# 基于多智能计算算法融合的出行线路规划模型

马庆禄1,2 刘卫宁1 孙棣华2 但雨芳

(重庆大学计算机学院 重庆 400044)1 (重庆大学自动化学院 重庆 400044)2

摘 要 为了使公众在出行前能事先根据出行道路的交通信息对出行线路进行整体规划设计,以便最大限度地降低能耗和拥堵时间,在研究人工神经网络算法的基础上,对用于解决旅行商问题(TSP)的进化算法进行了改进,引入了多种优秀的智能计算策略,以提高算法效率;并建立了新型群集智能分析模型,用以分析公众出行的线路规划问题。实验结果表明,改进的混合智能计算方法简易而有效,有助于克服算法选择的盲目性,进一步拓展了计算智能的研究方向。规划的出行线路能够满足城市居民出行信息服务的综合需要。

关键词 出行信息服务,线路规划,神经网络,混合智能计算,群集智能模型

中图法分类号 TP389.1

文献标识码 A

# Analysis for Travel Route Planning Based on Fusion of Multi-intelligent Algorithm

MA Qing-lu<sup>1,2</sup> LIU Wei-ning<sup>1</sup> SUN Di-hua<sup>2</sup> DAN Yu-fang<sup>1</sup> (College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)<sup>1</sup> (College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)<sup>2</sup>

Abstract In order that public can plan travel line before departure based on local traffic condition to short delay time and minimizing energy, this paper improved the evolutionary algorithm for Traveling Salesman Problem (TSP) based on artificial neural network, in which multi-intelligent computation algorithm is introduced to enhance the efficiency. And then a swarm intelligence analysis model was proposed to analyze the lines planning for public Traveling. The experimental results show that this method is simple and effective for calculating. It helps to overcome the blindness of choice to further expand in research direction of Computational Intelligence. And the results meet the needs of comprehensive travel information service for public.

**Keywords** Advanced traffic information service, Path planning, Neural networks, Hybrid intelligent computation, Swarm intelligence model

从 20 世纪 50 年代开始研究机器学习以来,人们在智能 计算(Intelligent Computing)[1]领域的研究已经提出和发展 了许许多多的学习算法,比如人工神经网络(ANN, Artificial Neural Networks)、支撑矢量机(SVM, Support vector Machine)、模糊系统(FZZ, Fuzzy Logic system)、进化计算(EA, Evolutionary Algorithm)、粗糙集(RS, Rough Set)、免疫计算 (IA, Immune Algorithm)和群集智能技术(SI, Swarm Intelligence)等经典算法。同传统的计算方法相比,智能计算是可 以处理信息中的不精确性、不确定性和部分准确的学习方法。 另一方面,对已有的各种不同的学习方法进行结合(或融合), 提出了许多混合学习方法。特别是近几年,混合智能计算方 法的研究受到广泛重视,发展很快,已形成一个被称之为"混 合智能系统"[2] (HIS, Hybrid Intelligent System)的研究方 向,并在交通工程、决策支持、机械电子学和复杂自动化任务 等众多应用领域显示出其优良的性能。近些年来的研究成果 表明,基于智能计算的分析方法比传统的分析方法更能适应

交通系统发展的需要。

出行线路规划<sup>[3]</sup>是智能交通领域一个重要的研究方向,是指在特定约束条件下,寻找出行者从起始点到目标点,满足某些偏好性能指标和约束的最优运动路线(或路径)。出行线路规划涉及路况信息、交通状况、电子导航、能耗评估与时效分析、人工智能与决策等多个学科(或技术领域)。目前,各个领域对出行线路规划方法的研究方兴未艾,各种规划方法层出不穷,各有千秋,如 A\*算法、蚁群算法、遗传算法等等。出行分析的目的是收集调查区域内的出行特征资料,结合道路交通状况建立交通预测模型,为出行规划提供科学依据。在已有成熟算法的基础上引入融合多智能计算算法的思想,进一步提高和改善出行线路规划的分析效率。

