pISSN: 2287-5905

http://dx.doi.org/10.3745/KTSDE.2013.2.5.347

Impulse Noise Filtering through Evolutionary Approach using Noise-free Pixels

Muhammad Tariq Mahmood† · Young Kyu Choi††

ABSTRACT

In impulse noise filtering techniques window size play an important role. Usually, an appropriate window is determined according to the noise density. A small window may not be able to suppress noise properly whereas a large window may remove edges and fine image details. Moreover, the value of the central pixel is estimated by considering all pixels within the window. In this work, contrary to the previous approaches, we propose an iterative impulse noise removal scheme that emphasizes on noise-free pixels within a small neighborhood. The iterative process continues until all noisy pixels are replaced with the estimated pixels. In order to estimate the optimal value for a noisy pixel, a genetic programming (GP) based estimator is evolved that takes few noise-free pixels as input. The estimator is constituent of noise-free pixels, arithmetic operators and random constants. Experimental results show that theproposed scheme is capable of removing impulse noise effectively while preserving the fine image details. Especially, our approach has shown effectiveness against high impulse noise density.

Keywords : Impulse Noise, Noise Detection, Noise Filtering, Image Restoration, Genetic Programming

무잡음 화소를 이용한 진화적인 방법의 임펄스 잡음 필터링

Muhammad Tariq Mahmood† · 최 영 규††

요 약

임펄스 잡음 제거 기법들에서 윈도우의 크기는 매우 중요한데, 보통 잡음의 밀도에 따라 적당한 크기의 윈도우를 사용한다. 이때 윈도우가 너무 작으면 잡음을 충분히 제거하지 못하며, 너무 크면 영상 내의 에지나 미세한 형태를 제대로 복원하지 못하고 흐릿하게 만들 수 있다. 또한 잡음이 있는 중앙 화소를 복원하기 위해 이러한 윈도우 내의 모든 화소들이 이용된다. 본 논문에서는 이러한 기존 방법과 달리 작은 크기의 윈도우를 사용하고 잡음이 없이 깨끗한 화소만을 사용하여 임펄스 잡음을 제거하는 새로운 반복적인 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 모든 잡음 화소가 새로 계산된 추정치로 대체될 때까지 반복된다. 잡음 화소에 대해 최적의 값을 유추하기 위해 제안된 방법에서는 무잡음 화소를 이용한 유전자 프로그래밍 (GP) 기반의 추정자를 제안하는데, 이것은 윈도우 내의 무잡음 화소와, 산술 연산자 및 랜덤 상수들로 이루어진다. 실험을 통해 제안된 방법이 영상 내의 미세한 형태들을 잘 유지하면서 임펄스 잡음을 효과적으로 제거할 수 있음을 알 수 있었는데, 특히 심하게 잡음이 가해진 데이터의 복원에 매우 효과적임을 알 수 있었다.

키워드 : 임펄스 잡음, 잡음 검출, 잡음 필터링, 영상 복원, 유전자 프로그래밍

1. 서 론

컴퓨터와 하드웨어 기술의 발달에 따라 최근에는 다양한 산업 분야에서 카메라와 디지털 영상을 활용하고 있다. 디지털 영상은 응용 분야에 따라 다양한 방법으로 취득, 전송, 저장 및 처리되는데, 이러한 디지털 영상의 복잡한 처리 과정에서 원하지 않는 임펄스 잡음(impulse noise)이 추가되는 경우가 자주 발생한다. 따라서 잡음으로 훼손된 영상으로부터 잡음을 제거하고 원래의 고화질 영상을 복원하고자 하는 연구가 컴퓨터 비젼이나 의료 영상, 항공 우주 영상 등 다양한 분야에서 활발하게 진행되고 있다[1].

임펄스 잡음에 오염된 영상 X 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x_{i,j} = \begin{cases} n_{i,j} & for\ p \\ f_{i,j} & for\ 1-p \end{cases} \quad (1)$$

이때, $x_{i,j}$는 영상 X 의 위치 (i,j)에서의 화소 값을 나타내는데, $f_{i,j}$는 잡음이 없을 때의 화소 값 (noise-free)을 의

※ 이 논문은 한국기술교육대학교 교육연구진흥비 지원 프로그램 지원에 의하여 수행되었음.

