신경회로망을 이용한 수량화 문제의 최적화 응용기법 연구

이 동 명*

A Study on Optimization Approach for the Quantification Analysis Problem Using Neural Networks

Dong Myung Lee*

이 논문은 2004학년도 동명정보대학교 학술연구비 지원에 의하여 이루어진 것임

요 약

수량화 문제는 n개의 성질을 갖는 m개의 개체들을 각 개체들의 유사도(similarity)를 가장 잘 반영하도록 p차원의 공간 상에 대응시키는 문제이다. 본 논문에서는 물리학에서의 열평형 상태(thermal equilibrium state)에서 분자시스템의 해석적 근사 움직임에 대한 이론인 평균장 이론(mean field theory)에 의한 분자의 평균 변화량 계산과 어닐링(annealing) 방법에 의한 평균장 신경회로망(mean field neural network)을 수량화 문제(quantification analysis problem)의 해결에 적용하였다. 그 결과, 제안한 최적화 응용기법이 기존의 고유치 분석방법(eigen value analysis)에 비해 비용측면에서 좀 더 최적에 가까운 해답을 찾아낼 수 있음을 확인하였다.

ABSTRACT

The quantification analysis problem is that how the m entities that have n characteristics can be linked to p-dimension space to reflect the similarity of each entity. In this paper, the optimization approach for the quantification analysis problem using neural networks is suggested, and the performance is analyzed The computation of average variation volume by mean field theory that is analytical approximated mobility of a molecule system and the annealed mean field neural network approach are applied in this paper for solving the quantification analysis problem. As a result, the suggested approach by a mean field annealing neural network can obtain more optimal solution than the eigen value analysis approach in processing costs.

키워드

평균장 신경회로망, 시뮬레이티드 어닐링, 수량화 문제, 고유치 분석

Ⅰ. 서 론

신경회로망은 연결되어 있는 수 많은 프로세서들이 상호동작 함으로써 여러 가지 복잡한 문제들을 처리할 수 있다고 알려져 있다. 최근 생물, 화학공정 및 정보통신기술의 제반 문제를 해결하려는 도구로 주로 모델링, 제어 및 최적화 연구에 신경회로망을 이용하는 연구들이 활발히 진행되고 있다. 신경회로망의 강점은 비선형 매핑기능

* 동명정보대학교 컴퓨터공학과

접수일자 : 2005. 7. 27

을 가지고 있어서 복잡하고 불분명한 시스템의 데이터로부터 유용한 정보를 추출 해 낼 수 있다는 점이다. 인간의 학습기능을 수학적인 모델로 표현하는 신경회로망은 특히 복잡한 문제점들을 풀기에 적합한 특성을 가지고 있어 최근 관련분야의 여러 응용에 도입, 적용되고 있다[1-6].

신경회로망은 뉴런(neuron)이라는 작은 요소들로 이루어져 있으며 그 기능은 학습을 하는 동안 연결가중치(connection weight)등을 변화시키면서 결정된다. 비선형 시스템의 정적 및 동적 특성을 근사화 할 수 있는 신경회로망은 병렬 계산처리가 가능하며 실시간 학습이 가능하고 공정의 수학적 모델이 아닌 입출력 정보만이 필요하며 공정이나 주위환경이 변화하는 경우에도 학습에 의해 적응 할 수 있다.

최적화 문제에 대한 연구는 수학, 통계학 및 다른 분야에서도 활발하게 진행되고 있는 추세인데, 상기분야에서 최적화 문제의 해결에 신경회로망을 적용하여 수행시간 및 해답의 품질 면에서 좋은 결과를 보이고 있다[7]. 효과적인 최적화 문제 해결을 위해서는 신경회로망 구현의 병렬성과 큰 자유도와 많은 제약조건을 가지는 목적함수의 적용가능성 등이 충분히 고려되어야 하며 전역 최적해(global minimization)를 잘 발견할 수 있어야 한다[8-9].

본 논문에서는 물리학에서의 열평형 상태(thermal equilibrium state)에서 분자시스템의 해석적 근사 움직임에 대한 평균장 이론(mean field theory)에 의한 분자의 평균 변화량 계산과 어닐링(annealing) 방법에 의한 평균장 신경회로망(mean field neural network)을 수량화 문제(quantification analysis problem)의 해결에 적용하였다. 그 결과, 제안한 최적화 응용기법이 기존의 해석적인 방법(고유치 분석(eigen value analysis approach)) 보다 좀 더 최적에 가까운 해답을 찾아낼 수 있음을 실험을 통해 확인하였다. 어닐링 방법은 높은 온도에서는 많은 자유도를 가지는 해답들이 온도가 낮아짐에 따라 분자들의 움직임이 작아지고, 거의 상태의 변화가 없는 근사 최적 상태에 도달하게 하는 방법이다.

