

神经网络和遗传算法在动态路径诱导中的应用*

吴成东, 杨丽英, 许 可

(沈阳建筑大学 信息学院, 辽宁 沈阳 110168)

摘 要: 针对智能交通路径诱导目前存在的实时性差和求解效率低的问题, 提出了将神经网络与遗传算法结合的动态路径诱导方法, 研究了基于神经网络的交通信息实时预测方法, 构造了具有时变性的路阻矩阵, 解决了传统静态路阻存在时变性差等的局限性问题; 探讨了基于遗传算法的最优路径求解问题, 提出了适用于路径优化的编码方式、适应度函数和遗传操作算子, 解决了求解效率和求解质量的平衡问题。仿真实验表明, 该方法满足路径诱导的准确性、实时性和快速性要求。

关键词: 路径诱导; 神经网络; 路阻矩阵; 遗传算法; 最优路径选择

中图法分类号: TP18 文献标识码: A 文章编号: 1001-3695(2006)05-0177-03

Application of Neural Network and Genetic Algorithm in Dynamic Route Guidance

WU Cheng-dong, YANG Li-ying, XU Ke

(College of Information, Shenyang Jianzhu University, Shenyang Liaoning 110168, China)

Abstract: In order to solve the problem of bad real-time and seeking answer ineffectively, which exist in route guidance of intelligent traffic system, a dynamic route guidance method based on Neural Network(NN) and Genetic Algorithm(GA) is presented. The NN forecasting method for traffic information has been studied deeply and the time-varied road weight has composed to matrixes, which solve the limitation problem in traditional static road weight. The GA for optimal route choice is discussed, the corresponding selection, crossover and mutation operators are given. The quality and the efficient of seeking the answer have been balanced. It is indicated by simulation that the presenting method of route guidance has achieve the right, real-time and quick guidance.

Key words: Route Guidance; Neural Network; Road Weight Matrix; GA(Genetic Algorithm); Optimal Route Choice

在智能交通路径诱导方法的研究中, 传统的网络权值大都是静态的、确定的, 不能客观地描述现实交通网络的时变性^[1]。此外, 面对规模越来越大的交通网络系统, 最优路径的求解效率成为人们追求的目标, 新的现实问题使得传统的基于纯数学方法的最短路径算法面临新的挑战。针对这些问题, 越来越多的人开始研究采用神经网络、模糊系统等方法来求解优化问题。J. Wahle 等人在基于实时交通数据的动态路径诱导中采用模糊算法进行了最优路径求解, 该方法能够满足路径诱导的实时性要求, 并能给出备选路径^[2]; 靳文舟等人提出的基于流体神经网络的最短路径算法, 简单直观, 能够有效完成最短路径选择^[3]。因此, 引入新的智能方法可以有效地解决交通诱导系统中的关键性技术问题。基于神经网络和遗传算法的动态路径诱导方法, 利用人工智能对复杂的问题进行学习与推理的特点来处理智能交通系统流量的短时预测与交通诱导问题, 将有效解决路径寻优的准确性、实时性和时变性问题。

将交通网络用图论术语描述如下: 在图 $G(V, A)$ 中, V 表示路网的节点(即交叉路口)集合, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, 对 G 中的某一条边 (v_i, v_j) 相应地有一个表示该路段特性的数 $d(v_i, v_j)$, 如果 (v_i, v_j) 之间连通则为路段长度或路段行程时间, 如 (v_i, v_j) 之间不连通则为 ∞ , 在实际计算中以一个足够大

的值代替。把矩阵 $W = \{d(v_i, v_j) \mid v_i, v_j \in V\}$ 称为路阻矩阵, 对于一定的交通网络, W 反映了某一时段的交通状况。根据不同的最优路径选择目标可以定义相应的路段权重, 反映到图上就是各条弧的权。路段权重一般有以下几种选取方法: 将出行时间最短作为最优目标, 选取车辆通过路段的平均行程时间作为路段权重; 将出行距离最短作为最优目标, 选取路段长度作为路段权重; 将出行费用最小作为最优目标, 选取车辆在该路段上平均运行费用作为路段权重; 将某些特殊要求, 如出行复杂度最小、避免收费道路、避免高速公路等作为路线选取的依据。其中出行复杂度可根据转向角度和方向来标定^[4]。