† 비 회 원 : 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부 교수
†† 종신회원 : 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부 교수

논문접수 : 2012년 9월 17일
심사완료 : 2013년 1월 22일

* Corresponding Author : Young Kyu Choi(ykchoi@koreatech.ac.kr)

미하고, $n_{i,j} \in [I_{\min}, I_{\max}]$는 임펄스 잡음 값을 나타내며, p는 잡음에 의해 화소가 오염될 확률을 나타낸다. 이러한 임펄스 잡음이라는 것은 보통 영상의 최대값과 최소값으로 구성된 잡음 (salt-and-pepper noise)으로 영상의 전역에 균일하게 분포한다고 가정하는데, 이 경우 임펄스 잡음 값 $n_{i,j}$는 최소값 $I_{\min}$과 최대값 $I_{\max}$의 두 값 중에서 하나를 가지게 된다.

임펄스 잡음이 있는 훼손된 영상에서 원 영상을 복원하기 위해 다양한 방법들이 제안되었는데, 이들의 최종 목표는 에지(edge)나 영상의 세밀한 형태(detail)를 그대로 유지하면서 잡음만을 제거하는 것이다. 이를 위해, 필터링(filtering) 처리에 기반한 알고리즘들이 많이 제안되었는데, 임펄스 잡음의 비선형적인 특성에 따라 선형 필터링 기법은 이러한 잡음을 적절히 제거하지 못하였다. 이에 따라, 여러 가지 형태의 비선형 필터 (non-linear filter) 기법과 적응형 필터 (adaptive filter) 기법들이 제안되고 있다. 이러한 필터링 기반 알고리즘들 중에서는 표준 미디언 필터(median filter)에 기반한 방법들이 효과적이라고 알려져 있는데 [2], 임의의 화소 주변에서 작은 윈도우를 정하고, 그 윈도우 내의 화소 값의 중앙 (median) 값을 취하는 방법을 이용한다. 그렇지만 이들 방법들은 보통 윈도우 내의 이웃 화소 (neighborhood pixel)가 잡음에 오염되었는지 아닌지를 고려하지 않으며, 결과적으로 영상의 상세한 형태가 없어지거나 경계 영역이 약해지는 문제가 발생한다.

이러한 문제를 해결하기 위해 스위칭 개념을 도입하여 잡음을 검출하는 방법이 제안되었는데 [3-6], 각 화소에 대해 잡음 검출 (noise detection) 단계를 통해 먼저 잡음 여부를 판단한 후 다음 단계에서 잡음이 있는 화소들에 대해서만 잡음 제거 처리를 하였다. 다양한 필터링 방법들 중에서는 적응형 미디언 필터 (Adaptive Median Filter, AMF) 가 많이 활용되고 있는데, 이 방법은 잡음의 밀도가 높아지면 계산량이 급격히 늘어난다는 단점이 있다. 이러한 문제를 보완하기 위해 점진적인 스위칭 미디언 필터 (Progressive Median Filter, PSMF) [5]와 판단 기반 알고리즘 (Decision Based Algorithm, DBA)[6]이 제안되었다. 또한 최근에는 새로운 임펄스 검출 및 필터링 (New Impulse Detection and Filtering algorithm, NIDF) 알고리즘이 제안되었다 [3]. 본 논문에서는 새로운 임펄스 잡음 제거 알고리즘을 제안하는데, 이와 같은 여러 가지 기존 알고리즘들과 제안된 방법의 성능을 비교한다.

기존의 비선형 필터들은 하나의 화소에 대해 윈도우를 이용해 이웃 화소의 범위를 정하고, 이웃의 범위에 들어가는 모든 화소들을 이용하여 그 화소가 잡음 화소인지 아닌지를 계산한다. 잡음의 밀도가 높은 경우 이들 방법에서는 윈도우의 크기를 키우게 되는데, 결과적으로 이웃 화소들 중에서 잡음 화소의 수가 늘어나게 된다. 계산에 사용되는 이웃 화소들이 모두 잡음이 없는 화소이면 항상 잡음이 있는 중앙 화소의 정확한 값을 예측할 수 있겠지만, 윈도우가 커짐에 따라 다수의 잡음 화소가 이웃 화소에 포함되고, 결국 예측 값의 정확도를 떨어뜨리게 된다. 또한 일반적으로 큰 윈도우의 사용은 명암 차이가 큰 에지 영역을 흐릿하게 만들고, 영상내의 작고 미세한 패턴을 제거하는 특성이 있으며, 결과적으로 복원된 영상의 품질이 떨어지게 되는 원인을 제공하게 된다.

