

진화프로그램을 이용한 BSB 신경망 설계

조혁¹, 박주영², 박대희³

¹고려대 대학원 전산학과, ²고려대 제어계측공학과, ³고려대 전산학과

Design of BSB Neural Networks Using Evolution Program

Hyuk Cho¹, Jooyoung Park², and Daihee Park³

¹Dept. of Computer Science, Graduate School of Korea University

²Dept. of Control and Instrumentation Eng., Korea University

³Dept. of Computer Science, Korea University

ABSTRACT

In this paper, we present a new design method to implement autoassociative memories based on BSB neural networks. With a concrete mathematical model proposed after analyzing some new qualitative properties of autoassociative memories, we reinterpret design of autoassociative memories as a constrained optimization problem and use an evolution program as an optimal search tool to solve this. The proposed method satisfies many of the criteria used to evaluate the effectiveness of a given associative memory and has improvements with respect to correctness and performance. Comparing simulation results with other methods, we demonstrate the effectiveness of the proposed method.

I. 서론

효과적인 연상 기억장치의 구현을 위해 여러가지 신경망 모델 및 연결강도 결정방법들이 제시되어 왔다 [1,3,4,8,9-12]. 이 중에서 BSB(brain-state-in-a-box) 신경망은 1977년 Anderson과 동료들에 의해 발표된 모델^[4]인데, 그 이후 상호 제환 및 상호결합을 이용하는 주요한 신경망으로써 주목받아 왔다^[7].

제시된 연상 기억장치의 유효성을 평가할 수 있는 기준들은 아래와 같은 것들이 있다^[3,8]:

- ① 원형패턴이 점근적 안정인 평형점(asymptotically stable equilibrium point)으로 저장될 수 있어야 한다.
- ② 의사 원형패턴(spurious pattern)들의 수가 최소화되어야 한다.

- ③ 뉴런의 연결강도가 비대칭 상호연결(nonsymmetric interconnection structure) 구조를 가져야 한다.
 - ④ 각 원형패턴의 평형점의 DOA (domain of attraction)가 조절가능하고 충분히 넓어야 한다.
 - ⑤ 학습과 망각(learning and forgetting) 능력이 있어야 한다.
 - ⑥ 저장력(storage capacity)과 검색 효율성(retrieval efficiency)이 높아야 한다.
 - ⑦ 전역적 안정성(global stability)을 보장하여야 한다.
- 위에서 열거한 각각의 평가기준들이 정성적인 특성에 따라 수학적으로 모델화 될 수 있기 때문에, BSB 신경망 설계 문제를 이 평가기준들이 구속조건이 되는 최적화 문제(constrained optimization problem)로의 재해석이 가능하다. 본 논문에서는 이렇게 새롭게 해석된 문제의 해를 구하기 위해 진화 프로그램(evolution program)을 최적화 탐색 알고리즘으로 사용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다: II장에서는 본 논문에서 사용되는 수학적 표기법과 BSB 신경망의 정성적인 특성들을 분석한 결과들을 정의, 고찰하고, III장에서는 이렇게 분석된 결과를 토대로 BSB 신경망을 위한 진화 프로그램에 대해 살펴보고, IV장에서는 실험에 따른 구체적인 결과를 통해 본 연구 방법론과 기존의 방법론과의 성능을 비교하고, 끝으로 V장에서는 결론과 앞으로의 연구방향을 언급한다.

II. BSB 신경망의 정성적인 특성 분석

2.1. 표기법 및 BSB 신경망

이 연구의 동기와 수학적 이론의 근거를 [6]에 두고 있기 때문에 표기법과 정의들을 [6]에서 인용한다.

n 개의 뉴런으로 이루어지는 병렬적으로 변경되는 연속적인 상태 변수들을 가지는 이산시간 동특성이 있는 BSB 신경망은 아래의 상태 방정식(벡터 표기법)으로 표현된다^[6,8]:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{g}[\mathbf{x}(k) + \mathbf{a}\mathbf{W}\mathbf{x}(k)] \quad (1)$$

여기서, $\mathbf{x}(k)$ 는 k 번째 시간 스텝에서의 상태벡터이고, \mathbf{W} 는 연결강도 행렬이며, \mathbf{a} 는 케환인자(feedback factor)로써 양수이다. $\mathbf{g}(\cdot)$ 는 i 번째 요소가 $g_i(\cdot)$ 인 선형포화함수(linear saturating function)이다:

$$g_i(\theta) = \begin{cases} 1 & \text{if } \theta \geq 1 \\ \theta & \text{if } -1 < \theta < 1 \\ -1 & \text{if } \theta \leq -1 \end{cases}$$

이 선형포화함수가 갖는 특성에 따라, BSB 모델의 상대 궤적(state trajectories)은 집합 $H^n = [-1, 1]^n$ 위를 움직이게 된다.

