논문 2006-43SP-1-3

적응형 임계값을 이용한 오차확산 방법

(Error Diffusion Using an Adaptive Threshold)

권 준 식*, 이 재 영**, 박 유 신**

(Jun-Sik Kwon, Jae-Young Lee, and You-Shin Park)

요 약

오차확산 방법은 프린터 등에 적용하기 위해 연속계조의 영상을 흑과 백의 이진영상으로 표현하는 디지털 하프토닝의 방법 중 하나로 우수한 영상 재현 능력을 보인다. 그러나 기존의 오차확산 방법은 임계값을 고정적으로 가지면서 오차확산을 하기 때문에 입력 영상에 대해서 충실한 이진화 처리가 어렵고 눈에 거슬리는 주기적인 패턴이 발생하는 단점이 있다. 본 논문에서는 입력 영상의 충실한 이진화 처리 및 주기적인 패턴을 감소시키기 위해 적응형 임계값을 적용하여 오차 확산하는 방법을 제안하였다. 적응형 임계값은 입력 농담 영상의 밝기분포를 감안하여 평균치를 산출하는 방법을 사용하였다. 이진화 처리 방법에 대해서 고정임계값을 이용한 오차확산 방법과 제안한 방법을 비교 분석한 결과 제안하는 적응형 임계값을 사용한 오차확산 방법이 더 우수한 디지털 하프토닝 방법임을 실험과 비교를 통해 확인할 수 있었다.

Abstract

The error diffusion method is one of the digital halftoning processes that transforms the continuous-tone image to the binary image and the method has the excellent reproduction ability. However the error diffusion method using the permanent threshold has difficulty in proper binarization, so the method has the periodic pattern and is unpleasant to the eye. In this paper, to reduce defects and to binarize properly, we propose the error diffusion method using the adaptive threshold. Depending on the intensity distribution of the input gray scale image, we decided on the adaptive threshold with the average of the intensities. The error diffusion method with the adaptive threshold has the better performance than the existing method and is evaluated with experiments and comparisons.

Keywords : error diffusion, halftoning, dithering, adaptive threshold

Ⅰ. 서 론

하프토닝(Halftoning)[1]은 영상 처리의 가장 오래된 응용분야 중의 하나이다. 하프토닝이라 함은 연속계조 영상(continuous tone images)을 이진 장치(binary devices)의 출력에 적합한 형태로 변환하는 작업을 말한다. 사진과 같은 영상과는 다르게 프린터나 모니터 등의 디스플레이 장치들은 단지 점을 찍고, 안찍고의 차이로만 표현하기 때문에 하프토닝이 매우 중요한 역할을 한다. 하프토닝은 원영상에 대해서 이진 영상이 적당한 거리만큼 떨어져서 보면 인간의 눈에 의해 수행되는 공간적 통합(spatial integration) 때문에 가능하다. 이는 인간의 시각 시스템은 제한된 공간 빈도 반응을 가진다는 말인데 이는 어느 정도 거리를 두고 영상을 볼 때, 눈은 섬세한 부분들을 주변과 혼합하고 이들의 전체적인 명도를 보게 되는 것을 말한다[1],[2].

디지털 하프토닝은 프린터와 표시장치 모두를 포함하는 장치에서 매우 중요한 역할을 하고 있다. 신문, 잡지 등의 출판물들 모두 디지털 하프토닝 방법으로 인쇄되고 있으며 레이저 프린터, 디지털 복사기 등의 이진 출력을 얻는 장치들은 디지털 하프토닝을 통해서 영상을 출력하고 있다. 또한 팩스의 전송과 압축에서도 디지털 하프토닝은 중요한 역할을 하고 있다. 하프토닝 처리 기법으로 많은 알고리즘과 방법들이 연구되어 왔

* 정회원, 세명대학교 전기공학과
(Dept. Electrical Eng., Se-myung University)
** 학생회원, 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과
(Dept. Image Eng., Graduate School of Advanced Imaging Science, Multimedia and Film, Chung-Ang University)
접수일자 : 2005년7월21일 수정완료일 : 2005년12월16일

는데 대표적인 것으로 디더링(dithering)[2]과 오차확산(error diffusion)[3] 방법이다. 오차확산 방법은 디더링 방법에 비해 계산량이 많고 처리시간이 느린 문제 등이 있었으나 프로세서의 발달과 더불어 우수한 특성을 보여주는 특성 때문에 보편적인 이진부호화 기법으로 활용되고 있다.