본 논문에서는 이러한 기존 방법들의 한계를 극복하기 위하여, 윈도우의 크기를 줄이고 신뢰성이 높은 이웃 화소들만을 이용하여 영상을 복원하는 반복적인 알고리즘을 제안한다. 잡음 화소를 필터링하기 위해 제안된 방법에서는 작은 크기의 이웃 윈도우를 사용하고, 윈도우 내의 무 잡음 이웃 화소 (noise-free pixel) 들을 찾아 이들만을 이용하여 중앙 화소에 포함된 잡음을 제거하게 되는데, 이에 따라 더욱 정확한 영상의 복원이 가능하다. 이와 함께, 본 논문에서는 잡음 화소의 최적의 예측 값을 계산하기 위하여 유전자 프로그래밍 (Genetic Programming, GP) 기반의 추정자 (estimator)를 제안한다. 유전자 알고리즘의 진화 사이클을 통해 최적의 해가 포괄적인 추정자 함수 (generic estimator function) 의 형태로 구해지게 되는데, 이러한 GP 추정자는 잡음 화소에 대해 깨끗한 이웃 화소들의 정보를 산술 연산자 (arithmetic operators)들과 최적으로 결합해 주는 역할을 한다[7].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 제안된 방법의 전체적인 절차를 설명하고, 3장에서 유전자 프로그래밍을 이용해 GP 추정자를 도출한다. 4장에서 제안된 방법의 성능을 기존의 방법들과 비교하여 제시하며, 5장에서 결론을 맺는다.

2. 임펄스 잡음 제거 알고리즘

본 장에서는 제안된 방법의 전체적인 처리 과정을 설명한다. 전체 과정은 먼저 검출 맵을 만드는 과정과, 무 잡음 화소를 선택하는 과정, 잡음 화소의 원래 값을 추정하여 대치하는 과정 및 검출 맵을 갱신하는 과정으로 이루어진다.

2.1 검출 맵(Detection map)의 구성

먼저 잡음이 가해진 영상으로부터 검출 맵 D를 만드는데, 이것은 전체 영상에의 각 화소가 잡음에 오염되었는지 아닌지를 나타내게 된다. 이러한 검출 맵은 영상의 최소 및 최대 밝기 범위 (dynamic range) $[I_{\min}, I_{\max}]$ 에서 최소값과 최대값을 이용하여 만드는데, 다음과 같다.

$$d_{i,j} = \begin{cases} 1: & x_{i,j} = I_{\max} \\ 1: & x_{i,j} = I_{\min} \\ 0: & otherwise \end{cases} \tag{2}$$

이때, 값 “1” 과 “0”은 각각 검출 맵에서의 잡음이 있는 화소 및 잡음이 없는 화소를 나타내게 된다. 만약 임펄스 잡음의 크기가 최소와 최대 값 외에서도 나타나는 (random valued noise) 경우, 방향성 미분(directional derivative)을 사용하는 방법 등 다른 방법을 적용하여 구할 수 있다[3,8].

2.2 무잡음 이웃 화소의 선택

만약 $length(R) > 2$의 조건이 충족되지 않는 경우, 즉 중앙 화소에 대해 무 잡음 이웃 화소의 개수가 2 이하인 경우는 잡음에 오염된 중앙 화소의 값을 변경하지 않고 그대로 두게 된다. 그렇지 않은 경우는 잡음 화소의 값을 다음과 같은 방법으로 갱신한다.

$$g_{i,j} = \begin{cases} e_s & if\ d_{ij} = 1\ and\ L > 2 \\ x_{i,j} & otherwise \end{cases} \quad (3)$$

이때, $L = length(R)$ 이고, e_s는 추정자에 의해 계산되는 잡음 화소의 원래 값 (잡음이 제거된 값)을 나타낸다. 이 과정을 위해 본 논문에서는 다음 장에서 유전자 프로그래밍 기반의 추정자 F_{gp}를 제안하는데, 이를 이용하여 잡음 화소의 원래 값에 대한 추정치인 e_s값이 구해진다.

