

一种盲自适应 RLS 多用户检测器

周义建, 王永民

(空军工程大学 电讯工程学院, 陕西 西安 710077)

摘要:给出了一种盲自适应多用户检测器,该算法是基于一种约束条件的 RLS 算法。对该算法在多址干扰环境下的收敛特性进行了分析,证明了该算法的有效性,同时证明了该算法的检测向量最终收敛为约束 MMSE 检测向量,且不需要训练序列。给出了该算法在高斯白噪声信道及瑞利衰落信道下的对比数值仿真结果。

关键词:多用户检测;码分多址;RLS 算法

中图分类号: TN256 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009 - 3516(2007)03 - 0060 - 05

多用户检测可以分为盲算法和非盲算法两类^[1],在实际的应用中,我们更希望采用盲算法,即多用户检测接收机所需的条件与传统 CDMA 接收一样。Sergio Verdu 等人在 1995 年提出了一种基于 MOE (Minimum Output Energy) 的随机梯度盲多用户检测算法^[2],这种算法的计算量较小,但是与其它检测器相比较,其稳态的检测性能较差^[1];H. Vincent Poor 等人在 1997 年提出了基于 MOE 的一种盲 RLS 算法^[4],它的收敛速率比随机梯度盲多用户检测算法快,稳态输出信干比优于文献[2]中的 MOE 检测器,为了达到更好的性能,文献[4]提出了在算法检测初期采用盲规则,当输出信干比达到一定程度后采用判决反馈的 MMSE 规则,可以达到更好的性能。但是当干扰环境变化时,这种检测方式必须能够重新返回盲规则,进行初始检测。显然在移动通信等干扰不断变化的环境中,这种检测规则的转换不易实现。Branka S. Vucetic 在 1998 年讨论了基于 MMSE 的线性自适应单用户检测器^[3],并分析了其误码性能,但是这种检测器需要训练序列;文献[1]提出了一种性能更好的基于 Kalman 滤波的盲多用户检测算法^[1],其稳态性能及跟踪动态干扰环境的能力都较好。本文讨论了一种性能更好的盲自适应 RLS 多用户检测算法,对算法的收敛性进行了分析,给出了稳态输出信干比,并对其进行了分析和对比仿真验证。

1 信号模型及自适应算法

考虑 K 个用户的二进制同步 CDMA 通信系统,不失一般性,设第一个用户为期望用户,第 l 个数据的接收信号向量可以表示

$$\mathbf{r}(l) = A_1 b_1(l) \mathbf{s}_1 + \sum_{k=2}^K A_k b_k(l) \mathbf{s}_k + \sigma \mathbf{v}(l) = \mathbf{u}(l) + \mathbf{J}(l) \quad (1)$$

式中: A_k 为第 k 个用户的信号幅度; $b_k(l)$ 为第 k 个用户的第 l 个发送数据,它分别等概取 $(+1, -1)$; \mathbf{s}_k 为第 k 个用户的扩谱特征波形,它满足条件 $\mathbf{s}_k^T \mathbf{s}_k = 1, k \in (1, K)$; $\mathbf{v}(l)$ 是白噪声干扰向量,其均值为 0,协方差矩阵为 $N \times N$ 阶单位阵 \mathbf{I} ; σ 为干扰幅度; $\mathbf{u}(l)$ 为接收第 l 个数据检测输出的有用信号, $\mathbf{J}(l)$ 则为接收第 l 个数据检测输出的干扰信号。

设检测向量为 $\mathbf{c}(n)$,且满足约束条件 $\mathbf{s}_1^T \mathbf{c}(n) = 1$,则有用信号等概取 $(A_1, -A_1)$,而干扰则迭加在有用信号上,定义递归输出干扰能量为 $\xi(n) \triangleq \sum_{l=1}^n \lambda^{n-l} (|\mathbf{r}^T(l) \mathbf{c}(n)| - |\mathbf{r}^T(l-1) \mathbf{c}(n)|)^2 = \sum_{l=1}^n \lambda^{n-l} \{ [\mathbf{r}^T(l) \mathbf{c}(n)]^2 + [\mathbf{r}^T(l-1) \mathbf{c}(n)]^2 - 2 |\mathbf{r}^T(l) \mathbf{c}(n)| |\mathbf{r}^T(l-1) \mathbf{c}(n)| \}$

