



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 108564136 B

(45)授权公告日 2019.05.03

(21)申请号 201810411484.7

(22)申请日 2018.05.02

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 108564136 A

(43)申请公布日 2018.09.21

(73)专利权人 北京航空航天大学

地址 100191 北京市海淀区学院路37号

(72)发明人 曹先彬 杜文博 邢家豪 朱熙

李宇萌

(74)专利代理机构 北京永创新实专利事务所

11121

代理人 姜荣丽

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

(56)对比文件

CN 103942623 A,2014.07.23,

CN 102663232 A,2012.09.12,

审查员 袁玉

权利要求书4页 说明书11页 附图3页

(54)发明名称

一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法,属于空域态势评估分类技术领域。包括如下步骤:步骤一:收集待处理扇区的空域运行态势样本;步骤二:基于待处理扇区的空域运行态势样本建立初步模糊推理系统;步骤三:基于多目标种群自适应免疫算法优化模糊推理系统的可解释性与准确性。通过利用本发明所提供的方法,可以针对大规模、高维度的扇区运行数据,围绕空域运行态势评估准确性和可解释性,使用多目标免疫优化算法,优化了空域态势评估的准确性,另外在实现免疫算法时避免了处理高维数据时模糊矩阵规模呈指数增长的情况,大大减少了算法所需的时间复杂度与空间复杂度,提高了收敛精度。



1. 一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤一:收集待处理扇区的空域运行态势样本;

获取待处理扇区的空域运行态势样本,形成空域运行态势样本集,所述样本集中共k条样本,其中每条样本包含待处理扇区在某一单位时间内的n个特征,并且每条样本被标定有一个标签,共有m个不同类的标签;

步骤二:基于待处理扇区的空域运行态势样本建立初步模糊推理系统;

步骤三:基于多目标种群自适应免疫算法优化模糊推理系统的可解释性与准确性;所述步骤二具体包括:

步骤2.1、哑编码:对所述m个不同类的标签进行哑编码;

步骤2.2、模糊化:使用聚类算法将待处理扇区的空域运行态势样本归并聚类,每一聚类都有一个聚类中心,每一聚类中心初始化该聚类每个特征的高斯函数作为每个特征的模糊隶属度函数,初始化该聚类每个标签的钟形函数作为每个标签的模糊隶属度函数,对所述样本的每个特征与标签进行模糊化,将所述样本每个特征与标签的精确值转化为模糊值;

步骤2.3、模糊规则库:使用每个特征与每个标签的模糊值建立IF-THEN规则,特征的模糊值作为规则前件,标签的模糊值作为规则后件,经过哑编码后的m维单位正交向量转化为模糊值后的向量作为标签模糊向量;

步骤2.4、模糊推理:确定模糊规则库中的同一规则内部不同维度模糊值间和不同规则输出间的模糊运算符,生成模糊集合;

步骤2.5、解模糊:选用重心法作为解模糊方法,将模糊推理得到的模糊集合解模糊生成预测精确值,将不同维度间的预测精确值组成新的m维向量;

步骤2.6、反向传播:针对预测精确值组成的向量的精确度进行优化;

所述步骤三具体包括:

步骤3.1、抗原识别:将待求解的多目标函数和约束条件作为多目标种群自适应免疫算法的抗原;

步骤3.2、抗体初始化:使用步骤二中模糊推理系统的模糊规则库作为抗体,并在该模糊规则库周围随机生成多个模糊规则库作为抗体,为模糊规则库中的所有隶属度函数的参数使用实数编码成染色体结构;

步骤3.3、支配区分:对所有抗体进行多目标函数的比较,从中识别所有非支配抗体和支配抗体,并从非支配抗体中随机取出一个作为标记抗体;

步骤3.4、亲和度计算:分别计算标记抗体与非支配抗体的亲和度,标记抗体与支配抗体的亲和度,非支配抗体与支配抗体使用不同的亲和度计算方式;

步骤3.5、免疫选择:选择亲和度小于预设亲和度阈值的所有非支配抗体与支配抗体组成被选抗体集合,其余的非支配抗体与支配抗体组成未选抗体集合;

步骤3.6、抗体克隆:预设克隆规模最大值,将被选抗体集合中的抗体按亲和度高低排序并进行克隆;未选抗体集合中的抗体不论亲和度高低则全部进行克隆;

步骤3.7、抗体变异:被选抗体集合中的抗体的一维产生变异,未选抗体集合中抗体的二维产生变异,变异程度同亲和度成比例;

步骤3.8、抗体简化:移除冗余的模糊规则与模糊集合,包括有:移除不重要规则、合并

相似规则、移除近似通用模糊集合和合并相似模糊集合；

步骤3.9、抗体再选择：首先挑选非支配抗体；然后将支配抗体按照亲和度从小到大排序后，从亲和度最小的支配抗体开始取；直到新的被选抗体个数与初始化抗体个数相同；选择完成后，计算两两抗体间距离，如距离大于预设距离阈值，则把两个抗体中亲和度大的那个删掉，亲和度小的那个抗体保留；

步骤3.10、种群刷新：判断是否达到约束条件，如果否，重复步骤3.2-3.9直至达到约束条件。

2. 如权利要求1所述的一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法，其特征在于，所述步骤2.6具体为：建立每个特征的模糊隶属度函数与每个标签的模糊隶属度函数参数取值范围限制，对样本集中的每条样本进行预测分类，计算预测分类与实际分类的误差，所述实际分类是指样本自带的真实分类，将所述误差作为精确度损失函数，判断误差是否达到设定误差阈值，当误差未达到设定误差阈值时，求解误差梯度，并沿误差梯度下降的方向使用反向传播算法，在参数合理范围内更新每个特征的相应模糊隶属度函数与每个标签的相应模糊隶属度函数之参数，直到误差达到设定误差阈值。

3. 如权利要求1所述的一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法，其特征在于，所述的多目标函数如下：

$$\text{Obj1: } H(h) = - \sum_i h(i) \cdot \log(q(i))$$

$$\text{Obj2: Complexity} = \text{Nrule} + \text{Nset} + \text{Rl}$$

其中， $h(i)$ 表示样本 $i$ 的原始所属类别， $q(i)$ 表示样本 $i$ 在模型下的预测所属类别， $\text{Nrule}$ 表示模糊规则库中规则数目总和， $\text{Nset}$ 表示模糊集合数目总和， $\text{Rl}$ 表示每条模糊规则长度总和；

约束条件是指隶属度函数的参数范围为 $-1 \sim 1$ 。

4. 如权利要求1所述的一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法，其特征在于，所述非支配抗体与支配抗体使用不同的亲和度计算方式，亲和度计算公式如下：