# 1 智能计算算法的融合

计算智能的融合可以是部分算法的融合,也可以是整体融合<sup>[4]</sup>。通过融合其他智能计算算法来提高算法的有效性,

到稿日期:2009-11-18 返修日期:2010-01-27 本文受国家 863 计划项目("重庆智能交通计算机集成管理控制与服务系统",863-511-910-1031),重庆市科技攻关计划项目(CTSC,2005AC6037)资助。

马庆禄(1980一),男,博士生,主要研究方向为交通信息工程与控制、计算机科学与技术,E-mail;MQL2008@126.com;刘卫宁 女,教授,博士生导师,主要研究方向为智能交通、计算机集成制造;但雨芳(1984一),女,博士生,主要研究方向为数据挖掘、SOA。

可以有效解决实际问题,提高计算性能,扩大应用范围,有助于克服算法选择的盲目性,进一步拓展了计算智能的研究方向。这是一个研究难题,也是一个很有前途的研究方向。

#### 1.1 智能计算融合算法分析

神经网络<sup>[6]</sup>中以前馈网的应用最为广泛。前馈网有着很强的学习能力,一个 3 层的前馈网可以逼近任意非线性函数,但是前馈网学习算法依赖于梯度,其权值等参数的学习算法如误差反向递推算法等都是沿着平方误差的梯度下降方向来指导搜索,因而容易陷人局部极小点。然而,在针对复杂路网的道路选择问题上,除了要求自适应、稳定性之外,还要求算法具备一定的全局搜索能力。为了改善神经网络的全局搜索能力,利用遗传算法训练神经网络,即将前馈网络的权系数、阈值统一编码为遗传算法的种群,随机地初始化后,在选择、交叉、变异等算子的作用下逐代产生新的种群,以训练样本集的均方误差为适应度函数,实现网络权值、阈值的学习。因而,既保留了遗传算法的全局随机搜索能力,又具有神经网络的鲁棒性和自学习能力。

此外,人工免疫系统(AIS)具有清晰表达所学知识的特性,可弥补 ANN 的解释能力的缺陷,提高知识的可理解性;免疫功能可以实现神经感知,可以作为神经网络的补充。模糊逻辑(FUZZ)以符号表示的方法模拟人脑的逻辑思维,因此可以自然地处理人类的概念。输入、输出均为实型变量,所以特别适用于工程应用系统。将 FUZZ 算法和 ANN 算法结合起来形成混合智能系统,可以提高知识表达和自学习能力。

#### 1.2 智能计算算法融合模型

首先确定问题空间和系统目标,选择一种算法并分析该算法的性质(如收敛性、稳定性、泛化性等),对模型进行仿真并分析结果(如精度、时间复杂度、空间复杂度等)。若结果不满足要求,考虑融合其他算法(同类型或不同类型),重新进行分析、仿真,直到结果满足要求为止。具体步骤如图1所示。

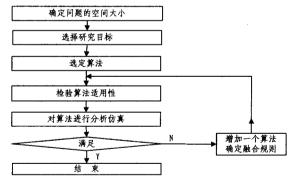


图 1 智能计算算法融合模型

其融合形态包括串联型、并联型、部分融合型和完全融合型 3 种模式。智能计算算法融合的数学描述可如下表示:

设算法集合: $ALG = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ,则 ALG 包含以下基本运算。

串联型: $X_1 \cdot X_2 \cdot \cdots \cdot X_n$ ,级联运算; 并联型: $X_1 + X_2 + \cdots + X_n$ ,或运算; 部分融合型: $X_1 \supset X_2 \supset \cdots \supset X_n$ ,包含运算; 完全融合型: $X_1 \supset X_2 \supseteq \cdots \supseteq X_n$ ,完全包含运算。

