

模拟并行蚁群算法的绿色物流最小油耗 VRPSDP^①

于 雷¹, 王 东²

¹(上海交通大学 中美物流研究院, 上海 200030)

²(上海交通大学 软件学院, 上海 200240)

摘要: 十八大经济工作会议后, 政府与企业将绿色低碳放到更重要的位置上来, 城镇建设、传统制造等行业均需思考如何变得更绿色, 对于物流运输行业更是如此, 本文的创新之处在于以燃油消耗最小化为目标, 在同时取货送货的逆向物流条件下, 建立了一种带行驶距离、货物重量、道路路面、道路坡度等四大影响行驶油耗因素的 VRPSDP 模型. 算法上做了蚁群算法在启发式因子的改进, 并在信息素更新方面借鉴并行蚁群算法的优点, 通过一个处理机模拟出并行蚁群算法特点, 更好的模仿了蚂蚁在真实自然环境中的并行策略, 接着探讨了影响蚁群算法的算法参数设置. 实证结果表明, 优化方案取得了令人满意的效果, 从而验证了本文所提出的方法论的科学性和有效性.

关键词: 车辆路径问题; 蚁群算法; 货物权重; 行驶油耗; 逆向物流

Green Logistics Capacitated VRPSDP Based on Ant Colony Algorithm

YU Lei¹, WANG Dong²

¹(Sino-US Global Logistics Institute, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

²(School of Software, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: After the eighteenth central economic working conference of the CPC, the government and enterprises are giving priority to Green industry, which applies for Towns construction, traditional manufacturing industries, especially for the logistics and transport. Different from the traditional VRP, we set minimizing fuel consumption as the objective rather than the transport distances, and establish a VRP model that take 4 factors that are essential to fuel consumption: running distance, cargo weight, road pavement, and road grade, under the VRP with simultaneous Pick-up and Delivery(VRPSDP). A new heuristic factor is adopted, the pheromone update is also a new version in order to better mimic the ants' parallel strategy in natural environment. Then we explore the parameters setting which affect ACS's performances a lot. The empirical results show that the optimization program has achieved satisfactory results, thus validating the scientific and effectiveness of the proposed methodology.

Key words: VRP; ACS; cargo coefficient; fuel consumption; reverse logistics

随着市场竞争的日益加剧, 越来越多的企业开始把物流模块外包给专业化的物流服务机构, 物流企业应运而生. 通过专业化的物流服务, 物流企业可以帮助降低货主企业物流运营的成本, 从中获得利润. 但我国物流业的利润水平平均仅有 3%左右, 物流成本主要由运输费用、保管费用和管理费用所构成, 运输成本所占的比重最大, 据统计, 不论何种车型燃油费

所占经营总成本比例都高达到 50%左右, 随着成品油价的节节攀升, 这个比例还在持续增高. 近 50 年的全球气候变暖主要是由人类大量排放的温室气体造成, 而交通运输工具是温室气体的主要来源之一, 当英国政府于 2007 年 3 月提出《气候变化法案》时, 公路运输排放的二氧化碳占总量的比例已经达到 22%, 并依然在持续上升. 就我国而言, 作为全球第二大石油消

① 基金项目: 国家科技部科技支撑计划重大项目(2006BAH02A07)

收稿时间: 2012-12-25; 收到修改稿时间: 2013-01-16

费市场,在国际定价机制中却连 0.1%的权重都没有。现在机动车保有量两亿辆,每年以千万辆规模增长,燃油消耗超过 1.5 亿吨。预计到 2015 年全国原油产量仅 2.14 亿吨,石油消耗和对外依存度将翻番,石油很可能成为下一个铁矿石迷局。无论是从环境保护、国家能源安全战略,还是对于企业运营而言,降低车辆在物流运输中的燃油消耗,实现绿色物流,都是具有极强的正面意义的。

车辆路径问题将运筹学理论研究和实际生产生活紧密联系起来,1959 年由 Dantzig 和 Ramser 首次提出,VRPSPD 问题由 Min^[1]于 1989 年首次提出,VRP 至今已经有了充分的研究,做出了各种创新,比如:在模型中增加车辆数^[2-4]、顾客平均满意度^[4]等多目标、在条件中加入时间窗^[2-4]、交通因素^[3,5]、动态订单等因素,在算法上采取双蚁群结构^[2]、利用时间切片将同动态问题近似为多个静态问题、精英蚂蚁机制^[6]等,本文将燃油消耗最低作为模型目标,这将比传统通过缩短运输路线、提高车辆的装载率的方式更能让物流实现绿色,在条件上考虑行驶距离、货物重量、路面类型、道路坡度,更真实的模拟真实环境,在算法上启发式因子双阶段动态更新、新的信息素更新算法有助于解决现存的单处理机蚁群算法不能很好的模仿现实蚁群中的并行特性问题。

