

GrowingScience 提供的内容列表

国际工业工程计算杂志

主页: www.GrowingScience.com/ijiec

粒子群方法解决需求不确定的车辆路径问题:药品配送案例研究

Babak Farhang Moghadama*和 Seyed Mohammad Seyedhosseinia

^a 伊朗科技大学工业工程系, 纳尔马克, 德黑兰伊朗

文章信息

抽象的

文章历史:
2010 年 1 月 1 日收到
以修订后的形式收到
2010 年 3 月 10 日
2010 年 4 月 1 日接受
2010 年 4 月 7 日上线

关键词:
元启发式、PSO、VRP
田口法
稳健优化

在过去的几年中,人们在使用各种车辆路径问题 (VRP)模型来改善物流成本方面做出了巨大的努力。事实上,最近燃料价格的上涨促使许多人通过改进 VRP 系统的实施来降低与其业务相关的运输成本。我们研究了 VRP 的一种特定形式,其中需求不确定且分布未知。提出了粒子群优化 (PSO)来求解VRP,并将结果与其他现有方法进行了比较。所提出的方法还用于药物分销的现实案例研究,初步结果表明该方法可以显着减少未满足的需求。

© 2010 Growing Science Ltd. 保留所有权利。

一、简介

新千年头十年,石油价格呈上涨趋势,导致供应链和物流成本增加。因此,人们付出了巨大的努力来解决供应链管理和物流中的现实问题,以尽可能降低相关成本

(Clark 和 Scarf,1960;Graves 等,1993;Garaix 等,2010;Andersson 等,2010)。大多数现实世界供应链问题的主要关注点之一是所得到的数学公式的复杂性。事实上,在许多现实世界的供应链问题案例研究中,我们通常会面临混合整数问题,即使对于小型案例研究,二元变量的数量也会超过数百个。因此,我们无法在合理的时间内找到最优解。当我们打算几乎实时解决问题时,问题就变得更加关键。另一方面,我们可能对精确的最佳解决方案不感兴趣,这可能会激励我们寻找接近最佳的解决方案。人们付出了巨大的努力来开发一些启发式或元启发式方法来寻找接近最优的解决方案。文献中介绍了多种元启发式方法,如遗传算法、蚁群优化、神经网络、粒子群优化 (PSO)等。

(Kennedy & Eberhart,1995)被认为是最早引入 PSO 概念的人。PSO 是一种群体智能,可提供对社会行为的洞察,并为工程应用做出贡献。

Ai 和 Kachitvichyanukul (2009a) 开发了一种用于 VRP 的 PSO,同时进行取货和送货,他们使用一些基准问题将他们的方法与其他现有的元启发式方法的性能进行了比较。Ai 和 Kachitvichyanukul (2009b) 使用类似的 PSO 来实现有能力 VRP,并报告了一些有希望的结果。PSO 已广泛应用于许多物流问题 (Ai 和 Kachitvichyanukul,2009b;Ai 和 Kachitvichyanukul,2008;Tao 等,2008;Chen 等,2006)。奥努特等人。(2008)例如,使用PSO算法解决多层仓库布局设计问题。施等人。(2007) 是第一个成功地将 PSO 应用于旅行商问题 (TSP) 的人。由于 VRP 是 TSP 的扩展,因此我们也可以将 PSO 用于选定的 VRP 形式。Marinakis 和 Marinaki (2010) 对 TSP 使用混合 PSO,其中

