

합성곱신경망을 이용한 SAP 잡음 제거 후처리 알고리즘*

김 동 형**

Post Processing Noise Reduction Algorithm of SAP Using Convolution Neural Network

Kim Donghyung

〈Abstract〉

Because salt and pepper noise is a type of impulse, even a small amount of noise could cause a large image degradation. In this paper, we proposed a salt-and-pepper noise removal method using the convolutional neural network. It consists of four phases. In the first step, the proposed method reconstructs noisy image using a traditional salt-and-pepper noise reduction method, and in the second step, the result image of previous step is filtered with Gaussian low pass filter. After that, we reconstruct the filtered image using convolution neural network. In the last step, the pixels with salt-and-pepper noise are replaced with the result of previous phase.

Simulation results show that the proposed method yields not only objective image qualities(PSNR, SSIM) but also subjective image qualities for all SAP noise ratios.

Key Words : SAP Noise, Median Filter, Adaptive Median Filter, AFSWMF, NAMF, RWMF, Convolution Neural Network

I. 서론

SAP(salt and pepper) 잡음이란 데이터의 전송과정에서의 오류나 메모리 셀(cell) 오류, 또는 아날로그의 디지털 변환과정에서의 오류로 야기되는 임펄스(impulse) 타입의 잡음을 의미한다[1-2]. 이러한 SAP 잡음이 이미지에 적용되면 이미지의 화소값은 최대값(salt 잡음) 또는 최소값(pepper 잡음)으로 변형되게

된다.

SAP 잡음을 제거하는 가장 전통적인 방법은 일정 크기의 윈도우 내 화소값들 중 중간값으로 화소값을 대체하는 필터인 미디언 필터 기법이다[3]. 적용이 매우 간단하고 낮은 복잡도를 가지지만 잡음 비율이 커지는 경우 복원성능이 급격히 떨어지는 단점이 있다. 이를 해결하기 위한 방법으로 필터링 과정에서 가변블록 크기를 사용하는 AMF(adaptive median filter) 방법 [4]과 이에 기반한 DBMF(decision-based median filter) 방법[5], IMF(iterative median filter) 방법[6], 그리고 MMF(min-max filter) 방법[7] 등이 소개되었다.

* 본 논문은 2022년도 2학기 한양여자대학교 교내연구비에 의하여 연구됨

** 한양여자대학교 소프트웨어융합과 부교수(단독저자)

Yi 등이 제안한 AFSWMF(adaptive fuzzy switching weighted mean filter) 방법은 먼저 화소값의 잡음 정도를 잡음이 없는 경우, 잡음이 약간 있는 경우, 잡음이 많이 있는 경우로 나누어 분류한다. 이후 잡음 정도에 따라 서로 다른 방법으로 화소값을 복원하는 방법을 제시하고 있다[8]. Zhang 등이 제안한 NAMF(non-local adaptive mean filter) 방법은 이전의 여러 SAP 잡음 제거 알고리즘들처럼 잡음의 위치를 추정하고, 이 위치의 화소값을 복원한다. 이후 마지막 과정에서 일반적인 백색가우시안 잡음을 제거하기 위해 주로 사용되는 비국부 평균 필터(non-local mean filter)를 SAP 잡음을 제거에 적합하도록 변경하고 이를 적용함으로써 복원영상의 화질을 개선하는 방법이다[9]. RWMF(reliability-based weighted mean filter)는 신뢰도 기반 가중 평균을 이용한 SAP 잡음 제거 알고리즘이다. 먼저 SAP 잡음의 위치를 판별하고 판별된 위치의 화소값을 주변 화소값들의 거리에 대한 가중평균을 이용하여 일차로 잡음 이미지를 복원한다. 이 과정에서 거리에 따른 주변화소의 영향도를 고려하기 위해서 가우시안 커널 계수를 사용하였다. 이렇게 일차로 복원된 화소값은 복원과정에서 사용된 잡음이 없는 화소의 개수에 비례하는 신뢰도 행렬을 이용하여 추가 보정한다[10].

제안하는 SAP 잡음 제거 알고리즘은 크게 네 단계로 구성되어 있다. 먼저 첫 번째 단계에서는 기존의 다양한 SAP 잡음 제거 알고리즘을 적용하여 일차로 복원을 수행한다. 제안하는 논문에서는 이 단계에서 RWMF([10]) 방법을 적용하였다. 두 번째 단계에서는 일차복원 이미지에 저역통과필터를 적용하는 단계로 가우시안 필터를 적용하였다. 세 번째 단계는 사전 학습된 합성곱신경망(convolution neural network)을 이용하여 이미지의 화질을 개선하며 마지막 단계에서 잡음 위치의 화소값을 대체함으로써 최종적인 복원 이미지를 얻어낸다.

논문의 구성은 2장에서 대표적인 SAP 잡음 제거 방법인 미디언 필터를 비롯해서 AFSWMF, NAMF, RWMF 방법 대해서 소개하고, 3장에서는 제안하는 알고리즘을 각 단계별로 기술하다. 4장에서는 제안하는 알고리즘의 성능평가를 위해 다양한 SAP 잡음 비율에 대해서 12개의 실험 이미지에 적용하여 객관적 화질과 주관적 화질 결과를 비교하였으며, 마지막 절에서 결론을 맺는다.

II. 관련 이론

본 절에서는 기존의 SAP 잡음 제거 알고리즘으로서 비국부필터링 방법과 신뢰도기반후처리기법에 대해서 간략히 기술한다.

