



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112396132 A

(43) 申请公布日 2021.02.23

(21) 申请号 202110065786.5

G06N 3/00 (2006.01)

(22) 申请日 2021.01.19

H04W 12/08 (2021.01)

(71) 申请人 国网江苏省电力有限公司南京供电分公司

地址 210019 江苏省南京市建邺区奥体大街1号

(72) 发明人 朱红 王文帝 周冬旭 高莉莎 韦磊 蒋承伶 潘甦 余昊 许洪华 彭冲 李天一 朱一帆 杨林青 赵轩 武永泉

(74) 专利代理机构 北京智绘未来专利代理事务所(普通合伙) 11689

代理人 王萍 肖继军

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2006.01)

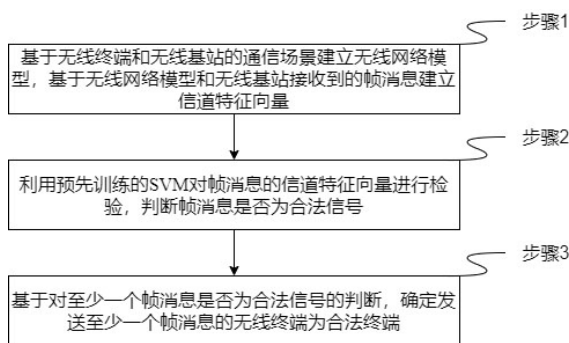
权利要求书4页 说明书14页 附图6页

(54) 发明名称

一种基于SVM的无线终端安全接入方法

(57) 摘要

一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,包括以下步骤:步骤1,基于无线终端和无线基站的通信场景建立无线网络安全问题模型,基于所述无线网络安全问题模型和所述无线基站接收到的帧消息建立信道特征向量;步骤2,利用预先训练的SVM鉴权模型对所述帧消息的信道特征向量进行检验,判断所述帧消息是否为合法信号;步骤3,基于对至少一个帧消息是否为合法信号的判断,确定发送所述至少一个帧消息的所述无线终端为合法终端。基于本发明中的方法,可以通过改进差分进化的SVM参数组合优化方法和控制参数自适应改进的差分进化方法,对接入无线基站的无线终端发送的帧消息进行检验,从而有效的判断出合法终端。



1. 一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1,基于无线终端和无线基站的通信场景建立无线网络模型,基于所述无线网络模型和所述无线基站接收到的帧消息建立信道特征向量;

步骤2,利用预先训练的SVM对所述帧消息的信道特征向量进行检验,判断所述帧消息是否为合法信号;

步骤3,基于对至少一个帧消息是否为合法信号的判断,确定发送所述至少一个帧消息的所述无线终端为合法终端。

2. 根据权利要求1中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述步骤1中还包括:

基于所述无线基站接收到的帧消息建立的信道特征向量中包括从所述帧消息中提取的无线网络模型中具有区分度的物理层信息的特征值。

3. 根据权利要求2中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述步骤1中还包括:

所述信道特征向量中包括N个具有区分度的物理层信息的特征值。

4. 根据权利要求1中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述步骤2中还包括:

所述预先训练的SVM的训练方法为:

步骤2.1.1,基于无线终端和无线基站的通信场景建立无线网络模型;

步骤2.1.2,通过所述无线基站接收来自所述无线终端发送的帧消息,并从所述帧消息中提取无线网络模型中具有区分度的物理层信息作为特征值;

步骤2.1.3,为所述帧消息确定初始判定标签,所述初始判定标签用于将发送所述帧消息的无线终端设置为合法终端或非法终端;

步骤2.1.4,基于所述帧消息的特征值建立的特征向量和初始判定标签生成用于训练和测试的样本集合,利用所述训练样本集合训练SVM;

步骤2.1.5,利用训练得到的所述SVM对所述样本进行判定。

5. 根据权利要求4中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述步骤2.1.4和步骤2.1.5中还包括:

采用基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法生成所述SVM,以及得到所述优化的SVM。

6. 根据权利要求4中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述步骤2.1.5中还包括:

利用训练得到的所述SVM对所述训练样本进行判定还包括对从所述帧消息中提取的特征值进行更新。

7. 根据权利要求1中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述步骤2中还包括:

对所述帧消息的信道特征向量进行检验的方法为:

步骤2.2.1,基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法对初始帧的信道特征向量进行鉴别并初步判定发送所述初始帧的无线终端是否为合法终端;

步骤2.2.2,获取所述初始帧与所述初始帧的下一帧的信道特征向量之间的相似性,以

对所述初始帧的下一帧进行检验；

步骤2.2.3,采用步骤2.2.2中所述的方法对所述帧消息的多个帧的信道特征向量进行检验,并判定所述无线终端是否为合法终端。

8.根据权利要求7中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述步骤2.2.1中还包括:

根据所述无线基站的物理层特征设置信道特征参量 $\tau_A = [\tau_{A,0}, \tau_{A,1}, \dots, \tau_{A,N}]$,其中A为合法终端,N为所述帧消息的采样样本个数;

利用所述信道特征参量对所述无线基站接收到的初始帧的信道特征向量 $\tau_t(1)$ 进行鉴别;

当鉴别到所述初始帧为合法信号,即 $\tau_t(1) = \tau_A$ 时,判定发送所述初始帧的无线终端为合法终端,当鉴别到所述初始帧为干扰信号,即 $\tau_t(1) \neq \tau_A$ 时,判定发送所述初始帧的无线终端为非法终端。

9.根据权利要求7中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述步骤2.2.2和步骤2.2.3中还包括:

利用已经检验的帧消息的信道特征向量 $\tau_t(1)$ 或 $\tau_t(i)$,对所述帧消息的下一帧消息的信道特征向量 $\tau_t(2)$ 或 $\tau_t(i+1)$ 进行检验。

10.根据权利要求7中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于:

采用基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法对所述初始帧的信道特征向量进行鉴别,以及对帧消息的多个帧的信道特征向量进行检验。

11.根据权利要求5中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法,包括以下步骤:

步骤11,设置惩罚参数与核函数的取值范围,基于所述取值范围随机生成初始种群;

步骤12,基于初始种群对样本数据进行训练和检验,获取样本分类结果;

步骤13,基于所述样本分类结果计算样本分类数和样本误判数,并利用所述样本分类数和样本误判数计算误判率;

步骤14,定义所述误判率为种群个体适应度函数,并基于控制参数自适应改进的差分进化方法依据所述种群个体适应度函数获取下一代种群。

12.根据权利要求11中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述控制参数自适应改进的差分进化方法,包括以下步骤:

步骤21,初始化种群,并利用圆弧函数设置变异算子与交叉算子;

步骤22,基于步骤21中设置的所述变异算子与交叉算子对初始种群依次进行变异操作并生成临时解;

步骤23,对所述变异操作生成的临时解进行交叉操作和选择操作,并生成下一代种群;

步骤24,判断所述下一代种群是否满足终止条件,若满足则输出最优解,若不满足则返回步骤22,直到满足条件。

13.根据权利要求12中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法,其特征在于,所述步骤21还包括:

利用圆弧函数设置变异算子 $F = 2 \cdot \sqrt{1 - (\frac{g}{G})^2}$, 设置交叉算子 $CR = 1 - \sqrt{1 - (\frac{g}{G})^2}$,

其中, g 为当前迭代次数, G 为终止迭代次数, $F \in [0, 2]$, $CR \in [0, 1]$ 。

14. 根据权利要求12中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法, 其特征在于, 所述步骤22还包括:

结合随机变异操作基与当前种群最优个体变异操作基, 进行两项差分的差分进化变异以获得由变异新个体组成的临时解, 所述临时解为

$$v_i(g) = \gamma \cdot x_{r1}(g) + (1 - \gamma) \cdot x_{best}(g) + F \cdot [x_{r2}(g) - x_{r3}(g)] + F \cdot [x_{r4}(g) - x_{r5}(g)] \quad \text{其中, } \gamma = F/2,$$

$x_{r1}(g)$ 为当前种群随机个体, $x_{best}(g)$ 为当前种群最优个体, $best, r1, r2, r3, r4, r5$ 互为不同的种群个体。

15. 根据权利要求12中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法, 其特征在于, 所述步骤23还包括:

根据所述临时解进行交叉操作以生成新解;

根据所述新解计算种群的个体适应度函数值, 并将所述个体适应度函数值与当前种群合并排列, 选择生成临时下一代种群;

计算种群的个体适应度方差并与方差阈值进行比较, 以判定是否随机生成新生个体并基于所述新生个体对所述临时下一代种群进行替换, 判定完成后生成下一代种群。

16. 根据权利要求15中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法, 其特征在于:

合并所述新解与所述初始种群中的所有个体, 将所述个体按照适应度函数值进行排序, 保留前10%个体, 去除后10%个体, 将中间的80%个体中的每一个体按照贪婪算法进行选择, 以生成所述临时下一代种群。

17. 根据权利要求15中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法, 其特征在于:

所述种群的个体适应度方差 $\delta^2 = \sum_{i=1}^N |f_i(g) - f_{average}(g)|^2$, 其中, N 为种群个体数, $f_i(g)$ 为第 i 个个体的适应度函数值, $f_{average}(g)$ 为当前种群的平均适应度函数值。

18. 根据权利要求15中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法, 其特征在于:

预先设定所述方差阈值 τ , 对当前迭代次数 g 和方差 δ^2 进行判定, 当迭代次数为终止迭代次数的二分之一, 且有 M 次连续迭代时的方差 $\delta^2 \leq \tau$, 则判定随机生成 k 个新生个体, 并基于所述 k 个新生个体对所述临时下一代种群进行替换, 以生成下一代种群。

19. 根据权利要求1-18任意一项中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法, 其特征在于:

所述无线基站为无线电力基站, 所述无线终端为无线电力终端。

20. 一种基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法, 其特征在于:

所述方法采用如权利要求11-18任意一项中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法中所述的改进差分进化的SVM参数组合优化方法实现。

21. 一种控制参数自适应改进的差分进化方法, 其特征在于:

所述方法采用如权利要求12-18任意一项中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入

方法中所述的控制参数自适应改进的差分进化方法实现。

一种基于SVM的无线终端安全接入方法

技术领域

[0001] 本发明涉及无线通信领域,更具体地,涉及一种基于SVM的无线终端安全接入方法。

背景技术

[0002] 目前,5G通信系统得到了广泛应用,然而5G通信系统在申请过程中也面临着一系列的安全挑战。一方面,5G系统的安全挑战来源于5G系统对3G、4G通信系统的继承,如身份信息明文传送、鉴权向量泄露等。另一方面,网络架构的演进也带来了许多新挑战。例如,位于安全域的核心网难以为接入网提供安全保护,网络的异构融合会带来安全机制不兼容等问题。

[0003] 具体来说,5G电力业务的安全需建立在对公网5G通道信任的基础上,然而由于毫米波和Massive MIMO(大规模天线)技术在5G通信系统中的应用,使得5G通信系统的系统特性发生了重大改变。例如,5G通信系统物理层信息量激增,空间上传输信号的自由度激增等,这将导致相对于合法信号的干扰信号的急剧增加。由于无线信道具有广播特性,干扰信号的急剧增加使无线电力终端与无线电力基站之间的通信安全面临新的挑战。如何在5G无线通信环境下,安全可靠的接入电力终端成为了重要问题。

[0004] 现有技术中,在无线电力终端到无线电力基站的安全接入上,通常采用对蜂窝安全机制进行改进,借助上层协议进行加解密,并通过查缺补漏“打补丁”等方式增强无线电力终端接入时的安全性。然而,在5G通信系统中,系统特性的改变不仅使得这些安全方案所基于的默认物理层本身安全的理论基础有待进一步论证,而且使得传输密钥的信道本身的安全也难以保障。依靠通信上层协议进行信息加密和身份认证的安全方案也会消耗大量系统资源,并且加大通信时延。同时,依赖密钥生成对信息加解密的认证算法也容易被恶意攻击者破解。

[0005] 为了解决上述问题,继续一种新的无线终端的安全接入方法。

发明内容

[0006] 为解决现有技术中存在的不足,本发明的目的在于,提供一种基于SVM的无线终端安全接入方法,通过改进差分进化的SVM参数组合优化方法和控制参数自适应改进的差分进化方法,对接入无线基站的无线终端发送的帧消息进行检验,从而有效的判断出合法终端。

[0007] 本发明采用如下的技术方案。一种基于SVM的无线终端安全接入方法,包括以下步骤:步骤1,基于无线终端和无线基站的通信场景建立无线网络模型,基于无线网络模型和无线基站接收到的帧消息建立信道特征向量;步骤2,利用预先训练的SVM对所述帧消息的信道特征向量进行检验,判断帧消息是否为合法信号;步骤3,基于对至少一个帧消息是否为合法信号的判断,确定发送至少一个帧消息的无线终端为合法终端。

[0008] 优选地,步骤1中还包括:基于无线基站接收到的帧消息建立的信道特征向量中包

括从帧消息中提取的无线网络模型中具有区分度的物理层信息的特征值。

[0009] 优选地,步骤1中还包括:信道特征向量中包括N个具有区分度的物理层信息的特征值。

[0010] 优选地,步骤2中还包括:预先训练的SVM的训练方法为:步骤2.1.1,基于无线终端和无线基站的通信场景建立无线网络模型;步骤2.1.2,通过无线基站接收来自无线终端发送的帧消息,并从帧消息中提取无线网络模型中具有区分度的物理层信息作为特征值;步骤2.1.3,为帧消息确定初始判定标签,初始判定标签用于将发送帧消息的无线终端设置为合法终端或非法终端;步骤2.1.4,基于帧消息的特征值建立的特征向量和初始判定标签生成用于训练和测试的样本集合,利用样本集合训练SVM;步骤2.1.5,利用训练得到的SVM对样本进行判定。

[0011] 优选地,步骤2.1.4和步骤2.1.5中还包括:采用基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法生成SVM,以及得到优化的SVM。

[0012] 优选地,步骤2.1.5中还包括:利用训练得到的SVM对训练样本进行判定还包括对从帧消息中提取的特征值进行更新。

[0013] 优选地,步骤2中还包括:对帧消息的信道特征向量进行检验的方法为:步骤2.2.1,基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法对初始帧的信道特征向量进行鉴别并初步判定发送初始帧的无线终端是否为合法终端;步骤2.2.2,获取初始帧与初始帧下一帧的信道特征向量之间的相似性,以对初始帧的下一帧进行检验;步骤2.2.3,采用步骤2.2.2中的方法判断对帧消息的多个帧的信道特征向量进行检验,并判定无线终端是否为合法终端。

[0014] 优选地,步骤2.2.1中还包括:根据无线基站的物理层特征设置信道特征参量 $\tau_A = [\tau(A,0), \tau(A,1) \dots [\tau]_A(N)]$,其中A为合法终端,N为所述帧消息的采样样本个数;利用信道特征参量对无线基站接收到的初始帧的信道特征向量 $\tau_t(1)$ 进行鉴别;当鉴别到初始帧为合法信号,即 $\tau_t(1) = \tau_A$ 时,判定发送初始帧的无线终端为合法终端,当鉴别到初始帧为干扰信号,即 $\tau_t(1) \neq \tau_A$ 时,判定发送初始帧的无线终端为非法终端。

[0015] 优选地,步骤2.2.2和步骤2.2.3中还包括:利用已经检验的帧消息的信道特征向量 $\tau_t(1)$ 或 $\tau_t(i)$,对所述帧消息的下一帧消息的信道特征向量 $\tau_t(2)$ 或 $\tau_t(i+1)$ 进行检验。

[0016] 优选地,采用基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法对初始帧的信道特征向量进行鉴别,以及对帧消息的多个帧的信道特征向量进行检验。

[0017] 优选地,基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法,包括以下步骤:步骤11,设置惩罚参数与核函数的取值范围,基于取值范围随机生成初始种群;步骤12,基于初始种群对样本数据进行训练和检验,获取样本分类结果;步骤13,基于所述样本分类结果计算样本分类数和样本误判数,并利用样本分类数和样本误判数计算误判率;步骤14,定义所述误判率为种群个体适应度函数,并基于控制参数自适应改进的差分进化方法依据种群个体适应度函数获取下一代种群。

[0018] 优选地,控制参数自适应改进的差分进化方法,包括以下步骤:步骤21,初始化种群,并利用圆弧函数设置变异算子与交叉算子;步骤22,基于步骤21中设置的所述变异算子与交叉算子对初始种群依次进行变异操作并生成临时解;步骤23,对所述变异操作生成的

临时解进行交叉操作和选择操作,并生成下一代种群;步骤24,判断所述下一代种群是否满足终止条件,若满足则输出最优解,若不满足则返回步骤22,直到满足条件。

[0019] 优选地,步骤21还包括:利用圆弧函数设置变异算子 $F=2 \cdot \sqrt{1-\lfloor (g/G) \rfloor^2}$,设置交叉算子 $CR=1-\sqrt{1-\lfloor (g/G) \rfloor^2}$,其中, g 为当前迭代次数, G 为终止迭代次数, $F \in [0,2]$, $CR \in [0,1]$ 。

[0020] 优选地,步骤22还包括:结合随机变异操作基与当前种群最优个体变异操作基,进行两项差分的差分进化变异以获得由变异新个体组成的临时解,所述临时解为 $v_i(g) = \gamma \cdot x_{r1}(g) + (1-\gamma) \cdot x_{best}(g) + F \cdot [x_{r2}(g) - x_{r3}(g)] + F \cdot [x_{r4}(g) - x_{r5}(g)]$,其中, $\gamma = F/2$, $x_{r1}(g)$ 为当前种群随机个体, $x_{best}(g)$ 为当前种群最优个体, $best, r1, r2, r3, r4, r5$ 互为不同的种群个体。

[0021] 优选地,步骤23还包括:根据临时解进行交叉操作以生成新解;根据新解计算种群的个体适应度函数值,并将个体适应度函数值与当前种群合并排列,选择生成临时下一代种群;计算种群的个体适应度方差并与方差阈值进行比较,以判定是否随机生成新生个体并基于新生个体对所述临时下一代种群进行替换,判定完成后生成下一代种群。

[0022] 优选地,合并新解与初始种群中的所有个体,将个体按照适应度函数值进行排序,保留前10%个体,去除后10%个体,将中间的80%个体中的每一个体按照贪婪算法进行选择,以生成临时下一代种群。

[0023] 优选地,种群的个体适应度方差 $\delta^2 = \sum_{i=1}^N \lfloor |f_i(g) - f_{average}(g)| \rfloor^2$,其中, N 为种群个体数, $f_i(g)$ 为第 i 个个体的适应度函数值, $f_{average}(g)$ 为当前种群的平均适应度函数值。

[0024] 优选地,预先设定方差阈值 τ ,对当前迭代次数 g 和方差 δ^2 进行判定,当迭代次数为终止迭代次数的二分之一,且有 M 次连续迭代时的方差 $\delta^2 \leq \tau$,则判定随机生成 k 个新生个体,并基于 k 个新生个体对所述临时下一代种群进行替换,以生成下一代种群。

[0025] 优选地,无线基站为无线电力基站,无线终端为无线电力终端。

[0026] 本发明第二方面涉及一种基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法,方法采用如本发明第一方面中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法中所述的改进差分进化的SVM参数组合优化方法实现。

[0027] 本发明第三方面涉及一种控制参数自适应改进的差分进化方法,方法采用如本发明第二方面中所述的一种基于SVM的无线终端安全接入方法中所述的控制参数自适应改进的差分进化方法实现。

[0028] 本发明的有益效果在于,与现有技术相比,本发明中一种基于SVM的无线终端安全接入方法能够利用信号、信道物理层信息和改进的支持向量机算法解决现有技术中尚未考虑的无线通信系统物理层本身的安全性问题,节约了系统资源,提高了对合法无线终端判断的准确性和多样性。本发明采用基于改进的差分进化算法(DE, Differential Evolution Algorithm)实现支持向量机(SVM, Support Vector Machines)参数的组合优化,同时基于这一支持向量机算法和预先提取的特征向量在通信信道的物理层建立起无线终端的安全接入鉴权模型。

