

퍼지 이진화 방법과 홉필드 네트워크를 이용한 손상된 이진 영상 복원

김지연 · 정인성 · 김광백

신라대학교 컴퓨터공학과

Reconstruction of Partially Damaged Binary Images by Using Fuzzy
Binarization and Hopfield Network

Ji-Yeon Kim · In-Sung Jung · Kwang Baek Kim

Dept. of Computer Engineering, Silla University

E-mail : wldus9555@naver.com, dlstjd_vv@naver.com, gbkim@silla.ac.kr

요 약

본 논문에서는 영상에서 일부 정보가 손실 또는 손상된 경우에 대해서 홉필드 네트워크를 적용하여 영상을 복원하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 영상을 그레이 영상으로 변환한 후, 퍼지 이진화 기법을 적용하여 영상을 이진화한다. 이진화된 영상에 홉필드 네트워크를 적용하여 영상의 특징들을 학습한다. 따라서 영상의 일부 정보가 손실되거나 잡음이 있는 영상에서 퍼지 이진화 기법을 적용하여 이진화한 후, 이진화된 결과를 홉필드 네트워크에 적용하여 영상을 복원한다.

제안된 방법을 5장의 그레이 영상을 대상으로 실험한 결과, 퍼지 이진화 기법과 홉필드 네트워크를 적용한 방법이 잡음이 있거나 영상의 정보가 손실된 영상에서 복원 정도가 높은 것을 실험을 통하여 확인하였다.

키워드

홉필드 네트워크, 퍼지 이진화, 잡음, 복원

I. 서 론

영상을 기반으로 하는 범죄자 식별에 있어서는 범죄자의 얼굴을 정확히 복원하는 문제가 중요하다. 일반적으로 은행의 현금 인출기의 카드 복제나 수사 과정에서 범죄자의 몽타주의 작성은 매우 중요하다. 최근에는 몽타주라는 개념이 범죄 수사에서 주로 사용된다. 범인을 목격한 사람의 진술을 토대로 범인의 얼굴과 유사한 헤어스타일, 눈, 눈썹, 코, 입 등의 각 부위를 스케치하여 범죄자의 얼굴을 작성한다[1]. 따라서 본 논문에서는 스케치한 영상을 토대로 범죄자의 얼굴을 복원하는 방법으로 홉필드 네트워크의 적용 가능성에 대한 전단계로 일부 정보가 손실된 영상을 복원하는 방법에 대해 연구한다.

홉필드 네트워크는 1982년 미국의 물리학자인 존 홉필드(John J.Hopfield)가 제안한 신경망 알

고리즘이다[2]. 홉필드 네트워크 알고리즘의 가장 큰 특징은 연상 기억(Associative Memory)이다. 홉필드 네트워크는 불완전한 일부의 데이터로부터 나머지 전체의 데이터를 기억(인식)할 수 있는 특성이 있다. 홉필드 네트워크는 불완전하거나 잡음이 섞여 일부가 올바르지 않은 데이터에 대해서도 정확히 연상할 수 있다.

따라서 본 논문에서는 범죄자의 몽타주를 기반으로 범죄자의 얼굴을 복원하는 전 단계로서 퍼지 이진화 방법과 홉필드 네트워크를 이용하여 손상된 이진 영상을 복원하는 방법을 제안한다.

II. 퍼지 이진화 알고리즘을 이용한 학습 데이터 구성

일반적으로 한 영상에서는 넓은 영역에 걸쳐 명암도 변화가 일어나고 다양한 유형의 물체가

포함되어 있으므로 스케치 특징점 유무를 판별하는 임계치의 결정에는 애매모호함이 존재한다 [3]. 임계치를 결정하는데 불확실성이 존재한 상태로 이진화한 후, 홉필드 네트워크에 적용할 경우에는 영상의 복원의 정확도가 낮아지는 문제점이 발생한다. 따라서 본 논문에서는 홉필드 네트워크의 이진 학습 데이터를 정확히 구성하기 위해 퍼지 이진화 방법[4]을 적용하여 영상을 이진화 한다. 퍼지 이진화 방법은 원본 영상의 가장 밝은 픽셀과 가장 어두운 픽셀의 평균값을 이용하여 삼각형 타입의 소속 함수에 적용한 후, α_{cut} 값을 기준으로 영상을 이진화한다.

퍼지 이진화 방법에서 효과적으로 영상을 이진화하기 위해 α_{cut} 을 식(1)과 같이 계산한다.

$$\alpha_{cut} = \frac{I_{mid}}{255} \quad (1)$$

α_{cut} 를 이용하여 소속도를 통해 픽셀값을 흑백으로 분리하여 영상을 이진화 한다.