#### 1.3 建立随机连接神经网络的群集智能模型

群集智能<sup>[5]</sup>是从群居昆虫互相合作的工作中得到启迪,研究其中的原理并以此来设计新的求解问题的算法,比如蚁

群算法<sup>[5]</sup>、蜂群算法等。蚁群系统(ant colony system)的行为方式和自组织能力以及系统所具有的分布式组织模型对解决复杂路径规划问题、出行分析以及道路交通问题提供了很好的解决思路。

基于群体智能相互联系的观点,研究随机连接神经网络的群体智能模型。具体地说,就是将每个蚂蚁看成是一个神经元,它们之间的通讯联络看成是各神经元之间的连接,只不过这时的连接不是固定的,而是随机的。即用一个随机连接的神经网络来描述一个群体,这种神经网络所具有的性质就是群体的网络智能,或称为网络群集计算模型。

# 2 线路规划模型

#### 2.1 模型分析

路径规划(路径选择)模型包括出行前路径规划、出行途中路径规划两种模型<sup>[7]</sup>。出行前路径规划可根据交通诱导信息改变出行时间、路径、方式,甚至可能取消本次出行。然而一旦驾驶员出行后,就不可能再改变其出行时间了。此时,可采用行程途中路径规划模型来描述驾驶员的行为过程。驾驶员通过对实时交通诱导信息(如可变信息板、车载信息系统等)的响应可改变途中行车线路。出行前选择模型是基于出行者的出行时间、方式、路径等各种可能的组合,来确定其中任一种组合被选择的概率<sup>[8-10]</sup>,见式(1)。

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^{\mu} \eta_{ij}^{\beta}}{\sum \tau_{ij}^{\mu} \eta_{ij}^{\beta}}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$
(1)

$$\tau_{ii}(t+n) = \rho \tau_{ii}(t) + \Delta \tau_{ii} \tag{2}$$

$$\Delta \tau_{ij} = \sum_{i=1}^{m} \Delta \tau_{ij} \tag{3}$$

$$\Delta \tau_{ij} = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若第 } k \text{ 辆车(蚂蚁)} 经过节点 } i \text{ 到节点 } J \end{cases}$$

式中, $allowed_k = \{0,1,\cdots,n-1\}-tabu_k$ , $tabu_k$  记录车辆已经走过的网络节点;i 和 j 分别为路网中同一条路径的两个节点; $t_{ij}$  表示节点 i 和 j 路径的信息量(信息素强度); $t_{ij}$  表示某种启发信息,在求解最短路径的问题中,一般为节点 i 和 j 路径长度  $L_{ij}$  的倒数。  $L_k$  为目标函数,这里为两点间欧式距离; $\alpha$  为路径权; $\beta$  为启发性信息的权; $\rho$  为路径上信息素数量的蒸发系数;Q 为信息素质量系数。途中路径规划是一个动态路径选择的过程,动态 OD 矩阵通过路径选择模型分配到交通网络中,产生了网络中各路径上的交通流量。被动态网络加载过程可用来得到分配矩阵。

#### 2.2 出行代价分析

出行后,假定途中有多条道路可供选择。现在的问题是要规划出一条可行的最优行驶线路,使得出行者出发后能以最短时间且尽可能顺利地抵达目的地,同时能使得出行者行驶距离,行程时间以及能耗等主要指标为最小。这显然是一个多目标优化问题。为简化起见,采用加权因子将多目标的优化问题转化为单目标优化问题,并设定行驶速度基本保持恒定下目标函数可按最短线路和时间的加权方法来计算[11]:

$$F = \int_{0}^{L} [(1 - k_f)F_t + k_f F_f] ds$$
 (4)

式中,F 为总代价函数,F, 为出行线路选择函数,F, 为出行线路的能耗代价函数,加权系数 k, 可按实际任务的需求做出偏

好选择( $0 \le k_f \le 1$ ), L 为路径。出行途中主要考虑的是路径选择和道路交通状况及能耗。通常路径的选择和能耗存在一定的正比关系, 路径越短能耗越少, 但行驶时间却不一定就短, 因为还要考虑道路交通状况。当所有道路畅通时, 可不考虑道路交通状况, 那么采用下式计算:

$$F_{n}(x,y) = \sum_{i=1}^{N_{n}} \frac{T_{i}}{(x-x_{n})^{2} + (y-y_{n})^{2}}$$
 (5)

