ỨNG DỤNG MẠNG NEURAL TRONG VIỆC KHÔI PHỤC ẢNH SỐ

Trần Công Toại
Trường Đại Học Kỹ Thuật

(Bài nhận ngày 04/03/1998)

TÓM TẮT: Xử lý ảnh là một lĩnh vực nghiên cứu được nhiều nhà khoa học trên thế giới quan tâm. Ngay tại Việt Nam, đã có nhiều nhóm nghiên cứu về vấn đề này. Để khôi phục ảnh chất lượng cao gần giống với ảnh gốc ban đầu, có nhiều phương pháp như lọc thông thấp, lọc thông cao, lọc Median ... đạt được một số thành quả nhất định. Tuy nhiên, để việc xử lý ảnh ngày càng nhanh và hiệu quả hơn, việc ứng dụng mạng Neural trong việc khôi phục ảnh là một trong những phương pháp được quan tâm trong khoảng thời gian gần đây. Bài này trình bày phương pháp ứng dụng mạng Neural trong việc khôi phục ảnh.

1. MỞ ĐẦU:

Khôi phục ảnh chất lượng cao là vấn đề quan trọng trong quá trình thể hiện hình ảnh. Hình ảnh ở đây tham khảo đến hàm cường độ sáng hai chiều x(a,b). Cường độ sáng là một đại lượng dương và độ sáng cực đại của một ảnh cũng được giới hạn bởi hệ thống ảnh thực tế, x(a,b) là một hàm hữu hạn, thực, không âm:

$$0 \le x(a,b) \le A$$

A: độ sáng ảnh cực đại

Một hệ thống khôi phục ảnh bao gồm ba hệ thống con: hệ thống ảnh, hình ảnh số, và hệ thống khôi phục ảnh. **Hệ thống ảnh,** bao gồm một hệ thống quang học và những thiết bị ghi nhận thông tin hình ảnh số. Hệ thống khôi phục ảnh sử dụng một số kỹ thuật xử lý nhiễu, sự suy biến như ảnh mờ trong hệ thống quang học, sự nhiễu xạ màn hình, sự thay đổi áp suất, và sự suy giảm thống kê (*statistical degradation*) như nhiễu tác động lên hình ảnh, phim có hạt lấm tấm do các dao động. Do đó, hệ thống khôi phục hình ảnh số đánh giá xấp xỉ ảnh gốc theo trực giác.

Hơn hai mươi năm trước, nhiều phương pháp khác nhau như lọc đảo [Andrews và Hunt, 1977], lọc Kalman [Woods và Ingle, 1981]..v.v, và nhiều kiểu khác được đưa ra để khôi phục ảnh. Hạn chế của hầu hết thuật giải khôi phục ảnh là việc tính toán phức tạp, vì vậy có nhiều thuật giải đơn giản hơn được tạo ra như WSS (wide-sense station), nó có thể thống kê hình ảnh để tạo ra giải thuật tiện lợi hơn trong việc tính toán. Phương pháp lọc đảo chỉ có hiệu quả đối với những hình ảnh có tỉ lệ tín hiệu nhiễu cực cao. Phương pháp lọc gần đúng Kalman có thể được dùng cho ảnh bị nhiễu tác động với cường độ rất lớn. Điều này cũng tương tự cho phương pháp lọc giả ngẫu nhiên SDV (Singular Value Decomposition). Để phát triển một giải thuật khôi phục mà không có giả sử WSS và có thể được thực hiện trong thời gian hợp lý, hệ thống mạng neural nhân tạo có thể biểu diễn việc tính toán cực nhanh, có khả năng khôi phục ảnh đáp ứng một phần nào nhu cầu trên.

Trong phần này chúng ta biểu diễn một giải thuật mạng neural cho sự khôi phục những hình ảnh bị suy biến do nhiễu. Nó dựa trên mô hình được diễn tả trong một số tài liệu [Hofield and Tank, 1985; Hofield, 1982; Amari, 1972] với biểu diễn số tổng đơn

[Takeda and Goodman, 1986]. Mức sáng tối của hình ảnh được biểu diễn bằng những biến trạng thái neural đơn giản được thể hiện bằng những giá trị nhị phân 0 hoặc 1.

Thủ tục khôi phục hình ảnh bao gồm hai trạng thái:

1 - Đánh giá những thông số kiểu mạng neural

2 - Tích hợp xây dựng lại hình ảnh.

Đầu tiên, thông số được đánh giá bằng việc so sánh hàm năng lượng của mạng neural với hàm lỗi. Sau đó, giải thuật khôi phục không tuyến tính được thực hiện, sử dụng thuật giải động nhằm cực tiểu hàm năng lượng của mạng neural.

