

# Petri 网融合蚁群算法的物流配送路径规划

朱 伟, 徐克林, 孙 禹, 高 丽

(同济大学 机械工程学院, 上海 201804)

**摘 要:** 为实现物流配送路径的全局优化, 提出 Petri 网融合蚁群算法. 引入一种扩展 Petri 网模型并介绍了它的使能规则, 提出“动态托肯”和“静态托肯”的概念, 介绍了它们的数据结构及其在网络运行时的行为特征: 动态托肯携带各自的变迁序列及变迁成本等信息, 静态托肯记录库中所最优动态托肯的变迁特征. 改进了蚁群算法的概率选择规则, 在选择规则中加入配送约束检验因子, 对不符合配送约束的变迁以概率 0 将其排除. 改变了禁忌表的设置方式, 以蚁群共享禁忌表替代传统禁忌表, 既保证了对配送路径的全网遍历, 又加快了问题的解算速度. 算例对比说明: 用 Petri 网融合蚁群算法优化物流配送路径问题, 可快速有效地获得问题的最优解或近似最优解.

**关键词:** 扩展 Petri 网; 动态托肯; 静态托肯; Petri 蚁群算法; 共享禁忌表

中图分类号: TP 301

文献标志码: A

文章编号: 1008-973X(2011)12-2229-06

## Logistics distribution route planning with fusion algorithm of Petri net and ant colony

ZHU Wei, XU Ke-lin, SUN Yu, GAO Li

(College of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** A fusion algorithm of Petri net and ant colony was put forward to achieve global optimization to logistics distribution route. An expanded Petri net model was introduced and its enable rule was defined. The concepts of dynamic token and static token were proposed, and their data structures as well as characteristics of network behavior were given. The dynamic token carries information such as transition sequence and transition cost and so on, while the static token only records the transition information of the best dynamic token. The probability selection rule of ant colony algorithm is improved by adding the constraint test of distribution into the selection rule, and the transitions which do not conform to the distribution restraint are excluded by the selection probability of zero. The setting mode of tabu list for ant colony algorithm is changed by substituting the traditional tabu with the sharing one, which not only guarantees the entire net traversal of distribution path but also accelerates the resolving speed. Example comparison shows that the optimal or nearly optimal solution for the logistics distribution route problem can be quickly obtained by fusion of expanded Petri net and ant colony algorithm.

**Key words:** expanded Petri net; dynamic token; static token; Petri-ant colony algorithm; sharing tabu list

在电子商务环境下, 企业物流配送应积极响应新的挑战和要求, 具备不同于传统物流配送的新特征, 着实提高配送行动力. 配送路径优化作为优化物流配送系统的重要组成部分, 成为运筹学和运输学

极为活跃的研究主题, 吸引了国内外许多研究者的参与. Elliot 等<sup>[1-3]</sup> 学者分别研究了具有确定性参数、随机参数和模糊参数的配送路径问题; 高辉等<sup>[4]</sup> 设计了基于量子比特概率幅比值自适应计算量子旋

转门旋转角的新方法求解车辆配送路径问题,但算法中初始旋转角较难确定;杨瑞臣等<sup>[5]</sup>考虑容量及节约值的影响,用改进的可见度及信息素浓度更新规则的蚁群算法规划物流配送路径,但需要丰富的工程经验指导其控制参数的阶段性设置策略;袁琦<sup>[6]</sup>将 PSO 算法与协同进化算法相结合,提出多种群协同进化算法并通过实例说明了该算法在该问题上的应用效果,但存在遗传操作繁琐和最优解值稳定性差等不足。