收稿日期:2006-09-09

作者简介:周义建(1974-),男,安徽霍邱人,硕士,主要从事信号与信息处理研究.

$$\mathbf{r}^T(l-1)\mathbf{c}(n) \} \quad (2)$$

在上式约束条件下,利用拉格朗日乘子法, $\xi(n)$ 最小化等效为 $\xi(n) + \eta[1 - \mathbf{s}_1^T \mathbf{c}(n)]$ 的最小化,令上式对 $\mathbf{c}(n)$ 的偏导为零,有 $\frac{\partial \xi(n)}{\partial \mathbf{c}(n)} = \eta \mathbf{s}_1$ 。则式(2)可以表示为

$$\xi(n) = \sum_{l=1}^n \lambda^{n-l} \{ [\hat{d}_l \mathbf{r}^T(l)\mathbf{c}(n)]^2 + [\hat{d}_{l-1} \mathbf{r}^T(l-1)\mathbf{c}(n)]^2 - 2\hat{d}_l \mathbf{r}^T(l)\mathbf{c}(n)\hat{d}_{l-1} \mathbf{r}^T(l-1)\mathbf{c}(n) \} \quad (3)$$

式中 $\hat{d}_l \triangleq \text{sgn}[\mathbf{r}^T(l)\mathbf{c}(n)]$, $\hat{d}_{l-1} \triangleq \text{sgn}[\mathbf{r}^T(l-1)\mathbf{c}(n)]$ 这样有:

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial \mathbf{c}(n)} = 2 \sum_{l=1}^n \lambda^{n-l} \{ [\hat{d}_l \mathbf{r}^T(l)\mathbf{c}(n)] \hat{d}_l \mathbf{r}(l) + [\hat{d}_{l-1} \mathbf{r}^T(l-1)\mathbf{c}(n)] \hat{d}_{l-1} \mathbf{r}(l-1) - \hat{d}_{l-1} \mathbf{r}(l-1) [\hat{d}_l \mathbf{r}^T(l)\mathbf{c}(n)] - \hat{d}_l \mathbf{r}(l) [\hat{d}_{l-1} \mathbf{r}^T(l-1)\mathbf{c}(n)] \} = 2\mathbf{R}(n)\mathbf{c}(n) \quad (4)$$

式中:

$$\mathbf{R}(n) \triangleq \sum_{l=1}^n \lambda^{n-l} \mathbf{x}(l)\mathbf{x}^T(l) \quad (5) \quad \mathbf{x}(l) \triangleq \hat{d}_l \mathbf{r}(l) - \hat{d}_{l-1} \mathbf{r}(l-1) \quad (6)$$

所以有: $2\mathbf{R}(n)\mathbf{c}(n) = \eta \mathbf{s}_1$, $\mathbf{c}(n) = \frac{1}{2} \eta \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{s}_1$ 。将该式代入约束条件,可得: $\mathbf{s}_1^T \mathbf{c}(n) = \frac{1}{2} \eta \mathbf{s}_1^T \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{s}_1 =$

$$1, \eta = \frac{2}{\mathbf{s}_1^T \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{s}_1}。$$

所以

$$\mathbf{c}(n) = \frac{2}{\mathbf{s}_1^T \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{s}_1} \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{s}_1 \quad (7)$$

不难看出, $\mathbf{R}(n)$ 满足递推公式: $\mathbf{R}(n) = \lambda \mathbf{R}(n-1) + \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)$

则有

$$\mathbf{R}^{-1}(n) = [\lambda \mathbf{R}(n) + \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]^{-1} \quad (8)$$

由矩阵和的求逆公式可得

$$\mathbf{R}^{-1}(n) = \frac{1}{\lambda} \left[\mathbf{R}^{-1}(n-1) - \frac{\mathbf{R}^{-1}(n-1)\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{R}^{-1}(n-1)}{\lambda + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{R}^{-1}(n)\mathbf{x}(n)} \right] \quad (9)$$

