DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2019.10.008

不动点方法与概率时滞脉冲模糊系统的稳定性①

黄家琳[1]，　李兴贵[2]

1. 四川三河职业学院 基础部，四川 泸州 646200；2. 成都师范学院 数学学院，成都 611130

摘要：通过在完备距离空间上定义压缩映射，利用 T-S 模糊规则、概率时滞的相关性质和压缩映像原理导出了一类 T-S 模糊概率时滞脉冲双向联想记忆神经网络的稳定性的代数判据．特点在于，导出系统解的存在性的同时给出了该解的稳定性结论．最后，数值实例证实了所述方法的有效性．

关 键 词：双向联想记忆神经网络；概率时滞；不动点定理

中图分类号：O193　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1673－9868(2019)10－0056－06

以前很多文献用李雅普诺夫函数法导出神经网络的稳定性[1-9]，然而每一种方法有其局限性，不动点方法是李雅普诺夫函数法的替代方法之一[10-16]．本文作者考虑用压缩映射原理结合线性矩阵不等式方法给出一类 T-S 模糊概率时滞脉冲双向联想记忆神经网络的稳定性的代数判据(LMI)．特别地，LMI 判据适合于计算机 Matlab LMI 工具箱编程运算，符合实际工程中大型计算的要求．由于方法和条件的不同，本文更新了相关文献[14-16]的结果．

1　预备知识

本文考虑下述由 IF-THEN 规则所描述的 T-S 模糊双向联想记忆神经网络系统模型：

模糊规则 j　令 $t\in[0,+\infty)$，$t\neq t_k$，$k=1,2,\cdots$，若 $\omega_1(t)=\mu_{j1},\cdots,\omega_m(t)=\mu_{jm}$，则

$$\begin{cases}\dfrac{\mathrm{d}x(t)}{\mathrm{d}t}=-\boldsymbol{A}x(t)+\boldsymbol{C}_j f(y(t-\tau(t)))\\ \dfrac{\mathrm{d}y(t)}{\mathrm{d}t}=-\boldsymbol{B}y(t)+\boldsymbol{D}_j g(x(t-h(t)))\\ x(t_k^+)-x(t_k)=\rho(x(t_k)),\ y(t_k^+)-y(t_k)=\rho(y(t_k))\\ x(s)=\xi(s),\ y(s)=\eta(s)\qquad s\in[-\tau,0]\end{cases}\tag{1}$$

其中

$$x(t)=(x_1(t),x_2(t),\cdots,x_n(t))^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^n$$
$$y(t)=(y_1(t),y_2(t),\cdots,y_n(t))^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^n$$
$$\xi(s),\eta(s)\in C([-\tau,0],\mathbb{R}^n])$$

$\{\mu_{jk}\}$ 是模糊集($j=1,2,\cdots,J$；$k=1,2,\cdots,m$)，$\omega_k(t)$ 是前件变量，m 为前件变量的个数，J 是 IF-THEN

① 收稿日期：2018－03－08
基金项目：国家 973 项目(2010CB732501)；成都师范学院 2018 年国家级大学生创新创业训练计划项目(201814389083)．
作者简介：黄家琳(1949－)，男，教授，主要从事微分方程理论及其应用的研究．
通信作者：李兴贵，教授，博士．

规则的个数. 激活函数

$$f(x(t-\tau(t)))=(f_1(x_1(t-\tau(t))),\ f_2(x_2(t-\tau(t))),\ \cdots,\ f_n(x_n(t-\tau(t))))^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^n$$

$$g(x(t-h(t)))=(g_1(x_1(t-h(t))),\ g_2(x_2(t-h(t))),\ \cdots,\ g_n(x_n(t-h(t))))^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^n$$

脉冲函数

$$\rho(x(t))=(\rho_1(x_1(t)),\ \rho_2(x_2(t)),\ \cdots,\ \rho_n(x_n(t)))^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^n$$

