

시뮬레이티드 어닐링 기법을 이용한 정칙화 영상 복원

學生會員 崔 彰 云*, 正會員 李 泰 鴻*

Regularized Image Restoration Using a Simulated Annealing Technique

Chang Un Choi*, Tae Hong Lee* Regular Members

要 約

홉필드 신경망은 지역 최소점에 빠지는 문제점을 갖고 있는데, 이것을 해결하기 위하여 시뮬레이티드 어닐링 기법을 홉필드 신경망에 적용하였다.

Zhou등에 의해 제시된 홉필드 신경망을 이용한 복원 방법은 그래디언트 방법처럼 에너지 함수(오차함수)가 감소하는 방향으로만 뉴런의 상태 천이를 허용하기 때문에 에너지함수의 지역 최소점에 트래핑(trapping)되는 문제점을 갖고 있다. 본 논문에서는 시뮬레이티드 어닐링 기법을 홉필드 신경망에 적용하여 에너지 함수의 지역 최소점을 벗어나서 전역적(全域的) 최소점을 찾고자 했다.

실험 결과를 통하여 시뮬레이티드 어닐링 기법을 이용한 복원 알고리즘이 효과적임을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

We applied simulated annealing technique to Hopfield neural network in order to find a global minimum of the energy function.

Restoration method using a neural network proposed by Zhou et al. is subject to a fundamental limitation of being easily trapped in local minima, because a state transition of a neuron is allowed only when the energy change is less than zero. Therefore in this paper we tried to find a global minimum, escaping local minima of the energy function by applying simulated annealing technique to Hopfield network.

Through the experimental results we confirmed the effectiveness of the restoration algorithm using a simulated annealing technique.

*嶺南大學校 大學院 電子工學科

Yeungnam University, graduate school,
departure of Electronics Engineering

論文番號 : 94263

接受日字 : 1994年 9月 29日

이 논문은 1994년도 영남대학교 학술연구조성비(자유공모)에 의한것임.

1. 서 론

현실적인 광경이 카메라와 같은 광학 시스템을 통해 영상으로 만들어질 때 크게 두가지 요인,

- 1) 광학 시스템의 수차, 대기산란, 움직임에 기인한 흐려짐과 같은 결정적 훼손 (deterministic degradations)
- 2) 비선형 훼손(nonlinearities)
- 3) 잡음과 같은 통계적 훼손 (statistical degradations)

에 의하여 훼손하는데, 이것들은 대부분 사진을 찍는 화학적 그리고 전기적 장치의 특성에 따른다. 복원은 이 훼손된 영상으로부터 원 영상에 가장 가까운 화질의 영상을 얻는 것을 목적으로 하며, 로봇 시각이나 패턴 인식과 같은 분야의 전처리 단계로서 매우 중요한 문제이다.

지난 30여년 동안 많은 복원 방법이 개발되었고 이 방법들의 우수성은 이미 알려져 있지만, 대부분의 복원방법은 나름대로의 문제점을 갖고 있다. 예로서 역여파기 방법은 극히 높은 SNR을 갖는 영상에만 적용이 가능하고, 위너 여파기는 영상이 정재적(stationary)이라는 가정을 필요로 한다. 그외에 칼만 여파기, SVD pseudoinverse 여파기, 연속 근사 방법, 최적화 기법등은 복잡한 계산을 필요로 하기 때문에 처리하는데 많은 시간이 소요된다. 따라서 정재적(stationary)이라는 가정을 필요로 하지 않고 적당한 시간내에 처리할 수 있는 복원방법을 개발하는 것이 바람직하다.

많은 데이터 처리를 필요로 하는 영상복원이나 패턴인식에는 빠른 계산능력을 갖는 신경회로망이 적합할 것으로 보인다. 공간 불변(space invariant) 흐려짐 함수와 잡음에 의하여 훼손된 영상을 복원하기 위하여 연상 신경망의 일종인 홉필드 신경망을 이용하는데, 1982년에 홉필드에 의하여 제안된 이 신경망은 사용자가 선택한 어떤 벡터들의 집합 $\{x_1, x_2, \dots, x_3\}$ 으로부터 사용자가 선택한 다른 벡터들의 집합 $\{y_1, y_2, \dots, y_3\}$ 을 연상해내는 연상 신경망으로서 뉴런이 상태천이를 반복할 때마다 에너지 함수의 값이 감소하는 특성을 갖고 있기 때문에 오차 함수를 최소로 만들므로써 훼손된 영상으로부터 원 영상을 연상해 내는 복원에 적합하다¹⁾. 그러나 지역 최소점이 존

재하는 훼손요인^{(2),(3)}에 의하여 훼손된 영상을 복원할 경우, 홉필드 신경망, 백 프로퍼게이션(Back propagation) 신경망, 그라디언트 방법에 의한 최적화에는 지역 최소점에 트래핑(trapping)되는 공통적인 문제점이 있다. 그래서 본 논문에서는 고체를 높은 온도에서 녹인 후에 지역 최소점에 빠지지 않도록 서서히 식히면서 에너지의 상태를 최소화시키는 시물레이티드 어닐링 기법^{(2),(3),(4)}을 이용하여 홉필드 신경망이 갖고 있는 문제점을 극복하려 한다. 시물레이티드 어닐링 기법은 1983년 Kirkpatrick이 방문 판매원 문제(Traveling Salesmen Problem)와 같은 조합 최적화(Combinatorial Optimization) 문제의 해결을 위하여 최초로 최적화에 적용한 이래로 많은 분야에서 응용되어 왔다.

영상의 계조도는 0과 1의 이진값을 가지는 뉴런 상태변수의 단순합에 의하여 표현될 수 있고, 복원은 모델 파라미터 추정과 영상 재구성의 두 단계로 구성된다. 첫번째 단계에서 신경망의 에너지 함수를 오차 함수와 비교함으로써 신경망의 연결세기와 바이어스 입력을 결정하여 에너지 함수가 오차함수와 같은 값을 가지도록 만들고, 두번째 단계에서 시물레이티드 어닐링 기법을 이용하여 각 뉴런들을 갱신해 나감에 따라 신경망의 에너지 함수가 전차적으로 감소하여 최소값에 이르게 되면 복원이 끝나게 되는데, 신경망의 오류에 강한(fault-tolerant) 특성과 탁월한 계산 능력으로 인하여 고 화질의 영상을 얻을 수 있다.

이 방법은

- 1) 영상이 정재적(stationary)이라는 가정이 불필요
- 2) 짧은 처리시간
- 3) 오류에 강한(fault-tolerant) 특성
- 4) 전역적(全域的) 최소점으로서의 최적화 등의 장점을 갖고 있다.