定义:

$$\mathbf{h}(n) \triangleq \frac{\mathbf{R}^{-1}(n-1)\mathbf{x}(n)}{\lambda + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{R}^{-1}(n-1)\mathbf{x}(n)} \quad (10)$$

$$\mathbf{k}(n) \triangleq \mathbf{R}^{-1}(n)\mathbf{s}_1 = \frac{1}{\lambda} [\mathbf{h}(n-1) - \mathbf{h}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{h}(n-1)] \quad (11)$$

$$\text{则 } \mathbf{c}(n) = \frac{1}{\mathbf{s}_1^T \mathbf{h}(n)} \mathbf{h}(n) \quad (12) \quad \mathbf{R}^{-1}(n) = \frac{1}{\lambda} [\mathbf{R}^{-1}(n-1) - \mathbf{k}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{R}^{-1}(n-1)] \quad (13)$$

这样,就得到了一种基于式(10)、(11)、(12)和(13)的约束 RLS 自适应检测算法。

2 算法的收敛性及稳态检测性

$$\text{定义: } \alpha(n) \triangleq \frac{1}{\mathbf{s}_1^T \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{s}_1} = \frac{1}{\mathbf{s}_1^T \mathbf{h}(n)} \quad (14)$$

$$\alpha^{-1}(n) = \frac{1}{\lambda} [\alpha^{-1}(n-1) - \mathbf{s}_1^T \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{h}(n-1)]$$

$$\text{则: } \alpha(n) = \lambda \left[\alpha^{-1}(n-1) + \frac{\alpha^2(n-1) \mathbf{s}_1^T \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{h}(n-1)}{1 - \mathbf{s}_1^T \mathbf{k}(n) \mathbf{s}_1^T(n) \mathbf{h}(n-1) \alpha(n-1)} \right] \quad (15)$$

$$\text{定义: } \beta(n) \triangleq \frac{\alpha(n-1) \mathbf{s}_1^T \mathbf{k}(n)}{1 - \mathbf{s}_1^T \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{h}(n-1) \alpha(n-1)} \quad (16)$$

$$\text{则: } \alpha(n) = \lambda [\alpha(n-1) + \alpha(n-1) \beta(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{h}(n-1)] \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{c}(n) &= \alpha(n) \mathbf{h}(n) = \lambda \alpha(n-1) \mathbf{h}(n) + \lambda \alpha(n-1) \beta(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{h}(n-1) \mathbf{h}(n) = \\ &= \alpha(n-1) [\mathbf{h}(n-1) - \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{h}(n-1)] + \lambda \beta(n) \mathbf{x}^T(n) \alpha(n-1) \mathbf{h}(n-1) \mathbf{h}(n) = \\ &= \mathbf{c}(n-1) - \mathbf{k}(n) \mathbf{e}(n) + \lambda \beta(n) \mathbf{e}(n) \mathbf{h}(n) \end{aligned} \quad (18)$$

其中: $\mathbf{e}(n) \triangleq \mathbf{x}^T(n)\mathbf{c}(n-1) = \mathbf{x}^T(n)\alpha(n-1)\mathbf{h}(n-1)$ 。可以验证:

$$k(n) = R^{-1}(n)x(n) \quad (19) \quad \lambda\beta(n) = \alpha(n)s_1^T k(n) \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \text{则: } c(n) &= c(n-1) - R^{-1}(n)x(n)e(n) + R^{-1}(n)s_1\lambda\beta(n)e(n) = \\ &= c(n-1) - R^{-1}(n)x(n)x^T(n)c(n-1) + c(n)s_1^T R^{-1}(n)x(n)x^T(n)c(n-1) = \\ &= c(n-1) + [c(n)s_1^T - I]R^{-1}(n)x(n)x^T(n)c(n-1) \end{aligned} \quad (21)$$

