基于连续 Hopfield 网络的反导火力分配优化

方逸洪[1], 李为民[1], 周晓光[1], 钟 秋[2]
(1. 空军工程大学导弹学院,陕西 三原 713800;2. 空军装备部,北京 100843)

摘要 为缩短防空火力分配模型解算时间,提高防空火力分配的鲁棒性,应用 Hopfield 神经网络对反导火力分配问题进行了研究。以反导火力分配为研究对象,建立了反导火力分配模型,以提高反导战场管理的智能化。提出了基于连续 Hopfield 神经网络的反导火力分配优化算法,并对该算法进行了收敛性和稳定性分析;最后应用实例验证了模型的有效性。

关键词 神经网络;反导;火力分配

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2011.06.007

中图分类号 TP183 **文献标识码** A **文章编号** 1009-3516(2011)06-0032-07

反导火力的最优分配是反导战场管理的重要内容之一。反导火力分配主要指反导火力平台对攻击目标的分配。实际作战中,通常都是多个反导火力平台对多个目标(或目标群) 进行火力攻击的,这就需要确定各火力单位在给定时间内的攻击目标,更广义地讲,还应指明反导火力平台对目标射击的弹药量或射击次数。反导火力最优分配就是在给定的约束条件下, 充分发挥诸反导火力平台的整体协调优势,使总的射击效果最好。针对反导火力分配问题,文献[1]应用机会约束规划研究了编队反导火力分配问题;文献[2]研究了反导火力平台对目标射击的射击次数问题; 在应用 Hopfield 网络求解火力分配方面,文献[3]研究了基于神经网络 TSP(Tracelnag Salesman Problem,TPS)的防空作战火力分配问题,对于缩短防空火力分配模型解算时间,提高防空火力分配的鲁棒性具有重要意义。由于反导火力分配不同于防空火力分配,有其自身特点,连续 Hopfield 神经网络具有在求解约束问题上具备很强的鲁棒性和容错性,是一种并行处理方法,使计算加快等特点,因此,本文应用 Hopfield 神经网络对反导火力分配问题进行研究。

1 反导作战火力分配问题的数学模型

假定空中 TBM 目标组成的集合为 K;反导武器平台组成的集合为 M;反导武器平台($m \in M$)对 TBM 目标($k \in K$)的单发杀伤概率为 P_{km};决策向量 $\boldsymbol{Y}=\{Y_{km}\in \mathbf{Z}^{+}\}$,式中 Y_{km} 为决策变量,描述武器平台 $m \in M$ 对 TBM 目标 $k \in K$ 进行拦截所使用的拦截弹数量;TBM 目标 $k \in K$ 的威胁程度为 S_k。根据以上定义可以定义反导火力分配模型的目标函数为:

$$J(\boldsymbol{Y}) = \sum_{k=1}^{K} S_k \prod_{m=1}^{M} (1-P_{km})^{Y_{km}} \tag{1}$$

根据反导作战的实际情况,反导火力分配模型的约束条件主要有 5 个:

1) 对于 TBM 目标 $k \in K$,考虑达到预先设定的杀伤概率和费用因素,设定 TBM 目标 $k \in K$ 允许被拦截次数的最小值为 r_k,最大值为 R_k,约束式为:

$$Z_1(k) = \left(\sum_{m=1}^{M} Y_{km}\right) - r_k \geqslant 0, \forall k \in K \tag{2}$$

* 收稿日期:2011-05-12
基金项目:国家“863”计划资助项目(2009AA701XXX)
作者简介:方逸洪(1981-),女,浙江宁波人,博士生,主要从事防空反导作战运筹分析. E-mail:lance_fang@163.com

$$Z_2(k) = \left(\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1,n\neq m}^{M} Y_{km}Y_{kn}\right) - R_k(R_k - 1) \leqslant 0, \forall k \in K \tag{3}$$