2.1 비국부 필터링

비국부필터링(NAMF, non-local adaptive mean filter)은 이미지에서 백색가우시안 잡음을 제거하는 다양한 잡음 제거 방법들의 기본 이론으로 사용되고 있다[11]. 잡음이 없는 순수 데이터를 $x_{i,j}$, 잡음이 추가된 데이터를 $y_{i,j}$ 라고 하고 비국부 필터링을 통해서 예측된 값 $\hat{x}_{i,j}$ 는 다음 식을 통해서 구할 수 있다.

$$\hat{x}_{i,j} = \frac{\sum_{i,j \in \Omega_r} w_{i,j} y_{i,j}}{\sum_{i,j \in \Omega_r} w_{i,j}} \quad (1)$$

여기서 $w_{i,j}$ 는 위치에 따른 가중치를 나타내며, Ω_r 은 i 위치의 값과 비교대상이 되는 영역을 나타낸다. 위 수식을 개념적으로 살펴보면 추정값 $\hat{x}_{i,j}$ 는 주변에 포함된 잡음이 포함된 화소값인 $y_{i,j}$ 의 가중 평균으로 구할 수 있음을 의미한다.

2.2 RWMF (reliability-based weighted mean filter)

RWMF([10])는 신뢰도 기반의 후처리를 포함하는 방법으로서 크게 SAP 잡음위치검출 단계, SAP 잡음 화소복원단계, 신뢰도 기반 후처리 단계로 구성되어 있다.

첫 번째 단계에서는 잡음을 포함하고 있는 이미지 $y_{i,j}$ 가 있을 때 잡음의 위치를 저장하는 행렬인 $\tilde{P} = (\tilde{p}_{i,j}) \in \{0,1\}$ 을 아래와 같이 생성한다.

$$\tilde{p}_{i,j} = \begin{cases} 1 & , y_{i,j} = 0 \text{ or } 255 \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

이후 $\tilde{p}_{i,j} = 1$ 인 화소 위치에 대해서 (i,j) 를 중심으로 $(2w+1) \times (2w+1)$ 크기 윈도우 내에 포함된 $\tilde{p}_{m,n} = 0$ 의 개수를 다음과 같이 산출한다.

$$c_{i,j}(w) = \text{count}(\tilde{p}_{m,n} = 0) \\ \text{for } m, n \in W_{i,j}^{(2w+1) \times (2w+1)} \quad (3)$$

여기서, $\text{count}(\tilde{p}_{m,n} = 0)$ 은 특정 영역내에서 잡음이 없는 화소의 개수를 의미한다. 윈도우의 크기를 지정하는 w 는 처음 1부터 시작하며, $c_{i,j}(w) = 0$ 인 경우 1씩 증가하며, 최대 w_{\max} 까지 확대한다.

두 번째 단계에서는 검출된 화소의 위치를 가변 크기 블록내의 주변 화소값의 거리에 대한 가중평균으로 복원하며, 이때 복원한 이미지 $Z = (z_{i,j}) \in R^{M \times N}$ 는 식(4)과 같이 표현된다.

여기서 $g_{m,n}^{i,j}$ 은 복원위치와 복원에 사용되는 잡음이 없는 화소 위치 사이의 거리에 따른 가중치로 아래와 같이 가우시안 형태의 함수를 정규화하여 사용한다.

$$g_{m,n}^{i,j} = \text{normalize} \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(i-m)^2 + (j-n)^2}{2\sigma^2}} \right) \quad (5)$$

$\text{normalize}()$ 는 전체 가중치의 계수 합이 1이 나오도록 정규화하였음을 의미한다.

마지막 단계인 신뢰도 기반 후처리 단계에서는 각 위치에서의 신뢰도 매트릭스를 다음과 같이 구성한다.

$$M_{i,j}^{\text{reliable}} = \begin{bmatrix} M_{i-1,j-1} & M_{i,j-1} & M_{i+1,j-1} \\ M_{i-1,j} & 8 & M_{i+1,j} \\ M_{i-1,j+1} & M_{i,j+1} & M_{i+1,j+1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

where,

$$M_{m,n} = \begin{cases} 8 & , \text{for noiseless position} \\ c_{m,n}(1) & , \text{for noisy pixel position} \end{cases}$$

이러한 신뢰도 매트릭스를 활용하여 최종 복원이미지 $Y = (y_{i,j}) \in R^{M \times N}$ 의 값은 식(7)을 이용하여 구할 수 있다.

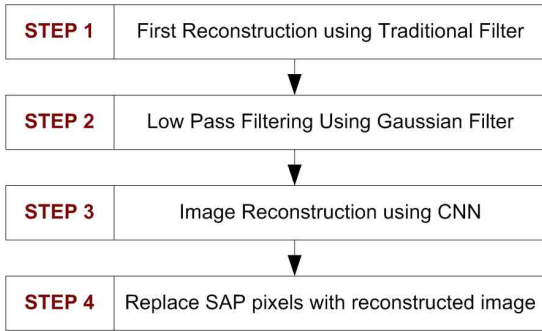
$$y_{i,j} = \frac{\sum_{m,n} (Z_{m,n} \times M_{m,n})}{\sum_{m,n} M_{m,n}} \quad (7) \\ \text{for } m, n \in W_{i,j}^{3 \times 3}$$

