

히스토그램 기반 오츠 이진화 및 퍼지 이진화 방법과 홉필드 네트워크를 이용한 손상된 이진 영상 복원

강경민 · 정영훈 · 서지연 · 김광백

신라대학교 컴퓨터공학과

Reconstruction of Damaging Binary Images using Histogram based Otsu and Fuzzy Binarization and Hopfield Network

Kyeong-min Kamg · Young-Hun Jung · Ji-Yeon Seo · Kwang Baek Kim

Dept. of Computer Engineering, Silla University

E-mail : wldus9555@naver.com, dlstjd_vv@naver.com, joyn601@naver.com, gbkim@silla.ac.kr

요 약

본 논문에서는 이진 영상에서 일부 정보가 손실된 경우에 히스토그램을 분석하여 구간을 분할한 후, 오츠 이진화와 퍼지 이진화 기법을 적용하여 원 영상을 이진화 한 후에 홉필드 네트워크를 적용하여 영상을 복원하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 그레이 영상에서 히스토그램을 분석하여 픽셀 값의 변화의 폭이 큰 부분들을 분석하여 구간들을 분할하고 변화의 폭이 큰 부분의 지점에 속하는 영역은 오츠 이진화 기법을 적용하여 이진화하고 그 외의 구간들은 퍼지 이진화 기법을 적용하여 영상을 이진화 한다. 그리고 이진화 된 영상을 홉필드 네트워크를 적용하여 학습한다. 실험 영상에 정보 손실이 발생한 영상을 대상으로 제안된 방법을 적용한 결과, 대부분의 정보 손실이 있는 영상에서 모두 복원되는 것을 확인하였다.

키워드

히스토그램, 오츠 이진화, 퍼지 이진화, 홉필드 네트워크, 영상 복원

I. 서 론

홉필드 네트워크는 1982년 미국의 물리학자인 존 홉필드(John J.Hopfield)가 제안한 신경망 알고리즘이다[1]. 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 올바르게 않은 데이터에 대해서도 정확히 연상할 수 있다.

각각의 영상에서는 넓은 영역에 걸쳐 명암도 변화가 일어나고 다양한 유형의 물체가 포함되어 있으므로 스케치 특징점 유무를 판별하는 임계치 결정에 애매모호함이 존재한다[2]. 또한 각 픽셀이 가지는 명암도는 퍼지 단함수(fuzzy singleton)로 볼 수 있으며, 임계치 결정을 위한 처리과정 또한 부정확성이 존재한다. 임계치를

결정하는데 불확실성이 존재한 상태로 이진화한 후, 홉필드 네트워크를 적용할 경우에는 영상 복원의 정확도가 낮아지는 문제점이 발생한다. 따라서 본 논문에서는 손상된 영상을 복원하는 단계로서 히스토그램을 기반으로 구간을 분할하여 오츠 이진화 방법과 퍼지 이진화 방법을 적용하여 영상을 이진화하고 홉필드 네트워크를 이용하여 손상된 이진 영상을 복원하는 방법을 제안한다.

II. 히스토그램 기반 구간 이진화

컬러 영상을 그레이 영상으로 변환한 후 영상을 효과적으로 이진화 하기 위해 영상의 히스토그램을 그림 1과 같이 분석한다.

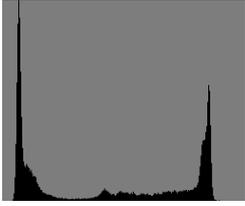


그림 1. 히스토그램

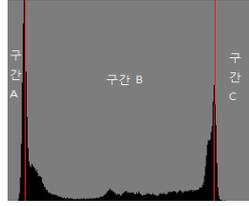


그림 2. 3구간

그림 1과 같이 픽셀의 값이 급격히 증가한 부분들을 기준으로 구간을 분할한다. 일반적으로 다양한 영상에서는 구간이 3구간, 4구간, 4구간 이상으로 분할되는 경우가 발생한다. 그림 2은 3구간으로 분할되는 경우이며 그림 2에서 구간 B는 오츠 이진화를 적용하고 구간 A와 구간 C에는 퍼지 이진화를 적용한다.

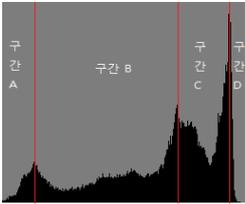


그림 3. 4구간

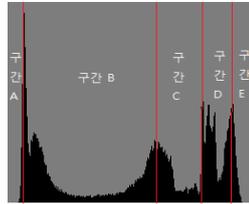


그림 4. 4구간 이상

그림 3은 4구간으로 분할된 경우이고 그림 3에서와 같이 구간 B와 구간 C는 오츠 이진화를 적용하고 구간 A와 구간 D에는 퍼지 이진화를 적용한다.

그림 4와 같이 4구간 이상으로 분할되는 경우에는 그림 4와 같이 각 기준들을 설정하여 비교한 후, 가장 높은 3개의 기준들을 선택하여 4구간으로 분할하여 그림 3과 같은 방법으로 이진화한다.

III. 히스토그램의 구간에 따른 이진화 및 학습 데이터 구성

히스토그램을 분석하여 구간을 분할하고 구간을 설정한다. 설정된 구간에 따라 오츠 이진화와 퍼지 이진화를 적용한다. 오츠 이진화는 식(1)과 같이 계산한다. 그림 2에서의 B구간과 그림 3에서의 B구간, C구간에 해당될 경우에는 오츠 이진화 기법을 적용한다.

