

리미트사이클을 발생하는 연속시간 모델 순환결합형 신경회로망에서 카오스 신호의 영향

Analysis of Dynamical State Transition and Effects of Chaotic Signal in Continuous-Time Cyclic Neural Network

박철영

Cheol-Young Park

대구대학교 전자공학부

요 약

순환결합형 신경회로망은 복수 개의 리미트사이클을 생성하며 따라서, 많은 동적 정보를 저장할 수 있는 메모리 시스템으로 사용할 수 있다는 것이 알려져 있다. 본 논문에서는 각 뉴런이 최근접 뉴런에만 이진화한 결합하중 ± 1 로 연결된 연속 시간모델 순환결합형 신경회로망을 구현하였다. 그리고 이런 회로망을 통해 생성되는 리미트사이클의 수와 패턴을 시뮬레이션을 통하여 나타내었다. 또한 카오스 신호를 인가하여 리미트사이클 사이의 천이 가능성을 입증하였다. 특히, 카오스 신호 이외의 랜덤 노이즈를 이용한 해석을 통하여 동적 신경회로망에 카오스 노이즈를 인가하는 경우의 유효성을 검토하였다.

Abstract

It is well-known that a neural network with cyclic connections generates plural limit cycles, thus, being used as a memory system for storing large number of dynamic information. In this paper, a continuous-time cyclic connection neural network was built so that each neuron is connected only to its nearest neurons with binary synaptic weights of ± 1 . The type and the number of limit cycles generated by such network has also been demonstrated through simulation. In particular, the effect of chaos signal for transition between limit cycles has been tested. Furthermore, it is evaluated whether the chaotic noise is more effective than random noise in the process of the dynamical neural networks.

Key words : continuous-time cyclic neural network, chaos, limit cycle, transition

1. 서 론

종래 신경회로망 연구는 상호결합형 네트워크나 계층형 네트워크를 이용하여 인간이 행하는 정보의 기억이나 상기 메카니즘을 네트워크가 갖는 안정 고정점 (fixed-point)에 대응시켜, 정적인 정보의 기억이나 학습 등에 관한 연구가 진행되어 왔다. 그러나 실제로 우리 주위의 모든 현상, 예를 들면 물이나 공기의 흐름, 날씨 변화, 교통량, 통신에서의 노이즈 현상 등은 시시각각 변화하는 것을 볼 수 있다. 이와 같이 측정시간에 대해서 연속적으로 변화하는 시계열 정보를 처리하기 위해서는 과거의 기억에만 의존하는 행동으로는 대응이 불가능한 경우가 많으므로 획득한 정보를 근거로 기억이나 행동 프로그램을 재구축해야 할 필요가 있다. 이러한 시간 변화에 실시간으로 대응하는 동적정보처리 시스템을 디지털 시스템으로 구축하는 일은 어려운 문제이지만 신경회로망을 이용하면 실현 가능성이 있다.

따라서 최근에는 시계열 정보와 같은 동적인 정보의 처리에 대하여 여러 가지 연구가 진행되고 있으며 특히, 비대칭

시냅스(synapse) 결합을 갖는 네트워크에서 카오스(chaos)나 리미트사이클(limit cycle) 등의 동적인 다이내믹스가 나타나는 것이 알려져 있다.

카오스는 생체 이외의 여러 가지 자연현상에서도 나타나며, 현재까지 자연과학에서 매우 복잡하고 우연성에 지배되어 다룰 수 없는 것으로 생각되어온 현상에서도 규칙성을 나타내므로 그러한 현상의 해명에 크게 기여하고 있다. 먼저, 카오스 현상이 생체에서 나타난다는[1] 사실이 알려지면서 생체의 정보처리에서 카오스의 본질적인 연관에 대해 연구되고 있으며, 신경회로망에 카오스 다이내믹스를 도입하여 카오스 신호가 갖는 시간 상관에 의하여 최적해 탐사 능력이 향상되는 연구 결과가 보고되었다[2]. 카오스는 시간에 대해서 그 변동이 랜덤하게 보이지만 결정론적 방정식에 따라 상태가 결정되는 예측 불가능한 신호이며 카오스적인 동작들은 초기 조건에 대해 대단히 민감한 것으로 인하여 구별될 수 있다. 그 결과 카오스 시스템에서 발생하는 신호는 광대역이고 장기간 예측이 불가능하며 비록 그것이 결정론적 시스템에 의하여 발생되더라도 불규칙한 통계학적 성질을 나타낸다. 이와 같은 특성을 바탕으로 최근에는 카오스 이론에 근거한 새로운 암호화 기술들이 개발되어 통신시스템 등 다양한 공학분야에 응용되고 있다[3-6].