式中,(x,y)为出行途中的瞬时坐标, $(x_n,y_n)$ 为第 i 个岔路口的坐标, $N_r$  为途中岔路口的数目。 $T_n$ 为第 i 个岔路口对出行者的选择系数,当出行者至目的地整个途中没有岔路口时,则该选择系数为零。

通常,出行线路的能耗代价函数  $F_f$  在出行行驶速度基本恒定的情况下可以认为正比于线路长度 L,根据式(4)即可求出每一条路径的总代价函数。求出各条路径的代价函数之后,再对其进行排序,然后按下式计算相应的适配值:

$$f_i = k_n (n - r_i)/n, i = 1, 2, \cdots, n$$
 (5)  
式中, $k_n$  是用来控制适配值之间差别的常数(试验数据选为2), $r_i$  是各染色体按代价函数值排序之后的次序号, $n$  为种群数目。有了计算出行者各初始路径适配值的方法之后,再对各种不同的航路进行编码,然后采用改进的融合智能计算方

## 3 实验结果及分析

法,可以使线路规划问题迎刃而解。

为了验证多智能计算算法和群集分析在交通路网最优路 径选择中的算法使用效果,我们设计了如图 2 所示的含有 15 个节点的虚拟交通路网图。图中的路段数值代表两节点间的 行程时间,即路段的行程时间,单位为 min。路网的权值采用 逆向邻接表来表示,在程序运行中我们将路网图中有互连关系的节点对之间的权值输入数组,而对没有互连关系的节点对则不输入,理解为 $\infty$ ,程序执行中取一个足够大的数值即可。算法涉及的参数  $u_0$ =4, $\Delta$ =0.5,允许最大迭代步长=1000。

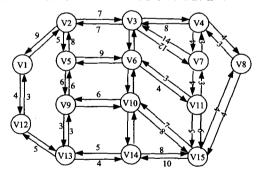


图 2 虚拟交通路网结构图

以人工神经网络初始求解分析,通过不断融入新的智能算法,反复修改计算参数求解线路、求解计算的精确度,在图2试验模型的基础上,对算法求解过程进行验证。其在改变参数后的计算结果如表1所列。通过群集智能模型分析的结果显示,41条非最短路径中的26个点对找到了最短路径,其结果如表2所列。

表 1 改变参数后找到的 4 个有效路径

起	终	出行	路	起	终	出行	TH /7
点	点	代价	径	点	点	代价	路径
6	1	20	6,10,14,13,12,1	11	12	21	11,6,10,14,13,12
_6	12	16	6,10,14,13,12	11	13	16	11,6,10,14,13

表 2 改变参数后找到的最短路径

起	终	出行	路	起	终	出行	路径
点	点	代价	径	_点	点	<u>代价</u>	
1	3	15	1,2,3	9	3	17	9,5,2,3
1	4	22	1,2,3,4	9	4	24	9,5,2,3,4
1	5	17	1,2,5	9	11	13	9,10,6,11
2	7	17	2,3,4,7	9	15	13	9,10,15
2	13	17	2,5,9,13	10	2	16	10,9,5,2
3	15	16	3,6,11,15	10	4	14	10,6,11,7,4
4	1	25	4,3,2,1	10	5	11	10,9,5
4	2	15	4,3,2	11	3	11	11,6,3
5	7	16	5,6,11,7	12	7	26	12,13,14,15,11,7
6	2	13	6,5,2	13	8	17	13,14,15,8
7	14	17	7,11,15,14	14	4	15	14,15,8,4
8	12	23	8,15,14,13,12	14	8	12	14,15,8
8	13	18	8,15,14,13	15	13	14	15,14,13