时滞 $0\leqslant\tau(t),h(t)\leqslant\tau$, $\forall i=1,2,\cdots,n$. 我们简记时滞神经元之间相互联络的权系数矩阵 $\boldsymbol{C}_j,\boldsymbol{D}_j$ 是 n 维方阵. 脉冲时刻 $t_k(k=1,2,\cdots)$ 满足 $0<t_1<t_2<\cdots$, $\lim\limits_{k\to\infty}t_k=\infty$. $x(t_k^+)$ 和 $x(t_k^-)$ 分别表示 $x(t)$ 在 t_k 时刻的右极限和左极限. 假设 $x(t_k^-)=x(t_k)(\forall k=1,2,\cdots)$. 令 $t\geqslant 0$, $t\neq t_k$, $k=1,2,\cdots$, 由单点模糊化、乘积推理和平均加权反模糊化得到模糊系统的整个状态方程为

$$\begin{cases}\dfrac{\mathrm{d}x(t)}{\mathrm{d}t}=-\boldsymbol{A}x(t)+\sum\limits_{j=1}^{J}\rho_j(\omega(t))\,\boldsymbol{C}_jf(y(t-\tau(t)))\\ \dfrac{\mathrm{d}y(t)}{\mathrm{d}t}=-\boldsymbol{B}y(t)+\sum\limits_{j=1}^{J}\rho_j(\omega(t))\boldsymbol{D}_jg(x(t-h(t)))\\ x(t_k^+)-x(t_k)=\rho(x(t_k)),\ y(t_k^+)-y(t_k)=\rho(y(t_k))\\ x(s)=\xi(s),\ y(s)=\eta(s)\qquad s\in[-\tau,\ 0]\end{cases}\tag{2}$$

其中

$$\omega(t)=(\omega_1(t),\ \cdots,\ \omega_m(t))\qquad \rho_j(\omega(t))=\frac{\Upsilon_j(\omega(t))}{\sum\limits_{i=1}^{J}\Upsilon_i(\omega(t))}$$

$\Upsilon_j(\omega(t))$ 为相应于规则 j 的隶属度函数, 且 $\sum\limits_{j=1}^{J}\rho_j(\omega(t))=1$, $\rho_j(\omega(t))\geqslant 0$.

由于实际系统中的时滞达到较大值的概率很小, 于是我们需要考虑概率时滞

$$\mathbb{P}(0\leqslant\tau(t)\leqslant\tau_1)=c_0\qquad \mathbb{P}(\tau_1<\tau(t)\leqslant\tau_2)=1-c_0$$

设实数 $c_0\leqslant 1$, 定义随机变量

$$\mathscr{C}(t)=\begin{cases}1 & 0\leqslant\tau(t)\leqslant\tau_1\\ 0 & \tau_1<\tau(t)\leqslant\tau_2\end{cases}$$

令 $t\geqslant 0$, $t\neq t_k$, $k=1,2,\cdots$, 考虑概率时滞模糊系统

$$\begin{cases}\dfrac{\mathrm{d}x(t)}{\mathrm{d}t}=-\boldsymbol{A}x(t)+\sum\limits_{j=1}^{J}\rho_j(\omega(t))[c_0\boldsymbol{C}_jf(y(t-\tau_1(t),\ x))+(1-c_0)\boldsymbol{C}_jf(y(t-\tau_2(t),\ x))+\\ \qquad(\mathscr{C}-c_0)(\boldsymbol{C}_jf(y(t-\tau_1(t),\ x))-\boldsymbol{C}_jf(y(t-\tau_2(t),\ x)))]\\ \dfrac{\mathrm{d}y(t)}{\mathrm{d}t}=-\boldsymbol{B}y(t)+\sum\limits_{j=1}^{J}\rho_j(\omega(t))[c_0\boldsymbol{D}_jg(x(t-h_1(t),\ x))+(1-c_0)\boldsymbol{D}_jg(x(t-h_2(t),\ x))+\\ \qquad(\mathscr{C}-c_0)(\boldsymbol{D}_jg(x(t-h_1(t),\ x))-\boldsymbol{D}_jg(x(t-h_2(t),\ x)))]\\ x(t_k^+)-x(t_k)=\rho(x(t_k)),\ y(t_k^+)-y(t_k)=\rho(y(t_k))\\ x(s)=\xi(s),\ y(s)=\eta(s)\qquad s\in[-\tau,\ 0]\end{cases}\tag{3}$$

本文假设: $f(0)=g(0)=\rho(0)=0\in\mathbb{R}^n$; 对角矩阵 $\boldsymbol{A}=\mathrm{diag}(a_1,a_2,\cdots,a_n)$, $\boldsymbol{B}=\mathrm{diag}(b_1,b_2,\cdots,b_n)$ 正定; 对角矩阵 $\boldsymbol{F},\boldsymbol{G},\boldsymbol{H}$ 分别是向量函数 f,g,ρ 的利普希茨常数矩阵.