오차확산 방법(error diffusion method)은 Floyd와 Steinberg[3]에 의해서 처음으로 제안되었다. 현재 화소를 양자화 할 때 발생하는 양자화 오차를 처리될 주변 화소들에 적절히 분산시켜 평균오차를 영으로 만드는 방법이다. 오차확산 방법은 입력 영상을 고정된 이진화 임계값으로 화소를 이진화 하는 과정과 이진화 수행 후 발생하는 양자화 오차를 주위 화소로 분산하여 주위의 화소값을 수정하는 두 가지 과정으로 이루어진다. 이러한 오차확산 방법은 이진화 오차를 주변으로 전파하는 과정을 수행하는 것이기 때문에 밝은 계조와 어두운 계조에서 균일한 분포를 나타내기가 어렵다. 따라서 이진화하는 과정에서 기준이 되는 임계값을 영상에 맞도록 적절하게 변화해주면 균일한 도트 분포를 얻게 된다는 점을 알 수 있다. 이와 관련된 연구로서, 랜덤잡음(Random Noise) 또는 청색잡음(Blue Noise)의 마스크를 적용하여 임계값을 변환하는 기법도 있다[4][5].

본 논문에서는 오차확산 방법 중에서 임계값을 이진화하는 과정에서 입력 영상에 적응형 임계값을 적용시킴으로써 향상된 결과 영상과 주기적인 불요 패턴을 감소시킬 수 있는 방법을 제안한다. 입력 영상의 밝기값을 확인하고 밝기값의 평균을 찾아냄으로써 적응형 임계값을 추정하여 입력 영상에 충실한 오차확산이 가능하게 된다. 따라서 제안하는 기법을 적용한 결과영상은 계조의 재현성 및 S/N비 측면에서 향상된 결과 영상을 나타내고 또한 오차확산을 처리하는 방법에서도 일괄적인 방향에 의해서 오차확산이 이루어지면 확산 방향으로 오차값이 누적되어 일정한 주기적 패턴이 생기게 되므로 교차적인 방향을 적용함으로써 눈에 거슬리는 주기적인 패턴도 줄이는 효과가 있다. 2장에서는 먼저 기존의 하프토닝 영상과 오차확산 방법에 대해서 설명하고, 제안하는 방법에서 적응형 임계값을 찾아내는 방법과 오차확산을 수행하는 과정에서의 방향성 결함을 줄이는 방법에 대해서 설명한다. 3장에서는 기존의 방법들과 제안하는 방법의 실험 결과를 비교 평가하였으며, 4장에서는 결론을 도출한다.

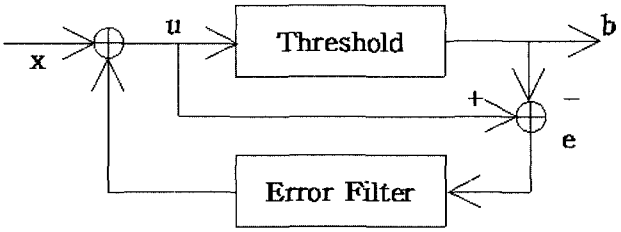


그림 1. 오차확산 블록다이어그램
Fig. 1. Error diffusion block diagram.

Ⅱ. 오차확산 알고리즘

현재의 화소값을 하프토닝 하면서 자신의 양자화 오차값을 주변의 픽셀들에 적절히 분산시켜가는 방법이 오차확산 방법이다.

그림 1은 오차확산 방법에 대해서 나타낸 블록다이어그램으로 입력된 x라는 영상이 있으면 임계값에 의해서 b의 출력 영상을 0 또는 255(2^8=256단계)로 이진화 하고 이 과정에서 나온 오차값 e를 주변에 정해진 알고리즘에 의해 확산시켜 u의 화소값으로 변화 시키는 것이다. 그림 1을 수식으로 표현하면 다음과 같이 식(1), 식(2), 식(3)으로 나타낸다.

$$e(m,n) = b(m,n) - u(m,n) \tag{1}$$

$$u(m,n) = x(m,n) - \sum_{(k,l)\in R} h(k,l)\, e(m-k, n-l) \tag{2}$$

$$b(m,n) = \begin{cases} 255 & \text{if } u(m,n) \geq threshold \\ 0 & otherwise \end{cases} \tag{3}$$

식(1)은 오차값 e를 계산하는 과정으로 이는 출력되는 화소값 b에서 오차값이 적용된 변형된 입력값 u를 제거하여 얻는다. 식(2)는 오차값을 입력 영상에 적용하여 변형된 입력값으로 처리된다. 또한 $h(k,l)$은 오차확산 계수로서 이진화에 따른 오차값 $e(m,n)$을 R에 정의된 주위 화소들에 일정한 비율로 전파하는 역할을 한다. 그리고 식(3)은 임계값에 의해서 출력 영상을 정하는 수식이다.

