程序后, closed 表给出的节点为: $[S, C_1, C_2, C_3, C_6, C_9]$ 。对两次结果进行分析: 第一次搜索结果 S, C_1 后是 C_4 , 而不是 C_2 , 是因为在 10 号路段上的车辆基本速度 V_{10} 远大于 V_4 和 V_2 , 此路径保证时间较优, 当把 V_{10} 改为 8.2 后, 搜索的节点为 S, C_1 后为 C_2 , 而 C_2 后是 C_3 而非 C_5 , 有效地避开了车辆较为拥挤的第 9 号路段。

4 结束语

本文采用改进的分层 A* 算法, 通过选取符合实际的较短时间评价指标函数, 构建了与之相适应的估价函数, 对传统的 A* 算法进行了改进, 提高了搜索效率和搜索精度, 把传统的停车场车位路径规划中以距离最优改变为以时间最优为目标, 同时又能避开车辆较为拥挤路段。通过构建停车场模型各路段

的属性参数, 编写算法程序, 运行结果表明, 该算法能有效地规划出不同情况下车位的最优路径信息。

参考文献:

[1] 吴若伟, 楼佩煌. 基于 Dijkstra 算法的大型停车场最优泊车路径规划 [J]. 工业控制计算机, 2013, 26 (5): 93-95.

[2] 张翼, 唐国金, 陈磊. 时相关车辆路径规划问题的改进 A* 算法 [J]. 控制工程, 2012, 19 (5): 750-756.

[3] 张静, 万书亭, 陈海宏. 基于改进路网分层和 A* 算法的最优路径研究 [J]. 华北电力大学学报, 2012, 39 (5): 12-16.

[4] 林娜, 霍志胜. 一种基于并发奖赏蚁群系统的 A* 算法 [J]. 公路交通科技, 2011, 28 (10): 80-85.

[5] 钱红昇, 葛文锋, 钟鸣, 等. 基于分层的改进 A* 算法在路径规划中的应用 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 50 (7): 225-229.

[6] 闵伟伟, 刘国栋. 基于 A* 算法的双足机器人足迹规划 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (1): 157-159.

[7] 黄小珂. 基于蚁群算法的停车场车位引导问题研究 [J]. 软件导刊, 2012, 11 (1): 64-66.

[8] Haghani A, Jung S. A dynamic vehicle routing problem with time-dependent travel tiers [J]. Computer & Operations Research, 2005, 32 (11): 2959-2986.

[9] 张渭军, 王华. 城市道路最短路径的 Dijkstra 算法优化 [J]. 长安大学学报, 2005, 25 (6): 63-65.

(上接第 169 页)

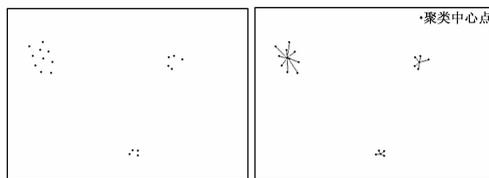
因此对第一类目标群进行第二级 FCM 聚类, 最后另外得到两类目标群: 目标编号 1~5 归为一类, 目标编号 5~10 为另一类。通过多尺度多级 FCM 将 X_{data2} 数据归为四类, 符合聚类有效性规则, 也符合实际理想分类结果。

表 1 X_{data2} 数据库集合

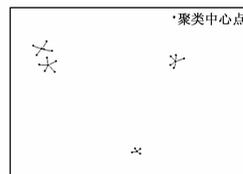
目标编号	X 坐标	Y 坐标	与 X 轴坐标夹角
1	90	82	44°
2	59	92	45°
3	84	100	43°
4	103	103	41°
5	67	114	39°
6	91	120	2.1°
7	112	128	1.8°
8	73	136	3.5°
9	86	151	2.7°
10	109	153	3.0°
11	379	117	103°
12	391	114	112°
13	410	122	107°
14	378	137	110°
15	386	145	108°
16	296	331	43°
17	208	332	45°
18	289	340	42°
19	308	343	44°

4 结论

本文着重分析了多批次连发目标的数量、运动状态等特性, 并针对单经纬仪的视场涵盖范围小的特点, 提出了分类跟踪的思想, 在分析靶场测量中多批次连发多目标群运动特点的基础上, 定义了三种类目标群的概念: 时间序列、空间序列。在 FCM 算法的基础上, 设计了基于多尺度多级 FCM 分类算



(a) 原样本集合 (b) 第一级距离相似性准则聚类结果



(c) 第二级运动方向准则聚类结果

图 5 原样本集合与多级 FCM 的聚类结果

法, 将进入视场的多目标群智能分类, 分类结果符合不同类目标群的定义要求, 利用决策控制器控制多台经纬仪对不同类目标群分别进行实时跟踪, 最后通过实验证明了此分类算法的有效性。

参考文献:

[1] 单建丰, 郁道银, 陈晓冬等. 基于模糊聚类和 C-V 模型的水平集方法图像分割 [J]. 中国介入影像与治疗学, 2013 (8): 498-502.

[2] 段军, 位保振. 改进的模糊 C-均聚类医学图像分割算法 [J]. 微型机与应用, 2013, 16: 36-37.

[3] 陈厦, 方方, 胡战利. 模糊聚类算法综述 [J]. 生命科学仪器, 2013 (6): 33-37.

[4] 倪迎花. 图像处理中的模糊算法及实现分析 [J]. 信息与电脑 (理论版), 2013 (8): 53-54.

[5] 曲福恒. 一类模糊聚类算法研究及其应用 [D]. 吉林: 吉林大学, 2009.

[6] Esmin, A A A, Coelho R A. Consensus Clustering Based on Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2013 (10): 2280-2285.

[7] 朱林, 雷景生, 毕忠勤, 等. 一种基于数据流的软子空间聚类算法 [J]. 软件学报, 2013 (11): 2610-2627.

[8] 刘建生, 乔尚平, 匡奕群. 基于差分粒子群和模糊聚类的彩色图像分割算法 [J]. 江西理工大学学报, 2013 (5): 66-71.

[9] 刘伟. 基于人工神经网络的遥感影像模式分类研究 [D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2005.