안정된 생물학적 오실레이터는 보통 리미트사이클에 의하여 모델링되며 각 패턴은 넓은 의미에서 안정된 어트랙터

접수일자 : 2005년 12월 26일

완료일자 : 2006년 7월 25일

이 논문은 2004학년도 대구대학교 학술연구비에 의하여 연구되었음.

(attractor)에 해당한다. 다안정 어트랙터는 실세계의 오실레이터에서 다양성과 가변성에 의존하며 이러한 특성은 폭넓게 관찰된다. 신경회로망이나 신경 집합체는 뇌가 센서 입력에 의하여 다이내믹스가 변하는 것처럼 리미트사이클 형태의 동작을 나타낸다. 이러한 관점에서 리미트사이클 타입의 어트랙터를 갖는 신경회로망은 패턴의 계열을 기억패턴으로 하는 시계열 패턴의 연상기억이 가능하므로 시계열 신호의 발생이나 인식뿐만 아니라 고차의 지각·인식 등 유연한 정보처리에 있어서 중요한 요소이다. 이와 관련하여 네트워크에 원하는 상태벡터를 기억시킬 수 있는 CRANN(Correct ReAction Neural Network)[7]을 사용하여 순환결합형 네트워크에 여러 개의 리미트사이클을 저장시키는 것이 가능하다는 연구[8], 실제 하드웨어를 구현하여 리미트사이클의 생성을 확인하고 응용한 연구[9], 그리고 리미트사이클의 상태 천이에 대한 해석[10] 등에 관한 연구가 보고되었다. 또한, 리미트사이클들은 비선형의 동적 시스템에서 가장 중요한 현상의 하나이어서 리미트사이클의 안정성 해석뿐만 아니라 특정하게 안정된 리미트사이클을 갖는 비선형시스템을 생성하는 역문제(inverse problem)도 연구되어 왔다[11]. 이러한 역문제는 많은 공학 분야에 적용되었고, 예를 들어 휴머노이드 로봇의 주기적인 동작은 감각 공간에서의 리미트사이클로 간주할 수 있다[12].

노이즈에 의한 상태 천이는 비선형 네트워크에서 높은 적응성을 나타내는데 핵심이다. 최근에는 외부에서 인가하는 노이즈가 인간의 뇌에서 입력력 연관을 강화시킬 수 있다는 것이 실험적으로 밝혀졌다[13-14]. 따라서 이러한 배경을 바탕으로 간단한 상태의 네트워크에서 노이즈 제어에 의한 동적 정보 처리의 가능성을 검토하는 것은, 각종의 응용을 위해서 뿐만 아니라 신경회로망의 기본적인 능력을 평가한다는 점에서도 매우 중요하다.

본 논문에서는 연속함수-연속시간 모델의 순환결합형 신경회로망에 카오스 신호를 인가하여 리미트사이클 간의 천이 가능성을 검토한다. 먼저, 2장에서는 순환결합형 네트워크에 대해서 간단히 설명하고 5-뉴런 네트워크에서 생성되는 리미트사이클의 패턴을 시뮬레이션을 통하여 나타낸다. 3장에서는 카오스 신호를 이용하여 리미트사이클 사이의 천이를 제어할 수 있음을 입증한다. 또한, 카오스 노이즈와 랜덤 노이즈를 이용한 경우를 비교 분석하여 카오스 신호의 유효성을 설명한다. 마지막으로 4장에서는 본 논문의 내용을 요약하고 향후의 연구 과제에 대하여 검토 한다.

2. 순환결합형 네트워크와 리미트사이클

본 논문에서는 동적인 정보처리를 위한 네트워크로서 자기결합 이외의 결합하중치로 ± 1 을 갖는 비대칭 연속함수-연속시간 순환결합형 네트워크를 이용한다. 순환결합형 네트워크는 그림 1과 같이 인접 뉴런의 결합과 자기결합으로 구성되며 시냅스 결합하중 W 는 식 (1)과 같이 나타낸다.

$$W = \begin{bmatrix} w_1 & w_2 & w_3 & \dots & w_n \\ w_n & w_1 & w_2 & \dots & w_{n-1} \\ w_{n-1} & w_n & w_1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & w_2 \\ w_2 & w_3 & \dots & w_n & w_1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

순환결합형 신경회로망은 진동 패턴을 생성하는 가장 간단한 구조의 네트워크이며, 많은 수의 다양한 동적 패턴을

실현할 수 있다. 본 논문에서 취급하는 제한된 결합하중 ± 1 을 갖는 간단한 네트워크는 여러 가지 응용을 위해서 뿐만 아니라 신경회로망의 기본적인 성능분석을 위해서도 유용하다. 특히, 네트워크를 하드웨어로 구현할 때 결합하중치 회로의 설계가 간단하게 된다.