2.3 검출 맵의 갱신

잡음 화소의 값이 갱신되었으면, 이에 따라 검출 맵 D도 갱신하여야 하는데, 그 방법은 다음과 같다.

$$d_{i,j} = \begin{cases} 0 & if\ d_{ij} = 1\ and\ L > 2 \\ d_{i,j} & otherwise \end{cases} \quad (4)$$

이상의 과정이 한번 처리되면 다수의 잡음 화소의 값이 추정치로 갱신되고, 검출 맵도 갱신되지만 모든 잡음 화소가 처리되지는 않는다. 이것은 앞에서 제시한 무 잡음 이웃 화소의 개수에 대한 제한 $length(R) > 2$ 에 따른 것으로, 잡음 밀도가 높은 영상일수록 이 조건을 만족하지 않는 잡음 화소가 많게 된다. 따라서 제안된 방법은 반복적으로 알고리즘을 적용하게 된다. 즉, 한번 이 과정이 처리되면 원래의 잡음 영상 X에 대해 보완된 영상 G와 갱신된 검출 맵 D가 구해진다. 그 다음으로 G를 다시 잡음 영상 X로 놓고 이상의 과정을 반복하게 된다. 이러한 반복은 잡음 화소가 GP 추정자에 의해 모두 대체되어 검출 맵 D의 모든 값이 0이 될 때까지 반복된다. 일반적으로 잡음의 밀도가 높은 영상의 경우는 이러한 조건($length(R) > 2$)을 만족하지 않는 잡음 화소의 개수가 상대적으로 많게 되고, 결과적으로 더 많은 반복이 필요하게 된다. 실험 결과 50% 이하의 낮은 잡음 밀도에 대해서는 3회 정도의 반복으로 전체 잡음 화소를 처리할 수 있음을 알 수 있었다. 그러나 80%의 잡음 밀도에서는 7회 이상의 반복이 필요하였다.

3. GP 추정자 (ESTIMATOR)

무 잡음 이웃 화소의 개수 제한을 만족하는 잡음 화소들에 대해서는 잡음이 포함되기 전의 원래 값에 대한 추정치를 계산해야 하는데, 이를 위해, 본 장에서는 유전자 프로그래밍의 최적화 기법을 바탕으로 GP 추정 함수(estimator function) $F_{gp} : \mathbf{v} \rightarrow \mathrm{y}$ 를 도출하고 이를 이용하여 잡음 화소의 추정치를 계산하였다. 이러한 GP 추정 함수 F_{gp}를 구하기 위해서는 학습 샘플(training sample)들을 이용한 학습 과정을 거쳐야 한다.

3.1 학습 샘플의 준비

먼저 N개의 학습 샘플을 이용하여 입력과 목표 값의 쌍인 $S = (\nu_n, y_n)_{n=1}^{N}$를 준비한다. 이때, 목표 값 y는 잡음 화소에 대한 원 영상 (무 잡음 영상)에서의 화소 값을 나타내고, 특징 벡터 $\mathbf{v} = (\nu_1, \nu_2, \nu_3)$는 그 잡음 화소의 무 잡음 이웃 화소 (3개 이상) 값에 의해 구해진다. 이를 위해 무 잡음 이웃 화소 배열 R을 사용하는데, 원소의 값은 크기가 증가하는 방향으로 정렬하여 가능한 한 중앙에 가까운 값을 사용하는데, 다음과 같은 방법으로 특징 벡터 $\mathbf{v}$의 세 개의 원소 ν_1, ν_2, ν_3를 선택하였다.

$$\nu_{r+1} = R\left(\left\lfloor \frac{L}{2} \right\rfloor + r \right), r = 0,1,2 \quad (5)$$

이때, $\lfloor . \rfloor$는 배열의 절반 길이 $L/2$에 적용되는 바닥(floor) 함수이다. 실험을 통해 특징 벡터의 원소를 세 개 이상으로 하더라도 GP 추정자 함수에는 큰 영향을 주지 못하는 것을 알 수 있었는데, 이에 따라 제안된 방법에서는 세 개의 무 잡음 화소를 이용하여 특징 벡터 $\mathbf{v}$를 구성하였다.

학습을 위한 영상으로는 표준 LENA 영상을 사용하였는데, 영상의 가장자리 화소들은 모두 학습 과정에서 제외하였다. 이에 따라, 총261,121 (511x511=261121)개의 화소들 중에서 50%의 밀도로 최대값과 최소값으로 구성된 (salt-and-pepper) 임펄스 잡음을 가하여 129,717개의 화소들을 오염시켰다. 이 결과 잡음 화소들 중에서 110,986개가 무 잡음 이웃 화소 개수 조건을 만족하여 특징 벡터 $\mathbf{v}$를 위해 사용되었다. 목표 값 y는 원래의 LENA 영상의 8 비트 화소 값을 사용하였으며, 최종적으로 GP 추정치 함수 F_{gp}를 만들기 위한 110,986개의 입력-목표 쌍을 구성하였다.