2 主要结论与证明

定理 1 假设存在常数 $0<\lambda<1$, 使得

$$\begin{cases}\sum_{j=1}^{J}|\boldsymbol{C}_j|\boldsymbol{F}+\frac{1}{\delta}\boldsymbol{H}+\boldsymbol{AH}-\lambda\boldsymbol{A}<0\\ \sum_{j=1}^{J}|\boldsymbol{D}_j|\boldsymbol{G}+\frac{1}{\delta}\boldsymbol{H}+\boldsymbol{BH}-\lambda\boldsymbol{B}<0\end{cases}\tag{4}$$

则脉冲时滞系统(2)是指数稳定的，其中 $\delta=\inf_{k=1,2,\cdots}(t_{k+1}-t_k)>0$.

证　首先定义空间 $\Omega=\Omega_1\times\Omega_2$.

设 $\Omega_i(i=1,2)$ 是这样的函数空间，其函数 $q_i(t)$：$[-\tau,\infty)\longrightarrow\mathbb{R}^n$ 满足以下 4 条：

(a) $q_i(t)$ 连续于 $t\in[0,+\infty)\backslash\{t_k\}_{k=1}^{\infty}$；

(b) $q_1(t)=\xi(t)$，$q_2(t)=\eta(t)(\forall t\in[-\tau,0])$；

(c) $\lim_{t\to t_k^-}q_i(t)=q_i(t_k)$，且 $\lim_{t\to t_k^+}q_i(t)$ 存在($\forall k=1,2,\cdots$)；

(d) 当 $t\to\infty$ 时 $\mathrm{e}^{\gamma t}q_i(t)\to 0$，其中 $\gamma>0$ 是常数，满足 $\gamma<\min\{\lambda_{\min}\boldsymbol{A},\lambda_{\min}\boldsymbol{B}\}$.

则易证 Ω 是下述度量下的完备空间：

$$\mathrm{dist}(\bar{q},\tilde{q})=\max_{i=1,2,\cdots,2n-1,2n}(\sup_{t\geqslant-\tau}|\bar{q}^{(i)}(t)-\tilde{q}^{(i)}(t)|)$$

其中

$$\bar{q}=\bar{q}(t)=\begin{pmatrix}\bar{q}_1(t)\\ \bar{q}_2(t)\end{pmatrix}=(\bar{q}^{(1)}(t),\bar{q}^{(2)}(t),\cdots,\bar{q}^{(2n)}(t))^{\mathrm{T}}\in\Omega$$

$$\tilde{q}=\tilde{q}(t)=\begin{pmatrix}\tilde{q}_1(t)\\ \tilde{q}_2(t)\end{pmatrix}=(\tilde{q}^{(1)}(t),\cdots,\tilde{q}^{(2n)}(t))^{\mathrm{T}}\in\Omega$$

这里 $\bar{q}_i\in\Omega_i$，$\tilde{q}_i\in\Omega_i$，$i=1,2$.

现定义压缩映射 $P:\Omega\longrightarrow\Omega$，这需 3 步来实现.

第一步，关于系统(3)，我们可以构造如下映射：

$$\begin{cases}P(x(t))=\mathrm{e}^{-\boldsymbol{A}t}\xi(0)+\mathrm{e}^{-\boldsymbol{A}t}\Big[\int_0^t\mathrm{e}^{\boldsymbol{A}s}\sum_{j=1}^{J}\rho_j(\omega(t))\boldsymbol{C}_j(\mathscr{C}f(y(s-\tau_1(s)))+(1-\mathscr{C})f(y(s-\tau_2(s))))\mathrm{d}s+\\ \qquad\sum_{0<t_k<t}\mathrm{e}^{\boldsymbol{A}t_k}\rho(x_{t_k})\Big]\qquad t\geqslant 0\\ P(y(t))=\mathrm{e}^{-\boldsymbol{B}t}\eta(0)+\mathrm{e}^{-\boldsymbol{B}t}\Big[\int_0^t\mathrm{e}^{\boldsymbol{B}s}\sum_{j=1}^{J}\rho_j(\omega(t))\boldsymbol{D}_j(\mathscr{C}g(x(s-h_1(s)))+(1-\mathscr{C})g(x(s-h_2(s))))\mathrm{d}s+\\ \qquad\sum_{0<t_k<t}\mathrm{e}^{\boldsymbol{B}t_k}\rho(y_{t_k})\Big]\qquad t\geqslant 0\\ P\begin{pmatrix}x(t)\\ y(t)\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}\xi(t)\\ \eta(t)\end{pmatrix}\qquad\forall t\in[-\tau,0]\end{cases}\tag{5}$$

我们不难证明 P 是 Ω 上的压缩映射.

