

논문 2009-6-22

평균이동 분할을 이용한 임펄스 잡음제거

Cleaning Method of Impulse Noise Using Mean Shift Segmentation

권영민*, 임명재**

Young-Man Kwon, Myung-Jae Lim

요 약 본 논문에서는 평균이동 분할을 이용해서 임펄스 잡음을 제거하는 효과적인 방법을 제안한다. 이 방법은 영상에 모든 화소에 대해서 필터링 작업을 하는 기존의 방법과는 달리 평균이동 분할을 사용해서 임펄스 잡음의 위치를 추정하고 그 위치에서만 필터링 작업을 수행하는 방식이다. 실험을 통해 결과 영상의 오차의 제곱의 합을 측정하여 화질이 개선되고, 임펄스 잡음이 효과적으로 제거되는 것을 확인하였다.

Abstract In this paper, We proposed the efficient method of cleaning impulse noise using mean shift segmentation. This method do its job for the pixel which is identified as impulse noise using mean shift segmentation instead of all pixel of image by the existing method. we found that the quality of image is improved by measuring the sum of square error in result image and impulse noise is cleaned efficiently by doing experiment.

Key Words : Impulse Noise, Mean Shift, Segmentation

I. 서 론

임펄스 잡음은 카메라 센서에 있는 픽셀들의 오동작, 혹은 하드웨어에 있는 오동작 메모리, 혹은 잡음이 있는 채널을 통한 전송으로 인하여 생성된다. 임펄스 잡음의 2가지 형태는 소금 후추(Salt-and-Pepper) 잡음과 랜덤 값(Random-valued) 잡음이 있다. 임펄스 잡음에 의해서 열화된 영상을 복원하는 것에 대해서 많은 연구가 있다 [1]. 메디안 필터는 임펄스 잡음을 잘 제거하고 효율적인 계산으로 인하여 가장 많이 사용되어 온 비선형 필터이다. 그러나 영상에 잡음이 50% 이상 포함된 경우에, 원래 영상의 상세한 부분과 에지들이 뭉개지는 현상이 발생한다.

적응(Adaptive) 메디안 필터, 다중상태(Multistate) 메디안 필터, 혹은 동질성 정보에 근거를 둔 메디안 필터

등과 같은 여러 가지 메디안 필터의 변종들이 제안되었다[3]. 이런 필터들은 먼저 잡음 픽셀의 가능성이 있는 픽셀들을 추정하고, 이 픽셀들을 메디안 필터 혹은 이의 변종 필터를 통해 잡음을 제거하며, 다른 픽셀들의 값이 변경되지 않는다. 이런 필터들은 잡음이 아주 많이 있는 경우에도 잡음 제거에 좋은 성능을 발휘하고 있다. 단점은 에지와 같은 지역적인 특징을 고려하지 않고 복구하여 에지나 상세한 정보가 만족할 만한 정도로 복구되지 않는 경우가 많다.

따라서 본 논문에서는 상위 레벨에서 이루어진 분할에 관한 연구 결과를 전처리 분야에 적용하여 보다 정교하게 임펄스 잡음을 제거하는 방법을 연구하게 되었다. 즉 영상을 분할하는 많이 사용되는 평균이동 분할 알고리즘을 사용해서 영상을 분할하고 이를 사용해서 임펄스 잡음의 위치를 추정하고, 추정된 임펄스 잡음 픽셀만을 필터링하는 방식이다. 일반적으로 평균이동 분할 방식은 영상에 있는 에지 정보를 잘 유지하고 있기 때문에 이를

*중신회원, 을지대학교 의료산업학부

**중신회원 을지대학교 의료산업학부(교신저자)

접수일자 2009.9.10, 수정일자 2009.11.30

사용하였다[4, 5].

본 논문의 구성은 II장에서는 관련연구, III장에서는 새로운 알고리즘을 제안하고, IV장에서는 제안한 알고리즘을 실험을 통해서 다른 알고리즘과 비교평가를 하며, V장에서 결론을 기술한다.

II. 관련연구

1. 일반적인 방법

임펄스 잡음을 제거하기 위해서는 일반적으로 저주파 통과(Low-Pass) 필터링, 메디안(Median) 필터링, 순서(Rank-Order) 필터링, 돌출(Outlier) 제거 필터링, 형태학적인(Morphological) 필터링과 같은 방법들이 있다[6, 7].