定义抗体间距离：

$$\text{dist}(Ab_i, Ab_j) = \frac{\sum_{i_1=1}^{k_1} \sum_{l=1}^{\text{Rl}} (Ab_i^{i_1}(l) - Ab_j^{C_{i_1}}(l)) + \sum_{i_2=1}^{k_2} \sum_{l=1}^{\text{Rl}} (Ab_j^{i_2}(l) - Ab_i^{C_{i_2}}(l))}{\text{Rl}}$$

非支配抗体亲和度：

$$\text{Affinity}_{nd} = \sum_{nd=1}^N \frac{\text{dist}(Ab_{\text{identified}}, Ab_{nd})}{N}$$

支配抗体亲和度：

$$\text{Affinity}_d = \text{dist}(Ab_{\text{identified}}, Ab_d)$$

其中， $Ab_i, Ab_j$ 表示两个不同抗体，各有 $k_1, k_2$ 条规则， $\text{Rl}$ 表示每条模糊规则长度总和， $Ab_i^{i_1}(l)$ 表示抗体 $Ab_i$ 的第 $i_1$ 个规则， $Ab_j^{i_2}(l)$ 表示抗体 $Ab_j$ 的第 $i_2$ 个规则， $Ab_j^{C_{i_1}}(l)$ 表示在抗体 $Ab_j$ 中与抗体 $Ab_i$ 的第 $i_1$ 个规则最接近的规则， $C_{i_1}$ 为该规则在抗体 $Ab_j$ 中的编号， $Ab_i^{C_{i_2}}(l)$ 表示在抗体 $Ab_i$ 中与抗体 $Ab_j$ 的第 $i_2$ 个规则最接近的规则， $C_{i_2}$ 为该规则在抗体 $Ab_i$ 中的编号， $Ab_{nd}$

表示非支配抗体,  $N$ 表示非支配抗体总数,  $Ab_d$ 表示支配抗体。

5. 如权利要求1所述的一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法, 其特征在于, 所述步骤3.7具体为:

$$Ab_{new}(i) = Ab_{old}(i) + \alpha \cdot N(0, 1), i = 1, \dots, n;$$

$$\alpha = r \cdot \frac{\exp(Affinity)}{\exp(1)}$$

$$r = 1 - rand^{1 - \frac{G}{Gen}}$$

其中,  $Ab_{old}(i)$  与  $Ab_{new}(i)$  表示变异前后的抗体,  $N(0, 1)$  为标准高斯分布,  $G$ 表示当前代数,  $Gen$ 表示预设的总代数,  $rand$ 表示  $[0, 1]$  间的随机数;  $Affinity$ 表示抗体亲和力,  $r$ 表示随代数演变的逐渐变小的比例系数,  $\alpha$ 表示抗体变异程度与亲和力相关性的比例系数。

6. 如权利要求1所述的一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法, 其特征在于, 所述步骤3.8具体包括:

A、移除不重要规则: 在不过度删除规则的情况下将对模型精确性提高最少的规则删去以提高可解释性:

$$Insignificant_{rule} = \min_{\gamma} |H_{AR} - H_{\gamma}|$$

其中,  $H_{AR}$ 表示使用所有规则时预测结果的交叉熵,  $H_{\gamma}$ 表示删除第  $\gamma$  条规则后的交叉熵, 当如下不等式满足时, 不重要的规则将被删除:

$$\left(\frac{cr}{maxr}\right) \cdot rand > p_m$$

其中,  $cr$ 表示当前模糊规则系统中的规则数,  $maxr$ 表示模糊规则系统中达到的最大规则数,  $rand$ 表示  $[0, 1]$  间的随机数,  $p_m$ 为第一预设阈值;

B、合并相似规则: 若存在抗体中两个模糊规则相似度符合如下不等式, 则认为这两个模糊规则用同一种方式进行表示:

$$\min \left\{ S(Ab_{\theta}^{\beta}, Ab_{\varphi}^{\beta}), \beta = 1, \dots, Rl; \theta = 1, \dots, Nrule; \varphi = 1, \dots, Nrule; \theta \neq \varphi \right\} > rand \cdot (1 - mr) + mr$$

$$S(Ab_{\theta}^{\beta}, Ab_{\varphi}^{\beta}) = \frac{1}{1 + \sqrt{(c_{\theta}^{\beta} - c_{\varphi}^{\beta})^2 - (\sigma_{\theta}^{\beta} - \sigma_{\varphi}^{\beta})^2}}$$

其中,  $S(Ab_{\theta}^{\beta}, Ab_{\varphi}^{\beta})$ 表示两个模糊规则系统中对应模糊集合的相似度,  $Ab_{\theta}^{\beta}$ 表示抗体中第  $\theta$  个规则的第  $\beta$  个高斯函数,  $Ab_{\varphi}^{\beta}$ 表示抗体中第  $\varphi$  个规则的第  $\beta$  个高斯函数,  $c$ 与  $\sigma$ 表示各自隶属度函数的参数,  $c_{\theta}^{\beta}$ 和  $\sigma_{\theta}^{\beta}$ 表示第  $\theta$  个规则的第  $\beta$  个高斯函数的中心和宽度,  $c_{\varphi}^{\beta}$ 和  $\sigma_{\varphi}^{\beta}$ 表示第  $\varphi$  个规则的第  $\beta$  个高斯函数的中心和宽度,  $Nrule$ 表示模糊规则库中规则数目总和,  $Rl$ 表示每条模糊规则长度总和,  $mr$ 为第二预设阈值;

C、移除近似通用模糊集合: 若存在模糊集合与通用模糊集合相似度符合如下不等式, 则认为该模糊集合为近似通用模糊集合且删去:

$$S(Ab_{\theta}^{\beta}, U) > rand \cdot (1 - ufs) + ufs$$

其中,U表示通用模糊集合,ufs为第三预设阈值;

D、合并相似模糊集合:若存在模糊前件的模糊集合或模糊后件的模糊集合符合如下等式,则认为两个模糊集合共同表示:

$$S(Ab_{\theta}^{\beta}, Ab_{\varphi}^{\beta}) \text{ or } S(Ab_{\theta}^z, Ab_{\varphi}^z) > rand \cdot (1 - sfs) + sfs$$

$$S(Ab_{\theta}^z, Ab_{\varphi}^z) = \frac{1}{1 + \sqrt{(c_{\theta}^z - c_{\varphi}^z)^2 - (\sigma_{\theta}^z - \sigma_{\varphi}^z)^2}}$$

其中,  $Ab_{\theta}^z$ 和 $Ab_{\varphi}^z$ 分别表示第 $\theta$ 个规则、第 $\varphi$ 个规则的第 $z$ 个钟形函数,  $S(Ab_{\theta}^z, Ab_{\varphi}^z)$ 表示模糊后件的模糊集合的相似度, sfs为第四预设阈值。

## 一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于空域态势评估分类技术领域,具体涉及一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法。