본 연구는 광학 시스템과 물체사이의 움직임에 기인하는 흐려짐과 가산 잡음에 의하여 훼손된 영상의 복원을 목적으로 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 잡음의 증폭을 막기 위한 최적화 기준, 신경망의 모델 파라미터 추정 방법과 홉필드 신경망의 수렴성 및 복원 알고리즘이 2절에, 홉필드 신경망이 갖고 있는 문제점과 해결책으로서 시물레이티드 어닐링 기법을 이용한 복원이

III절에 주어지고, 실험은 IV절에 결론은 V절에서 다루었다.

II. 영상 복원과 홉필드 신경 회로망.

영상 획득 과정 중에 흐려짐, 비선형 왜손 그리고 백색 잡음이 발생하였을 경우, 왜손된 영상은 다음과 같이 벡터 방정식으로 표현할 수 있다⁽²⁾.

$$Y = \phi(H(x)) + n \quad (1)$$

여기서 $H(\cdot)$ 는 흐려짐 함수, $\phi(\cdot)$ 는 비선형 왜손 함수, n 은 백색잡음을 나타낸다.

비선형 왜손의 역과정을 추적하여 이 왜손을 근사적으로 제거하였을 경우, 왜손된 영상은 다음과 같은 벡터 방정식으로 표현할 수 있다.

$$Y = HX + N \quad (2)$$

여기서 Y 는 왜손된 영상, H 는 점확산함수를 나타내는 행렬, X 는 원 영상, N 은 백색잡음을 나타낸다.

잡음의 증폭을 억제하기 위해 도입하는 정칙화 기준은 다음과 같다^{(5), (6)}.

$$\|Y - HX\| \leq \|N\| = \epsilon_1 \quad (3)$$

$$\|DX\| \leq \epsilon_2 \quad (3)$$

여기서 D 는 정칙화 연산자로서 고역 통과 여파기의 특성을 가지고, ϵ_1 은 잡음오차의 상한치이고 ϵ_2 는 복원오차의 상한치이다.

정칙화 기준에 근거한 오차 함수는 다음과 같다.

$$E = \|Y - HX\|^2 + \lambda \|DX\|^2 \leq 2\epsilon_1^2 \quad (4)$$

여기서 $\lambda = \frac{\epsilon_1^2}{\epsilon_2^2}$ 이다.

신호분산이 높은 영역의 경우에는 잡음이 상대적으로 적기 때문에 λ 를 작게하여 식(3)의 복원 오차를 줄이고, 신호분산이 낮은 영역의 경우에는 잡음증폭이 심하기 때문에 λ 를 크게 하여 식(4)의 고주파 성분을 일정값 이하로 제한한다. 가변 λ 값이 변화가 주는 효과를 충분히 활용하기 위하여 처리하는 때 화소마다 적응적으로 변화시키는 것이 바람직하다. 식(4)의 복원 오차는

$$\|DX\|_2 \leq \|D\|_2 \cdot \|X\|_2 \quad (6)$$

이므로 $\epsilon_2 = \|D\|_2 \leq \cdot \|X\|_2$ 로 정한다면,

$$\begin{aligned} \lambda &= \left(\frac{\epsilon_1}{\epsilon_2}\right)^2 = \left(\frac{\|N\|_2}{\|D\|_2 \cdot \|X\|_2}\right)^2 \\ &= \|D\|_2^{-2} \cdot \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x^2 + \bar{x}^2} \\ &= \|D\|_2^{-2} \cdot \frac{1}{SNR + \frac{\bar{x}^2}{\sigma_n^2}} \end{aligned} \quad (7)$$

이 된다. 여기서 σ_x^2 은 신호의 분산 σ_n^2 은 잡음의 분산이고, \bar{x} 는 신호의 평균이다. 식(7)에서 λ 가 SNR에 역비례하므로 λ 를 화소에 따라 적응적으로 구하여진 신호분산에 역비례하도록 정할 수 있다⁽⁶⁾.

신경망 모델은 L^2M 개의 뉴런들로 구성되는데, 이때 L 은 영상의 크기이고 M 은 최대 계조도이다. 각 뉴런은 모든 뉴런과 바이어스 입력으로부터 임의로 그리고 비동기적으로 신호를 받아들인다. 뉴런의 상태 변수를 $v_{i,k}$ ($1 \leq i \leq L^2$, $1 \leq k \leq M$)로 나타내는데, 여기서 i 는 화소의 위치를 나타내고, k 는 그 화소의 계조도를 의미한다. $v_{i,k}$ 와 $v_{j,i}$ 사이의 연결 세기를 $T_{i,k,j,i}$, 바이어스 입력을 $I_{i,k}$ 로 나타낸다면 (i,k) 번째 뉴런으로 입력되는 신호는 다음과 같다.

$$u_{i,k} = \sum_{j=1}^{L^2} \sum_{l=1}^M T_{i,k,j,l} v_{j,l} + I_{i,k} \quad (8)$$

뉴런의 활성화함수는 다음과 같은 경판정 함수(hard limiting function)를 사용한다.

$$\begin{cases} v_{i,k} = 1 & \text{if } u_{i,k} \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

영상은 L^2 개의 계조도 함수에 의하여 표현되는데, 각 계조도 함수는 식(10)과 같은 뉴런 상태 변수의 단순함수로 나타낸다.

$$x(i,j) = \sum_{k=1}^M v_{m,k} \quad (10)$$

여기서 $m = (i-1) \times L + j$ 이다.

신경망의 모델 파라미터는 연결세기와 바이어스 입력을 나타내는데, 이것은 신경망의 에너지 함수에 의하여 결정된다.

홉필드 신경망의 에너지 함수는 다음과 같다.

$$E = - \sum_{i=1}^{I^2} \sum_{j=1}^{I^2} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^M T_{i,k,j,l} v_{i,k} v_{j,l} - 2 \sum_{i=1}^{I^2} \sum_{k=1}^M I_{i,k} v_{i,k} \quad (11)$$

식(11)의 에너지 함수를 식(4)의 오차 함수와 비교함으로써 신경망의 연결세기와 바이어스 입력을 결정하여 에너지 함수가 오차함수와 같은 값을 가지도록 만든다면, 홉필드 신경망이 반복적으로 뉴런의 상태를 갱신해 나감에 따라 에너지 함수가 감소하게 되고, 이와 같은 값을 갖는 오차 함수도 감소하게 되어 최종적으로 원 영상에 가장 가까운 값을 가지게 된다.

