**3.2.2模型假设**

1. 配送中心：只有一个配送中心，且完成配送作业必须返回配送中心，每个车辆最终行驶路线都为一个闭环；
2. 已知配送中心和客户点的位置坐标，各客户点的需求量以及配送时间范围；
3. 单个车辆的载重量大于单个客户的需求量；
4. 配送中心的库存量大于所有客户需求量总和；
5. 所有车辆容量相同且已知，且从同一仓库出发并返回，速度一致为匀速行驶；
6. 单次访问：每个客户仅被一辆车访问一次。
7. 时间窗处理：
8. 若车辆在ai前到达客户i,必须等待至ai开始服务(Sik≥ai)。
9. 若车辆在bi后到达客户i,需支付延迟惩罚。
10. 无时间窗的仓库：仓库无时间窗约束(即a0=0,b0=+∞)。

**3.2.3总成本分析**

1. 车辆总行驶成本

车辆在配送过程中，从一个节点（客户点或配送中心）行驶到另一个节点会产生行驶成本。对于每一条弧（其中），其行驶成本为（，为车辆单位距离的行驶费用，为弧的长度）。车辆*K*是否经过弧由决策变量决定（，1表示经过，0表示不经过）。所以，对所有车辆*K*以及所有可能的弧进行求和，就能得到整个配送过程中车辆行驶所产生的总成本，为：

E1= （3.1）

1. 车辆固定使用成本

每使用一辆车都有固定的成本，设单位车辆固定使用成本为*F*。在配送任务中，车辆从仓库出发执行配送任务，表示车辆k从仓库出发是否前往客户点，C为客户集合）。对所有车辆*K*以及所有客户点进行统计，则车辆固定使用成本为：

E2= （3.2）

这部分成本与车辆行驶的距离、时间等因素无关，只要使用了车辆就会产生。

1. 时间窗惩罚成本

由于客户对卷烟送达时间有期望时间窗 ，如果车辆在客户点的实际开始服务时间超过了时间窗的结束时间，就会产生延迟服务的情况。此时，需要支付延迟惩罚。延迟时间，客户点的单位延迟时间惩罚系数为。所以，时间窗惩罚成本为：

E3=  （3.3）

即对所有客户点）的惩罚成本进行求和，得到整个配送过程中因延迟服务产生的总成本。

1. 货损成本

在卷烟配送过程中，由于运输过程中的颠簸、装卸操作不当多种因素，卷烟可能会出现损坏，从而产生货损成本。假设每单位卷烟在运输过程中的损坏概率为，定义与运输时间相关，即，为单位时间货损系数），每单位卷烟的价值为。客户点的需求量为，车辆k是否服务客户点由决定，则货损成本为：

E4= （3.4）

表示对所有车辆*K*以及所有可能的弧进行求和，计算出因车辆服务各客户点导致卷烟损坏而产生的成本总和。

1. 温湿度控制设备成本

为确保卷烟在运输过程中维持适宜的温湿度环境，企业为每辆配送车辆加装了温湿度控制设备。假设每辆车的单位时间设备消耗成本为固定值，则总设备成本为：

E5 = （3.5）

表示对所有车辆*K*以及所有可能的弧进行求和，得到车辆在配送过程中所产生的总温湿度控制设备成本。

**3.2.4模型建立**

综上所述，该模型涉及到的符号定义如下：

表3.1 模型符号定义

|  |  |
| --- | --- |
| 集合 | 定义 |
| *V* | *V*为节点集合，0为仓库， |
| *K* | 车辆集合 |
| *A* | 弧集合 |
| 参数 |  |
|  | 客户点i至客户点j的行驶成本（元） |
|  | 客户点i至客户点j的距离（公里） |
|  | 车辆单位距离的行驶费用（元） |
|  | 每单位卷烟在运输过程中的损坏概率 |
|  | 单位时间货损系数 |
|  | 每辆车的单位时间设备消耗成本（元） |
|  | （吨） |
| *Q* | 车辆载重上限 |
|  | 客户点i的时间窗 |
|  | 每单位卷烟的价值（元） |
|  | 客户点i的服务时长（小时） |
|  | 从客户点i至客户点j的行驶时间（小时） |
| v | 车辆的速度（公里/小时） |
| *F* | 单位车辆固定使用成本（元） |
|  | 客户点i的单位延迟时间惩罚系数 |
| 决策变量 |  |
|  | 车辆K是否经过弧 |
|  | 客户点i的实际开始服务时间 |
|  | 客户点i的延迟时间， |
|  | 车辆K在客户点i的开始服务时间 |