2.2. BSB 신경망의 정성적인 특성

다음은 BSB 신경망 (1)의 정성적인 특성을 나타내는 정리들^[6]으로써 본 논문의 이론적인 근거가 되는 중요한 정리들이다.

• 정리 1:

$i=1, \dots, n$ 에 대해 $w_{ii} \geq 0$ 라고 하자.

그러면, D^n 의 정점(vertex)들 만이 안정인 평형점이다.

• 따름 정리 1:

$\xi \in B^n$ 이 (점근적 안정인) 평형점이 되는 필요충분 조건은 $-\xi_i$ (점근적 안정인) 평형점이 되는 것이다.

• 따름 정리 2:

$i=1, \dots, n$ 에 대해, $w_{ii}=0$ 이라 하자. $\xi \in B^n$ 이 점근적 안정인 평형점이라 가정하면, i) $HD(\xi, \xi^*)=1$ 또는 ii) $HD(\xi, \xi^*)=n-1$ 인 어떠한 정점 $\xi^* \in B^n$ 들도 평형점이 아니다.

• 정리 2:

$\xi \in B^n$ 이라고 하자.

1) ξ 가 평형점이 되는 필요충분 조건은

$$\sum_{j=1}^n w_{ij} \xi_j \geq 0 \quad i=1, \dots, n \quad (2)$$

이다.

2) 조건 (2)가 완전 부등식(즉, $>$)을 만족하면, ξ 는 점근적 안정인 평형점이다.

• 정리 3:

$\xi \in B^n$ 이 점근적 안정인 평형점을 나타내고, $k \leq n-1$ 이라고 하자. 만약 자연수들의 (모두 다른) 각각의 부분집합 $\{j_1 \dots j_k\} \subset \{1 \dots n\}$ 에 대해

$$\sum_{j=1}^n w_{ij} \xi_j > 2 \sum_{j=1}^k w_{ij} \xi_j, \quad i=1, \dots, n \quad (3)$$

이 만족된다면, $H(\xi, \xi^*) \leq k$ 인 어떠한 정점 $\xi^* \in B^n$ 들도 평형점이 아니다.

• 따름 정리 3:

$\xi \in B^n$ 이 점근적 안정인 평형점을 나타내고, $k \leq n-1$ 이라고 하자. 만약 조건 (3)이 충족되면, $H(\xi, \xi^*) \leq n-k$ 인 어떠한 정점 $\xi^* \in B^n$ 들도 평형점이 아니다.

• 따름 정리 4:

만약 $\sum_{j=1}^n w_{ij} \xi_j > 2k \max_j |w_{ij}| \quad i=1, \dots, n$ 라면,

$H(\xi, \xi^*) \leq k$ 이거나 $H(\xi, \xi^*) \leq n-k$ 인 어떠한 정점 ξ^* 들도 평형점이 아니다.

따름 정리 4로 부터, 조건 (2) 부등식의 좌변의 크기를 최대화하면 저장된 패턴의 DOA 크기가 증가한다는 것을 유추할 수 있다. 결과적으로, 최저한도 $\delta > 0$ 을 도입하여 조건 (2)를 아래와 같이 나타낼 수 있다:

$$\sum_{j=1}^n w_{ij} \xi_j \geq \delta \quad i=1, \dots, n \quad (4)$$

III. BSB 신경망을 위한 진화 프로그램

3.1. 새로운 해석

II장의 정리와 고찰을 통해 BSB 신경망 (1)의 설계 문제는 아래와 같이 구속 조건을 갖는 최적화 문제로 해석된다.

• 문제(BSB 신경망 설계):

n 개의 뉴런으로 이루어진 BSB 신경망 (1)이 연상 기억장치의 유효성 평가 기준 ①, ②, ③, ④, ⑥을 만족하도록 하는 연결강도 행렬 \mathbf{W} 를 구하라.

● 새롭게 해석된 문제(BSB 신경망 설계):

n 개의 뉴런으로 이루어진 BSB 신경망 (1)에 대해서, 아래의 선형 구속 조건들을 만족하는 δ 가 최대가 되는 연결강도 행렬 W 를 구하라.

선형 구속 조건들:

$$\sum_{j=1}^n w_{ij} X_i^{(k)} X_j^{(k)} \geq \delta > 0$$

$$i = 1, \dots, n, \quad k = 1, \dots, m \quad (a)$$

$$-1 \leq w_{ij} \leq 1 \quad i, j = 1, \dots, n \quad (b)$$

$$w_{ii} = 0 \quad i = 1, \dots, n \quad (c)$$

여기서, n 은 벡터의 차원, m 은 원형패턴의 개수를 나타낸다.