식(5)의 오차 함수를 전개하면,

$$E = \| Y - HX \|^2 + \lambda \| D X \|^2 = \sum_{\rho=1}^{I^2} (y_{\rho} - \sum_{i=1}^{I^2} h_{\rho,i} x_i)^2 + \lambda \sum_{\rho=1}^{I^2} (\sum_{i=1}^{I^2} d_{\rho,i} x_i)^2 = \sum_{\rho=1}^{I^2} y_{\rho}^2 - 2 \sum_{i=1}^{I^2} \sum_{k=1}^M \sum_{\rho=1}^{I^2} y_{\rho} h_{\rho,i} v_{i,k} + \sum_{i=1}^{I^2} \sum_{j=1}^{I^2} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^M \sum_{\rho=1}^{I^2} h_{\rho,i} h_{\rho,j} v_{i,k} v_{j,l} + \lambda \sum_{i=1}^{I^2} \sum_{j=1}^{I^2} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^M \sum_{\rho=1}^{I^2} d_{\rho,i} d_{\rho,j} v_{i,k} v_{j,l} \quad (12)$$

이 되고, 여기서 $h_{i,j}$ 와 $d_{i,j}$ 는 행렬 H와 D의 원소이다.

식(12)에서 상수항인 첫번째 항을 무시하고, 식(11)의 에너지 함수와 비교함으로써 모델 파라미터를 구할 수 있다⁽⁷⁾.

$$T_{i,k,j,l} = - \sum_{\rho=1}^{I^2} h_{\rho,i} h_{\rho,j} - \lambda \sum_{\rho=1}^{I^2} d_{\rho,i} d_{\rho,j} \quad (13)$$

$$I_{i,k} = \sum_{\rho=1}^{I^2} y_{\rho} h_{\rho,i} \quad (14)$$

식(13)에서 연결세기 T는 k, l에 독립적이라는 것을 알 수 있는데, 이것은 신경망의 연결세기가 화소의 계조도가 아니라 화소의 위치에 따라 결정된다는 것을 의미한다. 그리고 자신과의 연결(self-connection)이 존재한다는 것을 알 수 있다. 이와같이 홉필드 신경망이 자기 귀환(self-feedback)을 가

지고 있기 때문에 에너지 함수가 뉴런의 상태천이에 따라 항상 감소하지는 않는다. 이를 증명하기 위하여 k번째 뉴런만 상태천이를 한다고 가정하면, 상태변화 Δv_k 와 그에 따른 에너지 변화 ΔE 는 다음과 같다.

$$\Delta v_k = v_k^{new} - v_k^{old} \quad (15)$$

$$\Delta E = E^{new} - E^{old} \quad (16)$$

$$\Delta E = - \sum_{m=1}^{I^2 M} \sum_{n=1}^{I^2 M} T_{m,n} v_m^{new} v_n^{new} - 2 \sum_{m=1}^{I^2 M} I_m v_m^{new} + \sum_{m=1}^{I^2 M} \sum_{n=1}^{I^2 M} T_{m,n} v_m^{old} v_n^{old} + 2 \sum_{m=1}^{I^2 M} I_m v_m^{old} \quad (17)$$

k번째 뉴런만 상태천이를 하므로

$$v_m^{new} = v_m^{old} \quad \text{if } m \neq k \quad (18)$$

이다. 따라서

$$\begin{aligned} \Delta E &= -v_k^{new} \sum_{n=1}^{I^2 M} T_{k,n} v_n^{new} - v_k^{new} \sum_{m=1}^{I^2 M} T_{m,k} v_m^{new} + T_{k,k} (v_k^{new})^2 - 2 I_k v_k^{new} + v_k^{old} \sum_{n=1}^{I^2 M} T_{k,n} v_n^{old} \\ &+ v_k^{old} \sum_{m=1}^{I^2 M} T_{m,k} v_m^{old} - T_{k,k} (v_k^{old})^2 + 2 I_k v_k^{old} \\ &= -2 v_k^{new} (\sum_{n=1}^{I^2 M} T_{k,n} v_n^{new} + I_k) + T_{k,k} (v_k^{new})^2 + 2 v_k^{old} (\sum_{n=1}^{I^2 M} T_{k,n} v_n^{old} + I_k) - T_{k,k} (v_k^{old})^2 \\ &= -2 v_k^{new} (u_k + T_{k,k} v_k^{new} - T_{k,k} v_k^{old}) + T_{k,k} (v_k^{new})^2 + 2 v_k^{old} u_k - T_{k,k} (v_k^{old})^2 \\ &= -2 (v_k^{new} - v_k^{old}) \cdot u_k - T_{k,k} (v_k^{new})^2 + 2 T_{k,k} v_k^{new} v_k^{old} - T_{k,k} (v_k^{old})^2 \\ &= -2 \Delta v_k u_k - T_{k,k} (\Delta v_k)^2 \end{aligned} \quad (19)$$

이 된다. 만약 k번째 뉴런이 0에서 1로 상태천이를 한다면,

$$u_k = \sum_{n=1}^{L^2M} T_{k,n} v_n^{old} + I_k > 0 \quad (20)$$

이고, 이때

$$\Delta E = -2 u_k - T_{k,k} \quad (21)$$

이 된다. 식(13)에서 $T_{k,k} < 0$ 이므로 식(21)의 첫째 항보다 둘째항이 더 크면, ΔE 는 양의 값을 가지게 되어 에너지 함수가 증가하게 되고, 결과적으로 신경망의 수렴성이 보장되지 않는다. Zhou등은 수렴성을 보장하기 위하여 다음과 같이 상태 천이 규칙을 마련하였다. 상태 변화에 따른 에너지 변화 ΔE 가 음의 값을 가질 때만 상태 천이를 허용하는 것이다⁽⁷⁾.

식(13), (14)에서 연결세기는 k, l 에, 바이어스 입력은 k 에 독립이기 때문에 각 계조도 함수를 표현하는데 사용되는 M 개의 뉴런들은 같은 연결세기와 바이어스 입력을 가진다. 따라서 (i, k) 번째 뉴런으로 입력되는 신호 $u_{i,k}$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} u_{i,k} &= \sum_{j=1}^{L^2} \sum_{l=1}^M T_{i,k,j,l} v_{j,l} + I_{i,k} \\ &= \sum_{j=1}^{L^2} T_{i, \cdot, j, \cdot} \left(\sum_{l=1}^M v_{j,l} \right) + I_{i, \cdot} \quad (22) \\ &= \sum_{j=1}^{L^2} T_{i, \cdot, j, \cdot} x_j + I_{i, \cdot} \end{aligned}$$

신경망의 뉴런을 순차적으로 방문(visit)할 경우에는, 입력 신호 $u_{i,k}$ 를 다음과 같이 반복적으로 구할 수 있다.

$$u_{i,k} = u_{i,k-1} + \Delta v_{i,k-1} \cdot T_{i, \cdot, i, \cdot} \quad (23)$$

이때 (i, k) 번째 뉴런의 상태 변화에 기인한 에너지 변화는 식(19)로부터 다음과 같이 구해진다.

$$\Delta E = -2 u_{i,k} \Delta v_{i,k} - T_{i, \cdot, i, \cdot} (\Delta v_{i,k})^2 \quad (24)$$

Zhou등은 다음과 같은 갱신 과정을 제안하였다⁽⁷⁾.

$$\begin{cases} x_i^{new} = x_i^{old} + \Delta v_{i,k} & \text{if } \Delta E < 0 \\ x_i^{new} = x_i^{old} & \text{if } \Delta E \geq 0 \end{cases} \quad (25)$$

여기서

$$\begin{cases} \Delta v_{i,k} = -1 & \text{if } u_{i,k} < 0 \\ \Delta v_{i,k} = 1 & \text{if } u_{i,k} > 0 \\ \Delta v_{i,k} = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (26)$$

이다.

