

임펄스 노이즈를 제거하기 위한 유전자 알고리즘 기반 영상 개선

조용근⁰, 홍진혁, 조성배
연세대학교 컴퓨터과학과
생체인식 연구센터

{bearroot⁰, hjinh}@sclab.yonsei.ac.kr, shcho@cs.yonsei.ac.kr

Image Enhancement based on the Genetic Algorithm for Reducing Impulsive Noises

Ung-Keun Cho⁰, Jin-Hyuk Hong, Sung-Bae Cho
Department of Computer Science, Yonsei University
Biometrics Engineering Research Center

요 약

영상 개선은 영상처리의 전처리 단계로, 주로 영상필터를 사용하여 영상처리의 성능을 향상시킨다. 각종 목적에 맞는 다양한 영상 필터가 제안되고 있으며, 복수의 필터를 적용하여 보다 좋은 효과를 얻기도 한다. 다양한 영상 필터를 적절히 적용하면 하나의 필터를 사용하는 것보다 더 높은 품질을 얻을 수 있지만, 영상 필터가 다양할수록 우수한 필터 조합을 찾는 것은 매우 어렵다. 본 논문에서는 유전자 알고리즘을 이용하여 문제에 적절한 필터 조합을 찾는 방법을 제안한다. 진화에 의해 성능이 좋은 필터 조합을 자동으로 찾기 때문에, 전문가의 지식이 필요하지 않고, 영상 개선의 여러 분야에 적용될 수 있다. 제안하는 방법을 임펄스 노이즈 제거를 위해 적용하였고, 기존의 영상 개선 방법보다 높은 성능을 획득하였다.

1. 서 론

영상처리는 보통 영상에서 물체를 인식하거나 영상을 분류하는 과정으로, 정확한 특징을 추출하는 것이 매우 중요하다. 저품질의 영상에서는 특징을 정확히 추출하기 힘들기 때문에, 영상 개선이 필요하다. 이는 입력 영상에서 노이즈를 제거하거나 영상을 평활화하는 등 영상의 품질을 향상시키기 위해 영상처리에서 가장 먼저 수행하는 전처리 과정이다. 영상 개선은 주로 영상 필터에 의해 수행되는데, 대표적으로 히스토그램 기반, 마스크 기반, 모폴로지 기반 필터가 있다[1].

임펄스 노이즈(Impulsive noise)는 영상에서 임의로 일어나는 잡음으로, 잡음 확소는 최대값과 최소값만을 가진다. 전통적으로 중간값 필터(median filter)는 임펄스 노이즈를 제거하기에 좋은 필터로 알려져 있지만, 영상 개선을 위한 필터는 매우 다양하다. 또한 영상 개선에 대한 많은 연구에서 여러 개의 필터를 동시에 적용하여 하나의 필터를 적용하는 것에 비해 더 높은 성능을 얻기도 하였지만, 대부분 전문가의 지식에 의해 그 종류와 순서가 결정되었다[1].

다양한 영상 필터에서 성능이 좋은 조합을 찾기 위해 가능한 조합을 모두 비교하는 것은 계산량이 많아 불가능하다. 본 논문에서는 잡음 영상에서 임펄스 노이즈의 제거 성능을 적합도 함수로 하는 유전자 알고리즘[2]을 이용하여 영상 개선 필터 조합의 종류와 순서를 자동으로 결정하는 방법을 제안한다.

2. 관련 연구

중간값 필터는 처리하고자 하는 픽셀을 주변 픽셀 값들 중에 중간값으로 대체하는 필터로 극값만을 가지는 임펄스 노이즈에 효과적인 비선형 필터이다. 최근 소개된 위상 중간값 필터[3]는

퍼지 이론을 적용하여 잡음 영상에서 경계선 검출의 성능을 향상시켰다.

임펄스 노이즈가 극값을 갖기 때문에, "결정기반 정책"[4]을 사용하기도 한다. 이 방법은 잡음 픽셀을 찾은 후, 잡음 픽셀만을 필터를 사용하며, 그렇지 않은 픽셀은 유지시킨다. 특히 잡음이 많을 때 아주 높은 성능을 보이지만, 영상에 따라 잡음을 결정하기 어렵다는 한계가 있다. Harvey 등은 유전자 알고리즘을 사용하여 모폴로지 필터의 순서와 구성 요소를 결정하였다[5].

효율적인 영상 개선을 위한 필터는 무수히 많으며, 하나의 필터를 사용하는 것에 비하여 다양한 필터를 함께 사용하는 것은 더 높은 성능을 얻을 수 있기 때문에, 필터의 확장성을 고려한 적절한 결합 방법이 필요하다.