### 背景技术

[0002] 随着我国航空运输业的快速发展,航空业务量与日俱增,航班逐年增加,空域运行态势越发复杂。这些情况使得空中交通管制员工作负荷与航班运行风险不断增加,并由此成为航班延误、管制事故发生的重要原因。

[0003] 在当前空中交通管理系统中,扇区是管制员对航空器进行指挥的空域基本单元。扇区的空域运行态势复杂程度的高低与空中交通管制员的工作负荷大小有着密切联系。过于复杂的空域态势将提高空中交通管制员错误操作的可能性,造成事故;而较低的复杂度则使得管理系统效率低下,资源浪费。为确保空域运行情况良好,保证空中交通管制员处于适当的工作负荷下,应当及时的对空域结构、飞行流量进行调整。为了实施有效的空域管理举措,空域态势评估成为空管领域中重要的研究课题和亟需解决的问题。

[0004] 由于扇区的空域运行态势与扇区的数十种动、静态状态特征相关,因此,现有方法普遍使用机器学习、模糊推理系统针对具有多种态势特征的样本,建立分类模型得到总体态势指标。基于大批量数据样本的机器学习方法往往将精准性指标作为首要的评判标准,而对模型的可解释性较为忽略。另一方面,模糊推理系统通过建立知识表达形式和推理机制,使建立的模型具有较明显的物理意义,但现有的具有良好可解释性的模糊推理系统多建立在专家知识的基础上,而基于数据的模糊推理系统往往在精确性有所提升,但可解释性上有所欠缺。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法,在扇区的空域运行态势样本具有大规模、高维度性质的情况下,本发明建立了同时具备可解释性与精确性的分类模型,弥补现有扇区态势评估模型无法兼顾上述两者的不足。

[0006] 本发明提供的基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法,具体包括如下步骤:

[0007] 步骤一:收集待处理扇区的空域运行态势样本;

[0008] 获取待处理扇区的空域运行态势样本,形成空域运行态势样本集(简称为样本集),所述样本集中共 $k$ 条样本,其中每条样本包含待处理扇区在某一单位时间内的 $n$ 个空域运行态势特征值(简称为特征),并且每条样本被标定有一个态势分类标签(简称标签),表示不同的空域运行态势等级,共有 $m$ 个不同类的标签。其中, $k$ 、 $n$ 、 $m$ 均为从1开始的正整数。

[0009] 所述的特征,是指能够反映空域运行态势的航班航迹分布、空域航路结构、空管运行规则等方面的属性因素,一般用连续或离散数值表示。

[0010] 步骤二:基于待处理扇区的空域运行态势样本建立初步模糊推理系统;

[0011] 具体如下:

[0012] 步骤2.1、哑编码:对 $m$ 个不同类的标签进行哑编码,即建立 $m$ 个 $m$ 维单位正交向量:第 $j$ 个 $m$ 维单位正交向量的第 $j$ 维为1,其余均为0 ( $1 \leq j \leq m$ )。将进行哑编码后的标签作为以后的标签表达方式;

[0013] 步骤2.2、模糊化:使用聚类算法(如:Fuzzy C-Means算法)将待处理扇区的空域运行态势样本归并聚类,每一聚类都有一个聚类中心,每一聚类中心可以初始化该聚类每个特征的高斯函数作为每个特征的模糊隶属度函数,初始化该聚类每个标签的钟形函数作为每个标签的模糊隶属度函数,对所述样本的每个特征与标签进行模糊化,将所述样本每个特征与标签的精确值转化为模糊值;其中使用聚类算法可以归并数据以减少后续运算的运算量并将模糊隶属度函数的参数初始化。

[0014] 步骤2.3、模糊规则库:使用每个特征与每个标签的模糊值建立IF-THEN规则,特征的模糊值作为规则前件,标签的模糊值作为规则后件,经过哑编码后的 $m$ 维单位正交向量转化为模糊值后的向量作为标签模糊向量,标签模糊向量的第 $j$ 维作为该样本属于第 $j$ 个标签的置信值;

[0015] 步骤2.4、模糊推理:确定模糊规则库中的同一规则内部不同维度模糊值间和不同规则输出间的模糊运算符,生成模糊集合;

[0016] 步骤2.5、解模糊:选用重心法作为解模糊方法,将模糊推理得到的模糊集合解模糊生成预测精确值,将不同维度间的预测精确值组成新的 $m$ 维向量,若其中第 $j$ 维分量值最大,则将样本预测为属于第 $j$ 类;

[0017] 步骤2.6、反向传播:对于经过上述步骤2.5生成的预测精确值,针对模糊推理系统的分类精确度进行优化,所述分类精确度是预测精确值组成的向量的精确度,包括:建立每个特征的模糊隶属度函数与约束条件,对样本集中的每条样本进行预测分类,计算预测分类与实际分类的误差(交叉熵或均方根误差),所述实际分类是指样本自带的真实分类,将所述误差作为精确度损失函数,判断误差是否达到设定误差阈值,当误差未达到设定误差阈值时,求解误差梯度,并沿误差梯度下降的方向使用反向传播算法,在参数合理范围内更新每个特征的相应模糊隶属度函数与每个标签的相应模糊隶属度函数之参数,以此提高空域态势评估分类的精确度,直到误差达到设定误差阈值。

[0018] 步骤三:基于多目标种群自适应免疫算法优化模糊推理系统的可解释性与准确性;

[0019] 对于经过反向传播算法调整过的模糊推理系统,使用多目标种群自适应免疫算法,针对模糊推理系统的可解释性与准确性进行多目标优化,包括:

[0020] 步骤3.1、抗原识别:将待求解的多目标函数和约束条件作为多目标种群自适应免疫算法的抗原。所述多目标函数包括精确度损失函数与规则库复杂程度评估函数;所述的约束条件是指隶属度函数的参数范围为 $-1 \sim 1$ 。

[0021] 步骤3.2、抗体初始化:使用步骤二中生成的模糊规则库作为多目标种群自适应免疫算法的抗体,并在该模糊规则库周围随机生成多个模糊规则库作为抗体;为所有模糊规则库中的所有隶属度函数的参数使用实数编码成染色体结构;

[0022] 步骤3.3、支配区分:对所有抗体进行多目标函数的比较,从中识别所有非支配抗体和支配抗体,所述非支配抗体是指在多目标函数中不存在其他抗体均优于该抗体的抗体,并从非支配抗体中随机取出一个作为标记抗体 $Ab_{identified}$ ;

[0023] 步骤3.4、亲和度计算:分别计算标记抗体与非支配抗体的亲和度,标记抗体与支配抗体的亲和度,非支配抗体与支配抗体使用不同的亲和度计算方式;

[0024] 步骤3.5、免疫选择:选择所有亲和度小于预设亲和度阈值 $\delta$ 的非支配抗体与支配抗体组成被选抗体集合,其余的非支配抗体与支配抗体组成未选抗体集合;