오츠 이진화를 적용한 구간들을 제외한 구간들에서는 퍼지 이진화를 적용한다. 퍼지 이진화에 적용되는 소속 함수에서 구해진 소속도 $\mu(I)$ 에 α_{cut} 값을 적용하여 효과적으로 영상을 이진화하기 위해 α_{cut} 을 식(1)과 같이 계산한다.

$$\alpha_{cut} = \left(\frac{I_{mid}}{\sum_{k=t}^m X_k} + \frac{I_{max} + I_{min}}{2} \right) / 2 \quad (1)$$

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

IV. 홉필드 네트워크를 이용한 영상 복원

개선된 퍼지 이진화가 적용된 영상을 복원시키기 위해 홉필드 네트워크를 적용시킨다.

이진화를 적용 시킨 영상에 양극화 연산을 적용한다. 양극화 연산은 식 (2)와 같이 정의할 수 있다. 양극화 된 값 x_i 가 1이면 그대로 유지, 0이면 -1로 변경한다.

$$x_i = 2a_i - 1 \quad (2)$$

식 (2)을 통해 양극화 된 학습패턴을 x_i 라 할 때 학습패턴에 대한 가중치 행렬 W 는 식 (3)과 같이 정의한다.

$$W = \sum_{i=1}^n x_i x_i^t - I \quad (3)$$

입력패턴이 들어오면 학습패턴으로 연상시키기 위해 식 (4)와 같이 저장된 학습 패턴 W_i 에 초기 출력 값 Y 를 곱한 값에 입력패턴 x_i 를 더한다.

$$NET = x_i + YW_i \quad (4)$$

식 (4)의 결과인 NET 값을 식 (5)의 부호 활성화 함수에 적용시켜 출력값 Y 를 조정한다. NET 값이 0보다 큰 경우 1로 출력 0일 경우 그대로 출력 0보다 작을 경우 -1로 출력하여 영상을 복원한다[3].

$$Y = \begin{cases} \text{if}(NET > 0) & \text{than } 1 \\ \text{if}(NET = 0) & \text{than } NET \\ \text{if}(NET < 0) & \text{than } -1 \end{cases} \quad (5)$$

V. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안된 홉필드 네트워크를 이용한 영상 복원 방법의 성능을 평가하기 위해 Visual C# 2012로 구현하여 실험하였다. 제안된 영상 복원 처리 과정은 그림 5과 같다.



그림 5. 복원 처리 과정

실험 영상은 히스토그램을 기반으로 한 퍼지 이진화 기법과 홉필드 네트워크를 이용하여 정보가 손실된 영상과 잡음이 있는 영상을 원본과의 일치율을 비교하여 원본 영상으로 복원하는지에 대하여 실험하였다.

본 논문에서 실험에 적용된 영상의 일부는 그림 6 과 같다.



(a) 원본 영상1 (b) 그레이 영상1
(c) 원본 영상2 (d) 그레이 영상2

그림 6. 원본 영상 및 그레이 실험 영상

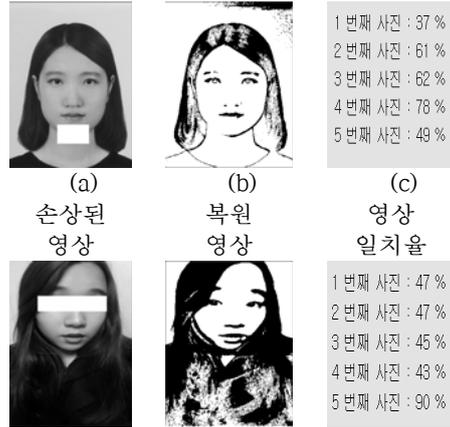
실험 영상에 대해 제안된 이진화 기법을 적용하여 이진화된 결과는 그림 7과 같다.



(a) 이진화 결과1 (b) 이진화 결과2

그림 7. 실험 영상의 이진화 결과

손상된 사진과 원본 사진들의 일치율을 확인하기 위하여 원본 영상과 손상된 사진의 비교하면 손상에 정도에 따라 원 영상과의 일치율이 달라진다. 손상이 30% 이상이 되었을 경우 원본과의 일치율을 비교하기가 힘들고 복원되는 정도가 떨어지지만 그 이하의 손상일 경우 그림 8와 같이 모두 원 영상과 거의 일치하는 복원율을 보였다.



(a) 손상된 영상 (b) 복원 영상 (c) 영상 일치율



(a) 손상된 그레이 영상 (b) 복원 영상 (c) 영상 일치율

그림 8. 손상된 그레이 영상 및 복원 결과

VI. 결 론

본 논문에서는 훼손이 되어 있는 영상을 원영상으로 복원하는 방법을 제안하였다.

제안된 복원 방법은 원 영상을 그레이 영상으로 변환한 후, 히스토그램을 분석하여 구간을 설정하고 설정된 구간별로 오츠 이진화, 퍼지 이진화 기법을 각각 적용하여 정보 손실이 적게 발생한 상태로 홉필드 네트워크의 학습 패턴으로 구성하였다.

제안된 복원 방법의 성능을 분석하기 위해 일부 정보가 손실 또는 손상된 영상을 대상으로 실험한 결과, 실험 결과에서도 알 수 있듯이 모든 실험 영상에서 효과적으로 영상이 복원되는 것을 확인하였다.

향후 연구 과제는 이진화 기법을 적용하지 않고 그레이 영상이나 컬러 영상에서도 영상을 복원 할 수 있도록 확장하기 위해 FAM 알고리즘을 분석하고 개선하여 범인 검거를 위한 영상 복원 분야에 적용할 것이다.

참고문헌

- [1] P. D. Wasserman, Neural Computing Theory and Practice, Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [2] R. C. Gonzalez and Woods, Editor, R. E. Digital Image Processing, Addison Wesley, 1992.
- [3] M. Kobayashi, "Attractors accompanied with a training pattern of multivalued hopfield neural networks," IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol. +10, Issue 2, pp. 195-200, 2015.