1 问题描述及建模

求燃油消耗最小化的 VRP 问题可以被描述为:给定一个中心仓库,一个具有统一车型的车队,一系列具有同时送货与取货需求的客户,并设定取货的重量不大于送货的重量,一个具有不同的路面属性与坡度属性的道路网络,车辆在中心仓库装载好货物后,依次访问各个客户,但车辆不能再进行取货或送货时,返回中心仓库,直到服务完所有客户,每个客户有且仅有一个车辆对其进行配送服务。目标是在满足车辆最大载重的约束下,完成所有客户的送货与取货需求,使得整个配送及取货过程中,最小化车队的燃油消耗。需要在模型中用到的符号,定义如下: $i, j=0$ 表示仓库; $N, i, j=1,2,\dots,N$ 表示有送货与取货需求的客户数; Q 为车辆的最大载重量; $demand_i$ 为客户 i 的送货需求; $pick_i$ 为客户 i 的取货需求; d_{ij} 为客户 i 和客户 j 间的距离, $i \neq j$, θ_{ij} 为客户 i 到客户 j 间道路路面与水平面的角度水平,决定着道路的坡度水平; μ_{ij} 为客户 i 到客户 j 间道路路面与

车辆轮胎的摩擦系数,决定着道路的路面状况, U_{ij} 为车辆在客户 i 到客户 j 间道路上的载重量; $Z_{ij}=0$ or 1 为决策变量,表明是否存在从 i 到 j 的直接路径。

由以上假设,建立对应数学模型如下:

$$Min C = \sum_{\substack{i,j=0 \\ i \neq j}}^N d_{ij} \cdot F_{ij} + \sum_{\substack{i,j=0 \\ i \neq j}}^N d_{ij} \cdot G_{ij} \quad (1)$$

$$s.t \quad F_{ij} = U_{ij} \cdot (\sin \theta_{ij} + \cos \theta_{ij} \mu_{ij}), \forall i, j \geq 0 \quad (2)$$

$$G_{ij} = G_{truck} \cdot (\sin \theta_{ij} + \cos \theta_{ij} \mu_{ij}), \forall i, j \geq 0 \quad (3)$$

$$\sum_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^N (U_{ji} \cdot Z_{ji} - U_{ij} \cdot Z_{ij}) = demand_i - pick_i, \forall i > 0 \quad (4)$$

$$\sum_{i \in I} pick_i \leq pick_load \quad (5)$$

$$0 \leq U_{ij} \leq Q \cdot Z_{ij}, \forall i, j \quad (6)$$

$$\sum_{j=0}^N Z_{ij} = 1, \forall i, j \quad (7)$$

$$\sum_{j=0}^N Z_{ji} = 1, \forall i > 0 \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^N Z_{0j} - \sum_{j=1}^N Z_{j0} = 0 \quad (9)$$

$$\sum_{s \in i, j} Z_{ij} \leq |s| - 1, s \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (10)$$

$$Z_{ij} = 0 \text{ or } 1, \forall i, j \quad (11)$$

目标函数(1)为最小化燃油消耗,这是因为内燃机的热能转化为机械能的比率很稳定,汽油机在 30%,柴油机在 40%,所以在这里等价于内燃机的最小化做功;约束(2)给出了货物产生的力的计算方式,约束(3)则给出了货车产生的力的计算方式;约束(4)用来保证所有客户的取货与送货要求都能被服务到;约束(5)较为特殊,将在后面继续讨论 $pick_load$ 的设定;约束(6)限制车辆容量不超过最大载重量 Q ;约束(7)(8)保证每个节点有且只能被访问一次,约束(9)(11)用以保证车辆从仓库中心 0 出发,最后返回分销中心,并在客户之间不形成内环。

2 蚁群算法构造

2.1 蚁群算法的基本介绍

从最早的 Ant System^[7]在 90's 初被提出后,一系列其余蚁群优化算法 ACO 相继出现,而其中最成功的是 Max-Min Ant System^[8]与 Ant Colony System。本文所采用的 ACS^[9]是在 AS 算法的基础上提出来,与其余蚂蚁系统相比,最大的不同在于局部信息素更新(Local pheromone update)规则的引入,蚂蚁每移动一步,都