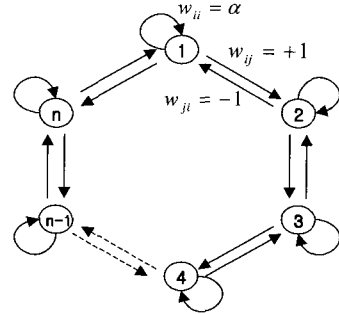


그림 1. 순환결합형 네트워크
Fig.1. Cyclic Connection Neural Networks

식 (1)의 네트워크는 하중치 W 를 변화시키면 다양한 순환결합형 네트워크를 실현할 수 있다. 즉, 하중치의 선택에 의해 뉴런의 내부상태가 시간에 대해서 주기적으로 변화하는 복수 개의 리미트사이클을 생성하며 리미트사이클이 어느 계열을 천이하는지는 네트워크의 초기상태에 의해 결정된다. 초기치에 의해 과도적 상태천이를 거쳐서 리미트사이클에 천이하여가는 경우도 있다. 또한, 기억된 리미트사이클들은 각각 안정 상태에 있기 때문에 하나의 계열에 들어가면 그 계열이 안정상태가 된다. 예를 들면 네트워크가 하나의 리미트사이클의 상태를 천이하고 있으면 외란이 없는 한 다른 리미트사이클의 계열로 천이하는 일은 없다. 그러나 이러한 리미트사이클의 계열을 천이하게 하고 제어하는 것이 가능하면 동적메모리와 같은 동적인 정보처리에 네트워크의 응용이 크게 기대된다.

순환결합형 네트워크는 식 (1)의 결합하중치가 식 (2)와 같을 때 기억 가능한 리미트사이클의 수가 가장 많은 것으로 알려져 있다[8], [10].

$$W = \begin{cases} w_1 = \alpha & (1 < \alpha < 2) \\ w_2 = -1 \\ w_n = +1 \\ w_i = 0 & (i = 3, 4, \dots, n-1) \end{cases} \quad (2)$$

연속시간 신경회로망의 다이내믹스는 식 (3), (4)와 같은 비선형 미분방정식으로 주어진다.

$$\tau \frac{du_i}{dt} = -u_i + \sum_{j=1}^n w_{ij} v_j + h_i \quad (3)$$

$$v_i = f(u_i) = \tanh(u_i/T) \quad (4)$$

여기서 n 은 뉴런(소자)의 수, w_{ij} 는 결합하중을 나타내고, τ, u_i, v_j, h_i 는 각각 i 번째 뉴런의 시정수, 막전위(membrane potential), 단조증가인 시그모이드 전달함수, 외 부분부터의 바이어스를 나타내며 본 논문에서는 외부로부터의 바이어스 $h_i = 0$ 이다.

뉴런의 수를 변화시키면서 네트워크에 기억이 가능한 리미트사이클의 수와 계열을 조사하였고 대표적으로 뉴런의 수가 5개인 경우의 연속시간 모델에서 기억 가능한 리미트사이

클의 패턴을 조사하여 표 1에 나타내었다. 이 경우에 네트워크에는 10주기의 리미트사이클이 2개 발생한다. 표 1에 나타낸 수치는 5개의 뉴런의 상태(V_1, V_2, \dots, V_5)를 이진수에 대응시켜(즉, +1은 1, -1은 0) 십진수로 변환하여 나타낸 것이다. 10주기 리미트사이클 (2)는 네트워크에서 2개의 뉴런 발화와 3개의 뉴런이 발화를 반복하며 상태 천이를 하는 것을 알 수 있다. 그림 2는 표 1의 상태천이를 시간에 따라 시물레이션을 수행한 결과를 나타내고 있다.

표 1. 5-뉴런의 순환결합형 네트워크에 기억 가능한 리미트사이클(연속시간 모델)

Table 1. Limit cycles generated in continuous-time 5-neuron cyclic neural network

| | |
|----------|-------------------------------|
| 고정점 | 0, 32 |
| (1) 10주기 | 3→7→6→14→12→28→24→25→17→19→3 |
| (2) 10주기 | 5→13→9→11→10→26→18→22→20→21→5 |