저주파 통과 필터링 방법은 임펄스 잡음을 문질러서 제거하는 효과와 같다. 따라서 원 영상과 비교해서 임펄스 잡음은 제거되었지만, 원영상이 흐려지는 효과가 있다. 메디안 필터링은 임펄스 잡음을 위해서 만들어진 것처럼 임펄스 잡음을 아주 잘 제거한다. 메디안 필터링은 순서 필터링의 특별한 경우이다. 순서 필터링을 사용하면 사용자가 지정하는 임의의 마스크 형태, 즉 직사각형이 아닌 마스크를 사용할 수 있다. 돌출 필터링에서는 주어진 픽셀의 값이 주변의 픽셀들의 평균값보다 지정된 문턱치 값보다 크면 이를 잡음으로 간주하고 이를 평균값으로 대체하는 방법이다. 이 방법은 문턱치 값을 사용자가 임의로 지정해야 하는 단점이 있다. 형태학적인 필터링도 원영상이 흐려지는 효과가 있다.

2. 평균이동 및 클러스터링 방법

흑백 영상에 군집화를 통해 배경과 물체를 분할하는 방법은 데이터의 분포가 가우시안 분포를 한다는 가정을 하고 이 분포의 모수(Parameter)를 찾고 이를 통해 배경과 물체를 분할하는 방법을 사용한다. 그러나 밀도 평가에 근간을 둔 비 모수적인 군집화(clustering) 접근 방식은 특징 공간을 경험적인 확률밀도 함수(Probability Density Function, PDF)로 간주한다. 따라서 특징 공간에 있는 밀집 영역은 PDF의 지역적인 최대값(Local Maximum), 즉 미지의 밀도 모드(mode)에 대응한다. 일단 모드의 위치가 결정되면, 이와 관련된 군집화는 특징 공간의 지역적인 구조에 의해서 서술될 수 있다. 이러한 모드 검출과 군집화는 1975년에 제안된 평균이동 방법에

근간을 두고 있다[5].

밀도 모드를 찾기 위해서는 먼저 밀도 함수를 알아야 한다. 밀도 함수를 추정하기 위해서, 파젠 창(Parzen Window)을 이용한 커널 밀도를 추정하는 방법이 있으며, 이는 패턴인식 분야에서 가장 대중적인 추정 방법으로 사용되고 있다. 본 논문에서는 에파넥니코브(Epanechnikov) 커널을 사용하였으며, 다음과 같다.

$$K_E(x) = \begin{cases} c(1 - \|x\|^2) & \text{if } \|x\|^2 \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

커널 프로파일은 다음과 같다.

$$k_E(x) = \begin{cases} 1-x & \text{for } 0 \leq x \leq 1, \\ 0 & \text{for } x > 1 \end{cases}$$

이 방법에서는 d-차원 공간 R^d 에 n 개의 데이터 x_i 주어지면, 어떤 점 x에서 커널 밀도 추정자는 다음과 같다. 위의 수식에서 h는 커널 크기를 나타내며, 커널 밴드 폭(Band width)이라고 한다.

$$\tilde{f}_{h,k}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)$$

밀도 기울기 추정(Density Gradient Estimation)은 추정된 밀도의 기울기로 얻을 수 있다. 즉 커널 밀도 추정자를 미분하고 이의 값을 0으로 두면 구할 수 있다. 이는 다음에 있는 식으로 표현된다[5].

$$\begin{aligned} \nabla \tilde{f}_{h,k}(x) &= \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n \nabla K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \\ &= \frac{2c_k}{nh^{(d+2)}} \left(\sum_{i=1}^n g_i \right) \left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i g_i}{\sum_{i=1}^n g_i} - x \right) \end{aligned}$$

위의 수식에서, g_i 는 다음에 있는 것과 같다. 따라서 첫 번째 항은 밀도 추정자에 비례하고, 두 번째 항이 평균이동 벡터를 나타낸다.

$$g_i = g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)$$

따라서 위의 수식을 보면, 지역 최대값은 다수의 점들이 모여 있는 영역 즉 밀집된 영역으로 이동된다. 평균이동 동 기술은 여러 가지 분야에 사용되고 있다. 이를 이용하면 모드를 검출하고, 불연속을 유지하는 필터도 구현할 수 있고, 영상 분할하는 데에도 사용할 수 있다[4].

III. 제안한 알고리즘

본 논문에서 제안한 임펄스 잡음 제거 방식은 원래 영상을 평균이동 군집화 알고리즘을 사용해서 분할된 영상 정보를 구한다. 그런 후에 이 정보를 사용해서 전체 영상에 대해서 임펄스 잡음의 위치를 추정하고 그 위치에서 메디안 필터를 적용하여 잡음을 제거한다. 이 알고리즘의 전반적인 처리 과정은 다음 <그림 1>과 같다.

