

引用格式:生力军. 基于量子粒子群算法的物流配送中心选址[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(11): 183-187

Sheng Lijun. Location of logistics distribution center based on quantum particle swarm optimization[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(11): 183-187

基于量子粒子群算法的物流配送中心选址

生力军

(武汉船舶职业技术学院计算机信息技术学院,武汉 430050)

摘要 在物流系统网络中,物流配送中心地址的优化选择不但能够高效及时地完成物资的配送,而且能使得配送成本和仓储成本等运营成本最小化,显著提高物流管理的效率和能力。针对物流配送中心选址最优解的问题,通常采用经典粒子群算法解决,但其有易早熟收敛和仅能得到局部最优解的缺陷。为了克服此缺点,将量子进化算法融入经典粒子群算法中,采用量子理论中独有的叠加态和概率幅特性,粒子最优位置的搜寻采用量子自旋门完成,粒子位置的多样性变异采用量子非门完成,以免出现局部最优解和早熟收敛缺陷。实验结果表明,与经典粒子群算法相比,量子粒子群算法在最优解的搜寻能力和优化效率方面更具有优势,能够优化配送中心的地址选取,从而减少物流运营的总成本,提高物流配送的效率,优化物流管理系统。

关键词 物流配送 选址 量子粒子群算法 叠加态 概率幅

中图分类号 TP301.6; **文献标志码** A

物流是连接生产和消费的重要环节,是物资通过时间和空间的转移,能产生附加价值。物流是经济社会发展的润滑剂,如何使得物流产业科学有效的发展已经成为各国重点研究对象^[1,2]。随着信息科学技术和物流管理理论的提升,促进了物流系统向网络化、自动化和智能化的全面发展。在物流网络系统中,常常需要选择一些配送中心来提高供应商和需求商之间货品的运输效率^[3]。合理科学的配送中心不仅可以减少运输集散成本,而且可以提高生产效率、增加企业利润,因此配送中心的选址在整个物流网络的规划中显得极其重要。

对于物流中心的选址问题,目前,学术界和工业界存在多种考虑方法。一种方法是如何选址使得配送中心到需求商的最大距离最小化^[4];一种是如何选址使得配送中心可提供的配送服务范围最大化^[5];还有一种是综合考虑运输距离与运输量的问题,使得供应商到需求商之间的运输距离和运输量乘积之和最小^[6]。目前研究讨论最广泛的选址解决方案是,在已有的物流节点中选择建设一个或者多个配送中心,使得相关的建设成本、运营费用等成本费用总和和最小。学者证明了物流网络的配送中心选址问题是一个 NP 组合优化问题,随着节点的不断增加,该问题的选址组合成指数级增长,属于 NP-

hard 问题^[7]。众多学者对非凸、带有复杂约束条件的非线性规划的选址问题进行了深入研究,提出了多种解决问题的方法,例如鲍莫尔狼群算法、神经网络算法^[8]、模拟退火算法、遗传算法和粒子群算法等^[9,10],取得了一定的研究成果,但是由于上述算法存在一些先天性的缺陷,使得最优解的搜寻有时效率和精度不理想。

在分析研究物流配送中心选址规划问题的基础上,建立物流配送中心选址的数学模型,借鉴量子信息学中的叠加态和概率幅理论,提出基于量子粒子群算法求解该问题的最优解的解决方案,采用量子自旋门完成对粒子最优位置的搜寻,采用量子非门完成对粒子位置的变异操作,避免经典粒子群算法易陷入早熟收敛和局部最优的缺陷,以显著提高配送中心选址问题的寻优效率和精度。

1 物流配送中心选址的数学模型

物流配送中心将上游供应点送至的货品进行揽收、分类、拣选、配货,并对下游需求点进行送达,是物流网络中的中心枢纽节点,类似于互联网中的交换机和路由器的功能,保障货品及时、准确、有序地送达货品。物流配送中心是连接供方和需方的桥梁纽带,其选址策略是物流网络规划中的重中之重。物流配送中心的选址关系到物流系统的建设成本、运营成本运行效率、未来发展等,是物流网络前期规划最重要的工作。

