第37卷 第2期 江西师范大学学报(自然科学版) Vol. 37 No. 2
2013年3月 Journal of Jiangxi Normal University(Natural Science) Mar. 2013

文章编号:1000-5862(2013)02-0195-04

随机时滞模糊细胞神经网络均方指数稳定性分析

张千宏[1],邵远夫[2],刘璟忠[3]

(1. 贵州财经大学贵州省经济系统仿真重点实验室 贵州 贵阳 550004;2. 桂林理工大学理学院,广西 桂林 541000;3. 湖南工学院计算机与信息科学学院,湖南 衡阳 421002)

摘要: 利用 Lyapunov 泛函方法研究一类随机时滞模糊细胞神经网络平衡点的均方指数稳定性,并运用不等式技术、随机分析理论证明主要结果,最后给出例子验证结果的有效性.

关键词: 模糊细胞神经网络;Brownian 运动;Ito 公式;均方指数稳定

中图分类号: O 175.13 **文献标志码:** A

0 引言

细胞神经网络首先由 L. O. Chua 等[1-2]提出,由于其在联想记忆、并行计算、图像处理、模式识别与优化问题等方面的应用,细胞神经网络的动力学行为引起众多学者的广泛关注[3-6]. 细胞神经网络的结构类似细胞自动机,即任何细胞只与其邻居细胞相连接,一个细胞包含线性和非线性电路元件,即线性电容、线性电阻、线性和非线性控制的来源以及独立的消息来源. 而在动态影像过程中需要引入时间延迟信号传播的细胞,带时滞的细胞神经网络模型的稳定性已取得很多结果[7-10]. 基于细胞神经网络模型,文献[11]提出模糊细胞神经网络模型,即在模型中引入2个模糊算子:模糊与($\wedge$)和模糊或($\vee$). 研究发现模糊细胞神经网络在图像处理和模式识别方面具有很好的应用[11-14]. 然而现实情况中存在许多外界环境的影响,即随机因素的影响,文献[15]讨论了在随机因素影响下,细胞神经网络均方指数稳定性. 基于此,本文进一步考虑随机模糊细胞神经网络平衡点的全局稳定性问题,即研究由 Brownian 运动驱动的时滞模糊细胞神经网络模型. 给出的理论结果可应用在电子、自动控制系统、计算机网络和许多进化网络中.

1 系统描述及引理

考虑由随机过程驱动的时滞模糊细胞神经网络模型:

$$\begin{cases} \mathrm{d}x_i(t) = \Big[-c_ix_i(t) + \sum\limits_{j=1}^{n} a_{ij}f_j(x_j(t)) + \\ \bigwedge\limits_{j=1}^{n} \alpha_{ij}f_j(x_j(t-\tau_j)) + \bigwedge\limits_{j=1}^{n} T_{ij}u_j + \\ \bigvee\limits_{j=1}^{n} \beta_{ij}f_j(x_j(t-\tau_j)) + \bigvee\limits_{j=1}^{n} H_{ij}u_j + I_i\Big]\mathrm{d}t + \\ \sigma(x_i(t))\mathrm{d}\omega_i(t) \\ x_i(t) = \varphi_i(t),\ -\tau \leqslant t \leqslant 0, 1 \leqslant i \leqslant n, \end{cases} \tag{1}$$

其中 $\tau = \max\limits_{i\leqslant j\leqslant n}\tau_j$,$n \geqslant 2$ 表示神经元的个数,$x_i(t)$ 表示 t 时刻第 i 个神经元的状态变量;a_{ij} 表示第 j 个神经元与第 i 个神经元的联接权重,α_{ij},β_{ij} 分别表示模糊反馈最小和模糊反馈最大模块的联接权重;T_{ij},H_{ij} 分别表示模糊前向最小和模糊前向最大模块的联接权重. $\wedge$ 和 $\vee$ 分别表示模糊与和模糊或算子. u_j,I_i 分别表示第 i 个神经元的输入和偏差. τ_j 表示沿轴突的第 j 个单元的传输延迟,当孤立地断开与网络的连接和外部输入时,c_i 为第 i 个神经元将随着其潜在重置的静止状态的速度,f_j 为激励函数. $\omega(t) = (\omega_1(t),\omega_2(t),\cdots,\omega_n(t))^{\mathrm{T}}$ 是定义在完备概率空间(Ω,$\mathscr{F}$,P)上的 n 维 Brownian 运动. $\Psi(s) = (\varphi_1(s),\varphi_2(s),\cdots,\varphi_n(s))^{\mathrm{T}} \in C([-\tau,0];\mathbf{R}^n)$,其中 $C([-\tau,0];\mathbf{R}^n)$ 表示定义在 $[-\tau,0]$ 上范数为 $\|\Psi\| = \sup\limits_{-\tau\leqslant t\leqslant 0}\max\limits_{1\leqslant i\leqslant n}|\varphi_i(t)|$ 的实值连续函数空间.