定义检测向量误差: $\theta(n) \triangleq c(n) - \bar{c}$, 其中 \bar{c} 为稳态检测向量。

$$\begin{aligned} \theta(n) &= c(n-1) + [c(n)s_1^T - I]R^{-1}(n)x(n)x^T(n)c(n-1) - \bar{c} = \\ &= \{I + [c(n)s_1^T - I]R^{-1}(n)x(n)x^T(n)\}c(n-1) - \{I + \\ &= [c(n)s_1^T - I]R^{-1}(n)x(n)x^T(n)\}\bar{c} + [c(n)s_1^T - I]R^{-1}(n)x(n)x^T(n)\bar{c} = \\ &= \{I + [c(n)s_1^T - I]R^{-1}(n)x(n)x^T(n)\}\theta(n-1) + [c(n)s_1^T - I]R^{-1}(n)x(n)x^T(n)\bar{c} \end{aligned} \quad (22)$$

$$\text{定义: } R \triangleq E[x(n)x^T(n)] \quad (23)$$

当 $n \gg 1$ 时, 我们可以用 $R^{-1}(n)$ 的期望值来代替 $R^{-1}(n)$, 即: $R^{-1}(n) \cong E[R^{-1}(n)] = \frac{1-\lambda}{1-\lambda^n}R^{-1}$ 。此外,

$$\text{当 } n \gg 1 \text{ 时, 可以认为} \quad E[c(n)] = \bar{c} = \frac{1}{s_1^T R^{-1} s_1} R^{-1} s_1 \quad (24)$$

对式(22) 两端求期望, 可得

$$E[\theta(n)] = \left\{ I + \frac{1-\lambda}{1-\lambda^n} [\bar{c}s_1^T - I] \right\} E[\theta(n-1)] + \frac{1-\lambda}{1-\lambda^n} [\bar{c}s_1^T - I] \bar{c} = \frac{\lambda - \lambda^n}{1 - \lambda^n} E[\theta(n-1)] \quad (25)$$

上式中 $\frac{\lambda - \lambda^n}{1 - \lambda^n} = \frac{\lambda(1 - \lambda^{n-1})}{1 - \lambda^n} < \lambda < 1$, 所以误差向量总是收敛到零的, 即算法是收敛的。

由式(6)、(23) 可得

$$\begin{aligned} R &= E[x(l)x^T(l)] = E\{[\hat{d}_l r(l) - \hat{d}_{l-1} r^T(l-1)][\hat{d}_l r^T(l) - \hat{d}_{l-1} r^T(l-1)]\} = \\ &= E\left\{ \left[\sum_{n=1}^K A_n (\hat{d}_l b_n(l) - \hat{d}_{l-1} b_n(l-1)) s_k + \sigma (\hat{d}_l \gamma(l) - \hat{d}_{l-1} \gamma(l-1)) \right] \times \right. \\ &= \left[\sum_{m=1}^K A_m (\hat{d}_l b_m(l) - \hat{d}_{l-1} b_m(l-1)) s_m + \sigma (\hat{d}_l \nu(l) - \hat{d}_{l-1} \nu(l-1)) \right]^T = \\ &= \sum_{n=1}^K A_n^2 E[(\hat{d}_l b_n(l) - \hat{d}_{l-1} b_n(l-1))^2] s_k s_k^T + 2\sigma^2 I \end{aligned} \quad (26)$$

在检测的初期, 由于输出的信干比较小, 可以认为 \hat{d}_l 与 $b_n(l)$, $n \in [1, K]$ 是相互独立的, 此时由式(26)

$$\text{可得:} \quad R = 2 \sum_{n=1}^K A_n^2 s_k s_k^T + 2\sigma^2 I \quad (27)$$

$$\text{定义:} \quad U \triangleq \sum_{n=1}^K A_n^2 s_k s_k^T + 2\sigma^2 I \quad (28)$$

$$\text{可得, 在迭代初期} \quad E[c(n)] = \frac{1}{s_1^T U^{-1} s_1} U^{-1} s_1 \quad (29)$$

上式即为约束 MOE 检测器的解, 即算法初期等效为约束 MOE 盲自适应 RLS 检测。

当迭代进行到输出信干比较高时, 可以认为 $\hat{d}_l = b_1(l)$, $n \in [2, K]$ 相互独立, 此时由式(26) 可得

$$R = 2 \sum_{n=2}^K A_n^2 s_k s_k^T + 2\sigma^2 I \quad (30)$$

$$\text{这样, 当 } n \gg 1 \text{ 时, 有} \quad E[c(n)] = \frac{1}{s_1^T R^{-1} s_1} R^{-1} s_1 \quad (31)$$