Petri 网既有严格的数学表达方式,又有直观的图形表达方式,它能较好地描述并发、顺序、同步、异步、冲突等重要现象,现已成为强有力的系统建模和分析工具。蚁群算法模拟蚂蚁觅食行为,通过信息素的正反馈机制使得蚂蚁找到全局最优的觅食路径。该算法自 M. Dorigo 于 1992 年提出后,已在诸多领域得到广泛应用。为充分利用 Petri 网表达系统精细直观和蚁群算法快速收敛的特点,许多学者把 Petri 网与蚁群算法融合起来加以研究探索。Ciufudean 等<sup>[7]</sup>用蚁群觅食行为引起的最短路径来减少随机 Petri 网的状态爆炸,此方法克服了随机 Petri 网在离散事件系统(DES)故障诊断应用上的局限性。Fidanova 等<sup>[8]</sup>将广义 Petri 网和蚁群算法相结合以提高蚁群算法的搜索速度并优化算法的搜索结果。叶剑虹等<sup>[9]</sup>将 Petri 网与蚁群算法相结合,提出考虑多个路由限制的优化 QOS 算法,有效地求解了 CDN 网络中的路由问题。李洋等<sup>[10]</sup>把蚁群算法中的最大-最小系统引入到模糊 Petri 网的参数寻优过程,提出一种基于线程实现技术的参数优化算法,使模糊 Petri 网具有较强的泛化能力和自适应功能。Nishi 等<sup>[11]</sup>用时间 Petri 网研究多 AGV 的路由问题,把时间 Petri 网分解成多个子网,每个子网可以用 Dijkstra 算法在多项式时间内求解,从而降低了问题的难度和复杂度并通过对比较验证了算法的有效性。在上述研究的基础上,本文以扩展 Petri 网为建模工具,结合蚁群算法研究物流配送车辆的路径规划问题。

## 1 Petri 网原理

### 1.1 基本 Petri 网原理

基本 Petri 网的标识结构是由 5 要素描述的有向图<sup>[12]</sup>:  $PN = (P, T, I, O, M_0)$ , 其中  $P = \{p_1, \dots, p_n\}$  是库所的有限集合,  $n(n > 0)$  为库所个数;  $T = \{t_1, \dots, t_m\}$  是变迁的有限集合,  $m(m > 0)$  为变迁个数;  $P \cap T = \emptyset$ ;  $I: P \times T \rightarrow \mathbb{N}$  是输入函数,它定义了从

$P$  到  $T$  的有向弧的重复数或权的集合,这里  $\mathbb{N} = \{0, 1, \dots\}$  为非负整数集;  $O: T \times P \rightarrow \mathbb{N}$  是输出函数,它定义了从  $T$  到  $P$  的有向弧的重复数或权的集合;  $M$  是行向量表示的系统状态标识,定义为  $M = [m(p_1), \dots, m(p_n)]$ ,  $m(p_i)$  是库所  $p_i$  包含的托肯数目 ( $i = 1, 2, \dots, n$ ),特别地;  $M_0$  是系统初始标识,表示系统的初始状态。基本 Petri 网标识结构如图 1 所示。

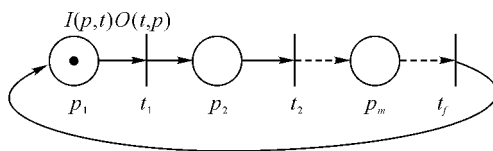


图 1 基本 Petri 网结构

Fig. 1 Structure of basic Petri net

基本 Petri 网的变迁使能规则:

- 1) 对任一变迁  $t$  来说,如果其输入库所  $p$  中的托肯数  $m(p) \geq I(p, t)$ ,则变迁  $t$  使能;
- 2) 使能的变迁  $t$  激发产生新标识  $M'$ ,对  $\forall p \in P: m'(p) = m(p) - I(p, t) + O(p, t)$ 。

### 1.2 扩展 Petri 网

基本 Petri 网既可以表达系统的结构和逻辑关系,又能模拟系统的静态和动态性能。在此基础上,为使库所具有选择、记忆和贮存信息的功能,增加了库存托肯的种类,即把托肯分为动态托肯和静态托肯 2 种,二者具有不同的属性:静态托肯用于选择、记忆和贮存变迁的信息;动态托肯作为变迁行为的载体。这样,在 Petri 网运行过程中,能根据静态托肯记录的信息和当前的处理情况,实时获取变迁的最短路径。下面引入扩展的 Petri 网模型(expanded petri net, EPN)。