定义 $x_t(s) = x(t+s)$,$s \in [-\tau,0]$,$t \geqslant 0$. 令 $x(t) = (x_1(t),x_2(t),\cdots,x_n(t))^{\mathrm{T}}$,其范数定义为

收稿日期:2012-10-25

基金项目:国家自然科学基金(11161015)和贵州省科技厅自然科学基金([2011]J2096)资助项目.

作者简介:张千宏(1971-),男,湖南邵阳人,教授,博士,主要从事微分方程,模糊微分方程和神经网络动力系统的研究.

$\|x\| = \sup\limits_{-\tau\leqslant s\leqslant 0}\left[\sum\limits_{i=1}^{n}|x_i(t+s)|^2\right]^{1/2}$. 假定 $x_i(s) = \varphi_i(s)(-\tau\leqslant s\leqslant 0, i=1,2,\cdots,n)$ 是模型(1)的初值. 设 x^* 是方程(1)的平衡点,定义 $\|\varphi - x^*\| = \sup\limits_{-\tau\leqslant s\leqslant 0}\left[\sum\limits_{i=1}^{n}|\varphi_i(s) - x_i^*|^2\right]^{1/2}$.

设 $V(x,y,t)\in C[\mathbf{R}^n\times\mathbf{R}^n\times\mathbf{R}^+,\mathbf{R}^+]$ 关于 x 存在 2 阶连续导数,关于 t 是 1 阶可导,定义算子

$$LV(x_i,y_i,t) = \frac{\partial V(x_i,y_i,t)}{\partial t} + \frac{\partial V(x_i,y_i,t)}{\partial x_i}\Big[-c_i x_i(t) + \sum_{j=1}^{n}a_{ij}f_j(x_j(t)) + \bigwedge_{j=1}^{n}\alpha_{ij}f_j(x_j(t-\tau_j)) + \bigwedge_{j=1}^{n}T_{ij}u_j + \bigvee_{j=1}^{n}\beta_{ij}f_j(x_j(t-\tau_j)) + \bigvee_{j=1}^{n}H_{ij}u_j + I_i\Big] + \frac{\partial^2 V(x_i,y_i,t)}{\partial x_i^2}\cdot \mathrm{trace}[\sigma^{\mathrm{T}}(t,x_i,y_i)\sigma(t,x_i,y_i)].$$

为了得出本文的结果,给出如下的假设条件

(A1) $f_j(\cdot)$ 关于正常数 $\mu_j(j=1,2,\cdots,n)$ 满足 Lipschitcz 连续,且 $f_j(0)=0$,即 $\exists\mu_j>0,\forall x,y\in\mathbf{R}$,有

$$|f_j(x) - f_j(y)|\leqslant\mu_j|x-y|.$$

(A2) 映射 $\sigma:\mathbf{R}^+\times\mathbf{R}^n\times\mathbf{R}^n\to\mathbf{R}^+$ 全局 Lipschitcz 连续且满足线性增长条件,进一步,满足

$$\sigma(0,0,0) = 0,$$

$$\mathrm{trace}[\sigma_i(t,x_i(t),x_i(t-\tau_i))^{\mathrm{T}}\sigma_i(t,x_i(t),x_i(t-\tau_i))]\leqslant\gamma_{1i}|x_i(t)|^2 + \gamma_{2i}|x_i(t-\tau_i)|^2,$$

其中 γ_{1i},γ_{2i} 为常数.

如果上述假设条件(A1)和(A2)满足,由随机微分方程解的存在唯一性定理[16]知,当 $t\geqslant 0$ 时,系统(1)存在唯一解,记为 $x(t,\varphi)$.