본 논문의 II장에서는 수량화 문제를 설명하고, III장에서는 수량화 문제 해결을 위한 평균장 신경회로망 기법을 제안한다. IV장에서는 제안한 기법의 실험 및 결과를 분석하고 V장에서는 결론을 맺는다.

Ⅱ. 수량화 문제

수량화 문제라는 것은 n개의 성질을 갖는 m개의 개체들을 각 개체들의 유사도(similarity)를 가장 잘 반영하도록 p차원의 공간상에 대응시키는 것이다. 이 때 각 개체들의 위치는 이산 값이 아니라 실수 값을 가지며, 개체들에 대한 각각의 축 좌표 값 평균은 0이고 분산은 1이라는 제약조건 들을 만족하면서 개체의 이득(E)을 최대화하는 것이다. 수량화 문제는 공간상의 최적 디자인 문제에 적용될 수도 있다. 최근 이러한 제약조건을 만족시키면서 최적화시키기 위한 접근방법으로 신경회로망 방법이 많이 사용되고 있다. 특히 온도를 이용하는 어닐드 신경회로망(annealed neural network)은 여러 응용 분야에서 많은 가능성을 보여주고 있다.

수량화 문제에서의 이득 함수(benefit function)는 다음과 같다.

$$\max E = -\sum_{i=1}^{m}\sum_{j\neq i} e_{ij}\left(\sum_{k=1}^{n} x_{ik} - x_{jk}\right)^2 \tag{1}$$

그런데

$$\sum_{i=1}^{m} x_{ik} = 0, \qquad k = 1,\ldots,n \tag{2}$$

$$\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} x_{ik}^{\ 2} = 1, \qquad k = 1,\ldots,n \tag{3}$$

$$x_{ik} \in [-1.0, 1.0], \quad i = 1,\ldots,m \ and\ k = 1,\ldots,n \tag{4}$$

이다.

여기서 e_{ij} 는 k개의 변수를 갖는 개체 x_i 와 개체 x_j의 유사도를 나타낸다. 이득함수(목적함수: 수식(1))에서는 개체들의 유사도에 의해 총 이득이 최대가 되도록 하며, 첫째 제약조건(수식(2))과 둘째 제약조건(수식(3))은 개체들이 중심에 모여 지도록 하고 세째 제약조건(수식(4))은 각 개체가 실수의 값을 갖도록 한다. 이러한 문제는 목적함수에 패널티 항을 첨가함으로써 제약조건 없는 최적화 문제로 처리하고 최대화 문제를 최소화 문제로 처리하기 위하여 이득함수를 아래와 같은 새로운 목적함수로 변환한다.

$$\min E=\sum_{i=1}^{m}\sum_{j\neq i}^{n}e_{ij}(\sum_{k=1}^{n}x_{ik}-x_{jk})^2+\mu\sum_{i=1}^{m}(\sum_{k=1}^{n}x_{ik})^2$$
$$+\mu\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(\sum_{k=1}^{n}{x_{ik}}^2-1)^2 \quad (5)$$

여기서 μ는 패널티 매개변수를 나타낸다.

Ⅲ. 평균장 신경회로망

3.1. 평균장 어닐링

홉필드(Hopfield)와 탱크(Tank)는 순회판매자 문제(Traveling Salesman Problem : TSP)를 해결하기 위하여 에너지 값의 탐색을 통한 휴리스틱 방법(heuristic solution)을 제안하였다[10]. 홉필드 모델은 조합 최적화 문제에서 잘 동작하여 근접한 최적 해를 찾아내는 것으로 알려져 있으나 원래의 홉필드 모델은 타당하지 않은 해답임에도 불구하고 지역 최소 해에 수렴하는 경우가 많아서 실제의 다양한 응용문제에 적용하기에는 어려움이 있는 것으로 알려져 있다. 또한 결정론적인 방법을 사용함으로써 초기의 가중치 값에 큰 영향을 받으며 주어진 조건에 맞지 않는 해답을 찾아내기도 한다.