III. 홉필드 네트워크를 이용한 영상 복원

홉필드 네트워크는 N개의 입력요소와 출력요소가 각각 존재하고, 뉴런 또한 N개의 비선형 원소들로 이루어져 있다. 각각의 출력 요소들은 자신의 입력을 제외한 모든 입력 요소들로 다시 입력되는 구조로 되어 있으며, 일반적으로 뉴런은 부호 활성화 함수를 사용한다. 부호 활성화 함수는 수학적으로 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$Y^{sign} = \begin{cases} +1 & \text{If } X > 0 \\ -1 & \text{If } X < 0 \\ Y & \text{If } X = 0 \end{cases} \quad (2)$$

식(2)에서 부호 활성화 함수는 X가 0보다 클 때 양수 1을, 0보다 작으면 음수 -1을 출력하고 X가 0이라면 이전 상태를 유지한다.

퍼지 이진화가 적용된 영상의 특징들을 학습하기 위해 홉필드 네트워크를 적용한다. 학습 패턴의 i 번째 입력 값인 a_i 에 대해 양극화 연산을 적용한다. 양극화된 값 s_i 는 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$s_i = 2a_i - 1 \quad (3)$$

양극화 연산을 통해 학습 패턴의 입력 값이 1일 경우에는 값을 유지하고, 0일 경우에는 값이 -1로 변경한다. 식(3)에서 양극화된 학습 패턴을 $s(i)$ 라고 할 때, 입력 벡터들을 학습하기 위한 연결 강도 행렬 계산은 다음과 같다.

$$W = \sum_{i=1}^p s^T(i)s(i) - pI \quad (4)$$

식(4)에서 W 는 연결 강도 행렬이고 I 는 단위 행렬이다. 각각의 입력 벡터들이 자신의 전치 행렬과 곱해지고 그 결과를 더한 후, 연결 강도를 통해 학습 패턴을 저장한다. 학습된 패턴을 저장하기 위한 연결 강도를 식(4)과 같이 조정한다.

$$\begin{aligned} W_{ij} &= W_{ji} \\ W_{ii} &= 0 \end{aligned} \quad (5)$$

식(5)에서 연결 강도는 대칭 구조이고 이 과정을 통해 대각 요소들을 0으로 한다. 입력 벡터들을 이용하여 모두 학습에 적용될 연결 강도의 행렬을 구한다. 입력 패턴이 들어오면 계산된 연결 강도 행렬을 이용하여 입력 패턴에 대한 출력 패턴을 연상하는 과정을 수행한다.

패턴을 연상하기 위한 출력 값은 다음과 같이 계산한다.

$$NET = x_i + YW^T \quad (6)$$

식(6)에서 x_i 는 입력층의 첫 번째 뉴런의 입력이고, Y 는 초기 출력, W^T 는 출력층의 첫 번째 뉴런의 연결 강도를 의미한다. 임의의 입력 패턴이 들어왔을 때 패턴 연상 과정을 통해 출력 패턴이 갱신되는 조건은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$y_i = \begin{cases} 1 & : NET > 0 \\ y_i & : NET = 0 \\ -1 & : NET < 0 \end{cases} \quad (7)$$

식(7)의 연산 결과값이 0보다 큰 경우에는 출력값이 1이 되며 0과 같을 경우에는 이전 값이 유지되고 0보다 작을 경우에는 출력값이 -1이 된다[5]. 일부 손실 또는 손상된 영상에 대해 퍼지 이진화 기법을 적용하여 입력 패턴을 구성한 후, 입력 패턴 값이 학습된 벡터들 중에서 특정한 벡터에 수렴하도록 하여 영상을 복원한다.

IV. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안된 홉필드 네트워크를 이용한 영상 복원 방법의 성능을 평가하기 위해 Visual C# 2010으로 구현하여 실험하였다. 실험 영상은 5장의 그레이 영상을 대상으로 실험하였고 퍼지 이진화 기법과 홉필드 네트워크를 이용하여 정보가 손실된 영상과 잡음이 있는 영상에 대해 영상의 복원 정도를 분석하였다.

본 논문에서 실험에 적용된 영상은 그림 1과 같다.



그림 1. 그레이 실험 영상

5장의 실험 영상에 대해 퍼지 이진화 기법을 적용하여 이진화된 결과는 그림 2와 같다.