引理 1 假设 x 与 y 是系统(1)的 2 个状态,那么有

$$\Big|\bigwedge_{j=1}^{n}\alpha_{ij}f_j(x) - \bigwedge_{j=1}^{n}\alpha_{ij}f_j(y)\Big|\leqslant\sum_{j=1}^{n}|\alpha_{ij}||f_j(x) - f_j(y)|,$$

$$\Big|\bigvee_{j=1}^{n}\beta_{ij}f_j(x) - \bigvee_{j=1}^{n}\beta_{ij}f_j(y)\Big|\leqslant\sum_{j=1}^{n}|\beta_{ij}||f_j(x) - f_j(y)|.$$

定义 1 如果存在正数 $\varepsilon, M,\forall\varphi$,使得

$$E|x(t,\varphi) - x^*|^2\leqslant ME|\varphi - x^*|^2 e^{-\varepsilon t}, t\geqslant 0,$$

那么称系统(1)的平衡点 x^* 为均方指数稳定.

2 主要结论及证明

设 $x^* = (x_1^*, x_2^*,\cdots,x_n^*)^{\mathrm{T}}$ 是系统(1)的平衡点,作变换 $z_i(t) = x_i(t) - x_i^*, i=1,2,\cdots,n$,有

$$\mathrm{d}z_i(t) = \Big[-c_i z_i(t) + \sum_{j=1}^{n}a_{ij}(f_j(z_j(t) + x_j^*) - f_j(x_j^*)) + \bigwedge_{j=1}^{n}\alpha_{ij}f_j(z_j(t-\tau_j) + x_j^*) - \bigwedge_{j=1}^{n}\alpha_{ij}f_j(x_j^*) + \bigvee_{j=1}^{n}\beta_{ij}f_j(z_j(t-\tau_j) + x_j^*) - \bigvee_{j=1}^{n}\beta_{ij}f_j(x_j^*)\Big]\mathrm{d}t + \sigma_i(z_i(t))\mathrm{d}\omega_i(t), \quad (2)$$

其中 $z_i(t) = \Psi_i(t), \Psi_i(t) = \varphi_i(t) - x_i^*, i=1,2,\cdots,n, t\in[-\tau,0]$.

显然,系统(1)的平衡点 x^* 是均方指数稳定的当且仅当系统(2)的平衡点 O 是均方指数稳定的. 接下来只需证明系统(2)的平衡点 O 是均方指数稳定的.

定理 1 设条件(A1)和(A2)成立,如果存在常数 $\delta_i>0, a_{jj}<0(i,j=1,2,\cdots,n)$,使得

$$-2c_i + 2a_{ii}\mu_i + \sum_{j=1,j\neq i}^{n}|a_{ij}|\mu_j + \sum_{j=1,j\neq i}^{n}\frac{\delta_j}{\delta_i}|a_{ji}|\mu_j^2 + \sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}| + |\beta_{ij}|)\mu_j + \sum_{j=1,j\neq i}^{n}\frac{\delta_j}{\delta_i}(|\alpha_{ji}| + |\beta_{ji}|)\mu_j^2 + 2\gamma_{1i} + 2\gamma_{2i} < 0 \quad (3)$$

成立,则系统(1)的平衡点 x^* 为均方指数稳定.

证 由(3)式知,可以选取充分小的 $\varepsilon>0$,使得

$$\varepsilon - 2c_i + 2a_{ii}\mu_i + \sum_{j=1,j\neq i}^{n}|a_{ij}|\mu_j + \sum_{j=1,j\neq i}^{n}\frac{\delta_j}{\delta_i}|a_{ji}|\mu_j^2 + \sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}| + |\beta_{ij}|)\mu_j + e^{\varepsilon\tau}\sum_{j=1,j\neq i}^{n}\frac{\delta_j}{\delta_i}(|\alpha_{ji}| + |\beta_{ji}|)\mu_j^2 + 2\gamma_{1i} + 2\gamma_{2i} < 0.$$

考虑 Lyapunov 泛函

$$V(x,y,t) = \sum_{i=1}^{n}\delta_i\Big\{|z_i(t)|^2 e^{\varepsilon t} + \sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}| + |\beta_{ij}|)\int_{t-\tau_j}^{t}|f_j(z_j(s))|^2 e^{\varepsilon(s+\tau)}\mathrm{d}s\Big\},$$