Giải thuật trong thực tế được xây dựng nhằm giảm bớt sự tính toán phức tạp thuật giải có kết quả vẫn đạt được yêu cầu, và điều này được phát triển dưới sự giả sử những neuron được kiểm tra liên tục. Có thể minh họa khả năng gần đúng này bằng cách dùng hình ảnh tổng hợp hay thực bị suy biến bởi hàm làm mờ không biến đổi hoặc không có nhiễu. Trong vấn đề chọn giá trị giới hạn , có thể so sánh với những phương pháp khôi phục khác như lọc giả ngẫu nhiên SVD, lọc MMSE (Minimum Mean Square Error) và lọc MMSE được sửa đổi sử dụng mô hình vùng ngẫu nhiên Gaussian Markov cho những hình ảnh thực. Sự thuận lợi của phương pháp được biểu diễn trong phần này là:

1 - Giả sử WSS không được yêu cầu cho hình ảnh,

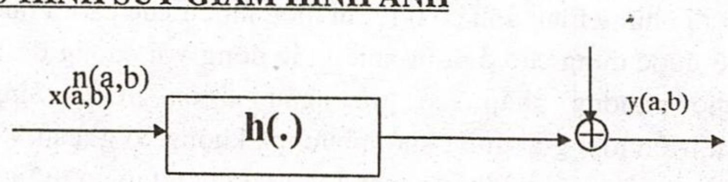
2 - phương pháp có thể thực hiện nhanh chóng, và

3 - thiếu kiên nhẫn,

Với giả sử là mối quan hệ bên trong của mạng neural được biết qua những thông số của hình ảnh bị suy biến. Các thông số của kiểu suy biến ảnh từ những ví dụ ban đầu và hình ảnh bị suy biến được biết trong một số tài liệu khác [Zhou et al., 1988].

Đầu tiên, nét rời rạc, kiểu suy biến hình ảnh không đổi về không gian được biết trước. Sau đó kiểu mạng chứa những neural dư thừa biểu diễn hình ảnh được miêu tả. Một kỹ thuật đánh giá thông số được biểu diễn. Đặc tả một ảnh tổng quát dùng giải thuật động. Một thuật giải thực tế giảm bớt những tính toán phức tạp được phát triển. Những kết quả giả lập máy tính sử dụng những hình ảnh bị suy biến tổng hợp và ảnh thực cho ra có thể đem so sánh với những phương pháp khác qua việc chọn các giá trị giới hạn.uy biến tổng hợp và ảnh thực cho ra có thể đem so sánh với những phương pháp khác qua việc chọn các giá trị giới hạn.

2. MÔ HÌNH SUY GIẢM HÌNH ẢNH



Hình 1: MÔ HÌNH ẢNH SUY BIẾN TUYẾN TÍNH LIÊN TỤC

Nhiều mô hình ảnh suy biến được cải tiến dựa trên các giả sử khác nhau. Hình 1 biểu diễn một kiểu ảnh suy biến. Giả sử rằng ảnh mờ có thể được mô hình hóa bởi đáp ứng xung h(.) và ngõ xuất của nó bị tác động bởi nhiễu. Trong trường hợp này, ảnh quan sát được mô hình hóa như sau:

$$y(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(a,b;\alpha,\beta)\, x(\alpha,\beta) d\alpha d\beta + n(a,b) \quad (1)$$

Với $h(a,b;\alpha,\beta)$: hàm làm ảnh mờ, $n(a,b)$: nhiễu tác động $x(a,b)$ là ảnh gốc $y(a,b)$: ảnh bị nhiễu. Nếu hệ thống không thay đổi thì hàm $h(a,b;\alpha,\beta)$ có thể được viết lại như sau:

$$h(a,b;\alpha,\beta)= h(a-\alpha,b-\beta)$$

Để đo lường chất lượng hình ảnh, tỉ lệ nhiễu tín hiệu (SNR) (đơn vị: decibels(db)) được dùng. SNR được định nghĩa như sau:

$$SNR = 10\log_{10} \frac{\sigma_x^2}{\sigma_n^2} \quad (2)$$

Ở đây σ_x^2 và σ_n^2 là biến phương sai của nhiễu và hình ảnh ban đầu.

Ngõ xuất ảnh hệ thống, tức ảnh quan sát trước tiên được số hóa, sau đó xuất ra hệ thống. Đối tượng của một hệ thống khôi phục ảnh rời rạc là tạo ra một ảnh số (dãy hai chiều), đánh giá toàn bộ ảnh ban đầu được số hóa. Điều này cần thiết để biến đổi kiểu suy biến liên tục thành kiểu rời rạc, có thể được thiết lập bằng việc bỏ bớt và đồng nhất ảnh mẫu và ảnh mờ thành dãy hai chiều, cung cấp tỉ lệ thử thỏa mãn tỷ lệ Nyquist và lỗi do việc bỏ bớt không đáng kể. Ảnh bị cắt bớt có cường độ từ 0 đến M, M là số nguyên, M=255.

