



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113919425 B

(45) 授权公告日 2023.12.26

(21) 申请号 202111181056.8

(22) 申请日 2021.10.11

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 113919425 A

(43) 申请公布日 2022.01.11

(73) 专利权人 中国兵器装备集团自动化研究所  
有限公司

地址 621000 四川省绵阳市游仙区仙人路  
二段7号31栋

(72) 发明人 王长城 陈大鹏 陈力斯 黄佳乐  
樊鹏 陶俊瞳 李文才 曾刊

(74) 专利代理机构 北京众达德权知识产权代理  
有限公司 11570

专利代理师 南海燕

(51) Int. Cl.

G06F 18/214 (2023.01)

G06N 3/006 (2023.01)

G06N 5/048 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 104950673 A, 2015.09.30

CN 110032755 A, 2019.07.19

CN 104899653 A, 2015.09.09

CN 108416421 A, 2018.08.17

CN 111382896 A, 2020.07.07

US 2007244673 A1, 2007.10.18

宋贵宝等. 基于 SA-PSO 的多平台多型反舰  
导弹组合攻击目标分配模型研究. 舰船电子工  
程. 2020, 第40卷 (第05期), 全文.

审查员 解欣

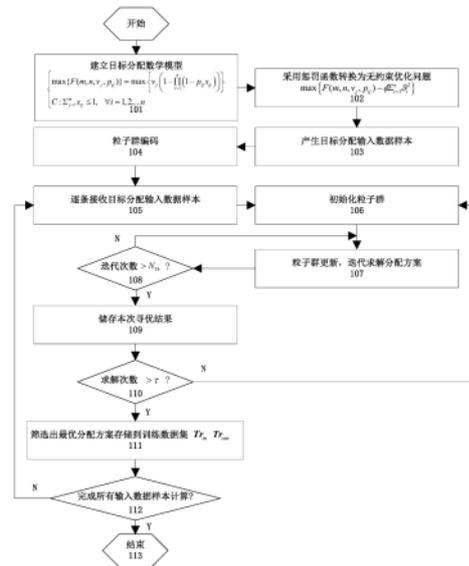
权利要求书3页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

一种空中目标自主分配方法及系统

(57) 摘要

本发明公开了一种空中目标自主分配方法及系统,其中方法步骤1:创建空中目标自主分配的专家系统及专家系统所需的训练集,训练集包括输入数据训练子集和输出数据训练子集;步骤2:利用训练集训练所述专家系统;步骤3:利用训练好的专家系统和接收的目标威胁度、毁伤概率数据获取初始分配方案;步骤4:利用初始分配方案初始化粒子群初始位置;步骤5:根据粒子群初始位置,采用粒子群优化算法迭代更新分配方案,直到迭代次数达到预设上限,得到空中目标分配方案。本发明能有效改善粒子群随机初始化导致的需要大量时间迭代运算寻找最优解、容易陷入局部最优等问题,且相比单一基于规则的专家系统推理方法可给出满足效益指标最优的分配方案。



1. 一种空中目标自主分配方法,其特征在于,包括:

步骤1:创建空中目标自主分配的专家系统及所述专家系统所需的训练集,将所述训练集分配为输入数据训练子集和输出数据训练子集;所述训练集的创建和分配方法为:

步骤1.11:建立空中目标自主分配模型;所述空中目标自主分配模型为:

$$\begin{cases} \max \{F(m, n, v_j, p_{ij})\} = \max \left\{ \sum_{j=1}^m \left( v_j \left( 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{ij} x_{ij}) \right) \right) \right\} \\ C_t : \sum_{j=1}^m x_{ij} \leq 1, \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

其中, $F(m, n, v_j, p_{ij})$ 为指标函数, $C_t$ 为约束条件, $m$ 为空中目标数量, $n$ 为武器单元数量, $v_j (j=1, 2, \dots, m)$ 为目标威胁度, $p_{ij} (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$ 为武器单元*i*对空中目标*j*的毁伤概率, $x_{ij}$ 为决策变量, $x_{ij}=1$ 表示目标*j*分配给武器单元*i*;

步骤1.12:将所述空中目标自主分配模型转化为无约束优化模型;

所述步骤1.12具体为:定义辅助函数 $\mathcal{Q}_i = \max \{0, \sum_{j=1}^m x_{ij} - 1\}$ ,将所述辅助函数引入所述空中目标自主分配模型的目标函数,得到所述无约束优化模型;所述无约束优化模型的目标函数为: $\max \{F(m, n, v_j, p_{ij}) - \phi \sum_{i=1}^n \mathcal{Q}_i^2\}$ ,其中, $\phi$ 为辅助系数, $\phi \geq 10^3$ ;

步骤1.13:创建空中目标分配的输入数据样本;

步骤1.14:针对所述输入数据样本中的每条样本数据,利用所述无约束优化模型和粒子群优化算法获取每条样本数据的分配方案;

步骤1.15:按照所述步骤1.14的方法重复执行 $\tau$ 次,得到每条样本数据的 $\tau$ 个分配方案;

步骤1.16:针对所述输入数据样本中的每条样本数据,从 $\tau$ 个分配方案中筛选出最优分配方案;

步骤1.17:将筛选出的每条样本数据的最优方案存入所述输出数据训练子集,将所述输入数据样本存入所述输入数据训练子集,完成所述输入数据训练子集和所述输出数据训练子集的创建和分配;

步骤2:利用所述训练集训练所述专家系统;

步骤3:接收目标威胁度数据和武器单元对目标的毁伤概率数据,利用训练好的专家系统、目标威胁度数据和武器单元对目标的毁伤概率数据,获取初始分配方案;

步骤4:利用所述初始分配方案初始化粒子群优化算法中的粒子群初始位置;

步骤5:根据所述粒子群初始位置,采用粒子群优化算法迭代更新分配方案,直到迭代次数达到预设上限,得到空中目标分配方案。

2. 根据权利要求1所述的一种空中目标自主分配方法,其特征在于,所述输入数据样本包括 $\gamma$ 条样本数据,每条样本数据包括多个目标威胁度数据和多个毁伤概率数据。

3. 根据权利要求1所述的一种空中目标自主分配方法,其特征在于,所述步骤1.14包括:

S1:采用基于实数的编码方式,对每条样本数据中所有样本数据的解进行位置编码,得到每条样本数据的粒子群,每个粒子包括位置矢量信息和速度矢量信息;

S2:初始化每条样本数据的粒子群;

S3:迭代更新每条样本数据的粒子群,直到迭代次数达到预设上限,得到每条样本数据

的分配方案。

4. 根据权利要求1所述的一种空中目标自主分配方法,其特征在于,所述专家系统包括多个子系统,子系统的个数与武器单元的数量相等,每个子系统以所述输入数据训练子集作为系统输入;每个子系统包括多个堆叠的自适应神经模糊推理系统;每个自适应神经模糊推理系统以所述输出数据训练子集作为期望输出,以高斯函数作为输入隶属度函数。

5. 一种空中目标自主分配系统,其特征在于,包括:专家系统创建模块,用于创建空中目标自主分配的专家系统;

训练集创建模块,用于创建训练所述专家系统所需的训练集;将所述训练集分配为输入数据训练子集和输出数据训练子集;所述训练集的创建和分配方法为:

步骤1.11:建立空中目标自主分配模型;所述空中目标自主分配模型为:

$$\begin{cases} \max \{F(m, n, v_j, p_{ij})\} = \max \left\{ \sum_{j=1}^m \left( v_j \left( 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{ij} x_{ij}) \right) \right) \right\} \\ C_t : \sum_{j=1}^m x_{ij} \leq 1, \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

其中, $F(m, n, v_j, p_{ij})$ 为指标函数, $C_t$ 为约束条件, $m$ 为空中目标数量, $n$ 为武器单元数量, $v_j (j=1, 2, \dots, m)$ 为目标威胁度, $p_{ij} (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$ 为武器单元 $i$ 对空中目标 $j$ 的毁伤概率, $x_{ij}$ 为决策变量, $x_{ij}=1$ 表示目标 $j$ 分配给武器单元 $i$ ;

步骤1.12:将所述空中目标自主分配模型转化为无约束优化模型;

所述步骤1.12具体为:定义辅助函数 $\mathcal{Q}_i = \max \{0, \sum_{j=1}^m x_{ij} - 1\}$ ,将所述辅助函数引入所述空中目标自主分配模型的目标函数,得到所述无约束优化模型;所述无约束优化模型的目标函数为: $\max \{F(m, n, v_j, p_{ij}) - \phi \sum_{i=1}^n \mathcal{Q}_i^2\}$ ,其中, $\phi$ 为辅助系数, $\phi \geq 10^3$ ;

步骤1.13:创建空中目标分配的输入数据样本;

步骤1.14:针对所述输入数据样本中的每条样本数据,利用所述无约束优化模型和粒子群优化算法获取每条样本数据的分配方案;

步骤1.15:按照所述步骤1.14的方法重复执行 $\tau$ 次,得到每条样本数据的 $\tau$ 个分配方案;

步骤1.16:针对所述输入数据样本中的每条样本数据,从 $\tau$ 个分配方案中筛选出最优分配方案;

步骤1.17:将筛选出的每条样本数据的最优方案存入所述输出数据训练子集,将所述输入数据样本存入所述输入数据训练子集,完成所述输入数据训练子集和所述输出数据训练子集的创建和分配;

专家系统训练模块,用于利用所述训练集对所述专家系统进行训练;

粒子群解算模块,用于根据粒子群优化算法进行数据解算,获取分配方案;

输出模块,用于输出粒子群解算模块得到的空中目标分配方案。

6. 根据权利要求5所述的一种空中目标自主分配系统,其特征在于,所述训练集创建模块包括:输入数据训练子集创建单元,输出数据训练子集创建单元;

所述输入数据训练子集创建单元,用于创建并存储空中目标分配的输入数据样本;

所述输出数据训练子集创建单元包括:

模型创建子单元,用于建立空中目标自主分配模型;

模型转化子单元,用于将空中目标自主分配模型转化为无约束优化模型;

样本数据求解子单元,用于针对所述输入数据样本中的每条样本数据,利用所述无约束优化模型获取每条样本数据中所有样本数据的解;

执行控制子单元,用于执行循环操作,获取每条样本数据的多个分配方案;

最优方案筛选子单元,用于从每条样本数据的多个分配方案中筛选出最优分配方案;

数据存储子单元,用于存储每条样本数据的最优分配方案。

## 一种空中目标自主分配方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及空中目标防控技术领域,具体而言,涉及一种空中目标自主分配方法及系统。

### 背景技术

[0002] 随着低成本精确制导技术、智能化、无人化技术的快速发展,防空作战面临的空袭武器多样化、高速化,在态势变化快、战场环境日趋复杂的情况下,将空中目标合理地分配给武器单元,是进一步提升目标拦截概率和作战效能的关键。

[0003] 当前空中目标分配方法大致可分为两类,一是基于效益指标最优解的优化求解方法,二是基于规则的专家系统推理方法。其中基于效益指标最优解的优化求解方法,首先以毁伤概率最大化或满足期望毁伤概率下的火力资源消耗最少为原则,建立目标分配的效益指标函数与分配约束模型;其次,将目标分配问题转化为整数型非线性组合优化问题,利用遗传算法、匈牙利算法、差分进化算法、粒子群优化算法等方法求解分配方案。这类方法的优点是能够给出指标约束下的最优分配方案,但由于优化算法中的初始值大多是通过随机初始化确定,在求解过程中往往需要大量时间迭代运算来寻找最优解,且容易陷入局部最优的问题,进而导致其难以满足实时系统的应用需求。

[0004] 基于规则的专家系统推理目标分配方法,基于专业领域的专家知识,建立目标分配的知识库与推理规则,在作战使用过程中运用知识库的知识,并综合考虑防空作战的特点、战场势态,以及敌我双方的兵器性能等条件,通过推理得到目标分配方案。这类方法的优点是综合运用了相关领域的专家知识,无需迭代寻优,能够满足实时系统应用需求,但存在分配结果依赖于知识库的完备程度,无法保证分配方案满足效益指标最优化。

[0005] 有鉴于此,特提出本申请。

### 发明内容

[0006] 本发明所要解决的技术问题是:当前空中目标分配方法无能同时满足实时性和效益指标最优化,目的在于提供一种空中目标自主分配方法及系统,能够实现有效改善粒子群随机初始化导致的需要大量时间迭代运算寻找最优解、容易陷入局部最优问题,同时满足效益指标最优。