1. 则，以卷烟配送总成本（包括车辆总行驶成本、车辆固定使用成本、惩罚成本、货损成本和温湿度控制设备成本）最小化的目标函数为：

（3.6）

约束条件为：

保证每个客户都能够被服务：

（3.7）

车辆服务后返回：

（3.8）

从仓库出发：

（3.9）

车辆的载重量不能超过其容量上限：

（3.10）

服务时间计算：

（3.11）

（3.12）

延迟时间计算：

（3.13）

（3.14）

第4章 基于蚁群算法的模型求解

4.1蚁群算法的描述

4.1.1转移概率与信息素的更新

在本设计应用蚁群算法求解卷烟配送路径优化模型的过程中，定义了一系列关键符号，如下表所示：

表4.1 算法符号定义

|  |  |
| --- | --- |
| 符号 | 定义 |
| *m* | 蚂蚁的数量 |
|  | 节点和节点之间的距离 |
|  | 时刻位于节点的蚂蚁的数量 |
|  | 路径的能见度，蚂蚁由向转移的启发程度 |
|  | 路径上的信息素浓度 |
|  | 蚂蚁k经过路径释放的信息素量 |
|  | 蚂蚁k在节点选择下一目标节点的概率 |
|  | 信息素强度 |
|  | 蚂蚁k在该循环中进行访问所走过路径的距离总和 |

1. 转移概率

在算法启动阶段，把m只蚂蚁分散到n个需要遍历的节点之中，促使蚂蚁展开搜索行动。每只蚂蚁在从当前所在节点挑选下一个要服务的节点时，其决策取决于通往各潜在下一节点路径上的信息素浓度。具体而言，若某条路径上的信息素浓度较高，那么蚂蚁选择这条路径去访问下一节点的概率就会增大；反之，要是路径上的信息素浓度较低，蚂蚁选择该路径去访问下一节点的概率就会降低。公式(4.1)则是用来计算t时刻蚂蚁k在节点i处选择下一访问节点j的概率的表达式：

（4.1）

其中，代表尚未被蚂蚁k访问过的节点集合。为蚁群中的每一只蚂蚁都单独创建一个名为禁忌表的集合，将蚂蚁已经访问过的节点逐一放入这个禁忌表中。该禁忌表会随着蚂蚁对节点的访问实时更新，也就是说，一旦某个节点被放入禁忌表，这只蚂蚁就不能再次访问该节点。在整个搜索循环结束之后，需要将禁忌表清空，以便进行下一轮的搜索。信息素启发式因子和期望值启发式因子在蚂蚁进行路径选择时是两个关键的参数。其中，体现了启发式信息在路径选择里的相对重要性，它反映出启发信息在蚂蚁决定路径时受关注的程度。的值越大，蚂蚁就越会倾向于选择距离当前节点最近的节点，虽然能加快算法的收敛速度，但是却容易使算法陷入局部最优解。而代表信息素的相对重要性，反映了过往积累的信息在蚂蚁运动过程中所起到的作用。的值越大，蚂蚁就越倾向于选择路径上信息素浓度高的路径，蚂蚁之间的协作性也就越强，不过这也会使得蚂蚁搜索的随机性降低；为启发函数，其表达式为：

（4.2）

1. 信息素的更新

当蚁群里的每一只蚂蚁都完成了对所有客户节点的访问，也就是每只蚂蚁所经过的客户节点依次连接形成一条完整的路径后，鉴于信息素具备挥发这一特性，此时需要对蚂蚁们走过的路径进行信息素的更新操作。这主要是为了避免残留的信息素浓度持续累积，达到过高的程度，进而导致启发信息的作用被掩盖。公式(4.3)为用于计算在时刻路径上信息素情况的公式：

（4.3）

式中，为信息素挥发因子，对应的则是信息素残留系数。为防止信息素无限制地增加，将的取值范围设定为：；表示路径上的信息素增量，在初始时刻，表示第k只蚂蚁在当前循环中经过路径时所释放的信息素量。依据信息素更新策略的差异，以及不同的信息素更新方法，分为以下三种模型，分别为蚁密模型、蚁周模型和蚁量模型。其中，蚁密模型和蚁量模型运用的是局部信息更新方式，也就是蚂蚁每移动一步，就对所经过路径上的信息素进行一次更新；而蚁周模型采用的是整体信息更新方式，即当所有蚂蚁完成一次完整的循环后，才对路径上的信息素进行更新。对于车辆配送路径问题而言，采用整体信息更新方式能够得到更优的可行解，所以蚁群算法一般会选择蚁周模型作为其基础模型。

其三种模型公式分别为（4.4）、（4.5）和（4.6）

1. 蚁密模型

（4.4）

1. 蚁周模型

本设计采用全局信息素更新策略，即使用蚁周模型计算。

（4.5）

1. 蚁量模型

（4.6）

4.1.2蚁群算法的参数设定

蚁群算法的关键参数包含信息素启发式因子、期望启发式因子、信息素挥发因子、蚂蚁总数m、信息素增强系数Q以及蚂蚁的迭代次数n。蚁群算法对各类问题的解决具有很强的适用性，其参数值会依据不同的实际情况而有所不同，通常需要针对具体问题展开具体分析。一般而言，参数值的设置要求如下：的取值范围在1到5之间，的取值范围在0到7之间，的取值范围在0到1之间，m的取值范围由配送客户节点数量决定，Q的取值范围大致在1到1000之间，n的取值范围大致在100到500之间。