2019 年 1 月 14 日收到

作者简介:生力军(1983—),男,汉族,江苏泰州人,硕士,副教授。
E-mail:3141909@qq.com

1.1 选址的规划因素

由上游供应点、配送中心、下游需求点及运输线路组成的物流网络系统如图 1 所示。其中,上游供应点和下游需求点以一定规律分布于物流系统应该服务的区域内,配送中心的选址最优问题就是要解决如何布置配送中心才能使得整个物流网络的建设、运营等总成本费用最小化。

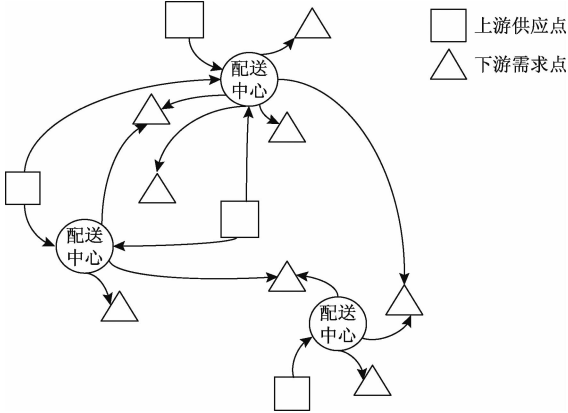


图 1 物流系统网络图

Fig. 1 Logistics system network diagram

1.2 选址的数学模型

在实际的物流网络中,下游配送需求点的货品需求应该小于或等于配送中心的最大货品容量。在满足距离最大值的前提下,需要从已知的下游配送需求点中选择配送并向其他各需求点配送货品,并且为讨论主要问题,仅考虑单向配送模式,即从配送中心配送至各配送需求点。

物流配送中心选址数学模型的建立基于如下假设:①已知上游供应点和下游需求点的数量和位置;②物流集散方向只能是单向,即只能从上游供应点经配送中心到下游需求点运输货品;③上游供应点和下游需求点必须经过配送中心。

物流配送中心选址数学模型的目标函数如下,也就是使得配送中心的建设成本、运营成本和货品集散的运输成本之和最小:

$$\min Q = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n h_j a_{ij} c_{ij} + \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^l h_j b_{jk} d_{jk} + \sum_{j=1}^n h_j (f_j + v_j) u_j \quad (1)$$

式(1)等号右边的第一项为上游供应点向配送中心运输的成本,第二项为配送中心向下游需求点运输的成本;第三项为配送中心的固定建设成本和可变运营成本。

式(1)中: i 表示上游供应点序列号; j 表示备选配送中心的序列号; k 表示下游需求点的序列号; a_{ij} 表示供应点 i 至配送中心 j 的年度货物运输量,万吨; c_{ij}

表示供应点 i 至配送中心 j 的单位运输费用,元/吨; b_{jk} 表示配送中心 j 至需求点 k 的年度货物运输量,万吨; d_{jk} 表示配送中心 j 至需求点 k 的单位运输费用,元/吨; f_j 表示配送中心 j 的单位运输量的固定成本,元/吨; v_j 表示配送中心 j 的单位运输量的可变成本,元/吨; u_j 表示配送中心的年度最大适站量,万吨。 h_j 表示备选配送中心 j 是否被选中的二维变量,0 表示未被选中,1 表示被选中。

物流配送中心选址数学模型的约束条件分析如下。

上游供应点运出货量上限是供应点的最大供应能力:

$$\sum_{j=1}^n h_j a_{ij} \leq S_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式(2)中, S_i 表示上游供应点的年度货物供应量,万吨。

下游需求点的需求能够被满足:

$$\sum_{j=1}^n h_j b_{jk} \geq D_k, \quad k = 1, 2, \dots, l \quad (3)$$

式(3)中, D_k 表示下游需求点的年度货物需求量,万吨。

未被选中的配送中心不能集散货品:

$$\sum_{j=1}^m a_{ij} - h_j I \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