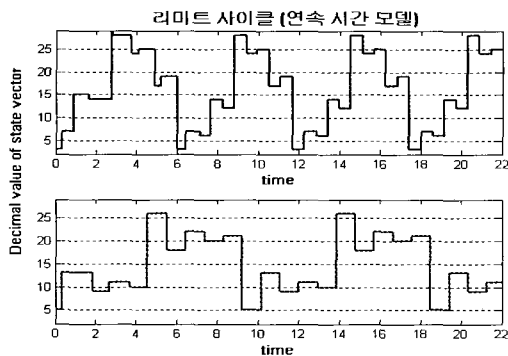


그림 2. 연속 시간 네트워크에 기억 가능한 리미트사이클($n=5$)

Fig. 2 Limit cycles generated in continuous-time network($n=5$)

3. 카오스 신호에 의한 리미트사이클간의 천이

네트워크에서 외란이 없으면 어떤 리미트사이클에서 다른 리미트사이클의 계열로 천이하는 일은 없다. 이러한 네트워크에 카오스 신호를 인가하여 다른 리미트사이클로 천이할 수 있는 가능성에 대하여 검토한다. 네트워크의 뉴런 수는 앞 절에서와 같이 5개이며 식 (5)와 (6)으로 표현되는 연속시간 뉴런 모델을 이용한다.

$$\frac{du_i}{dt} = -u_i + \sum_{j=1}^n w_{ij}v_j + n_i \quad (5)$$

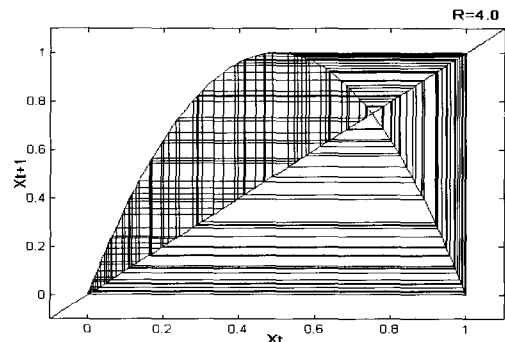
$$v_i = f(u_i) = \tanh(u_i/T) \quad (6)$$

여기서 각 파라미터는 연속시간 모델을 나타내는 식 (3)에서 설명한 것과 같으며, n_i 는 노이즈 신호로서 1차원 로지스틱 맵(logistic map)에서 얻어진 카오스 신호를 이용하였다. 로지스틱 맵은 특성이 잘 알려져 있어서 신경회로망에 대한 카오스 다이내믹스의 영향을 조사하는데 적합하며 다음 식과 같다.

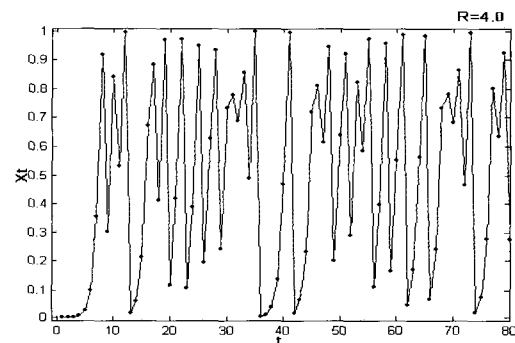
$$x_{n+1} = f(x_n) = Rx_n(1-x_n) \quad (7)$$

$$R = 4b + 3 \quad (0 < b < 0.25) \quad (8)$$

여기서 분기(bifurcation) 파라미터 R 을 변화시키면 로지스틱 맵은 텐트 맵(tent map)에서 발견되지 않는 매우 다양한 성질을 나타낸다. 즉, R 의 변화에 대해서 $0 < R < 1$ 에서 $f(x_n) = 0$ 의 고정점, $1 < R < 3$ 에서는 $f(x_n) = 1 - 1/R$ 의 고정점, $3 < R < 1 + \sqrt{6}$ 에서 리미트사이클, 마지막으로 $1 + \sqrt{6} < R$ 에서는 카오스 신호를 발생한다. 그림 3은 $R=4.0$ 일 때 로지스틱 맵과 발생하는 카오스 신호를 나타낸다.



(a) 로지스틱 맵



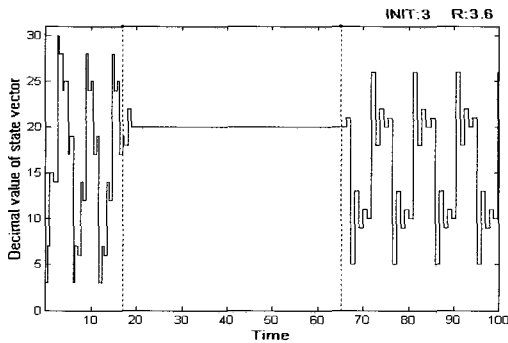
(b) 카오스 신호

그림 3. $R=4.0$ 일 때 로지스틱 맵과 카오스 신호
Fig. 3 Logistic map and chaos signal ($R=4.0$)