对刚刚经过的边进行局部信息素更新,降低刚刚经过的边的信息素浓度,鼓励后来的蚂蚁去选择其余路径,产生更加多样化的路径. 另一个 ACS 与 AS 及 MMAS 的主要区别在于创建路径过程中蚂蚁所采取的决策规则. 在 ACS 中,这被称为伪随机选择规则(pseudo random proportional rule): 蚂蚁从城市 i 到城市 j 的概率取决于均匀分布在 $[0,1]$ 上的变量 r 和参数 r_0 , 蚂蚁会根据 r 是否大于 r_0 而采取不同的策略选取下一个访问节点.

2.2 算法设计

针对本文模型的复杂性,本文在设计算法时,重点放在了对 ACS 启发式因子的构造、引入 ASrank、MMAS 及并行蚁群算法思想重新设计信息更新策略,让 ACS 具有并行计算能力,以及对于在具有同时取货送货的逆向物流 VRPSDP 条件下所需要的车辆回程约束条件进行了探讨.

2.2.1 启发式因子的构造

启发式因子的构造对于求解的质量是非常重要的,如果只是简单地考虑距离因素,车辆往往会因为选择距离短的路径,但却产生了非常大的燃油浪费. 因此,本文考虑将顾客需求重量(包括取货和送货)、路面类型、道路坡度等因素加入到启发式因子中.

在 VRPSDP 下,车辆在行驶过程中其实有两个阶段,第一阶段车辆运输过程中的前半段,此时相对于满车要配送的货物而言,车辆自身的重量 $Truck_weight$ 本轮所取货重量 $\sum_{i \in I} pick_i$ 占比例较小,优先级是 $demand_i - pick_i$ 较大(由于本文假设取货小于送货重量,即货车的总装载容量呈现持续下降的趋势,当车辆到达配送点 j ,车辆载重量减轻,即给予能够最先减轻车辆总载重的顾客以优先级)、距离较短、坡度较小、路面较好的顾客;第二阶段也就是车辆运输过程中的后半段,大部分货物都已经完成派送,车辆自身的重量与所取货重量占到全车重量的大部分,继续配送路况较差较长的顾客,会造成大量燃油浪费,进行在最大取货限制时回程的设定,将有助于减少如图 1 所示的情况,即使需要继续配送,也要更加突出对于路径(长度、路面、坡度)的考虑.

由此,构造启发式因子如下:

$$\eta_1(i, j) = \frac{1}{(\sin \theta_{ij} + \cos \theta_{ij} \mu_{ij}) \cdot d_{ij}} \quad (13)$$

$$\eta_2(i, j) = \frac{1}{\xi_{ij}} \quad (14)$$

$$\xi_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{demand_i - pick_i + demand_j - pick_j}, & \text{if } \sum_{i \in I} pick_i < \lambda_1 \cdot pick_load \\ (\sin \theta_{ij} + \cos \theta_{ij} \mu_{ij}) \cdot d_{ij} & \\ demand_i - pick_i + demand_j - pick_j, & \\ else & \end{cases} \quad (15)$$

$0 < \lambda_1 \leq 1$ 为可调参数. 用于转移概率 P_{ij}^k 计算的总信息计算公式即为:

$$Total(i, j) = [\tau(i, j)]^\alpha [\eta_1(i, j)]^\beta [\eta_2(i, j)]^\gamma \quad (16)$$

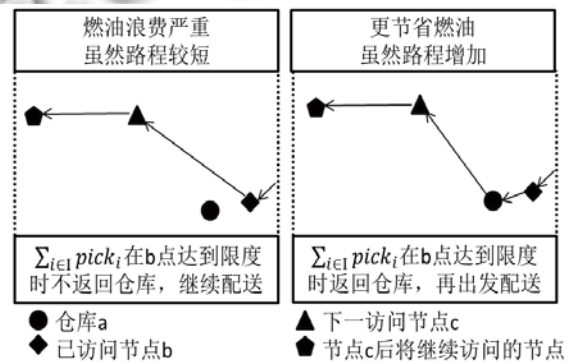


图 1 VRPSDP 条件下,新设计方案性能更佳

其中 $\tau(i, j)$ 是客户 i 到客户 j 路径之间的信息素含量, $\eta_1(i, j)$ 、 $\eta_2(i, j)$ 是客户 i 与客户 j 之间的启发式因子, α 、 β 、 γ 各自是信息素与启发式因子在总信息中的权重.