年度最大适站量不小于配送中心集散的数量:

$$u_j - \left(\sum_{i=1}^m a_{ij} + \sum_{k=1}^l b_{jk} \right) \geq w_j, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

式(5)中, w_j 为配送中心的适站量阈值,万吨。

配送中心运入货品的数量不小于配送中心运出货品的数量:

$$\sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^l b_{jk} \leq \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij} \quad (6)$$

选择决策变量定义:

$$h_j = \begin{cases} 1, & \text{被选中} \\ 0, & \text{未被选中} \end{cases} \quad (7)$$

另外:

$$a_{ij}, b_{jk} \geq 0 \quad (8)$$

2 量子粒子群算法解决物流配送中心选址问题

粒子群优化算法 (partical swarm optimization, PSO) 是仿生学算法,是由 Kenndyhe 和 Eberhart 在研究鸟类觅食行为后提出的一种种群智能搜索算法,迄今为止已经在函数优化、科学规划、人工智能等领域成功应用。然而,粒子群算法 PSO 在实际工程应用中存在先天性缺陷,如早熟收敛、全局寻优精

度差等。基于此,将量子进化算法融合到粒子群优化算法中,提出量子粒子群算法(quantum particle swarm optimization, QPSO)。QPSO 采用量子理论中独有的叠加态和概率幅特性,粒子最优位置的搜寻采用量子自旋门完成,粒子位置的多样性变异采用量子非门完成,大幅度提高全局优化能力和效率。

2.1 粒子的量子编码

在量子力学中,引入狄拉克符号表示微观粒子的基本状态,同样,在量子信息学中,也采用狄拉克符号来表示量子信息位, $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 被称为量子比特。在 QPSO 算法中,量子比特位是最小的信息元,即量子比特位有只有两个基态 $|0\rangle$ 态和 $|1\rangle$ 态,任一时刻的量子位的信息状态都是基态的线性组合,也就是叠加态:

$$|\varphi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (9)$$

式(9)中: α 和 β 为量子 $|0\rangle$ 态和 $|1\rangle$ 态的概率幅,满足 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 条件。

虽然量子信息二进制编码过程较简单,但是其对应的解码过程相当复杂,因而在此,粒子目前位置的编码采用概率幅,并结合三角函数表示位置矩阵如下:

$$p_i = \begin{bmatrix} \cos\theta_{i1} & \cos\theta_{i2} & \cdots & \cos\theta_{iD} \\ \sin\theta_{i1} & \sin\theta_{i2} & \cdots & \sin\theta_{iD} \end{bmatrix} \quad (10)$$

由此可得,种群中的每一个粒子遍历 D 空间的如下两个位置,

$$p_i^{(0)} = [\cos\theta_{i1}, \cos\theta_{i2}, \cdots, \cos\theta_{iD}] \quad (11)$$

$$p_i^{(1)} = [\sin\theta_{i1}, \sin\theta_{i2}, \cdots, \sin\theta_{iD}] \quad (12)$$

2.2 解空间的量子变换

在随机 $[0, 1]$ 区间内初始化粒子状态,按照微小扰动原理,将初始化状态映射到问题的量子解空间,得到解空间中的每个优化变量即对应粒子的量子位的概率幅。记粒子 i 上的第 j 个量子位为 $[\alpha_{ij}, \beta_{ij}]^T$, 解空间变换为

$$x_{ij}^{(0)} = \alpha_{ij}(b_i - a_i) + a_i \quad (13)$$

$$x_{ij}^{(1)} = \beta_{ij}(b_i - a_i) + a_i \quad (14)$$

式中: b_j 和 a_i 分别为粒子 i 搜寻范围的上、下限。

2.3 粒子的量子状态更新

为了避免早熟收敛,保持种群多样性,提出的 QPSO 算法首创性地用量子自旋门转动角度的更新表示 PSO 算法中粒子移动速度的更新,量子概率幅的更新表示粒子位置的更新,量子粒子群按照以下公式来实现移动更新:

$$\Delta\theta_{ij}^{k+1} = g\Delta\theta_{ij}^k + c_1r_1^k(\theta_{hij}^k - \theta_{ij}^k) + c_2r_2^k(\theta_{gj}^k - \theta_{ij}^k) \quad (15)$$

$$\begin{bmatrix} \cos\theta_{ij}^{k+1} \\ \sin\theta_{ij}^{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}^k + \Delta\theta_{ij}^{k+1}) \\ \sin(\theta_{ij}^k + \Delta\theta_{ij}^{k+1}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_{ij}^k & \cos\Delta\theta_{ij}^{k+1} & -\sin\Delta\theta_{ij}^{k+1} \\ \sin\theta_{ij}^k & \sin\Delta\theta_{ij}^{k+1} & \cos\Delta\theta_{ij}^{k+1} \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中: θ_{hij}^k 表示 i 粒子的前 k 次迭代中第 j 维的历史最优相位量; θ_{gj}^k 表示前 k 次迭代中第 j 维的全局最优相位量, $\Delta\theta_{ij}^{k+1}$ 表示 i 粒子在第 $k+1$ 次迭代中第 j 维的相移量; g 为惯性因子; c_1 、 c_2 为学习因子; θ_{ij}^k 表示当前相位量; $\cos\theta_{ij}^{k+1}$ 、 $\sin\theta_{ij}^{k+1}$ 为 i 粒子在第 $k+1$ 次迭代中第 j 维的概率幅。

2.4 量子状态的变异处理

PSO 算法先天性地容易陷入早熟收敛于局部最优的主要原因是在多次的搜寻迭代过程中会慢慢减少粒子种群的多样性。在 QPSO 算法中,通过量子非门可以对粒子进行变异,增加搜寻迭代过程中的种群多样性,以防早熟收敛。变异过程为:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta_{ij} \\ \sin\theta_{ij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin\theta_{ij} \\ \cos\theta_{ij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(0.5\pi - \theta_{ij}) \\ \sin(0.5\pi - \theta_{ij}) \end{bmatrix} \quad (17)$$

每一个粒子有一个介于 $[0, 1]$ 之间的随机数 r , 若 $r \leq p_m$, p_m 是设定的变异概率,那么随机选择该粒子上的 $\left\lfloor \frac{m}{2} \right\rfloor$ 个量子位,即 $\frac{m}{2}$ 向上取整,取比其大的

最小整数。然后采用量子非门更改选中粒子的量子位的概率幅,但该粒子之前记忆的自身最优位置和角度仍然保持不变。这样的变异操作既不改变记忆最优值,又维持了粒子种群的多样性。

2.5 QPSO 选址算法步骤

梳理上述的 QPSO 算法原理和处理过程,物流配送中心选址的完整流程按照如下算法步骤进行。

Step1 算法参数初始化。依据下游配送需求点的需求量设置配送中心数量 k 的变化区间。

Step2 配送中心位置点的初始化。在 k 变化区间内的不同 k 值,对应于粒子 i 的第 j 维变量随机生成角度值 θ_{ij} , 然后按照式(10)对粒子坐标进行编码。

Step3 解空间量子变换。依据式(13)和式(14),将随机生成的粒子位置概率幅映射到选址问题的量子解空间上。

Step4 初步分配。对于不同的 k , 依据粒子的位置,按照就近原则将配送需求点分配到离它最近的配送中心;当某个配送中心的最大需求量达到其最大配送能力上限时,将后续的配送需求点分配到次近的配送中心,直到全部配送结束。

Step5 适应度值计算。根据配送中心的数量、

固定成本费用、可变成本费用、供应点至配送中心的运输成本和配送中心至下游需求点的运输成本等参数,按照式(1)计算每个粒子的适应度,找出个体的历史最优点和全局最优点。