Khi hàm h(.) không thay đổi h(.) có thể được viết như một window nhỏ KxK (K là một số nguyên lẻ). Kiểu liên tục có thể được viết dưới dạng rời rạc:

$$\begin{aligned} y(i,j) &= x(i,j)*h(i,j) + n(i,j) \\ &= \sum_{k=-k}^{k} \sum_{l=-k}^{k} x(i-k, j-l)h(k,l) + n(i,j) \quad (3) \end{aligned}$$

i,j là số nguyên và k= (K-l)/2. Điều này thuận tiện cho việc biểu diễn kiểu suy biến rời rạc dưới dạng ma trận [Wintz, 1977]:

$$\mathbf{Y=HX+N} \quad (4)$$

Với H là "ma trận mờ" biểu diễn một hàm mờ, N tín hiệu độc lập nhiễu, X và Y là hình ảnh ban đầu và ảnh suy biến. Điều này được lấy từ dãy hàng. Hơn nữa, giả sử kích thước dãy ảnh là LxL, H và N được biểu diễn như sau:

$$H = \begin{vmatrix} h_{1,1} & h_{12} \ldots & h_{1.L} \\ h_{2,1} & h_{22} \ldots & h_{2.L^2} \\ . & . & . \\ . & . & . \\ . & . & . \\ h_{L^2,1} & h_{L^2,2} \ldots & h_{L^2,L^2} \end{vmatrix} \quad (5)$$

$$N = \begin{vmatrix} N_1 \\ N_2 \\ . \\ . \\ . \\ N_L \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} n_1 \\ n_2 \\ . \\ . \\ . \\ n_{L^2} \end{vmatrix}$$

$$N_i = \begin{vmatrix} n(i,1) \\ n(i,2) \\ . \\ . \\ . \\ n(i,L) \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} n_{(i-1)x(L+1)} \\ n_{(i-1)x(L+2)} \\ . \\ . \\ . \\ n_{ixL} \end{vmatrix} \quad (6)$$

Vector X và Y có ma trận N giống nhau. Chú ý rằng biểu thức này đạt được với giả sử tuyến tính, mô hình không gian biến đổi. Phương trình (4) tương tự như giải pháp đồng thời của [Takeda và Goodman, 1986], nhưng khác nhau ở chỗ là nó bao gồm điều kiện nhiễu.

Ví dụ, nếu hàm mờ có dạng

$$h(k,l) = \begin{cases} 1/2 & \text{if } k = 0, l = 0 \\ 1/16 & \text{if } |k|,|l| \leq 1,\ (k,l) \neq (0,0) \end{cases} \quad (7)$$

thì "ma trận mờ" H sẽ là ma trận Toeplitz phù hợp với điều kiện giới hạn. Dạng tổng quát của H được biểu diễn như sau:

$$H = \begin{vmatrix} H_0 & H_1 & 0 & \dots & 0 & H_0 \\ H_1 & H_0 & H_1 & \dots & 0 & 0 \\ . & . & . & & . & . \\ . & . & . & & . & . \\ . & . & . & & . & . \\ H_0 & 0 & 0 & \dots & H_1 & H_0 \end{vmatrix}$$

Với

$$H_0 = \begin{vmatrix} 1/2 & 1/16 & 0 & \dots & 0 & h_0 \\ 1/16 & 1/2 & 1/16 & \dots & 0 & 0 \\ . & . & . & & . & . \\ . & . & . & & . & . \\ . & . & . & & . & . \\ h_0 & 0 & 0 & \dots & 1/16 & 1/16 \end{vmatrix}$$

$$H_1 = \begin{vmatrix} 1/16 & 1/16 & 0 & \dots & 0 & h_0 \\ 1/16 & 1/16 & 1/16 & \dots & 0 & 0 \\ . & . & . & & & . \\ . & . & . & & . & . \\ . & . & . & & . & . \\ h_0 & 0 & 0 & \dots & 1/16 & 1/16 \end{vmatrix} \qquad (9)$$

Nếu hình ảnh có đường biên tuần hoàn, H là ma trận khối Toeplitz, tức là $h_0 = 1/16$ và H_0=H1. Nếu đường biên của hình ảnh được đệm bằng zerô, thì H là ma trận khối Toeplitz với $h_0 = 0$ và $H_0 = 0$.