上式为约束 MMSE 检测器的解, 即本算法的检测向量将收敛为约束 MMSE 检测向量, 约束条件为 $s_1^T c = 1$ 。这样, 本算法的稳态输出信干比为

$$\text{SIR} = \frac{E^2\{r^T \bar{c}\}}{E^2\{(r - A_1 b_1 s_1)^T \bar{c}\}} = 2A_1^2 (s_1^T R^{-1} s_1) \quad (32)$$

3 数值仿真结果

在考虑多址干扰时, 有 k 个用户的异步 CDMA 系统可以看作是有 $2k-1$ 个用户的同步 CDMA 系统, 因

此,本文中的仿真均是假设在同步 CDMA 系统下进行的。

图 1、2 是本文中的盲 RLS 算法(算法 1)与文献[4]中的盲 RLS 算法(算法 2)及文献[1]中的盲 Kalman 算法(算法 3)的对比仿真结果,图中横坐标为当前算法迭代的次数,纵坐标为算法检测器输出的信干比,信干比的定义可参考文献[2]。

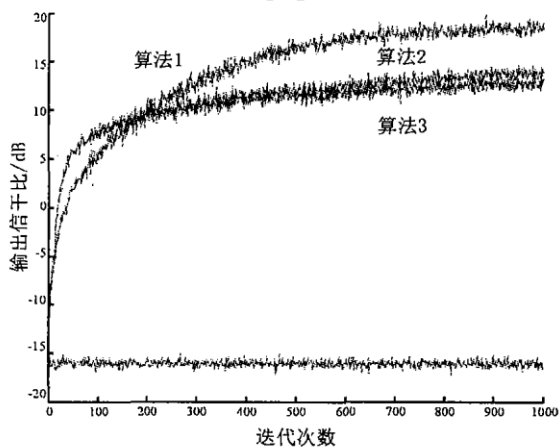


图 1 高斯白噪声信道中的仿真结果

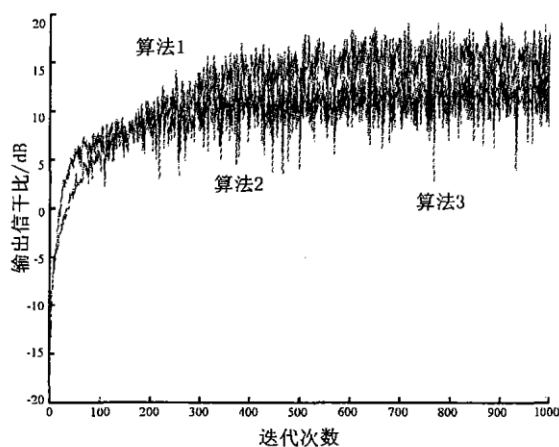


图 2 瑞利衰落信道中的仿真结果

图 1 的仿真条件为:用户数 $k = 10$;码长 $N = 31$; $N\sigma^2 = 0.01$; $A_1^2 = 1$,即期望用户的 SNR = 20 dB,另外还有 5 个 SNR = 30 dB 的干扰用户、3 个 SNR = 40 dB 的干扰用户以及一个 SNR = 50 dB 的干扰用户,即接收信号信干比劣于 -30 dB,其中两种 RLS 算法的遗忘因子 $\lambda = 0.997$,仿真独立运行次数为 200 次。为了更清楚地显示采用多用户检测算法前后系统的性能,图 1 中还给出了匹配滤波检测器输出的信干比曲线。

图 2 是在其它条件不变的情况下,在瑞利衰落信道下的仿真结果,其中瑞利信道的模型采用了文献[5]中的抽头延迟线模型。

从仿真结果图中可以明显看到:

1) 在高斯白噪声信道中,算法 2 和算法 3 的仿真结果曲线比较接近,本文给出的算法收敛后的输出信干比明显高于其它两种算法,而收敛速度则略慢。

2) 在瑞利衰落信道中,算法 2 和算法 3 的性能更为接近,从仿真结果曲线中几乎无法分辨;本文给出的算法收敛后的输出信干比仍然明显高于其它两种算法,而收敛速度仍略慢。