[0025] 步骤3.6、抗体克隆:预设克隆规模最大值 $N_{cmax}$ ,被选抗体集合中的抗体按亲和度高低进行排序克隆,越高的亲和度抗体克隆程度越高;未选抗体集合中的抗体不论亲和度高低则全部进行克隆;

[0026] 步骤3.7、抗体变异(亲和度成熟):被选抗体集合中的抗体的一维产生变异,未选抗体集合中抗体的两维产生变异,变异程度同亲和度成比例。

[0027] 步骤3.8、抗体简化:为了提高模糊推理系统的可解释性,在多目标种群自适应免疫算法中加入了简化抗体的步骤用以移除冗余的模糊规则与模糊集合,包括有:移除不重要规则、合并相似规则、移除近似通用模糊集合和合并相似模糊集合;

[0028] 步骤3.9、抗体再选择:首先挑选非支配抗体;然后将支配抗体按照亲和度从小到大排序后,从亲和度最小的支配抗体开始取;直到新的被选抗体个数与初始化抗体个数相同;再选择完成后,计算两两抗体间距离,如距离大于预设距离阈值 $\lambda$ ,则把两个抗体中亲和度大的那个删掉,亲和度小的那个抗体保留;

[0029] 3.10、种群刷新:判断是否达到约束条件,如果否,重复步骤3.2-3.9直至达到约束条件。

[0030] 本发明的优点以及带来的有益效果在于:

[0031] 1、本发明针对大规模、高维度的扇区运行数据,围绕空域运行态势评估准确性和可解释性,使用多目标免疫优化算法,实现了对扇区态势评估的模糊推理系统,这在空域态势评估中是一种全新的方法;

[0032] 2、本发明通过扇区运行数据建立空域运行态势评估模型,通过设立损失函数对模型中参数进行反向传播算法更新,并在优化算法中仍将其作为目标之一,使得所建立的模型充分利用扇区数据,使得空域态势评估的模糊系统预测精确性大幅度提高;

[0033] 3、本发明针对初步建立的模糊推理系统模型可解释性,建立了多目标免疫优化算法,同时优化了空域态势评估的准确性,同时优化后的结果,其规则库可以给出具有物理意义、符合人们理解的评估规则;

[0034] 4、本发明在实现免疫算法时实现了不定长染色体编码与新的距离定义方式、遗传过程种群自适应、将原始的模糊规则库作为抗体,避免了处理高维数据时模糊矩阵规模呈指数增长的情况,大大减少了算法所需的时间复杂度与空间复杂度,提高了收敛精度。

## 附图说明

[0035] 图1是本发明基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法示例的三步骤框架图;

[0036] 图2是本发明基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法示例步骤2的详细流程示意图;

[0037] 图3是本发明基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法示例步骤3的详细流程示意图。

### 具体实施方式

[0038] 下面通过具体实施例并结合附图对本发明的技术方案做进一步的详细描述。

[0039] 本发明提供的基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法,如图1所示,具体包括如下步骤:

[0040] 步骤一:收集待处理扇区的空域运行态势样本,具体包括:

[0041] 将基于n个空域运行态势特征值对某一待处理扇区的空域运行态势等级进行计算。采集待处理扇区的空域运行态势样本形成样本集,每条样本中包括n个特征。

[0042] 空域运行态势特征值是指能够影响或反映空域运行态势的航班航迹分布、空域航路结构、空管运行规则等方面的属性因素,一般用连续或离散数值表示。示例特征如表1所示:

[0043] 表1 空域运行态势特征集

[0044]

序号	空域运行态势特征值	备注
1	航空器数量	-
2	上升航空器数量	-
3	下降航空器数量	-
4	航向角变化大于 15°的航空器数量	-
5	地速变化大于 10 节的航空器数量	-
6	与其水平距离在 25 海里内,垂直距离在 2000 英尺内有其它航空器存在的航空器数量	-

[0045]

7	航空器平均水平接近度	空域中航班之间在水平方向上的接近程度
8	航空器平均垂直接近度	空域中航班之间在垂直方向上的接近程度
9	距冲突发生剩余时间	距最急迫的潜在冲突发生的剩余时间
10	地速方差	-
11	地速标准差与其平均值比率	-
12	平均密度	-
13	平均航向混乱程度	空域中航班航向的不一致程度
14	平均地速混乱程度	空域中航班地速的不一致程度
15	航空器对平均分离率	处于分离状态的航班对的平均分离地速
16	航空器对平均汇聚率	处于汇聚状态的航班对的平均汇聚速度
17	平均汇聚敏感度	衡量通过航班机动解脱航班对汇聚状态的难度
18	平均垂直速度	-
19	汇聚航班对个数	-
20	航班平飞上升下降混合系数	空域中平飞上升下降三类航班的混合的程度
21	同航路航空器间平均前后间隔	-
22	最大航路最低安全高度	-
23	航路交叉口平均距离	-
24	航路交叉口距离方差	-
25	航路交叉口到扇区边界的平均距离	-
26	通信、导航设备覆盖范围比例	-
27	正常天气下扇区容量(1小时)	-
28	扇区航路交叉口个数	-
29	扇区进入离开点数量	-
...	.....	.....

[0046] 为找到待处理扇区对应的特征与空域运行态势之间的关联,本发明基于实际空管运行数据采集一定数量的待处理扇区的空域运行态势样本,形成空域运行态势样本集(简称为样本集),所述样本集中共k条样本,一条样本包含着待处理扇区在某一单位时间内的n个空域运行态势特征值,并让空中交通管制员对各条样本对应的空域运行态势等级进行标定,例如,共标定有m种空域运行态势等级,即有m个不同类的标签,这里假设 $m=3$ ,即共有3种空域运行态势等级:低复杂度态势、中复杂度态势和高复杂度态势,分别简写为L、N和H,得到标定的空域运行态势样本集。其中,k、n、m均为从1开始的正整数。

[0047] 步骤二:基于待处理扇区的空域运行态势样本建立初步模糊推理系统;

[0048] 使用步骤一中的实际空管运行数据建立模糊推理系统,并使用反向传播算法进行初步精确度优化,如图2所示;

[0049] 步骤2.1、哑编码:对上述假设的3个分类标签进行哑编码,即建立3个3维单位正交向量:第j个向量的第j维为1,其余均为0 ( $1 \leq j \leq 3$ ),即向量 $[1, 0, 0]$ 、 $[0, 1, 0]$ 、 $[0, 0, 1]$ ,并将其作为以后的标签表达方式;