定义 1 Petri 网运行时位置发生变化的托肯为动态托肯,用  $\text{token}_m$  表示,其位置变化表示资源的传递过程。动态托肯的数据结构为  $\text{token}_m = \{l_1, l_2, \dots, l_v; c_1, c_2, \dots, c_v; F\}$ , 其中:  $l_i (i = 1, 2, \dots, v)$  为变迁标识,  $v$  为托肯历经的变迁数目,序列  $l_1, l_2, \dots, l_v$  标识托肯所经历变迁的前后顺序;  $c_i (i = 1, 2, \dots, v)$  表示标识  $l_i$  对应变迁的变迁成本;  $F$  为托肯历经标识序列  $l_1, l_2, \dots, l_v$  对应变迁的成本之和,其表达式为

$$F = F(l_1, l_2, \dots, l_v) = \sum_{i=1}^v c_i. \quad (1)$$

定义 2 Petri 网运行时位置不变化的托肯为静止托肯,用  $\text{token}_q$  表示,它和动态托肯具有相同的数据结构。不同的是,静态托肯负责存储行至当前库所的所有托肯中,成本函数最小的那个托肯的相关数据并把它赋给下个变迁的输出托肯。

**定义 3** 扩展 Petri 网定义为:  $BPN=(P, T, I, O, K)$ , 其中  $P=\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  是库所的有限集合,  $n(n>0)$  为库所个数;  $T=\{t_1, t_2, \dots, t_m\}$  是变迁的有限集合,  $m(m>0)$  为变迁个数;  $t_j=(\tau_j, c_j)$ ,  $\tau_j \in \mathbf{R}$  是变迁  $t_j$  的信息素, 是托肯选择路径的主要依据,  $c_j$  是  $t_j$  各输入托肯的最小成本函数值;  $P \cap T = \phi$ ;  $I: P \times R \rightarrow \mathbf{N}$  是输入函数, 它定义了从  $P$  到  $T$  的有向弧的重复数或权的集合, 这里  $\mathbf{N}=\{0, 1, \dots\}$  为非负整数集;  $O: T \times P \rightarrow \mathbf{N}$  是输出函数, 它定义了从  $T$  到  $P$  的有向弧的重复数或权的集合;  $K=\{k_1, k_2, \dots, k_n\}$  定义为库所的容量函数。

**定义 4** EPN 的变迁实施规则如下:

- 1)  $I: P \times P \rightarrow 1, O: T \times P \rightarrow 1$ ;
- 2) EPN 的某个变迁, 一旦它的输入库所中的托肯数  $m(p) \geq 2$ , 则该变迁使能(为记忆最优变迁路径, 每个库所有且只有一个静态托肯);
- 3) 一旦使能的变迁激发, 立即从它的输入库所中输出动态托肯, 同时向它的输出库所输入动态托肯;
- 4) 在 Petri 网的运行过程中, 一个变迁可以多次使能激发。