3. 진화기반 영상 개선

본 논문에서는 영상의 임펄스 노이즈 제거를 위한 영상 필터를 사용하여 품질을 향상시킨다. m 개의 필터에서 n 개로 이루어진 필터 조합은 총 m^n 개가 가능하며, 모든 조합 중 잡음 제거 성능이 가장 높은 조합을 찾을 때 모든 경우를 고려하는 방법은 비효율적이다. 본 논문에서는 유전자 알고리즘을 사용하여 적절한 종류와 순서의 필터 조합을 결정하는 방법을 제안한다.

3.1 진화 과정

그림 1은 제안하는 방법의 수행 과정을 보여준다. 세대가 지나면서 개체들의 적합도가 평가되며, 우수한 개체들을 확률적으로 선택하여 교차와 돌연변이 연산을 수행한다. 가장 성능이 좋은 필터 조합을 찾는 것이 목표이기 때문에, 개체군에서 가장 높은 성능을 가지는 개체를 다음 세대에도 유지시키는 엘리트

트 유지 전략을 함께 사용하였다.

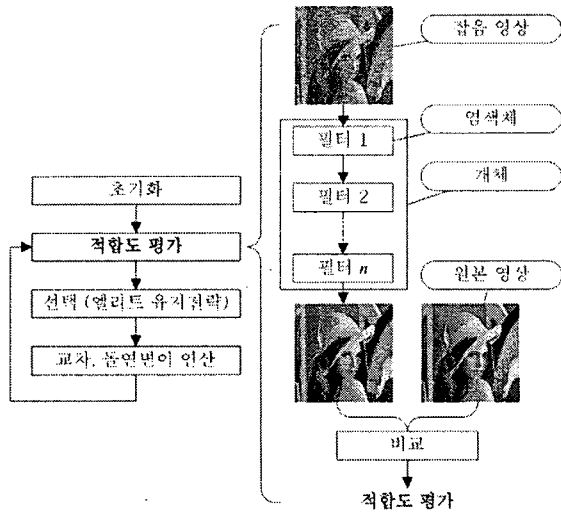


그림 1. 제안하는 방법의 수행과정

유전자 알고리즘의 개체는 n 개의 염색체로 이루어지며, 각 염색체는 개별 영상필터를 가리키는 값을 가진다. 표 1은 염색체를 위하여 사용된 70개의 영상필터 종류를 보여주며, 각 염색체는 $[0, 69]$ 의 값을 가진다. 0번 염색체는 무효과로, n 이하 길이의 필터 조합을 찾으려 한다. 또한 새로운 필터가 추가된다면 염색체가 가질 수 있는 값의 범위를 늘려 새로운 조합을 찾으려 구성한다.

표 1. 영상필터의 종류와 효과

대분류	영상필터	종류	효과
히스토그램	밝기	3개 실수값	밝기 조절
	대비	3개 실수값	대비 조절
	스트레칭	-	명암값 분포 조절
	평활화	-	명암값 분포 평활화
마스킹	로그화	-	명암값 로그화
	지역필터	6 마스크	영상을 흐리게
	고역필터	4 마스크	영상을 날카롭게
모폴로지	중간값	11 마스크	잡음 제거
	침식	11 마스크	영역내의 최소값
	팽창	11 마스크	영역내의 최대값
	제거	11 마스크	영역내의 틈 제거
	채움	11 마스크	영역내의 틈 확장
무효과			없음

3.2 적합도 평가

학습 데이터인 잡음 영상은 개체를 구성하는 각 염색체에 해당하는 필터 처리를 받고, 결과 영상은 원본 영상과의 비교를 통해 적합도 평가를 한다. 필터 처리 후 잡음 영상과 원본 영상을 비교하기 위해 MAE (mean absolute error)와 PSNR (peak signal-to-noise rate)을 사용한다. 원본영상을 I , 비교하고자 하는 템플릿 영상을 T 라 할 때, MAE는 식 (1), PSNR은 식 (2)에 의해 계산된다.

$$MAE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N |T(i, j) - I(i, j)| \quad (1)$$

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{255}{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N (T(i, j) - I(i, j))^2} \quad (2)$$

제안하는 방법에서 개체의 적합도 평가는 개체를 구성하는 필터들을 통과한 영상과 원본영상의 MAE를 사용하며, 식 (3)에 의해 계산된다.

$$f(x) = 1 - \frac{MAE(x)}{MAE_{max}} \quad (3)$$

이 때, MAE_{max} 를 두 영상이 가질 수 있는 최대 MAE라 하며, 8비트 흑백 영상의 경우 MAE_{max} 는 255를 가진다.