[0029] 本发明的有益效果还包括:

- 1、本发明不仅能够应用于电力专网中无线电力基站对无线电力终端合法性的判断中,

还可以用于各种通用的移动通信业务中,应用范围广,覆盖面全。

[0030] 、本发明摒弃了传统的密钥鉴权技术,有效地避免了通过上层协议来解密鉴权模型的复杂过程,节约了系统资源,解决了安全接入问题。同时,通过直接在物理层进行安全接入鉴权,使得鉴权模型更加难以破解,增强了无线终端接入的安全性。另外,基于物理层信息的安全接入鉴权无需依靠上层通信协议,无需加解密过程,因而节约了大量通信资源,大大降低了通信时延。

[0031] 、基于改进后的支持向量机算法,本发明能够以样本误判率最小为优化原则,来调节适应度函数值变化的明显程度。另外,改进的支持向量机算法避免了为抵消信号干扰的自适应波束赋形算法对样本矩阵求逆运算的过程,因而降低了鉴权模型算法的复杂度,提高了算法的准确率和稳定性。

[0032] 、本发明中提出的基于圆弧函数的差分进化算法的自适应改进方法,能够平衡全局搜索能力与局部搜索能力,提高了传统的差分进化算法的搜索效率。另外,通过择优去劣的个体选择操作,也能够保证优秀个体不被淘汰且不丧失群体多样性的同时提高搜索效率。本发明中改进的差分进化算法还能够通过随机新生个体替换操作来避免算法陷入局部最优的情况。

附图说明

[0033] 图1为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法的方法流程示意图;

图2为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法中5G通信系统通信场景模型示意图;

图3为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法中基于改进SVM的安全接入鉴权方法实验流程示意图;

图4为本发明现有技术中一种差分进化算法的流程示意图;

图5为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法中控制参数自适应改进的差分进化方法的流程示意图;

图6为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法一实施例中控制参数自适应改进的差分进化方法的效果示意图;

图7为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法另一实施例中控制参数自适应改进的差分进化方法的效果示意图。

具体实施方式

[0034] 下面结合附图对本申请作进一步描述。以下实施例仅用于更加清楚地说明本发明的技术方案,而不能以此来限制本申请的保护范围。

[0035] 图1为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法的方法流程示意图。如图1所示,本发明第一方面涉及一种基于SVM的无线终端安全接入方法,包括步骤1-3。

[0036] 步骤1,基于无线终端和无线基站的通信场景建立无线网络模型,基于无线网络模型和无线基站接收到的帧消息建立信道特征向量。

[0037] 在移动通信接入网部分,无线基站与多个无线终端之间通过天线建立通信连接。无线基站接收到的无线通信信号中包括来自于合法的无线终端发送的合法信号,也包括来

自非法终端的非法信号。这些非法信号可能来自未被鉴权的无线终端,也可能包括一些干扰信号。

[0038] 优选地,无线基站为无线电力基站,无线终端为无线电力终端。例如,在电力业务专网中,合法终端包括经过了鉴权的无线电力终端,而非法终端可能包括一些不应包括在电力业务专网中的终端。这些终端发送的干扰信号需要通过鉴权的方式被无线电力基站排除在外。如此,才能够准确的获取到合法信号,并排除非法信号的干扰。

[0039] 具体来说,在步骤1中建立的无线网络模型为无线网络安全问题的模型。因此,该模型中的相关参数是表征无线网络的安全问题和安全程度的。

[0040] 步骤2,利用预先训练的SVM对所述帧消息的信道特征向量进行检验,判断帧消息是否为合法信号。

[0041] 具体的,预先训练的SVM是预先训练的SVM鉴权模型,利用该预先训练的SVM对帧消息的信道特征向量进行检验,就是无线基站对无线终端的合法性进行鉴权的过程。通过鉴权的无线终端即为合法终端,其发送的信号为合法信号。未通过鉴权的无线终端即为非法终端,其发送的信号为非法信号。通常,在鉴权的过程中会对无线信号的每一帧进行判断,通过从帧消息中提取信道的特征向量来对信号进行鉴权。

[0042] 步骤3,基于对至少一个帧消息是否为合法信号的判断,确定发送至少一个帧消息的所述无线终端为合法终端。

[0043] 为了准确判断无线终端是否合法,通常需要对来自于该无线终端的多个帧消息进行判断,并通过综合分析最终判定合法终端。

[0044] 具体的,步骤1包括如下内容:

图2为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法中5G通信系统通信场景模型示意图。如图2所示,在该通信场景模型中,存在一个电力基站接收端以及一个合法的无线电力终端,一个非法的干扰基站的干扰信号源。为了接收无线终端发送的无线信号,采用Massive MIMO(大规模天线)技术的电力基站可以配置不同的天线阵列。而根据配置的不同天线阵列,可以获取不同的信道特征参量。假设信道特征参量为 $\tau_A = [\tau_-(A,0), \tau_-(A,1) \dots, \tau_-(A,N)]$,其中,A表征信道特征向量来自合法用户,N表征每一帧消息的均匀采样样本个数。

[0045] 当合法终端向无线基站发送信息时,非法终端会发送干扰信号也尝试接入无线基站中。此时,无线基站会接收无线信号并响应出哪一信号为合法信号,哪一信号为非法的干扰信号。根据信道特征参量的设置,无线基站可以从接收到的每一终端的每一帧消息中提取出信道特征向量。该信道特征向量为 $\tau_t(m) = [\tau_-(t,0)(m), \tau_-(t,1)(m) \dots, \tau_-(t,N)(m)]$,其中,t表征发送该帧消息的无线终端的身份,m表示待检测的帧消息的编号,即无线终端发送的第m帧。

[0046] 优选地,基于无线基站接收到的帧消息建立的信道特征向量中包括从帧消息中提取的无线网络模型中具有区分度的物理层信息的特征值。并且,信道特征向量中包括N个具有区分度的物理层信息的特征值。

[0047] 值得注意的是,在选择特征值时,可以选择能够充分表征信道的物理层信息的特征值。这些特征值能够使得信道的物理层特性与其他信道的物理层特性进行区分。本发明一实施例中,可以在无线通信系统的物理层中提取信号到达时间、信号角度、信号的大尺度

衰落因子等参数作为特征值,从而鉴权接入信号的合法性。

[0048] 具体的,通常来说在无线通信系统中,非法的干扰信号不能精确的测量并模仿出合法终端与无线基站之间的信道状况。因为,通常合法终端与非法信号源的位置不同,这导致在采用毫米波进行通信的5G通信系统中,非法信号源与合法终端之间具有多个波长的距离。因此,非法信号源和合法终端在5G通信系统中发送信号到无线基站时经过的无线信道是不同的。在室内环境中对5G通信系统进行试验测试,已经表明当两个信号源之间的距离超过12.5厘米时,两个信号源之间就会经过不同的无线信道进行信号传输。因此,可以根据从物理层中提取信号到达时间和信号角度对无线终端是否合法进行判断。

[0049] 另外,除非无线终端设备处于高速移动的情况中,无线终端发送至无线基站的两个连续的信道帧应当是一致的。当两个信号的空间距离大于半个波长,这在毫米波传输系统中是非常常见的现象,此时信号之间快速去相关。当两个信号的空间距离为1~2个波长度,则可以认为这两个信号的衰落路径相互独立。因此,可以根据从物理层中提取的信号的大尺度衰落因子对无线终端是否合法进行判断。在这一参数的判断过程中,可以对多个帧消息的信道特征向量进行比较,当前一帧的信道特征向量已鉴权时,可以判断下一帧的信道特征向量是否合法。

[0050] 具体的,步骤2包括如下内容:

根据步骤1中的内容可知,判断帧消息是否为合法信号,可以表示为一般的假设检验问题。检验的条件可以为 $\{(H_0:\tau_t(m)=\tau_A@H_1:\tau_t(m)\neq\tau_A)\}$,上式也可以被表示为 $\{(H_0:[\tau]_t(1) \text{ 来自于Alice}@H_1:\tau_t(1) \text{ 不来自于Alice})\}$ 。根据假设检验理论,当假设被接受时,表明该信号来自合法电力终端,反之则是非法的干扰信号。本公开实施例中,可以利用无线基站接收到的该信道特征参量对支持向量机进行训练,并对接收到的信道向量进行检验。这就需要对支持向量机进行预先训练。本发明中,为了更准确地对无线终端进行鉴权,在现有技术中的支持向量机算法的基础上对本发明中的支持向量机方法进行了改进。

[0051] 现有技术中,支持向量机SVM的原理是在数据的特征空间找到一个最优分类超平面,将两类数据分隔开来。由于待分类的数据中通常都会存在着不能满足理想线性分隔约束条件的异点,因此为了调整分类超平面对于分类误差的关注程度,可以引入错误惩罚参数C作为调整权重。当惩罚参数C的取值大时,算法对误分类的惩罚也会增大,此时可能会造成算法模型对训练数据预测很好而对未知数据预测很差的“过学习”现象。当惩罚参数C取值小时,算法对误分类惩罚也会减小,此时则可能造成“欠学习”现象。另外,SVM还存在非线性分类的难题。SVM在解决非线性分类问题时,通常通过核函数进行非线性变化,把在常规过程中无法正确线性分类的数据利用核函数映射到一个新高维特征空间中去,将非线性问题变换为线性问题,然后用线性分类的方法在新空间寻找一个最优的分类超平面对数据划分。而核函数的映射性能受到和函数参数 δ 的影响,以高斯核函数为例, δ 越大高斯核函数的划分能力越弱, δ 越小高斯核函数的划分能力越强。

[0052] 根据现有技术可知,目前SVM算法所面临的主要问题是核函数参数 δ 和错误惩罚参数C这两个影响算法学习能力、影响分类精度和泛化能力的关键参数的选择。目前,在研究与实际的应用中,对于这两个参数的选择并没有可依据的相关理论和选择标准,大多是根据以往的案例经验枚举或是大量交叉验证尝试,这些方法不仅需要消耗大量的时间算