2) 反导武器平台 $m \in M$ 可用拦截弹数量的限制,假定反导武器平台 $m \in M$ 的可用拦截弹数量为 B_m,则建立约束式为:

$$Z_3(m) = \left(\sum_{k=1}^{K}\sum_{l=1,l\neq k}^{K} Y_{km}Y_{lm}\right) - B_m(B_m - 1) \leqslant 0, \forall m \in M \tag{4}$$

3) 可用拦截弹数量采用最大化原则,因此,其限制主要有 2 个,一是条件 1) 中 TBM 目标 $k \in K$ 允许被拦截次数最大值限制 $\sum_{k=1}^{K} R_k$,二是武器平台 $m \in M$ 可用拦截弹数量限制 $\sum_{m=1}^{M} B_m$,建立约束条件为:

$$Z_4 = \left(\sum_{k=1}^{M}\sum_{m=1}^{M} Y_{km}\right) - \varphi \leqslant 0, \varphi = \min\left(\sum_{k=1}^{K} R_k, \sum_{m=1}^{M} B_m\right) \tag{5}$$

4) 采用射击 - 观察 - 射击策略,因此对于 TBM 目标 $k \in K$,仅采用一枚拦截弹进行拦截,建立约束条件为:

$$Z_5 = \sum_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M} Y_{km}(1 - Y_{km}) = 0 \tag{6}$$

5) 在条件 4) 的限制下,武器平台 $m \in M$ 可对多个目标进行拦截。

根据以上约束条件,修改反导火力分配模型的目标函数为:

$$J(\boldsymbol{Y}) = \sum_{k=1}^{K} S_k \prod_{m=1}^{M} (1 - P_{km}Y_{km}) \tag{7}$$

建立反导火力分配模型为:

$$J(\boldsymbol{Y}) = \sum_{k=1}^{K} S_k \prod_{m=1}^{M} (1 - P_{km}Y_{km})$$

$$\text{s.t.}\begin{cases} Z_1(k) = \left(\sum_{m=1}^{M} Y_{km}\right) - r_k \geqslant 0, \forall k \in K \\ Z_2(k) = \left(\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1,n\neq m}^{M} Y_{km}Y_{kn}\right) - R_k(R_k - 1) \leqslant 0, \forall k \in K \\ Z_3(m) = \left(\sum_{k=1}^{K}\sum_{l=1,l\neq k}^{K} Y_{km}Y_{lm}\right) - B_m(B_m - 1) \leqslant 0, \forall m \in M \\ Z_4 = \left(\sum_{k=1}^{M}\sum_{m=1}^{M} Y_{km}\right) - \varphi \leqslant 0, \varphi = \min\left(\sum_{k=1}^{K} R_k, \sum_{m=1}^{M} B_m\right) \\ Z_5 = \sum_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M} Y_{km}(1 - Y_{km}) = 0 \end{cases} \tag{8}$$

2　反导作战火力分配模型的 Hopfield 神经网络匹配

为方便进行网络匹配,采用连续变量 $\boldsymbol{X}(\bar{t}) = \{X_{km}(\bar{t}) \in (0,1)\}$,$k \in K$,$m \in M$ 替换原离散决策向量 $\boldsymbol{Y}$,且称由 $\boldsymbol{X}(\bar{t})$ 构成的空间 D_x 为欧几里得 KM 空间。式中 X_{km} 为神经元的输出信号,X_{km} 的值显示了对 TBM 目标 $k \in K$ 分配火力平台 $m \in M$ 的趋势;$\bar{t}$ 是独立的时间变量,对应神经动力学时间。

神经网络神经元输入向量定义为 $\boldsymbol{U}(\bar{t}) = \{U_{km}(\bar{t}) \in \mathbf{R}\}$,$\forall k \in K$,$m \in M$,且由 $\boldsymbol{U}(\bar{t})$ 构成的空间 D_u 为欧几里得 KM 空间。