计算算子 $LV(x,y,t)$,利用引理 1 得

$$LV(x,y,t) = \sum_{i=1}^{n}\delta_i\{e^{\varepsilon t}[\varepsilon|z_i(t)|^2 + 2|z_i(t)|\cdot(-c_i z_i(t)) + \sum_{j=1}^{n}a_{ij}(f_j(z_j(t) + x_j^*) - f_j(x_j^*)) + \bigwedge_{j=1}^{n}\alpha_{ij}f_j(z_j(t-\tau_j) + x_j^*) - \bigwedge_{j=1}^{n}\alpha_{ij}f_j(x_j^*) + \bigvee_{j=1}^{n}\beta_{ij}f_j(z_j(t-\tau_j) + x_j^*) - \bigvee_{j=1}^{n}\beta_{ij}f_j(x_j^*)] + \sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}| + |\beta_{ij}|)[|f_j(z_j(t))|^2 e^{\varepsilon(t+\tau_j)} - |f_j(z_j(t-\tau_j))|^2 e^{\varepsilon t} + 2e^{\varepsilon t}\mathrm{trace}[\sigma_i(t,z_i(t),z_i(t-$$

$\tau_i))^{\mathrm{T}}\sigma(t,z_i(t),z_i(t-\tau_i))]\leqslant$

$e^{\varepsilon\tau}\sum_{i=1}^{n}\delta_i[(\varepsilon-2c_i+2a_{ii}\mu_i)|z_i(t)|^2+$

$2\sum_{j=1,j\neq i}^{n}|a_{ij}||z_i(t)|\mu_j|z_j(t)|+2\sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}|+$

$|\beta_{ij}|)|z_i(t)||f_j(z_j(t-\tau_j))|+\sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}|+$

$|\beta_{ij}|)|f_j(z_j(t))|^2e^{\varepsilon\tau_j}|-$

$\sum_{i=1}^{n}(|\alpha_{ij}|+|\beta_{ij}|)|f_j(z_j(t-\tau_j))|^2+$

$2\gamma_{1i}|z_i(t)|^2+2\gamma_{2i}|z_i(t-\tau_i)|^2]$.

利用基本不等式 $2ab\leqslant a^2+b^2$,得

$$LV(x,y,t)=e^{\varepsilon\tau}\sum_{i=1}^{n}\delta_i[(\varepsilon-2c_i+2a_{ii}\mu_i)|z_i(t)|^2+$$

$$2\sum_{j=1,j\neq i}^{n}|a_{ij}||z_i(t)|\mu_j|z_j(t)|+\sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}|+|\beta_{ij}|)\cdot$$

$$|z_i(t)|^2+\sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}|+|\beta_{ij}|)|f_j(z_i(t))|^2e^{\varepsilon\tau_j}+$$

$$2\gamma_{1i}|z_i(t)|^2+2\gamma_{2i}|z_i(t-\tau_i)|^2]\leqslant$$

$$e^{\varepsilon\tau}\sum_{i=1}^{n}\delta_i[(\varepsilon-2c_i+2a_{ii}\mu_i)|z_i(t)|^2+$$

$$\sum_{j=1,j\neq i}^{n}|a_{ij}|\mu_j|z_i(t)|^2+\sum_{j=1,j\neq i}^{n}|a_{ij}|\mu_j|z_j(t)|^2+$$

$$\sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}|+|\beta_{ij}|)|z_i(t)|^2+\sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}|+|\beta_{ij}|)\mu_j^2\cdot$$

$$|z_j(t)|^2e^{\varepsilon\tau_j}+2\gamma_{1i}|z_i(t)|^2+2\gamma_{2i}|z_i(t-\tau_i)|^2]\leqslant$$

$$e^{\varepsilon\tau}\sum_{i=1}^{n}\delta_i[(\varepsilon-2c_i+2a_{ii}\mu_i)+2\sum_{j=1,j\neq i}^{n}|a_{ij}|\mu_j+$$

$$\sum_{j=1,j\neq i}^{n}\frac{\delta_j}{\delta_i}|a_{ij}|\mu_j+\sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}|+|\beta_{ij}|)+e^{\varepsilon\tau}\cdot$$

$$\sum_{j=1,j\neq i}^{n}\frac{\delta_j}{\delta_i}(|\alpha_{ji}|+|\beta_{ji}|)\mu_j^2+2\gamma_{1i}+2\gamma_{2i}]|z_i(t)|^2\leqslant 0.$$