### 1.3 EPN 运行过程分析

用图 2 描述 EPN 运行过程。

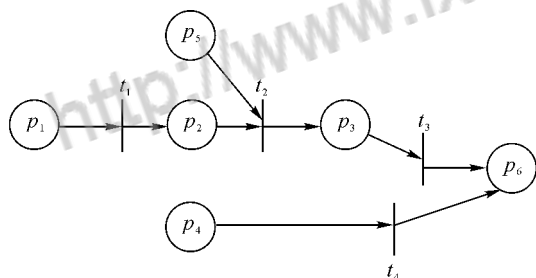


图 2 EPN 运行过程示例

Fig. 2 Example of EPN operation process

设库所  $p_1, p_4, p_5$  的动态托肯分别是  $\text{token}_m1, \text{token}_m4, \text{token}_m5$ , 如果  $t_1$  使能激发,  $\text{token}_m1$  将  $t_1$  的标识号和代价值加入自己的序列并计算成本函数  $F$ .  $t_2$  使能激发后,  $t_2$  将比较  $\text{token}_m1$  和  $\text{token}_m5$  的  $F$  值并取其值大的  $\text{token}_m$  为当前对象, 另一托肯返回上一步重新选择路径; 如果两托肯的  $F$  值相同, 则任取其中一个. 例如  $\text{token}_m1$  的  $F$  值大于  $\text{token}_m4$  的  $F$  值,  $t_2$  则以  $\text{token}_m1$  为当前对象, 且  $\text{token}_m1$  将  $t_2$  的标识值和变迁成本加入自己的序列并更新  $F$  值.  $t_4$  的使能激发过程和  $t_1$  相同, 当  $\text{token}_m1$  和  $p_4$  的  $\text{token}_m4$  到达  $p_6$  时,  $p_6$  保留  $F$  值小的  $\text{token}_m$  作为当前对象。

### 1.4 EPN 各要元数据变化分析

**库所变化:** 对变迁  $t_i$  的各输入库所  $p \in {}^*t$ , 当变迁使能激发后, 减少  $I: P \times T \rightarrow \mathbf{N}$  个动态托肯; 对变迁  $t_i$  的各输出库所  $p \in t^*$ , 当变迁使能激发后, 增加  $O: T \times P \rightarrow \mathbf{N}$  个动态托肯。

**变迁变化:** 变迁  $t_i$  使能激发后, 变迁记录托肯留下的信息素浓度值. 信息素浓度是托肯选择变迁的主要依据, 变迁代价是变迁选择托肯的论据, 如果变迁有多个输入托肯, 变迁将比较各个托肯的  $F$  值, 并选择  $F$  值大的托肯作为自己的当前对象输出。

**托肯变化:** 在初始状态, 各托肯的访问序列为空,  $F$  值置 0, 随着网络的运行逐渐填充访问序列和更新  $F$  值. 变迁  $t_i$  激发后, 当托肯将要离开变迁的输入库所时, 库所中静态托肯赋最优数据给当前动态托肯  $\text{token}_m = \text{token}_q$ . 托肯进入变迁后, 首先检查该变迁标识是否已有记录, 有, 则说明托肯进入变迁子回路, 这时删除该标识之后的变迁序列, 重新计算  $F$  值并记录; 没有, 则将该变迁标识和变迁成本加入序列并用式(1)计算  $F$  值. 托肯进入输出库所后, 比较其  $F$  值和库所里静态托肯的  $F$  值, 如果静态托肯的  $F$  值小, 则二者的数据都不发生变化; 如果静态托肯的  $F$  值大, 则动态托肯将它的数据传递给静态托肯, 即

$$\left. \begin{aligned} &\text{token}_q = \text{token}_q; \\ &\text{token}_m = \text{token}_m, \text{ 如果 } F_{\text{token}_q} \leq F_{\text{token}_m}; \\ &\text{token}_q = \text{token}_m, \text{ 如果 } F_{\text{token}_q} > F_{\text{token}_m}. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

## 2 Petri 蚁群优化算法

### 2.1 基本蚁群算法

在基本蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)中, 前面蚂蚁在所经过的路径上放置信息素, 后面蚂蚁根据路径上的信息素、路径能见度及其各自的控制因子选择下一步的前进方向. 一条路径上的信息素越高, 说明这条路径的性能越优, 从而后续蚂蚁选择该路径的概率越大, 由此构成一个选择信息的正反馈, 从而逐步逼近解的最优值。

在蚁群算法中, 最关键的元素是概率选择规则和信息素更新规则<sup>[13]</sup>.