Kirkpatrick은 다중 변수 시스템에서의 움직임을 시뮬레이션 하기 위하여 온도를 낮추어 가면서 metropolis알고리즘을 적용함으로써 최적화 문제에 적용시킬 수있는 시뮬레이티드 어닐링(simulated annealing : SA)을 제안하였다[10]. 이는 홉필드 모델과는 다르게 비결정론적인 방법을 사용하며 지역 최소화 상태에서 어떤 확률을 가지고 벗어날 수 있는 방안이었으나 해답을 구하기 위한 수렴시간 많이 소요되는 단점이 지적되고 있다.

Von den Bout등은 앞에서의 단점들을 해결하기 위하여 결정론적인 처리방법에 의한 수렴속도의 개선과 SA와 유사한 값을 얻기 위하여 평균장 근사법(mean field approximation)을 이용한 평균장 어닐링 알고리즘을 제안하였다[11-12].

3.2. 평균장 신경회로망

2개의 이산 상태를 갖는 변수 S_i로 표현되는 스핀(spin)계에서의 최적화 비용 함수는 일반적으로 다음과 같은 형태를 갖는다.

$$H(s)=\sum_{i}^{N}\sum_{j\neq i}^{N}\beta_{ij}s_is_j+\sum_{i}^{N}h_is_i \quad (6)$$

여기서 각 변수는 0과 1의 값을 가진다. 또한 β_{ij}는 스핀 i가 스핀 j가 연결되어 있는지의 여부에 따라 1과 0의 값을 각각 가지며 따라서 $(S_1,...,S_N)$은 시스템의 상태를 나타낸다. 많은 NP-complete문제들은 이러한 목적(비용) 함수의 최소화에 의해 해결될 수 있다. 평균장 어닐링의 기본적인 아이디어는 SA에서와 같이 신경회로망의 통계적역학이 볼츠만(Boltzmann) 확률 분포에 의하여 이루어지고, 이때 각 스핀의 값은 주어진 온도 T에서 시스템 내 스핀들의 평균값에 의하여 정해진다. Van den Bout 등은 평균장 이론에 의한 스핀 값의 계산과정이 홉필드 모델에서 뉴런의 움직임을 나타내는 수식과 동일함을 보임으로써 홉필드 모델에서 해답을 찾는 과정이 평균장 어닐링 알고리즘에서 열평형 상태로의 이완과정과 동일함을 보였다. 스핀 i에 의한 경험적 결과, 평균장(Φ_i)는 평균장 근사법에 의하여 다음과 같이 계산된다.

$$\frac{\partial<E>}{\partial<s_i>}=2\sum_{j\neq i}\beta_{ij}s_j+h_i$$
$$=H_0-H_1=\Phi_i \quad (7)$$

따라서 SA에서의 복잡한 확률적 처리는 비선형이며 결정론적인 수식에 의하여 근사적으로 처리될 수 있으며 이를 통해 매개변수 T의 시간에 따른 적절한 변화가 주어진다면 수식 (1)과 같은 목적 함수는 근사최적 해에 도달할 수 있게 되며 SA에 비하여 수렴 속도의 개선을 이룰 수 있게 된다. 일반적으로 n개의 상태를 가지는 시스템의 경우, 스핀들이 특정한 온도 T에서 볼츠만 분포라고 가정하면 열평형 상태에서의 스핀의 평균값 $\langle S_i \rangle$는 다음과 같은 수식으로 나타낼 수 있다.

$$<s_i>=P(s_i=0)\times 0+P(s_i=1)\times 1+$$
$$...+P(s_i=n-1)\times(n-1)$$
$$=\frac{\sum_{s_i=0}^{n-1}\exp^{(-Hs_i/T)}\times s_i}{\sum_{s_i=0}^{n-1}\exp^{(-Hs_i/T)}} \quad (8)$$

여기서 $Hs_i = \langle H(s) \rangle$, $s_i = \{0,...n-1\}$로서 해밀토니안(hamiltonian)을 나타낸다.