[0007] 本发明通过下述技术方案实现:

[0008] 一种空中目标自主分配方法,包括:

[0009] 步骤1:创建空中目标自主分配的专家系统及所述专家系统所需的训练集,将所述训练集分配为输入数据训练子集和输出数据训练子集;

[0010] 步骤2:利用所述训练集训练所述专家系统;

[0011] 步骤3:接收目标威胁度数据和武器单元对目标的毁伤概率数据,利用训练好的专家系统、目标威胁度数据和武器单元对目标的毁伤概率数据,获取初始分配方案;

[0012] 步骤4:利用所述初始分配方案初始化粒子群优化算法中的粒子群初始位置;

[0013] 步骤5:根据所述粒子群初始位置,采用粒子群优化算法迭代更新分配方案,直到迭代次数达到预设上限,得到空中目标分配方案。

[0014] 与现有技术相比,本发明提供的一种空中目标自主分配方法,将基于效益指标最优解的优化求解方法与基于规则的专家系统推理方法相结合,分为空中目标自主分配专家系统的创建与分配方案求解两个阶段。采用粒子群优化算法生成目标分配的训练数据集,用于训练生成由自适应神经模糊推理系统堆叠构建的空中目标自主分配专家系统,在应用过程中首先利用专家系统计算初始分配方案,然后利用初始分配方案确定粒子群初始位置分布,再通过粒子群优化算法求解分配方案。本发明结合了基于效益指标最优解的优化求解与基于规则的专家系统推理两类目标分配方法的优势,一方面能有效改善粒子群随机初始化导致的需要大量时间迭代运算寻找最优解、容易陷入局部最优等问题,同时相比单一基于规则的专家系统推理方法可给出满足效益指标最优化的分配方案。

[0015] 作为对本发明的进一步描述,所述训练集的创建和分配方法为:

[0016] 步骤1.11:建立空中目标自主分配模型;

[0017] 步骤1.12:将所述空中目标自主分配模型转化为无约束优化模型;

[0018] 步骤1.13:创建空中目标分配的输入数据样本;

[0019] 步骤1.14:针对所述输入数据样本中的每条样本数据,利用所述无约束优化模型和粒子群优化算法获取每条样本数据的分配方案;

[0020] 步骤1.15:按照所述步骤1.14的方法重复执行 $\tau$ 次,得到每条样本数据的 $\tau$ 个分配方案;

[0021] 步骤1.16:针对所述输入数据样本中的每条样本数据,从 $\tau$ 个分配方案中筛选出最优分配方案;

[0022] 步骤1.17:将筛选出的每条样本数据的最优方案存入所述输出数据训练子集,将所述输入数据样本存入所述输入数据训练子集,完成所述输入数据训练子集和所述输出数据训练子集的创建和分配。

[0023] 作为对本发明的进一步描述,

[0024] 所述空中目标自主分配模型为:

$$[0025] \quad \begin{cases} \max \{F(m, n, v_j, p_{ij})\} = \max \left\{ \sum_{j=1}^m \left( v_j \left( 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{ij} x_{ij}) \right) \right) \right\}, \\ C_t : \sum_{j=1}^m x_{ij} \leq 1, \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

[0026] 其中, $F(m, n, v_j, p_{ij})$ 为指标函数, $C_t$ 为约束条件, $m$ 为空中目标数量, $n$ 为武器单元数量, $v_j (j=1, 2, \dots, m)$ 为目标威胁度, $p_{ij} (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$ 为武器单元 $i$ 对空中目标 $j$ 的毁伤概率, $x_{ij}$ 为决策变量, $x_{ij}=1$ 表示目标 $j$ 分配给武器单元 $i$ ;

[0027] 所述步骤1.12具体为:定义辅助函数 $\mathcal{G}_i = \max \{0, \sum_{j=1}^m x_{ij} - 1\}$ ,将所述辅助函数引入所述空中目标自主分配模型的目标函数,得到所述无约束优化模型;所述无约束优化模型的目标函数为: $\max \{F(m, n, v_j, p_{ij}) - \phi \sum_{i=1}^n \mathcal{G}_i^2\}$ ,其中, $\phi$ 为辅助系数, $\phi \geq 10^3$ 。

[0028] 作为对本发明的进一步描述,所述输入数据样本包括 $Y$ 条样本数据,每条样本数据包括多个目标威胁度数据和多个毁伤概率数据。

[0029] 作为对本发明的进一步描述,所述步骤1.14包括:

[0030] S1:采用基于实数的编码方式,对每条样本数据中所有样本数据的解进行位置编码,得到每条样本数据的粒子群,每个粒子包括位置矢量信息和速度矢量信息;

[0031] S2:初始化每条样本数据的粒子群;

[0032] S3:迭代更新每条样本数据的粒子群,直到迭代次数达到预设上限,得到每条样本数据的分配方案。

[0033] 作为对本发明的进一步描述,所述专家系统包括多个子系统,子系统的个数与武器单元的数量相等,每个子系统以所述输入数据训练子集作为系统输入;每个子系统包括多个堆叠的自适应神经模糊推理系统;每个自适应神经模糊推理系统以所述输出数据训练子集作为期望输出,以高斯函数作为输入隶属度函数。

[0034] 一种空中目标自主分配系统,其特征在于,包括:专家系统创建模块,用于创建空中目标自主分配的专家系统;训练集创建模块,用于创建训练所述专家系统所需的训练集;专家系统训练模块,用于利用所述训练集对所述专家系统进行训练;粒子群解算模块,用于根据粒子群优化算法进行数据解算,获取分配方案;输出模块,用于输出粒子群解算模块得到的空中目标分配方案。

[0035] 作为对本发明的进一步描述,所述训练集创建模块包括:输入数据训练子集创建单元,输出数据训练子集创建单元;

[0036] 所述输入数据训练子集创建单元,用于创建并存储空中目标分配的输入数据样本;

[0037] 所述输出数据训练子集创建单元包括:

[0038] 模型创建子单元,用于建立空中目标自主分配模型;

[0039] 模型转化子单元,用于将空中目标自主分配模型转化为无约束优化模型;