3.2 GP 시뮬레이션

GP 모듈의 최종 목표는 N개의 학습 샘플을 이용하여 최적의 추정치 함수 F_{gp}를 도출하는 것인데, 이러한 함수 F_{gp}는 변수와 랜덤 상수를 포함하는 말단 노드 (terminal node)와 산술 연산자를 포함하는 비 말단 노드(non-terminal node)들로 구성되는 트리 형태의 자료 구조로 표현된다. GP 시뮬레이션은 GPLAB toolbox [8]를 이용하여 수행되었는데, Table 1은 GP 함수를 표현하기 위해 사용된 모든 파라메터의 설정 상태를 보여주고 있다.

유전자 프로그래밍 사이클은 초기의 후보 해들(candidate solutions)로 부터 시작되는데, 이것은 무작위로 생성된 GP트리로 변수와 랜덤 상수 및 함수들로 이루어진다. 생성되는 GP 트리의 적합성을 평가하기 위해 적합성 함수 (Fitness function)를 정의하여야 하는데, 본 논문에서는 다음과 같이 평균 자승 에러(mean square error, MSE)를 사용하였다.

Table 1. GP parameters setting

Parameters	Set Values
Terminals set	Feature vector $\mathbf{v} = (\nu_1, \nu_2, \nu_3)$ along with random constants [-1,1]
Functions set	Plus, minus, times, divide, power, cosine, sine, log, exp, sqrt
Fitness criterion	Minimization of MSE & generational
Pop. size & Generations	50 & 500, respectively
Pop. Initialization & Sampling	Ramped half and half & tournament, respectively
Expected offspring	rank85
Operators probabilities	Variable crossover/mutation ratio
Survival criterion	Keep the best individual

$$fit(Q^j) = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(Q^j(\mathrm{v}_n) - y_n)^2,\ n = 1,2,...,N \qquad (6)$$

이때, y_n은 n번째 학습 패턴의 목표 값으로 잡음이 없는 원 영상의 화소 값이고, ν_n은 n번째 특징 벡터를 나타낸다. 초기의 후보 해에 프로그램 트리를 변형시키기 위해 교차(crossover), 돌연변이(mutation), 복제(replication)와 같은 유전 연산자들이 적용되고, 생성되는 개체에 대한 적합도를 적합성 함수를 이용하여 계산하는데, 최선의 후보가 다음 세대를 만들기 위해 선택된다. 유전자 프로그래밍의 수행을 끝내기 위한 종료 조건으로는 세대의 수가 최대치에 도달하거나 MSE로 계산되는 적합성 점수가 설정한 최저 점수를 만족하는 것이다. 진화 사이클 동안 GP 함수는 유용한 지역적인 화소 (무 잡음 이웃 화소) 정보들을 최적으로 통합하는데, 이러한 GP 함수가 최종적으로 각각의 잡음 화소에서 잡음 성분을 제거한 최적의 값을 찾는데 사용된다.

GP 시뮬레이션 과정을 통해 최종적으로 만들어진 최적의 추정치 함수 F_{gp}는 다음과 같다.

$$F_{gp}(\nu_1,\nu_2,\nu_3) = \sqrt{\begin{array}{l}\nu_3 + \\ (\sqrt{\nu_1 \times \nu_2} \times \\ (\sqrt{(\cos(\log(\sqrt{\nu_1 \times \nu_2})) \times \sqrt{\nu_1 \times \nu_3}) - (\nu_1 + \cos(\sqrt{\nu_1 \times \nu_3}))}) \\ + (\nu_2 \times \sqrt{\nu_1 \times \nu_3}) \\ )\end{array}} \qquad (7)$$

이러한 F_{gp} 함수를 분석해 보면 GP연산이 산술적 함수에 따른 특징 파라메타 ν_1, ν_2 및 ν_3의 최적의 조합에 많은 영향을 받는 것을 알 수 있다. 이와 같은 GP를 이용한 방법의 가장 큰 장점은 시간이 많이 걸리는 학습 과정을 통해 한번 최적의 함수 F_{gp}가 만들어지면 이것을 같은 임펄스 잡음에 의해 훼손된 다른 모든 영상에 적용하여 원 영상을 복원하는데 사용할 수 있다는 것이다.