#### 1) 概率选择规则

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_u \tau_{iu}^\alpha(t) \eta_{iu}^\beta(t)}; & \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $\tau_{ij}^a(t)$  为节点  $i, j$  间路径上的信息素;  $\eta_{ij}^\beta = 1/\cos t_{ij}$  为路径能见度, 其中  $\cos t_{ij}$  表示节点  $i, j$  间路径上的成本函数, 可以映射为时间、距离或费用等;  $\alpha$  表示路径轨迹的相对重要性;  $\beta$  表示路径能见度的相对重要性;  $u$  为蚂蚁  $k$  下个节点的位置。

2) 信息素局部更新规则. 如果节点  $i, j$  是蚂蚁路径上的相邻节点, 更新信息素; 否则, 不更新. 信息素更新方式为

$$\tau_{ij}^k(k) = (1 - \rho)\tau_{ij}^k(t) + \rho\Delta\tau_{ij}^k(t). \quad (4)$$

式中:  $\Delta\tau_{ij}^k(t)$  为各路径信息素初始值。

3) 信息素全局更新规则. 当所有蚂蚁完成一次周游过程后, 给目标值最优的路径更新信息素, 使较优解得以存留, 该规则影响后续蚂蚁的选择决策, 加快算法的收敛速度。

$$\tau_{ij}(t+n) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}(t). \quad (5)$$

式中:

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \begin{cases} 1/f_{\text{best}}, & \text{节点对}(i, j) \text{位于最优路径,} \\ 0, & \text{否则;} \end{cases} \quad (6)$$

$\rho(0 < \rho < 1)$  是信息素挥发因子;  $\Delta\tau_{ij}(t)$  是  $t$  时刻, 节点  $i, j$  间路径上的信息素增加量;  $f_{\text{best}}$  是一次循环中的最优目标值;  $L_{\text{gb-tour}}$  是一次循环中的最优路径。

## 2.2 Petri 蚁群优化算法

由于 Petri 网描述系统细致全面, 易于产生所谓的节点爆炸现象, 即使采用一些手段简化模型, 但效果往往不甚理想. 工程中蚁群算法已成功应用于物流领域. 为此, 本文运用蚁群算法来求解基于 Petri 网的物流配送路径规划问题. 本文的 Petri 蚁群优化算法(Petri ant colony optimization algorithm, P-ACOA), 改变了基本蚁群禁忌表的设置方式, 由蚂蚁共享禁忌表替代传统禁忌表, 加快对问题的求解速度; 在概率选择规则里加入约束检验, 凡不符合配送约束的变迁, 以 0 概率选择将其剔除。

2.2.1 P-ACOA 公式及参数含义变化 P-ACOA 中概率选择规则为

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^a(t)\eta_{ij}^\beta(t)\zeta_{ij}}{\sum_u \tau_{iu}^a(t)\eta_{iu}^\beta(t)}; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\tau_{ij}^a(t)$  是变迁  $t_j$  的信息素;  $\eta_{ij}^\beta(t)$  是库所  $p_i$  到  $t_j$  的能见度;  $\zeta_{ij}$  是从库所  $p_i$  到变迁  $t_j$  的配送约束检验因子, 符合约束  $\zeta_{ij} = 1$ , 否则  $\zeta_{ij} = 0$ ; 其他参数同基本蚁群相同。

信息素局部更新规则为

$$\tau_j^k(t) = (1 - \rho)\tau_j^k(t) + \rho\Delta\tau_j^k(t); \quad (8)$$

信息素全局更新规则为

$$\tau_j(t+n) = (1 - \rho)\tau_j(t) + \rho\Delta\tau_j(t), \quad (9)$$

$\Delta\tau_j(t) =$

$$\begin{cases} 1/f_{\text{best}}, & \text{节点对}(i, j) \text{位于最优路径;} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\Delta\tau_j(t)$  是变迁  $t_j$  上的信息素变化量。