[0040] 样本数据求解子单元,用于针对所述输入数据样本中的每条样本数据,利用所述无约束优化模型获取每条样本数据中所有样本数据的解;

[0041] 执行控制子单元,用于执行循环操作,获取每条样本数据的多个分配方案;

[0042] 最优方案筛选子单元,用于从每条样本数据的多个分配方案中筛选出最优分配方案;

[0043] 数据存储子单元,用于存储每条样本数据的最优分配方案。

[0044] 本发明与现有技术相比,具有如下的优点和有益效果:

[0045] 1、本发明实施例提供一种空中目标自主分配方法及系统,能有效改善粒子群随机初始化导致的需要大量时间迭代运算寻找最优解、容易陷入局部最优等问题;

[0046] 2、本发明实施例提供一种空中目标自主分配方法及系统,相比单一基于规则的专家系统推理方法可给出满足效益指标最优的分配方案。

## 附图说明

[0047] 为了更清楚地说明本发明示例性实施方式的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,应当理解,以下附图仅示出了本发明的某些实施例,因此不应被看作是对范围的限定,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他相关的附图。

[0048] 图1为本发明实施例提供的空中目标自主分配专家系统示意图;

[0049] 图2为本发明实施例提供的空中目标自主分配方法的方法流程图。

### 具体实施方式

[0050] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,下面结合实施例和附图,对本发明作进一步的详细说明,本发明的示意性实施方式及其说明仅用于解释本发明,并不作为对本发明的限定。

[0051] 在以下描述中,为了提供对本发明的透彻理解阐述了大量特定细节。然而,对于本领域普通技术人员显而易见的是:不必采用这些特定细节来实行本发明。在其他实施例中,为了避免混淆本发明,未具体描述公知的结构、电路、材料或方法。

[0052] 在整个说明书中,对“一个实施例”、“实施例”、“一个示例”或“示例”的提及意味着:结合该实施例或示例描述的特定特征、结构或特性被包含在本发明至少一个实施例中。因此,在整个说明书的各个地方出现的短语“一个实施例”、“实施例”、“一个示例”或“示例”不一定都指同一实施例或示例。此外,可以以任何适当的组合和、或子组合将特定的特征、结构或特性组合在一个或多个实施例或示例中。此外,本领域普通技术人员应当理解,在此提供的示意图都是为了说明的目的,并且示意图不一定是按比例绘制的。这里使用的术语“和/或”包括一个或多个相关列出的项目的任何和所有组合。

[0053] 在本发明的描述中,术语“前”、“后”、“左”、“右”、“上”、“下”、“竖直”、“水平”、“高”、“低”“内”、“外”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本发明和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本发明保护范围的限制。

#### [0054] 实施例1

[0055] 本实施例提供一种空中目标自主分配方法,将基于效益指标最优解的优化求解方法与基于规则的专家系统推理方法相结合,分为空中目标自主分配专家系统的创建与分配方案求解两个阶段,采用粒子群优化算法生成目标分配的训练数据集,用于训练生成由自适应神经模糊推理系统堆叠构建的空中目标自主分配专家系统,在应用过程中首先利用专家系统计算初始分配方案,然后利用初始分配方案确定粒子群初始位置分布,再通过粒子群优化算法求解分配方案。该方法具体包括以下步骤:

[0056] 步骤1:创建空中目标自主分配的专家系统及所述专家系统所需的训练集。

[0057] 一方面,专家系统 $Ex$ 如图1所示。该专家系统由 $n$ 个子系统 $Ex_1$  202,  $Ex_2$  203,  $Ex_3$  204,  $\dots$   $Ex_n$  205组成,每个子系统的输入为 $Tr_{in}$  201,输出为 $\Xi\{Ex_i\}$ ,  $1 \leq i \leq n$ ,  $\Xi\{Ex_i\}$  对应武器单元 $i$ 的目标分配结果,若 $\Xi\{Ex_i\} = j$ 则表示目标 $j$ 分配给武器单元 $i$ 。每个子系统由 $\Psi$ 个自适应神经模糊推理系统堆叠构成,第1个自适应神经模糊推理系统的输入变量个数为 $\theta_1$ ,其中 $1 \leq \theta_1 \leq 5$ ,  $\sum_{i=1}^{\Psi} \theta_i = mn + m$ ,输出变量个数为1。

[0058] 具体地,第1个自适应神经模糊推理系统20401的输入变量为 $(Tr_{in}(f, 1), Tr_{in}(f, 2), \dots, Tr_{in}(f, \theta_1))$  20404,其中 $1 \leq f \leq Y$ ,记第1个自适应神经模糊推理系统20401的实际输出为 $h_{out,1}^{(f)}$  20407;第2个自适应神经模糊推理系统20402的输入变量为 $(Tr_{in}(f, \theta_1 + 1), Tr_{in}(f, \theta_1 + 2), \dots, Tr_{in}(f, \theta_1 + \theta_2 - 1))$  20405与 $h_{out,1}^{(f)}$  20407构成的向量,第2个自适应神经模糊推理系统20402的实际输出为 $h_{out,2}^{(f)}$  20408;

[0059] 以此类推,第 $\Psi$ 个自适应神经模糊推理系统20403的输入为:

[0060]  $(Tr_{in}(f, \sum_{i=1}^{\Psi} \vartheta_i - \vartheta_{\Psi} + 2), \dots, Tr_{in}(f, \sum_{i=1}^{\Psi} \vartheta_i))$  20406 与  $h_{out, \Psi-1}^{(f)}$  20409 构成的向量,第 $\Psi$ 个自适应神经模糊推理系统20403的实际输出  $h_{out, \Psi}^{(f)}$  20410 即为子系统  $Ex_i$  的最终输出  $\Xi\{Ex_i\}$  20411。

[0061] 进一步地,子系统  $Ex_i$  中的每个自适应神经模糊推理系统均以  $Tr_{out}(f, i)$  20405 为期望输出,自适应神经模糊推理系统20401的输出误差为  $h_{error, 1}^{(f)}$  20412, 自适应神经模糊推理系统20402的输出误差为  $h_{error, 2}^{(f)}$  20413, 自适应神经模糊推理系统20403的输出误差为  $h_{error, \Psi}^{(f)}$  20414。