根据以上定义,每个神经元的特性取 S 形函数,其公式为:

$$X_{km} = 0.5\left[1 + \tanh\left(\frac{U_{km}}{U_{00}}\right)\right] \tag{9}$$

式中 U_{00} 为增益系数。

神经网络可以看成是一种非线性的动力学系统,称为神经网络动力学[4-5]。当神经网络状态向量 $\boldsymbol{X}(\bar{t})$

到达稳态或者平衡态时,便获得了火力分配的一组方案,此时每个神经元的输出值为0或者1,定义最终到达稳态时的输出向量 $\boldsymbol{X}^e$ 为:

$$\lim_{t\to\infty} X_{km}(\bar{t}) = X_{km}^e = \begin{cases} 1 , & \text{武器 } m \text{ 分配给目标 } k \\ 0 , & \text{武器 } m \text{ 未分配给目标 } k \end{cases} \tag{10}$$

式中 $\boldsymbol{X}^e$ 构成的集合为 Ω_x。

应用变量 $\boldsymbol{X}(\bar{t}) = \{X_{\mathrm{km}}(\bar{t}) \in (0,1)\}, k \in K, m \in M$ 替换原离散决策向量 $\boldsymbol{Y}$,反导火力分配模型为:

$$J(\boldsymbol{X}) = \sum_{k=1}^{K} S_k \prod_{m=1}^{M} (1 - P_{km} X_{km}) \tag{11}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases} Z_1(k) = \left(\sum_{m=1}^{M} X_{km}\right) - r_k \geqslant 0, \forall k \in K & (12) \\ Z_2(k) = \left(\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1,n\neq m}^{M} X_{km} X_{kn}\right) - R_k(R_k - 1) \leqslant 0, \forall k \in K & (13) \\ Z_3(m) = \left(\sum_{k=1}^{K} \sum_{l=1,l\neq k}^{K} X_{km} X_{lm}\right) - B_m(B_m - 1) \leqslant 0, \forall m \in M & (14) \\ Z_4 = \left(\sum_{k=1}^{M} \sum_{m=1}^{M} X_{km}\right) - \varphi \leqslant 0, \varphi = \min\left(\sum_{k=1}^{K} R_k, \sum_{m=1}^{M} B_m\right) & (15) \\ Z_5 = \sum_{k=1}^{K} \sum_{m=1}^{M} X_{km}(1 - X_{km}) = 0 & (16) \end{cases}$$

由于反导火力分配问题是NP问题,求解的计算量特别大以致不能接受。因此,有必要放松对优化的要求,具体办法就是把目标函数式(11)和约束条件式(12)-(16)统一,作为一个多目标优化问题。为完成上述任务,首先定义约束条件式(12)-(16)的能量函数 $J_a(\boldsymbol{X}): \mathbf{R}^n \to \mathbf{R}^+, a = 1,2,\cdots,5$ 和辅助函数 $f_2(Z)$、$\bar{f}_2(Z)$ 如下:

$$J_1 = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{K} \bar{f}_2[Z_1(k)] \tag{17}$$

$$J_2 = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{K} f_2[Z_2(k)] \tag{18}$$

$$J_3 = \frac{1}{2}\sum_{m=1}^{M} f_2[Z_3(m)] \tag{19}$$

$$J_4 = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{K} f_2[Z_4(k)] \tag{20}$$

$$J_5 = \frac{1}{2} Z_5 \tag{21}$$

式中 $f_2(\boldsymbol{Z}) = \boldsymbol{Z}^2 H(\boldsymbol{Z}), \bar{f}_2(\boldsymbol{Z}) = \boldsymbol{Z}^2 H(-\boldsymbol{Z}), H(\boldsymbol{Z})$ 为海维赛德函数。

解多目标优化的方法之一就是采用Lagrange乘子的方法,把约束问题转化为无约束优化问题,取总能量函数为:

$$E(\boldsymbol{X},\lambda) = J(\boldsymbol{X}) + \sum_{a=1}^{5} \lambda_a J_a(\boldsymbol{X}) \tag{22}$$