1 动态路径诱导算法

1.1 神经网络行程时间预测模型

神经网络是一种新型的数据建模方法, 它具有非线性、适应性与集成性等特点, 能够准确、有效地实现道路交通信息的实时预测, 构成时变路阻矩阵。神经网络的行程时间预测模型分别由数据处理器和神经网络组成。数据处理器主要将实测的行程时间数据和交通流量数据进行处理构成输入样本, 神经网络为输入层、隐层和输出层三层结构。设 $q_i(\tau)$ 为路段 i 上 τ 时刻的交通流量向量, $q_i(\tau-1)$ 为路段 i 上 $\tau-1$ 时刻的交通流量向量, $Q_i(\tau) = [q_1(\tau), q_2(\tau), \dots, q_d(\tau)]$, d 为所研究路网路段的总数, 若只考虑研究路段的交通流量, 则 $d = 1$ 。设 $t_i(\tau)$ 为路段 i 上 τ 时刻的行程时间向量, $t_i(\tau-1)$ 为路段 i 上

$\tau-1$ 时刻的行程时间向量, $t_i(\tau)=[t_1(\tau), t_2(\tau), \cdots, t_d(\tau)]$ 。考虑到路段的长度和交通流的特性, 采用当前时间段和前 m 个时间段的交通流量和行程时间对未来时间段的行程时间进行预测。将 $Q_i(\tau), Q_i(\tau-1), \cdots, Q_i(\tau-m)$ 和 $T_i(\tau), T_i(\tau-1), \cdots, T_i(\tau-m)$ 作为输入, $T_i(\tau+1)$ 作为输出值^[5]。图 1 是神经网络预测模型的基本原理。

根据神经网络预测所得某时刻交通路网各路段的权重即平均行程时间, 可得表 1 所示的路阻矩阵。第一行和第一列表示路网节点的编号, X_{ij} 表示在某时刻从节点 i 行驶到节点 j 所花费的时间, 如果两节点间的路段不连通, 则 X_{ij} 的值等于一个大于所有路阻和的数 M 。

表 1 路阻矩阵(单位: min)

路网节点	1	2	3	...	$N-1$	N
1	X_{11}	X_{12}	X_{13}	...	$X_{1,n-1}$	X_{1n}
2	X_{21}	X_{22}	X_{23}	...	$X_{2,n-1}$	X_{2n}
...	...	...	...	...	...	...
$N-1$	$X_{n-1,1}$	$X_{n-1,2}$	$X_{n-1,3}$	...	$X_{n-1,n-1}$	$X_{n-1,n}$
N	X_{n1}	X_{n2}	X_{n3}	...	$X_{n,n-1}$	X_{nn}

1.2 遗传算法最优路径选择模型

(1) 染色体的编码。由于在最优路径选择算法中的基因是路网节点, 而这些节点的排列顺序正好就是所要求的路径, 所以采取有序的实数编码方式^[6]。

(2) 适应度函数的确定。在遗传计算前期, 根据每个染色体的有效基因片段, 即染色体中连通的节点数 p 定义适应度函数, 即 $f(k)=p(k)/(1+p_{\max})$, 其中, $p(k)$ 表示第 k 个染色体的有效基因片段数, $p_{\max}$ 表示这一代所有个体中最大的有效基因片段数, 加 1 只是为避免出现适应度值为 1 的情况; 当计算进行到某一遗传代数, 以染色体的路阻和定义适应度函数。定义 P 为某一染色体从 O 到 D 所经过的路段的路阻之和, 即该染色体的目标函数 $P=\sum d(i,j)$, 其中 $d(i,j)$ 为节点 i 到节点 j 之间的费用, 则适应度函数为 $f(k)=1-P(k)/\sum_1^k P(k)$, 其中, $k=1,2,3,\cdots,M$, M 为群体规模^[5]。