Paik등은 뉴런의 상태변화 $\Delta v_{i,k}$ 를 식(28)과 같이 구함으로써 에너지 변화 ΔE 의 부호 검사 과정을 제거한 상태 천이 규칙을 마련하였다⁽⁸⁾.

$$x_i^{new} = x_i^{old} + \Delta v_{i,k} \quad (27)$$

여기서

$$\begin{cases} \Delta v_{i,k} = -1 & \text{if } u_{i,k} < \frac{1}{2} T_{i, \cdot, i, \cdot} \\ \Delta v_{i,k} = 1 & \text{if } u_{i,k} > -\frac{1}{2} T_{i, \cdot, i, \cdot} \\ \Delta v_{i,k} = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (28)$$

이다.

III. 시물레이티드 어닐링 기법을 이용한 복원

위의 홉필드 신경망은 에너지가 증가하는 방향으로 상태 천이를 허용하지 않기 때문에 에너지 함수의 지역적 최소점에 빠지기 쉽다는 단점을 갖고 있다. 이 지역적 최소점에 빠지는 문제를 해결하기 위한 방법이 시물레이티드 어닐링 기법인데, 이것은 홉필드 신경망과는 달리 에너지가 증가하는 방향으로도 작은 확률이나마 상태의 천이를 허용함으로써 지역 최소점을 벗어나서 전역적(全域的) 최소점에 도달할 수 있다.

야금학에 있어서 어닐링이란 고체를 녹을 때까지 가열하고 난 후, 그것을 완전한 격자 상태의 결정체가 될 때까지 식히는 물리적인 과정이다. 이런 과정 중에 그 고체의 자유 에너지는 최소화된다. 오래 전부터의 경험에 의하면, 고체화되는 과정에서 지역 최소점에 빠지지 않도록 하기 위해서는 조심스럽게 서서히 식혀야 한다. 이와 유사하게 최적화 문제는 많은 해 중에서 오차함수(에너지 함수)를 최소로 만드는 해를 찾는 문제이다. 오차함수와 자유 에너지 사이의 관계, 그리고 해와 물리적인 상태의 관계를 정립함으로써 시물레이티드 어닐링 기법을 수식화 할 수 있다. 어닐링 기법을 수식화하기 위하여 신경망의 상태가 온도 T 에서 그 상태에 존재할 확률을 나타내는 다음과 같은 볼츠만-깁(Boltzmann-Gibb) 분포를 따른다고 가정한다⁽⁴⁾.

$$P_T(A) = \frac{1}{Z} \exp\left(\frac{-E_A}{T}\right) \quad (29)$$

여기서 Z 는 정규화 인자이고, T 는 신경망의 온도이다. 자연계의 진행과정에 방향성이 있다는 열역학 제 2 법칙으로부터 신경망의 상태가 이 볼츠만-깁 분포를 따른다는 가정이 옳다는 것을 알 수 있다. 즉, 에너지가 높은 곳에서 낮은 곳으로 상태변화가 일어난다는 것을 설명하고 있다. 시스템이 높은 에너지 상태 B 에 대하여 그 보다 낮은 에너지 상태 A 를 점유할 확률을 볼츠만-깁 분포로부터 구할 수 있다.

$$\frac{P_T(A)}{P_T(B)} = e^{-(E_A - E_B)/T} > 1, \text{ if } E_B > E_A \quad (30)$$

A 가 B 보다 낮은 에너지 상태에 있기 때문에 상대적인 확률이 1보다 더 크게 되고, 따라서 시스템의 상태가 A 로 변하게 된다. 반대로 A 가 B 보다 높은 에너지 상태에 있을 경우를 살펴보면, B 상태에 대하여 A 상태에 있을 상대적인 확률은 1보다 작지만 0은 아니다. 즉, 높은 에너지 상태로 작은 확률이나마 옮겨 갈 수도 있다는 것이다. $\Delta E = E_A - E_B$ 라고 할 때, 상태 B 에서 상태 A 로 천이할 확률은 식(31)과 같다⁽⁴⁾.

$$p = \frac{P_T(A)}{P_T(B)} = \exp\left(\frac{-\Delta E}{T}\right) \quad (31)$$

시뮬레이티드 어닐링 기법에서는 ΔE 가 음수일 경우는 상태 천이를 허용하고, 양수일 경우는 확률 p 만큼 상태 천이를 허용함으로써 신경망을 갱신해 나간다. 최초로 신경망의 온도 T 를 크게함으로써 p 가 ΔE 의 값에 독립적으로 모든 상태들이 비슷한 확률값을 갖고서 자유로이 상태천이를 하게 만든다. 그 후 신경망의 온도를 서서히 식혀 나가는 것이 필요하다. 그렇지 않으면, 전역적(全域的) 최소점을 찾기도 전에 신경회로망 시스템이 응고되어 지역 최소점에 빠지게 된다. 이것은 야금학에 있어서의 담금질(quenching)에 해당하는 홉필드 모델의 갱신방식과 유사하다.

어닐링 기법에 근거한 확률적 신경회로망(stochastic neural network)은 어떤 상태에서 다른 상태로 천이할 0이 아닌 확률을 갖고 있기 때문에 지역 최소점(local trap)을 빠져 나가기 위하여 에너지 측면에서 증가하는 방향으로 움직일 수 있는 가능성도 갖고 있다. 이때 확률 함수는 신경망의 온도와 두 상태 사이의 에너지 차에 의존한다. 이 기법은 폭넓은 적용 가능성과 최적의 해를 얻을 수 있다는 장점을 가지고 있다.

복원 알고리즘은 다음과 같다.