1. 기존의 알고리즘

오차확산과 관련된 연구 중에서 Floyd and Steinberg [FS][3], Shiau and Fan[SF][6], Jarvis, Judice and Ninke[JJN][7], Stucki[ST][8] 그리고 마지막으로 Linear Pixel Shuffling[LPS][9] 등의 알고리즘들을 구현하고 각각 알고리즘을 비교 분석해 본다.

가. Floyd와 Steinberg 알고리즘[FS]

FS 알고리즘은 가장 처음 제안되었으며 가장 일반적인 오차확산 알고리즘이다. 기본적인 원리는 오차확산 커널을 이용한 형태인데 다음과 같이 설명할 수 있다.

그림 2에서 검정색 부분은 중심화소로 처리되는 부분으로 임계값에 따라 중심화소를 이진화하며 이때의 오차값이 정해진 주변의 4곳으로 확산되어지는 것을 보여준다. 입력값과 결과값의 오차에 대해서 7/16을 오른쪽 화소값에 더하고, 3/16을 중심화소의 왼쪽 아래의 화소값에 더한다. 또한 5/16과 1/16도 정해진 자리의 화소값에 더하면서 중심화소에 4번의 오차확산이 수행되는 것이다. 이러한 방법으로 입력 영상의 모든 화소에 대해 수행하는 것이 좋은 방법이다. 그림 3은 회색계조 영상을 FS 알고리즘을 이용한 오차확산 결과 영상을 보여준다[3].

나. Jarvis, Judice와 Ninke 알고리즘[JJN] 및 Stucki 알고리즘[ST]

JJN과 ST알고리즘은 기존의 FS 알고리즘보다 많은 부분으로 오차확산을 수행하게 된다. 4곳으로 오차확산을 하는 기존의 방법에서 12곳으로 오차확산을 수행하면서 더 좋은 결과를 얻게 된다.

(1) Jarvis, Judice와 Ninke 알고리즘[JJN]

그림 4에서 중심화소로부터 주변의 오차확산을 수행할 부분이 우측으로 2칸, 밑으로 2칸으로 확대된 것을 볼 수 있다. 또한 중심화소에 근접한 순서대로 가중치를 부여한다[7]. 그림 5는 JJN알고리즘을 이용한 오차확산 결과영상이다.

	●	7
3	5	1

$\times \frac{1}{16}$

그림 2. Floyd와 Steinberg 알고리즘의 커널
Fig. 2. Floyd and Steinberg algorithm's kernel.

(a) (b)

그림 3. FS 알고리즘: (a) 입력 영상, (b) 결과 영상
Fig. 3. FS Algorithm: (a) Input Image, (b) Result Image.

		●	7	5
3	5	7	5	3
1	3	5	3	1

$\times \frac{1}{48}$

그림 4. Jarvis, Judice와 Ninke 알고리즘의 커널
Fig. 4. Jarvis, Judice and Ninke algorithm's kernel.

(a) (b)

그림 5. JJN 알고리즘: (a) 입력 영상, (b) 결과 영상
Fig. 5. JJN Algorithm: (a) Input Image, (b) Result Image.

(2) Stucki 알고리즘[ST]

ST 알고리즘은 JJN 알고리즘과 같은 크기의 커널을 사용한다. 즉, 하나의 중심화소에 대하여 우로 2칸 밑으로 2칸의 구조를 가지면서 오차확산을 수행하지만 JJN 알고리즘과는 달리 중심화소 주위를 선명하게 나타낼 목적으로 더 큰 가중치를 부여하게 설계되었다[8].

그림 6은 ST 알고리즘의 구성이며 JJN 알고리즘과는 다르게 부분간의 가중치가 크기 때문에 경계를 좀더 명확히 하는 효과를 얻는다. 그림 7은 ST 알고리즘의 영상을 보여준다.

		●	8	4
2	4	8	4	2
1	2	4	2	1

$\times \frac{1}{42}$

그림 6. Stucki 알고리즘의 커널
Fig. 6. Stucki algorithm's kernel.