4. 실 험

제안된 방법으로 임펄스 잡음에 오염된 영상에서 잡음을 제거하고 복원된 영상의 품질을 측정하기 위해서 최고 신호 대 잡음비 (peak signal-to-noise ratio, *PSNR*) 방법을 사용하였는데, PSNR은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$PSNR = 10\log_{10}\frac{(255)^2}{MSE} \qquad (8)$$

$$MSE = \frac{1}{M^2}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{M}(X'_{i,j} - G_{i,j})^2 \qquad (9)$$

이때, $X'_{i,j}$는 잡음이 없는 원 영상을 나타내고 $G_{i,j}$는 제안된 방법에 의해 잡음이 제거된 영상을 의미한다. M은 원 영상과 잡음이 제거된 영상의 가로 및 세로 화소의 개수이다. 제안된 방법의 성능을 측정하기 위해 Fig. 1과 같이 세 가지 입력 영상 (LENA, CAMERAMAN 및 BABOON)을 이용해 다양한 실험을 진행하였다. 먼저 입력 영상들에 잡음 밀도 10%에서 90%까지의 임펄스 잡음을 추가하여 훼손된 영상을 만들었다. 실험을 통해 잡음 밀도가 높을수록 제안된 방법의 반복 횟수가 더 필요하다는 것을 알 수 있었는데, 물론 이러한 반복 횟수는 윈도우의 크기와 무 잡음 이웃 화소 개수 조건에도 영향을 받는 것을 알 수 있었다. 본 실험에서는 모든 데이터에 3×3의 윈도우를 사용하였으며, 무 잡음 이웃 화소의 최소 개수를 3으로 설정하였다.

제안된 방법의 성능을 기존 방법들과 비교하기 위해 잘 알려진 SMF [10], PSMF [5], DBA [6] 와 NIDF [3]의 네 가지의 필터링 방법을 이용하였다. 표 2는 LENA 영상에 대한 실험 결과를 보여주고 있다. LENA 영상에 10%에서 90%까지 임펄스 잡음을 추가하여 오염시킨 영상에 제안된 방법을 적용한 결과 평균 PSNR이 33.44로 다른 방법에 비해 가장 우수함을 알 수 있었는데, SMF, PSMF, DBA, NIDF 의 경우 평균 PSNR이 17.66, 20.90, 30.36 및 25.33으로 나타났다. CAMERAMAN 영상에 대한 실험 결과를 보여주는 Table 2에서도 제안된 방법(32.99)이 기존의 4 방법(17.43, 20.34, 29.58 및 23.61)에 비해 월등한 신호 대 잡음 비율을 보여주는 것을 알 수 있다. Table 4는 LENA와 CAMERAMAN 영상에 비해 상대적으로 매우 텍스처가 많은 BABOON 영상에 대한 실험 결과를 보여주고 있다. 이러한 유형의 데이터에 대해서도 제안된 방법이 기존의 필터링 기반 알고리즘들에 비해 우월한 성능을 보여주는 것을 알 수 있다.

Fig. 1. Standard test images: (a) LENA, (b) CAMERAMAN, and (c) BABOON

Table 2. Performance comparison for LENA image

ND	SMF	PSMF	DBA	NIDF	Proposed
10%	33.74	38.31	41.54	37.45	42.89
20%	29.47	34.79	37.33	34.04	39.18
30%	24.03	30.74	34.82	31.37	37.03
40%	19.15	26.09	32.52	29.55	35.02
50%	15.37	21.13	30.19	27.42	33.31
60%	12.41	12.33	28.19	23.53	31.76
70%	10	9.95	25.66	17.84	29.86
80%	8.15	8.12	23.3	16.5	27.74
90%	6.66	6.64	19.67	10.25	24.16
Mean	17.66	20.9	30.36	25.33	33.44

Table 3. Performance comparison for CAMERAMAN image

ND	SMF	PSMF	DBA	NIDF	Proposed
10%	34.63	36.76	41.7	34.55	43.47
20%	29.22	33.17	37.19	32.15	39.3
30%	23.67	29.92	34.34	30.52	36.98
40%	18.74	26.19	31.67	28.66	34.9
50%	14.92	21.39	29.41	26.3	33.11
60%	11.94	11.93	26.93	22.56	31.16
70%	9.67	9.66	24.55	17.46	28.97
80%	7.81	7.8	22.06	12.37	26.56
90%	6.25	6.25	18.37	7.94	22.46
Mean	17.43	20.34	29.58	23.61	32.99