(3) 染色体的交叉。在父母染色体 A, B 中随机地选取一个交叉点 Q , 交叉点 Q 不能为起点和终点, Q 至少应从第三个节点开始; 当 $\max(P_A, P_B) \geq \min(Z_A, Z_B)$ 时, 双亲染色体不交叉, 以保证有效基因片段和零基因不被交叉, 其中 Z 表示染色体中非零基因的个数; 当 $\max(P_A, P_B) \leq \min(Z_A, Z_B)$ 时, Q 应在 $\max(P_A, P_B)$ 和 $\min(Z_A, Z_B)$ 之间, 以保证父母染色体的有效基因片段不被破坏; 将交叉所得两个新染色体中重复的节点和冗余节点去掉, 同时在染色体的末端补 0^[7]。

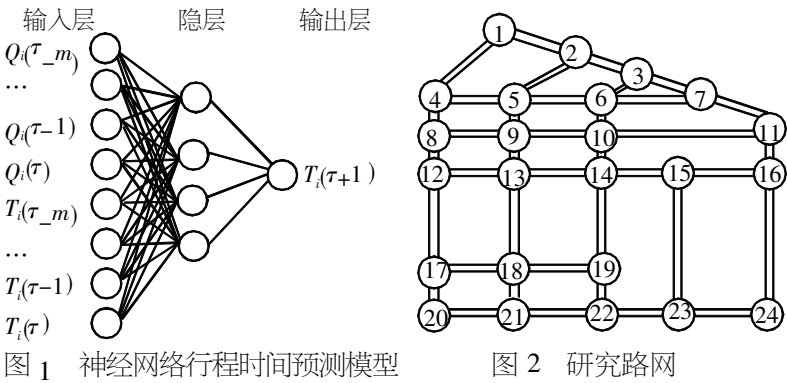
(4) 染色体的变异。将无效基因片段的第一位进行变异, 变异后的染色体如果比原染色体的有效基因片段长, 即 p 值增加, 则用所得染色体替换母染色体, 否则不予替换; 当无效基因片段的第一位为 D , 且该染色体是不合理的, 在 D 的前一个位置插入一个节点, 节点插入后要保证所得染色体仍是合法的, 即符合编码规则, 不能改变染色体的长度。变异后的染色体如果比原染色体的有效基因片段长, 即 p 值增加, 则用所得染色体替换母染色体, 否则不予替换。染色体的选择: 首先将本代染色体经轮盘赌选择、交叉、变异后得到下一代染色体。由于在前几代的遗传计算中, 大量的染色体都是不合理的, 因此, 将本代中合理的染色体代替下一代中的基因片段数小的不合理

染色体; 如果本代中没有合理的染色体, 则不进行替换。当遗传计算进行到一定代数时, 染色体大部分是合理的, 这时将本代路阻和最小的染色体与下一代路阻和最大的染色体进行比较, 如果本代最优的染色体比下一代最差染色体的路阻小, 则进行替换, 反之则不替换; 如果本代群体中路阻和最小的个体不是合理的路径, 也不进行替换操作。

(5) 染色群体的更新方式。群体的设计需要平衡群体多样性维护和快速收敛之间的矛盾。从数学的角度讲, 允许父辈中的优良个体进入下一轮的竞争确保了最优解的迭代稳定性, 而将后代中劣化的个体提前淘汰出局加速了寻优过程的实现。采取让子代中的优秀个体和父辈中的优良个体同时进入下一代的群体更新方式, 即父辈个体经过交叉、变异操作后得到临时子个体, 将父辈个体和临时子代个体进行比较, 选择适应度高的个体作为子代个体进入下一代的竞争。这种群体更新方式能保证每一次交叉、变异操作都将产生两个更好的子个体, 从而保证了该算法的收敛性。

2 仿真研究

以图 2 所示的较为复杂的路网为研究对象进行仿真实验研究。该路网包含 24 个节点, 72 条有向路段。



以出行时间最短作为最优目标, 通过神经网络对交通路网各路段任意时刻的平均行程时间进行预测, 动态地得出该路网任意时刻的权重。取 $m-1, m-2, m-3, m-4, m-5$ 五个时间段路网的交通流量和平均行程时间作为神经网络的输入, 因此神经网络输入层取 10 个节点; 输出层取 1 个节点, 输出为 m 时刻该路网各路段的行程时间。根据实验, 隐层取 4 个节点。由神经网络预测所得 m 时刻路网各路段的平均行程时间构成路阻矩阵, 路阻矩阵的大小是 24×24 , 两节点间的路段不连通时, 用一个大于所有路阻和的数 800 表示。