4. 실험 및 결과

4.1 실험 환경

제안하는 방법을 검증하기 위해, 8비트 흑백 영상의 256×256의 LENA와 512×512의 FRUIT 영상을 사용하였다. 임펄스 노이즈 영상을 생성하기 위해 미리 정의된 잡음율에 해당하는 임의의 픽셀을 최대값 255 혹은 최소값 0으로 대체한다. 학습 데이터를 위하여 10%, 30%, 50%의 잡음율을 사용하였으며, LENA로 만든 잡음 영상 3장을 사용하였으며, 실험 데이터는 LENA와 FRUIT로 만든 잡음 영상 6장을 사용하였다. 표 2는 학습 데이터와 실험 데이터를 원본 영상과의 MAE와 PSNR을 보여준다.

표 2. 학습 데이터와 실험 데이터의 영상 분석

데이터	학습			실험					
	LENA			LENA			FRUIT		
잡음율	10	30	50	10	30	50	10	30	50
MAE	12.7	38.1	63.6	12.7	38.1	63.7	12.7	38.3	63.7
PSNR	15.56	10.81	8.57	15.56	10.80	8.56	15.4	10.64	8.44

LENA는 고주파와 저주파 부분, 밝고 어두운 부분이 골고루 섞여 있어, 영상 처리 분야에서 대표적으로 사용하고 있는 영상이다. 하나의 영상에서 다양한 환경을 고려할 수 있기 때문에, 필터의 진화를 위해 LENA를 학습 데이터로 사용하였으며, 진화된 필터는 일반적인 임펄스 노이즈 제거를 위한 것임을 검증하기 위해, LENA와 FRUIT 영상을 함께 사용하였다.

표 3은 실험에서 사용된 매개변수를 보여주며, 최대 5개의 필터를 포함하는 조합을 찾았다.

표 3. 실험에서 사용된 매개변수

변수	값
개체군 수	30
염색체 길이	5
선택율	1
교차율	0.7
돌연변이율	0.05
엘리트 유지전략	Yes

4.2 실험 결과

실험을 통해서 총 4개의 환경에서 적합한 필터 조합을 찾았다. 3개의 학습 영상을 이용한 진화에서 서로 다른 3개의 필터 조합을 찾았으며, 모든 학습 영상의 MAE 평균을 이용한 적합도를 사용한 진화에 의하여 하나의 필터 조합을 획득한다. 그림 2는 진화가 수행됨에 따른 최대 적합도의 변화를 보여주며, 모든 실험에서 200세대 이전에 최적화되었다.

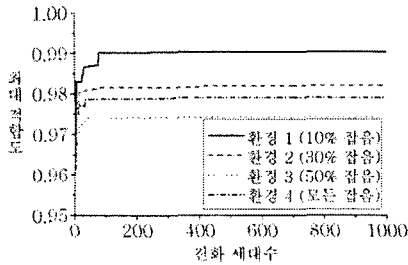


그림 2. 세대별 적합도 변화

표 4는 진화 결과에서 가장 좋은 성능을 가진 필터 조합을 보여준다. 개별 1~3은 각 환경에서 가장 좋은 성능을 가진 개별 필터이며, 조합 1~4는 각 환경에서 진화된 필터 조합을 나타낸다. 대부분의 필터는 중간값 필터를 가지고 있었지만, 그 외에도 제거, 채움 등의 필터가 진화를 통해 결정되었다.

표 4. 개별 필터 및 진화 필터 종류

필터	필터 종류				
개별 1	중간값 마름모 3×3				
개별 2	중간값 마름모 5×5				
개별 3	중간값 사각 5×5				
조합 1	중간값 1×3	중간값 마름모3×3	없음	없음	없음
조합 2	중간값 마름모3×3	중간값 1×3	제거 1×3	채움 1×3	중간값 3×1
조합 3	중간값 마름모5×5	중간값 마름모5×5	중간값 X 3×3	중간값 1×3	채움 1×3
조합 4	중간값 1×3	중간값 3×3	중간값 마름모5×5	제거 1×3	채움 1×3

그림 3은 표 4의 필터들의 각 환경에서의 성능을 보여준다. 모든 조합은 각 환경에서 MAE뿐 아니라 PSNR 기준에서도 가장 좋은 성능을 보였으며, 그림 4는 30% 잡음의 LENA, 50% 잡음의 FRUIT 영상에서의 다양한 필터 적용 예를 보여준다. 각 조합을 적용한 영상은 개별 필터를 적용한 영상에 비하여 잡음이 더 없어진 것을 확인하였다.