式中 λ_a 为Lagrange乘子。

由于 E 是一个非凸函数,不能确保所有极值点位于集合 Ω_x 内,因此必须对能量函数 E 进行修正,添加Hopdield能量修正项 $E_u(\boldsymbol{X})$,即:

$$E^M(\boldsymbol{X},\lambda) = E(\boldsymbol{X},\lambda) + E_u(\boldsymbol{X}) \tag{23}$$

式中:$E_u(\boldsymbol{X}) = \sum_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M} e_u(X_{km}) = \sum_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M} \frac{1}{\tau}\int_0^{X_{km}} U_{km}(X_{km})\mathrm{d}X_{km} = \sum_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M} \frac{U_{00}}{2\tau}[X_{km}\log X_{km} + (1 - X_{km})\log(1 - X_{km})]$,$\tau$ 为描述神经元时间特性常数,$e_u(X_{km})$ 是在变量 X_{km} 上的为非正、连续、有界函数,且在 $X_{km} = 0$ 和 $X_{km} = 1$ 时,$e_u(X_{km})$ 值最小为 $e_u(X_{km}) = 0$,在 $X_{km} = \frac{1}{2}$ 时,$e_u(X_{km})$ 值最大。当 $E_u(X)$ 项为零时,便可以限制 E 极

值点位于集合 Ω_x 内。

根据能量函数 E^M，可以推导神经元的输入变化方程以及 Lagrange 乘子为：

$$\frac{\mathrm{d}X_{km}}{\mathrm{d}\bar{t}} = -\mu(X_{km})\frac{\partial E^M}{\partial X_{km}} = -\mu(X_{km})\left[\frac{\partial E}{\partial X_{km}} + \frac{\partial E_u}{\partial X_{km}}\right], \forall k \in K, m \in M \tag{24}$$

$$\frac{\mathrm{d}\lambda_a}{\mathrm{d}\bar{t}} = \frac{\partial E}{\partial \lambda_a} = E_a, \forall a = 1,2,\cdots,5 \tag{25}$$

式中 $\mu(X_{km})$ 为修正函数，其目的是确保式(24)的轨迹位于空间 D_x 内，采用对式(9)进行求导的方式确定 $\mu(X_{km})$ 如下：

$$\mu(X_{km}) = \frac{\mathrm{d}X_{km}}{\mathrm{d}U_{km}} = \left[2U_{00}\cosh^2\left(\frac{U_{km}}{U_{00}}\right)\right]^{-1} \tag{26}$$

式中 $\mu(X_{km})$ 是一个非负函数，且满足在 $X_{km} = 0$ 和 $X_{km} = 1$ 处 $\mu(X_{km}) = 0$。

为简化计算量，在求解公式时，采用 U 代替 $\boldsymbol{X}$，等式两边除以 $\mu(\boldsymbol{X})$，有：

$$\frac{\mathrm{d}U_{km}}{\mathrm{d}\bar{t}} = -\left[\frac{\partial E}{\partial X_{km}} + \frac{\partial E_u}{\partial X_{km}}\right], \forall k \in K, m \in M \tag{27}$$

式中 $\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{X}}{\mathrm{d}\bar{t}} = \mu(\boldsymbol{X})\frac{\mathrm{d}U}{\mathrm{d}\bar{t}}$，且由于 $\boldsymbol{X} \in (0,1)$，所以 $\mu(\boldsymbol{X}) \neq 0$。

在 Lagrange 乘子方法算法的基础上，采用梯度下降法是求解约束问题的有效方法之一，可以保证网络状态在整个进化过程中的稳定性，且使网络状态向 D_x 面移动。对 $E, J_1 - J_5$ 对 X_{km} 求导：

$$\frac{\partial E_u}{\partial X_{km}} = \frac{\partial e_u}{\partial X_{km}} = \frac{U_{km}}{\tau} \tag{28}$$