III. 제안하는 알고리즘

제안하는 SAP 잡음제거 후처리 기법은 그림 1과 같이 크게 네 단계로 구성되어 있다. 첫 번째 단계는 입력된 SAP 잡음 이미지를 기존의 SAP 잡음 제거 알고리즘을 이용하여 일차 복원을 수행한다. 제안하는 알고리즘은 후처리 알고리즘이기 때문에 이 단계에서 사용되는 방법에는 제약을 두지는 않는다. 다만 일차 복원의 성능이 우수할수록 최종 복원성능이 더욱 우수할 것이다. 두 번째 단계에서는 일차 복원된 이미지에 대해서 저역통과필터

$$z_{i,j} = \begin{cases} \frac{\sum_{m,n} g_{m,n}^{i,j} \times (1 - p_{m,n}) \times y_{m,n}}{\sum_{m,n} (1 - p_{m,n})}, & m, n \in W_{i,j}^{(2w+1) \times (2w+1)} \\ \frac{z_{i-1,j-1} + z_{i-1,j} + z_{i,j-1}}{3} & \end{cases} \quad (4) \\ \text{for } c_{i,j}(w) > 0 \\ \text{for } c_{i,j}(w) = 0$$

(low pass filter)를 적용한다. 이는 일차 복원과정에서의 플리커(flicker) 등을 제거하기 위함이다. 세 번째 단계에서는 이전 단계에서의 결과물인 일차 복원된 이미지의 저주파성분을 대상으로 3개의 층(layer)를 가지는 학습된 합성곱신경망을 이용하여 출력이미지를 생성한다. 이제 마지막 단계에서는 SAP 잡음 발생 화소위치의 데이터를 이전 단계에서의 출력 이미지 화소값으로 대체함으로써 최종적인 SAP 잡음 제거 이미지를 생성한다.



<그림 1> 제안하는 알고리즘의 블록다이어그램

3.1 SAP 잡음 이미지의 일차 복원

SAP 잡음 영상이 입력되면 복원 화소 위치 결정을 위해 가장 먼저 잡음의 위치를 검출한다. 입력 잡음 이미지를 $X=(x_{i,j}) \in R^{M \times N}$ 라고 할 때 잡음의 위치를 나타내는 $noise_{i,j}$ 는 다음 수식과 같이 결정한다.

$$noise_{i,j} = \begin{cases} true & , x_{i,j} = 0 \text{ or } 255 \\ false & , otherwise \end{cases} \quad (8)$$

여기서 $noise_{i,j} = true$ 는 i, j 위치에서의 화소값이 SAP 잡음임을 의미한다.

식(8)에서 확인한 잡음위치 화소값의 일차 복원을 위해서 기존의 다양한 방법을 적용할 수 있지만 제안하는 방법에서는 2.3절에서 소개한 RWMF([10])를 사용하여 다음 식과 같이 복원한다.

$$y_{i,j}^{1st} = \begin{cases} RWMF(x_{i,j}), & \text{for } noise_{i,j} = true \\ x_{i,j} & , \text{for } noise_{i,j} = false \end{cases} \quad (9)$$

여기서 $y_{i,j}^{1st}$ 는 SAP 잡음 이미지를 일차 복원한 이미지를 의미한다.

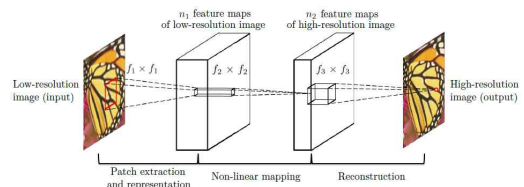
3.2 일차 복원 이미지의 저주파성분 검출

잡음이미지에 대한 일차 복원이 완료되면 식(10)에 표현되어 있는 가우시안(Gaussian) 저역통과필터를 이용하여 이미지의 저주파성분만을 검출한다.

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2} \quad (10)$$

일차 복원 영상에 저역통과필터를 적용하는 이유는 크게 두 가지이다. 첫 번째는 일차 복원과정에서 SAP 화소값이 잘못 복원된 경우 해당 화소 위치는 플리커와 같은 고주파 성분이 나타날 수 있다. 저역통과 필터는 이러한 고주파 성분을 제거해 줄 수 있는 장점이 있다. 두 번째는 다음 단계에서 사용할 합성곱 신경망을 학습하는 과정에서 입력 영상의 차원을 줄일 수 있는 장점이 있기 때문이다.

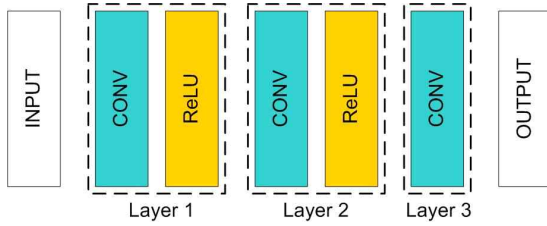
3.3 합성곱 신경망 학습모델을 이용한 복원



<그림 2> 3개 계층을 가진 합성곱신경망 (convolution neural network) 구조 ([12])

제안하는 방법에서 사용한 합성곱 신경망은 [12]에서의 신경망 구조를 사용한다. 초해상도(super-resolution)

영상을 위해 Dong 등이 제안한 이 신경망 구조는 그림 2에서 보는 바와 같이 단지 3개 계층(layer)으로 구성되어 있으며, 각 레이어별 동작을 단계별로 확인하면 다음과 같다.