2.2.2 可行解构造 将  $n \times m$  (每组  $m$  只蚂蚁, 取  $n$  组) 只蚂蚁放在初始库所  $p_s$  处, 并为蚁群建立空白共享变迁序列表 ( $m$  取值方法见文献[14]). 对于第  $l$  组的蚂蚁  $l_k$ , 根据 Petri 网模型计算当前库所的可实施变迁集合  $S\_Tr$ , 依照公式(7)从  $S\_Tr$  中选择变迁序列表中没有记录过的变迁, 如果当前没有可实施的变迁供选择, 则蚂蚁回溯, 直到有可实施的变迁供选择为止; 变迁实施后在共享变迁序列表中加入该变迁且按照公式(8)在该路径上放置一定数量的信息素, 完成从当前库所到下一库所的位置转移, 如此重复, 直到返回初始库所  $p_s$  后, 再按照公式(9)和(10)更新整条变迁路径上的信息素浓度, 该蚂蚁的解构造过程结束; 当第  $l$  组的所有蚂蚁都完成解构造后, 就得到一组配送路径规划问题的解; 当  $n$  组蚂蚁全部完成解构造后, 得到  $n$  组配送路径规划问题的解. 重复运行算法, 直到各组解的变迁成本趋于稳定或在一段时间内基本无变化时结束算法。

2.2.3 P-ACOA 算法框架 P-ACOA 算法在 Window XP 平台下采用 Visual C++ 6.0 编写, 算法分为 EPN-generate 模块、P-ACOA search 模块和 Output 模块 3 部分. EPN-generate 模块用于生成问题的扩展 Petri 网模型; P-ACOA search 模块负责寻找变迁的最优路径; Output 模块完成问题解值的输出. P-ACOA 算法框架如图 3 所示。

## 3 实例计算

某物流中心有 5 辆配送车, 各车的最大装载量均为 8 t, 一次配送的最大距离均为 50 km, 需要向 20 个客户送货. 物流中心坐标为 (14.5 km, 13.0 km), 20 个客户点坐标及其货物需求量见表 1. 要求合理安排各车辆的配送路线, 使配送总里程最短. 为简便起见, 各坐标点之间取直线距离. 算法取蚂蚁数  $N = 20$ , 最大循环次数  $N_{\text{max}} = 10$ ,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 5$ , 当  $N_{\text{max}} \leq 5$  时,  $\rho = 0.9$ ; 当  $N_{\text{max}} > 5$  时,  $\rho = 0.75$ . 用本文算法计算 50 次 (10 次/组  $\times$  5 组), 取运算结果中最好的一组 (10 次), 将其解值与文献[15]求解结果列

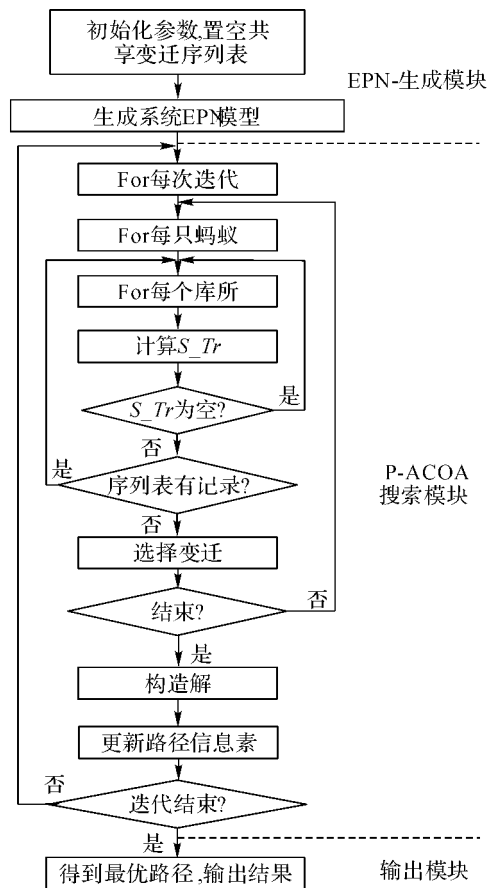


图 3 P-ACOA 算法框架

Fig. 3 Framework of P-ACOA algorithm

表 1 客户点位置坐标及需求量

Tab. 1 Coordinates and demand quantity for customer point

$i$	$X/\text{km}$	$Y/\text{km}$	$q/\text{t}$
1	12.8	8.5	0.1
2	18.4	3.4	0.4
3	15.4	16.6	1.2
4	18.9	15.2	1.5
5	15.5	11.6	0.8
6	3.9	10.6	1.3
7	10.6	7.6	1.7
8	8.6	8.4	0.6
9	12.5	2.1	1.2
10	13.8	5.2	0.4
11	6.7	16.9	0.9
12	14.8	2.6	1.3
13	1.8	8.7	1.3
14	17.1	11.0	1.9
15	7.4	1.0	1.7
16	0.2	2.8	1.1
17	11.9	19.8	1.5
18	13.2	15.1	1.6
19	6.4	5.6	1.7
20	9.6	14.8	1.5