Step6 更新最优值。如果某次迭代中获得的粒子所处位置优于到目前为止记忆的最优位置,则用该次获得的位置替换历史最优位置;如果某次迭代中获得的全局最优位置优于目前为止搜寻到的全局最优位置,则用该次迭代获得的全局最优位置替换目前搜寻到的全局最优位置。

Step7 粒子状态更新和变异。依据式(15)、式(16)完成粒子状态的更新;然后按照设定的变异概率 p_m ,依据式(17)对每一个粒子进行变异。

Step8 循环迭代,直至结束。在此从 Step2 开始迭代循环计算,直至迭代次数达到设置的最大值或者满足收敛条件获得最优解为止。

3 案例应用

某中部地级市的物流网络中有 3 个上游供应点 $S_1 \sim S_3$, 8 个下游需求点 $D_1 \sim D_8$, 5 个备选的配送中心 $N_1 \sim N_5$, 并且已知上游供应点和下游需求点的位置以及规模。求解所用的参数如表 1 ~ 表 3 所示。

表 1 配送中心的适站量、阈值、固定和可变费用率
Table 1 Suitable station quantity, threshold value, fixed and variable expense ratio of distribution center

配送中心	$u_j/(\text{万吨})$	$w_j/(\text{万吨})$	$f_j/(\text{元}\cdot\text{t}^{-1})$	$v_j/(\text{元}\cdot\text{t}^{-1})$
N_1	532	19	319	554
N_2	465	22	417	708
N_3	504	17	367	614
N_4	485	14	380	687
N_5	661	19	423	863

表 2 上游供应点到配送中心的 S_i 和 c_{ij}
Table 2 S_i and c_{ij} from upstream supply point to distribution center

配送中心	$c_{ij}/(\text{元}\cdot\text{t}^{-1})$		
	S_1	S_2	S_3
N_1	537	766	992
N_2	430	679	805
N_3	695	653	619
N_4	907	654	609
N_5	678	903	773
S_i	230	320	280

采用 PSO 和 QPSO 算法分别就该案例的配送中心的选址问题进行仿真求解。惯性因子 g 取值区间设为 $[0.5, 0.8]$, 变异概率 p_m 设为 0.05; 学习因子 c_1 、 c_2 都设为 2.1; 设定迭代次数 100 次。在 MATLAB 2017 软件中, 应用表 1 ~ 表 3 的已知参数, 编制

表 3 配送中心到下游需求点的 D_i 和 d_{jk}
Table 3 D_i and d_{jk} from Distribution center to downstream demand point

配送中心	$d_{jk}/(\text{元}\cdot\text{t}^{-1})$							
	D_1	D_2	D_3	D_4	D_5	D_6	D_7	D_8
N_1	601	888	802	857	863	714	709	862
N_2	850	805	810	696	883	823	812	645
N_3	841	635	321	596	590	515	753	678
N_4	582	463	373	683	702	729	814	514
N_5	889	409	485	864	697	560	697	582
D_k	100	110	90	80	150	130	75	65

程序和调用库函数, PSO 和 QPSO 两种算法的结果比较如表 4 所示, 表明 QPSO 相较 PSO 能显著提高寻优的效率和精度。

表 4 算法的比较
Table 4 Comparison of algorithms

算法	平均时间/s	平均迭代次数	总成本最优值/万元
PSO	91	94	3 024
QPSO	76	127	3 719

QPSO 算法对该案例选址问题的最优解是选择 N_2 、 N_3 、 N_5 作为配送中心, 最优选址方案的具体物流参数如表 5、表 6 所示。

表 5 上游供应点到配送中心的选址方案
Table 5 Location scheme from the upstream supply point to the distribution center

上游供应点	$a_{ij}/\text{万吨}$		
	N_3	N_1	N_2
S_1	140	0	81
S_2	98	107	105
S_3	0	143	139

表 6 配送中心到下游需求点的选址方案
Table 6 Location scheme from distribution center to downstream demand point