1. 的取值

信息素启发式因子能够反映出上一代蚂蚁在搜索进程中释放的信息素对当前蚂蚁路径选择产生的影响程度。同时，该参数也在一定程度上决定了算法的收敛速度以及搜索的范围。的值既不能过大也不能过小，否则都会对蚂蚁的下一次迭代造成影响。若的值过大，蚁群会过度受到搜索路径上信息素浓度的影响，使得算法的正反馈机制占据主导地位，进而降低搜索的随机性，导致算法过早收敛；若的值过小，蚁群受搜索路径上信息素浓度的影响就会过小，算法的正反馈机制特性便无法充分体现，可能导致算法在搜索过程中陷入局部最优解。因此，通过查阅相关文献，在本设计所求解的算法模型中，取值为1。

1. 的取值

期望启发式因子用于表示蚁群在选择路径时，启发式函数对蚁群路径选择行为的影响程度。的取值大小会影响算法的收敛速度，若的取值较大，算法的收敛速度会加快，但可能导致算法陷入局部最优解；若的取值过小，算法将优先进行随机搜索，无法充分借鉴上一代蚂蚁的有效引导经验，导致算法难以正常运行。因此，经过查阅相关文献，在本设计求解的算法模型中，取值为5。

和之间存在紧密的联系，它们对算法的随机性和确定性这两个相反的特性有着显著的影响。所以，合理搭配和的取值，能够有效避免蚁群算法出现早熟或陷入局部最优解的问题。

1. 的取值

信息素挥发因子能够体现信息素的挥发程度。在蚁群算法的运行过程中，随着蚂蚁迭代次数的增加，路径上蚂蚁释放的信息素浓度会按一定比例下降。前后两代蚂蚁通过信息素建立联系，信息素就如同上一代蚂蚁为下一代蚂蚁积累的经验。信息素挥发因子的主要作用是去伪存真，即保留正确的经验，淘汰错误的经验。若的值设置过大，正确经验对应的信息素会相对较多且不断累积，导致算法收敛速度加快，但容易陷入局部最优解；若的值设置过小，信息素挥发量减少，残留的错误经验会不断累加，上一代蚂蚁留下的经验正确与否的差距将不明显，这会增加算法的搜索次数，减慢收敛速度，使得求解所需的时间大幅增加。因此，经过查阅相关文献，在本设计求解的算法模型中，取值为0.8。

1. m的取值

m代表蚁群算法中用于全局搜索的蚂蚁总数，算法的每一次迭代都会有m只蚂蚁同时进行搜索。m的值越大，意味着参与搜索的蚂蚁数量越多，对问题的搜索就越全面，能够减少偶然性结果的影响，使算法更加科学。然而，如果m的值设置过大，会增加计算压力，并且当m的值达到饱和后，继续增加其值并不能提升算法解决问题的能力。若m的值过小，搜索过程中可能会遗漏某些路径，导致这些路径上没有信息素积累，从而增加算法搜索的不确定性，容易使算法陷入局部最优解。因此，m的取值需要适中，根据查阅相关文献，在本设计求解的算法模型中，m的取值设定为配送节点数量的1.5到2.5倍。

1. Q的取值

信息素增强系数Q体现了前辈蚂蚁的经验对后代蚂蚁行为影响的放大比例，其取值大小在一定程度上影响算法的求解性能。若Q的取值过大，算法的收敛速度会加快，但可能导致算法陷入停滞状态；若Q的取值过小，算法的寻优时间会相应增加。经过查阅相关文献，本设计按照蚁群算法中Q的常用取值来进行设定。因此，信息素增强系数Q的值设置为100。

1. n的取值

迭代次数n表示蚂蚁在算法中的搜索次数。若n的值设置过大，会导致算法的运行时间变长，影响求解效率；若n的值设置过小，可能会遗漏某些搜索路径，使算法的搜索陷入局部最优解。因此，经过查阅相关文献，在本设计中，迭代次数n设置为300。

4.1.3蚁群算法的运行工作过程

1. 参数初始化：设定初始时间和循环次数，将循环次数初始化为0，同时确定最大循环次数、启发因子以及信息素浓度，并且设定信息参数和的值。
2. 蚂蚁分布与禁忌表初始化：把m只蚂蚁随机放置到各个节点上，将每只蚂蚁的初始位置添加到对应的禁忌表中，以此记录蚂蚁已经访问过的节点。
3. 计算选择概率：依据公式（4.1）来计算第k只蚂蚁访问下一个节点的概率。
4. 更新禁忌列表：持续更新禁忌表，一旦蚂蚁访问了某个节点，就把该节点加入到禁忌表中。
5. 遍历完成判断：检查蚂蚁是否完成了一次对所有节点的遍历。若未完成，则返回步骤（3）继续执行；若已完成，则进入下一步。
6. 信息素更新：对全局的信息素进行更新操作。
7. 迭代次数判断：判断是否已经达到了最大迭代次数。若达到最大迭代次数，就结束循环并输出最优值；若未达到，则返回步骤（3）继续进行迭代。