于表 2. 其中,  $D_i$  为第  $i$  次计算的总距离,  $D_e$  为 10 次的平均值,  $D_b$  为 10 次的最优值. 在 10 次结果中, 最优解为 107.7 km, 其中 1 次大于 110 km, 3 次超过 109 km, 其余 6 次均在 107.7 km 和 108.4 km 之间, 由表 2 看出, 本文所求解的最优值和平均值及解的质量和稳定性较文献[15]都有所提高. 最优解对应的配送路线如图 4 所示, 由 4 辆车完成配送任务.

表 2 不同算法结果对比

Tab. 2 Results Comparison of different algorithm

算法	$i$	$D_i/\text{km}$	$D_e/\text{km}$	$D_b/\text{km}$
本文算法	1	110.1	108.7	107.7
	2	109.2		
	3	109.3		
	4	107.9		
	5	108.2		
	6	109.6		
	7	108.3		
	8	107.7		
	9	108.2		
	10	108.4		
文献[15]算法	1	114.7	112.5	108.6
	2	114.4		
	3	112.7		
	4	113		
	5	112.2		
	6	115.4		
	7	109.6		
	8	114.4		
	9	108.6		
	10	109.6		

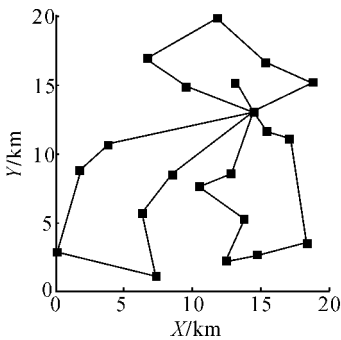


图 4 最优物流配送线路

Fig. 4 Optimal route for logistics distribution

## 4 结 论

(1) 物流配送是现代物流系统的一个重要环节, 也是制约当前电子商务发展的短板之一, 因此优化

物流配送系统、提高配送执行力是一个亟需解决的问题. 本文提出的 Petri 网融合蚁群优化算法的优化思路, 经实例计算及与其他文献的结果比较表明, 能有效整合配送资源, 整体提高配送能力, 有效地获得问题的最优解或近优解.

(2) 本文假设与实际情况并不完全相符. 如工程中, 客户的需求量是模糊数或随机数; 一台车不满足客户的需求水平; 一些客户的需求要单独考虑; 配送车辆不需要回到原位置等情况均有可能. 针对上述情况, 在本文方法的基础上, 可以通过修改 Petri 网的使能规则、改进算法或融合其他有效算法等手段, 使模型更接近实际情况, 使之有效地解决工程问题.