力,而且最终往往选取不到最优的组合。

[0053] 优选地,图3为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法中基于改进SVM的安全接入鉴权方法实验流程示意图。如图3所示,基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法,包括以下步骤:

步骤11,设置惩罚参数与核函数的取值范围,基于取值范围随机生成初始种群。

[0054] 在初始化种群的过程中,可以对各个参数进行设置。具体的,算法的参数包括终止迭代次数L、种群规模N、变异算子F、交叉算子CR、方差阈值 τ 、判断局部最优的迭代次数阈值M、随机生成新个体的个数k等。

[0055] 同时,还可以对惩罚参数C和核函数参数 δ 的取值范围进行设置,并依据取值范围随机生成N组由惩罚参数C和核函数参数 δ 组成的特征向量 (C, δ) ,作为初始种群 $x_i(g)$ 。

[0056] 步骤12,基于初始种群对样本数据进行训练和检验,获取样本分类结果。

[0057] 利用步骤11中生成的由惩罚参数C和核函数参数 δ 组成的特征向量 (C, δ) 作为SVM算法的参数,对样本数据进行训练核检验,得到样本分类结果。

[0058] 步骤13,基于样本分类结果计算样本分类数和样本误判数,并利用样本分类数和样本误判数计算误判率。

[0059] 根据步骤12中生成的样本分类结果,可以获取到分类后两类样本各自的总数目。并且,根据样本分类结果和样本数据进行比较,可以获得两类样本中的误判样本数目。本发明中,可以将分类后两类样本各自的总数目分别记为 B_1 和 B_2 ,并将两类样本中的误判样本数目分别记为 A_1 和 A_2 。

[0060] 步骤14,定义误判率为种群个体适应度函数,并基于控制参数自适应改进的差分进化方法依据种群个体适应度函数获取下一代种群。

[0061] {为了从初始种群中寻找最优参数组合 (C, δ) ,可以定义种群的个体适应度函数为误判率,并计算最小误判率即可求得最优参数组合的解。最小误判率可以为 $\lfloor \min \rfloor f = a \cdot (A_1/B_1 + A_2/B_2)$,其中,a为缩放因子,用于调节适应度函数值变化的明显程度。

[0062] 计算出个体适应度函数值后,可以使用差分进化的方法依次对初始种群进行变异操作生成临时解 $v_i(g)$,进行交叉操作生成新解 $u_i(g)$,进行选择操作生成下一代种群 $x_i(g+1)$ 。这部分内容的具体计算方式将在下文中进行详细描述,此处不再赘述。

[0063] 在上述SVM参数组合优化方法中,可以使用现有技术中的差分进化方法,生成下一代种群并输出最优解。图4为本发明现有技术中一种差分进化算法的流程示意图。如图4所示,现有技术中,差分进化算法是基于群体智能理论,通过群体内个体间的相互合作、竞争进行智能化搜索的算法。该算法常用来处理相关函数的优化问题。例如,对于最小化函数 $\min f(x)$ 优化的问题,可以假设有向量 $x = [x_1, x_2, \dots, x_d]$,其中,d为函数优化问题的维数。对于该向量x,其第k维参数变量具有一定的取值范围 $l_k \leq x_k \leq u_k$ ($k=1, 2, 3 \dots d$)。而差分进化算法计算生成的种群中的每一个个体,都是该函数优化问题的一个解,例如第i个个体 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ 。从给定的取值范围中,随机选择初始化种群个体,建立优化搜索的初始选择点,可以假设初始化种群都符合均匀分布,则初始化种群为 $x_{ik}(0) = \text{rand}[0, 1] \cdot (u_k - l_k) + l_k$, $i=1, 2 \dots N$,其中, $\text{rand}[0, 1]$ 表示0~1之间的随机数,N表示初始种群的种群规模。

[0064] 通过把种群之中的两个个体之间的加权差向量增加到第三个成员中来的操作称

作“变异”。在完成初始化种群后就可以开始进行变异操作了。标准差分进化算法的变异成是上一代的差分矢量。当下种群中的每个个体 $x_i(g)$ 都会经过变异产生新的个体 $v_i(g)$,其中 g 表示该种群进化到的代数。现有技术中,不同的差分进化算法方案会有不一样的变异个体的生成方法,标准差分进化算法的变异操作为 $v_i(g)=x_{r1}(g)+F\cdot[x_{r2}(g)-x_{r3}(g)]$,其中, $i,r1,r2,r3$ 代表各不相同的个体。 F 为变异算子,是一个取值范围为 $[1,2]$ 的实常数。变异算子 F 可以用于控制偏差变量的放大作用。当 F 越大时, $x_{r1}(g)$ 的变异越多,种群的多样性也越丰富。

[0065] 目前,差分进化算法中的变异机制多种多样,但所有的变异机制都包括两个重要的参数,即变异操作的基本类型和变异时的差分项数量。通常可以用随机选择变异操作基 $rand$ 的方式或者选择当前种群最优个体作为变异操作基 $best$ 的方式来区分变异操作的基本类型。同时变异时的差分项数量可以选择1或2。由此,标准差分进化算法中的变异机制可以记录为 $DE/a/b$, DE 代表差分进化算法, a 代表变异操作的基本类型, b 代表变异时的差分项数量。常用变异机制包括变异机制1至变异机制4。

[0066] 具体的,变异机制1为 $DE/best/1$,其计算公式为 $v_i(g)=x_{best}(g)+F\cdot[x_{r1}(g)-x_{r2}(g)]$;变异机制2为 $DE/best/2$,其计算公式为 $v_i(g)=x_{best}(g)+F\cdot[x_{r1}(g)-x_{r2}(g)]+F\cdot[x_{r3}(g)-x_{r4}(g)]$;变异机制3为 $DE/rand/2$,其计算公式为 $v_i(g)=x_{r1}(g)+F\cdot[x_{r2}(g)-x_{r3}(g)]+F\cdot[x_{r4}(g)-x_{r5}(g)]$;变异机制4为 $DE/target-to-best/1$,其计算公式为 $v_i(g)=x_i(g)+F\cdot[x_{best}(g)-x_i(g)]+F\cdot[x_{r1}(g)-x_{r2}(g)]$ 。在上述计算公式中, x_{best} 代表当前种群中的最优个体, $i,r1,r2,r3,r4,r5$ 则分别代表种群中排除最优个体之外的不同个体。

[0067] 当完成变异操作后,现有技术中的差分进化算法会立即开始交叉操作。交叉操作可以将变异个体的参数与预先确定的另一目标个体按照一定的规则进行混合,从而生成试验个体,因此交叉操作可以增加种群个体的多样性,避免早熟。针对变异操作中生成的每一个个体,都可以生成一个位于 $0\sim 1$ 之间的均匀分布的随机数。同时,可以根据交叉操作的判定条件,选择接受目标个体的对应分量,还是保留当前个体的对应分量。交叉操作为 $u_i(g)=[u_{i1}(g),u_{i2}(g),\dots,u_{id}(g)]$,且有 $u_{ij}(g)=\{(v_{ij}(g),\text{若}randb(j)\leq CR\text{ 或 }j=rnbr(i)\oplus x_{ij}(g),\text{若}randb(j)>CR\text{ 或 }j\neq rnbr(i))\}$,其中($i=1,2,3\cdots N;j=1,2,3\cdots d$)。在上述公式中, $randb(j)$ 用于表示生成的 $[0,1]$ 之间第 j 个随机数, $rnbr(i)\in(1,2,3\cdots d)$,表示一个随机选择序列,能够保证 $u_{ij}(g)$ 从 $v_{ij}(g)$ 处获得至少一个参数,交叉算子 $CR\in[0,1]$ 。

[0068] 从交叉操作公式可知 CR 的取值影响着种群的多样性和收敛速度, CR 越大, $randb(j)\leq CR$ 的概率越大, $u_{ij}(g)$ 中参数由 $v_{ij}(g)$ 提供的就越多,就越有利于局部搜索和加速收敛速率。相反, CR 越小则会越增加种群的多样性,越有利于全局搜索。

[0069] 实现交叉操作后,现有技术中的差分进化算法还会进行选择操作。具体的,若试验向量的代价函数比目标向量的代价函数低,就可以利用试验向量在下一代中代替目标向量,以实现选择。种群中的所有向量都要进行依次这样的操作,从而在下一代中出现相同个数的竞争者。选择操作能够决定 $u_{ij}(g)$ 能否替代 $x_{ij}(g)$ 成为下一代种群个体。假设 $u_{ij}(g)$ 的适应度函数值为 p , $x_{ij}(g)$ 的适应度函数值为 q ,适应度函数值越大越好。差分进化算法依照贪婪准则,将 $u_{ij}(g)$ 的适应度函数值与 $x_{ij}(g)$ 的适应度函数值相比较,优

胜者则成为下一代种群个体 $x_{ij}(g+1) = \{(x_{ij}(g), q > p @ u_{ij}(g), q \leq p) \}$ 。依次, 通过贪婪原则, 能够保证第 $g+1$ 代种群都比第 g 代相对应的个体好或者一样, 如此逐步搜索便能够找到最优解。

[0070] 通过在进化过程中对每一代的最佳参数向量进行评价, 能够记录最小化的过程。因此, 利用随机偏差扰动产生新个体的方式, 可以收获到收敛性非常好的结果, 导致索引过程向全局最优逼近。

[0071] 根据上述描述内容可知, 现有技术中差分进化算法包括的步骤为: 初始化种群, 对相关参数进行设置, 包括最大迭代次数 L 、种群大小 N 、变异算子 F 以及交叉算子 CR 等, 同时计算出群体中每个个体对应的适应度函数值。随机选择解, 开始变异操作, 生成临时解。将临时解与当前解进行交叉操作, 生成新解。将新得到的解与当前解对应位置相比较, 选择适应度函数值更优的个体, 作为下一代新种群个体。如果达到了终止条件, 输出最优解, 否则转至第二步。