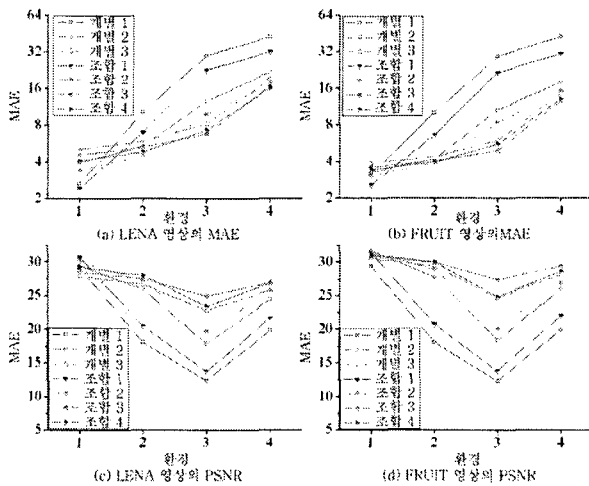


그림 3. 다양한 필터의 성능 비교

대부분의 필터는 하나의 환경에서만 좋은 성능을 가졌다. 예를 들면 조합 1의 경우 10% 잡음을 처리하기에는 적합한 필터이지만 50% 잡음을 잘 처리하지는 못하였다. 마찬가지로 조합 3도 50% 잡음에서 좋은 성능을 보이는 반면 10% 잡음에서는 다른 필터에 비하여 낮은 성능을 보였다. 실험에서는 환경 4를 통하여 모든 환경에서 전반적으로 우수한 조합 4를 찾아내었다. 임펄스 노이즈의 경우 잡음이 극값을 가진다는 특징에 의해 잡음을 결정할 수 있다면 해당하는 필터를 사용한다면 좋은 성능을 얻을 수 있다. 잡음을 알지 못할 때에도 조합 4를 사용하여 영상 개선을 수행할 수 있다.

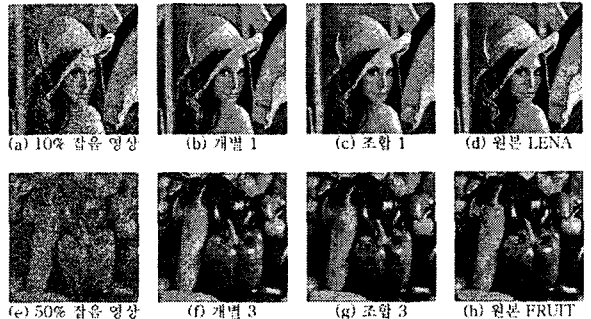


그림 4. 필터 적용의 예 (a)~(d) LENA, (e)~(h) FRUIT

5. 결론

임펄스 노이즈 제거에 효율적이라고 알려져 있는 중간값 필터는 많은 연구에 의해 더 좋은 성능을 위하여 개선되었지만, 이는 어려운 수식이나 전문가 지식을 필요로 한다. 본 논문에서는 여러 종류의 기본적인 영상 필터에서 임펄스 노이즈 제거에 효율적인 필터 조합을 찾기 위해 유전자 알고리즘을 사용하였다. LENA와 FRUIT 영상을 이용한 실험에서 MAE와 PSNR에서 좋은 필터 조합을 찾았다. 향후에는 적합도 함수의 변화에 의해서 물체 인식이나 영상 분류 성능 향상을 위한 연구가 필요하다. 또한 전문가 지식이 필요없기 때문에 다양한 영상처리 분야에서 응용도 가능하다.

감사의 글

본 연구는 생체인식연구센터(BERC)를 통해 한국과학재단(KOSEF)에서 지원받았음.

참고 문헌

- [1] R. Gonzalez, and R. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, Reading, MA. 1992.
- [2] D. Goldberg, *Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- [3] H. G. Senel, R. A. Peters, and B. Dawant, "Topological median filters," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 11, no. 2, pp. 89-104, 2002.
- [4] R. H. Chan, C.-W. Ho, and M. Nikolova, "Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 14, no. 10, pp. 1479-1485, 2005.
- [5] N. R. Harvey, and S. Marshall, "The use of genetic algorithms in morphological filter design," *Signal Processing: Image Communication*, vol. 8, pp. 55-71, 1996.