在最小油耗目标的 VRPSDP 中,车辆在配送时装载率并不是越大越好,这因为当车辆装载率较大时,会一次装上更多的货,同时会一次取货较多,这也意味着会有更多重量的货物将在到达顾客手中时或返回仓库前,被过度的运输,从而造成燃油浪费. 这是一个与我们常识可能有冲突的地方,即满载配送,很可能并不是经济的配送方式,新设计的启发式因子将使蚁群在选择下一客户时,自动根据车辆的当前已经取货 $\sum_{i \in I} pick_i$ 情况,调用两种不同的选择规则,在 $\sum_{i \in I} pick_i$ 较大的情况下,给予路径(长度、路面、坡度)优先级,降低了因为多运输 $\sum_{i \in I} pick_i$ 而带来的燃油消耗.

2.2.2 伪随机概率选择规则

$$j = \begin{cases} \max_{j \in N_i^k} Total(i, j) \\ r \leq r_0 \\ \text{依概率 } P_{ij}^k \text{ 用轮盘赌法选择点 } j: \\ P_{ij}^k = \frac{Total(i, j)}{\sum_{l \in N_i^k} (Total(i, l))} \\ r > r_0 \end{cases} \quad (17)$$

根据 ACS 的状态转移概率选择规则, 蚂蚁在客户选择下一客户时, 由公式(17)决定, 其中, r_0 是一个常数, $0 < r_0 \leq 1$, r 为随机生成的数, $0 < r \leq 1$. N_i 表示蚂蚁客户 i 选择下一客户时所具有的可选客户集, 只有满足一定可行约束条件的客户才能进入这个可选客户集. 随机数 r 是在蚂蚁选择下一个客户前生成, 若 r 的值小于等于常数 r_0 , 则在客户 i 处, 从对蚂蚁可行的所有客户中挑出式(16)最大的客户, 作为蚂蚁将要访问的下一个节点; 若 r 的值大于常数 r_0 , 则根据 P_{ij}^k 随机选择下一个要访问的客户.

2.2.3 信息素的更新机制

信息素的更新包含局部更新和全局更新两种方式. 蚂蚁从客户 i 转移到下一客户 j 后, 若新找到的路径大于目前最优解, 则路径 $i \rightarrow j$ 上的信息素含量按照公式(18)进行局部更新, 其中 $\rho \in (0, 1)$ 代表信息素的挥发速度, 数值可以调节; $\tau_0 = 1 / (n * Q)$, Q 是按照最小邻法所得到的初始可行解中车辆的全程燃油消耗量.

$$\tau(i, j) = (1 - \rho) \cdot \tau(i, j) + \rho \cdot \tau_0 \quad (18)$$

本文在信息素的全局更新上与普通的 ACS 的全局更新策略并不一样, 如公式(19)与图 2 所示, 融入了并行蚁群算法思想并结合 ASRank 与 MMAS 更新方式进行全局更新.

$$\tau(i, j) = (1 - \rho) \cdot \tau(i, j) + \Delta \tau_i \quad (19)$$



图 2 传统 ACS 中的全局信息素更新

普通蚁群算法在进行全局信息素更新时, 每完成一次循环后, 即挑出蚂蚁找到的所有路径中燃油消耗最小的路径, 并对最短路径(本文为燃油消耗最小)上的信息素分布进行更新. 本文中, 有两点不同, 第一是并不是没完成一次循环, 就立即开始全局信息素的更新, 而是

等其余 $n-1$ 个蚁群也完成循环后, 再一起做信息素的全局更新, 这有利于模拟真实蚁群, 扩大解的空间, 防止过早陷入局部循环, 如图 3 所示; 第二是所跳出来的路径, 并不只是蚂蚁所找到的路径中燃油消耗最小的路径, 而是将这 n 个蚁群所找到的所有路径, 按照燃油消耗量 $oil_{consumption}$ 大小进行排序, $m=N*n$ 代表蚂蚁蚁群总数目, 并根据最短的 $rankant$ 只蚂蚁的燃油消耗量分别给该 $rankant$ 条路径赋予不同的权重, 燃油消耗越小则权重越大. 全局最好路径的权重为 w , 第 r 条燃油消耗最小路径的权重为 $\max\{0, w-r\}$. 全局更新按照公式(20)更新 $rankant$ 只蚂蚁的路径上的各条边的信息素:

$$\tau(i, j) = (1 - \rho) \cdot \tau(i, j) + \sum_{r=1}^{w-1} (w-r) \Delta \tau_{ij}^r + w \cdot \Delta \tau_{ij}^{gb} \quad (20)$$