1. 초기영상을 임의로 선택한다. T 의 초기값은 모든 에너지 변화 ΔE 에 대하여 $\exp(-\Delta E/T) \geq 0.999$ 를 만족하도록 충분히 크게 선택한다.
2. 뉴런의 상태를 순차적으로 변화시키고, 그에 따른 에너지 변화를 ΔE 라 둔다.
3. $\Delta E < 0$ 이면, 뉴런의 상태 변화를 받아 들이고 단계 5로 간다.
4. $E > 0$ 이면, 확률 $\exp(-\Delta E/T)$ 로서 뉴런의 상태 변화를 받아들인다. 즉 일양(一樣: uniform) 확률 밀도 함수를 사용하여 0과 1 사이의 랜덤값 ξ 를 발생시킨후, $\exp(-\Delta E/T) > \xi$ 이면, 뉴런의 상태 변화를 받아 들인다.
5. 신경망의 모든 뉴런을 방문(visit)한 후에, 신경망의 온도 T 를 (32)식에 따라 서서히 냉각시킨다.

$$T(k) = \frac{C}{\log(1+k)} \quad (32)$$

여기서 C 는 실험을 통하여 정해지는 상수이고, k 는 반복 횟수이다.

6. 더 이상의 에너지 변화가 없으면 복원된 영상이 얻어진 것이고, 그렇지 않으면 단계 2로 가서 계속해서 반복한다.

IV. 실험

시뮬레이티드 어닐링 기법을 적용한 복원 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 지역 최소점이 존재하는 훼손 요인에 의하여 훼손된 영상에 적용시켜 보았다. 이때 지역 최소점이 존재하는 훼손 요인^{(2), (3)}으로서 움직임에 의한 흐려짐(motion blur)과 식(33)의 비선형 훼손⁽²⁾ 그리고 가우시안 백색잡음을 사용하여 다음의 세가지 실험을 하였다.

- 1) 식(34)에 의한 움직임에 기인한 흐려짐, 식(33)에 의한 비선형 훼손, 20dB의 백색잡음에 의하여 훼손된 Test Image의 복원
- 2) 식(34)에 의한 움직임에 기인한 흐려짐, 15dB의 백색잡음에 의하여 훼손된 Lena Image의 복원
- 3) 식(34)에 의한 움직임에 기인한 흐려짐, 10dB의 백색잡음에 의하여 훼손된 Lena Image의 복원

비선형 훼손함수는

$$\phi(x) = \sqrt{x} \quad (33)$$

을 이용하였다.

호려진 영상을 얻기 위해 사용된 점 확산 함수는 1×9의 크기를 갖는 동적 호려짐으로서 식(34)와 같다.

$$H(n) = \begin{cases} \frac{1}{L} & 0 \leq n \leq L-1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (34)$$

여기서 움직임의 길이 L은 9이다.

정칙화 연산자 D는 (I-H)를 사용했는데, 여기서 I는 단위행렬이고, H는 Blur 행렬을 나타낸다. 식(5)의 정칙화 변수 λ는 신호분산이 큰 영역에서 작게하고 신호분산이 작은 영역에서 크게해야 하기 때문에 식(35)을 이용하여 매 화소마다 적응적으로 구했다⁶⁾.

$$\lambda = \frac{1}{1 + \frac{\sigma_s}{\sigma_n}} \quad (35)$$

여기서 σ_s은 신호의 분산이고, σ_n은 잡음의 분산이다.

매 반복 때마다 상태가 변하지 않는 뉴런이 많기 때문에 각각의 계조도를 표현하는데에 256개의 2진 뉴런을 사용하지 않고, 다단계 값을 가질 수 있는 뉴런을 8개 사용하여 신경망을 구성하였다. 연결세기가 계조도가 아니라 화소의 위치에 의하여 결정되기 때문에 이러한 신경망의 구성은 256개의 2진 뉴런을 사용할 경우와 같은 결과를 가져온다⁶⁾. 홉필드 신경망을 이와 같이 구성함으로써 각 계조도를 표현하는데 필요한 뉴런의 수와 복원하는데 걸리는 계산시간을 대폭적으로 줄일 수 있었다.

복원된 영상의 화질 평가 척도로서 MSE(평균자승오차)와 식(36)과 같은 PSNR(peak signal to noise ratio)을 이용했다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{L^2} \sum_{j=1}^L (x_j - \hat{x}_j)^2} \quad \text{dB} \quad (36)$$

복원 효과를 쉽게 알 수 있도록 실험 1)에서 시험 영상(Test image)을 만들어서 식(34)에 의한 움직임에 기인한 호려짐, 식(33)에 의한 비선형 훼손, 그리고 20dB의 백색잡음을 이용하여 이 시험 영상을

훼손시킨 후에, 이를 각각 45회 반복 복원한 영상을 그림 1에 보였다. 이때 훼손된 영상은 PSNR이 14.64이고 MSE가 2230이었는데, 40회 반복한 후에 홉필드 신경회로망을 이용하여 복원한 영상의 경우 PSNR이 21.87, MSE가 398이었다. 그리고 45회 반복한 후에는 홉필드 신경회로망을 이용하여 복원한 영상의 경우 PSNR 21.86, MSE가 423이었고, 시뮬레이티드 어닐링 기법을 이용하여 복원한 영상의 경우는 PSNR이 22.11, MSE가 397이었다. 이 그림에서 영상(C)에 비하여 본 논문의 알고리즘을 이용하여 복원한 영상(d)가 평면 부분 뿐만 아니라 윤곽의 주위에서도 잡음이 많이 제거된 것을 관찰할 수 있다. 일반적으로 변화가 심한 영역의 복원이 상당히 어려운데, 이 영상에서 변화가 좀 더 심한 중앙 부위를 살펴보면, 신호의 큰 변화에도 불구하고 시뮬레이티드 어닐링 기법을 적용한 본 논문의 알고리즘이 우수한 효능을 보인다는 것을 알 수 있다. 그림 2는 시험영상에 대한 오차 영상인데, 오차 영상은 시각적 효과를 높이기 위하여 5배 강조하여 나타냈다. 이 그림에서 위에서 언급한 효과를 모두 다 관찰할 수 있다. 즉, 평면부분과 윤곽주위 뿐만 아니라 변화가 심한 영역까지도 잡음이 많이 제거된 것을 관찰할 수 있다. 시험영상에 대한 객관적 화질 평가를 위하여 평균자승오차의 변화 양상을 그림 3에, 그리고 각 반복때의 평균자승오차를 표1에 보였다. 홉필드 신경망을 이용한 방법은 40회 반복한 후에 최소점 422에 도달해도, 최소점에 도달한 이후의 반복 추세를 살펴보면 평균자승오차가 증가하는 것을 볼 수 있는데, 이 현상은 다음과 같은 원인에 기인한다. 실제적인 실험의 경우는 이론적인 경우와 달라서 이상적이지 못하고, 또 정확한 예측이 불가능한 잡음이 훼손된 영상에 존재하기 때문이다.