<그림 3> 고려한 합성곱신경망의 각 계층별 구성

먼저 계층1과 계층2는 합성곱(convolution)과 ReLU(Rectified Linear Unit)로 구성되어 있으며 각 단계에서의 출력값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} F_1(Y^{1st}) &= \max(0, W_1 * Y^{1st} + B_1) \\ F_2(Y^{1st}) &= \max(0, W_2 * F_1(Y^{1st}) + B_2) \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 $F_1(Y^{1st})$ 와 $F_2(Y^{1st})$ 는 입력 Y^{1st} 에 대해서 각 계층에서의 출력을 의미한다. 마지막 계층인 계층3은 합성곱과 선형(linear)으로 구성되어 있으며 이 신경망을 통한 최종 출력은 다음과 같다.

$$F(Y^{1st}) = W_3 * F_2(Y^{1st}) + B_3 \quad (12)$$

이러한 3계층 구조의 합성곱신경망에 대한 학습과정에서 사용되는 손실함수(loss function)는 다음과 같다.

$$L(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i,j} \|F(Y_{i,j}^{1st}; \theta) - O_{i,j}\|^2 \quad (13)$$

여기서 θ 는 학습파라미터이며, $F(Y_{i,j}^{1st}; \theta)$ 는 학습파라미터 θ 일때의 합성곱신경망의 출력값을 의미하고, 마지막으로 $O_{i,j}$ 는 원본영상을 의미한다. 식(13)의 손실함수를 살펴보면 이는 원본값과 예측값 차이의

제곱자승의 평균 즉, MSE(mean square error)를 의미한다. MSE는 객관적 화질의 정량지표를 나타내는 PSNR 수식의 분모에 포함되기 때문에 MSE를 손실 함수로서 최소화한다는 것은 PSNR을 최대화함을 의미한다.

이상의 과정에서 기술한 제한한 방법에서 사용한 합성곱 신경망 모델을 의사코드(pseudo code)로 나타내면 다음과 같다.

```
SAPusingCNN = Sequential()
# add model layers
SAPusingCNN.add(Conv2D(filters=128,
    kernel_size = (9, 9),
    kernel_initializer='glorot_uniform',
    activation='relu',
    padding='valid', use_bias=True,
    input_shape=(None, None, 1)))
SAPusingCNN.add(Conv2D(filters=64,
    kernel_size = (3, 3),
    kernel_initializer='glorot_uniform',
    activation='relu',
    padding='same', use_bias=True))
SAPusingCNN.add(Conv2D(filters=1,
    kernel_size = (5, 5),
    kernel_initializer='glorot_uniform',
    activation='linear',
    padding='valid', use_bias=True))
```

3.4 SAP 잡음 위치 화소 복원

마지막 단계에서는 식(8)에서 기술한 입력 이미지의 SAP 잡음 위치 화소값을 앞선 3단계를 거쳐 도출된 이미지의 화소값으로 대체하는 것으로 최종 SAP 잡음 복원 이미지를 생성한다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$y_{i,j} = \begin{cases} F(Y_{i,j}^{1st}; \bar{\theta}), & \text{for } noise_{i,j} = true \\ x_{i,j}, & \text{for } noise_{i,j} = false \end{cases} \quad (14)$$

여기서 $y_{i,j}$ 는 최종 복원이미지를 의미하며 $\bar{\theta}$ 는 학습된 최종파라미터이고 $F(Y_{i,j}^{1st}; \bar{\theta})$ 는 학습모델을 이용하여 복원된 이미지를 의미한다.

IV. 실험 및 분석 결과

제안하는 알고리즘의 성능검증을 위해 네 가지 (176×144, 352×288, 256×256, 512×512)의 서로 다른 크기를 가지는 12개의 이미지를 사용하였으며, 5가지(10%, 30%, 50%, 70%, 90%)의 서로 다른 잡음이 발생한 경우를 고려하여 실험을 수행하였다. 실험을 수행한 하드웨어 및 소프트웨어 환경은 다음과 같다.

OS	Windows 10
Processor	Intel(R) Core(TM) i5-7600
RAM	32GB
SW Language	Python
DeepLearning API	'eras

제안하는 알고리즘 1단계에서의 일차 복원기법으로는

RWMF를 적용하였고, 2단계의 저역통과필터로는 5×5 크기의 가우시안 필터를 사용하였다. 3단계에서는 [12]가 제안한 합성곱신경망을 적용하였으며 이때 구성에 사용한 f_1, f_2, f_3 커널 크기(그림 2 참조)는 각각 9, 3, 5의 값을 사용하였다.

제안하는 방법의 성능검증을 위해 기존의 미디언 필터링(MF), AFSWMF[8], NAMF[9], RWMF[10] 방법을 적용한 경우의 결과를 비교하였다. 표1~표5은 기존의 방법과 제안하는 방법을 적용한 경우 결과 이미지에 대한 PSNR(peak to signal to noise ratio)을 나타내며 PSNR의 수식은 다음과 같다.

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE}} \right)$$

where,

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (x(i,j) - \hat{x}_m(i,j))^2$$

$m = A, B, C, D$

(15)

결과에서 볼 수 있듯이 제안하는 알고리즘은 비교에 사용된 다른 방법과 비교하여 모든 잡음 비율에 대해서 높은 PSNR을 나타내고 있다. 이는 제안하는 방법에서 사용한 합성곱신경망이 손실함수를 MSE값으로 사용하

<표 1> SAP 잡음비율 10%일 때 Median Filter(A), AFSWMF(B), NAMF(C), RWMF(D) 그리고 제안하는 방법(E)을 이용한 복원 영상의 PSNR

noise: 10%		noisy	A	B	C	D	E
176 x 144	akiyo	15.31	31.98	40.37	38.08	40.32	43.00
	carphone	15.05	30.22	38.12	36.47	38.07	40.24
	coastguard	15.51	28.29	35.94	35.07	35.92	36.97
352 x 288	news	14.86	29.76	35.69	32.59	35.68	38.22
	paris	15.24	23.49	32.06	31.57	32.12	33.56
	stefan	15.55	26.73	33.16	30.15	33.16	35.40
256 x 256	abcdef	14.26	34.31	39.20	37.27	39.34	41.59
	camera	15.14	26.18	34.48	33.05	34.56	35.78
	house	15.37	31.63	39.21	37.84	39.30	43.18
512 x 512	airplane	14.87	32.03	39.90	37.80	39.91	43.82
	dollar	14.81	19.65	28.88	28.44	28.95	29.40
	lighthouse	15.23	26.03	34.69	34.38	34.70	36.00
평균		15.10	28.36	35.97	34.39	36.00	38.10