第二步，不难证明 $P\begin{pmatrix}x(t)\\ y(t)\end{pmatrix}\in\Omega$，$\forall\begin{pmatrix}x(t)\\ y(t)\end{pmatrix}\in\Omega$. 换而言之，$P\begin{pmatrix}x(t)\\ y(t)\end{pmatrix}$ 满足条件(a)－(d).

第三步，证明(5)式定义的 P 是压缩映射.

对任给 $\begin{pmatrix}x(t)\\ y(t)\end{pmatrix}$，$\begin{pmatrix}\bar{x}(t)\\ \bar{y}(t)\end{pmatrix}\in\Omega$，我们有

$$\left|P\begin{pmatrix}x(t)\\ y(t)\end{pmatrix}-P\begin{pmatrix}\bar{x}(t)\\ \bar{y}(t)\end{pmatrix}\right|\leqslant$$

$$\begin{pmatrix} e^{-\boldsymbol{A}t}\int_0^t e^{\boldsymbol{A}s}\sum_{j=1}^{J}|\boldsymbol{C}_j|(\mathscr{C}|f(y(s-\tau_1(s)))-f(\bar{y}(s-\tau_1(s)))|+(1-\mathscr{C})|f(y(s-\tau_2(s)))-f(\bar{y}(s-\tau_2(s)))|)ds \\ e^{-\boldsymbol{B}t}\int_0^t e^{\boldsymbol{B}s}\sum_{j=1}^{J}|\boldsymbol{D}_j|(\mathscr{C}|g(x(s-h_1(s)))-g(\bar{x}(s-h_1(s)))|+(1-\mathscr{C})|g(x(s-h_2(s)))-g(\bar{x}(s-h_2(s)))|)ds \end{pmatrix}+$$

$$\begin{pmatrix} e^{-\boldsymbol{A}t}\sum_{0<t_k<t} e^{\boldsymbol{A}t_k}|\rho(x_{t_k})-\rho(\bar{x}_{t_k})| \\ e^{-\boldsymbol{B}t}\sum_{0<t_k<t} e^{\boldsymbol{B}t_k}|\rho(y_{t_k})-\rho(\bar{y}_{t_k})| \end{pmatrix}\leqslant$$

$$\left[\begin{pmatrix} \boldsymbol{A}^{-1}\sum_{j=1}^{J}|\boldsymbol{C}_j|F\mu \\ \boldsymbol{B}^{-1}\sum_{j=1}^{J}|\boldsymbol{D}_j|G\mu \end{pmatrix}+\frac{1}{\delta}\begin{pmatrix} e^{-\boldsymbol{A}t}\left(\int_0^t e^{\boldsymbol{A}s}ds+\delta e^{\boldsymbol{A}t}\right)\boldsymbol{H}\mu \\ e^{-\boldsymbol{B}t}\left(\int_0^t e^{\boldsymbol{B}s}ds+\delta e^{\boldsymbol{B}t}\right)\boldsymbol{H}\mu \end{pmatrix}\right]\operatorname{dist}\left(\begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix},\begin{pmatrix} \bar{x}(t) \\ \bar{y}(t) \end{pmatrix}\right)\leqslant$$

$$\begin{pmatrix} \left(\boldsymbol{A}^{-1}\sum_{j=1}^{J}|\boldsymbol{C}_j|\boldsymbol{F}+\frac{1}{\delta}\boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{H}+\boldsymbol{H}\right)\mu \\ \left(\boldsymbol{B}^{-1}\sum_{j=1}^{J}|\boldsymbol{D}_j|\boldsymbol{G}+\frac{1}{\delta}\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{H}+\boldsymbol{H}\right)\mu \end{pmatrix}\operatorname{dist}\left(\begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix},\begin{pmatrix} \bar{x}(t) \\ \bar{y}(t) \end{pmatrix}\right)<$$

$$\lambda\begin{pmatrix} \mu \\ \mu \end{pmatrix}\operatorname{dist}\left(\begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix},\begin{pmatrix} \bar{x}(t) \\ \bar{y}(t) \end{pmatrix}\right)$$