3. BIỂU DIỄN HÌNH ẢNH

Chúng ta sử dụng mạng neural chứa những nơron miêu tả vùng sáng tối ảnh. Mô hình L^2xM nơron liên hệ mật thiết với nhau, với L là kích thước hình ảnh và M là giá trị hàm tối cực đại. Hình ảnh được miêu tả bằng tập hợp hàm tối {x(i,j), với $1 \le i,j \le L$} với x(i,j) (số nguyên dương) biểu thị mức độ tối của điểm (i,j). V={$v_{i,k}$ với $1 \le I \le L^2$, $1 \le k \le M$ } là tập hợp trạng thái nhị phân của mạng neural với $v_{i,k}$ biểu diễn trạng thái nơron thứ (i,k). Hàm mức độ tối của hình ảnh là tổng biến trạng thái nơron:

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

Với m=(i-1)xL+j. Do đó hàm sáng tối biểu diễn sự suy biến. Ví dụ, nếu một hàm sáng tối có M nơron và nó có 10 giá trị thì có M!/10!(M-10)! trạng thái. Đây là ánh xạ nhiều-một từ không gian số nguyên đến không gian trạng thái nơron. Chú ý rằng, bất kỳ một nơron đơn nào không hoạt động, sẽ không có lỗi đáng kể trong biểu diễn số. Mạng dùng sơ đồ biểu diễn có:

$$\prod_{i=1}^{L}\prod_{i=1}^{L}\frac{M!}{x(i,j)!(M-x(i,j))!}$$

trạng thái ổn định cho LxL hình ảnh. Vì có nhiều trạng thái ổn định nên mạng có nhiều cơ hội đi đến giải pháp đúng. Do đó, sử dụng sơ đồ biểu diễn số lược bớt có sự thuận lợi sai sót nhỏ và hội tụ nhanh hơn.

Trong kiểu này, mỗi nơron ngẫu nhiên (i,k) nhận không đồng bộ tại ngỏ nhập từ tất cả những nơron và một ngỏ nhập chéo.

$$u_{i,k} = \sum_{j}^{L^2}\sum_{l}^{M} T_{i,k;j,l} V_{j,l} + I_{i,k} \quad (11)$$

Với $T_{i,k;j,l}$ biểu thị mối liên hệ giữa nơrn (i,k) và (j,l) và $I_{i,k}$ là ngõ nhập chéo. Chúng ta giả sử rằng hàm cường độ có những đặc tính sau:

$T_{i,k;j,l} = T_{j,l;i,k}$

Và $T_{i,k;j,l} \# 0$

Có nghĩa là hàm cường độ có tính đối xứng và những nơron có cùng tính hồi tiếp. Mỗi $u_{i,k}$ phản hồi trở lại nơron tương ứng sau khi trị ngưỡng

$v_{i,k} = g(u_{i,k}) \qquad (12)$

Với g(x) là hàm không tuyến tính có dạng

$$g(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \qquad (13)$$

Trong mô hình này, trạng thái mỗi nơron được cập nhật bằng việc dùng thông tin sau cùng của những nơron khác.

3.1 NHỮNG THÔNG SỐ ĐÁNH GIÁ MÔ HÌNH:

Những thông số đánh giá mô hình, cường độ mối quan hệ và hướng ngõ nhập, có thể được xác định trong giới hạn hàm năng lượng của mạng nơron. Khi được định nghĩa trong [Hopfield và Tank, 1985], hàm năng lượng của mạng nơron được viết.

$$E = -(1/2)\sum_{i=1}^{L^2}\sum_{j=1}^{L^2}\sum_{k=1}^{M}\sum_{l=1}^{M} T_{i,k;j,l} V_{i,k} V_{j,l} - \sum_{ii=1}^{L^2}\sum_{k=1}^{M} I_{i,k} v_{i,k} \quad (14)$$

Trong trật tự sử dụng quá trình cực tiểu năng lượng một cách tự động của mạng neural, chúng ta hệ thống hóa lại vấn đề khôi phục như một trong những hàm lỗi không đáng kể được định nghĩa như sau:

$$E= (1/2)\,||\,Y- H\hat{X}\,||^2 + (1/2)\,\lambda\,||\,D\hat{X}||^2 \quad (15)$$

Với $||Z||$ là L_2 chỉ tiêu của Z và λ là hằng. Vì vậy hàm lỗi được dùng trong vấn đề khôi phục ảnh [Andrews và Hunt, 1977] và nó giống như kỹ thuật điều chỉnh dùng cho những vấn đề quan sát [Poggio et al., 1985].

Điều đầu tiên trong (15) là tìm $\hat{X}$ sao cho HX xấp xỉ Y. Hằng λ xác định mối liên hệ quan trọng của chúng để đạt được việc chống nhiễu và giảm vòng lặp.