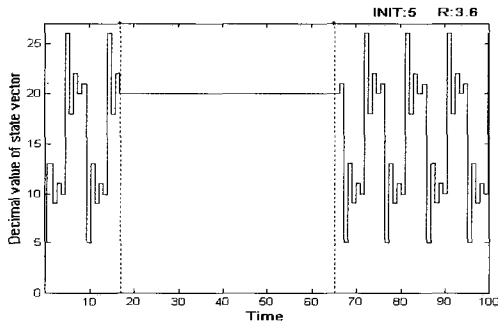
네트워크에서 외란이 없으면 하나의 리미트사이클에서 다른 리미트사이클의 계열로 천이하는 일은 없으므로, 이러한 네트워크에 카오스 신호를 인가하여 리미트사이클간의 천이를 가능하게 하는 것은 대단히 중요하며 파라미터 R 의 값에 따라서 천이를 제어하는 것은 응용면에서 필수적이다. 특히 맵 카오스는 1개의 제어 파라미터만을 조절하여 다양한 분포를 얻을 수 있어서 노이즈 회로의 구현 및 응용에 대단히 유용하다. 식 (5)에서 인가하는 노이즈 신호 n_i 는 식 (7)과 식 (8)을 이용하여 생성하며 $n_i = 0.01(-2x_n + 1)$ 로 하였다. 카오스 신호는 5개의 뉴런 가운데 하나의 뉴런에 시정수의 1/20로 인가하여 표 1의 연속시간 네트워크에서 발생하는 두 개의 10주기 리미트사이클 (1)과 (2)로부터의 상태 천이에 대하여 조사하였다. 또한 노이즈 신호의 인가는 시각 30에서 인가하여 시각 65에서 중지하였다.

본 논문에서는 시뮬레이션을 통하여 리미트사이클 간의 상태천이를 확인하고 그 원인을 규명하기 위하여 대표적인 다음 3가지 경우의 R 값에 대하여 시뮬레이션을 수행하였다.

- $R=3.6$: 리미트사이클 (1)에서 (2)로의 천이와 리미트 사이클(2)를 그대로 유지하는 경우가 공존
- $R=3.84$: 어느 쪽으로도 천이가 일어나지 않는 경우
- $R=3.96$: $R=3.6$ 일 때와 반대로 리미트사이클 (2)에서 (1)로의 천이와 리미트사이클 (1)을 그대로 유지하는 경우가 공존



(a) $R=3.6$ 인 경우 리미트사이클 (1)에서 (2)로 천이



(b) $R=3.6$ 인 경우 10주기 리미트사이클(2) 유지

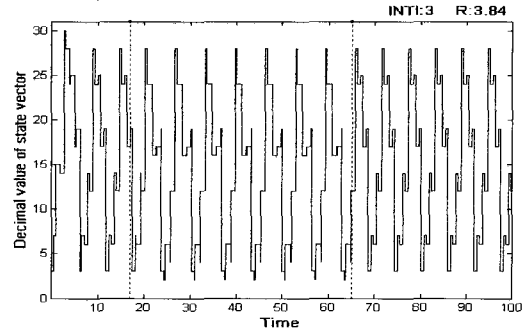
그림 4. $R=3.6$ 인 경우 카오스 신호의 영향
(a) 10주기 리미트사이클 (1)에서 (2)로의 천이
(b) 10주기 리미트사이클 (2) 유지

Fig. 4. (a): Transition of 10-periodic limit cycles from (1) to (2) and (b): Preservation of 10-periodic limit cycle (2) in continuous-time model by chaotic signal with $R=3.6$

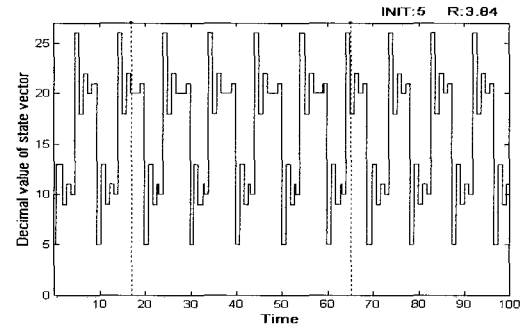
그림 4의 (a)는 초기치 3(+1,+1,-1,-1,-1)에서 시작하는 표 1의 연속시간 네트워크의 10주기 리미트사이클 (1)에 카오스 신호를 인가한 결과를 나타낸다. 카오스 신호는 초기 상태의 영향이 없어지도록 충분한 시간이 지난 후에 인가하였다. 제어 파라미터 R 에 의해 $R=3.6$ 인 경우에 리미트사이클 (1)에서 (2)로의 천이를 확인하였다. 그러나 초기치가 5로 시작하는 10주기 리미트사이클 (2)에 $R=3.6$ 인 카오스 신호를 인가한 경우는 그림 4의 (b)처럼 리미트사이클 (1)로의 천이가 일어나지 않고 원래의 리미트사이클 (2)를 그대로 유지한다.