4 结束语

本文给出了一种基于最小输出干扰能量的盲自适应 RLS 多用户检测算法,通过对算法检测向量收敛性的分析,证明基于这种算法的检测器能够最终收敛为约束 MMSE 检测器,因而性能优于基于 MOE 的盲 RLS 算法。通过数值仿真,可以看出,无论是在高斯白噪声信道还是瑞利衰落信道中,基于本算法的检测器均有比较好的检测性能,是一种性能良好的盲多用户检测算法。

参考文献:

- [1] Xian - Da Zhang. Blind Adaptive Multiuser Detection Based on Kalman Filtering[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2002, 50:50 - 54.
- [2] Michael Honig, Upamanyu Madhow, Sergio Verdu. Blind Adaptive Multiuser Detection[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41:78 - 82.
- [3] Graeme Woodward, Branka S, Vucetic. Adaptive detection for DS - CDMA[J]. Proceeding of IEEE, 1998, 86(7):36 - 41.
- [4] Vincent Poor H, Xiaodong Wang. Code - Aided Interference Suppression for DS/CDMA Communications - Part 2: Parallel Blind Adaptive Implementation[J]. IEEE Transactions on Communications, 1997, 45(9):28 - 32.
- [5] John G Proakis. 数字通信(第三版)[J]. 张力军,张宗橙,郑宝玉. 电子工业出版社,2002.

(编辑:门向生)

A Blind Adaptive Multiuser Detection Based on RLS Algorithm

ZHOU Yi - jian, WANG Yong - min

(The Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: A blind adaptive multi - user detection based on RLS algorithm is presented, and the algorithm's convergence dynamics for suppressing MAI (Multi - Access Interference) is analyzed. These demonstrate that the detection based on this algorithm finally converges to a constraint MMSE detection without training sequence. The simulation results under AWGN - Additive White Gaussian Noise channel and Rayleigh fading channel are presented.

Key words: multi - user detection; CDMA; RLS algorithm

(上接第 25 页)

3 结束语

世界上没有完美的导弹防御系统,所以预计攻击方弹道导弹会有一部分穿过空中防御,防御方将会尽最大可能地拦截入侵的导弹直到将其摧毁。战区弹道导弹攻防双边优化对策目的是在最大程度(在某种意义上)上降低对防御目标毁伤的位置上,部署防御拦截武器,使未被拦截并命中目标的弹道导弹数量为最少,最大程度上降低其造成的预期毁伤。本文给出的弹道导弹攻防对抗的双边优化决策的 0 - 1 型整数规划模型,可以在一台笔记本电脑上几分钟内提供可行的最优拦截方案。

参考文献:

- [1] Douglas D. Diehl, LT USN. How to Optimize joint Theater Ballistic Missile [EB/OL]. <http://www.go.com/>, 2004. 3
- [2] 王运吉, 关爱杰, 刘增良, 等. 反导系统空中防御仿真模型研究[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(9): 1925 - 1927.
- [3] 朱一凡, 张学斌, 王维平, 等. 反导防空导弹拦截决策分析模型[J]. 国防科技大学学报, 1999, 21(1): 29 - 32.
- [4] 丁保春. 洲际弹道导弹突防效能仿真评估系统研究[J]. 系统仿真学报, 2002, 14(10): 1325 - 1928.
- [5] 张 肃, 王颖龙, 曹泽阳. 战区反导拦截效率模型研究[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2004, 5(4): 34 - 36.

(编辑: 田新华)

Two - sided Optimal Decision Model Used for Ballistic Missile Attack - Defense

HUANG Shu - cai, LI Wei - min, LI Wei

(The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China)

Abstract: Aiming at ballistic missile attacking, a two - sided optimal decision model used for ballistic missile attack - defense is put forward, asynchronous branch and bound algorithm is designed. Given a complete missile attack plan and a responding defense, expressing the enemy courses of action as a mathematical model which can cause maximum expected damage, and then the problem how to optimize our defensive interceptor pre - positioning to minimize the maximum achievable expected damage is shown and explained. A simulation instance that can show the validity of the two - sided optimal decision method used for ballistic missile attack - defense is given at last.

Key words: ballistic missile; optimization; decision; model