其中, $\Delta \tau_{ij}^r = 1 / oil_{consumption}^r$, $\Delta \tau_{ij}^{gb} = 1 / oil_{consumption}^{gb}$. $oil_{consumption}^r$ 代表第 r 条燃油消耗最少路径的燃油消耗量, $oil_{consumption}^{gb}$ 代表了在这个 n 个蚁群中的最优解的燃油消耗量, 由于本文是 n 个蚁群循环结束后一起更新, 极有可能造成某条路径上的信息素含量过高, 这里借用 MMAS 算法的方式, 将对各路径上的信息素含量范围限制在 $[\tau_{min}, \tau_{max}]$, $\tau_{max} = m\tau / \rho$, $\tau_{min} = \tau_{max} / (2m)$.

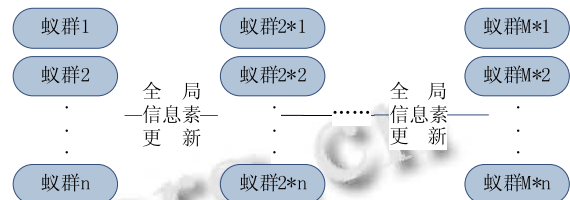


图 3 融合并行思想的全局信息素更新策略

串行计算机对蚁群算法进行的模拟并不能真正体现蚁群算法的本质特征, 自然界中的蚂蚁, 有并行的蚂蚁在寻找食物, 相互之间不影响. 所以在算法中采取并行蚁群策略, 使得能够模拟出蚂蚁并行寻找食物的生物特征, 信息素的更新, 取决于并行的蚂蚁所选择路径, 这有利于扩大解的范围, 防止过早进入局部循环^[10].

2.2.4 车辆回程约束条件

在图 1 所示问题中, 我们提到了对回程条件的设定, 如果 $pick_load$ 小, 会导致 VRPSDP 在决定回程时, 没有对其实车辆旁边还有路况较好较短的顾客可以顺带服务的顾客进行访问, 如果太大, 那么又不利于解决如图 1 所发生的问题, 并且在启发式因子的

设定中, 我们将其分为了两个阶段, 其判定也与 $pick_load$ 有关, 因此合理的确定出需要回程的取货量对于降低燃油成本、实现绿色配取服务至关重要. 本文在进行车辆回程约束条件的设计时, 选取了 $\sum_{i \in I} pick_i \leq pick_load$, 并将根据剩余客户的送货与取货量动态的来决定 $pick_load$ 的设定, 并加入了一定的随机性, 如公式(21).

$$pick_load = \frac{\sum_{i \in K} pick_i}{\sum_{i \in K} (pick_i + demand_i)} \cdot 2Truck_weight + r \cdot N \quad (21)$$

其中, K 为还未访问完的顾客集, $0 < r < 1$ 为随机数, N 为能一个满足至少可遍历所有客户的负载量的浮动范围.

2.3 算法流程

其步骤可总结如下:

1) 参数初始化: 令系统时间 $t=0$ 和循环次数记录 $N_t=0$ 并设置最大循环次数 N_{max} ;

2) 更新禁忌表: 信息素分布、蚂蚁开始寻找路线;

3) 派遣蚂蚁开始执行路线搜索, 与一般蚂蚁算法不同的是, 并不唯一由状态转移概率 P_{ij}^k 决定下一个选择节点, 而是同样取决于随机数 r_0 ;

4) 当蚂蚁遍历完毕后, 得到了初始最有路径 s , 并将其作为局部领域搜索的初始解;

5) 局部搜索: 本文所采用的方式为线路内元素交换、线路间元素交换、线路间元素转移等三种;

6) 继续循环, 如果有更优解, 则进行更新, 否则直到循环条件结束为止;

7) 当所有蚂蚁都已经完成路径搜索后, 并不立即开始全局更新, 将在 n 个蚁群都完成路径搜索后, 再根据公式(20)更新路径上的信息素, 并记录到目前为止的最优解, 全部循环结束后, 最后进行输出.