因此

$$E[V(z,t)]\leqslant E[V(\Psi,0)],t>0. \tag{4}$$

另一方面,

$$E[V(\Psi,0)]=E\Big[\sum_{i=1}^{n}\delta_i(|\Psi_i(0)|^2+$$

$$\sum_{j=1}^{n}(|\alpha_{ij}|+|\beta_{ij}|)\int_{-\tau_j}^{0}|f_j(z_j(s))|^2e^{\varepsilon(s+\tau)}ds)\Big]\leqslant$$

$$\Big[\max_{1\leqslant i\leqslant n}\delta_i+\mu^2\tau e^{\tau}\sum_{j=1}^{n}\delta_i(|\alpha_{ij}|+|\beta_{ij}|)\Big]\cdot$$

$$E[\sum_{i=1}^{n}|\Psi_i(0)|^2], \tag{5}$$

其中 $\mu=\max_{1\leqslant j\leqslant n}\mu_j$,并且

$$E[V(z,t)]\geqslant e^{\varepsilon t}\min_{1\leqslant i\leqslant n}\delta_i E\Big[\sum_{i=1}^{n}|z_i(t)|^2\Big],t>0. \tag{6}$$

由(4)~(6)式,容易得到

$$E[\|z_\tau\|^2]\leqslant Me^{-\varepsilon t}E[\|\Psi\|^2],t>0,$$

其中

$$M=\frac{1}{\min\limits_{1\leqslant i\leqslant n}\{\delta_i\}}\Big[\max_{1\leqslant i\leqslant n}\delta_i+\mu^2\tau e^{\tau}\sum_{j=1}^{n}\delta_i(|\alpha_{ij}|+|\beta_{ij}|)\Big]\geqslant 1,$$

故 $z^*=(0,0,\cdots,0)^{\mathrm{T}}$ 为均方指数稳定的,即系统(1)的平衡点 x^* 是均方指数稳定.

3　算例

考虑随机时滞模糊细胞神经网络

$$dx_i(t)=[-c_ix_i(t)+\sum_{j=1}^{2}a_{ij}f_j(x_j(t))+\bigwedge_{j=1}^{2}\alpha_{ij}f_j(x_j(t-\tau_j))+\bigwedge_{j=1}^{2}T_{ij}u_j+\bigvee_{j=1}^{2}\beta_{ij}f_j(x_j(t-\tau_j))+\bigvee_{j=1}^{2}H_{ij}u_j+I_i]dt+\sum_{i=1}^{2}\sigma(x_i(t))d\omega_i(t), \tag{7}$$

其中 $c_1=c_2=9$,$a_{11}=a_{22}=-5$,$a_{12}=a_{21}=2$,$\alpha_{11}=\alpha_{22}=3$,$\alpha_{12}=\alpha_{21}=2$,$\beta_{11}=\beta_{22}=2$,$\beta_{12}=\beta_{21}=3$,$T_{ij}=H_{ij}=1(i,j=1,2)$,$u_1=u_2=2$,$I_1=I_2=3$.

令 $\gamma_{11}=0.6$,$\gamma_{12}=0.5$,$\gamma_{21}=0.5$,$\gamma_{22}=0.7$,$f_j(x_j)=-|x_j|(j=1,2)$. 显然 $\mu_j=1(j=1,2)$,且满足假设条件(A1)和(A2),通过简单计算,得

$$-2c_1+2a_{11}\mu_1+|a_{22}|\mu_2+|a_{21}|\mu_2^2+(|\alpha_{11}|+|\beta_{11}|+|\alpha_{12}|+|\beta_{12}|)+(|\alpha_{11}|+|\beta_{11}|)\mu_1^2+(|\alpha_{21}|+|\beta_{21}|)\mu_2^2+2\gamma_{11}+2\gamma_{21}=-1.8<0,$$

$$-2c_2+2a_{22}\mu_2+|a_{21}|\mu_1+|a_{12}|\mu_1^2+(|\alpha_{21}|+|\beta_{21}|+|\alpha_{22}|+|\beta_{22}|)+(|\alpha_{12}|+|\beta_{12}|)\mu_1^2+(|\alpha_{22}|+|\beta_{22}|)\mu_2^2+2\gamma_{21}+2\gamma_{22}=-1.6<0.$$

因此,系统(7)的平衡点 x^* 为均方指数稳定.