<표 2> SAP 잡음비율 30%일 때 Median Filter(A), AFSWMF(B), NAMF(C), RWMF(D) 그리고 제안하는 방법(E)을 이용한 복원 영상의 PSNR

noise: 30%		noisy	A	B	C	D	E
176	akiyo	10.40	22.78	35.27	32.93	35.13	36.74
x	carphone	10.33	22.41	33.22	31.39	33.33	35.19
144	coastguard	10.77	22.50	31.57	30.19	31.56	32.47
352	news	10.11	22.36	31.90	28.90	31.79	33.91
x	paris	10.42	19.72	27.01	26.00	27.10	28.30
288	stefan	10.74	21.37	29.09	26.15	28.88	30.41
256	abcdef	9.55	22.55	34.50	32.87	34.81	36.51
x	camera	10.33	21.31	29.74	28.19	29.80	30.74
256	house	10.69	23.02	34.24	32.62	34.36	37.37
512	airplane	10.10	23.18	34.43	32.39	34.49	37.88
x	dollar	10.06	17.32	23.82	23.37	23.99	24.33
512	lighthouse	10.50	21.14	29.61	28.09	29.57	30.59
평균		10.33	21.64	31.20	29.42	31.23	32.87

<표 3> SAP 잡음비율 50%일 때 Median Filter(A), AFSWMF(B), NAMF(C), RWMF(D) 그리고 제안하는 방법(E)을 이용한 복원 영상의 PSNR

noise: 50%		noisy	A	B	C	D	E
176	akiyo	8.22	15.18	32.53	30.54	32.54	33.45
x	carphone	8.11	14.84	29.42	28.18	29.78	31.15
144	coastguard	8.52	15.13	28.81	27.73	28.99	29.82
352	news	7.88	14.51	28.80	26.63	28.97	30.23
x	paris	8.19	14.08	24.17	23.39	24.49	25.40
288	stefan	8.56	14.88	26.45	24.16	26.39	27.34
256	abcdef	7.32	14.34	31.48	30.49	32.14	33.14
x	camera	8.04	14.22	26.70	25.64	27.02	27.55
256	house	8.48	15.28	30.88	29.80	31.30	34.06
512	airplane	7.90	14.73	31.34	29.78	31.69	34.42
x	dollar	7.85	13.09	21.06	20.92	21.48	21.65
512	lighthouse	8.30	14.59	26.61	25.28	26.78	27.42
평균		8.11	14.57	28.19	26.88	28.46	29.64

<표 4> SAP 잡음비율 70%일 때 Median Filter(A), AFSWMF(B), NAMF(C), RWMF(D) 그리고 제안하는 방법(E)을 이용한 복원 영상의 PSNR

noise: 70%		noisy	A	B	C	D	E
176	akiyo	6.71	9.62	29.36	28.64	29.96	30.14
x	carphone	6.62	9.54	26.76	26.45	27.66	28.46
144	coastguard	7.02	10.00	25.93	25.93	26.61	27.55
352	news	6.41	9.42	25.80	24.94	26.46	26.90
x	paris	6.74	9.55	21.48	21.61	22.24	22.81
288	stefan	7.08	9.94	23.40	22.46	23.83	24.47
256	abcdef	5.83	8.84	28.71	28.75	29.96	30.34
x	camera	6.61	9.50	24.10	23.86	24.81	24.95
256	house	7.00	9.99	27.85	27.89	28.84	31.03
512	airplane	6.43	9.50	28.37	27.96	29.29	31.21
x	dollar	6.39	8.95	18.71	19.21	19.55	19.53
512	lighthouse	6.83	9.73	23.81	23.40	24.42	24.66
평균		6.64	9.55	25.36	25.09	26.14	26.84

<표 5> SAP 잡음비율 90%일 때 Median Filter(A), AFSWMF(B), NAMF(C), RWMF(D) 그리고 제안하는 방법(E)을 이용한 복원 영상의 PSNR

noise: 90%		noisy	A	B	C	D	E
176 x 144	akiyo	5.67	6.41	24.86	26.00	25.91	25.66
	carphone	5.51	6.22	22.61	23.74	23.73	24.19
	coastguard	5.95	6.67	22.61	23.61	23.45	24.37
352 x 288	news	5.31	6.06	21.66	22.45	22.57	22.38
	paris	5.67	6.38	18.38	19.55	19.34	19.58
	stefan	5.97	6.65	19.40	20.22	20.22	20.63
256 x 256	abcdef	4.71	5.40	24.89	26.17	26.16	25.82
	camera	5.52	6.19	20.26	21.37	21.20	21.11
	house	5.93	6.68	24.05	25.12	25.15	26.26
512 x 512	airplane	5.35	6.12	24.16	25.24	25.28	26.23
	dollar	5.30	5.96	16.05	17.17	16.92	16.78
	lighthouse	5.73	6.43	20.25	21.23	21.17	21.12
평균		5.55	6.26	21.60	22.66	22.59	22.84