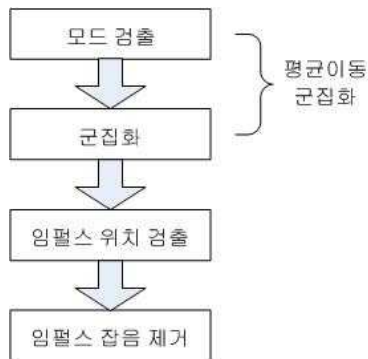


그림 1. 제안된 알고리즘
Fig. 1. Proposed Algorithm

<그림 1>의 모드 검출 단계와 군집화 단계는 관련 연구에서 이미 설명하였고, 이 두 단계를 합친 것이 평균이동 군집화이다. 일단 평균이동 군집화 과정을 거치면, 영상에 있는 모든 임펄스 잡음들은 주변 화소들과 매우 다른 값을 가지기 때문에 독립된 군집으로 분할된다.

일반적으로 군집으로 분할된 영상에서, 같은 군집에 속하는 픽셀들은 같은 라벨(Label) 값으로 표현된다. [3X3] 화소에 대해서 군집으로 인하여 군집 패턴들을 나타내면 <그림 2>와 같다. <그림 2>에서 각 화소에 있는 기호 L1은 라벨 1을 뜻하고, L2는 라벨 2를 뜻한다. 서로 다른 라벨 값을 가진 화소들은 다른 군집에 속하는 것을 의미한다. 그리고 그림 아래에 표시한 "1-2-6"은 3개의 군집으로 구성되어 있으며, 각 군집에 속하는 화소의 수는 1, 2, 6을 의미한다.

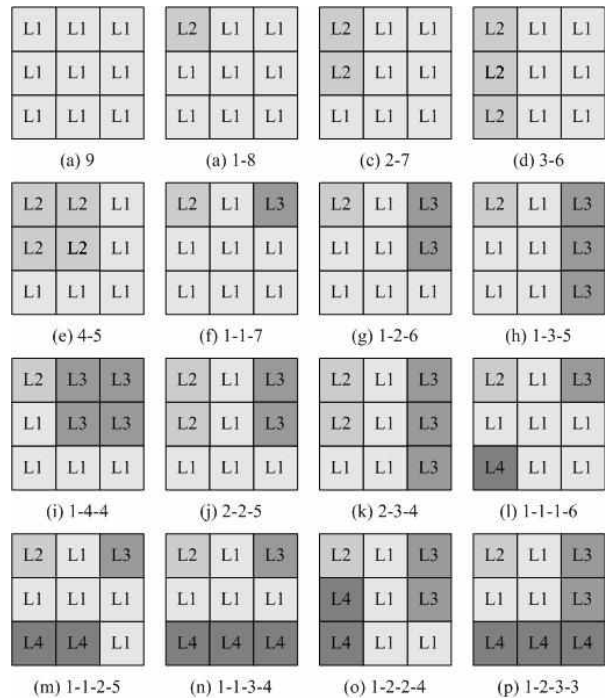


그림 2. [3X3] 화소들의 군집 패턴들
Fig. 2. Clustering Patterns of [3X3] Pixels

군집으로 분할하였으면, 군집된 영상에서 임펄스 잡음의 위치를 찾는 방법이 필요하다. 이를 위해 <그림 2>의 (p)에서 중심 화소에 임펄스 잡음이 있는 경우를 <그림 3>에 나타낸다.

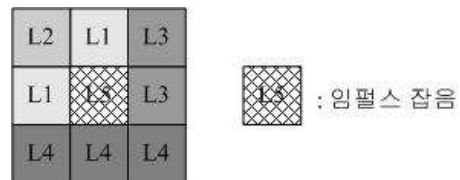


그림 3. 임펄스 잡음이 있는 [3X3] 군집
Fig. 3. [3X3] Clustering Pattern added Impulse Noise

<그림 2>에 있는 모든 군집 패턴들에 <그림 3>과 같이 중심 화소에 임펄스 잡음을 추가하면, 이웃 화소들의 종류에 따라 임펄스 잡음을 판별하는 방법을 찾을 수 있다.

위의 <그림 2>와 <그림 3>에 있는 것처럼 정상적인 경우는 4-이웃(4-Neighbor) 화소들 중에서 중심 화소와 같은 라벨 값을 최소한 2개 이상을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 2개 이상의 같은 라벨 값을 가진 4-이웃이 있으면 중심 화소는 정상적인 화소들로 간주한다. 즉 다른 말로 표현하면 4-이웃 화소들 중에서 같은 라벨 값

을 1개 이하를 가진 화소는 임펄스 잡음으로 간주한다. 8-이웃을 가지고도 임펄스 잡음을 정의할 수도 있지만 4-이웃을 사용하는 것이 좀 더 효율적이다.