$R=3.84$ 인 경우는 리미트사이클 (1)과 (2)에 카오스 신호가 인가되어도 그림 5에 나타낸 것과 같이 각각 원래의 리미

트사이클을 그대로 유지하며 천이는 일어나지 않는다.



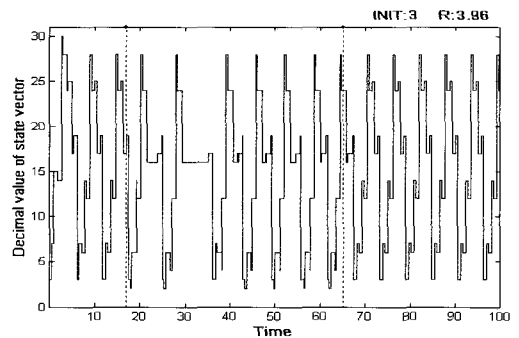
(a) $R=3.84$ 인 경우 10주기 리미트사이클 (1) 유지



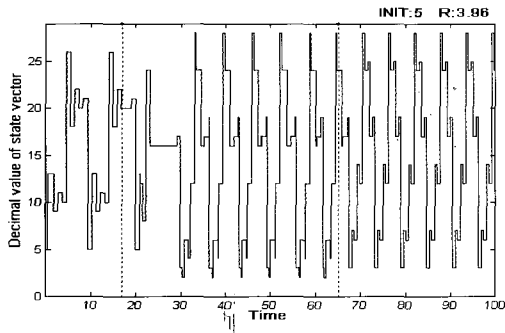
(b) $R=3.84$ 인 경우 리미트사이클 (2) 유지

그림 5. $R=3.84$ 인 경우 연속시간 모델에서 카오스 노이즈가 인가되었을 때 각각의 리미트사이클 유지
Fig. 5 Preservation of 10-periodic limit cycles in continuous-time model by chaotic signal with $R=3.84$.

마지막으로 $R=3.96$ 인 경우에 대하여 조사하였다. 먼저 초기치가 3으로 시작하는 10주기 리미트사이클 (1)에 $R=3.96$ 인 카오스 신호를 인가한 경우는 그림 6의 (a)에 나타낸 것과 같이 리미트사이클 (2)로의 천이가 일어나지 않고 원래의 리미트사이클을 유지한다. 그러나 초기치 5에서 시작하는 표 1의 10주기 리미트사이클 (2)에 카오스 신호를 인가한 결과는 그림 6의 (b)와 같으며 그림 4의 (a)의 경우와는 반대로 리미트사이클 (2)에서 (1)로 천이하는 것을 확인할 수 있다.



(a) $R=3.96$ 인 경우 10주기 리미트사이클 (1) 유지



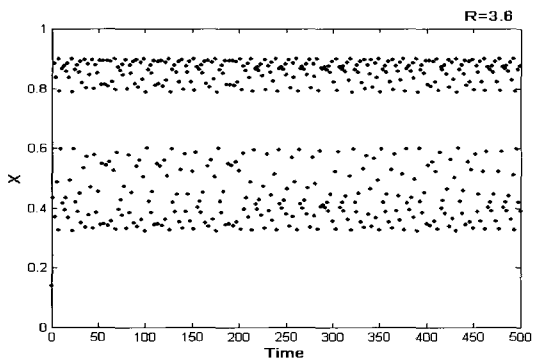
(b) $R = 3.96$ 인 경우 리미트사이클 (2)에서 (1)로의 천이

그림 6. $R = 3.96$ 인 경우 카오스 신호의 영향
 (a) 10주기 리미트사이클 (1) 유지
 (b) 10주기 리미트사이클 (2)에서 (1)로의 천이

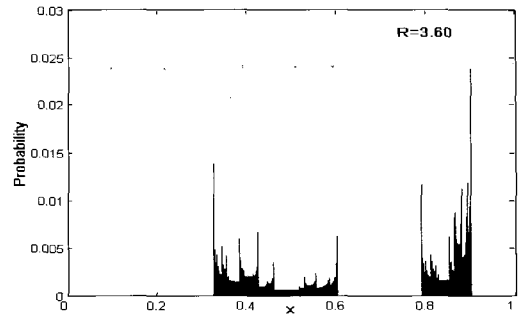
Fig. 6. (a) Preservation of 10-periodic limit cycle (1) and (b) Transition of 10-periodic limit cycles from (2) to (1) by chaotic signal($R = 3.96$)

다음은 이와 같은 리미트사이클 간의 상태천이를 일으키는 원인을 분석하기 위하여 리미트사이클간의 천이가 일어난 경우의 카오스 신호의 분포를 검토하였다. 그림 7과 8은 제어파라미터 $R = 3.6$ 와 $R = 3.96$ 인 경우의 카오스 시계열과 분포를 각각 나타낸다.