그림 4는 실험 2)에서 각각 55회 반복 복원한 후의 영상이다. 이때 훼손된 영상은 PSNR이 22.16이고 MSE가 394였는데, 52회 반복한 후에 홉필드 신경회로망을 이용하여 복원한 영상의 경우 PSNR이 23.69, MSE가 277이 되었고, 시뮬레이티드 어닐링 기법을 이용하여 복원한 영상의 경우는 PSNR이 23.85, MSE가 270을 얻을 수 있었다. 그리고 58회 반복한 후에는 홉필드 신경회로망을 이용하여 복원한 영상의 경우 PSNR이 23.86, MSE가 269을 얻을 수

있었다. 이 실험에는 비선형 왜손은 없고 식(34)의 흐려짐과 15dB의 잡음만 이용되었는데, 첫번째 실험과 마찬가지로 본 논문의 알고리즘을 이용하여 복원한 영상이 평면 부분 뿐만 아니라 윤곽의 주위에서도 잡음이 많이 제거되었고, 변화가 심한 머리카락부분의 Deblurring도 더 많이 수행된 것을 관찰할 수 있다. 이것은 그림 5의 오차 영상으로부터 쉽게 확인할 수 있다.

그림 6는 실험 3)에서 각각 62회 반복 복원한 후의 영상이다. 여기서 왜손된 영상은 PSNR이 20.94이

고 MSE가 522였는데, 62회 반복한 후에 홉펠드 신경회로망을 이용하여 복원한 영상의 경우 PSNR이 22.65, MSE가 353이 되었고, 시물레이티드 어닐링 기법을 이용하여 복원한 영상의 경우는 PSNR이 22.79, MSE가 342가 되었다. 이 실험에도 비선형 왜손은 없고 식(34)의 흐려짐과 10dB의 잡음이 이용되었다. SNR이 낮을수록 본 논문의 알고리즘이 홉펠드 신경망을 이용한 복원 방법보다 우수한 효과를 보인다는 것을 알 수 있다. 이것도 또한 그림 7의 오차 영상으로부터 확인할 수 있다.

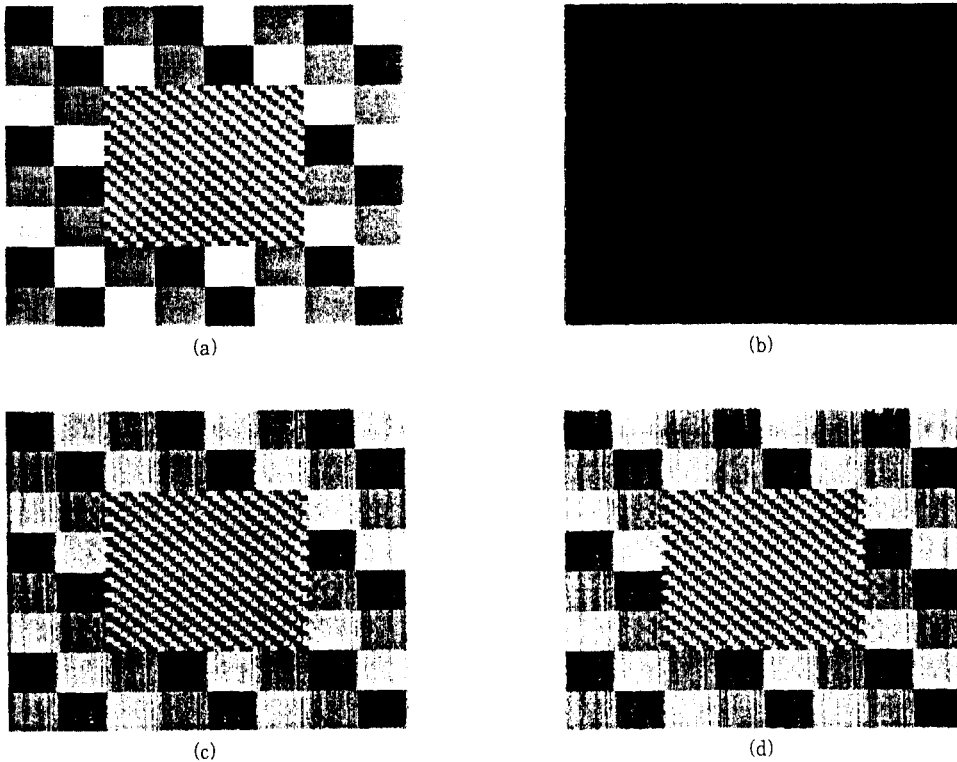


그림 1. (a) 원 영상 : Test Image
 (b) 훼손된 영상 : 움직임에 기인한 흐려짐, 비선형 왜손, 20dB의 백색잡음
 PSNR=14.64, MSE=2230
 (c) 홉펠드 신경회로망을 이용하여 복원한 영상 : 45회 반복
 PSNR=21.87, MSE=422
 (d) 시물레이티드 어닐링 기법을 이용하여 복원한 영상 : 45회 반복
 PSNR=22.10, MSE=397

Fig. 1. (a) Original image : Test Image
 (b) Degraded image : motion blur, nonlinearity, 20dB white noise
 (c) Restored image using a neural network proposed by Zhou et al. : 45th iteration
 (d) Restored image using a simulated annealing technique : 45th iteration



그림 2. 그림1에 대한 오차영상의 비교

- (a) 홉필드 신경망을 이용하여 복원한 영상의 오차영상 : 45회 반복
- (b) 시뮬레이티드 어닐링 기법을 이용하여 복원한 영상의 오차영상 : 45회 반복

Fig. 2. error image

- (a) Error image of the restored image using a neural network proposed by Zhou et al. : 45th iteration
- (b) Error image of the restored image using a simulated annealing technique : 45th iteration

표 1. 평균 자승 오차 : Test Image : 움직임에 기인한 흐려짐, 비선형 왜곡, 20dB의 잡음

Table. 1. MSE : Test Image : motion blur, nonlinearity, 20dB white noise

Iteration	Hopfield	Annealing
0	2230.77	2230.77
1	621.44	619.97
5	574.18	570.00
10	531.19	525.36
15	497.92	489.27
20	470.14	459.75
25	449.71	436.35
30	434.75	418.05
35	426.32	407.15
40	422.84	398.66
45	423.67	397.44
50	427.99	400.27
55	436.15	407.44
60	453.60	416.25