Tổng quát, nếu H là lọc thông thấp, thì D là lọc thông cao. Việc chọn D là tác vụ thứ hai mà có thể được xấp xỉ như một hoạt động windows địa phương trong trường hợp không gian hai chiều. Ví dụ, nếu D là toán hạng Laplacian.

$$\nabla = \frac{\delta^2}{\delta_i^2} + \frac{\delta^2}{\delta_j^2} \quad (16)$$

Nó được xấp xỉ như toán tử windows $(1/6)\begin{vmatrix} 1 & 4 & 1 \\ 4 & 20 & 4 \\ 1 & 4 & 1 \end{vmatrix}$ (17)

$$d(k,l) = \begin{cases} -(10/3) & \text{if } (k,l) = (0,0) \\ (2/3) & \text{if } (k,l) \in \{(-1,0), (0,-1), (0,1), (1,0)\} \\ (1/3) & \text{if } (k,l) \in \{(-1,-1), (-1,1), (1,-1), (1,1)\} \end{cases} \quad (18)$$

$$E = (1/2)\sum_{p=1}^{L^2}(y_p - \sum_{i=1}^{L^2} h_{p,j}x_i)^2 + (1/2)\lambda\sum_{p=1}^{L^2}(\sum_{1}^{L^2} d_{p,i}x_i)^2$$

Thì D sẽ là ma trận khối tương tư (8).

Mở rộng (15) và thay thế x_i bằng (10) ta có:

$$E = (1/2)\sum_{i=1}^{L^2}\sum_{j=1}^{L^2}\sum_{k=}^{M}\sum_{l=1}^{M}\sum_{p=}^{L^2} h_{p,i}h_{p,j}v_{i,k}v_{j,l}$$

$$= (1/2)\sum_{i=1}^{L^2}\sum_{j=1}^{L^2}\sum_{k=}^{M}\sum_{l=1}^{M}\sum_{p=}^{L^2} d_{p,i}d_{p,j}v_{i,k}v_{j,l} \quad (19)$$

$$= -\sum_{i=1}^{L^2}\sum_{k=}^{M}\sum_{p=}^{L^2} y_p h_{p,i} v_{i,k} + \sum_{p=}^{t} y_p^2$$

so sánh những biểu thức trong (19) với (14) và bỏ qua biểu thức hằng

$$(1/2)\sum_{p=1}^{L^2} y_p^2$$

chúng ta có thể xác định mật độ liên hệ và hướng ngỏ nhập khi.

$$T_{i,k;j,l} = -\sum_{p=1}^{L^2} h_{p,i} h_{p,j} \lambda \sum_{p=1}^{L^2} d_{p,i} d_{p,j} \quad (20)$$

và

$$I_{i,k} = \sum^{pL^2} y_p h_{p,i} \quad (21)$$

Với $h_{i,j}$ và $d_{i,j}$ là những thành phần lần lượt của ma trận H và D. Hai điều cần quan tâm trong (20) và (21) tại điểm xuất :(1) cường độ liên hệ độc lập với giá trị k, l và hướng nhập thì phụ thuộc vào k, (2) $T_{i,k;j,k}$ không bằng zêro, mà yêu cầu hồi tiếp giống nhau đến từng nơron.

Từ (20), ta có thể thấy rằng mật độ liên hệ được xác định bằng hàm mờ không thay đổi về không gian, toán tử vi phân và hằng λ. Do đó, $T_{i,k;j,k}$ được tính không có lỗi, được cung cấp hàm mờ đã biết. Tuy nhiên, ngỏ nhập là một hàm quan sát hình ảnh được suy biến. Nếu hình ảnh chỉ suy biến do hàm mờ không thay đổi không gian, thì $I_{i,k}$ hoàn toàn có thể được đánh giá. Ngược lại, $I_{i,k}$ bị ảnh hưởng bởi nhiễu. Lý do đằng sau phát biểu này là việc thay thế y_p bằng.

$$\sum_{i=1}^{L^2} h_{p,i} x_i + n_p$$

Chúng ta có:

$$I_{i,k} = \sum_{p=1}^{L^2} (\sum_{i=1}^{L^2} h_{p,i} x_i + n_p) h_{p,i}$$

$$= \sum_{p=1}^{L^2} \sum_{i=1}^{L^2} h_{p,i} x_i h_p + \sum_{p=1}^{L^2} n_p h_{p,i} \quad (22)$$

Biểu thức thứ hai trong (22) biểu diễn ảnh hưởng của nhiễu. Nếu SNR thấp, thì chúng ta chọn λ lớn để tránh nhiễu. Ta thấy rằng, không có nhiễu các thông số hoàn toàn có thể được ước lượng, đảm bảo khôi phục chính xác hình ảnh khi hàm lỗi E trở về zêro. Tuy nhiên, vấn đề không phải đơn giản, khi biểu diễn sự khôi phục phụ thuộc vào thông số và hàm mờ khi lỗi như (15) được sử dụng. Mức độ ảnh hưởng của hàm mờ được nêu trong phần kết luận.