### 参考文献 (References):

- [1] ELLIOT R, JOSEPH P B. Physical distribution service quality in Internet retailing: service pricing, transaction attributes and fLrm attributes[J]. **Journal of Operations Management**, 2004, 21(6): 651-672.
- [2] BIANCHI L, BIRATTARI M, CHIARANDINI M, et al. Hybrid metaheuristics for the vehicle routing problem with stochastic demands[J]. **Journal of Mathematical Modelling and Algorithms**, 2006, 5(1): 91-110.
- [3] ZHENG Y, LIU B. Fuzzy vehicle routing model with credibility measure and its hybrid intelligent algorithm [J]. **Applied Mathematics and Computation**, 2006, 176(2): 673-683.
- [4] 高辉, 徐光辉, 王哲人. 改进量子进化算法及其在物流配送路径优化问题中的应用[J]. **控制理论与应用**, 2007, 24(6): 969-972.  
GAO Hui, XU Guang-hui, WANG Zhe-ren. An improved quantum evolutionary algorithm and its application to a real distribution routing problem[J]. **Control Theory & Applications**, 2007, 24(6): 969-972.
- [5] 杨瑞臣, 郝海燕. 改进的蚁群算法在物流配送路径问题求解中的应用[J]. **承德石油高等专科学校学报**, 2009, 11(2): 53-56.  
YANG Rui-chen, HAO Hai-yan. Improved ant colony algorithm in physical distribution routing problem solution[J]. **Journal of Chengde Petroleum College**, 2009, 11(2): 53-56.
- [6] 袁琦. 基于多种群协同进化的物流配送路径优化[J]. **宁波大学学报: 理工版**, 2010, 23(2): 37-41.  
YUAN Qi. A multi-agent coevolutionary approach and its application on third party logistics[J]. **Journal of Ningbo University: NSEE**, 2010, 23(2): 37-41.
- [7] CIUFUDEAN C, GRAUR A, FILOTE C, et al. Diagnosis of complex systems using ant colony decision Petri nets[C]// **Proceedings of the First International Conference on Availability, Reliability and Security**. Austrian: IEEE Computer Society, 2006: 473-481.
- [8] FIDANOVA S, ATANASSOV K. Generalized nets as tools for modeling of the ant colony optimization algorithms[C]// **Large-Scale Scientific Computing, 7th International Conference, LSSC 2009**. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010: 326-333.
- [9] 叶剑虹, 孙世新, 张运生, 等. Petri 网与蚁群算法在 CDN 网络路由中的应用[J]. **计算机工程与应用**, 2008, 44(19): 31-35.  
YE Jian-hong, SUN Shi-xin, ZHANG Yun-sheng, et al. Application of Petri nets and ant colony algorithm for solving routing problem on CDN[J]. **Computer Engineering and Applications**, 2008, 44(19): 31-35.
- [10] 李洋, 乐晓波. 蚁群算法在模糊 Petri 网参数优化中的应用[J]. **计算机应用**, 2007, 27(3): 638-641.  
LI Yang, YUE Xiao-bo. Application of ant colony algorithm in parameters optimization of fuzzy Petri nets [J]. **Computer Applications**, 2007, 27(3): 638-641.
- [11] NISHI T, SHIMATANI K, INUIGUCHI M. Decomposition of Petri nets and Lagrangian relaxation for solving routing problems for AGVs [J]. **International Journal of Production Research**, 2009, 47(14): 3957-3977.
- [12] 江志斌. Petri 网及其在制造系统建模与控制中的应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2004: 39-76.
- [13] 孙力娟, 王良俊, 王汝传. 改进的蚁群算法及其在 TSP 中的应用研究[J]. **通信学报**, 2004, 25(10): 111-116.  
SUN Li-juan, WANG Liang-jun, WANG Ru-chuan. Research of using an improved ant colony algorithm to solve TSP[J]. **Journal of China Institute of Communications**, 2004, 25(10): 111-116.
- [14] 李军. 车辆调度问题的分派启发式算法[J]. **系统工程理论与实践**, 1999, 19(1): 27-33.  
LI Jun. Generalized assignment heuristics for vehicle scheduling[J]. **Systems Engineering Theory & Practice**, 1999, 19(1): 27-33.
- [15] 杨瑞臣, 云庆夏. 改进的蚁群算法在矿山物流配送路径优化中的研究[J]. **中国铝业**, 2004, 28(6): 16-18.  
YANG Rui-chen, YUN Qing-xia. Study of improved ant colony system in the routing optimization for physical distribution in mines[J]. **China Molybdenum Industry**, 2004, 28(6): 16-18.



知网查重限时 7折 最高可优惠 120元

本科定稿，硕博定稿，查重结果与学校一致

立即检测

免费论文查重: <http://www.paperyy.com>

3亿免费文献下载: <http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重: [http://www.paperyy.com/reduce\\_repetition](http://www.paperyy.com/reduce_repetition)

PPT免费模版下载: <http://ppt.ixueshu.com>

---