[0062] 选择高斯函数作为每个自适应神经模糊推理系统的输入隶属度函数  $u_x = e^{-\frac{(x-u_0)^2}{2\sigma^2}}$ , 其中,  $u_0$  和  $\sigma$  为通过训练确定的参数。

[0063] 另一方面,训练集包括输入数据训练子集  $Tr_{in}$  和输出数据训练子集  $Tr_{out}$ , 创建专家系统所需的训练数据集  $Tr_{in}$  与  $Tr_{out}$  的流程如图2所示。包括:

[0064] 步骤1.11: 建立空中目标自主分配模型, 该模型包括指标效益函数  $F(m, n, v_j, p_{ij})$  与约束条件  $C_t$ , 其中效益指标函数是空中目标数量  $m$ 、武器单元数量  $n$ 、目标威胁度  $v_j$  ( $j=1, 2, \dots, m$ )、武器单元  $i$  对空中目标  $j$  的毁伤概率  $p_{ij}$  ( $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m$ ) 的函数, 则

$$\text{目标创建和分配问题的求解可表示为: } \begin{cases} \max\{F(m, n, v_j, p_{ij})\} = \max\left\{\sum_{j=1}^m \left(v_j \left(1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{ij} x_{ij})\right)\right)\right\}, \\ C_t: \sum_{j=1}^m x_{ij} \leq 1, \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

[0065] 其中,  $F(m, n, v_j, p_{ij})$  为指标函数,  $C_t$  为约束条件,  $m$  为空中目标数量,  $n$  为武器单元数量,  $v_j$  ( $j=1, 2, \dots, m$ ) 为目标威胁度,  $p_{ij}$  ( $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m$ ) 为武器单元  $i$  对空中目标  $j$  的毁伤概率  $x_{ij}$  为决策变量,  $x_{ij}=1$  表示目标  $j$  分配给武器单元  $i$ 。

[0066] 步骤1.12: 将所述空中目标自主分配模型转化为无约束优化模型。采用惩罚函数将空中目标分配优化求解问题转化为无约束优化问题, 定义辅助函数  $\vartheta_i = \max\{0, \sum_{j=1}^m x_{ij} - 1\}$ , 将所述辅助函数引入所述空中目标自主分配模型的目标函数, 得到所述无约束优化模型; 所述无约束优化模型的目标函数为:  $\max\{F(m, n, v_j, p_{ij}) - \varphi \sum_{i=1}^n \vartheta_i^2\}$ , 其中,  $\varphi$  为辅助系数,  $\varphi \geq 10^3$ 。

[0067] 步骤1.13: 创建空中目标分配的输入数据样本  $Pr_{in}$ , 该输入数据样本  $Pr_{in}$  中的每条数据由目标威胁度  $v_j$ 、各武器单元对目标的毁伤概率  $p_{ij}$  组成, 样本共有  $Y$  条数据组成,  $Y \geq 10^6$ 。空中目标分配的输入数据样本  $Pr_{in}$  及其约束如下:

$$[0068] \begin{cases} Pr_{in} = \begin{bmatrix} v_1^{(1)} & v_2^{(1)} & \dots & v_m^{(1)} & p_{11}^{(1)} & p_{12}^{(1)} & \dots & p_{n1}^{(1)} & p_{n2}^{(1)} & p_{nm}^{(1)} \\ v_1^{(2)} & v_2^{(2)} & \dots & v_m^{(2)} & p_{11}^{(2)} & p_{12}^{(2)} & \dots & p_{n1}^{(2)} & p_{n2}^{(2)} & p_{nm}^{(2)} \\ \dots & \dots \\ v_1^{(Y)} & v_2^{(Y)} & \dots & v_m^{(Y)} & p_{11}^{(Y)} & p_{12}^{(Y)} & \dots & p_{n1}^{(Y)} & p_{n2}^{(Y)} & p_{nm}^{(Y)} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{Y \times m(n+1)} \\ v_i^{(j)} = \text{rand}(v_{down}, v_{up}), \quad \forall i \in [1, m], \forall j \in [1, Y] \\ p_{ij}^{(l)} = \text{rand}(p_{down}, p_{up}), \quad \forall i \in [1, n], \forall j \in [1, m], \forall l \in [1, Y] \end{cases}$$

[0069] 上式中  $\text{rand}(a, b)$  表示区间  $(a, b)$  的随机实数,  $v_{up} \leq 1$  为目标的威胁度上界,  $v_{down} \geq 0$  为目标的威胁度下界,  $p_{up} < 1$  为武器单元对目标的毁伤概率上界,  $p_{down} > 0$  为武器单元对目标毁伤概率的下界。

[0070] 步骤1.14:针对所述输入数据样本中的每条样本数据,利用所述无约束优化模型和粒子群优化算法获取每条样本数据的分配方案:

[0071] S1:采用基于实数的编码方式,对每条样本数据中所有样本数据的解进行位置编码,得到每条样本数据的粒子群,每个粒子群包括位置矢量信息和速度矢量信息;粒子的位置矢量维度为n(即武器单元的数量),粒子总数为 $N_s$ ,则第1个粒子的位置矢量 $\mu_1$ 和速度矢量

$v_1$ 为:  $\begin{cases} \mu_1 = [\mu_{11}, \mu_{12}, \dots, \mu_{1n}] \\ v_1 = [v_{11}, v_{12}, \dots, v_{1n}] \end{cases}$ , 其中 $\mu_{1h}$ 为区间 $[0, m]$ 的整数, $\mu_{1h} = s$ 表示第s个目标分配给武器单元h。

[0072] S2:初始化每条样本数据的粒子群,方法为:  $\begin{cases} \mu_{1i} = \text{randi}([0, m], 1, 1) \\ v_{1i} = \text{randi}([-m+1, m-1], 1, 1) \end{cases}$ , 其中,randi( $[0, m], 1, 1$ )表示在区间 $[0, m]$ 中随机产生1个整数。

[0073] S3:通过下式迭代更新每条样本数据的粒子群,求解分配方案:

[0074]  $\begin{cases} \mu_i^{(k+1)} = \mu_i^{(k)} + v_i^{(k+1)} \\ v_i^{(k+1)} = \omega^{(k)} v_i^{(k)} + c_1 r_1 (p_i^{(k)} - v_i^{(k)}) + c_2 r_2 (g_{best}^{(k)} - v_i^{(k)}) \\ \omega^{(k+1)} = \omega_{max} - (\omega_{max} - \omega_{min}) k / N_e \end{cases}$ , 式中, $\omega^{(k)}$ 为惯性系数, $\omega_{max}$ 取值范围为

$[0.7, 0.9]$ ,  $\omega_{min}$ 取值范围为 $[0.2, 0.4]$ ,  $c_1, c_2$ 为学习因子,其取值范围为 $[1.2, 1.8]$ ,  $r_1, r_2$ 为 $(0, 1)$ 区间的随机数,  $p_i^{(k)}$ 为当前第1个粒子搜索到的最优位置,  $g_{best}^{(k)}$ 为当前所有粒子搜索到的最优位置。

[0075] S4:判断迭代次数是否大于 $N_{th}$  ( $N_{th} \geq 50$ ),若是,则输出计算的分配方案,否则返回步骤S3。

[0076] 步骤1.15:按照所述步骤1.14的方法重复执行 $\tau$ 次,得到每条样本数据的 $\tau$ 个分配方案;

[0077] 步骤1.16:针对所述输入数据样本中的每条样本数据,从 $\tau$ 个分配方案中筛选出最优分配方案 $tr_{out}^{(i)} = (o_1^{(i)}, o_2^{(i)}, \dots, o_n^{(i)})$ ,即使效益指标 $F(m, n, v_j, p_{ij})$ 最大的分配方案,存储到训练数据集 $Tr_{in}$ 与 $Tr_{out}$ ,其中 $Tr_{in} = Pr_{in}$ ,  $Tr_{out}$ 为:

[0078]  $Tr_{out} = \begin{bmatrix} tr_{out}^{(1)} \\ tr_{out}^{(2)} \\ \dots \\ tr_{out}^{(\tau)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} o_1^{(1)} & o_2^{(1)} & \dots & o_n^{(1)} \\ o_1^{(2)} & o_2^{(2)} & \dots & o_n^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ o_1^{(\tau)} & o_2^{(\tau)} & \dots & o_n^{(\tau)} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{\tau \times n}$ , 其中, $Tr_{out}$ 第i行 $tr_{out}^{(i)}$ 对应 $Tr_{in}$ 中第i行输入数

据的最优分配方案,  $o_j^{(i)} = k$ 表示将目标k分配给武器单元j。

[0079] 步骤1.17:将筛选出的每条样本数据的最优方案存入所述输出数据训练子集,将所述输入数据样本存入所述输入数据训练子集,完成所述输入数据训练子集和所述输出数据训练子集的创建和分配。

[0080] 步骤2:利用所述训练集 $Tr_{in}$ 与 $Tr_{out}$ ,采用混合优化算法训练由上述子系统堆叠构成的空中目标自主分配专家系统,生成n个已训练的目标分配专家子系统 $Ex_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )。

[0081] 步骤3:接收目标威胁度数据和武器单元对目标的毁伤概率数据,利用训练好的专家系统、目标威胁度数据和武器单元对目标的毁伤概率数据,获取初始分配方案:  $\{\mathcal{E}\{Ex_i\}\}$ ,

$\Xi\{Ex_2\}, \dots, \Xi\{Ex_n\}$  )。

[0082] 步骤4:利用所述初始分配方案初始化粒子群初始位置:

[0083] 初始化方法为: $\mu = (\Xi\{Ex_1\}, \Xi\{Ex_2\}, \dots, \Xi\{Ex_n\}) + \text{randi}([-r_1, r_1], 1, n)$ , 其中 $\text{randi}([-r_1, r_1], 1, n)$ 表示随机产生1个n维的行向量,每个元素的取值为区间 $[-r_1, r_1]$ 中的整数。具体地,  $r_i = \text{round}(\lambda \max\{\sigma_{\text{EX}}^{(i)}\})$ , 其中 $\text{round}(\cdot)$ 为取整函数,  $\sigma_{\text{EX}}^{(i)}$ 为专家系统 $Ex_i$ 训练误差标准差,  $\lambda$ 为控制参数,  $\lambda$ 的取值范围为 $\lambda \in [1.5, 3]$ 。

[0084] 步骤5:根据所述粒子群初始位置,采用粒子群优化算法迭代更新分配方案,直到迭代次数达到预设上限,得到空中目标分配方案。

[0085] 本实施例结合了基于效益指标最优解的优化求解与基于规则的专家系统推理两类目标分配方法的优势,一方面能有效改善粒子群随机初始化导致的需要大量时间迭代运算寻找最优解、容易陷入局部最优等问题,同时相比单一基于规则的专家系统推理方法可给出满足效益指标最优化的分配方案。

[0086] 实施例2

[0087] 按照上述实施例1提供的空中目标自主分配方法,本实施例为进一步说明本发明方法的有效性,设有5个空中目标进入8个武器单元的防御阵地,假设目标的威胁度上界为 $v_{\text{up}} = 0.9$ ,目标的威胁度下界为 $v_{\text{down}} = 0.5$ ,武器单元对目标的毁伤概率上界为 $p_{\text{up}} = 0.7$ ,武器单元对目标的毁伤概率下界为 $p_{\text{down}} = 0.3$ 。

[0088] 按照实施例1中步骤1所述的方法创建1000000条训练数据集 $Tr_{\text{in}}$ 与 $Tr_{\text{out}}$ ,  $Tr_{\text{in}}$ 与 $Tr_{\text{out}}$ 中的部分数据如下:

[0089] 
$$\left. \begin{aligned} & Tr_{\text{in}} = \begin{bmatrix} 0.8370 & 0.7032 & 0.6983 & 0.7756 & 0.5057 & 0.6021 & 0.5135 & 0.4625 & 0.4222 & 0.6230 & 0.4128 & 0.4544 & 0.5514 & 0.4903 & 0.4116 \\ 0.7236 & 0.6114 & 0.8339 & 0.7381 & 0.5316 & 0.6604 & 0.5863 & 0.4000 & 0.6640 & 0.5962 & 0.4655 & 0.5534 & 0.6865 & 0.5179 & 0.5167 \\ \dots & \dots \\ 0.5278 & 0.6935 & 0.5681 & 0.6497 & 0.8390 & 0.5755 & 0.4075 & 0.6169 & 0.6723 & 0.5301 & 0.4860 & 0.5834 & 0.5856 & 0.4506 & 0.6498 \end{bmatrix} \\ & \dots \\ & Tr_{\text{out}} = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 & 4 & 5 & 1 & 4 & 3 \\ 4 & 3 & 1 & 3 & 2 & 5 & 4 & 1 \\ \dots & \dots \\ 4 & 5 & 5 & 1 & 2 & 4 & 3 & 2 \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \circ$$