3.2 KHÔI PHỤC HÌNH ẢNH

Sự khôi phục được đưa ra bằng việc đánh giá nơron và thủ tục xây dựng ảnh. Một khi thông số $T_{i,k;j,k}$ và $I_{i,k}$ được lấy ra dùng (20) và (21), mỗi nơron được đánh giá ngẫu nhiên và không đồng bộ trạng thái của nó và điều chỉnh lại thích hợp dùng (11) và (12). Khi năng lượng đạt giá trị cực tiểu, hình ảnh có thể được tái tạo lại dùng (10).

Tuy nhiên, mạng neural này có sự hồi tiếp giống nhau, tức là $T_{i,k;j,k} \neq 0$. Khi kết quả hàm năng lượng E không luôn luôn giảm đều đặn với một sự quá độ. Đều này được giải thích ở dưới. Định nghĩa trạng thái thay đổi ΔE khi

$$\Delta v_{i,k} = v^{new}{}_{i,k} - v^{old}{}_{i,k} \quad \text{va} \quad \Delta E = E^{new} - E^{old}$$

Quan tâm hàm năng lượng

$$E = -(1/2)\sum_{i=1}^{L^2}\sum_{j=1}\sum_{k=1}^{M}\sum_{l=1}^{M} T_{i,k;j,l}\, v_{i,k}\, v_{j,l} - \sum_{i=1}^{L^2}\sum_{l=1} I_{i,k}\, v_{i,k} \quad (23)$$

Sau đó ΔE được cho bởi:

$$\Delta E = -(\sum_{j=1}^{L^2}\sum_{p=1}^{M} T_{i,k;j,l}\, \Delta v_{i,k} - (1/2)T_{i,k;j,l}(\Delta v_{i,k})^2 \quad (24)$$

Không luôn luôn âm. Nếu

$$v^{old}{}_{i,k} = 0 \;;\; u_{i,k} = \sum\sum T_{i,k;j,l}\, v_{j,i} + I_{i,k}\, m > 0$$

và ngưỡng như trong (13), thì $v^{new}{}_{i,k} = 1$ và $\Delta v_{i,k} > 0$. Do đó biểu thức đầu tiên trong (24) là âm. Nhưng :

$$T_{i,k;j,l} = -\sum_{p=1}^{L^2} h^2{}_{p,i} - \lambda \sum_{p=1}^{L^2} d^2{}_{p,i} < 0$$

với $\lambda > 0$

$$-(1/2)T_{i,k;j,l}(\Delta v_{i,k})^2 > 0$$

Khi biểu thức đầu tiên nhỏ hơn biểu thức thứ hai trong (24), thì $\Delta E > 0$ là E không là hàm Lyapunov. Do đó, sự hội tụ của mạng không được đảm bảo [LaSalle, 1986].

Vì vậy, độ hội tụ phụ thuộc vào trị cực tiểu địa phương hay toàn cục được mong muốn. Luật quyết định tạo ra một trạng thái mới $v^{new}_{i,k}$ của nơron (i,k), nếu năng lượng ΔE thay đổi đến trạng thái $\Delta v_{i,k}$ nhỏ hơn zêro. Nếu ΔE lớn hơn 0, không có trạng thái nào bị ảnh hưởng. Một người nào đó có thể thiết kế một luật Stochastic cho một người khác sử dụng trong kỹ thuật giả lập. Sơ đồ Stochastic chi tiết được cho như sau:

$$P_T\left\{accept(v_1,1,\ldots,v^{new}{}_{i,k},\ldots,v_{L,M})\right\} = \begin{cases} 1 & \text{if } \Delta E < 0 \\ e^{-\Delta E/T} & \text{if } \Delta E \geq 0 \end{cases} \quad (25)$$

Với ΔE là độ thay đổi năng lượng và T là thông số giống như nhiệt độ. Một trạng thái mới $v^{new}_{i,k}$ được tạo ra nếu.

$$P_T\left\{accept(v_1,1,\ldots,v^{new}{}_{i,k},\ldots,v_{L,M})\right\} = 1$$

Hoặc

$$\xi \leq P_T\left\{accept(v_1,1,\ldots,v^{new}{}_{i,k},\ldots,v_{L,M})\right\} < 1$$

Với ξ là số ngẫu nhiên trong khoảng [0,1]. Tốc độ hội tụ của giải thuật phụ thuộc vào việc chọn lựa nhiệt độ T và đại lượng bảo hòa tại mỗi nhiệt độ T.