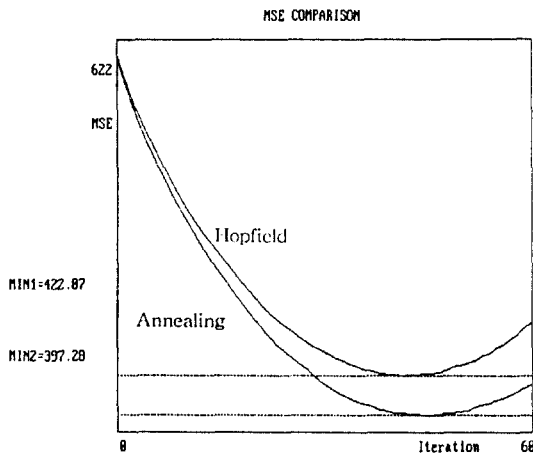


그림 3. 평균 자승 오차 : Test Image : 움직임에 기인한 흐려짐, 비선형 왜곡, 20dB의 잡음 : 45회 반복

Fig. 3. MSE : Test Image : motion blur, nonlinearity, 20dB white noise : 45th iteration



그림 4. (a) 원 영상 : Lena Image
(b) 훼손된 영상 : 움직임에 기인한 흐려짐, 15dB의 백색잡음
PSNR=22.16, MSE=394
(c) 휴필드 신경회로망을 이용하여 복원한 영상 : 45회 반복
PSNR=23.69, MSE=277
(d) 시뮬레이티드 어닐링 기법을 이용하여 복원한 영상 : 45회 반복
PSNR=23.86, MSE=269

Fig. 4. (a) Original image : Lena Image
(b) Degraded image : motion blur, 15dB white noise
(c) Restored image using a neural network proposed by Zhou et al. : 55th iteration
(d) Restored image using a simulated annealing technique : 55th iteration

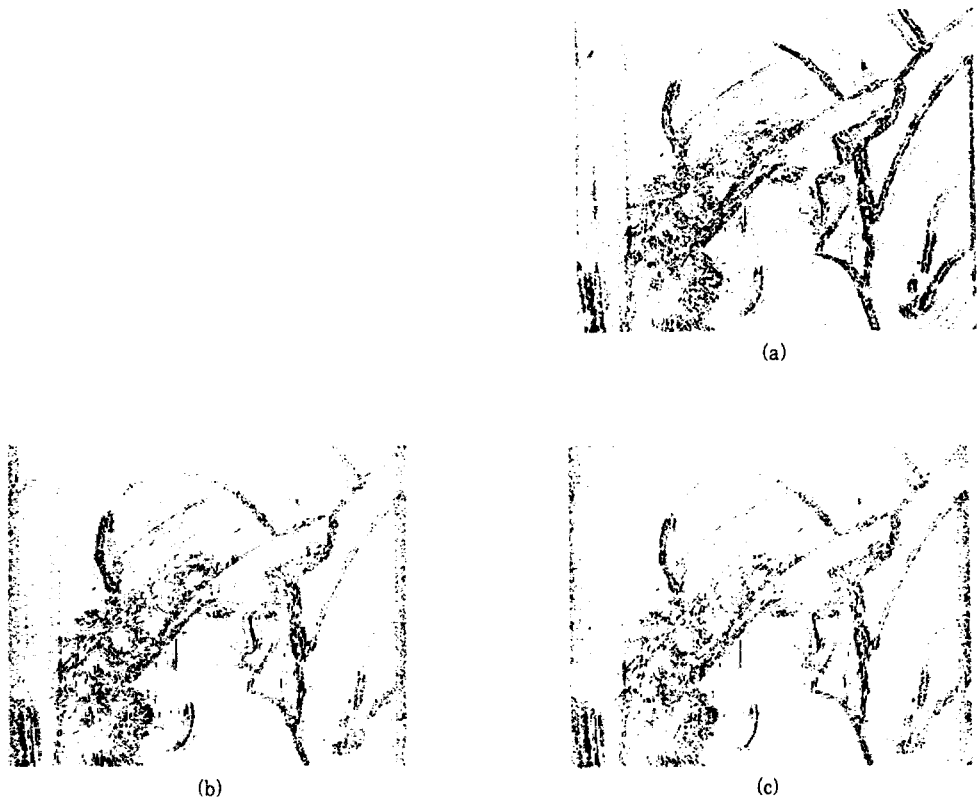


그림 5. 그림4에 대한 오차영상

- (a) 훼손된 영상의 오차영상
- (b) 홉필드 신경망을 이용하여 복원한 영상의 오차영상 : 55회 반복
- (c) 시플래이티드 어닐링 기법을 이용하여 복원한 영상의 오차영상 : 55회 반복

Fig. 5. error image

- (a) Error image of the degraded image
- (b) Error image of the restored image using a neural network proposed by Zhou et al. : 55th iteration
- (c) Error image of the restored image using a simulated annealing technique : 55th iteration



그림 6. (a) 원 영상 : Lena Image
(b) 훼손된 영상 : 움직임에 기인한 흐려짐, 10dB의 백색잡음
PSNR=20.94, MSE=522
(c) 홉필드 신경회로망을 이용하여 복원한 영상 : 62회 반복
PSNR=22.65, MSE=353
(d) 시뮬레이티드 어닐링 기법을 이용하여 복원한 영상 : 62회 반복
PSNR=22.79, MSE=342

Fig. 6. (a) Original image : Lena Image
(b) Degraded image : motion blur, 10dB white noise
(c) Restored image using a neural network proposed by Zhou et al. : 62th iteration
(d) Restored image using a simulated annealing technique : 62th iteration