[0072] 然而, 现有技术中的差分进化算法自身也具有明显的局限性。可以通过分析变异操作来限制局限性。在变异机制1条件下, $x_{best}(g)$ 为当前种群最优个体, 即临时最优解。随着进化操作的顺利进行, 其他个体会加速向其靠拢, 此时变异与交叉操作将很难增加种群的多样性, 并会造成种群个体间的差异性逐渐缩小。因而, 此时若有 $x_{best}(g)$ 为该函数问题的某一局部最优解, 那么种群个体将很难跳出 $x_{best}(g)$ 所影响的局部范围, 从而导致差分进化算法陷入局部最优, 出现早熟收敛的现象。即使在变异过程中, 采用了如前文中所述的差分进化算法的变异操作 $v_i(g) = x_{r1}(g) + F \cdot [x_{r2}(g) - x_{r3}(g)]$, 或者是 $v_i(g) = x_i(g) + F \cdot [x_{best}(g) - x_i(g)] + F \cdot [x_{r1}(g) - x_{r2}(g)]$, 则有在进化过程中容易出现某个个体是局部最优解从而导致收敛缓慢、算法早熟。若是出现了局部最优解, 则很难搜索到全局最优解。

[0073] 根据 $v_i(g) = x_{r1}(g) + F \cdot [x_{r2}(g) - x_{r3}(g)]$ 可知, 变异算子 F 即变异缩放比例因子是控制偏差变量影响的关键, F 越大, $v_i(g)$ 与 $x_{r1}(g)$ 的相关性就越小, 变异就越深入, 种群多样性越丰富。同时, 根据 $u_{ij}(g) = \{(v_{ij}(g), \text{若 } randb(j) \leq CR \text{ 或 } j = rnbr(i) @ x_{ij}(g), \text{若 } randb(j) > CR \text{ 或 } j \neq rnbr(i)) \}$ 可知, 交叉算子 CR 即交叉概率因子的取值直接影响着种群, CR 越大, $v_{ij}(g)$ 对 $u_{ij}(g)$ 的贡献就越多, 当 $CR=1$ 时, $u_{ij}(g) = v_{ij}(g)$, 有利于局部搜索; CR 越小, $v_{ij}(g)$ 对 $u_{ij}(g)$ 的贡献就越少, 当 $CR=0$ 时, $u_{ij}(g) = x_{ij}(g)$, 有利于保持种群的多样性和全局搜索。由此可知, 差分优化算法控制参数的选择对算法的搜索性能有很大影响。变异算子 F 和交叉算子 CR 则能在不影响算法搜索效率的情况下, 对算法搜索进行调节。

[0074] 在差分进化算法中, 算法的主要控制参数还包括种群规模 N , 种群规模 N 对算法的搜索结果也有一定的影响, N 越大, 全局搜索的最优解越好, 但种群规模增加, 算法的计算时间和工作量必然大大提升, 导致算法搜索低效。

[0075] 通常, 现有技术中的差分优化算法据经验针对 F 与 CR 取固定值。显然, 对于不同的函数优化问题, 固定取值的做法无法使得算法的性能达到最佳。

[0076] 因此, 本文提供了一种控制参数自适应改进的差分进化方法。图5为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法中控制参数自适应改进的差分进化方法的流程示意图。如图5所示, 控制参数自适应改进的差分进化方法包括步骤21至步骤24。

[0077] 步骤21,初始化种群,并利用圆弧函数设置变异算子与交叉算子。

[0078] 基于现有技术,为了使差分进化算法性能增强的同时避免早熟,在差分进化算法的搜索早期,要求参数F保持较大值以增加个体间差异,降低算法陷入局部最优的概率;而在差分进化算法的搜索后期,要求参数F取较小值以使算法向最优解方向搜索,加快收敛。对参数CR的要求则相反,在差分进化算法的前期参数CR应当保持较小值,而在差分进化算法的后期参数CR应当保持较大值。这样则可以在差分进化算法的前期加强全局搜索,定位出全局最优解的搜索区间,减少不必要的计算,在差分进化算法的后期加快向最优解聚焦。

[0079] 而圆弧函数前期平缓,后期梯度快速提升的优势非常适合于该算法,因此,在步骤21中,提出了一种基于圆弧函数,基于该圆弧函数设置变异算子与交叉算子能够平衡全局搜索能力与局部搜索能力,从而提高差分进化算法的搜索效率。

[0080] 优选地,利用圆弧函数设置变异算子 $F=2 \cdot \sqrt{1-\left[\frac{g}{G}\right]^2}$,设置交叉算子 $CR=1-\sqrt{1-\left[\frac{g}{G}\right]^2}$,其中,g为当前迭代次数,G为终止迭代次数, $F \in [0, 2]$, $CR \in [0, 1]$ 。利用上述两个公式,分别将变异算子与交叉算子的取值与当前迭代次数联系起来。

[0081] 步骤22,基于步骤21中设置的所述变异算子与交叉算子对初始种群依次进行变异操作并生成临时解 $v_i(g)$ 。

[0082] 优选地,可以结合随机变异操作基与当前种群最优个体变异操作基,进行两项差分的差分进化变异以获得由变异新个体组成的临时解,临时解为 $v_i(g) = \gamma \cdot x_{r1}(g) + (1-\gamma) \cdot x_{best}(g) + F \cdot [x_{r2}(g) - x_{r3}(g)] + F \cdot [x_{r4}(g) - x_{r5}(g)]$,其中, $\gamma = F/2$, $x_{r1}(g)$ 为当前种群随机个体, $x_{best}(g)$ 为当前种群最优个体,best,r1,r2,r3,r4,r5互为不同的种群个体。

[0083] 如上文中所述,可以将标准的差分进化算法的常用变异机制DE/best/2和DE/rand/2进行结合,使得变异机制在搜索前期更侧重于随机个体 $x_{r1}(g)$ 以保持种群多样性,而在搜索后期侧重当前最优个体 $x_{best}(g)$,加快算法收敛。

[0084] 步骤23,对所述变异操作生成的临时解 $v_i(g)$ 进行交叉操作和选择操作,并生成下一代种群。

[0085] 优选地,步骤23还包括根据临时解进行交叉操作以生成新解 $u_i(g)$;根据新解计算种群的个体适应度函数值,并将个体适应度函数值与当前种群合并排列,选择生成临时下一代种群;计算种群的个体适应度方差并与方差阈值进行比较,以判定是否随机生成新生个体并基于新生个体对所述临时下一代种群进行替换,判定完成后生成下一代种群。

[0086] 本发明一实施例中,针对标准差分进化算法的个体选择操作,提出了一种保优去劣的改进方案,在保证优秀个体不被淘汰也不失群体多样性的同时提高搜索效率。

[0087] 现有技术中,为了确保进化向正确的方向进行,差分进化算法选择操作依照贪婪原则,将生成的 $u_{ij}(g)$ 的适应度函数值与 $x_{ij}(g)$ 的适应度函数值一一对应比较,这样能够保证下一代种群不比上一代差,即当 $u_{i1}(g)$ 的适应度函数值优于 $x_{i1}(g)$ 时, $x_{i1}(g)$ 被淘汰,但是如果 $x_{i1}(g)$ 的适应度函数值是剩余所有个体中最好的或是较优的,那么当出现这种两个优秀个体相比较情况时,必然会损失一个临时较优解,不利于搜索向较优方向进行,也降低了算法搜索效率。

[0088] 优选地,本发明中可以合并新解 $u_i(g)$ 与初始种群 $x_i(g)$ 中的所有个体,将所述个体按照适应度函数值进行排序,保留前10%个体,去除后10%个体,将中间的80%个体中

的每一个体按照贪婪算法进行选择,以生成所述临时下一代种群 $t_i(g+1)$ 。

[0089] 一实施例中,将 $u_i(g)$ 与 $x_i(g)$ 的所有个体合并起来,共 $2N$ 个,按照适应度函数值排序,将排序后的前10%优秀个体保留下来,末10%的较差个体全部去除,剩余80%个体中先按照标准选择机制——对应比较选择,种群个体数量 N 保持不变。若是多出个体,则按适应度函数值排序末位淘汰,最终组成新一代种群。该方法不仅能够保存优秀个体,避免退化现象的发生,还能因剔除最差个体而加快差分进化速度。

[0090] 另外,在本发明中,为了防止算法陷入局部最优,提出了一种依据种群适应度方差的随机新生个体替换操作。

[0091] 标准的差分进化算法之所以会陷入局部最优,其本质是随着迭代次数的增加,种群个体间的差异性逐渐缩小,出现了聚焦现象。双向随机多策略变异的自适应差分进化算法虽然能够加快算法精确寻优,但也很难跳出局部最优,导致出现早熟收敛情况。

[0092] 因此,本发明一实施例中,引入了种群个体适应度函数值方差的概念。假设 N 为种群个体数, $f_i(g)$ 为第 i 个个体的适应度函数值, $f_{average}(g)$ 为当前种群的平均适应度函数值,则有种群的个体适应度方差为 $\delta^2 = \sum_{i=1}^N [f_i(g) - f_{average}(g)]^2$ 。适应度方差 δ^2 是用来描述当前种群的聚集状态, δ^2 越大说明种群个体间差异性越大, δ^2 越小则说明种群聚焦程度严重。若 $\delta^2=0$,那么此时算法就很可能陷入了局部最优。为了使算法能够跳出局部最优解,继续进行有效搜索,可以为方差设定一个阈值 τ 。

[0093] 优选地,预先设定方差阈值 τ ,对当前迭代次数 g 和方差 δ^2 进行判定,当迭代次数为终止迭代次数的二分之一,且有 M 次连续迭代时的方差 $\delta^2 \leq \tau$,则判定随机生成 k 个新生个体,并基于所述 k 个新生个体对临时下一代种群进行替换,以生成下一代种群。