[0050] 步骤2.2、模糊化:使用聚类算法(如:Fuzzy C-Means算法)将待处理扇区的空域运行态势样本归并聚类成r类,  $r \geq m$ ,每一聚类都有一个聚类中心,每一聚类中心可以初始化该聚类n个特征相应的n个高斯函数作为该聚类相应n个特征的模糊隶属度函数,初始化该聚类m个标签相应的m个钟形函数作为该聚类相应m个标签的模糊隶属度函数,将第p ( $p=1, 2, \dots, r$ ) 聚类所有的高斯函数记为 $A_p$ ,将第p聚类所有的钟形函数记为 $B_p$ ,对所述样本的每个特征与标签进行模糊化,将所述样本的每个特征与标签的精确值转化为模糊值,具体地,若现已知第i个样本的第j个标签为1,其余标签为0,则:

[0051] 第i ( $i=1, 2, \dots, k$ ) 个样本第s ( $s=1, 2, \dots, n$ ) 个特征通过第p聚类第s个高斯函数转化为规则前件的隶属度函数:

$$[0052] \quad \mu_{A_p^s}(x_i^s) = \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{x_i^s - c_p^s}{\sigma_p^s}\right)^2\right)$$

[0053] 第i个样本第j ( $j=1, 2, \dots, m$ ) 个标签通过第p聚类第j个钟形函数转化为规则后件的隶属度函数:

$$[0054] \quad \mu_{B_p^j}(y_i^j) = \frac{1}{1 + \left(\frac{y_i^j - c_p^j}{\sigma_p^j}\right)^2}$$

[0055] 其中,  $A_p^s$ 表示第p聚类中第s个高斯函数,  $\mu_{A_p^s}(x_i^s)$ 表示第i个样本的第s个特征通过  $A_p^s$ 函数计算出的隶属度值,  $x_i^s$ 表示第i个样本的第s个特征,  $c_p^s$ 和  $\sigma_p^s$ 分别为函数  $A_p^s$ 的参数(表示中心与宽度);  $B_p^j$ 表示第p聚类中第j个钟形函数,  $\mu_{B_p^j}(y_i^j)$ 表示第i个样本的第j个标签通过  $B_p^j$ 计算出的隶属度值,  $y_i^j$ 表示第i个样本的第j个标签,  $c_p^j$ 和  $\sigma_p^j$ 分别为函数  $B_p^j$ 的参数(表示中心与宽度)。

[0056] 步骤2.3、模糊规则库:使用样本各维特征与标签的模糊值(隶属度值)建立IF-THEN规则,特征的模糊值作为规则前件,标签的模糊值作为规则后件,经过哑编码后的m维单位正交向量转化为模糊值后的向量作为标签模糊向量,标签模糊向量的第j维作为该样本属于第j个标签的置信值,每一个聚类建立一条规则,因此共有r条规则,建立的模糊规则具有如下形式:

$$[0057] \quad R_p: \text{IF } x_i^1 \text{ is } A_p^1 \text{ and } x_i^2 \text{ is } A_p^2 \text{ and } \dots \text{ and } x_i^n \text{ is } A_p^n \text{ THEN } x_i \in C_j \text{ with } CF = \alpha_j$$

[0058] 其中,  $R_p$ 表示第p条规则,  $x_i$ 表示样本,  $x_1 \dots x_n$ 表示样本第1到第n个特征,  $A_p^1 \dots A_p^n$ 表示本规则下的模糊隶属函数,  $C_j$ 表示第j类,  $x \in C_j$  with  $CF = \alpha_j$ 表示样本在本规则下属于第j个标签的置信值为  $\alpha_j$ 。

[0059] 步骤2.4、模糊推理:确定同一规则内部不同维度模糊值间和不同规则输出间的模

糊运算符,以便对规则库中的模糊规则进行模糊推理,生成模糊集合,模糊运算符分别采用如下形式:(以样本在第p条规则下为例)

[0060] 第i个样本规则前件的合并方式:

$$[0061] \quad \mu_{A_p}(X_i) = \mu_{A_p^1}(x_i^1) \cdot \mu_{A_p^2}(x_i^2) \cdot \dots \cdot \mu_{A_p^n}(x_i^n) = \prod_{s=1}^n \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{x_i^s - c_p^s}{\sigma_p^s}\right)^2\right)$$

[0062] 其中,  $\mu_{A_p}(X_i)$ 表示第i个样本规则前件在模糊推理后的隶属度值,  $\mu_{A_p^q}(x_i^q)$ 为第i个样本的第s个特征在第p条规则的第s个高斯函数下的隶属度值;  $x_i^s$ 表示第i个样本的第s个特征,  $c_p^s$ 与  $\sigma_p^s$ 表示第p个规则中第s个高斯函数的中心与宽度;

[0063] 第i个样本规则后件的合并方式:

$$[0064] \quad \mu_{B_p}(y_i) = (\mu_{B_p^1}(y_i^1), \mu_{B_p^2}(y_i^2), \dots, \mu_{B_p^j}(y_i^j))$$

[0065] 其中,  $\mu_{B_p}(y_i)$ 表示第i个样本规则后件在模糊推理后的隶属度值,  $\mu_{B_p^j}(y_i^j)$ 为第i个样本的第j个标签在第p条规则的第j个钟形函数下的隶属度值,  $y_i^j$ 表示第i个样本的第j个标签;

[0066] 第i个样本通过第p条规则的Mamdani推理生成的模糊集合(将规则前件与规则后件一起推理):

$$[0067] \quad \mu_p(y_i) = \mu_{A_p}(X_i) \cdot \mu_{B_p}(y_i)$$

[0068] 其中,  $\mu_p(y_i)$ 表示最后推理生成的模糊集合。

[0069] 步骤2.5、解模糊:选用重心法作为解模糊方法,将推理得到的模糊集合解模糊生成预测精确值,将不同维度间的预测精确值组成新的m维向量,若其中第j维分量值最大,则将测试样本的预测为属于第j类,具体表达式如下:

[0070] 第i个样本生成的模糊集合解模糊生成判别第j个标签的置信值:

$$[0071] \quad g_m(x_i) = \frac{\sum_{f=1}^r b_f \cdot \int_{y_U}^{y_L} \mu_f(y_i) dy_i}{\sum_{f=1}^r \int_{y_U}^{y_L} \mu_f(y_i) dy_i} = \frac{\sum_{f=1}^r b_f \cdot \mu_{A_f}(X_i) \cdot \int_{y_U}^{y_L} \mu_{B_f}(y_i) dy_i}{\sum_{f=1}^r \mu_{A_f}(X_f) \cdot \int_{y_U}^{y_L} \mu_{B_f}(y_i) dy_i}$$

[0072] 其中,  $g_m(x_i)$ 表示第i个样本的解模糊后的向量,  $b_f$ 为对应规则钟形函数的中心,  $y_U, y_L \in [0, 1]$ 为预设常数,其余物理量与上相同。