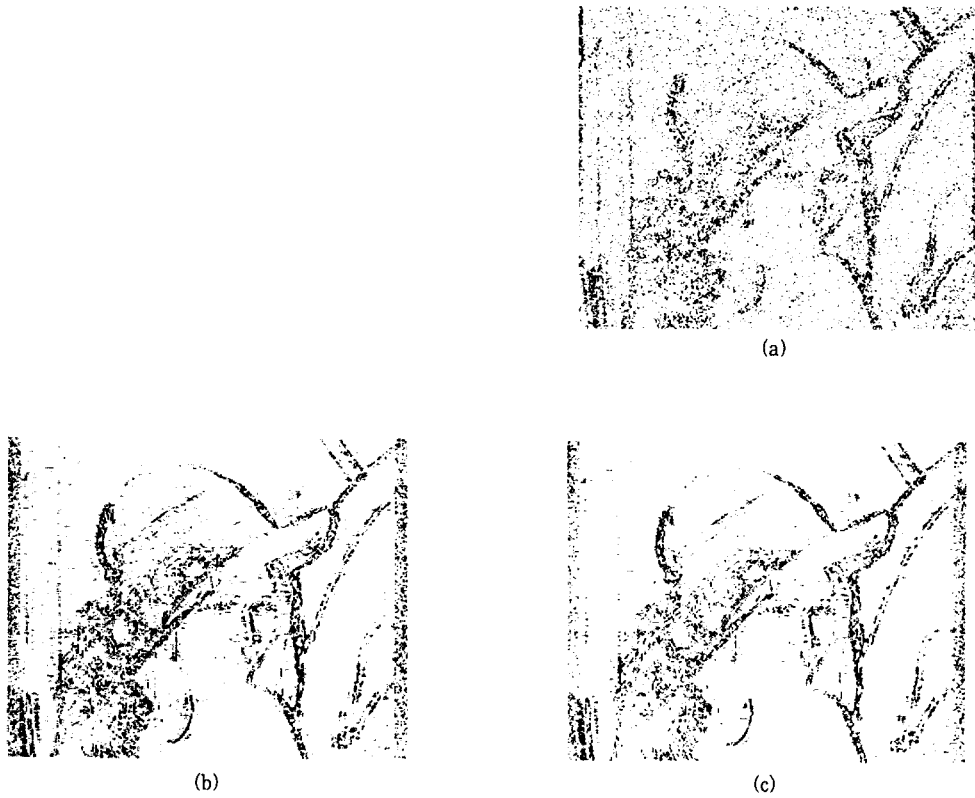


그림 7. 그림6에 대한 오차영상

(a) 훼손된 영상의 오차영상

(b) 홉필드 신경망을 이용하여 복원한 영상의 오차영상 : 62회 반복

(c) 시플레이티드 어닐링 기법을 이용하여 복원한 영상의 오차영상 : 62회 반복

Fig. 7. error image

(a) Error image of the degraded image

(b) Error image of the restored image using a neural network proposed by Zhou et al. : 62th iteration

(c) Error image of the restored image using a simulated annealing technique : 62th iteration

V. 결 론

영상은 형성 과정에서 흐려짐과 비선형 훼손, 그리고 잡음등에 의하여 훼손되는데, 이에 의하여 훼손된 영상에는 모두 지역 최소점이 존재하는 것으로 알려져 있다^{(2),(3)}. 지역 최소점이 존재하는 훼손요인에 의하여 훼손된 영상을 복원할 경우, 홉필드 신경망을 이용한 복원 알고리즘은 에너지가 증가하는 방향으로 상태 전이를 허용하지 않기 때문에 에너지 함수의 지역 최소점에 트래핑되는 문제점을 갖고 있다. 그래서 본 논문에서는 고체를 높은 온도에서 녹인 후에 지역 최소점에 빠지지 않도록 서서히 식히면서 에너지의 상태를 최소화 시키는 시뮬레이티드 어닐링 기법을 이용하여 홉필드 신경망이 갖고 있는 문제점을 극복하고자 했다. 시뮬레이티드 어닐링 기법은 홉필드 신경망과는 달리 에너지가 증가하는 방향으로도 작은 확률이나마 상태의 전이를 허용함으로써 지역 최소점을 벗어나서 전역적(全域的) 최소점에 도달할 수 있다. 이 기법은 1983年 Kirkpatrick이 방문 판매원 문제와 같은 조합 최적화 문제의 해결에 최초로 적용한 이래로 많은 분야에서 응용되어 왔으며, 또한 영상 복원 분야에서도 우수한 성능을 보인다는 것을 본 논문의 실험결과를 통하여 확인할 수 있었다. 시뮬레이티드 어닐링 기법을 적용한 복원 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 지역 최소점이 존재하는 훼손 요인에 의하여 훼손된 영상에 적용시켜 보았다. 이때 훼손 요인은 움직임에 의한 흐려짐, 비선형 훼손 그리고 가우시안 백색 잡음을 사용하여 세가지 실험을 하였는데, 세 실험 모두 시뮬레이티드 어닐링 기법을 이용하여 복원한 영상이 평면 부분뿐만 아니라 윤곽의 주위에서도 잡음이 많이 제거된 것을 관찰할 수 있었고, 변화가 심한 영역에서까지도 우수한 성능을 보였다. SNR이 낮은 영상에서도 홉필드 신경망을 이용한 방법보다 효과가 뛰어났다. 그리고 시험영상을 갖고 실험한 경우 홉필드 신경망을 이용한 복원 방법의 경우에는 평균자승오차가 422로, 시뮬레이티드 어닐링 기법을 이용한 복원 방법에 의하여 복원한 영상은 397로 떨어졌는데, 이는 시뮬레이티드 어닐링 기법이 지역 최소점을 벗어나서 좀 더 전역적 최소점에 가까운 지점에 수렴했다는 것을 나타낸다. 따라서 시뮬레이티드 어닐링 기법이 지역 최소점이

존재하는 훼손 영상의 복원에 효과적임을 확인할 수 있었다.

參考文獻

1. J. S. LEE, "Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local Statistics," IEEE Trans. pattern analysis and machine intelligence, Vol.2 No.2, pp. 165-168, March 1980.
2. R. L. Lagendijk, J. Biemond and D. E. Boeke, "Regularized Iterative Image Restoration with Ringing Reduction," IEEE Trans. ASSP, Vol.36, No.12, pp. 1874-1888, December 1988.
3. A. K. Katsaggelos, J. Biemond, R. W. Schafer and R. M. Mersereau, "A Regularized Iterative Image Restoration Algorithm," IEEE Trans. signal processing, Vol.39, No.4, pp.914-929, April 1991.
4. Y. T. Zhou, R. Chellappa, A. Vaid, B. K. Jenkins, "Image Restoration Using a Neural Network," IEEE Trans. ASSP, Vol.36 No.7, pp. 1141-1151, July 1988.
5. J. K. Paik and A. K. Katsaggelos, "Image Restoration Using a Modified Hopfield Network," IEEE Trans. on image processing, Vol.1 No.1, pp. 49-63, January 1992.
6. S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt and M. P. Vecchi, "Optimization by Simulated Annealing," Science, Vol.220 No.4598, pp. 671-680, May 1983.
7. Robert Hecht-Nielsen, Neurocomputing, Addison Wesley, 1990.



崔彰云(Chang-Un Choi) 학생회원
1969年 6月 9日生
1993년 2월 : 영남대학교 공과대학
전자공학과 공학사
1995년 2월 : 영남대학교 대학원 전
자공학과 공학석사
현 재 : 오리온 전기(주) 연구
소 근무

李泰鴻 (Tae-Hong Lee) 정회원
1952年 7月 27日生
1975년 2월 : 서울대학교 工業教育學科 卒業
1976년 5월~1979년 10월 : 東洋精密(株) 中央研究所 근무
1980년 2월 : 서울대학교 大學院 工業教育學科 卒業 工學碩士
1980년 1월~1981년 2월 : 金星電氣(株) 技術研究所 근무
1981년 3월 ~현재 : 嶺南대학교 電子工學科 教授
1987년 2월 : 서울대학교 大學院 電子工學科 博士修了
1990년 9월~1991년 8월 : 美國 Syracuse University 客員教授