[0094] 一实施例中,可以假设设定的终止迭代次数为 L 次, $\delta^2 \leq \tau$ 的次数记为 $count$,每有一次 $\delta^2 \leq \tau$, $count=count+1$;每有一次 $\delta^2 > \tau$, $count=count+0$ 。在迭代到 $[L/2]$ 次之前,若连续 M 次迭代都有 $\delta^2 \leq \tau$,即 $count=M$,就判定算法陷入局部最优,则随机生成 k 个新个体,替换当前种群中第1到 k 个个体。其中算符 $[]$ 代表向下取整,例如如 $[3.6]=3$ 。同时,可以设定算法的相关参数 $\tau \in [0,1]$, $M \in [5,10]$, $k \leq [N/10]$ 。

[0095] 最后,根据个体适应度方差进行判定,以决定是否进行随机新生个体的替换操作,设替换操作后的种群为 $s_i(g+1)$ 。若不需要替换,则临时下一代种群 $t_i(g+1)$ 即为下一代种群 $x_i(g+1)$,否则 $s_i(g+1)$ 即为下一代种群 $x_i(g+1)$ 。

[0096] 步骤24,判断下一代种群是否满足终止条件,若满足则输出最优解,若不满足则返回步骤22,直到满足条件。

[0097] 优选地,预先训练的SVM的训练方法为:

步骤2.1.1,基于无线终端和无线基站的通信场景建立无线网络模型;

步骤2.1.2,通过无线基站接收来自无线终端发送的帧消息,并从帧消息中提取无线网络模型中具有区分度的物理层信息作为特征值。

[0098] 步骤2.1.3,为帧消息确定初始判定标签,初始判定标签用于将发送帧消息的无线终端设置为合法终端或非法终端。

[0099] 步骤2.1.4,基于帧消息的特征值建立的特征向量和初始判定标签生成用于训练和测试的样本集合,利用训练样本集合训练SVM。

[0100] 步骤2.1.5,利用训练得到的SVM对训练样本进行判定并比较结果,看是否达到要

求。

[0101] 具体的,建立SVM模型的过程可以包括以下四个阶段:物理层信息预处理阶段、改进支持向量机的训练和学习阶段、测试阶段以及再学习阶段。

[0102] 根据5G通信系统的物理层信息,提取信号的特征值($x_1, x_2, x_3 \cdots x_m$),同时与信号明确合法与否的初始判定标签 y_k 构成特征向量,将其视作训练样本集合。通过集合里已经获悉的物理层特征向量来离线训练支持向量机,求解二次规划方程可以寻找到分类最优超平面。提取接收到信号的物理层信息特征,将其组构成特征向量,在已完成训练的改进支持向量机算法鉴权模型中加以输入,进行鉴权辨识,从而对接收信号的来源的合法与否做出判定。其中,利用训练过的SVM模型进行在线分类的过程就是对测试向量进行判决的过程。

[0103] 优选地,本发明采用基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法生成SVM,以及得到优化的SVM。

[0104] 优选地,还可以利用训练得到的SVM对从帧消息中提取的特征值进行更新,以优化SVM。本发明一实施例中,可以对得到的已鉴权的特征向量作为训练样本继续训练支持向量机。这种做法充分利用了信道信息,对合法终端发送信号的物理层信息加以获取,并对存储的特征向量进行更新,使其仍然能够保证准确的区分合法电力终端信号和非法干扰信号,从而达到合法电力终端信号安全可信安全接入电力基站的目的。

[0105] 优选地,对帧消息的信道特征向量进行检验的方法为:

步骤2.2.1,基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法对初始帧的信道特征向量进行鉴别并初步判定发送初始帧的无线终端是否为合法终端。

[0106] 优选地,步骤2.2.1中还包括根据无线基站的物理层特征设置信道特征参量 $\tau_A = [\tau_A(0), \tau_A(1) \cdots \tau_A(N)]$,其中A为合法终端,N为所述帧消息的采样样本个数;利用所述信道特征参量对无线基站接收到的初始帧的信道特征向量 $\tau_t(1)$ 进行鉴别;当鉴别到所述初始帧为合法信号,即 $\tau_t(1) = \tau_A$ 时,判定发送所述初始帧的无线终端为合法终端,当鉴别到所述初始帧为干扰信号,即 $\tau_t(1) \neq \tau_A$ 时,判定发送所述初始帧的无线终端为非法终端。

[0107] 步骤2.2.2,获取初始帧与下一帧的信道特征向量之间的相似性,以对初始帧的下一帧进行检验。

[0108] 具体的,可以利用已经检验的帧消息的信道特征向量 $\tau_t(1)$ 或 $\tau_t(i)$,对所述帧消息的下一帧消息的信道特征向量 $\tau_t(2)$ 或 $\tau_t(i+1)$ 进行检验。例如,当无线基站认为其检测到的第一帧信息来自合法终端,那么无线基站应该利用存储的相似特征向量对第二帧继续进行检验。

[0109] 步骤2.2.3,采用步骤2.2.2中的方法判断对帧消息的多个帧的信道特征向量进行检验,并判定无线终端是否为合法终端。

[0110] 优选地,采用基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法对初始帧的信道特征向量进行鉴别,以及对帧消息的多个帧的信道特征向量进行检验。

[0111] 图6为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法一实施例中控制参数自适应改进的差分进化方法的效果示意图。图7为本发明一种基于SVM的无线终端安全接入方法另一实施例中控制参数自适应改进的差分进化方法的效果示意图。如图6-7所示,改进后

的SVM中适应度函数对数值随着迭代次数的增加显著下降。无论算法中采用了Ackley函数还是Schaffer函数,当迭代次数在0至150次之间时,随着迭代次数的增加,适应度函数值的对数值都会显著降低。当迭代次数超过150次时,适应度函数值的对数值会大致稳定于某一数值范围内。例如,使用Ackley函数时,对数值会稳定在-14dB左右,而使用Schaffer函数时,对数值会稳定在-3dB左右。相对于标准SVM算法中,适应度函数值收敛的更快速。

[0112] 表1为本发明中基于不同的差分优化算法、不同的核函数获得的最优解。从表1中的实验数据中可以看出,与标准差分进化算法(DE)模型相比,本发明控制参数自适应改进的差分进化方法(CIDE),分类精度更高,分类结果更准确。

函数	算法	最优解	平均最优适应值	标准差
Griewank	DE	4.521E-09	5.942E-09	9.201E-10
	CIDE	0	0	0
Ackley	DE	2.051E-04	2.433E-04	1.705E-05
	CIDE	4.2361E-15	4.441E-15	2.492E-30
Rastrigrin	DE	2.346E+01	3.896E+01	4.079E+00
	CIDE	0	0	0
Schaffer	DE	4.722E+00	5.254E+00	4.068E-01
	CIDE	1.211E-04	1.024E-01	1.199E-01
Sphere	DE	8.85E-08	1.403E-07	3.33E-08
	CIDE	1.14E-117	2.45E-111	4.97E-111

表2为本发明中不同SVM的分类准确率。从表2中的实验数据中可以看出,与标准的SVM相比,基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法准确率更高。

算法模型	错误惩罚因子 (C)	RBF 核函数 (δ)	准确率 (%)
标准 SVM	31	2.653	92.32
本发明 SVM	43	0.362	98.96

[0114] 本发明第二方面还包括一种基于改进差分进化的SVM参数组合优化方法,该优化方法可以采用如本发明第一方面中一种基于SVM的无线终端安全接入方法中所述的改进差分进化的SVM参数组合优化方法实现。该优化方法除了能够应用于本发明中一种无线终端的安全接入方法,还能够应用于各种利用SVM算法实现的应用中。

[0115] 本发明第三方面包括一种控制参数自适应改进的差分进化方法,该差分进化方法可以采用如本发明第一方面中一种基于SVM的无线终端安全接入方法中所述的控制参数自适应改进的差分进化方法实现。该方法除了能够应用于本发明中一种无线终端的安全接入方法,还能够应用于各种差分进化算法实现的应用中。

[0116] 本发明的有益效果还包括:

1、本发明不仅能够应用于电力专网中无线电力基站对无线电力终端合法性的判断中,还可以用于各种通用的移动通信业务中,应用范围广,覆盖面全。

[0117] 本发明摒弃了传统的密钥鉴权技术,有效地避免了通过上层协议来解密鉴权模型的复杂过程,节约了系统资源,解决了安全接入问题。同时,通过直接在物理层进行安全接入鉴权,使得鉴权模型更加难以破解,增强了无线终端接入的安全性。另外,基于物理层信息的安全接入鉴权无需依靠上层通信协议,无需加解密过程,因而节约了大量通信资源,

大大降低了通信时延。

[0118] 、基于改进后的支持向量机算法,本发明能够以样本误判率最小为优化原则,来调节适应度函数值变化的明显程度。另外,改进的支持向量机算法避免了为抵消信号干扰的自适应波束赋形算法对样本矩阵求逆运算的过程,因而降低了鉴权模型算法的复杂度,提高了算法的准确率和稳定性。

[0119] 、本发明中提出的基于圆弧函数的差分进化算法的自适应改进方法,能够平衡全局搜索能力与局部搜索能力,提高了传统的差分进化算法的搜索效率。另外,通过择优去劣的个体选择操作,也能够在保证优秀个体不被淘汰且不丧失群体多样性的同时提高搜索效率。本发明中改进的差分进化算法还能够通过随机新生个体替换操作来避免算法陷入局部最优的情况。

[0120] 本发明申请人结合说明书附图对本发明的实施示例做了详细的说明与描述,但是本领域技术人员应该理解,以上实施示例仅为本发明的优选实施方案,详尽的说明只是为了帮助读者更好地理解本发明精神,而并非对本发明保护范围的限制,相反,任何基于本发明的发明精神所作的任何改进或修饰都应当落在本发明的保护范围之内。