Ⅳ. 실험 및 결과

4.1. 고유치 분석에 의한 실험

1차원인 경우의 수량화 문제를 우선 생각하면, 개체 O_i와 O_j에 수량 x_i와 x_j를 각각 부여하고 개체사이의 유사도 e_{ij}가 큰 개체들에 대해서는 유클리디안(Euclidian) 거리의 제곱$(x_i - x_j)^2$을 작게 하고, e_{ij}가 작은 개체들에 대해서는 유클리디안 거리의 제곱$(x_i - x_j)^2$을 크게 하기 위해서는 아래의 함수 Q를 최대화하여야 한다.

$$Q = -\sum_{i=1}^{m}\sum_{j \neq i} e_{ij}(x_i - x_j)^2 \tag{9}$$

$s.t.$

$$\sum_{i=1}^{m} x_i = 0, \quad \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} x_i^2 = 1 \tag{10}$$

이런 제약조건을 갖는 최대화문제는 라그랑지 승수(lagrange multiplier())를 이용하여 다음과 같이 제약조건이 없는 최대화 문제로 변형한다.

$$F \equiv -\sum_{i=1}^{m}\sum_{j \neq i} e_{ij}(x_{ik} - x_{jk})^2 - \lambda\left(\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} x_i^2 - 1\right) \tag{11}$$

이 식을 x_i 에 대하여 편미분 하여 0으로 두면

$$\frac{1}{2}\left(\frac{\partial F}{\partial x_i}\right) = -\sum_{j}(e_{ij} + e_{ji})(x_i - x_j) - \frac{\lambda}{m}(x_i) = 0 \tag{12}$$

여기서 $h_{ij} = h_{ji} = e_{ij} + e_{ji}$, $\upsilon = \lambda/m$으로 두고 $h_{ii} = 2e_{ii}$를 어떻게 정의해도 Q에는 영향을 주지 않으므로 $h_{ii} = \sum_{j \neq i} h_{ij}$ 로 두면 식 (12)는 아래와 같은 대칭행렬 H = (h_{ij})의 고유치 문제로 된다.

$$\sum_{j} h_{ij}x_j - \nu x_i = 0, \quad i = 0,...,m \tag{13}$$

이와 같이 p차원 문제의 경우도 크기 순서로 p개의 고유치에 해당하는 고유벡터를 사용하면 수량화문제의 해답을 구할 수 있게 된다.

4.2. 평균장 신경회로망에 의한 실험

4.2.1 실험단계 설정

수량화 문제를 해결하기 위하여 3장에서 제안한 평균장 어닐링 신경회로망 알고리즘의 실험단계의 순서를 다음과 같이 설정하여 실시하였다.

[단계 1] 개체들을 *-0.1 ~ 0.1*사이의 임의의 값으로 초기화하고 패널티 매개변수(>*0*)의 초기값을 정한다.

[단계 2] 고정 상태점들이 구해질 때까지 반복 한다.

[단계 2.1] 개체를 임의로 선택한다.

[단계 2.2] 개체의 각 변수에 대한 평균을 평균장 신경회로망 알고리즘을 이용하여 구한다.

[단계 3] 온도(T)를 낮추고, 현재 상태의 에너지가 전 상태의 에너지보다 높으면 패널티 매개변수 값을 높이고 단계 2와 단계 3을 고정상태가 될 때까지 반복한다.

[단계 4] 개체들의 변수들을 설계공간(design space)에서의 해답으로 간주한다.

4.2.2 개체간 유사도 측정

표 1은 8개 개체에 대해서 각 개체간의 유사성 정도를 측정 한 것이다. 유사도는 통계학에서의 군집(clustering) 분석에서 사용되는 용어인데, 본 논문에서는 각 개체(예를 들면 통계처리를 할 개체)의 성분(property)들을 상호 비교함으로써 각 개체간의 상호 유사 정도 즉, 같은 그룹에 속하는지 아닌지를 판별해 나가는 유사도에 의한 군집 분석 방법을 실험에 사용하였다. 유사도의 측정항목으로는 단순하게 두개의 개체간 거리를 선택하였다(다른 척도를 사용하는 것도 가능함).

표 1. 개체간의 유사도

Table 1. similarity between objects.

개체	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8
x_1	-	-1.0	-5.0	-17.0	-20.0	-25.0	-13.0	-9.0
x_2	-1.0	-	-4.0	-16.0	-25.0	-32.0	-20.0	-16.0
x_3	-5.0	-4.0	-	-4.0	-13.0	-20.0	-16.0	-20.0
x_4	-17.0	-16.0	-4.0	-	-9.0	-16.0	-20.0	-32.0
x_5	-20.0	-25.0	-13.0	-9.0	-	-1.0	-5.0	-17.0
x_6	-25.0	-32.0	-20.0	-16.0	-1.0	-	-4.0	-16.0
x_7	-13.0	-20.0	-16.0	-20.0	-5.0	-4.0	-	-4.0
x_8	-9.0	-16.0	-20.0	-32.0	-17.0	-16.0	-4.0	-

(*) x1~x8 : 유사성 정도를 표시하기 위한 8개의 개체임

4.2.3 최적화 과정

그림 1은 이를 사용하여 최적화가 이루어지는 과정을 2차원 공간에 나타낸 것이다. 즉, 높은 온도(T)에서 개체들의 배치 비용은 비록 낮지만 제약조건들을 만족시키는 구성형태가 되지 않아서 타당한 해답이 되지 못함에도 불구하고 온도가 낮아짐에 따라 제약조건들이 만족되는 과정을 볼 수 있다.