有：

$$\begin{aligned}\frac{\mathrm{d}U_{km}}{\mathrm{d}\bar{t}} = -\frac{U_{km}}{\tau} - \Big\{ & -S_k P_{km}\prod_{j=1, j\neq m}^{M}(1 - P_{kj}X_{kj}) + \lambda_1 \bar{f}_1[Z_1(k)] + \\ & 2\lambda_2 f_1[Z_2(k)]\sum_{j=1 j\neq m}^{M} X_{kj} + 2\lambda_3 f_1[Z_3(m)]\sum_{l=1 l\neq k}^{K} X_{lm} + \\ & \lambda_4 f_1[Z_4] + 0.5\lambda_5(1 - 2X_{km})\Big\}, \forall k \in K, m \in M\end{aligned} \tag{29}$$

式中：$f_1(Z) = \frac{1}{2}\frac{\mathrm{d}f_2}{\mathrm{d}Z} = ZH(Z)$；$\bar{f}_1(Z) = \frac{1}{2}\frac{\mathrm{d}\bar{f}_2}{\mathrm{d}Z} = ZH(-Z)$。

方程(9)、(25)、(29)描述了一个神经动力学系统。给定一个神经动力学系统，必须要考虑 2 个问题：一是系统的稳定性和收敛性，在给定初值 $U_{km}(0)$，$\lambda_a(0)$ 的条件下，当 $\bar{t} \to \infty$ 系统将收敛于极小化目标函数 E^M 的稳定状态(U^e, λ^e)；二是如何选择初始条件，使系统收敛于全局极小值点，由于目标函数是非凸函数，因此可能存在多个局部极小值点，在不同的初始条件下，可能收敛于不同的局部极小值点，因此要慎重选择初始条件。

3　基于 Hopfield 网络求解反导火力分配的稳定性及收敛性

假定 $\boldsymbol{X}^e \in D_x$，$\lambda^e \in \mathbf{R}^5$ 是方程(9)、(25)、(29)的稳态，根据自治非线性动力学系统的稳定性和收敛定义[5-6]，可知，对于任意的正数 ε，存在正数 δ，当 $|\boldsymbol{X}(0) - \boldsymbol{X}^e| < \delta$ 时，对所有的 $\bar{t} > 0$，均有 $|\boldsymbol{X}(\bar{t}) - \boldsymbol{X}^e| < \varepsilon$，则称平稳态是稳定的；如果存在正数 δ 满足 $|\boldsymbol{X}(0) - \boldsymbol{X}^e| < \delta$，则 $\bar{t} \to \infty$ 时，$\boldsymbol{X}(\bar{t}) \to \boldsymbol{X}^e$，那么称平稳态是渐进稳定的。

Lyapunov 直接方法提供了验证平稳态稳定的方法[7-9]，且不需要求解方程(9)、(25)、(29)。设 $V(\boldsymbol{X}, \lambda)$：$\mathbf{R}^{km+5} \to \mathbf{R}$ 在$(\boldsymbol{X}^e, \lambda^e)$的邻域内是一个连续可微函数，且有：①$V(\boldsymbol{X}, \lambda) > 0$，if$(\boldsymbol{X}, \lambda) = (\boldsymbol{X}^e, \lambda^e)$；②$\frac{\mathrm{d}V}{\mathrm{d}\bar{t}} \leqslant 0$ in $\mathbf{R}^{km+5}$，then $(\boldsymbol{X}^e, \lambda^e)$是稳定的。

进一步如果在 $\mathbf{R}^{km+5}$ 内,$\frac{\mathrm{d}V}{\mathrm{d}t}<0$,那么$(\boldsymbol{X}^e,\lambda^e)$是渐进稳定的。满足条件①、②的函数称为 Lyapunov 函数[10]。