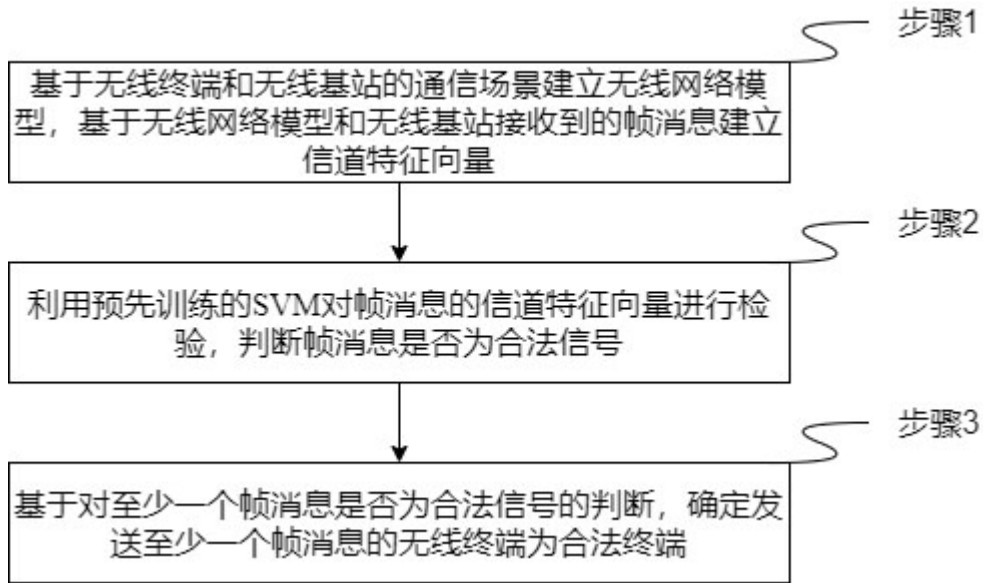


图 1



图2

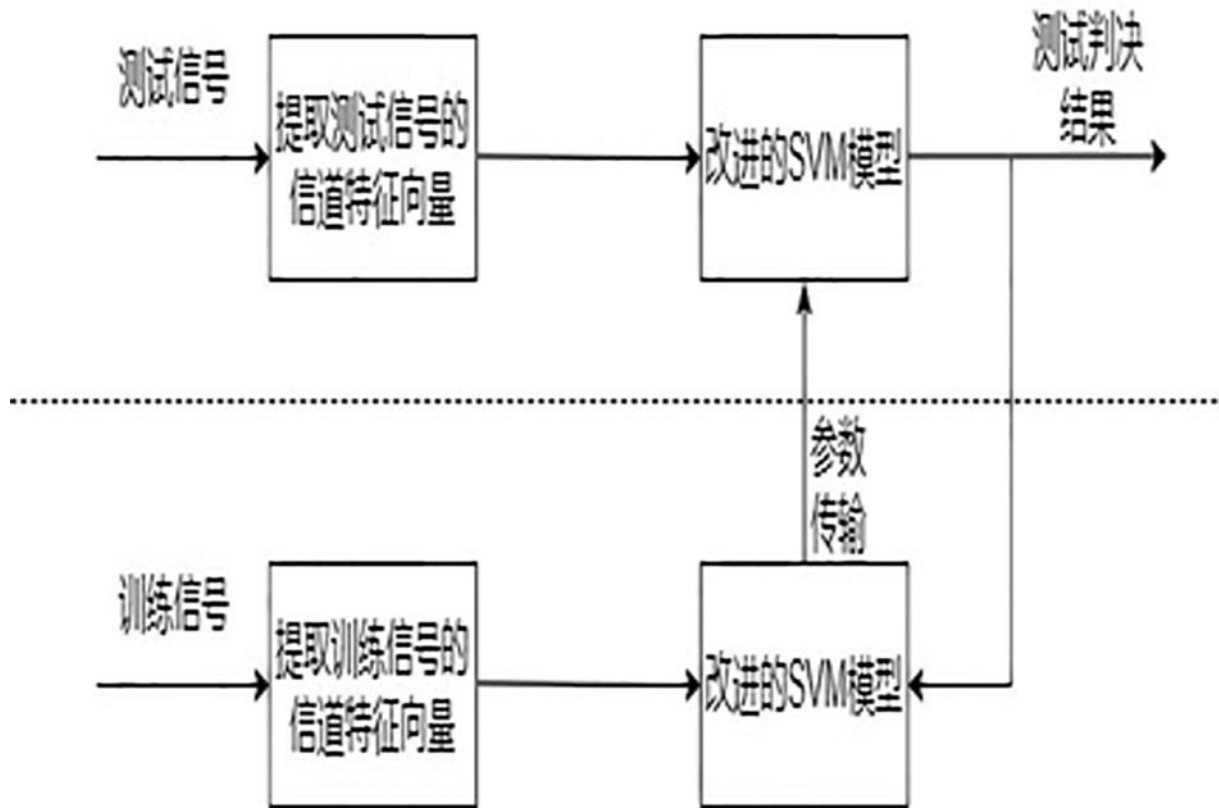


图3

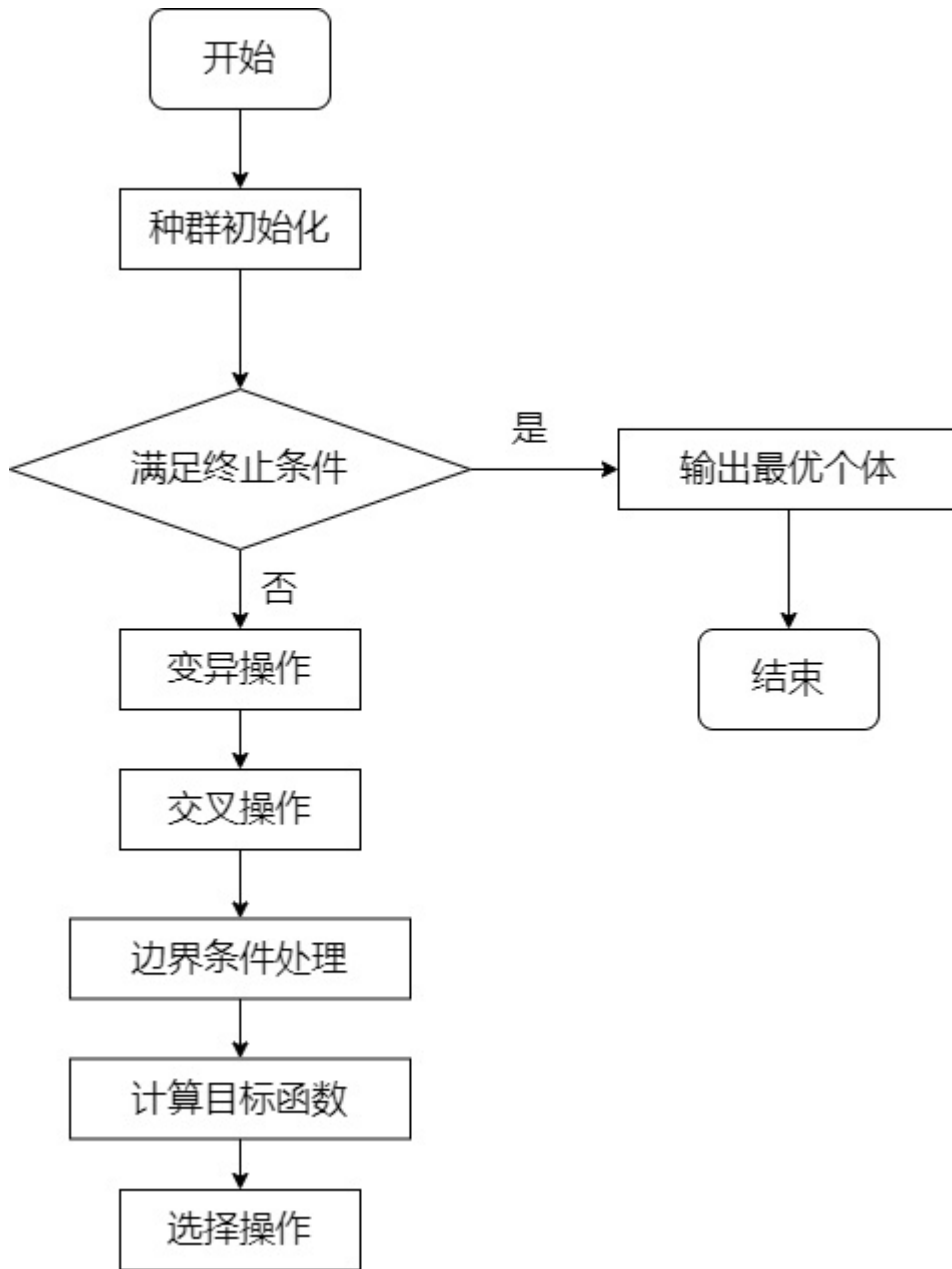