3 实验及结果分析

为了验证本文所构建模型以算法是否能真正降低燃油消耗的有效性, 进行了 Matlab 仿真, VRP 的测试数据一般来自: 1)真实案例数据; 2)历史研究文献中的数据; 3)随机生成的数据. 本文采取随机生成的方式, 但生成方式参考了 Dethloff^[11]实例中的生成方式, 其生成方法是: 30 个客户随机分布在边长为 10 的正方形区域, 客户的送货需求为 [1,21] 之间随机数, 平均值 11, 方差 40, 取货需求 $pick_i = demand_i \cdot (0.5 + 0.5 \cdot r)$, r 为

[0,1]之间的随机数, 车辆最大负载能力为 50, 自身重 20. 路况设置方面, 为简化起见, 仅设置两种路面类型, 高速公路占比 40%, 有坡度的公路占比 30%, 根据经验数据, 轮胎与高速公路路面摩擦系数为 0.4, 普通公路为 0.6; 根据中国公路施工规范, 对坡度设置 4%, 根据经验数据, 耗油为平路时的 50%, 上坡为平路时的 200%^[12]. 生成 10 组数据, 并对每组数据进行 5 次试验, 并是在不同参数组合下, 做 5 次试验取得平均试验结果, 由于数据众多, 仅选出结果最好的几组, 见表(1)(2)(3).

为了选择较好的参数组合, 可以先设 $r_0=0.7$, $\rho=0.15, \tau_{ij}=1$ 蚂蚁数 $m=45$ (并拆分为 3 个并行蚁群, 15 次循环), $\lambda_i=0.5$, 令 α, β, γ 别在 [1,2,3], [4,5,6,7,8,9], [1,2,3] 中取值, 确定最佳的参数组合为 $\alpha=1, \beta=5, \gamma=1$ 后, 在此基础上, 再确定 r_0, ρ, m 的最佳参数组合, 令 $r_0=[0.1, 0.15, \dots, 0.9]$, $\rho=[0.1, 0.15, 0.9]$ 中取值, 蚂蚁数目设定分别为 30(2*15), 45(3*15), 75(5*15), 根据结果取最佳参数组合为蚂蚁数为 45, $r_0=0.5, \rho=0.1$, 最后确定 $\lambda_i=0.6$.

表 1 不同的 α, β, γ 参数组合下仿真结果

		燃油消耗 (做功) 平均值		
		γ		
α	β	1	2	3
1	4	3903.86	4004.24	4033.57
	5	3759.50	4098.84	4108.34
	6	3765.66	4051.35	4070.43
2	4	3906.90	3884.10	4086.97
	5	3831.68	4085.81	4079.25
	6	3779.27	4045.70	3880.16
3	4	3934.14	3882.86	4183.36
	5	3776.32	4033.33	4176.83
	6	3809.09	4194.44	3952.75

为了更有利于发现各项改进所带来的性能提升 (即燃油消耗的下降), 这里我们先将各个因素分别拆开, 单独检查结果, 所以一开始将取货设置为 0.

在不考虑需要取货的情况下, 加入了货物重量因子后的蚁群算法具有 9.88% 的显著提升, 我们这里选的是具有 40 方差的货物重量组, 可以预计到的是, 如果提高方差, 将进一步提升效果, 因为这是叠加上货物重量因子的蚁群算法将具有更好解决这类问题的适

应性.

表 2 不同的 m 、 ρ 、 r_0 参数组合下仿真结果

		燃油消耗 (做功) 平均值		
		r_0		
m	ρ	0.5	0.7	0.9
30	0.1	3708.07	3739.50	3762.38
	0.2	3695.93	3816.40	3849.88
	0.3	3704.07	3766.81	3777.97
45	0.1	3617.86	3729.49	3755.28
	0.2	3748.71	3762.20	3806.94
	0.3	3689.01	3733.61	3806.27
75	0.1	3673.67	3706.90	3780.48
	0.2	3747.49	3679.66	3776.22
	0.3	3752.10	3694.53	3731.97

表 3 不同 λ 的设置下的仿真结果

λ	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7
平均值	3745.43	3671.62	3617.86	3589.19	3635.27

不同的道路路面与货车轮胎间会有不同的摩擦系数, 而选择较好的路面, 在感官上告诉我们能有效的节省燃油消耗. 在货物重量因子的基础上, 再次提升了 9.3%.