4　参考文献

[1] Chua L O,Yang Lin. Cellular neural networks: theory [J]. IEEE Trans Circ Syst I,1988,35(10):1257-1272.

[2] Chua L O,Yang Lin. Cellular neural networks: application [J]. IEEE Trans Circ Syst I,1988,35(10):1273-1290.

[3] Cao Jinde. Global stability analysis in delayed cellular neural networks [J]. Phys Rev E,1999,59(5):5940-

5944.

[4] Chen Anping,Cao Jinde. Existence and attractivity of almost periodic solutions for cellular neural networks with distributed delays and variable coefficients [J]. Appl Math Comput 2003,134(1):125-140.

[5] Huang He,Cao Jinde,Wang Jun. Global exponential stability and periodic solutions of recurrent neural networks with delays [J]. Phys Lett A,2002,298(5/6):393-404.

[6] Zhao Hongyong,Cao Jinde. New conditions for global exponential stability of cellular neural networks with delays [J]. Neural Networks,2005,18(10):1332-1340.

[7] 林岚,邱晓红. 基于模糊自组织神经网络的多目标跟踪算法 [J]. 江西师范大学学报:自然科学版,2005,29(1):26-30.

[8] 杨德刚. 一种新的时滞细胞神经网络全局渐近稳定性准则 [J]. 重庆师范大学学报:自然科学版,2007,24(3):46-50.

[9] 张敏瑞,张丽娜,黄兴. 基于神经网络自联想的数字图像水印算法 [J]. 江西师范大学学报:自然科学版,2007,31(5):445-449.

[10] 董彪,吴文权,蒋自国,等. 双向联想记忆神经网络的全局指数稳定性 [J]. 重庆师范大学学报:自然科学版,2007,24(2):39-42.

[11] Yang Tao,Yang Linbao. The global stability of fuzzy cellular neural networks [J]. IEEE Trans Circ Syst I,1996,43(10):880-883.

[12] Huang Tingwen. Exponential stability of delayed fuzzy cellular neural networks with diffusion [J]. Chao,Sol Fract,2007,31(3):658-664.

[13] Zhang Qianghong,Xiang Riguang. Global asymptotic stability of fuzzy cellular neural networks with time-varying delays [J]. Phys Lett A,2008,372(22):3971-3978.

[14] Yuan Kun,Cao Jinde,Deng Jianming. Exponential stability and perodic solutions of fuzzy cellular neural networks with time-varying delays [J]. Neurocomputing,2006,69(13/14/15):1619-1627.

[15] 李毓. 随机细胞神经网络平衡点均方指数稳定性分析 [J]. 模式识别与人工智能,2010,23(3):357-361.

[16] Blythe S,Mao Xuerong,Liao Xiaoxin,et al. Stability of stochastic delay neural networks [J]. Journal of the Franklin Institute,2001,338(4):481-495.

Analysis of Mean Square Exponential Stability for Stochastic Fuzzy Cellular Neural Networks with Delays

ZHANG Qian-hong[1],SHAO Yuan-fu[2],LIU Jing-zhong[3]

(1. Guizhou Key Laboratory of Economics System Simulation,Guizhou University of Finance and Economics,
Guiyang Guizhou 550004,China;2. School of Science,Guilin University of Technology,Guilin Guangxi 541000,China;
3. School of Computer and Information Science,Hunan Institute of Technology,Hengyang Hunan 421002,China)

Abstract: Lyapunov functionals is used to consider the mean square exponential stability of stochastic fuzzy cellular neural networks. The main results are deduced by virtue of inequality and stochastic analysis theory. Finally,an example is given to show feasibility and effectiveness of our results.

Key words: fuzzy cellular neural networks; Brownian motion; Ito formula; mean square exponential stability

(责任编辑:曾剑锋)