考虑标量函数$E^M(\boldsymbol{X},\lambda)$,除$E_u$项以外,其组成项均为连续,可微,非负函数,$E_u$是一个非正函数。为$E_u$添加互补正项,构建非负函数$V(\boldsymbol{X},\lambda)$为:

$$V(\boldsymbol{X},\lambda) = E^M(\boldsymbol{X},\lambda) + \sum_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M}\frac{1}{\tau}\int_{\frac{1}{2}}^{0}U_{km}\mathrm{d}X_{km} = E^M(\boldsymbol{X},\lambda) + KMU_{00}\frac{\log 2}{2\tau} > 0 \tag{30}$$

从方程(30)可知,$V(\boldsymbol{X},\lambda)$满足条件(1),可以作为 Lyapunov 函数的候选项,$V(\boldsymbol{X},\lambda)$对$t$进行求导有:

$$\frac{\mathrm{d}V}{\mathrm{d}t} = \sum_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M}\frac{\partial E^M}{\partial X_{km}}\frac{\mathrm{d}X_{km}}{\mathrm{d}U_{km}}\frac{\mathrm{d}U_{km}}{\mathrm{d}t} + \sum_{a=1}^{5}\frac{\partial E^M}{\partial \lambda_a}\frac{\mathrm{d}\lambda_a}{\mathrm{d}t} \tag{31}$$

根据方程(25)、(27)带入相关变量$\frac{\mathrm{d}U_{km}}{\mathrm{d}t}$和$\frac{\mathrm{d}\lambda_a}{\mathrm{d}t}$与式(31),有:

$$\frac{\mathrm{d}V}{\mathrm{d}t} = -\sum_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M}\frac{\mathrm{d}X_{km}}{\mathrm{d}U_{km}}\left(\frac{\mathrm{d}U_{km}}{\mathrm{d}t}\right)^2 + \sum_{a=1}^{5}J_a^2 \tag{32}$$

应用式(26)可以计算$\frac{\mathrm{d}X_{km}}{\mathrm{d}U_{km}}$。在式(32)中右侧第1项为非正项,第2项为非负项。如果一个稳态满足 $V_1 = \sum_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M}\frac{\mathrm{d}X_{km}}{\mathrm{d}U_{km}}\left(\frac{\mathrm{d}U_{km}}{\mathrm{d}t}\right)^2$ 大于 $V_2 = \sum_{a=1}^{5}J_a^2$,那么该稳态便是渐进稳定的。

4 仿真分析

神经元的时间常数$\tau=1$;增益系数取值$U_{00}=0.01$;神经元的输入信号$U(0)$选取原则是通过式(9),令神经元的输出信号$\boldsymbol{X}(0)=0$;时间步长取值$\Delta t=10^{-3}$ s;收敛于稳态的判别准则为输出信号X_{km}和 Lagrange 乘子λ_a均小于10^{-4};根据一阶欧拉法计算U_{km}^{new}和λ_a^{new}:$U_{km}^{\mathrm{new}}=U_{km}^{\mathrm{old}}+\Delta t\left(-\frac{\mathrm{d}U_{km}}{\mathrm{d}t}\right)^{\mathrm{old}}$,$\lambda_a^{\mathrm{new}}=\lambda_a^{\mathrm{old}}+\Delta t[J_a]^{\mathrm{old}}$。

考虑一个小规模的作战想定,设$K=6$,$M=6$,单发杀伤概率见表1。

表 1 单发杀伤概率

Tab. 1 Input SSKP matrix

k	m					
	1	2	3	4	5	6
1	1.00	0.50	0.40	0.60	0.50	0.10
2	0.60	0.40	0.90	0.70	0.30	0.20
3	0.10	0.80	0.30	0.60	0.40	0.60
4	0.50	0.30	0.70	0.20	0.10	0.40
5	0.30	0.20	0.50	0.60	0.80	0.70
6	0.70	0.60	0.40	0.10	0.30	0.20