坡度在燃油消耗中起着非常重要的作用, 根据 Matlab 的五次仿真取平均值后得到, 在货物因子的基础上, 再次提升了 8.84%, 不过可能有疑问, 既然 5% 不到的坡度就会让燃油消耗翻倍, 那么坡度因素应该占有很高的影响比例, 那么为何才 9% 不到呢? 需要指出的是, 这与本文的参数设置有关, 如果让坡度因素影响过大, 则整个算法会显得过于不平均. 本文所设置的 30% 道路具有坡度, 比例相对较小, 同时坡度也分为上坡和下坡, 如果是下坡的话, 燃油消耗是只有一半的.

表 4 叠加上启发式因子后, 燃油消耗显著下降

	平均耗油	平均路径
传统路径最短算法	3389.05	89.20
叠加上货物重量因子	3084.25	90.53
叠加后新算法提升比例	9.88%	-1.46%
货物重量与路面类型因子	2821.81	92.73
叠加后新算法提升比例	19.18%	-3.83%
货物重量与道路坡度因子	2833.71	97.41
叠加后新算法提升比例	18.72%	-8.52%
叠加上货物、路面、坡度因子	2463.82	101.01
叠加后新算法提升比例	37.55%	-11.68%

表 5 在 VRPSDP 下新老算法的结果对比

	平均油耗	平均路径
VRPSDP 下传统路径最短算法	5053.33	136.61
VRPSDP 叠加货物、路面、坡度因子	3569.71	166.63
VRPSDP 下叠加后新算法提升比例	41.56%	-18.02%

最后, 将在送货的同时考虑取货情况, 以进一步检验在逆向物流下, 我们所设置算法的有效性, 在这里燃油节能的提升比例进一步提高到 41.56%, 高于之前的 37.55%, 显示出针对逆向物流所设置的车辆回程约束条件具有显著效果, 但路程长度却进一步变长了, 从约 11.7% 加长到了 18.0%, 这实际是在具有同时取货送货的逆向物流条件下, 加入了的当已经取货的重量到达一定限度时, 则执行返回仓库的操作所带来的燃油节省, 因为不必拖着取回的货物过多的行驶, 以及造成的行驶距离的一定增加.

4 结论

本文模型在 VRP 及 VRPSDP 下均具有较佳结果, 针对降低燃油消耗(做功)目标所设计的启发式因子, 将行驶距离、货物重量、路面类型、道路坡度均充分考虑, 并在不同阶段动态的给予不同的优先级; 在 VRPSDP 下同时送货取货的情况下进行了针对性的启发式因子与回程约束条件设计, 避免将过多运输取货所造成的燃油消耗浪费; 在信息素更新上, 受到并行蚁群算法的启发, 在一个处理机上, 做并行处理, 这有助于算法更好的模拟真实蚁群的并行特点, 并通过 ASRank 与 MMAS 避免了上文提到的并行蚁群算法缺点, 并降低了实现难度. 实验结果表明, 本文所设计的数学模型提供新角度审视 VRP, 设计算法能取得令人满意的解, 有效的降低燃油消耗水平, 符合绿色物流低碳可持续发展经济的这一时代呼声.

参考文献

- 1 Min H. The multiple vehicle routing problems with simultaneous delivery and pick-up points. *Transportation Research*, 1989, 23(5): 377-386.
- 2 Luca Maria Gambardella, et al. A Multiple Colony System For Vehicle Routing Problems With Time Windows. TECHNICAL REPORT IDSIA, 1999.
- 3 Donati AV, et al. Time dependent vehicle routing problem

(下转第 160 页)

阻有无变化,利用本文提出的方案,电机稳定运行后均能稳定在给定的转速,负载突变,引起转速的震荡也较小,并且能够较快的恢复稳定状态.由此可见,加入电阻估计后,系统能够在较宽的速度范围内正常工作,并且有效地抑制了定子电阻的不确定性带来的影响.

3 结语

针对定子电阻的不确定性给电机转速估计造成的影响,本文对传统的 MRAS 方法进行了改进,加入了对定子电阻的估计,并在 Matlab/Simulink 环境下搭建了永磁同步电机矢量控制系统的仿真模型,对电机在高速、低速、负载突变和电阻变化等情况下的运行状况进行了仿真研究,并与未加电阻估计的仿真波形进行了比较,结果表明转速的估计对电阻的不确定性具有较强的鲁棒性,并且使电机能够在一个较宽的速度范围内正常工作.