임펄스 잡음 화소의 위치를 찾았으면, 다음 단계는 잡음을 제거하는 것이다. 임펄스 잡음 제거는 기존의 방법에서 많이 사용하는 방법 중의 하나인 메디안 필터를 사용한다. 본 논문에서 메디안 필터링을 하지만 관련연구에서 언급한 메디안 필터링과 다른 점은 임펄스 잡음으로 추정된 픽셀에 대해서만 메디안 필터를 적용한다는 것이다. 즉 영상의 모든 화소에 메디안 필터링을 하는 기존의 방법과 다르다.

IV. 실험 및 결과분석

본 논문에서 제안한 알고리즘을 사용해서 한 영상에 대해서 임펄스 잡음의 정도를 달리하여 영상에 적용한 후에 잡음을 제거하는 실험을 하였다. 아울러 기존의 메디안 필터링 방법으로 잡음을 제거하는 실험과 비교를 통해 제안한 방법의 성능을 비교 고찰하였다.

먼저, 제안된 알고리즘의 성능을 확인하기 위해서 임펄스 잡음이 2%, 5%, 10%, 20%인 경우에 대해서 실험을 하였다. 각각의 경우에 대해서 메디안 필터링과 제안한 필터링을 통해서 영상의 질이 얼마나 좋아지는지를 평가하기 위해서 각 실험 데이터 마다 원영상과의 차이, 즉 오차에 대한 제곱의 합(Sum of Square Error)을 측정하고 이를 <표 1>에 나타내었다.

표 1. 잡음의 정도에 따른 오차 제곱
Table 1. Square Error According to Degree of Noise

적용 방법 \ 잡음		2%	5%	10%	20 %
		153673	399863	828256	1650293
메디안 필터링	1-pas	602764	647799	726273	891677
	2-pass	650672	689569	743227	856782
제안한 알고리즘	1-pass	39956	96625	197624	437772
	2-pass	42883	97933	189023	381592

메디안 필터링은 영상에 있는 모든 화소에 대해서 필터링을 하지만, 제안한 알고리즘은 임펄스 잡음의 위치를 추정하고 추정된 화소에 대해서만 필터링을 수행한다.

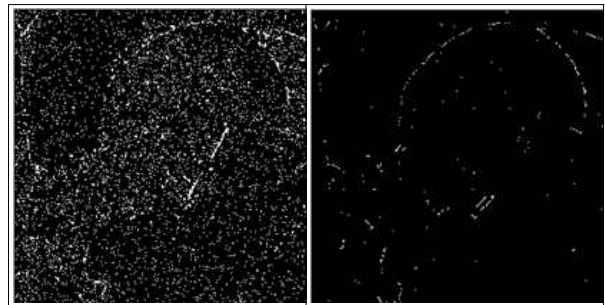
예를 들면 원영상과 10%의 임펄스 잡음이 추가된 영상을 <그림 4>에, 제안한 알고리즘이 필터링하기 위해서 1-pass와 2-pass 동안에 추정된 임펄스 잡음의 위치를 <그림 5>에 나타낸다. <그림 5>에서 흰색이 잡음의 위치를 나타낸다.



(a) 원 영상 (b) 10% 잡음 추가 영상

그림 4. 원영상과 10% 잡음 영상

Fig. 4. Original Image and 10% Impulse Noise Image



(a) 1-pass (b) 2-pass

그림 5. 추정된 임펄스 잡음의 위치 영상

Fig. 5. Location Image of Impulse Noise

<표 1>에서 보는 것과 같이, 2%의 임펄스 잡음에 의해서 원영상과의 오차 제곱의 합이 152673이다. 이 잡음 영상을 메디안 필터링을 하는 경우에 원영상과의 오차에 대한 제곱의 합은 602764이다. 결과를 보면 추가된 잡음에 비해서 4배 이상에 해당하는 영상의 질이 나빠졌다. 이는 원 영상에 있는 임펄스 잡음을 제거하였으나 메디안 필터링으로 인하여 결과 영상이 원영상의 화소 값과 많이 달라졌다는 것을 의미한다. 하지만 제안한 알고리즘의 경우에는 $(153673 - 39956) / 153673 = 74\%$ 이상 영상의 질을 향상시키고 있다. 이 2가지 경우에 대한 임펄스 잡음 제거 결과를 <그림 6>에 나타낸다.