그림 1에서 초기상태는 랜덤한 위치에 데이터들을 위치시키고 각 데이터들에 대한 처리를 개시하면 어닐링 과정이 진행 될수록 최적화(각 개체가 상호 유클리디안 거리의 합이 거의 최소가 됨) 구성상태가 되며, 점차적으로 더 이상의 데이터들의 위치 변화가 없게 되는 상태($T = 0.0000001$ 부근)에 접근함을 보여준다.

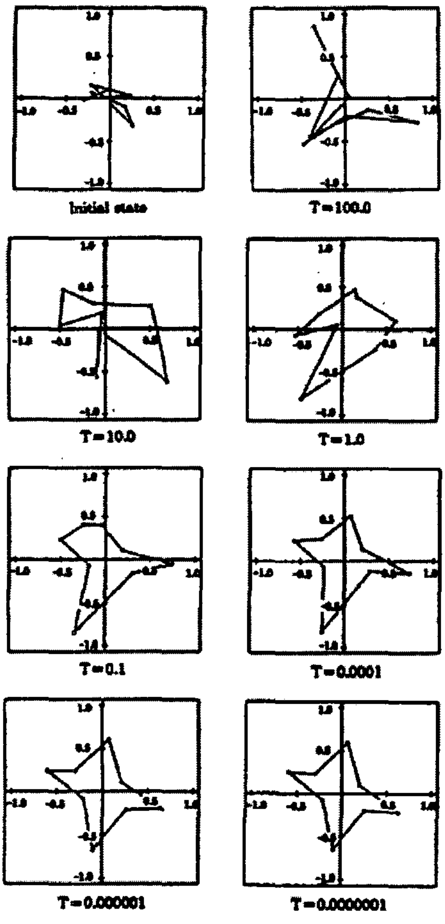

그림 1. 최적화 과정
Fig. 1. optimization steps.

4.2.4 성능 비교

평균장 신경회로망 기법의 실험은 연속변수를 갖는 신경회로망 모델을 이용하여 시작온도(Ts) = 100.0, 최종온도(T_f) = 0.0000001 그리고 어닐링 과정($T \leftarrow 0.98T$)으로 수행시켰다. 표 2에서 알 수 있듯이 평균장 신경회로망 기법에 의한 최종 결과는 2차원의 공간에서 모두 개체 x_1과 가장 유사한 개체는 x_2이며, 가장 유사하지 않은 개체는 x_6이다. 또한 개체 x_8과 가장 유사한 개체는 x_7이며, 가장 유사하지 않은 개체는 x_4로 판별되어 표 1에서 정의한 개체간 유사도 조건을 만족하고 있음을 알 수 있다. 또한 기존의 고유치 분석방법에 비해 비용측면에서 좀 더 최적에 가까운 해답을 찾아낼 수 있음을 확인하였다.

표 2. 평균장 신경회로망 기법과 고유치 분석방법 비교
Table 2. comparison between mean field annealing neural network approach and eigen value analysis approach.

접근 방법	설계공간상의 처리과정	처리 결과 (비용)
평균장 신경회로망 기법	X_1(-0.2907, +0.2271), X_2(-0.5880, +0.2445) X_3(-0.2116, -0.0762), X_4(-0.0784, -0.6568) X_5(+0.2569, -0.2022), X_6(+0.6378, -0.2251) X_7(+0.2037, +0.0954), X_8(+0.0705, +0.5920)	-630.8
고유치 분석 방법	X_1(-0.2984, +0.1233), X_2(-0.6080, +0.0452) X_3(-0.1977, -0.1695), X_4(-0.0457, -0.6737) X_5(+0.2984, -0.1233), X_6(+0.6080, -0.0452) X_7(+0.1977, +0.1695), X_8(+0.0457, +0.6737)	-628.9

V. 결 론

본 논문에서는 열평형 상태에서 분자 움직임의 해석적 이론인 평균장 이론에 의한 평균장 신경회로망을 수량화 문제의 해결에 적용하였다.