[0090] 按照步骤2中所述方法创建空中目标分配专家系统 $Ex$ ,  $Ex$ 由8个子系统 $Ex_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 8$ ) 构成,每个子系统由11个自适应神经模糊推理系统堆叠构成,每个自适应神经模糊推理系统的输入变量个数为5,每个输入变量含有3个高斯隶属度函数。

[0091] 按照步骤3中所述方法,利用数据集 $Tr_{\text{in}}$ 与 $Tr_{\text{out}}$ 采用混合优化算法训练空中目标自

主分配专家系统Ex,完成空中目标分配专家系统Ex的创建,8个子系统的训练误差标准差分别为:

$$[0092] \quad \begin{cases} \sigma_{EX}^{(1)} = 0.8845 \\ \sigma_{EX}^{(2)} = 0.8593 \\ \sigma_{EX}^{(3)} = 0.8956 \\ \sigma_{EX}^{(4)} = 0.8587 \end{cases} \quad \begin{cases} \sigma_{EX}^{(5)} = 0.8906 \\ \sigma_{EX}^{(6)} = 0.8726 \\ \sigma_{EX}^{(7)} = 0.8821 \\ \sigma_{EX}^{(8)} = 0.8620 \end{cases}$$

[0093] 设某次目标分配任务接受的5个目标威胁度 $v_j$ 与8个武器单元对目标的毁伤概率 $p_{ij}$ 数据为:

$$[0094] \quad \begin{cases} v = [0.8358 & 0.8749 & 0.7425 & 0.7899 & 0.7525] \\ [p_{ij}] = \begin{bmatrix} 0.4472 & 0.3523 & 0.5564 & 0.6372 & 0.6831 \\ 0.5446 & 0.5400 & 0.5149 & 0.4699 & 0.4527 \\ 0.6630 & 0.5612 & 0.3881 & 0.4207 & 0.4760 \\ 0.5331 & 0.5580 & 0.3525 & 0.6957 & 0.6288 \\ 0.3438 & 0.5191 & 0.6859 & 0.6341 & 0.6676 \\ 0.4723 & 0.5330 & 0.6349 & 0.6054 & 0.3342 \\ 0.5695 & 0.6931 & 0.3154 & 0.3903 & 0.6543 \\ 0.5037 & 0.4257 & 0.5506 & 0.6362 & 0.3334 \end{bmatrix} \end{cases}$$

[0095] 将上述数据输入到空中目标分配专家系统Ex,得到初始分配方案如下:

[0096]  $(\Xi\{Ex_1\}, \Xi\{Ex_2\}, \dots, \Xi\{Ex_n\}) = (5, 2, 1, 4, 4, 3, 2, 3)$ 。

[0097] 采用初始分配方案初始化粒子群初始位置:

[0098]  $\begin{cases} \mu = (5, 2, 1, 4, 4, 3, 2, 3) + \text{randi}([-r_i, r_i], 1, n) \\ r_i = \text{round}(\lambda \max\{\sigma_{EX}^{(i)}\}) \end{cases}$ , 式中,  $\lambda$ 取值为2,  $\max\{\sigma_{EX}^{(i)}\} = 0.8956$ ,  $r_1 = 2$ 。

[0099] 基于上述粒子群位置初始化值,采用粒子群优化方法求解分配方案,得到最优分配方案 $S_{opt}$ 为 $S_{opt} = (5, 1, 1, 4, 3, 3, 2, 4)$ ,最优分配方案 $S_{opt}$ 下的效益指标 $F(m, n, v_j, p_{ij}) = 3.1877$ 。

[0100] 现对比本实施例的方法与仅采用粒子群优化算法的分配方法的性能。针对上述5个目标威胁度 $v_j$ 与8个武器单元对目标的毁伤概率 $p_{ij}$ 数据,分别采用两种方法计算分配方案200次,统计平均效益指标 $F(m, n, v_j, p_{ij})^{(ave)}$ 与达到最优解的次数 $\text{Num}^{(ave)}$ ,记第k次计算得到的效益指标为 $F(m, n, v_j, p_{ij})^{(k)}$ ,则:

[0101]  $F(m, n, v_j, p_{ij})^{(ave)} = \sum_{k=1}^{100} F(m, n, v_j, p_{ij})^{(k)} / 100$ 。

[0102] 经计算,仅采用粒子群优化算法,平均效益指标 $F(m, n, v_j, p_{ij})^{(ave)} = 3.1585$ ,达到最优解的次数 $\text{Num}^{(ave)} = 102$ ;采用本发明方法,平均效益指标 $F(m, n, v_j, p_{ij})^{(ave)} = 3.1867$ ,达到最优解的次数 $\text{Num}^{(ave)} = 193$ 。可见与单纯粒子群优化算法相比,平均效益指标改善了0.9%,达到最优解的次数提升了89.2%。

[0103] 实施例3

[0104] 一种空中目标自主分配系统,包括:专家系统创建模块,用于创建空中目标自主分配的专家系统;训练集创建模块,用于创建训练所述专家系统所需的训练集;专家系统训练模块,用于利用所述训练集对所述专家系统进行训练;粒子群解算模块,用于根据粒子群优化算法进行数据解算,获取分配方案;输出模块,用于输出粒子群解算模块得到的空中目标

分配方案。

[0105] 其中,训练集创建模块包括:输入数据训练子集创建单元,输出数据训练子集创建单元;

[0106] 所述输入数据训练子集创建单元,用于创建并存储空中目标分配的输入数据样本;

[0107] 所述输出数据训练子集创建单元包括:

[0108] 模型创建子单元,用于建立空中目标自主分配模型;

[0109] 模型转化子单元,用于将空中目标自主分配模型转化为无约束优化模型;