(a) Median Filtering (b) Proposed Algorithm

그림 6. 2% 잡음의 결과

Fig. 6. Result of 2% Impulse Noise

10%의 임펄스 잡음이 인가된 경우에는, 메디안 필터링의 경우 인가된 잡음을 $(828256-726278)/828256 = 12\%$ 정도의 영상 질을 향상시킨다. 반면에 제안한 알고리즘은 $(828256-197624)/828256 = 76\%$ 정도의 영상 질을 향상시킨다. 이 2가지 경우에 대한 임펄스 잡음 제거 결과를 <그림 7>에 나타낸다.



(a) Median Filtering (b) Proposed Algorithm

그림 7. 10% 잡음의 결과

Fig. 7. Result of 10% Impulse Noise

잡음이 20% 인가된 경우에 메디안 필터링과 제안된 알고리즘의 실행결과를 <그림 8>과 <그림 9>에 나타내었다. 그림에서 알 수 있듯이 임펄스 잡음이 많이 있는 경우에 1번 필터링으로 임펄스 잡음을 모두 제거하기 어렵다.



(a) 1-pass (b) 2-pass

그림 8. 메디안 필터링의 결과 영상

Fig. 8. Result Image of Median Filtering



(a) 1-pass (b) 2-pass

그림 9. 제안된 알고리즘의 결과 영상

Fig. 9. Result Image of Proposed Algorithm

<표 1>의 실험 결과에서 알 수 있듯이 전반적으로 메디안 필터링에 비해서 제안한 알고리즘이 영상의 질을 나쁘게 하지 않으면서 임펄스 잡음을 제거할 수 있는 것을 알 수 있다. 특히 잡음이 적은 경우에 메디안 필터링은 원래 영상의 질을 저하하면서 임펄스 잡음을 제거하는 경우가 발생하지만, 제안한 알고리즘은 어떤 경우에도 영상의 질을 저하시키지 않으면서 임펄스 잡음을 제거하고 있음을 알 수 있다. 그 이유는 임펄스 위치를 추정하고 그 위치에 대해서만 필터링을 통해 임펄스 잡음을 제거하기 때문이다.

V. 결론

본 논문에서는 영상의 모든 화소에 대해서 필터링을 적용하는 것 대신에 잡음의 잠정적인 위치를 추정하고, 잡음으로 추정된 화소에 대해서만 필터링을 적용하여 영상의 잡음을 제거하는 방법을 제안하였다.

임펄스 잡음의 정도에 따라 경우를 구분하여, 각각의 경우에 대해서 메디안 필터링 방법과 제안한 알고리즘 방법을 사용해서 실험하고, 실험 결과를 분석하였다. 그 결과 모든 경우에 대해서 메디안 필터링 방식보다 매우 우수한 결과를 얻을 수 있었다. 특히 영상의 질이 좋기 때문에 원래 영상에 있는 에지와 같은 중요한 정보가 거의 손상되지 않는 것을 알 수 있었다. 추후 연구과제로는 임펄스 잡음의 위치를 좀 더 정밀하게 찾는 방법에 대한 연구가 필요하다고 사료된다.

참 고 문 헌

[1] M. Emre Celebi, Hassan A. Kingravi, Y. Alp

- Aslandogan, "Nonlinear vector filtering for impulse noise removal from color images," *Journal of Electronic Imaging* 16(3), Jul-Sep. 2007
- [2] H. Hwang and R. A. Haddad, "Adaptive median filter: New algorithms and results," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 4, no.4, pp. 499-502, Apr. 1995.
- [3] Raymond H. Chan, Chung-Wa Ho, and Mila Nikolova, "Salt-and-Pepper Noise Removal by Median-Type Noise Detectors and Detail-Preserving Regularization," *IEEE Trans. On Image Processing*, vol. 14, no. 10, Oct. 2005
- [4] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle, *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*, Thomson, 2008.
- [5] Dorin Comaniciu and Peter Meer, "Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis," *IEEE Trans. Pattern Analysis and machine intelligence*, vol. 24, no. 5, May 2002
- [6] Gonzalez, Woods, Eddins, "Digital Image Processing Using Matlab," Prentice Hall, 2004
- [7] Alasdair McAndrew, "Introduction To Digital Image Processing with Matlab," Thomson, 2004.

저자 소개

권영만(중신회원)

- 제 9권 3호 참조
 - 현 을지대학교 의료산업학부 교수
- <관심분야> 영상처리, 머신비전, 운영체제 등

임명재(중신회원)

- 제 9권 4호 참조
 - 현 을지대학교 의료산업학부 교수
- <관심분야> SW공학, CBD 방법론, HCI 등