<표 6> SAP 잡음비율 10%일 때 Median Filter(A), AFSWMF(B), NAMF(C), RWMF(D) 그리고 제안하는 방법(E)을 이용한 복원 영상의 SSIM

noise: 10%		noisy	A	B	C	D	E
176 x 144	akiyo	0.203	0.950	0.993	0.988	0.993	0.995
	carphone	0.267	0.938	0.991	0.987	0.991	0.994
	coastguard	0.214	0.767	0.976	0.974	0.976	0.977
352 x 288	news	0.217	0.947	0.991	0.984	0.991	0.994
	paris	0.345	0.834	0.980	0.976	0.980	0.985
	stefan	0.342	0.906	0.986	0.973	0.986	0.990
256 x 256	abcdef	0.187	0.984	0.989	0.979	0.988	0.992
	camera	0.243	0.865	0.984	0.980	0.985	0.988
	house	0.186	0.881	0.986	0.983	0.986	0.989
512 x 512	airplane	0.193	0.943	0.992	0.988	0.992	0.995
	dollar	0.439	0.642	0.967	0.966	0.968	0.970
	lighthouse	0.283	0.795	0.979	0.975	0.979	0.982
평균		0.260	0.871	0.985	0.979	0.985	0.988

고 있기 때문에 PSNR에 최적화되어 있기 때문일 것이다. 특히 잡음비율이 낮은 경우에 보다 높은 성능향상을 보이고 있다. 또 다른 객관적 화질 지표로서 이미지의 압축이나 변환 등으로 발생한 왜곡을 포함하고 있는 영상과 원본 영상에 대한 인간의 시각적 화질차이를 측정하는 방법인 SSIM(Structural Similarity Index)이다. 원본이 미지가 X이고 왜곡된 이미지를 Y라고 할 때 SSIM의 계

산 수식은 다음과 같다.

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (15)$$

where,

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (x(i,j) - \hat{x}_m(i,j))^2$$

$m = A, B, C, D$

여기서 $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ 는 각각 원본이미지와 왜곡이미

<표 7> SAP 잡음비율 30%일 때 Median Filter(A), AFSWMF(B), NAMF(C), RWMF(D) 그리고 제안하는 방법(E)을 이용한 복원 영상의 SSIM

noise: 30%		noisy	A	B	C	D	E
176	akiyo	0.067	0.739	0.975	0.956	0.974	0.981
x	carphone	0.104	0.742	0.969	0.952	0.969	0.977
144	coastguard	0.073	0.592	0.921	0.903	0.921	0.924
352	news	0.087	0.756	0.974	0.950	0.972	0.981
x	paris	0.155	0.660	0.932	0.910	0.932	0.946
288	stefan	0.144	0.724	0.958	0.915	0.954	0.965
256	abcdef	0.067	0.790	0.973	0.955	0.972	0.980
x	camera	0.104	0.677	0.951	0.935	0.951	0.959
256	house	0.071	0.687	0.957	0.948	0.958	0.964
512	airplane	0.070	0.758	0.976	0.961	0.975	0.981
x	dollar	0.216	0.524	0.892	0.886	0.896	0.902
512	lighthouse	0.114	0.618	0.932	0.910	0.931	0.939
평균		0.106	0.689	0.951	0.932	0.950	0.958

<표 8> SAP 잡음비율 50%일 때 Median Filter(A), AFSWMF(B), NAMF(C), RWMF(D) 그리고 제안하는 방법(E)을 이용한 복원 영상의 SSIM

noise: 50%		noisy	A	B	C	D	E
176	akiyo	0.032	0.261	0.953	0.923	0.953	0.961
x	carphone	0.052	0.297	0.934	0.908	0.937	0.947
144	coastguard	0.038	0.210	0.844	0.813	0.846	0.849
352	news	0.046	0.275	0.947	0.909	0.945	0.956
x	paris	0.081	0.280	0.871	0.834	0.873	0.892
288	stefan	0.076	0.315	0.917	0.850	0.911	0.924
256	abcdef	0.036	0.300	0.957	0.934	0.955	0.961
x	camera	0.052	0.238	0.906	0.883	0.908	0.919
256	house	0.039	0.238	0.918	0.905	0.923	0.930
512	airplane	0.036	0.267	0.953	0.930	0.954	0.961
x	dollar	0.119	0.266	0.795	0.791	0.808	0.814
512	lighthouse	0.060	0.249	0.865	0.827	0.865	0.876
평균		0.056	0.266	0.905	0.876	0.907	0.916

<표 9> SAP 잡음비율 70%일 때 Median Filter(A), AFSWMF(B), NAMF(C), RWMF(D) 그리고 제안하는 방법(E)을 이용한 복원 영상의 SSIM

noise: 70%		noisy	A	B	C	D	E
176	akiyo	0.018	0.057	0.905	0.875	0.911	0.915
x	carphone	0.023	0.078	0.878	0.856	0.893	0.903
144	coastguard	0.018	0.053	0.737	0.718	0.754	0.755
352	news	0.024	0.071	0.900	0.862	0.905	0.914
x	paris	0.041	0.095	0.775	0.743	0.788	0.807
288	stefan	0.037	0.103	0.841	0.767	0.839	0.850
256	abcdef	0.018	0.064	0.934	0.913	0.934	0.937
x	camera	0.028	0.072	0.840	0.821	0.851	0.862
256	house	0.019	0.059	0.857	0.857	0.876	0.884
512	airplane	0.018	0.062	0.912	0.894	0.922	0.929
x	dollar	0.060	0.097	0.665	0.674	0.697	0.698
512	lighthouse	0.030	0.074	0.763	0.726	0.772	0.780
평균		0.028	0.074	0.834	0.809	0.845	0.853