* 通讯作者,电话/传真:+98-9121230456。
电子邮件地址: farhang@iust.ac.ir (BF Moghadam),

开发了基于 PSO、贪婪随机自适应搜索过程 (GRASP) 和扩展邻域搜索策略 (ENS) 的新混合算法自然启发方法。他们在 TSPLIB 的众多基准问题上测试了他们提出的方法的性能,并声称得到了一些令人满意的结果。许多研究人员建议采用混合策略,在元启发式迭代之间嵌入局部优化器 (Chen 等, 2006)。传统 VRP 的主要问题之一是假设所有输入参数都是确定性的 (Bertsimas,1992)。因此,输入数据的微小扰动可能会导致一些不切实际的解决方案。Jaillet 和 Odoni (1988) 提出了一些启发式方法来解决概率 VRP。Dror (1993) 通过马尔可夫决策过程提出了 SVRP。戈尔登等人。(1979) 为具有随机需求的 VRP 开发了机会约束规划模型。斯图尔特等人。(1983) 提出了 Golden 和 Yee (1979) 工作的一些计算结果。在本文中,我们研究了一种特殊形式的 VRP,其中需求受到扰动的影响。我们假设需求的分布是未知的,但我们将其视为对称区间。所得到的模型被表述为混合整数非线性问题,并且实际上涉及数百个二元变量,使得求解问题的最优性变得困难。因此,我们使用 PSO 来确定接近最优的解决方案,并将结果与其他元启发式方法进行比较。本文的结构如下。在第 2 节中,我们解释了必要的符号和问题陈述、PSO 解释以及我们的 PSO 的实现结果与其他现有的元启发式方法的比较。第 3 部分致力于 VRP 在制药行业的现实案例研究。最后,在最后给出结论,总结本文的贡献。

2.问题陈述

VRP 通常是一个组合优化问题,旨在通过车队为多个客户提供服务。VRP由Dantzig和Ramser(1959)提出,是运输、配送和物流领域的一个重要问题。在典型的 VRP 中,我们有一个中央仓库,不同的车辆负责为不同的客户运送货物,主要目标是最大限度地降低总运输成本。

由于 VRP 是一个 NP-Hard 问题 (Lenstra & Rinnooy,1981),因此人们付出了巨大的努力来使用 PSO 等元启发式方法来寻找接近最优的解决方案。PSO 本身无法直接求解 VRP,因为它需要解码过程。Ai 和 Kachitvichyanukul (2009a) 介绍了不同的解码算法,Ai 和 Kachitvichyanukul (2009b) 确定 SR_2 是其他方法中解决 CVRP 的最佳算法。下面我们介绍该算法和相关解码方法。

A	迭代索引,	$A = 1,2,3,K,T$
k	颗粒指数,	$k = 1,2,3,K,K$
s	尺寸索引,	$s = 1,2,3,KS$
在	区间 [0, 1] 内的均匀随机数	
w()	惯性权重	A 第次迭代
v_{kA}^n	()中第 s 维第k个粒子的速度	A 第次迭代
p_{kA}	()中第 s 维第k个粒子的位置	A 第次迭代
这 _k	第 k个粒子在第 s 维的个人最佳解 (pbest)	
这 _{GS}	某维度的全局最佳解 (gbest)	
这 _{克斯} ^凯	第 k个粒子在第k维的局部最佳解 (kbest)	
这 _克	第 k个粒子在第 s 维的近邻最佳解 (nbest)	

cp个人最佳解加速常数

钙 全局最佳解加速常数

CK局部最佳解加速常数

中文 近邻最佳解加速常数

我_{最大限度} 最大位置值

我_{分钟} 最小位置值

第 k 个粒子的 θ_k 向量位置

Ω_k 第 k 个粒子的矢量速度， [哦_{k1}，哦_{k2}，... 哦_{kS}]

这_k 第 k 个粒子的向量个人最佳解。

这_G 向量全局最佳解

这^{KK} 第 k 个粒子的向量局部最佳解，

瑞克 第k组车辆路线

) Z θ_k θ_k 的适应度值

FDR适应距离比

2.1 算法

我_{分钟}，

1. 初始化K个粒子为群,生成第k个粒子,其位置为 θ_k ,范围为[我_{最大限度}],速度 $\Omega_k = 0$ 且个人最好成绩 这_k = θ_k (k = 1) 。 。 。 K,集合迭代 A = 1。