实验结果显示,将多计算智能算法结合群集分析进行出行路径规划,有效提高了算法的收敛性。根据实验结果可以看出,路网中不同路径的权值相差越大,算法结果的收敛性就越好。迭代的步长应该越大越好,但这样会使算法的执行时间延长。然而根据测试实例,与计算结果相比,算法执行时间尚在可以接受范围内。

试验数据来源于(106.5022°,29.5616°)~(106.5408°,29.6105°)一个矩形区域内(重庆市江北商业核心区)所有主干线路上所有运行的公交车的 GPS 数据。GPS 实时数据由重庆市交通委员会信息中心提供,实验结果通过 GIS 展示,如图 3 所示。



图 3 试验区域路径规划图

据此分析结果,将混合多智能计算算法的神经网络算法 和群集计算机结合起来,用于路径规划的寻优计算是可行的, 具有较高的收敛性。

结束语 计算智能算法的有效混合拓展了传统的计算模式和智能理论,可以应用于一些无法用数学模型精确描述的复杂系统,尤其是在交通工程领域取得了一定的效果。其积极意义在于促进基于计算的和基于交通理论相结合的各种智能理论、模型、方法的综合集成,以便于发展思想更先进、功能更强大、能解决更复杂系统的智能行为。

在对出行线路总代价函数进行简化的基础上,采用改进的混合智能计算方法,即在人工神经网络的基础上引入多种智能计算算法对出行线路进行综合规划。仿真实验结果表明,改进的混合智能算法有效地增加了算法的稳定性,同时充分地改善了常规神经网络的学习过程收敛时间过长、易陷人局部最小、鲁棒性较差等不足,用其规划出的出行线路能够保证综合代价最优。

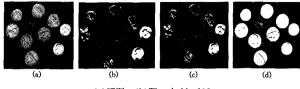
(下转第 253 页)

 $(t^*,s^*) = \operatorname{Argmax}\{\Phi_a(t,s)\}$ 

根据阈值 t\* 二值化原图像,输出得到分割结果。

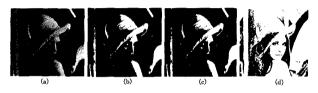
# 4 实验结果及分析

为验证上述方法的可行性,针对各种类型的图像用 Matlab 编程语言进行了大量的仿真实验,并与文献[6,8]中的二 维最大熵法分割结果进行了比较。图 3、图 4 给出部分仿真 实验结果。



(a)原图 (b)Threshold=198 (c) $\alpha$ =0.5,Threshold=194 (d) $\alpha$ =0.3,Threshold=145

图 3 coins 原图及各方法分割结果



(a)原图 (b) Threshold=137 (c) α=0.3, Threshold=137 (d)α=0.5, Threshold=52

图 4 lena 原图及各方法分割结果

图 3(a)是背景比较简单的 coins 图像。图 3(b)为二维最大熵法的分割结果,分割阈值为 198。图 3(c)为传统二维 Renyi 熵方法分割结果<sup>[6]</sup>,经过调整其参数 a 之后得到的最佳分割结果 a=0.5,Threshold=194。图 3(d)是本文方法得到的分割结果,调整参数 a,a 在一定取值范围内均能得到最佳分割阈值 145。图 4(a)为背景较为复杂的 lena 图像。图 4(b)为二维最大熵法分割结果,分割阈值 137。图 4(c)为文献[5]所提方法分割结果,a 在一定取值范围内得到最佳分割阈值 137。图 4(d)是本文方法分割结果,a 在一定取值范围内得到

最佳分割阈值 52。从仿真实验结果能看出,无论是对于背景简单还是背景复杂、细节分布较多的图像,本文方法均得到了较好的分割结果,分割后图像内部均匀、边界形状更为准确。文献[9]提出的基于 Parzen 窗和一维 Renyi 熵的分割方法需要大量的样本数才能得到满意的分割结果。本文方法解决了上述问题,同时与文献[7,8]相比也降低了算法复杂度。另外,针对本文方法,如何建立快速算法,提高算法的运行速度,以提高其实用性,将是以后研究中需要解决的问题。