Giải thuật khôi phục được tóm tắt như sau:

1. Đặt trạng thái khởi đầu của các nơron.
2. Cập nhật trạng thái của tất cả các nơron ngẫu nhiên và bất đồng bộ phù hợp với luật quyết định.
3. Kiểm tra hàm năng lượng; nếu năng lượng không đổi thì chuyển sang bước 4; ngược lại lập lại bước 2.
4. Xây dựng hình ảnh dùng (10).

3.3 GIẢI THUẬT THỰC HÀNH:

Ví dụ, nếu chúng ta có một hình ảnh có kích thước LxL với M độ sáng tối thì cần có L^2M nơron và (1/2) L^4M^2 mối liên kết, ngoài ra cần cộng và nhân L^4M^2 cho mỗi lần lặp. Thường thì L và M trong khoảng từ 256-1024 và 256. Tuy nhiên, sự đơn giản hóa có thể được nếu như những nơron được cập nhật liên tục.

Khi đề cập đến việc đơn giản hóa đến giải thuật, chúng ta cần tham khảo lại (11) và (12) của mạng nơron. Mối quan hệ được cho trong (20) thì độc lập với k và l và ngõ nhập đan xen trong (21) thì độc lập với k ; M nơron được dùng để biểu diễn độ xám ảnh giống nhau có độ bền liên kết và ngõ nhập đan xen tương tự. Do đó, một tập hợp độ bền liên kết và ngõ nhập đan xen thì đủ cho mọi hàm tối của ảnh; tức là, kích thước của ma trận liên kết T và ma trận ngõ nhập đan xen được giảm bớt ba82ng hệ số M^2. Từ (11), tất cả ngõ nhập nhận được bởi một nơron, go5i là nơron thứ (i,k), có thể được biểu diễn như sau:

$$u_{i,k} = \sum^{L^2} T_i \ldots j \ldots (\sum^{M} v_{j,l}) + I_{i\ldots}$$

$$= \sum^{L^2} T_{i\ldots j\ldots} x_j + I_{i\ldots} \qquad (26)$$

Ở đây chúng ta sử dụng (10) và x_j là hàm sáng tối của điểm ảnh thứ j. Ký hiệu "." Trong biểu thức có nghĩa là $T_{i..j..}$ và $I_{i...}$ độc lập với k. Công thức (26) nói lên rằng chúng ta có thể dùng một số đa trị thay bằng một tổng đơn giản hơn. Từ khi những độ bền liên kết được xác định bằng hàm mờ, toán tử khác, và hằng số λ được đưa ra trong (20), điều này để thấy rằng nếu hàm mờ là cục bộ, thì hầu hết độ bền liên kết bằng zêro và những nơron được liên kết cục bộ. Do đó, các phần tử của ma trận T bằng zêro. Nếu hàm mờ bất biến về không gian, thì nó có dạng trong (3-7) và biên ảnh được gán giá trị zêro, thì ma trận liên kết là khối Toeplitz, vì vậy chỉ một ít phần tử được lưu lại. Dựa trên giá trị nhập $u_{i,k}$, trạng thái nơron thứ (i,k) được nhập bằng cách dùng luật quyết định. Trạng thái thay đổi của nơron thứ (i,k) biến đổi hàm x_i sang trạng thái mới.

$$x^{new}{}_i = \begin{cases} x^{old}{}_i & \text{if } \Delta v_{i,k} = 0 \\ x^{old}{}_i + 1 & \text{if } \Delta v_{i,k} = 1 \\ x^{old}{}_i - 1 & \text{if } \Delta v_{i,k} \neq 1 \end{cases} \qquad (27)$$

Ở đây $\Delta v^{new}{}_{i,k}$ - $v^{old}{}_{i,k}$ là trạng thái thay đổi của nơron thứ (i,k). Số mũ "new" và "old" đại diện cho trạng thái trước và sau khi cập nhật. Chúng ta dùng x_i để biểu diễn cho giá trị sáng tối tốt như ngõ xuất của M nơron biểu diễn x_i. Giả sử rằng nơron của mạng tạo thành một dãy, không phức tạp để thấy rằng thủ tục cập nhật có thể tính lại như sau.

$$u_{i,k} = \sum_j^{L^2} T_{i\ldots j\ldots} x_j + I_{i\ldots} \qquad (28)$$

$$\Delta v_{i,k} = g(u_{i,k}) = \begin{cases} \Delta v_{i,k} = 0 & \text{if } u_{i,k} = 0 \\ \Delta v_{i,k} = 1 & \text{if } u_{i,k} > 0 \\ \Delta v_{i,k} = -1 & \text{if } u_{i,k} < 0 \end{cases} \qquad (29)$$

$$x^{new}{}_i = \begin{cases} x^{old}{}_i + \Delta v_{i,k} & \text{if } \Delta E < 0 \\ x^{old}{}_i & \text{if } \Delta E \geq 0 \end{cases} \qquad (30)$$

Chú ý rằng luật quyết định Stochastic có thể được dùng trong (30). Để giới hạn hàm tối trong khoảng 0-255 sau mỗi bước cập nhật. Chúng ta kiểm tra giá trị hàm tối $x^{new}{}_i$.