求得 m 时刻路网的路阻矩阵后, 采用遗传算法进行最优路径的选择, 遗传算法参数的确定如下: 由于网络节点数为 24, 所以染色体的编码长度为 24。综合考虑本文研究路网的规模、遗传算法的求解精度和遗传算法的收敛速度三方面的因素, 并通过多次仿真实验的验证可知, 种群规模选为 200 时, 最优路径选择算法的性能最好; 由于采用了可以促进种群染色体适应度增加的交叉算子和变异算子, 因此, P_c, P_m 的取值可以稍大一些, 取 $P_c=0.4, P_m=0.6$ 。经仿真实验验证, 遗传终止代数可取为 15。

采用 MATLAB 进行仿真实验, 在 m 时刻对研究路网的 176 个 OD 对进行路径寻优, 结果如表 2 所示。

表 2 遗传算法路径寻优结果

R_{opt}	R_{eff}	$T(s)$	Accuracy	Effectiveness
159	173	15~40	0.9034	0.983

其中, R_{opt} 表示计算所得最优路径条数; R_{eff} 表示有效路径条数; $\overline{T}$ 表示求解一条有效或最优路径遗传算法所用时间; Accuracy 表示采用遗传算法对研究路网计算得出最优路径的准确率, 该值等于找到最优路径的 OD 对与全部 OD 对数目的比值; Effectiveness 表示有效率, 该值等于找到有效路径的 OD 对与全部 OD 对数目的比值。仿真结果表明, 对于 176 个 OD 对寻优, 遗传算法计算得到 159 条最优路径, 173 条有效路径, 求解准确率为 0.903 4, 有效率为 0.983, 平均寻优时间为 15s ~ 30s, 满足了路径诱导的准确性和实时性。

对随机产生的 OD 对(1, 23) 分别求解 T_1, T_2, T_3 时刻的最优路径, 结果如表 3 所示。 R_1 为 T_1 时刻最优路径 1 - 2 - 5 - 9 - 13 - 14 - 15 - 23, R_2 为 T_2 时刻最优路径 1 - 2 - 3 - 6 - 10 - 14 - 15 - 23, R_3 为 T_3 时刻最短路径 1 - 2 - 3 - 6 - 10 - 14 - 19 - 22 - 23。此路径为行驶距离最短路径; D 表示路径距离, $\overline{T}$ 表示通过某路径所用时间, $\overline{V}$ 表示行驶的平均速度。该路网的自由流速度为 40km/h, 从路网节点 1 行驶到节点 9, 在不同时刻对应着不同的最优路径。由于道路的拥挤程度随时间变化, 路网权值也随之变化, 因此, 行驶距离最短的路径并不一定是行驶时间最短路径。

表 3 仿真结果

Route	$D(\text{ km})$	$T(\text{ min})$			$\overline{V}(\text{ km/h})$		
		T_1	T_2	T_3	T_1	T_2	T_3
R_1	13. 71	25	26. 4	23. 8	33	31	34. 5
R_2	13. 6	27. 2	23. 9	24. 7	30	34	33
R_3	13. 3	30. 9	26. 6	19. 9	26	30	40

3 结论

仿真结果表明, 基于神经网络和遗传算法的动态路径诱导

方法可以对交通信息进行实时预测, 并且其最优路径求解效率达到 98.3%, 准确率达到 90.34%, 平均寻优时间小于 40s, 解决了传统路径诱导方法存在的实时性差和收敛速度慢等问题, 满足了路径诱导的实时性要求。但是, 对于大规模的复杂路网, 为了保证遗传算法在求解时能够快速收敛, 需要进一步研究路网冗余节点的约简问题。

参考文献:

[1] 陈芒, 陈洪亮. 智能交通系统中的路径牵引算法[J]. 微型电脑应用, 1999, 15(6) : 45-46.