2. 当k = 1时 。 。 。 K、decode () θ_k 为组车辆路线Rk。

3. 当k = 1 时 。 。 。 K,计算Rk的性能测量,并将其设置为 θ_k 的适应度值,用() Z θ_k 表示。

4.更新pbest:对于k = 1 。 。 。 K、更新 这_k = θ_k ,如果() Z $\theta_k < Z$ (这_k)

5. 更新 gbest:对于 k = 1。 。 。 K、更新 这_G = 这_{_} 如果(这_k < Z (这_G)

6. 更新 lbest:对于k = 1。 K,在第k个粒子的J个邻居的所有pbest中,设置获得最小适应度值的个人最佳为 这_克。

7. 生成nbest:对于k = 1 。 。 。 K 和s = 1 。 。 。 S,设定 这_克 = 这_那 并最大化适合度距离比 (FDR) $\emptyset = 1$ 。 。 。 S哪里

FDR 定义为 (Veeramachaneni 等,2003) :

罗斯福 =
$$\frac{\text{和}(\theta_k) \text{ 从这处}}{|\text{我} - \text{这那}|}$$
其中≠ (1)

8. 更新每个第 k 个粒子的速度和位置：

58

$$\text{在 } (A) = t() + \frac{A - \text{时间}}{1 - \text{时间}} [(1) \text{WWT} ()] \quad (2)$$

$$n \text{ 克 } A + \text{主} \quad (\text{十} \text{ 克 } A + \text{与} \text{聚苯乙} \text{ 这 } \text{我} \text{ 克 } A + \text{与} \text{吉格} \text{ 这 } \text{我} \text{ 克 } A) \quad (3)$$

$$+ \text{与}_k \text{ 这克}^K - \text{我克}^A (A) + \text{与}_n \text{ 这克}^{\text{氮}} - \text{我克}^A (A)$$

$$我_{克}(A+1) = 我_{克}(A) + n_{克}(A+1) \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \text{如果 } & \text{我}_{\text{克}} (A + \gamma) \text{ 我}_{\text{克}}^{\text{最大限度}}, \text{ 然后} \\ & \text{我}_{\text{克}} (A + \gamma) \text{ 我}_{\text{克}}^{\text{最大限度}} \\ & n_{\text{克}} (A + \gamma) 0 \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{如果 } & \text{我免}(A + 1) \text{ 我}^{\text{分钟}}, \text{然后} \\ & \text{我免}(A + 1) \text{ 我}^{\text{分钟}} \\ & n_{\text{免}}(A + 1) 0 \end{aligned} \quad (6)$$

9. 如果满足停止条件,即 $A = T$, 停止。否则, $A = A + 1$ 并返回步骤2。

2.2 解表示

正如我们已经解释过的,PSO 提供了一个向量X,并且无法直接导出最终的最优解。因此,我们需要一种解码方法来为每个路线分配车辆,在本文中,SR-2 (Ai 和 Kachitvichyanukul,2009b)用于解码 PSO 最终解决方案以确定车辆路线。解决方案表示 SR-2 由 3m 维粒子组成,其中每个粒子维度都编码为实数。所有维度均与车辆相关,每辆车由三个维度表示:二维为参考点,一维为车辆覆盖半径。在GLNPSO算法中,适应度函数计算所有路线之间的距离之和。然而,它无法在各种路线之间建立良好的平衡。表1总结了一个简单VRP示例的平衡和非平衡路由信息,其中平衡VRP的成本稍高,但需求偏差并不大。

表格1

概念示例客户编号的数据

根据小列各厂编号的数据								
	仓库(1) 2		3	4	5	6	7	8
经度	82	82	99	70	80	58	93	62
纬度	50	90	51	85	20	60	60	45
要求	0	46	46	44	32	10	34	45