<표 10> SAP 잡음비율 90%일 때 Median Filter(A), AFSWMF(B), NAMF(C), RWMF(D) 그리고 제안하는 방법(E)을 이용한 복원 영상의 SSIM

noise: 90%		noisy	A	B	C	D	E
176 x 144	akiyo	0.007	0.013	0.784	0.799	0.816	0.809
	carphone	0.006	0.014	0.735	0.754	0.773	0.771
	coastguard	0.009	0.014	0.523	0.563	0.566	0.563
352 x 288	news	0.008	0.016	0.769	0.771	0.793	0.793
	paris	0.014	0.022	0.599	0.612	0.633	0.645
	stefan	0.012	0.022	0.642	0.627	0.663	0.664
256 x 256	abcdef	0.008	0.016	0.881	0.877	0.890	0.881
	camera	0.011	0.021	0.700	0.713	0.724	0.732
	house	0.008	0.016	0.746	0.774	0.781	0.784
512 x 512	airplane	0.007	0.014	0.807	0.822	0.835	0.840
	dollar	0.019	0.026	0.477	0.498	0.509	0.500
	lighthouse	0.010	0.016	0.564	0.572	0.592	0.593
평균		0.010	0.018	0.686	0.699	0.715	0.715

지의 평균값과 표준편차 값을 의미하며, σ_{xy} 는 공분산을 의미한다. c_1, c_2 는 분모가 0이 되지 않도록 하기 위한 파라미터이다. 표 6~표 10은 기존방법과 제안하는 방법을 적용한 결과이미지의 SSIM을 비교하고 있다. 결과를 살펴보면 PSNR 뿐만 아니라, SSIM값 또한 여러 기존의 방법들 보다 높게 나타남을 알 수 있다.

마지막으로 그림 4은 잡음비율이 30%인 경우 주관적 화질을 비교하고 있다. 주관적 화질 역시 제안하는 방법이 우수함을 볼 수 있으며, 특히 글씨가 포함되어 있는 부분에서 성능 향상을 보다 두드러지게 확인할 수 있다.

IV. 결론 및 향후연구

임펄스 형태의 SAP 잡음이 이미지에 나타난 경우 적은 양의 잡음 비율로도 큰 화질열화를 발생시킨다. 본 논문에서 제안하는 합성곱신경망을 이용한 SAP 잡음 제거 방법은 잡음을 일차로 제거한 복원영상을 기준으로 후처리를 수행함으로써 성능을 향상시키는 방법이다. 따라서 기존의 다양한 SAP 잡음제거 알고리즘과 함께 적용할

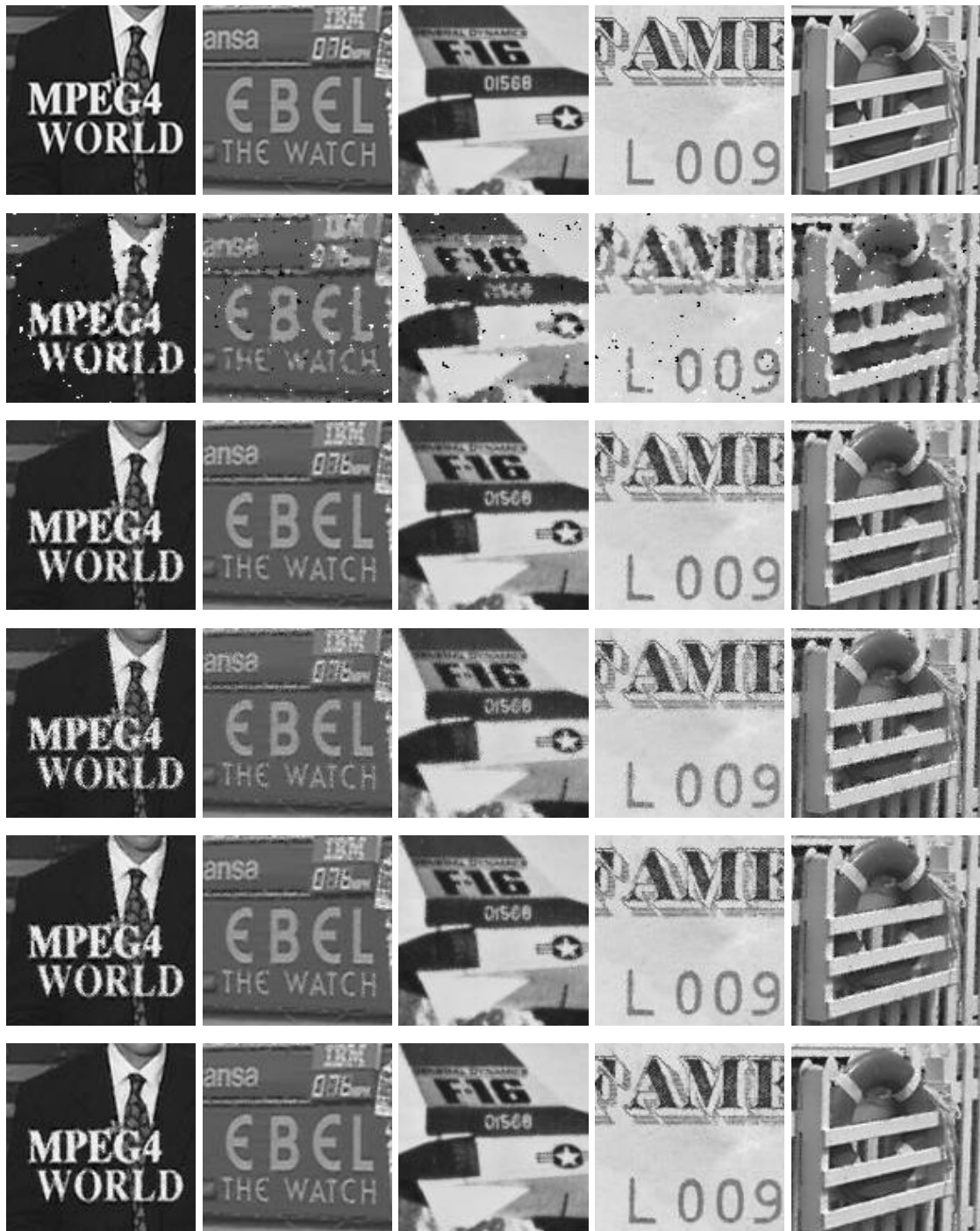
수 있다는 장점을 가질 수 있다. 후처리의 핵심인 합성곱 신경망은 3개의 계층만을 가지는 단순한 구조임에도 불구하고 SAP 잡음제거에 높은 성능을 가질 수 있음을 보였다.