3.2. 진화 프로그램

진화 프로그래밍은 기본적으로 유전자 알고리즘^[5,9]에 기초를 두고 있지만, 문제에 적합하도록 그 알고리즘을 변경시키는 접근 방법을 사용하기 때문에, 알고리즘에 적합하도록 그 문제를 변경시키는 과정에서 생길 수 있는 문제점들(예, 잠재적인 해들의 이진수 암호화(binary encoding), 디코더(decoder)와 교정 알고리즘(repair algorithm)의 사용 등)을 해결할 수 있다^[9].

① 염색체 표현

연결강도 행렬 W 를 하나의 염색체(즉, 2차원)로 구성하였다. 본 논문과 같이 연결강도 행렬 전체를 곧바로 염색체로 구성한 예는 [2]에서도 볼 수 있다.

② 초기 개체 집단

문제의 구속 조건 (a), (b), (c)를 모두 만족하는 임의의 개체들을 개체 집단 크기만큼 구성하였다.

③ 적합도 함수

δ 가 최대가 되는 W 를 구해야 하기 때문에 적합도 함수를 아래와 같이 정의하였다:

$$J_1(W) = \min_{i,k} \sum_{j=1}^n w_{ij} X_i^{(k)} X_j^{(k)} (\geq \delta > 0)$$

여기서, i, k 는 (a)와 같고, s 를 개체집단의 크기라고 할 때, $l = 1, \dots, s$ 이다. 그러므로 찾고자 하는 문제의 해는 $\max_l J_1(W)$ 이다.

④ 유전 연산자

교배는 위치상의 치우침(positional bias)과 끝점효과(endpoint effect)를 줄이기 위해 이점 교배(two-point crossover) 연산자를 사용^[5]하였고, 돌연변이는 균등 돌연변이(uniform mutation) 연산자를 사용하였다.

⑤ 선택

다음 세대의 후보 개체를 선택할 때는 룰렛 휠 선택(roulette wheel selection) 방법과 엘리트 선택(elitist selection) 방법을 사용하고, 아울러 제어 매개변수들이 자기적용^[9]을 할 수 있도록 하기 위해 $(\mu + \lambda) - ES$ 를 사용하였다.

⑥ 매개변수

진화 프로그램에 필요한 매개변수를 설정하였다.

개체 집단의 크기	100
최대 진화 횟수	5000
개체당 교배 확률	0.8
개체당 돌연변이 확률	0.1

IV. 실험 및 결과 고찰

본 논문에서 제안된 설계 방법론의 유용성을 검증하기 위해 10개의 뉴런을 갖는 BSB 신경망에 6개의 원형패턴을 저장하는 자기연상 메모리 설계 문제를 고려하였다. 식 (1)의 제한인자 α 는 기존의 논문[8]과의 비교를 위해 $\alpha = 0.3$ 으로 설정하였다. 기억시키려는 원형패턴들은 아래와 같다:

$$X^{(1)} = [-1 +1 +1 +1 +1 +1 -1 -1 -1 -1]^T$$

$$X^{(2)} = [+1 +1 -1 -1 -1 +1 -1 -1 +1 -1]^T$$

$$X^{(3)} = [-1 +1 +1 +1 -1 -1 +1 -1 -1 -1]^T$$

$$X^{(4)} = [-1 +1 -1 -1 -1 -1 +1 -1 +1 +1]^T$$

$$X^{(5)} = [+1 -1 -1 +1 +1 -1 +1 +1 +1 -1]^T$$

$$X^{(6)} = [+1 +1 -1 +1 -1 +1 +1 +1 -1 -1]^T$$

실험결과 $\delta_{max} = 0.65$ 가 평균적으로 구해졌다. 아래의 표들은 원형패턴들의 각 평형점에 대한 DOA를 해밍거리(hamming distance)에 따라 분류한 것이다. 따라서 각 항들의 값이 클수록 우수한 연상 기억장치가 된다. 본 논문에 의해 설계된 BSB 신경망의 DOA(표 2.)가 Lillo 등[8]에 의해 설계된 BSB 신경망의 DOA(표 1.) 보다 훨씬 더 크다는 것을 알 수 있다.

패턴 \ HD	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$X^{(1)}$	1	4	2	1	0	0	0	0	0	0	0
$X^{(2)}$	1	7	6	3	0	0	0	0	0	0	0
$X^{(3)}$	1	10	16	15	12	7	0	0	0	0	0
$X^{(4)}$	1	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$X^{(5)}$	1	6	4	1	0	0	0	0	0	0	0
$X^{(6)}$	1	7	5	13	13	8	3	1	0	0	0

표 1. Lillo 등[8]에 의해 설계된 BSB 신경망의 DOA

패턴 \ HD	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$X^{(1)}$	1	6	13	8	7	2	0	0	0	0	0
$X^{(2)}$	1	10	27	26	15	4	0	0	0	0	0
$X^{(3)}$	1	8	12	14	10	3	1	0	0	0	0
$X^{(4)}$	1	6	11	12	6	3	1	0	0	0	0
$X^{(5)}$	1	9	38	65	46	12	2	0	0	0	0
$X^{(6)}$	1	10	31	45	34	8	1	0	0	0	0