车辆容量:100

很明显,图 1 中的最佳解决方案对于扰动并不稳健。事实上,线路需求的微小变化就可能超过总容量。图2中,虽然成本增加了2%,但只要扰动小于16%,所有路径都可以抵抗需求的不确定性。这个具有 8 个节点和 3 条路由的简单示例旨在演示需求不平衡的后果。在现实世界的问题中,我们可能会面临更严重的事件,这可能会让我们付出巨大的代价。下面详细说明平衡过程。令d

$$\sim \frac{e}{\text{需求客户}} + \frac{e}{+}$$

表示扰动百分比。因此我们有，

$$Dl \leq \sum di \leq D_{\text{max}} \quad (7)$$

其中 D_i 和 D_u 分别是真实扰动需求总和的下界和上限。我们还有：

$$p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta r_i$$
$$p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta r_i$$
$$p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta r_i$$

(8)

在哪里 p 表示路线未使用容量的变化
对于每条路线。
 n 其中包括 (i,j) 和 Δ P_N 是未使用的容量

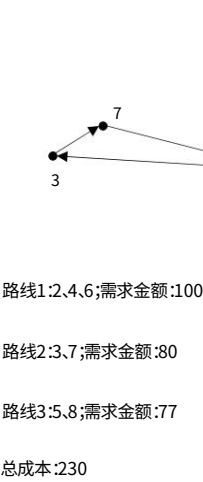


图1.最佳方案

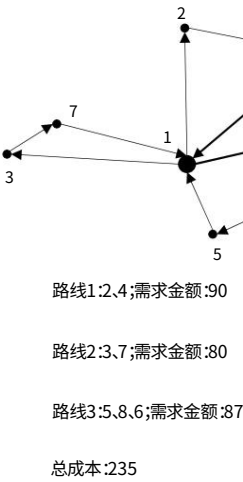


图2.稳健的解决方案

等式 (8)的目的是确保每辆车的剩余容量限制不超过其上限。方程 (3)通常用于调整 PSO 中的速度。在本文中,我们提出了一种新的稳健 VRP, 如下所示:

$$v_i = v_i + c_1 r_1 (p_{best} - v_i) + c_2 r_2 (p_{gbest} - v_i)$$
$$v_i = v_i + c_1 r_1 (p_{best} - v_i) + c_2 r_2 (p_{gbest} - v_i)$$
$$v_i = v_i + c_1 r_1 (p_{best} - v_i) + c_2 r_2 (p_{gbest} - v_i)$$

(9)

表 2 总结了我们的 PSO 方法的实施结果,并将结果与精确稳健的 VRP 进行了比较。显然,由于数学模型的复杂性,大规模问题的最优解是不可用的。因此,当需求受到扰动污染时,我们需要使用一些技术来衡量我们提出的方法的性能。令ZUD和ZUR分别为未满足的确定性和鲁棒性需求。为了找到ZUD,首先用已知需求解决名义问题,并用 (d_i, d_i) 扰动需求。现在,未满足需求的总和被计算并存储在ZUD中。ZUR也使用与建议的 PSO 类似的程序进行计算。当ZUD与ZUR进行比较时,我们可以很容易地发现,当我们面对数据中的噪声时,鲁棒 PSO 相对于标准 PSO 的表现有多有效。表 3 总结了我们的实施结果。正如我们所观察到的,尽管运输成本可能会稍微恶化,但当增加时,对稳健和确定性解决方案的未满足需求之间存在很大差距。

$$e = e + e$$

$e = .1\%$ 某些情况下没有未满足的需求。作为 e

3. 分销案例研究

Behpakhsh公司是一家生产卫生用品的大型批发商和分销机构,位于伊朗德黑兰和其他一些伊朗城市。该公司目前在 90,000 英亩 (900 平方公里)附近拥有 5700 名客户。作为 VRP 案例研究,我们仅关注 Behpakhsh 领土的一个地区。该地区有 82 家客户,Behpakhsh 为他们提供一种产品类型的 100 辆汽车。我们试图找到一个强有力的解决方案来满足该地区对 Behpakhsh 的需求。