수량화 문제는 객체들을 각 개체간의 유사성정보만으로 n차원 공간에서 최적의 위치에 배치시키는 최적화 문제인데, 평균장 이론에 의한 분자의 평균 변화량 계산의 실험을 통해 높은 온도에서는 많은 자유도를 가지는 해답들이 온도가 낮아짐에 따라 분자들의 움직임이 적어짐을 실험으로 확인하였다.

즉, 평균장 신호회로망에 의한 실험에서 초기에 주어지는 임의의 n개 데이터들을 거리에 의한 유사도에 의하여 개체의 성분을 조정함으로써 최적화(모든 개체 상호간의 유클리디안 거리의 합이 최소화)되는 상태(2차원적 표시)로 각 개체를 위치시킬 수 있는 있음을 확인하였다.

실험분석 결과, 분자들의 움직임 상태가 거의 없는 근사 최적상태에 도달하게 하는 어닐링 방법에 의한 평균장 신경회로망 기법이 수량화 문제의 해결에 적용하는 경우, 기존의 고유치 분석과 같은 해석적인 방법에 의한 접근방법에 비하여 비용측면에서 좀 더 최적에 가까운 해답을 찾아낼 수 있음을 확인하였다. 그리고 평균장 신경회로망은 높은 온도에서는 많은 임의성을 가졌으나 온도가 낮아짐에 따라 신경회로망은 안정된 상태로 수렴함을 알 수 있었다.

향후 제시한 기법은 실제의 공간상 배치 및 설계에 관련한 많은 문제에도 적용할 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] Hamm. L., Wade Brorsen and B. Hagan, "Global optimization of neural network weights," Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 2, pp.1228-1233, 2002.

[2] Yamazaki. A., de Souto., M. C. P. and Ludermir. T. B., "Optimization of neural network weights and architectures for odor recognition using simulated annealing," Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 1, pp.547-552, 2002.

[3] Rojas F., Alvarez M. R., Salmeron M., Puntonet C. G. and Martin-Clemente R, "Adaptive and heuristic approaches for nonlinear source separation," Proceedings of the 2003 International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 1, pp.720-725, 2003.

[4] Lei Cheng and Xiuwen Liu, "Sparse linear representations for recognition," Proceedings of the 2003 International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 2, pp.1324-1327, 2003.

[5] Liang, R. H. and Kang F. C., "Thermal generating unit commitment using an extended mean field annealing neural network," IEE Proceedings, Vol. 147, Issue 3, pp.164-170, 2000.

[6] Rose J., Klebsch W. and Wolf J., "Temperature measurement and equilibrium dynamics of simulated annealing placements," Computer Aided Design of Integrated Circuits and Systems, IEEE Transactions on Vol. 9, Issue 3, pp.253-259, 1990.

[7] Randall S. Sexton, "Optimization of Neural Networks : A comparative Analysis of de Genetic Algorithm and Simulated Annealing," European Journal of Operational Research, Vol. 114, No. 3, pp.589-601, 1999.

[8] Yao X., "A new simulated annealing algorithm," International Journal of Computer Mathematics, 56, pp.161-168, 1995.

[9] Kirkpatrick S., Gelatt. C. and Vecchi M., "Optimization by Simulated Annealing," Science 220, pp. 671-680, 1983.

[10] J. Hopfield, D. Tank, "Neural' Computation of Decisions in Optimization Problems," Bio. Cybern., 52, pp.141-152, 1985.

[11] Van den Bout and Miller III, "Graph Partitioning Using Annealed Neural Net-works," IEEE Transactions on Neural Networks, 1(2), pp.192-203, 1990.

[12] Peterson C. and Hartman E., "Explorations of the Mean Field Theory Learning Algorithm," Neural Networks 2, pp.475-494, 1989.

저자소개

이 동 명(Dong Myung Lee)

1982년 2월 숭실대학교 전산학과 (공학사)
1990년 8월 숭실대학교 전산학과 (공학석사)
1997년 8월 숭실대학교 전산학과 (공학박사)
1982년 3월~2000년 2월 한국전자통신연구원(ETRI) 연구원, 선임연구원, 책임연구원
2000년 3월~현재 : 동명정보대학교 공과대학 컴퓨터공학과 교수
2000년 1월~현재 : 정보통신연구진흥원 정보통신기술 분야 평가위원
※ 관심분야 : 3G/4G이동통신 기술, WiMAX 기술, 신경회로망 응용기술