配送中心	$b_{jk}/\text{万吨}$							
	D_1	D_2	D_3	D_4	D_5	D_6	D_7	D_8
N_2	32	45	0	26	53	0	42	35
N_3	0	75	41	0	40	75	23	0
N_5	59	0	65	44	67	60	0	32

4 结论

在深入分析研究物流配送中心选址规划问题的基础上, 建立了物流配送中心选址的数学模型, 积极引入了量子粒子群算法 QPSO 求解该问题的最优解, 采用量子位的叠加态和概率幅理论, 粒子最优位置的搜寻采用量子自旋门完成, 粒子位置的多样性变异采用量子非门完成, 避免了经典粒子群算法 PSO 易陷入早熟收敛和局部最优的缺陷。通过案例

实证结果表明,QPSO 算法能够缩短迭代次数和求解时间,并能显著提高选址问题的寻优精度,降低物流配送中心的总成本。

参 考 文 献

1

Benjaafar S, Li Y, Xu D, et al. Demand allocation in systems with multiple inventory locations and multiple demand sources[J]. Manufacturing & Service Operations Management, 2008, 10(1):43-60

2

Zhao X Y, Yang J Q. Research on the bi-level programming model for ticket fare pricing of urban rail transit based on particle swarm optimization algorithm[J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2013, 96:633-642

3

Zhang X F, Sui G F. Quantum-behaved particle swarm optimization algorithm for solving nonlinear equations[J]. Advanced Materials Research, 2013(6), 756-759

4

Shang J, Yildirim T P, Tadikamalla P, et al. distribution network re-design for marketing competitiveness [J]. Journal of Marketing, 2009, 73(2):146-163

5

Xu J, Yao L, Zhao X. A multi-objective chance-constrained network

optimal model with random fuzzy coefficients and its application to logistics distribution center location problem[J]. Fuzzy Optimization & Decision Making, 2011, 10(3):255-285

6

Zhang X P, Yang T F, Fu X Y, et al. Quantum-behaved particle swarm optimization algorithm for locating grain storages[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(12):4513-4516

7

Xiang H, Xiao H, Yuan W. Research optimization on logistics distribution center location based on adaptive particle swarm algorithm[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(20):8443-8450

8

Xu X P, Shi X T, Wang F. Solving logistics distribution center location problem using a wolf pack algorithm[J]. Journal of Discrete Mathematical Sciences & Cryptography, 2017, 20(6-7):1269-1273

9

Li H, Liu X Y, Zhang J P, et al. Research on logistics distribution center location based on improved immune algorithm[J]. Advanced Materials Research, 2013, 756-759:1366-1370

10

Wang Q J, Wang X B, Wang Q Q. Study on site selection method of third-party logistics distribution center[J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 310:614-618

Location of Logistics Distribution Center Based on Quantum Particle Swarm Optimization

SHENG Li-jun

(School of Computer Information Technology, Wuhan Institute of Shipbuilding Technology, Wuhan 430050, China)

[Abstract] In the logistics system network, the optimization of the address of the logistics distribution center can not only efficiently and timely complete the distribution of materials, but also minimize the distribution cost, storage cost and other operating costs, significantly improving the efficiency and capacity of logistics management. Classical particle swarm optimization is usually used to solve the problem of optimal location of logistics distribution center, but it has the defects of premature convergence and local optimal solution. In order to overcome this drawback, quantum evolutionary algorithm was integrated into the classic particle swarm algorithm, adopt unique superposition of quantum theory and probability amplitude characteristic, the optimal position of particle search using spin quantum gate is complete, the diversity of the particle position variation using quantum gate, avoid a local optimal solution and premature convergence defects. Experimental results show that compared with the classical particle swarm optimization algorithm, the quantum particle swarm optimization algorithm has more advantages in the search ability and optimization efficiency of the optimal solution, and can optimize the address selection of distribution center, thus reducing the total cost of logistics operation, improving the efficiency of logistics distribution, and optimizing the logistics management system.

[Key words] logistics distribution logistics location quantum particle swarm optimization superposition probability amplitude