表2
针对不确定性的拟议 PSO 资格

		e = 0.1%				e = 1%				e = 10%			
N行Zd		铅	立即地	到		铅	托德托_			铅	立即地	到	
1	32	第784章	第788章	0.51% 0.04		第788章	0.51	0.09		第789章	0.64% 0.13		
2	33	第661章	第678章	2.57% 0		690	4.39	0.03		第691章	4.54% 0.03		
3	33	第742章	第745章	0.40% 0.06		第747章	0.67	0.06		第749章	0.94% 0.09		
4	34	第778章	第781章	0.39% 0		第782章	0.51	0.03		第784章	0.77% 0.04		
5	36	799	800	0.13% 0.08		800	0.13	0.08		800	0.13% 0.11		
6	37	第669章	第671章	0.30% 0.03		第672章	0.45	0.08		第672章	0.45% 0.08		
7	37	949	第951章	0.21% 0		第952章	0.32	0		第953章	0.42% 0.05		
8	38	第730章	第733章	0.41% 0.08		第733章	0.41	0.08		第735章	0.68% 0.11		
9	39	第822章	第830章	0.97% 0.03		第833章	1.34	0.03		第837章	1.82% 0.05		
10	39	第831章	第839章	0.96% 0.06		第844章	1.56	0.1		第847章	1.93% 0.13		
11	44	第937章	939	0.21% 0.05		939	0.21	0.07		940	0.32% 0.09		
12	45	第944章	第947章	0.32% 0		948	0.42	0.02		第951章	0.74% 0.07		
13	45	1146	第1155章	0.79% 0.04		1157	0.98	0.09		1158	1.05% 0.11		
14	46	914	918	0.44% 0.02		920	0.66	0.07		922	0.88% 0.11		
15	48	1073	1088	1.40% 0.06		1095	2.05	0.08		1107	3.17% 0.1		
16	53	1010	1018	0.79% 0.04		1022	1.19	0.08		1025	1.49% 0.16		
17 号	54	第1167章	第1176章	0.77% 0.02		1176	0.77	0.06		1181	1.20% 0.07		
18	55	1073	1082	0.84% 0.02		1086	1.21	0.04		1092	1.77% 0.04		
19	61	1035	1042	0.68% 0.02		1047	1.18	0.03		1053	1.74% 0.07		
20	62	1290	1307	1.32% 0.03		1315	1.94	0.05		1319	2.25% 0.06		
21	63	1315	1325	0.76% 0.06		第1331章	1.22	0.1		1336	1.60% 0.14		
22	63	1634	1650	0.98% 0.05		1655	1.29	0.06		1667	2.02% 0.08		
23	64	第1402章	1415	0.93% 0.06		1415	0.93	0.06		1421	1.36% 0.08		
24	65	第1177章	1185	0.68% 0.08		1186	0.78	0.08		1188	0.93% 0.09		
25	69	1168	第1179章	0.94% 0.07		1187	1.63	0.09		1189	1.80% 0.1		
26	80	1764	第1781章	0.96% 0		1787	1.30	0.04		1799	1.98% 0.05		

3.1数据收集下面
总结了解决稳健模型和确定性模型所需的数据集和信息。

需求扰动:客户需求的偏差百分比

客户位置:该数据用于指定访问路径,最终估计每两个单独节点之间的时间距离。

客户需求:这个数据在不同时期是不同的。他们是从营销部门聚集的。

网络节点之间的时间距离 :这些数据显示了每两个节点之间的长度距离。

由于公司仅根据现有路径情况掌握客户之间的时间距离,因此潜在的成本系数仍未被发现。此外,网络的时间和运动研究成本太高;因此,计算全连接网络的每两个节点之间的时间距离。确定可能的路径后,根据表3计算每两个节点之间的距离时间。

表3
根据V/C计算路径上的平均速度,其中V是路径中的平均车辆数, C是路径的容量

路径分类	电压/电流	速度 (公里/小时)
A	0.35	90
乙	0.55	75
C	0.7	60
D	0.8	45
和	1	10

我们对订单和需求的实际信息进行了调查。我们的实验表明,当为特定顾客提供服务时,他/她的要求可能会多于或少于他/她的订单。表 4 总结了实际采购与订单之间的偏差百分比（扰动百分比）。该表还显示了参与每个扰动类别的客户的频率（客户频率百分比）。