Công thức (28), (29) và (30) cho nhiều giải thuật đơn giản hơn. Giải thuật này được tóm tắt như sau.

1. Xem ảnh suy biến như giá trị khởi đầu.

2. Chuỗi số (điểm ảnh). Mỗi số dùng (28), (29) và (30) cập nhật liên tục cho đến khi không còn sự thay đổi ; tức là, nếu $\Delta v_{i,k} = 0$ hoặc $\Delta E \geq 0$ thì di chuyển đến số kế.

3. Kiểm tra hàm năng lượng. Nếu năng lượng không thay đổi, thì lấy ảnh khôi phục; ngược lại, nhảy lại bước 2.

Sự tính toán ngõ nhập $u_{i,k}$ của nơron thứ (i,k) và độ thay đổi hàm năng lượng ΔE có thể được đơn giản. Khi chúng ta cập nhật liên tục những hàm tối của những hình ảnh giống nhau, ngõ nhập mà nơron hiện tại thứ (i,k) nhận, được tính toán bằng cách sử dụng kết quả trước

$$u_{i,k} = u_{i,k-1} + \Delta v_{i,k-1} T_{i...j...} \quad (31)$$

Với $u_{i,k-1}$ là ngõ nhập được nhận bởi nơron thứ (i,k). Độ thay đổi năng lượng ΔE đến trạng thái thay đổi của nơron thứ (i,k) được tính như sau

$$\Delta E = -u_{i,k}\Delta v_{i,k} - (1/2OT_{i...j...}(\Delta v_{i,k})^2 \quad (32)$$

Nếu hàm mờ không thay đổi về không gian , tất cả những sự đơn giản này giảm bớt độ phức tạp về không gian và thời gian từ $O(L^4M^2)$ và $O(L^4M^2K)$ đến $O(L^2)$ và $O(ML^2K)$. Từ đó mỗi mức độ hàm sáng tối chỉ cần một vài mức cập nhật sau vòng lặp đầu tiên, độ tính toán tại mỗi vòng lặp là $O(L^2)$. Kết quả giải thuật có thể được giả lập dễ dàng trên máy tính với hình ảnh có độ phân giải 512x512.

4. KẾT LUẬN

Thủ tục khôi phục bao gồm hai bước: đánh giá các thông số và tái tạo lại ảnh. Để giảm bớt sự tính toán phức tạp, một giải thuật thực tế, có kết quả tương đương bản gốc, phương pháp ứng dụng mạng neural tỏ ra hiệu quả. Hình ảnh được tổng quát bằng việt cập nhật những nơron biểu diễn độ sáng tối của ảnh qua một sơ đồ đơn giản. Trong trường hợp ảnh 2-D bị tác động bởi nhiễu, dùng mạng neural cho hình ảnh chất lượng cao hơn so với một số phương pháp khác. Chúng ta nhận thấy từ kết quả thực nghiệm rằng lỗi định nghĩa bởi (15) thì nhỏ, trong khi lỗi ảnh ban đầu và ảnh khôi phục rất lớn. Điều này do mạng neural giảm năng lượng phù hợp (15). Lý do khác là khi ma trận mờ ích và điều kiện không thỏa, ánh xạ từ X đến Y không một-một. Do đó việc đo lường lỗi (15) không tin cậy hơn. Trong thực tế, khi kích thước cửa sổ của hàm mờ là 3x3, ảnh hưởng của vòng bị loại trừ bằng việc sử dụng giá trị biên nhiễu mờ. Khi kích thước cửa sổ 5x5, ảnh hưởng vòng được giảm bớt.

APPLICATIONS NEURAL NETWORK FOR DIGITAL IMAGE RESTORATI

Tran Cong Toai

ABSTRACT: Image processing is a research area that several scientists in world are interested in. In Vietnam, there were many research groups studying this area. For recovering high quality image so that it's quality is approximately equal the origin, there were several methods such as: low-pass filter, high-pass filter, median filter ... but they goal limited results. However, using Neural network to process images can increase speed, efficiency and this methods is considered recently

TÀI LIỆU THAM KHẢO.

1. Zahid Hussain
   Digital Image Processing Practical Applications
   Of Parallel Processing Techniques
   Ellis horwood limited, 1991
2. Sid - Ahmed
   Image Processing
   International editions 1995
3. Jaes.Lim
   Two - Dimensional Signal And Image Processing
   International editions 1996
4. A.Murat Tekalp
   Digital Video Processing