Table 4. Performance comparison for BABOON image

ND	SMF	PSMF	DBA	NIDF	Proposed
10%	28.99	31.93	37.12	31.66	38.19
20%	26.78	30.25	33.05	29.63	34.57
30%	22.88	27.68	30.33	27.89	32.39
40%	18.78	24.37	28.14	26.37	30.63
50%	15.25	20.56	26.11	24.72	29.04
60%	12.44	12.47	24.24	22.08	27.3
70%	10.15	10.15	22.48	17.73	25.63
80%	8.29	8.28	20.53	12.78	23.66
90%	6.77	6.77	18.45	8.65	21.14
Mean	16.7	19.16	26.83	22.39	29.17

Fig. 2. LENA image (a) corrupted with 20% salt-and-pepper noise, restored images using, (b) SMF, (c) PSMF (d) DBA, (e) NIDF, and (f) Proposed

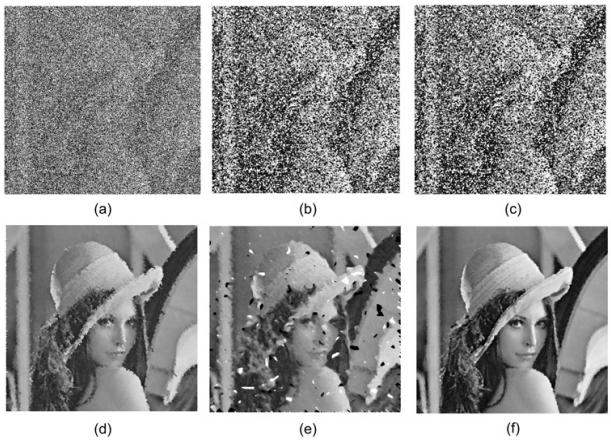

Fig. 3. LENA image (a) corrupted with 80% salt-and-pepper noise, restored images using, (b) SMF, (c) PSMF, (d) DBA, (e) NIDF, and (f) Proposed

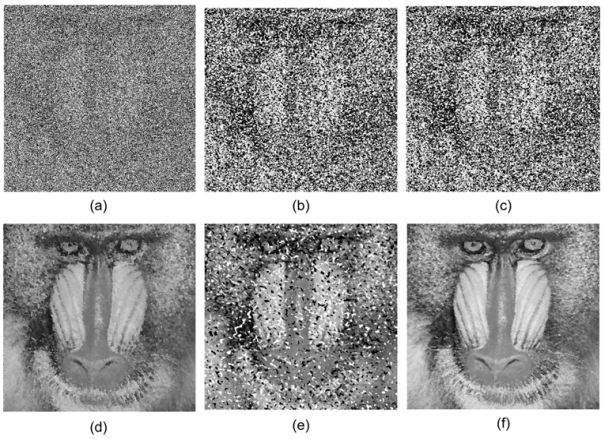

Fig. 4. BABOON image (a) corrupted with 80% salt-and-pepper noise, restored images using, (b) SMF, (c) PSMF db), (d) DBA, (e) NIDF, and (f) Proposed

Fig. 2~4는 다양한 방법으로 복원된 결과 영상들을 보여주고 있는데, 각 방법의 정성적인 특징을 잘 나타내고 있다. Fig. 2의 (a)는 LENA영상에 비교적 적은 양인 20%의 임펄스 잡음을 가하여 훼손한 영상을 보여주고 있는데, 이 영상에 대해 잡음을 제거한 결과가 (b)~(f)에 나타나 있다 (각각 SMF, PSMF, DBA, NIDF 및 제안된 방법에 의해 복원된 결과 영상). 제안된 방법이 가장 원영상에 가까운 것을 시각적으로 확인할 수 있는데, 기존의 방법들 중에서는 DBA가 가장 나은 결과를 보여주고 있다. Fig. 3은 같은 방법으로 80%의 많은 잡음을 가하여 심하게 훼손된 영상에 대한 실험 결과를 보여주는데, 원래의 LENA 영상 Fig. 1(a)과 비교해 보면 많은 Fig. 3(a)는 원래의 형상을 잘 알아볼 수 없을 정도로 심하게 오염되어 있음을 알 수 있다. 이러한 입력에 대해 DBA 알고리즘은 비교적 나은 결과를 보여주지만 라인이나 에지 부분 등에서 많은 왜곡 효과(distortion effect)가 나타나는 것을 알 수 있다. 이렇게 잡음이 심하게 가해진 영상에 대해서도 제안된 방법은 매우 안정적인 결과를 보여주었으며, 특히 에지 부분을 잘 살리고 영상의 세세한