表4
客户需求偏差百分比

类别	扰动 (%)	范围指数	顾客频率(%)
1	5-10	7.5	0.04
2	10-15日	12.5	0.06
3	15-20日	17.5	0.08
4	20-25日	22.5	0.06
5	25-30日	27.5	0.05
6	30-35	32.5	0.11
7	35-40	37.5	0.19
8	40-45	42.5	0.19
9	45-50	47.5	0.12
10	50-55	52.5	0.12
11	55-60	57.5	0.07
12	60-65	62.5	0.03

为了更好地理解稳健模型与确定性模型的行为,我们在确定性和稳健条件下解决了案例研究。表 5 说明了实现的细节。在该表中, Z表示确定性解决方案的运输成本, ZUD表示基于确定性需求的解决方案的未满足需求,而实际需求受到扰动的污染。可以看出,扰动对鲁棒性解决方案的运输成本及ZUD对扰动百分比敏感。

表5
Behpakhsh 案例研究的稳健且确定性的解决方案

无%扰动					无扰动百分比				
		和 _D	和 _右	祖德			和 _D	和 _右	和 _{出去}
1	7.5	134	134.5	0.4	7	37.5	134	136.8	8.4
2	12.5	134	134.9	1.5	8	42.5	134	137.6	10.2
3	17.5	134	135.2	2.8	9	47.5	134	138.4	12.8
4	22.5	134	135.4	4	10	52.5	134	139	15
5	27.5	134	135.55	5.3	11	57.5	134	139.5	18.3
6	32.5	134	135.7	6.7	12	62.5	134	139.95	23.1

3.3 成本分析

在Behpakhsh案例研究中,我们假设每个未满足的订单产品单元的利润损失为2A,每辆车每小时的运输成本为5A,其中A为分类监控单元。表 6 总结了鲁棒性和确定性解决方案的成本。CostD和 CostR分别是确定性和鲁棒性解决方案成本。

表6
Behpakhsh 案例研究的成本分析

否 %扰动CostD CostR					不。	%扰动	成本D	成本R	D
1	7.5	0.8	2.5	-1.7	7	37.5	16.8	14	2.8
2	12.5	3	4.5	-1.5	8	42.5	20.4	18	2.4
3	17.5	5.6	6	-0.4	9	47.5	25.6	22	3.6
4	22.5	8	7	1	10	52.5	30	25	5
5	27.5	10.6	7.75	2.85	11	57.5	36.6	27.5	9.1
6	32.5	13.4	8.5	4.9	12	62.5	46.2	29.75	16.45

例如,在第一行中, CostD达到5 () $A Z_r - Z_u$, CostR由 $2AZUD$ 计算。
最终, $D=CostD -CostR$ 代表稳健解的净利润。这项工作的实验结果表明,净利润与扰动百分比是同步的。因此,随着扰动的增加,我们将通过稳健的解决方案获得更多好处。在这个案例研究中,如果我们使用利润的预期值,根据表10,我们得到24.15,即公司相关收入的12.6%。请注意,上市公司净利润总额增加 10% 会对股票产生重大影响

股票的价格。我们提出的方法的实施结果已被该公司使用,并且他们在自己的传统路线上实施了一些行动计划。三个月期间,运输成本仅增加2.6%,但货物交付量却提高了11%。总体而言,结果显着改变了盈利能力,并为公司管理层使用这种方法创造了动力。请注意,最近能源价格的上涨可能会增加使用高效交通规划的动力。

4.结论

我们提出了一种用于具有不确定需求的稳健 VRP 的 PSO 方法。响应面方法已用于调整 PSO 参数。本文提出的方法已在文献中使用的一些现有数据上实现。这项研究的初步结果表明,高效而稳健的路线规划可能会增加运输成本,但会显着减少未满足的需求,从而帮助我们渗透到更广泛的市场。正如我们在现实世界案例研究中实施我们提出的方法所表明的那样,稳健的 VRP 计划会增加总运输支出,但同时也会显着增加未满足的需求。