[0073] 最终选择的  $x_i$  所属标签类别为:

$$[0074] \quad \text{class}(x_i) = \arg \max_{m=1} \{g_m(x_i)\}$$

[0075] 步骤2.6、反向传播:对于经过上述步骤2.5生成的预测精确值,针对模糊推理系统的分类精确度进行优化,所述分类精确度是预测精确值组成的向量的精确度,包括:建立每个特征的模糊隶属度函数与约束条件,对样本集进行预测分类,计算预测分类与实际分类的误差(交叉熵或最小均方误差),所述实际分类是指样本自带的真实分类,将误差作为精确度损失函数,判断误差是否达到设定误差阈值,当误差未达到设定误差阈值时,求解误差梯度,并沿误差梯度下降的方向使用反向传播算法,在参数合理范围内更新每个特征的相应模糊隶属度函数与每个标签的相应隶属度函数之参数,以此提高空域态势评估分类的精

确度,直到误差达到设定误差阈值。

[0076] 步骤三:基于多目标种群自适应免疫算法优化模糊推理系统的可解释性与准确性;

[0077] 为进一步改善初步模糊推理系统的精确性与可解释性,指导空域态势评估分类,使用多目标种群自适应免疫算法同时对初步模糊推理系统精确性与可解释性进行优化,获得其Pareto最优解。如图3所示,具体地,种群自适应免疫算法步骤如下:

[0078] 步骤3.1、抗原识别:将待求解的多目标函数和约束条件作为免疫算法的抗原,所述多目标函数包括精确度损失函数与规则库复杂程度评估函数。

[0079] 多目标函数如下(其中精确度损失函数选用交叉熵,均方根误差亦可):

$$[0080] \quad \text{Obj1: } H(h) = - \sum_i h(i) \cdot \log(q(i))$$

$$[0081] \quad \text{Obj2: Complexity} = \text{Nrule} + \text{Nset} + \text{Rl}$$

[0082] 其中,h(i)表示样本i的原始所属类别,q(i)表示样本i在模型下的预测所属类别,Nrule表示模糊规则库中规则数目总和,Nset表示模糊集合数目总和,Rl表示每条模糊规则长度总和。

[0083] 所述的约束条件是指隶属度函数的参数范围-1~1。

[0084] 步骤3.2、抗体初始化:使用步骤二中生成的模糊规则库作为抗体,并在该模糊规则库周围随机生成多个模糊规则库作为抗体,为模糊规则库中的所有隶属度函数的参数使用实数编码成染色体结构;

[0085] 步骤3.3、支配区分:从所有抗体中进行多目标函数的比较,从中识别所有非支配抗体和支配抗体,所述非支配抗体是指在多目标函数中不存在其他抗体均优于该抗体的抗体,并从非支配抗体中随机取出一个作为标记的抗体 $Ab_{\text{identified}}$ ;

[0086] 步骤3.4、亲和度计算:分别计算标记的抗体 $Ab_{\text{identified}}$ 与非支配抗体的亲和度,标记抗体 $Ab_{\text{identified}}$ 与支配抗体的亲和度,非支配抗体与支配抗体将使用不同的亲和度计算方式;亲和度计算公式如下:

[0087] 定义抗体间距离:

[0088]

$$\text{dist}(Ab_i, Ab_j) = \frac{\sum_{i_1=1}^{k_1} \sum_{l=1}^{Rl} (Ab_i^{i_1}(l) - Ab_j^{C_{i_1}}(l)) + \sum_{i_2=1}^{k_2} \sum_{l=1}^{Rl} (Ab_j^{i_2}(l) - Ab_i^{C_{i_2}}(l))}{Rl}$$

[0089] 非支配抗体亲和度:

$$[0090] \quad \text{Affinity}_{nd} = \sum_{nd=1}^N \frac{\text{dist}(Ab_{\text{identified}}, Ab_{nd})}{N}$$

[0091] 支配抗体亲和度:

$$[0092] \quad \text{Affinity}_d = \text{dist}(Ab_{\text{identified}}, Ab_d)$$

[0093] 其中, $Ab_i, Ab_j$ 表示两个不同抗体,各有 $k_1, k_2$ 条规则,Rl表示每条模糊规则长度总和,l表示每条模糊规则内部的各个模糊隶属度函数, $Ab_i^{i_1}$ 表示抗体 $Ab_i$ 的第 $i_1$ 个规则, $Ab_j^{i_2}$ 表示抗体 $Ab_j$ 的第 $i_2$ 个规则, $Ab_j^{C_{i_1}}$ 表示在抗体 $Ab_j$ 中与抗体 $Ab_i$ 的第 $i_1$ 个规则最接近的规则,

$C_{i_1}$ 为该规则在抗体 $Ab_j$ 中的编号,  $Ab_i^{C_{i_2}}$ 表示在抗体 $Ab_i$ 中与抗体 $Ab_j$ 的第 $i_2$ 个规则最接近的规则,  $C_{i_2}$ 为该规则在抗体 $Ab_i$ 中的编号,  $Ab_{nd}$ 表示非支配抗体,  $N$ 表示非支配抗体总数,  $Ab_d$ 表示支配抗体;

[0094] 步骤3.5、免疫选择:选择所有亲和度小于预设亲和度阈值 $\delta$ 的非支配抗体与支配抗体组成被选抗体集合,其余的非支配抗体与支配抗体组成未选抗体集合;

[0095] 步骤3.6、抗体克隆:被选抗体集合中的抗体在预设的克隆规模最大值 $N_{cmax}$ 下,按亲和度高低进行排序克隆,越高的亲和度抗体克隆程度越高;未选抗体集合中的抗体不论亲和度高低则全部进行克隆;

[0096] 步骤3.7、抗体变异(亲和度成熟):被选抗体集合中的抗体的一维产生变异,未选抗体集合中抗体的两维产生变异,变异程度同亲和度成比例,具体如下:

[0097]  $Ab_{new}(i) = Ab_{old}(i) + \alpha \cdot N(0, 1), i = 1, \dots, n;$

[0098]  $\alpha = r \cdot \frac{\exp(Affinity)}{\exp(1)}$

[0099]  $r = 1 - rand^{1 - \frac{G}{Gen}}$

[0100] 其中,  $Ab_{old}(i)$ 与 $Ab_{new}(i)$ 表示变异前后的抗体,  $N(0, 1)$ 为标准高斯分布,  $G$ 表示当前代数,  $Gen$ 表示预设的总代数,  $rand$ 表示 $[0, 1]$ 间的随机数;  $Affinity$ 表示抗体亲和度,  $r$ 表示随代数演变的逐渐变小的比例系数,  $\alpha$ 表示抗体变异程度与亲和度相关性的比例系数。

[0101] 步骤3.8、抗体简化:为了提高模糊推理系统的可解释性,在多目标种群自适应免疫算法中加入了简化抗体的步骤用以移除冗余的模糊规则与模糊集合(以下的操作都是在每一个抗体内部操作的,不同抗体之间相互没有影响),具体包括如下:

[0102] A、移除不重要规则:在不过度删除规则的情况下可将模型精确性提高最少的规则删去以提高可解释性:

[0103]  $Insignificant_{rule} = \min_{\gamma} |H_{AR} - H_{\gamma}|$

[0104] 其中,  $H_{AR}$ 表示使用所有规则时预测结果的交叉熵,  $H_{\gamma}$ 表示删除第 $\gamma$ 条规则后的交叉熵,当如下不等式满足时,不重要的规则将被删除:

[0105]  $\left(\frac{cr}{maxr}\right) \cdot rand > p_m$

[0106] 其中,  $cr$ 表示当前模糊规则系统中的规则数,  $maxr$ 表示模糊规则系统中可以达到的最大规则数,  $rand$ 表示 $[0, 1]$ 间的随机数,随着迭代次数的改变而改变(下同),  $p_m$ 为第一预设阈值用以控制最少的规则数;

[0107] B、合并相似规则:若存在抗体中两个模糊规则相似度符合如下不等式,则可认为这两个模糊规则可用同一种方式进行表示:

[0108]  $\min \left\{ S(Ab_{\theta}^{\beta}, Ab_{\varphi}^{\beta}), \beta = 1, \dots, Rl; \theta = 1, \dots, Nrule; \varphi = 1, \dots, Nrule; \theta \neq \varphi \right\}$   
 $> rand \cdot (1 - mr) + mr$

[0109]  $S(Ab_{\theta}^{\beta}, Ab_{\varphi}^{\beta}) = \frac{1}{1 + \sqrt{(c_{\theta}^{\beta} - c_{\varphi}^{\beta})^2 - (\sigma_{\theta}^{\beta} - \sigma_{\varphi}^{\beta})^2}}$

[0110] 其中,  $S(Ab_{\theta}^{\beta}, Ab_{\varphi}^{\beta})$  表示两个模糊规则系统(抗体)中对应模糊集合的相似度,  $Ab_{\theta}^{\beta}$  表示抗体中第 $\theta$ 个规则的第 $\beta$ 个高斯函数,  $Ab_{\varphi}^{\beta}$  表示抗体中第 $\varphi$ 个规则的第 $\beta$ 个高斯函数,  $c$ 与 $\sigma$ 表示各自隶属度函数的参数,  $c_{\theta}^{\beta}$ 和 $\sigma_{\theta}^{\beta}$ 表示第 $\theta$ 个规则的第 $\beta$ 个高斯函数的中心和宽度,  $c_{\varphi}^{\beta}$ 和 $\sigma_{\varphi}^{\beta}$ 表示第 $\varphi$ 个规则的第 $\beta$ 个高斯函数的中心和宽度,  $Nrule$ 表示模糊规则库中规则数目总和,  $R1$ 表示每条模糊规则长度总和,  $mr$ 为第二预设阈值;

[0111] C、移除近似通用模糊集合:若存在模糊集合与通用模糊集合相似度符合如下不等式,则可认为该模糊集合为近似通用模糊集合且可以删去:

$$[0112] \quad S(Ab_{\theta}^{\beta}, U) > rand \cdot (1 - ufs) + ufs$$

[0113] 其中,  $U$ 表示通用模糊集合(本例中为模糊集合的模糊隶属度函数宽度参数的值大于2),  $ufs$ 为第三预设阈值;

[0114] D、合并相似模糊集合:若存在模糊前件的模糊集合或模糊后件的模糊集合符合如下等式,则可以认为两个模糊集合可以共同表示:

$$[0115] \quad S(Ab_{\theta}^{\beta}, Ab_{\varphi}^{\beta}) \text{ or } S(Ab_{\theta}^z, Ab_{\varphi}^z) > rand \cdot (1 - sfs) + sfs$$

$$[0116] \quad S(Ab_{\theta}^z, Ab_{\varphi}^z) = \frac{1}{1 + \sqrt{(c_{\theta}^z - c_{\varphi}^z)^2 - (\sigma_{\theta}^z - \sigma_{\varphi}^z)^2}}$$

[0117] 其中,  $Ab_{\theta}^z$ 和 $Ab_{\varphi}^z$ 分别表示第 $\theta$ 、 $\varphi$ 个规则的第 $z$ 个钟形函数,  $S(Ab_{\theta}^z, Ab_{\varphi}^z)$ 表示模糊后件的模糊集合的相似度,  $sfs$ 为第四预设阈值;

[0118] 步骤3.9、抗体再选择:将新生成的抗体与原有抗体混合一起进行重新选择,即首先挑选非支配抗体,然后将支配抗体按照亲和度从小到大排序后,从亲和度最小的支配抗体开始取,直到新的被选抗体个数与初始化抗体个数相同;再选择完成后,计算两两抗体间距离,如距离大于预设距离阈值 $\lambda$ ,则把两个抗体中亲和度大的那个删掉,亲和度小的那个抗体保留;

[0119] 步骤3.10、种群刷新:判断是否达到约束条件?如果否,重复步骤3.2-3.9直至达到约束条件。

[0120] 本发明提供了一种基于模糊推理的空域运行态势评估分类方法,通过空域态势样本特征的获取,建立反向传播算法调整过的初步模糊推理系统,使用多目标种群自适应免疫算法优化模糊推理系统,最终得到具有优异分类性能,同时兼具解释性规则的空域态势分类评估系统。

[0121] 本发明实现了将模糊推理系统、反向传播算法、多目标种群自适应免疫优化算法与空域态势样本的有效结合,从而建立了分类准确并有解释含义的空域态势评估分类系统,对于保证空中交通管理系统运行安全性,提升空中交通管理系统运行效率和调控手段实施的精度具有较大意义。

[0122] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;