그림 2. 퍼지이진화 기법에 의한 실험 영상의 이진화 결과

손상된 그레이 영상 5장과 복원 정도, 영상 비교에 대한 일치율의 결과는 그림 3과 같다.

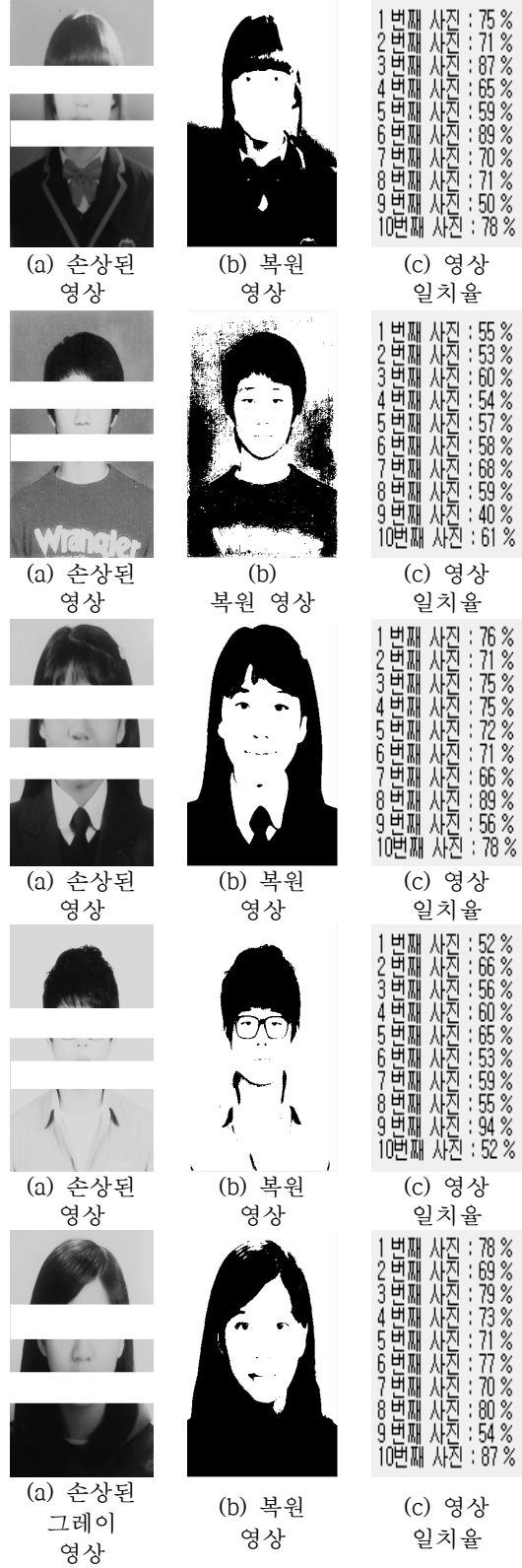


그림 3. 손상된 그레이 영상 및 복원 결과

그림 3에서와 같이 손상된 그레이 영상에 대해 퍼지 이진화 기법을 적용하여 영상을 이진화한 후에 홉필드 네트워크로 영상을 복원한 결과, 손상된 부분이 많은 영상일수록 원 영상과의 일치율은 낮아졌지만 평균적으로 70% 이상의 일치율을 보였다.

V. 결 론

본 논문에서는 범죄자의 몽타주를 기반으로 범죄자의 얼굴을 복원하는 전 단계로서 퍼지 이진화 방법과 홉필드 네트워크를 이용하여 일부 정보가 손실 또는 손상된 영상에 대해서 영상을 효과적으로 복원하는 방법을 제안하였다.

향후 연구 방향은 제안된 복원 방법을 범죄자 확인을 위해 적용되는 스케치한 영상을 토대로 범죄자의 얼굴을 복원하는 방법으로 확장할 것이고 앱으로도 구현할 것이다.

참고문헌

- [1] S. H. Choi and H. W. Park. An Automated Classification Technique for Android Application Based on Software Montage. Vol. 11. No. 18. pp. 756-761. 2012.
- [2] P. D. Wasserman, Neural Computing Theory and Practice, Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [3] R. C. Gonzalez and Woods, Editor, R. E. Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992.
- [4] K. B. Kim, D. H. S., W. J. Lee, "Flaw Detection in Ceramics using Sigma Fuzzy Binarization and Gaussian Filtering Method," International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering, Vol.9, No.1, pp.403-414, 2014.
- [5] M. Kobayashi, "Attractors accompanied with a training pattern of multivalued hopfield neural networks," IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol. 10, Issue 2, pp. 195-200, 2015.