카오스 시계열은 초기치 $x_0 = 0.14$ 에서 500까지 반복하여 얻어진 결과를 나타내며 카오스 분포는 10^7 까지 반복하여 얻어진 결과를 구간을 1,000으로 분할하여 분포를 나타내었다. 뉴런에 카오스 신호를 인가할 때 카오스 신호는 리미트 사이클의 주기에 비해서 약 1,000~2,000회 정도의 계열을 인가하고 있기 때문에 리미트사이클 간의 상태 천이가 가능한 것으로 생각된다. 이러한 사실을 보다 확실하게 확인하기 위하여 초기치 3과 5인 리미트사이클 (1)과 (2)에 각각 균일한 노이즈를 인가한 경우는 상태천이를 하지 않는 것을 시뮬레이션을 통하여 확인하였다. 이는 외부 신호를 인가할 때 $n_i = 0.01(-2x_n + 1)$ 로 인가하므로 랜덤 노이즈의 경우는 1,000회의 단위로 적분하면 뉴런에 주어지는 영향이 0이 되기 때문이다. 이들 결과는 카오스 신호의 분포 특징을 이용함으로써 리미트사이클 간의 천이를 선택할 수 있다는 것을 보여주며, 카오스 신호는 계열의 어느 시각에서 인가해도 되며 네트워크를 하드웨어로 구성할 때도 카오스 계열을 간단



(a) 카오스계열(Chaos series)

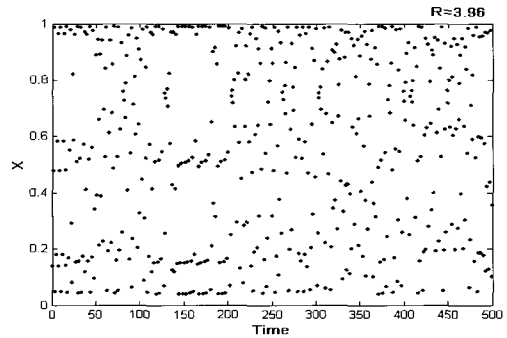


(b) 카오스 분포 (Distribution of chaos signal)

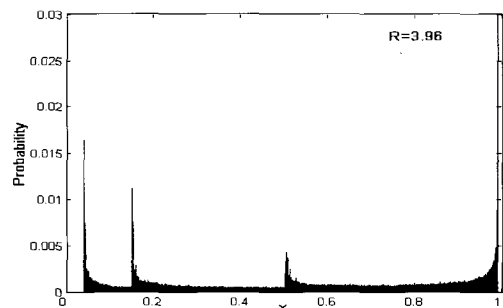
그림 7. $R = 3.6$ 인 경우 카오스 계열과 분포

Fig. 7. Chaos series and distribution of chaos signal in case of $R = 3.6$

하게 이용할 수 있다는 것을 나타낸다. 본 논문에서는 시뮬레이션을 통하여 리미트사이클 간의 상태천이를 확인하고, 그 원인을 규명하였기 때문에 향후 이론적인 해석을 포함한 R 값에 대한 일반화 과정이 필요하다.



(a) 카오스 계열(Chaos series)



(b) 카오스 분포 (Distribution of chaos signal)

그림 8. $R = 3.96$ 인 경우 카오스 계열과 분포

Fig. 8. Chaos series and distribution of chaos signal in case of $R = 3.96$

4. 결 론

본 논문에서는 먼저, 연속함수-연속시간 모델의 순환결합형 신경회로망에 기억이 가능한 리미트사이클의 수와 패턴을 시뮬레이션을 통하여 나타내었다. 또한, 네트워크에 카오스 노이즈를 인가하여 리미트사이클 간의 천이 가능성을 입증하였다. 이 결과는 카오스 노이즈가 계열의 어느 시각에서 인가되어도 가능하며 네트워크를 하드웨어로 구성할 때도 카오스 계열을 간단하게 이용할 수 있다는 것을 나타낸다. 마지막으로, 카오스 신호와 랜덤 노이즈를 이용한 경우를 비교 분석하여 카오스 신호의 유효성을 보여주었다.