[0110] 样本数据求解子单元,用于针对所述输入数据样本中的每条样本数据,利用所述无约束优化模型获取每条样本数据中所有样本数据的解;

[0111] 执行控制子单元,用于执行循环操作,获取每条样本数据的多个分配方案;

[0112] 最优方案筛选子单元,用于从每条样本数据的多个分配方案中筛选出最优分配方案;

[0113] 数据存储子单元,用于存储每条样本数据的最优分配方案。

[0114] 以上所述的具体实施方式,对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明,所应理解的是,以上所述仅为本发明的具体实施方式而已,并不用于限定本发明的保护范围,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

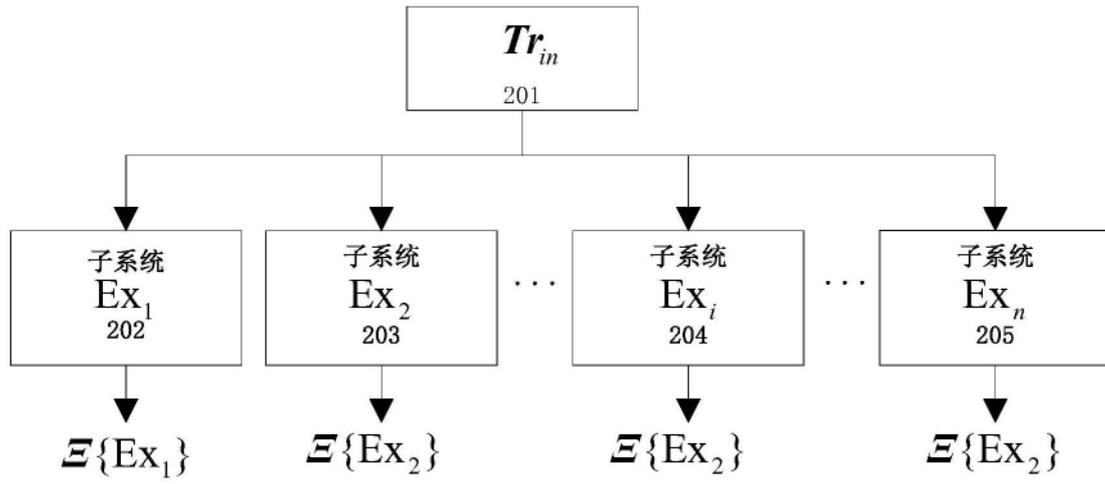


图1

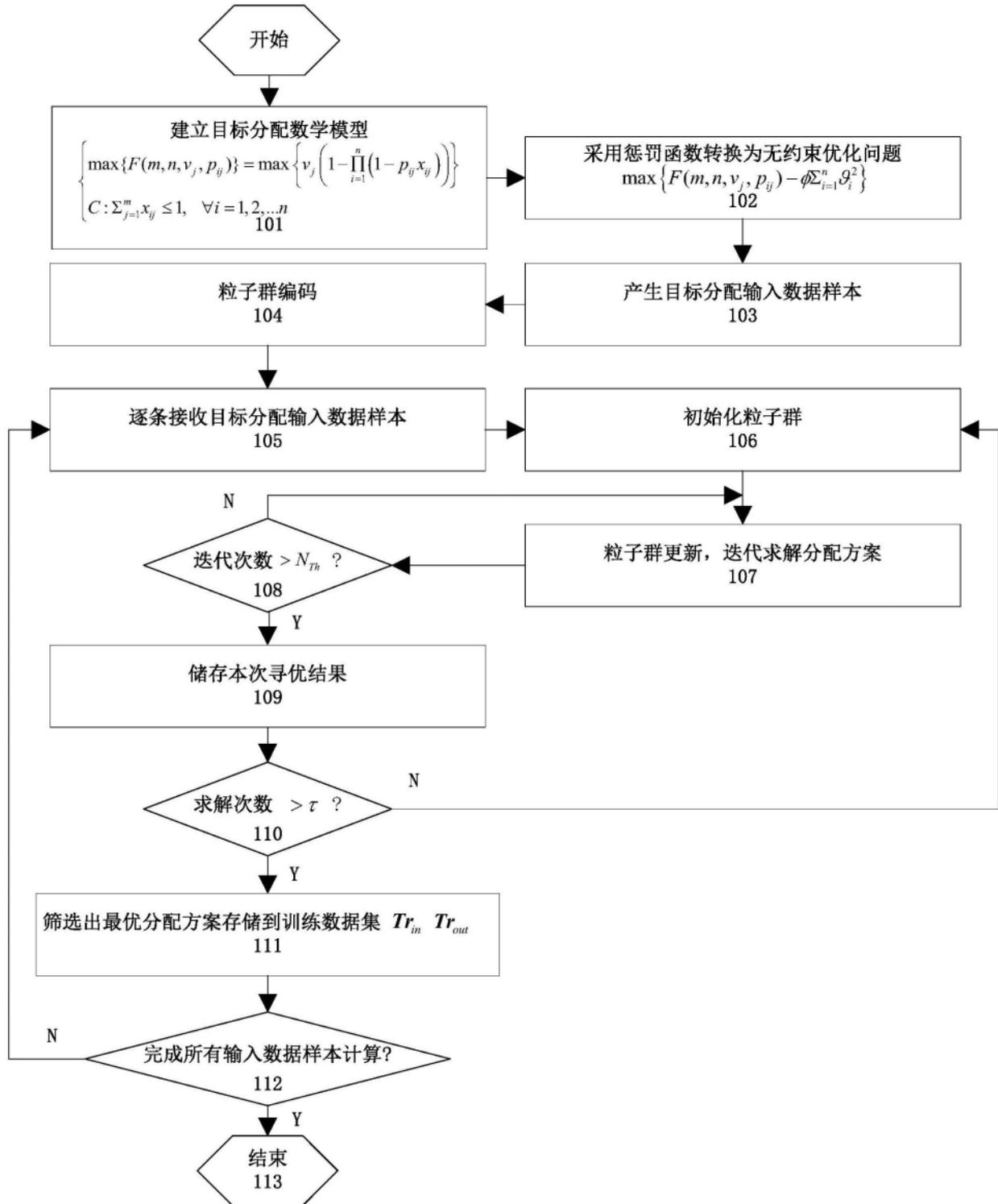


图2