3 种不同的作战想定,见表2。假定在3种不同的作战想定中,$r_k=1$,Lagrange 乘子的初始值设置为:$\lambda_1(0)=10.0$,$\lambda_2(0)=1.0$,$\lambda_3(0)=5.0$,$\lambda_4(0)=10.0$,$\lambda_5(0)=0.2$。TBM 目标$k\in K$的威胁程度为S_k的值均取1。

表 2 作战想定参数

Tab. 2 Three battle scenarios

作战想定	R_k	B_m	φ	拦截弹使用量	期望漏拦概率 $E_p/6$	迭代时间/s
想定 1	1	1	6	6	0.267	80
想定 2	1	2	6	6	0.183	82
想定 3	2	2	12	12	0.078	245

最终的仿真结果见表3。

表 3　3 种不同作战想定的最终火力分配结果

Tab. 3　Final assignment maps for three battle scenarios

	作战想定																	
	想定 1						想定 2						想定 3					
k	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0
	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0
	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0
	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1
	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0

典型的状态轨迹见图 1－图 3。图 1 显示了想定 1 的典型的几个神经元的状态空间轨迹,从图 1 中可以看出当迭代次数为 20－25 时,状态空间轨迹波动起伏较大。图 2 显示了想定 2 中的第 3 列的 6 个神经元的状态轨迹;图 3 显示了想定 3 中,第 5 行的 6 个神经元的状态空间轨迹。图 4 中绘出了想定 3 中,典型的 V_1,V_2,$\frac{dV}{dt}$曲线。