结束语 本文指出了传统二维直方图区域划分方法中明显的不足,提出了基于灰度-梯度信息的二维 Renyi 嫡图像分割新方法。仿真实验证明,与传统方法相比,本文提出的方法能使分割后的图像区域内部更均匀,边界形状更准确,在处理多细节复杂图像时,更能体现本文方法的优势。

# 参考文献

- [1] Sahoo P K. Threshold selection using Renyi's entropy[J]. Pattern Recognition, 1997, 30:71-84
- [2] 吴一全,朱兆达. 图像处理中阈值选取方法 30 年(1962-1992)的 进展[J]. 数据采集与整理,1993,8(3):193-201
- [3] Pal N R, Pal S K. A review on Image Segmentation Techniques [J]. Pattern Recognition, 1993, 29(8): 1277-1294
- [4] 卓问,曹治国,肖阳. 基于二维 Arimoto 熵的阈值分割方法[J]. 模式识别与人工智能,2009,22(2),208-213
- [5] Sahoo P K, Arora G. A Thresholding Method Based on Two-dimensional Renyi's Entropy [J]. Pattern Recognition, 2004, 37 (6):1149-1161
- [6] 潘喆,吴一全.二维 Renyi 熵图像阈值选取快速递推算法[J]. 中国体视学与图像分析,2007,12(2):93-97
- [7] 陈果,左洪福.图像分割的二维最大熵遗传算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2002,14(6):530-534
- [8] 郭娟,杨为民,等.基于微粒群算法的二维最大熵图像分割方法 [J],计算机仿真,2005,22(11):94-97
- [9] 熊福松,王士同.一种基于 Parzen 窗法和 Renyi 熵的图像分割 阈值选取新方法[J]. 计算机应用研究,2006,12:313-315

(上接第 213 页)

# 参考文献

- [1] Zadeh L A. Roles of soft computing and fuzzy logic in the conception, design and deployment of information/intelligent systems[C]//Computation Intelligence: Soft Computing and Fuzzy-Neuro Integration with Applications, 1998; 1-9
- [2] Bonissone P P, Chen Yu-To, Goebel K. Hybrid Soft Computing Systems: Industrial and Commercial Applications [J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(9)
- [3] Qiu Dongwei, Wan Shanshan, Liang Qinghuai. Vehicle Routing Optimization Problem Based on Hybrid Intelligent Algorithm [C] // 2IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application. 2008
- [4] Choy Min Chee, Srinivasan D, Cheu Ruey Long. Cooperative, Hybrid Agent Architecture for Real-Time Traffic Signal Control [J]. IEEE Transactions on Sysytems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2003, 33(5)
- [5] Swarm intelligence-what is it and why is it interesting?

- [6] http://www.micro.caltech.edu/Courses/EE150/dungeon/We-ek1/OH\_W1SwarmIntel.pdf
- [7] Chua L O, Yang Lin. Cellular Neural Networks: Theory [J].

  IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35(10)
- [8] Farver J, Chabini I. Hybrid vehicle-centric route guidance [C] // Proceedings of the 10th IFAC Symposium on Control in Thnsportation Systems, Tokyo, Japan, 2003
- [9] White T. Swarm Intelligence: A Gentle Introduction With Application
- [10] http://www.sce.carleton.ca/netmanage/tony/swarm-presentation/index.htm
- [11] http://www.micro.caltech.edu/Courses/EE141/Lecture/W1/RG\_EE141\_W1intro.pdf
- [12] Ant-Colony Optimization Algorithms (ACO)
- [13] http://leanair4.mit.edu/docushare/dscgi/ds, py/Get/File-378/ RG\_EE141\_W8ACO.pdf
- [14] Su Jian-yuan. Comparison and Fusion of Computational Intelligence's Main Algorithms[J]. Journal of CAE IT, 2007, 2(1)