致谢

作者要感谢匿名审稿人,他们的评论极大地改进了本文。

参考

- Ai, J. 和 Kachitvichyanukul, V. (2009.a)。针对同时取货和送货的车辆路径问题的粒子群优化。计算机与运筹学,36,1693-1702。
- Ai, J. 和 Kachitvichyanukul, V. (2009.b)。用于解决有能力车辆路径问题的粒子群优化和两种解决方案表示。计算机与工业工程, 56 (1), 380-387。
- Ai, J. 和 Kachitvichyanukul, V. (2009.c)。带时间窗的车辆路径问题的粒子群优化。国际运筹学杂志, 6 (4), 519-537。
- Ai, J. 和 Kachitvichyanukul, V. (2008)。解决车辆路径问题的自适应粒子群优化研究。第九届亚太工业工程与管理会议。
- Andersson, H., Hoff, A., Christiansen, M., Hasle, G. 和 Løkketangen, A. (2010)。工业方面和文献调查:组合库存管理和路由,计算机与运筹学, 37(9), 1515-1536。
- DJ 贝尔西马斯 (1992)。具有随机需求的车辆路径问题。行动调查, 40 (3), 574-585。
- 陈 A.、杨 G. 和吴 Z. (2006)。具有容量的混合离散粒子群优化算法。车辆路径问题。浙江大学学报 理学, 7(4), 607-614。
- 克拉克, G., 和赖特, J. W. (1964)。调度从中央仓库到多个交付点的车辆。运筹学, 12, 568-589。
- Dantzig, G. B. 和 Ramser, J. H. (1959)。卡车调度问题。管理科学, 6, 80-91。
- 德罗尔, M. (1993)。将具有不确定需求的车辆路径建模为随机程序。欧洲运筹学杂志, 64, 432-441。
- Golden, B. L. 和 Yee, J. R. (1979)。概率车辆路径框架。AIIE 交易, 11, 109-112。
- Graves, S. C., Rinooy Kan, A. 和 Zipkin, P. (1993)。生产和库存物流:手册。手术与质谱 (第 4 卷)。爱思唯尔科学。
- Garaix, T., Artigues, C., Feillet, D. 和 Josselin, D. (2010)。具有替代路径的车辆路径问题:按需运输的应用,欧洲运筹学杂志, 204, 62-75。
- Jaillet, P. 和 Odoni, A. (1988)。车辆路径中的概率车辆路径问题;方法和学习。载于 B. L. Golden 和 A. A. Assad, (编辑)阿姆斯特丹:北荷兰。
- 肯尼迪, J. 和艾伯哈特, R. (1995)。粒子群优化。IEEE 国际会议。神经网络, 1942-1948年。

Lenstra, JK 和 Rinnooy Kan, A. (1981)。车辆路径和调度问题的复杂性。网络，
11,221-227。

马里纳基斯,Y. 和马里纳基,M. (2010)。用于概率旅行商问题的混合多群粒子群优化算法,计算机和运筹学, 37 (3), 432-442。

Önüt, S.,Tuzkaya, RU 和 Doğan, B. (2008)。针对多层仓库布局设计问题的粒子群优化算法。计算机与工业工程，
54 (4), 783-799。

石晓华、梁永昌、李慧普、陆成、王庆新 (2007)。基于粒子群优化的 TSP 和广义 TSP 算法。信息处理快报, 103 (5), 169-176。

斯图尔特,WR 和戈尔登,BL (1983)。随机车辆路线。欧洲运筹学杂志, 14,371-385。

Tao, Z., Chunmei, Z., Yuejie, Z., & Chuoya, Y. (2008). A Mixed PSO algorithm for the VRPSPD. Control and
决策会议, (第 4017-4021 页)。

Veeramachaneni, K.,Peram, T.,Mohan, C. 和 Osadciw, L. (2003)。使用具有近邻相互作用的粒子群进行优化。遗传与进化计算
会议。