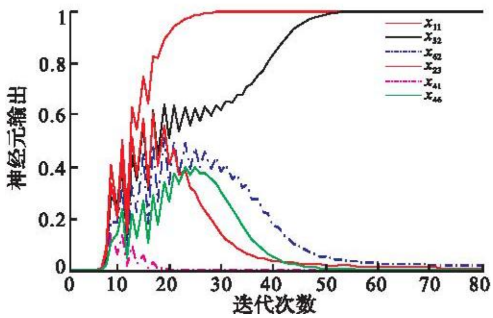

图 1　想定 1 典型神经元输出

Fig. 1　Trajectories of neuron output signals in battle scenario 1

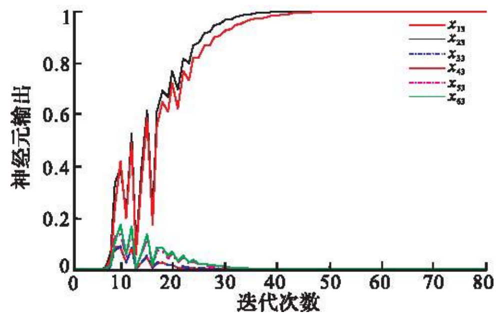

图 2　想定 2 典型神经元输出

Fig. 2　Trajectories of neuron output signals in battle scenario 2

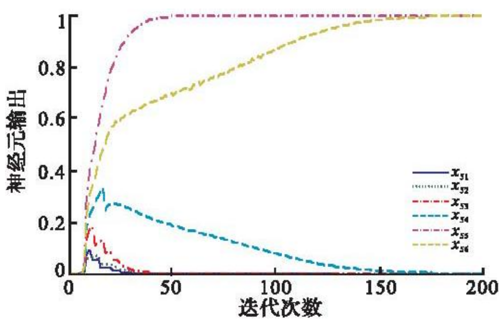

图 3　想定 3 典型神经元输出

Fig. 3　Trajectories of neuron output signals in battle scenario 3

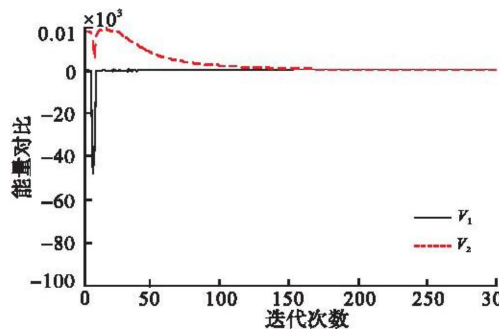

图 4　V_1 和 V_2 值对比

Fig. 4　Vriation of V_1 and V_2 in time in scenario 3

经过仿真验证,$\frac{dV}{dt}$是一个负数,仅当收敛于稳态时,$\frac{dV}{dt}=0$。从图 4 中可以看出 V_1 绝对值远远大于 V_2 值,且 V_2 收敛于 0 的速度快于 V_1 的收敛速度,说明所设计的 Hopfield 网络在收敛于稳态之前便限制状态变量到约束条件内。进行多次仿真验证,可以证明图 4 中的显示结果不是一个特例,反映了所设计的连续 Hopfield 神经网络的一个趋势。

神经元的初始状态 $U(0)$ 对于网络收敛和稳定的影响较大。通过多次仿真分析,在神经元的初始状态 U(0)取值使神经元的输出 $\boldsymbol{X}(0)=0$ 时,网络收敛和稳定性最好。

5 结束语

本文应用 Hopfield 网络求解了反导火力分配问题。证明了 Hopfield 网络求解反导火力分配的收敛性和稳定性。应用实例验证了应用 Hopfield 网络求解反导火力分配的实时性。基于 Hopfield 网络求解反导火力分配问题可以提高反导火力分配问题的收敛性、容错性、鲁棒性,为实现反导战场管理智能化提供了有效的途径。

参考文献:

[1] Hopfield J,Tank D W. Neural:computation of decisions in optimization problems[J]. Biological cybern,1985,52(16):141 - 152.

[2] Talavan,Yanez P M. Parameter setting of the hopfield network applied to TSP[J]. Neural networks,2002,15(32):363 - 373.

[3] Wilson G W,Pawley G S. On the stability of traveling salesman problem algorithm of hopfield and tank[J]. Biological cybern, 1988,55(6):63 - 70.

[4] Baliyer S V,Niranjan M,Fallside F. A theoretical investigation into the performation of hopfield model[J]. IEEE trans neural networks,1990,1(15):204 - 215.

[5] Matsuda S. Optimal hopfield network for combinatorial optimization with linear cost function[J]. IEEE trans neural networks, 1999,9(6):1319 - 1330.

[6] Kanmger B. Dynamical stability and parameter selection in neural optimization[J]. Proceedings int joint confererce on neural networks,1992,38(4):566 - 771.

[7] Brandt R D,Wang Y,Laub A J,et al. Alternative networks for solving the travelling salesman problem and the list - matching problem[J]. Proceedings int joint confererce on neural networks,1988,34(2):333 - 340.

[8] 史忠植. 神经网络[M]. 北京:高等教育出版社,2009.
SHI Zhongzhi. Neural networks[M]. Beijing: Publishing company of higher education,2009. (in Chinese)

[9] Zhang M L, Zhou Z H. Improve multi - instance neural networks through feature selection[J]. Neural processing letters, 2004,19(1):1 - 10.

[10] Zhang M L. Ensembling neural networks:many could be better than all[J]. Artificial intelligence,2002,137(1,2):239 - 263.

(编辑:田新华)

A Study of the Optimal Anti - missile Firepower Distribution Based on Continuous Hopfield Neural Networks

FANG Yi - hong[1] ,LI Wei - min[1] , ZHOU Xiao - guang[1] ,ZHONG Qiu[2]

(1. Missile Institute,Air Force Engineering University,Sanyuan 713800, Shaanxi, China; 2. Air Force Equipment Department, Beijing 100843, China)

Abstract:Anti - missile firepower distribution is one of the key tasks of BM, the firepower distribution model and the efficiency of solving it affect the result of the anti - missile defense warfare directly. The research on anti - missile firepower distribution is done, and the model of anti - missile firepower distribution is built. This paper presents a continuous Hopfield neural network - based algorithm for the optimization of the anti - missile firepower distribution and analyzes the convergence and stability. Finally, three representative examples are solved by the method presented in this paper, and the numerical results are present.

Key words:neural network; anti - missile; firepower distribution