순환결합형 네트워크는 많은 동적 정보를 리미트사이클의 형태로 저장하는 메모리 시스템을 비롯하여 시계열 정보처리 등에 사용될 수 있으며, 이 경우에 기억 정보간의 천이를 가능하게 하는 것은 정보처리의 관점에서 흥미 있는 문제이다. 카오스적인 잡음 발생기는 이러한 천이를 가능하게 하는 요소로 기대되며, 따라서 본 논문의 이론적인 해석결과를 근거로 카오스 잡음 발생기의 설계 및 순환결합형 네트워크와의 조합에 의한 동적 정보처리 시스템의 구성을 검토하는 것이 향후의 연구 방향으로 생각된다.

참 고 문 헌

[1] C. A. Skarda and W. J. Freeman, "How brains make chaos in order to the sense of the world", Behavioral and Brain Sciences, vol. 10, pp. 161-195, 1987.

[2] Y. Hayakawa, A. Marumoto, and Y. Sawada, "Effect of the noise in the performance of a neural network model for optimization problems," Phys. Rev. E, vol. 51, pp. 2693-2696, 1995.

[3] L. Kocarev, "Chaos-based cryptography: a brief overview," IEEE Circuits and Systems Magazine, vol. 1, no. 3, pp. 6-21, 2001.

[4] G. Jakimoski, and L. Kocarev, "Chaos and Cryptography: Block Encryption Ciphers Based on Chaotic Maps," IEEE Trans. on Circuits and Systems, Part I, vol. 48, pp. 163-169, 2001.

[5] J. P. Jiang, "A note on chaotic secure communication systems," IEEE Trans. on Circuits and Systems, Part I: Fundamental Theory and Applications, vol. 49, no. 1, pp. 92-96, 2002.

[6] R. Mislovaty, E. Klein, and W. Kinzel, "Public Channel Cryptography by Synchronization of Neural Networks and Chaotic Maps," Phys. Rev. Lett., 91, 118701, 2003.

[7] K. Nakajima and Y. Hayakawa, "Correct Reaction Neural Network," Neural Networks, vol. 6, pp. 217-222, 1993.

[8] C. Y. Park, Y. Hayakawa, K. Nakajima and Y. Sawada, "Limit cycles of one-dimensional neural networks with the cyclic connection matrix," IEICE Trans. on Fundamentals, vol. E79-A, no. 6, pp. 752-757, 1996.

[9] C. Y. Park, and K. Nakajima, "Analog CMOS Implementation of Quantized Interconnection Neural

Networks for Memorizing Limit Cycles," IEICE Trans. on Fundamentals, vol. E82-A, no. 6, pp. 952-957, 1999.

[10] C. Y. Park, and K. Nakajima, "Asymptotic Analysis of Cyclic Transitions in the Discrete-Time Neural Networks with Antisymmetric and Circular Interconnection Weights," IEICE Trans. on Fundamentals, vol. E87-A, no. 6, pp. 1059-1065, 2004.

[11] M. Adachi, T. Ushino, and S. Yamamoto, "Synthesis of hybrid systems with limit cycles satisfying piece-wise smooth constraint equations," IEICE Trans. on Fundamentals, vol. E87-A, no. 4, pp. 837-842, 2004.

[12] T. Ushino, K. Kobayashi M. Adachi, A. Nakatani, and Y. Takahashi, "Application of discrete event and hybrid Systems in humanoid robots," IEICE Trans. on Fundamentals, vol. E87-A, no. 11, pp. 2834-2843, 2004.

[13] T. Mori, and S. Kai, "Noise-Induced Entrainment and Stochastic Resonance in Human Brain Waves," Phys. Rev. Lett. 88, 218101, 2002.

[14] R. Soma, D. Nozaki, S. Kwak, and Y. Yamamoto, "1/f Noise Outperforms White Noise in Sensitizing Baroreflex Function in the Human Brain," Phys. Rev. Lett. 91, 078101, 2003.

저 자 소 개



박철영(Cheol-Young Park)

1984년 : 경북대학교 전자공학과 졸업
 1986년 : 경북대학교 공학석사
 1997년 : 일본 도호쿠대학 공학박사
 1985년~1990년 : (주)금성사 중앙연구소 주임연구원
 1991년~1993년 : (주)금성사 영상미디어 연구소 선임연구원
 1993년~1997년 : LG전자 멀티미디어연구소 책임연구원
 1997년~현재 : 대구대학교 전자공학부 부교수

관심분야 : 신경회로망을 이용한 지능정보처리, 신경회로망 VLSI 설계 및 신개념 지능형 소자 개발
 E-mail : cypark@daegu.ac.kr