因此

$$\operatorname{dist}\left(P\begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix},P\begin{pmatrix} \bar{x}(t) \\ \bar{y}(t) \end{pmatrix}\right)\leqslant\lambda\operatorname{dist}\left(\begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix},\begin{pmatrix} \bar{x}(t) \\ \bar{y}(t) \end{pmatrix}\right)$$

所以 $P:\Omega\longrightarrow\Omega$ 是压缩映射，从而存在 P 在 Ω 上的不动点 $\begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix}$. 即 $\begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix}$ 是模糊时滞脉冲系统(2)的解，满足 $e^{\gamma t}\left\|\begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix}\right\|\rightarrow 0(t\rightarrow+\infty)$. 证毕.

3 数值实例

例 1 考虑下列模糊 BAM 神经网络：

模糊规则 1

令 $t\geqslant 0$，$t\neq t_k$，$k=1,2,\cdots$，若 $\omega_1(t)=\dfrac{1}{e^{-5\omega_1(t)}}$，则

$$\begin{cases} \dfrac{dx(t)}{dt}=-\boldsymbol{A}x(t)+\boldsymbol{C}_1f(y(t-\tau(t))) \\ \dfrac{dy(t)}{dt}=-\boldsymbol{B}y(t)+\boldsymbol{D}_1g(x(t-h(t))) \\ x(t_k^+)-x(t_k)=\rho(x(t_k)),\ y(t_k^+)-y(t_k)=\rho(y(t_k)) \\ x(s)=\boldsymbol{\xi}(s),\ y(s)=\boldsymbol{\eta}(s) \qquad s\in[-\tau,0] \end{cases} \tag{6}$$

模糊规则 2

令 $t\geqslant 0$，$t\neq t_k$，$k=1,2,\cdots$，若 $\omega_2(t)=1-\dfrac{1}{e^{-5\omega_1(t)}}$，则

$$\begin{cases}\dfrac{\mathrm{d}x(t)}{\mathrm{d}t}=-\boldsymbol{A}x(t)+\boldsymbol{C}_2f(y(t-\tau(t)))\\ \dfrac{\mathrm{d}y(t)}{\mathrm{d}t}=-\boldsymbol{B}y(t)+\boldsymbol{D}_2g(x(t-h(t)))\\ x(t_k^+)-x(t_k)=\rho(x(t_k)),\ y(t_k^+)-y(t_k)=\rho(y(t_k))\\ x(s)=\xi(s),\ y(s)=\eta(s)\qquad s\in[-\tau,0]\end{cases}\tag{7}$$

其中 $\tau(t)=h(t)=\tau=0.8$，$t_1=0.3$，$t_k=t_{k-1}+0.3k$，$\delta=0.5$，$x(s)=\tanh s$，$y(s)=2\sin s$，$f(x)=0.1\sin x$，$g(x)=0.09\sin x$，$\rho(x)=0.1x$，$\boldsymbol{A}=(2)$，$\boldsymbol{B}=(1.95)$，$\boldsymbol{C}_1=(0.02)$，$\boldsymbol{C}_2=(0.03)$，$\boldsymbol{D}_1=(0.15)$，$\boldsymbol{D}_2=(0.18)$，$\boldsymbol{F}=(0.1)$，$\boldsymbol{G}=(0.09)$，$\boldsymbol{H}=(0.1)$.

利用计算机 Matlab LMI 工具箱解(4) 式，得到可行性数据

$$\lambda=0.811\,5$$

则由定理 1 知，模糊系统(6)-(7) 是指数稳定的.

4　总　结

本文用不动点方法研究了模糊脉冲概率时滞 BAM 神经网络系统的稳定性，其优点是利用压缩映像原理给出系统解的存在性的同时，也给了该解的全局指数型稳定结论，这点由本文函数空间的构造可以看出.

参考文献：

[1] RAO R F. Global Stability of a Markovian Jumping Chaotic Financial System with Partially Unknown Transition Rates under Impulsive Control Involved in the Positive Interest Rate [J]. Mathematics，2019，7(7)：579.