参考文献

- 1 李永东,朱昊.永磁同步电机无速度传感器控制综述.电气传动,2009,39(9):3-10.
- 2 李永东.交流电机数字控制系统.北京:机械工业出版社,2002.
- 3 王庆龙,张崇巍,张兴.基于变结构模型参考自适应系统的永磁同步电机转速辨识.中国电机工程学报,2008,28(9):71-75.
- 4 林森,申群太.基于 MRAS 的无速度传感器矢量控制系统研究.控制理论与应用,2008,27(4):5-8.
- 5 Wang ZF, Teng QZ, Zhang CN. Speed Identification about PMSM with MRAS. Power Electronics and Motion Control Conference, 2009.
- 6 金孟加,邱建琪,史涔激,林瑞光.永磁同步发电机直接转矩控制中定子电阻预测算法研究.中国电机工程学报,2007,27(6):17-20.
- 7 徐艳平,钟彦儒等.永磁同步电机的直接转矩控制的定子电阻的在线估计.电气传动,2006,36(4):24-26.
- 8 Fan SC, Luo WQ. A Hybrid Speed Sensorless Control Strategy for PMSM Based on MRAS and Fuzzy Control. Power Electronics and Motion Control Conference.2012.
- 9 Mobarakeh BN, Meibody-Tabar F, Sargos FM. Mechanical sensorless control of pmsm with online estimation of stator resistance. Industry Applications, 2004.
- 10 齐放,邓智泉,仇志坚,王晓琳.一种永磁同步电机无速度传感器的矢量控制.电工技术学报,2007,22(10):30-34.
- 11 李永东,朱昊.永磁同步电机无速度传感器控制综述.电气传动,2009,39(9):3-10.
- 12 李永东.交流电机数字控制系统.北京:机械工业出版社,2002.
- 13 李琳,刘士新,唐加福.B2C 环境下带预约时间的车辆路径问题及多目标优化蚁群算法.控制理论与应用,2011,28(1): 87-93.
- 14 Mavrovouniotis M, Yang SX. Ant Colony Optimization with Immigrants Schemes for the Dynamic Vehicle Routing Problem. Computer Science, 2012, 7248: 519-528.
- 15 Gajpal Y, Abad P. An ant colony system (ACS) for vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup. Computers & Operations Research, 2009,36(12): 3215-3223.
- 16 Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Positive feedback as a search strategy. Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Italy, Tech.Rep. 1991: 91-106.
- 17 Stützel T, Hoos HH. MAX - MIN Ant System, Future Generation Computer Systems, 2000,16(8): 889-914.
- 18 Gambardella LM, Dorigo M. Solving symmetric and asymmetric TSPs by ant colonies. In: Baeck T, et al. eds. Proc. 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'96). IEEE Press, 1997: 622-627.
- 19 章春芳,业宁.基于信息素的多种反馈作用的并行蚁群算法.计算机与信息技,2012(3).
- 20 Dethloff J. Vehicle routing and reverse logistics: the vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up. OR Spektrum, 2001,23:79-96.
- 21 项乔君.城市交通系统汽车燃油消耗研究.南京:东南大学,2000.

(上接第 132 页)

with a multi ant colony system. European Journal of Operational Research, 2008,185(3): 1174-1191.

- 4 李琳,刘士新,唐加福.B2C 环境下带预约时间的车辆路径问题及多目标优化蚁群算法.控制理论与应用,2011,28(1): 87-93.
- 5 Mavrovouniotis M, Yang SX. Ant Colony Optimization with Immigrants Schemes for the Dynamic Vehicle Routing Problem. Computer Science, 2012, 7248: 519-528.
- 6 Gajpal Y, Abad P. An ant colony system (ACS) for vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup. Computers & Operations Research, 2009,36(12): 3215-3223.
- 7 Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Positive feedback as a search strategy. Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Italy, Tech.Rep. 1991: 91-106.
- 8 Stützel T, Hoos HH. MAX - MIN Ant System, Future Generation Computer Systems, 2000,16(8): 889-914.
- 9 Gambardella LM, Dorigo M. Solving symmetric and asymmetric TSPs by ant colonies. In: Baeck T, et al. eds. Proc. 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'96). IEEE Press, 1997: 622-627.
- 10 章春芳,业宁.基于信息素的多种反馈作用的并行蚁群算法.计算机与信息技,2012(3).
- 11 Dethloff J. Vehicle routing and reverse logistics: the vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up. OR Spektrum, 2001,23:79-96.
- 12 项乔君.城市交通系统汽车燃油消耗研究.南京:东南大学,2000.