[2] J Wahle, O Annen, Ch Schuster, *et al.* A Dynamic Route Guidance System Based on Real Traffic Data[J]. European Journal of Operational Research, 2001, 13(1) : 302-308.

[3] 靳文舟, 温慧敏, 杨楠. 车内诱导系统的最短路径算法研究[J]. 中国公路学报, 1998, 11(8) : 94-96.

[3] L Fu. An Adaptive Routing Algorithm for In-vehicle Route Guidance Systems with Real-time Information[J]. Transportation Research Part B, 2001, (35) : 749-765.

[5] 杨昊, 钟雁, 钱大琳. 城市交通流路段行程时间预测模型[J]. 北方交通大学学报, 2001, 25(2) : 65-69.

[6] 吴成东, 张颖, 刘航. 粗集遗传算法在机器人路径规划中的应用[J]. 沈阳建筑大学学报, 2003, 19(4) : 326-329.

[7] 景玲, 黄席樾, 潘娅. 基于遗传算法的动态路径诱导[J]. 重庆大学学报, 2002, 25(4) : 68-71.

作者简介:

吴成东(1960-), 男, 辽宁大连人, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向为智能交通、模式识别、机器人; 杨丽英(1979-), 女, 山西太原人, 助教, 硕士, 主要研究方向为智能交通; 许可(1978-), 男, 辽宁沈阳人, 助教, 硕士, 主要研究方向为数据挖掘。

(上接第 176 页)

(4) 易于进行数据更新。由于图素和数据表已经完全隔离, 可以方便地更新属性数据; 由于数据导入实现了自动分离程序, 一般操作人员也能导入新的 Shape 格式数据。至于其他格式的数据, 可以通过 ArcView 等软件进行转换后导入。

(5) 因为针对属性数据的业务逻辑是通过 ASP. NET 页面实现, 所以只要少量的工作量就可以修改、更新这方面的内容, 不会对整个系统有根本性的影响。

4 小结

综上所述, 我们基于. NET 和 MapObjects 开发的 WebGIS 有如下优点: 地图图素数据和属性数据的分离使得带宽和属性数据安全问题得到了较好的解决, 客户控制下的地图远程叠加扩充了业务内容, 结合已有的流媒体服务技术, 实现图素与多媒体资料的整合, 做到了系统的易维护性、易用性。

与其他主流 WebGIS 相比, 虽然本系统需要用户下载并安装 MapObjects 相关组件(约 15MB 大小)、特有的客户端组件以及微软的. NET 平台(约 20MB 大小, 微软网站免费下载), 但是在宽带技术越来越成熟的今天, 显然不是问题, 在做好相关的下载安装程序后, 不会给最终用户带来任何使用上的困

难。所以我们认为这是一种低成本、低难度的 WebGIS 应用推广方案, 必将为相关领域的应用发展起到推动作用。事实上本方案已经应用到了国家“863”计划草业信息化平台 WebGIS 上, 得到有关专家的认可。

参考文献:

[1] 刘光, 刘小东. 地理信息系统二次开发实例教程——C#和 MapObjects 实现[M]. 北京: 清华大学出版社.

[2] 蒋泰, 邓一星. 基于 MapGIS-IMS 的 WebGIS 应用研究[J]. 计算机应用研究, 2004, 21(12) : 196-197.

[3] 梁健, 李满春. 基于. NET 与 GeoMedia WebMap 的网络地图发布[J]. 计算机应用研究, 2004, 21(12) : 229-231.

[4] 孟令奎, 邓世军. 多服务器技术在 WebGIS 中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2004, 29(9) : 832-835.

[5] 冯文钊, 彭立芹. 基于. NET 平台和 Web Services 方式的 WebGIS 系统集成[J]. 计算机工程, 2004, 30(21) : 64-66.

作者简介:

李育森(1975-), 男, 湖南岳阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为组件化 WebGIS; 钱跃良(1960-), 男, 上海人, 研究员, 主要研究方向为中文信息处理、智能人机接口技术; 刘金刚(1963-), 男, 辽宁铁岭人, 研究员, 博士生导师, 博士, 主要研究方向为智能接口技术。