图4

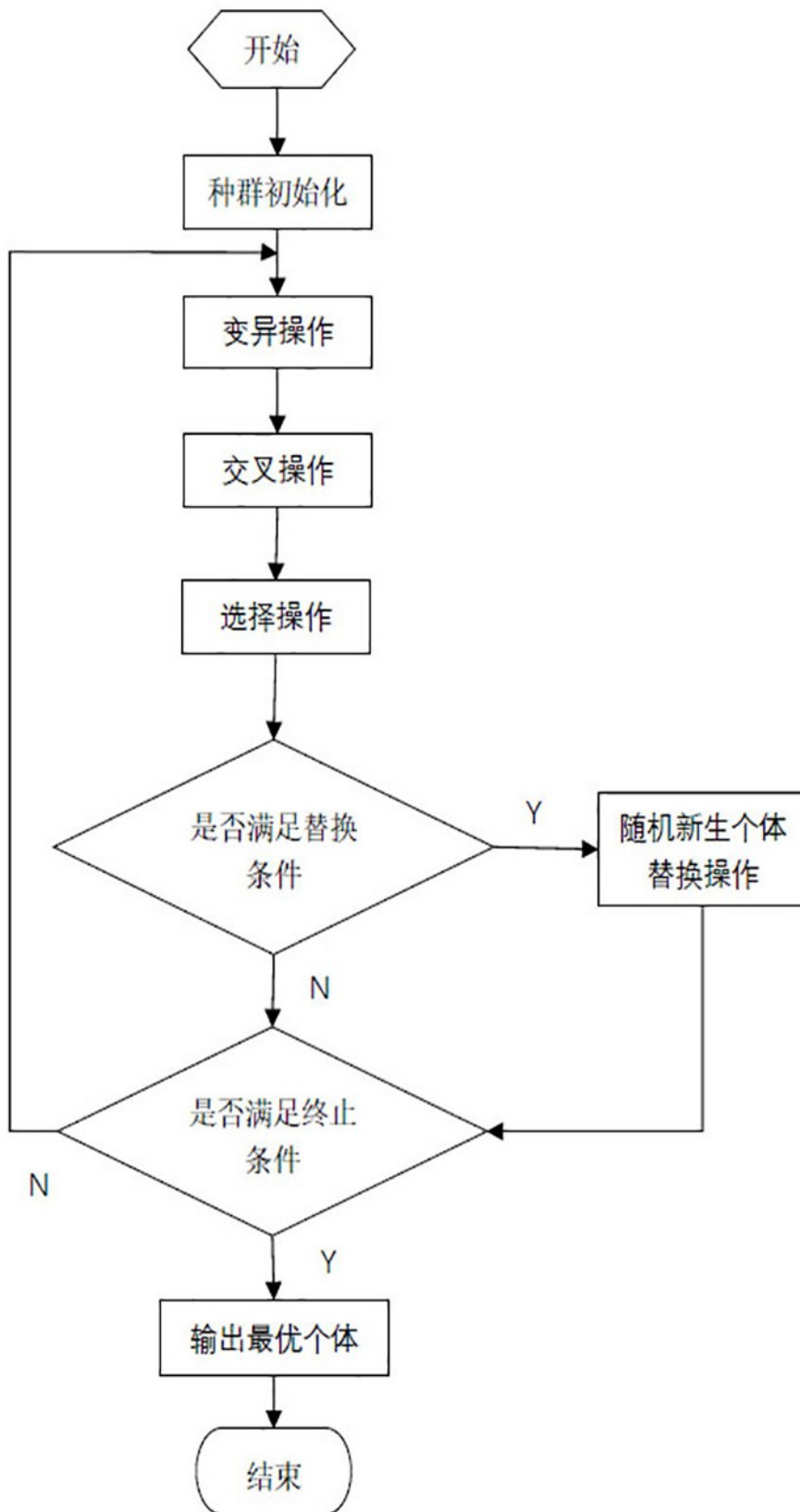


图 5

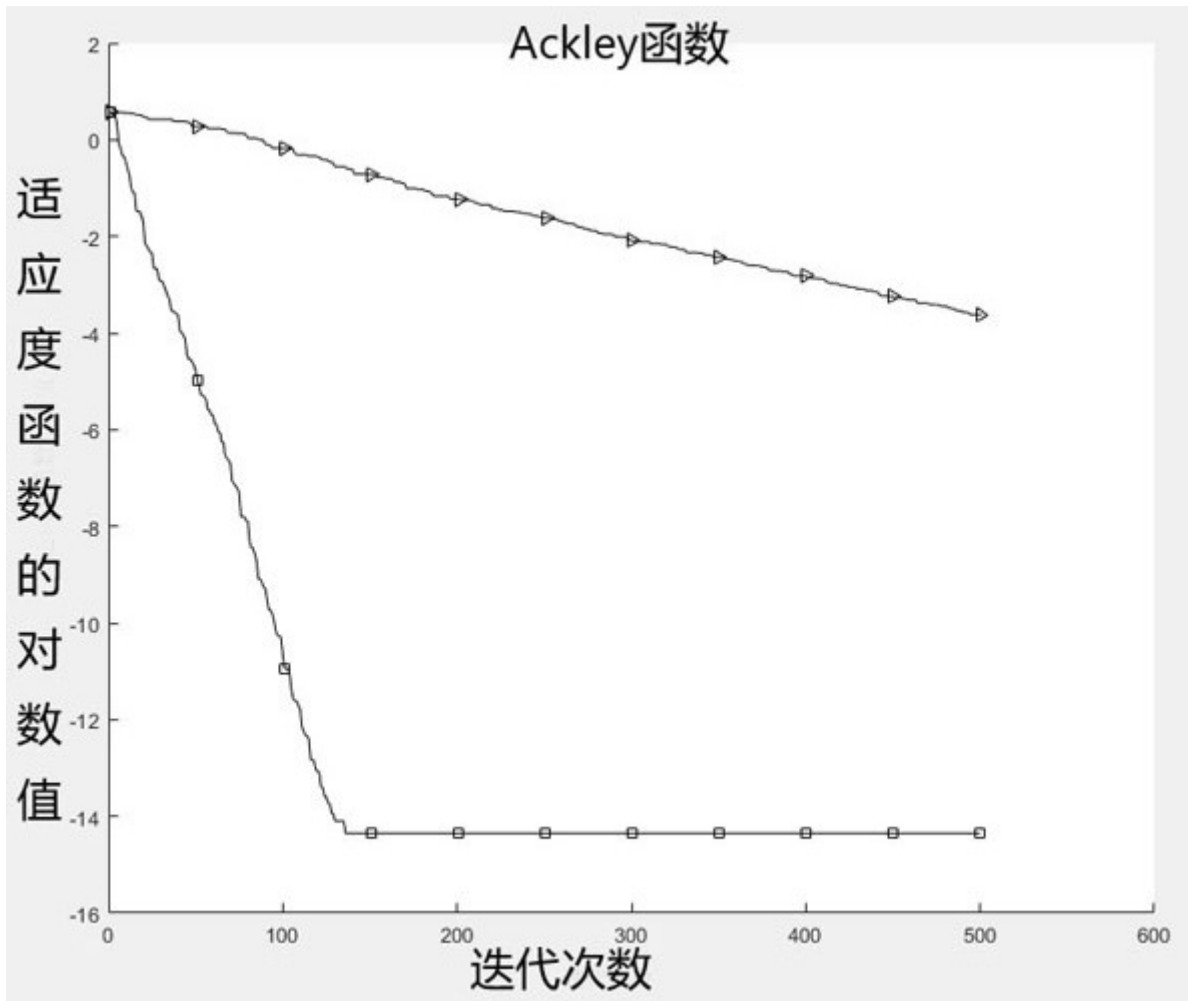


图6

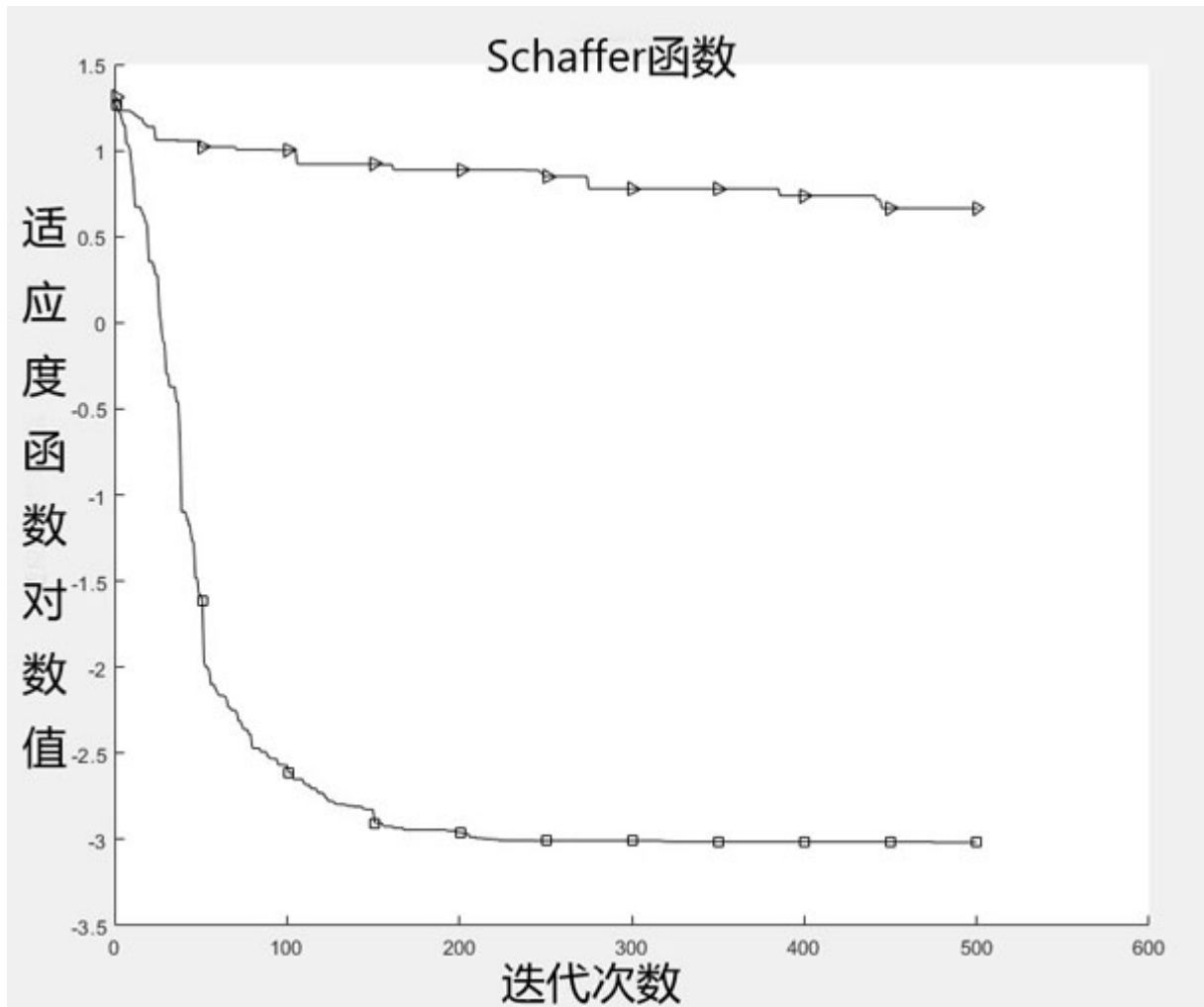


图7