실험결과 객관적 화질의 지표인 PSNR, SSIM 모두 비교에 사용된 기존의 방법들 보다 높은 성능을 가지는 것으로 나타났으며, 특히 PSNR의 경우 학습에 사용한 손실함수의 영향으로 성능 향상이 두드러지는 것을 알 수 있다. 주관적 화질 또한 제안하는 방법이 상대적으로 우수한 것으로 나타났고, 특히 글씨가 포함된 영역에서 그 차이가 두드러지게 나타났다.

향후 이러한 합성곱신경망을 낮은 동적영역(dynamic range)를 가지는 영상의 화질개선에도 적용할 수 있는 방법을 연구하고자 한다.

참고문헌

[1] V. Chandra, S. Deokar, S. Badhe, and R Yawle, "Removal of High Density Salt and Pepper Noise



<그림 4> SAP 잡음 비율이 30%인 경우 5개의 이미지(왼쪽부터 news, stefan, airplane, dollar, lighthouse)에 대한 복원 이미지(위에서부터 MF, AFSWMF, NAMF, RWMF, 그리고 제안하는 방법으로 각각 복원한 이미지)

- Through Modified Decision Based Unsymmetric Trimmed Adaptive Median Filter," IEEE Signal Processing Letters, Vol.18, No.5, 2011, pp.287-290.
- [2] W. Luo, "Efficient Removal of Impulse Noise from Digital Images," IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.52, No.2, 2006, pp.523-527.
- [3] W. K. Pratt, Median Filtering: Tech. Rep., Image Proc. Institute, University of Southern California, Los Angeles, 1975.
- [4] H. Hwang and R.A. Haddad "Adaptive median filter: New algorithms and results," IEEE Transactions on Image Process., Vol.4, No.4, 1995, pp.499-502.
- [5] K. S. Srinivasan and D. Ebenezer, "A New Fast and Efficient Decision-based Algorithm for Removal of High-Density Impulse Noises," IEEE Signal Processing Letters, Vol.14, No.3, 2007, pp.189-192.
- [6] W. Luo, "A New Efficient Impulse Detection Algorithm for the Removal of Impulse Noise," IEICE Transactions on Fundamentals, Vol.E88-A, No.10, 2005, pp.2579-2586.
- [7] S. K. Satpathy, S. Panda, K. K. Nagwanshi and C. Ardil, "Image Restoration in Non-linear Filtering Domain using MDB Approach," International Journal of Signal Processing, Vol.6, No.1, 2010, pp.45-49.
- [8] W. Yi, J. Wang, S. Xiao, and H. Liang, "An Efficient Adaptive Fuzzy Switching Weighted Mean Filter for Salt-and-Pepper Noise Removal," IEEE Signal Processing Letters, Vol.23, No.11, 2016, pp.1582-1586.
- [9] H. Zhang, Y. Zhu, and H. Zheng, "NAME: A Non-local Adaptive Mean Filter for Salt-and-Pepper Noise Removal," Computer Vision and Pattern Recognition arXiv:1910.07787v2, 2020.
- [10] 김동형, "복원화소의 신뢰도 기반 가중 평균 필터를 활용한 Salt-and-Pepper 잡음 제거 알고리즘," 디지털산업정보학회 논문지, 17권 2호, 2021, pp.1-11.
- [11] A. Buades, B. Coll, and J.M. Morel, "A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One," Multiscale Modeling & Simulation, Vol.4, No.2, 2005, pp.490-530.
- [12] C. Dong, C. C. Loy, K. He, X. Tang, "Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.38, No.2, 2016, pp.295-307.

■ 저자소개 ■



김 동 형
(Kim Donghyung)

2011년 3월-현재
한양여자대학교 소프트웨어융합과
부교수
2008년 9월
한라대학교 정보통신방송공학부
조교수
2007년 9월
한국전자통신연구원(ETRI)
선임연구원
2007년 8월
한양대학교 전자통신전파공학과
(공학박사)
2001년 2월
충북대학교 전자공학과(공학석사)
1999년 2월
충북대학교 전자공학과(공학사)

관심분야 : 영상처리, 멀티미디어통신,
영상압축
E-mail : kimdh@hywom.ac.kr

논문접수일 : 2023년 4월 27일
수정접수일 : 2023년 5월 17일
게재확정일 : 2023년 5월 18일