부분(fine detail)에 대해서도 잘 복원해 주는 것을 알 수 있었다. Fig. 4는 텍스처가 많은 BABOON 영상에 대한 실험 결과를 나타내고 있는데, 기존의 방법들은 BABOON의 형태를 복원하는데 충분하지 않은 것을 알 수 있다. 이 경우에도 기존 알고리즘들 중에서는 DBA가 가장 좋은 성능을 나타내는 것을 알 수 있었지만, 이와 같이 고농도의 잡음이 첨가된 영상에서는 특히 영상 내의 명암 대비가 크게 나타나는 부분(high contrast region)에서 복원력이 떨어지며 시각적으로 에지를 흐릿하게 평활화시키는 좋지 않은 특성을 나타냈다. 이것은 기존의 방법들에서는 오염된 중앙 화소에 대한 정보를 제공하는 이웃 화소를 결정할 때 잡음이 가해진 여부를 고려하지 않고 모든 인접 화소들을 동일하게 생각하여 처리하기 때문이다. 이에 비해 제안된 방법은 잡음이 가해지지 않은 깨끗한 화소들만을 사용하여 오염 화소의 추정 값을 계산하였고, 이에 따라 기존 방법에 비해 월등한 성능을 보였다.

5. 결 론

본 논문에서는 유전자 프로그래밍 기법을 사용하여 영상 내에 존재하는 임펄스 잡음을 제거하기 위한 새로운 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 이웃 화소의 정의를 위해 작은 크기의 윈도우를 사용하며, 잡음이 없는 화소들만을 이용하여 잡음을 제거하는 것을 특징으로 한다. 또한 잡음 화소에 대해 최적의 값을 도출하기 위하여 유전자 프로그래밍 기법을 이용하여 유용한 화소 정보를 최적으로 통합하는 GP 추정치 함수를 개발하였다. 실험을 통해 제안된 방법이 기존의 알고리즘에 비해 우월한 성능을 나타내는 것을 알 수 있었는데, 특히 명암의 차이가 큰 에지 영역이나 영상내의 상세한 형태 등을 잘 복원해 주는 것을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, “Digital Image Processing,” 3rd edn. Prentice Hall PTR, New Jersey, 2007.

[2] T. Huang, G. Yang, and G. Tang, “A fast two-dimensional median filtering algorithm,” *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol.27, pp. 3-18, 1979.

[3] S.S. Wang and C.-H. Wu, “A new impulse detection and filtering method for removal of wide range impulse noises,” *Pattern Recognition*, Vol.42, pp.2194-2202, 2009.

[4] Z. Xuming and X. Youlun, “Impulse Noise Removal Using Directional Difference Based Noise Detector and Adaptive Weighted Mean Filter,” *IEEE Signal Processing Letters*, Vol.16, pp.295-298, 2009.

[5] W. Zhou and D. Zhang, “Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, Vol.46, pp.78-80, 1999.

[6] 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. 4, pp.189-192, 2007.

[7] A. Majid, A. Khan, and A. M. Mirza, “Combination of support vector machines using genetic programming,” *International Journal of Hybrid Intelligent Systems*, Vol.3, pp.109-125, 2006.

[8] S. Zhang and M.A. Karim, “A new impulse detector for switching median filters,” *IEEE Signal Process Lett* 9:360 - 363, 2012.

[9] S. Silva and J. Almeida, “GPLAB-a genetic programming toolbox for MATLAB,” 2003.

[10] I. Pitas and A. N. Venetsanopoulos, “Order statistics in digital image processing,” *Proceedings of the IEEE*, Vol.80, pp.1893-1921, 1992.

Muhammad Tariq Mahmood

e-mail : tariq@koreatech.ac.kr

He received the MCS degree in computer science from AJK University of Muzaffarabad, Pakistan in 2004 and, the MS degree in intelligent software systems from Blekinge Institute of Technology, Sweden in 2006, and the PhD degree in information and mechatronics from Gwangju Institute of Science and Technology, Korea in 2011. He is currently an Assistant Professor at School of Computer Science and Engineering, Korea University of Technology and Education, Korea. His research interests include image processing, 3D shape recoveryfrom image focus, computer vision, pattern recognition, and machine learning.

최 영 규

e-mail : ykchoi@koreatech.ac.kr

1989년 경북대학교 전자공학과(학사)

1991년 KAIST 전기및전자공학과 (공학석사)

1995년 KAIST 전기및전자공학과 (공학박사)

1995년~1999년 LG산전연구소 선임연구원

1999년~현 재 한국기술교육대학교 컴퓨터공학부 교수

관심분야 : 영상처리, 머신비전, 컴퓨터그래픽스 등