[2] LI H F，JIANG H J，HU C. Existence and Global Exponential Stability of Periodic Solution of Memristor-Based BAM Neural Networks with Time-Varying Delays [J]. Neural Networks，2016，75：97-109.

[3] RAO R F，ZHONG S M，PU Z L. On the Role of Diffusion Factors in Stability Analysis for p-Laplace Dynamical Equations Involved to BAM Cohen-Grossberg Neural Network [J]. Neurocomputing，2017，223：54-62.

[4] 饶若峰，黄家琳，钟守铭. 反应扩散 BAM 神经网络的全局指数稳定性 [J]. 吉林大学学报(理学版)，2012，50(6)：1086-1090.

[5] 倖　卫. T-S 模糊马尔可夫跳跃时滞 Cohen-Grossberg 神经网络的几乎必然指数稳定性 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版)，2015，40(5)：10-12.

[6] 黄家琳，饶若峰. Cohen-Grossberg 神经网络的全局指数稳定性 [J]. 西南大学学报(自然科学版)，2016，38(2)：78-82.

[7] RAO R F. Delay-Dependent Exponential Stability for Nonlinear Reaction-Diffusion Uncertain Cohen-Grossberg Neural Networks with Partially Known Transition Rates via Hardy-Poincare Inequality [J]. Chinese Annals of Mathematics(Series B)，2014，35(4)：575-598.

[8] RAO R F，ZHONG S M，WANG X R. Stochastic Stability Criteria with LMI Conditions for Markovian Jumping Impulsive BAM Neural Networks with Mode-Dependent Time-Varying Delays and Nonlinear Reaction-Diffusion [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation，2014，19(1)：258-273.

[9] RAO R F，TANG G Z，GONG J Q，et al. Robust Stability of Nonlinear Diffusion Fuzzy Neural Networks with Parameter Uncertainties and Time Delays [J]. Complexity，2018，2018：1-19.

[10] RAO R F，ZHONG S M，PU Z L. Fixed Point and p-Stability of T-S Fuzzy Impulsive Reaction-Diffusion Dynamic Neural Networks with Distributed Delay Via Laplacian Semigroup [J]. Neurocomputing，2019，335：170-184.

[11] RAO R F，ZHONG S M. Stability Analysis of Impulsive Stochastic Reaction-Diffusion Cellular Neural Network with Distributed Delay via Fixed Point Theory [J]. Complexity，2017，2017：1-9.

[12] RAO R F，PU Z L，ZHONG S M，et al. Fixed Points and Exponential Stability for Impulsive Time-Delays BAM Neural Networks via LMI Approach and Contraction Mapping Principle [J]. Mathematical Problems in Engineering，2016，

2016：1-8.

[13] RAO R F，PU Z L. LMI-Based Stability Criterion of Impulsive T-S Fuzzy Dynamic Equations Via Fixed Point Theory [J]. Abstract and Applied Analysis，2013，2013：1-9.

[14] 牟天伟，饶若峰. 不动点原理在时滞BAM神经网络稳定性分析中的一个应用[J]. 西南大学学报(自然科学版)，2017，39(6)：5-9.

[15] WANG X R，RAO R F，ZHONG S M. LMI-Based Stability Criterion for Impulsive CGNNs via Fixed Point Theory [J]. Mathematical Problems in Engineering，2015，2015：1-10.

[16] 李兴贵，黄家琳. 不动点技巧在反应扩散模糊随机周期时滞系统稳定性分析中的应用[J]. 西南大学学报(自然科学版)，2019，41(6)：64-72.

The Fixed Point Theorem and the Stability of Fuzzy Impulsive Systems with Probability Time-Delays

HUANG Jia-lin[1]， LI Xing-gui[2]

1. Department of Elementary Education，Sichuan Sanhe College of Professionals，Luzhou Sichuan 646200，China；
2. Department of Mathematics，Chengdu Normal University，Chengdu 611130，China

Abstract：By defining a contraction mapping on a complete distance space，the authors employ the T-S fuzzy rule，probabilistic time-delay property and contraction mapping principle to derive an algebraic criterion for the stability of a class of T-S fuzzy probabilistic time-delay impulsive Bidirectional Associative Memory neural networks. Remarkably，the stability of the solution is given as soon as the existence of the solution of the system is derived. Finally，a numerical example is given to demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words：bi-directional associative memory neural networks；probability time-delay；fixed point theorem

责任编辑 廖 坤