표 2. 본 논문에 의해 설계된 BSB 신경망의 DOA

(그림 1.)은 $\delta_{\max} = 0.65$ 가 되는 단계과정 중에서 각각 $HD=1$ 과 $HD=2$ 일 때, δ 값의 변화에 따른 검색효율성을 보여준다. 그림에서 δ 가 증가함에 따라 DOA도 증가한다((4)에서의 고찰)는 것을 알 수 있다. 그러므로 δ 가 DOA의 크기를 조절할 수 있는 설계 매개변수로써의 역할을 한다는 것을 알 수 있다.

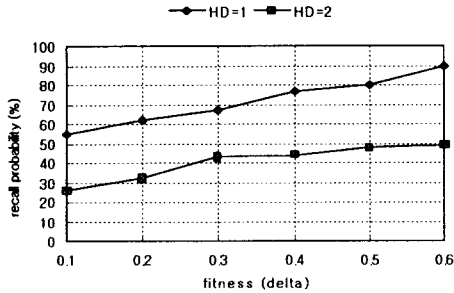


그림 1. δ 값의 변화에 따른 검색효율

V. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서는 연상 기억장치의 정성적인 특성들을 분석하여 제시된 구체적인 수학적식을 이용하여 BSB 연상 기억장치 설계 문제를 구속조건을 갖는 최적화 문제로 이해하고, 이 문제를 해결하기 위한 최적화 탐색 도구로써 진화 프로그램을 이용하였다. 본 논문에서 제시된 방법은 i) 각 원형 패턴들이 점근적 안정인 평형점으로 저장되고 ii) 비이진수인 평형점들이 존재하지 않음을 보장하고 iii) 저장된 패턴과 $HD=1$ 인 위치에 어떠한 다른 이진수 평형점들도 존재하지 않음을 보장하고, iv) DOA의 크기를 조절할 수 있는 설계 매개변수(본 논문에서는 δ)를 최적화 가능하다는 특징을 가진다. 하지만 서론에서 언급한 평가 기준들 중 나머지 몇 가지를 더 충족시켜야만 더욱 완벽한 자기 연상 기억장치로써의 역할을 할 수 있다. 그러므로 이후에는 나머지 평가 기준들도 모두 고려하는 연구가 진행될 것이다.

참고 문헌

[1] A. N. Michel, J. Si, and G. Yen, "Analysis and Synthesis of a Class of Discrete-Time Neural Networks Described on Hypercubes," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 2, no. 1, pp. 32-46, 1991.
 [2] Akira Imada, Keiji Araki, "Lamarckian Evolution of Associative Memory," *Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Evolutionary*

Computation, pp. 676-680, 1996.
 [3] G. G. Yen, "Unlearning Algorithm in Associative Memory," *Proceedings of 1995 World Congress on Neural Networks*, pp. 1466-1470, 1995.
 [4] J. A. Anderson, J. W. Silverstein, S. A. Ritz, and R. S. Jones, "Distinctive features, categorical perception, and probability learning: Some applications of a neural model," *Neurocomputing: Foundations of Research*, J. A. Anderson and E. Rosenfeld, Eds. Cambridge, MA: MIT Press, 1988.
 [5] M. Mitchell, *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT Press, 1996.
 [6] R. Perfetti, "A Synthesis Procedure for Brain-State-in-a-Box Neural Networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 6, no. 5, pp. 1071-1080, 1995.
 [7] S. Grossberg, "Nonlinear neural networks: Principles, mechanisms, and architectures," *Neural Networks*, vol. 1, pp. 17-61, 1988.
 [8] W. E. Lillo, D. C. Miller, S. Hui, and S. H. Zak, "Synthesis of brain-state-in-a-box(BSB) based associative memories," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 5, no. 5, pp. 730-737, 1994.
 [9] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, 2nd edition, Springer-Verlag, New York, 1994.
 [10] 윤 성식, 박 주영, 박 대희, "새로운 방식의 BSB(brain-state-in-a-box) 신경망 설계," *대한전기학회 1995년 하계학술대회 논문집*, pp. 971-973, 1995.
 [11] 임 영희, 박 주영, 박 대희, "진화 프로그램을 이용한 동적 연상 메모리의 설계," *제1회 지능기술공동학술회의 논문 및 작품요약집*, pp. 154-161, 1995.
 [12] 임 영희, 박 주영, 박 대희, "해공간의 매개변수화 와 DOA 성능지수의 최적화를 이용한 BSB 신경망의 설계," *한국퍼지 및 지능시스템학회 95 추계학술대회 학술발표논문집*, pp. 264-269, 1995.