而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明实施示例技术方案的精神和范围。

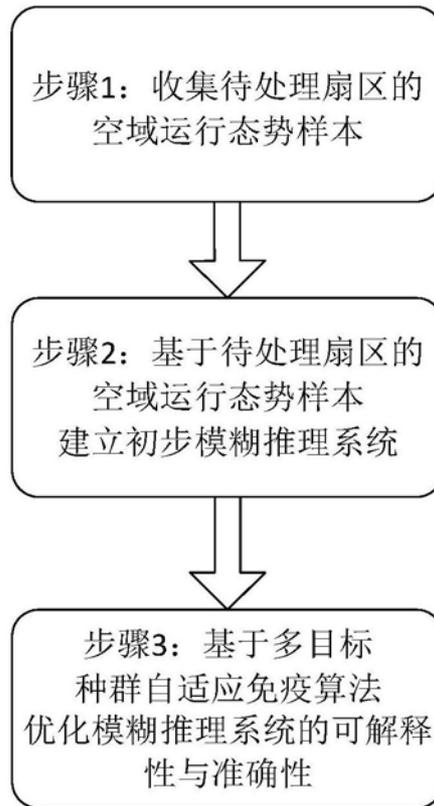


图1

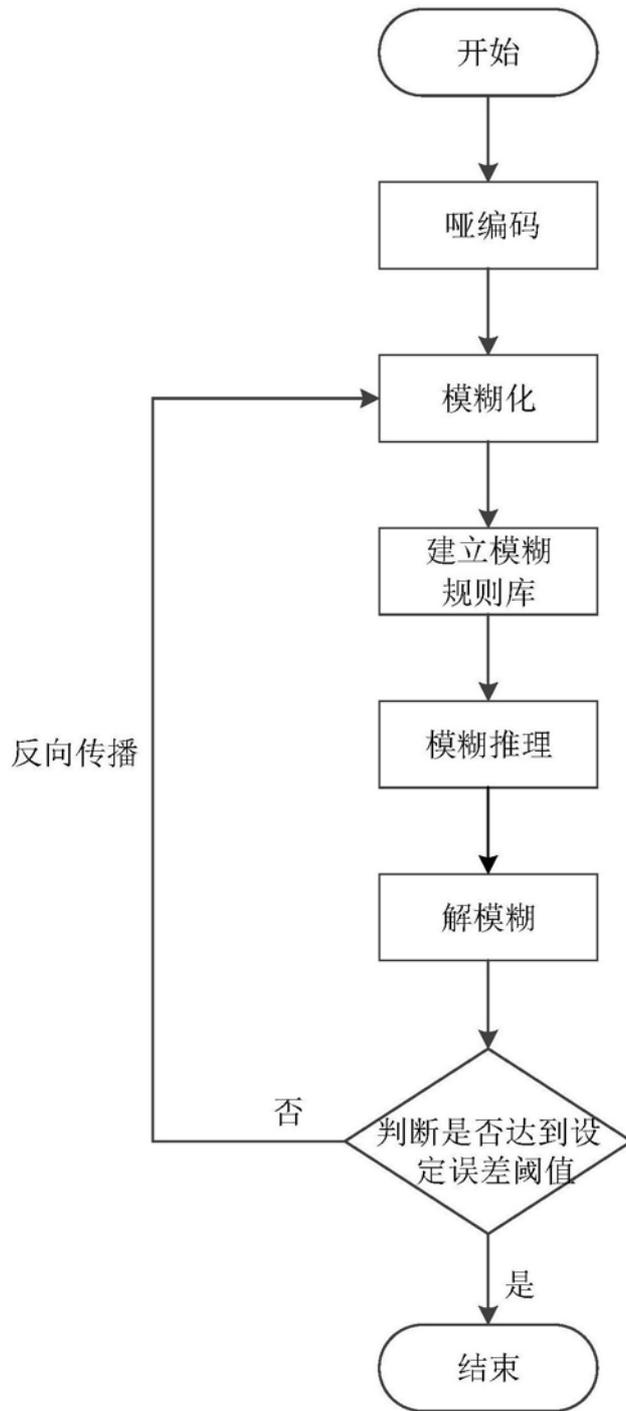


图2

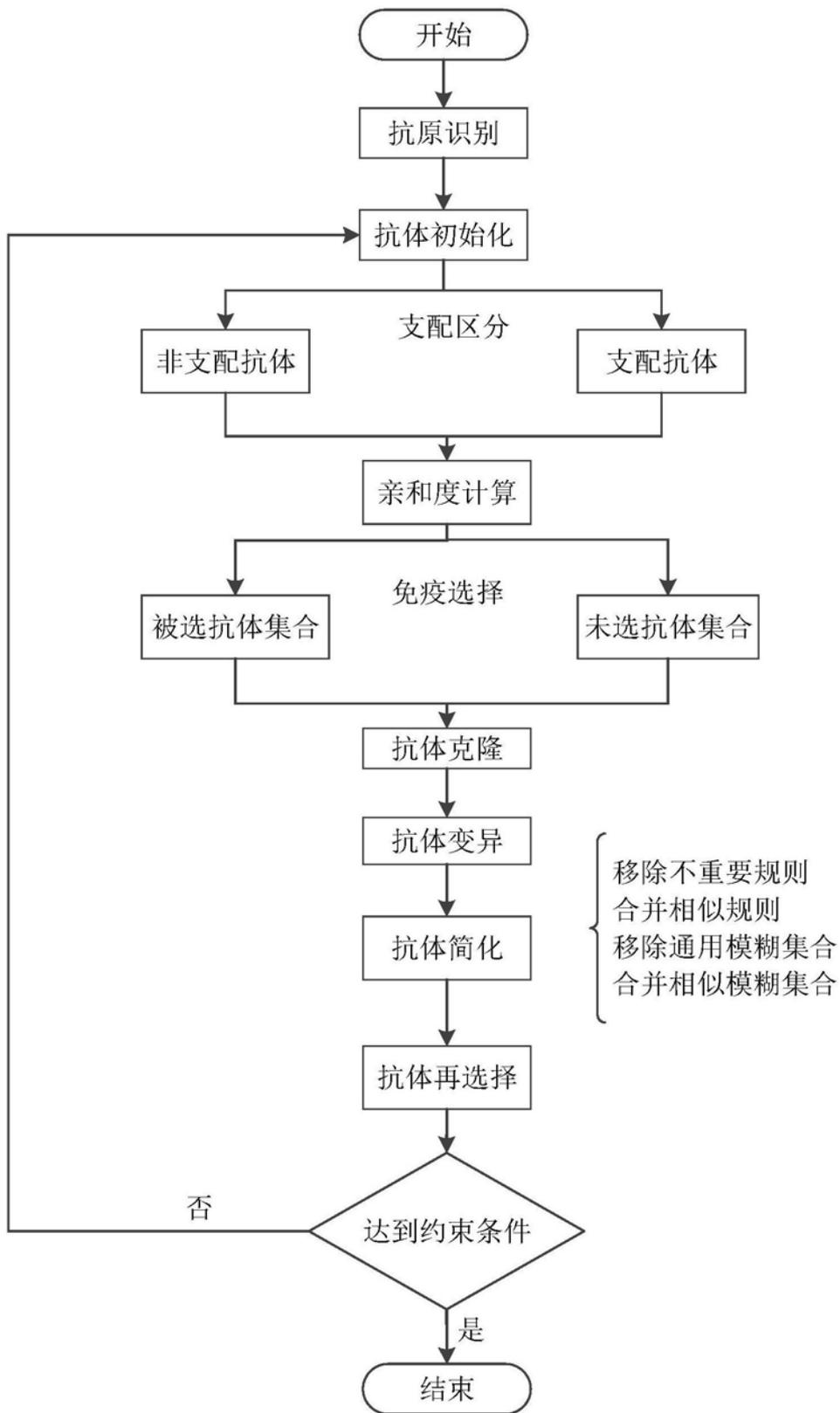


图3