(a) (b)

그림 7. ST 알고리즘: (a) 입력 영상, (b) 결과 영상
Fig. 7. ST Algorithm: (a) Input Image, (b) Result Image.

다. Shiau과 Fan 알고리즘[SF]

SF 알고리즘은 기존 오차 확산법의 웜(worm) 패턴을 줄이기 위해서 새로운 필터 계수와 그 계수를 전달받는 위치를 사용한다.

그림 8을 살펴보면 기존의 필터들이 중심화소에서 우측 아래 방향 즉, 대각 방향으로 대칭성을 가지고 모서리 부분까지 오차확산을 수행하도록 고안된 반면에 모서리 부분을 처리하지 않는 것을 볼 수 있다. 이는 기존의 웜 패턴을 줄이고자 하는 의도였지만 패턴의 제거에는 효과적이었지만 결과 영상이 저하되었다[6]. 기존의 영상들보다 화질이 많이 떨어지는 결과를 그림 9에서 볼 수 있다.

라. Anderson 알고리즘[LPS]

P. G. Anderson이 제안한 대칭형 오차확산 커널인 Linear pixel shuffling(LPS) 알고리즘은 기존의 오차확산을 처리하는데 있어서 처리방향과 대칭적으로도 오차확산을 해준다[9].

그림 10은 처리방향만으로 오차확산을 수행하는 기존의 커널들과는 다르게 반대편으로도 오차확산을 수행하는 것은 영상의 모든 부분이 연관을 가지기 때문에 더 좋은 결과를 기대할 수 있다.

LPS 커널의 특징은 중심화소에 근접한 부분에 큰 가중치를 부여하는 것과 1/32, 2/32, 3/32의 필터 계수로 구성되어지며 기존의 필터와는 다르게 대칭적으로 구현되어진 것이다.

			●	8
1	1	2	4	

× $\frac{1}{16}$

그림 8. Shiau과 Fan 알고리즘의 커널
Fig. 8. Shiau and Fan algorithm's kernel.

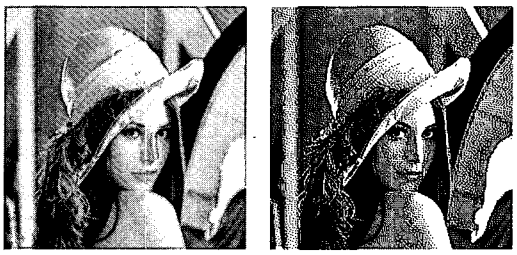
(a) (b)

그림 9. SF 알고리즘: (a) 입력 영상, (b) 결과 영상
Fig. 9. SF Algorithm: (a) Input Image, (b) Result Image.

	1	1	1	
1	2	3	2	1
1	3	●	3	1
1	2	3	2	1
	1	1	1	

× $\frac{1}{32}$

그림 10. Anderson(LPS) 알고리즘의 커널
Fig. 10. Anderson(LPS) algorithm's kernel.



(a) (b)

그림 11. Anderson(LPS): (a) 입력 영상, (b) 결과 영상
Fig. 11. Anderson(LPS): (a) Input Image, (b) Result Image.

2. 제안하는 방법

제안된 알고리즘은 간단한 방법으로 임계값을 검출하는 것으로, 히스토그램은 영상의 특성을 결정하는 중요한 성분으로 히스토그램의 분포 특성을 이용해서 임계값을 찾는 것이다.

오차확산의 과정은 크게 2부분으로 나누어지며 첫 번째는 히스토그램을 이용한 임계값 검출 부분으로 입력영상의 히스토그램을 분석하여 상응하는 임계값 검출 부분이다. 두 번째 단계는 오차확산을 수행하는 부분이다.

그림 12는 제안하는 알고리즘의 흐름을 보여주는 블럭도이다. 첫 번째 부분의 입력 영상에 적절한 임계값을 추출한 후 두 번째 단계인 오차확산 과정을 수행한다. 오차확산 과정은 LPS 알고리즘을 이용하여 지그재그 패턴의 방향으로 처리된다. LPS 알고리즘은 기존에 사용된 알고리즘에 비해 커널의 범위가 늘어나지만 향상된 결과 영상을 나타낸다. JJN과 ST 알고리즘과 비교해서 살펴보면 LPS 알고리즘이 두 알고리즘보다 약 60%의 연산량 증가를 가져온다. 하지만 이러한 연산량의 증가는 프로세서의 발달로 프로세싱 타임의 증가는 큰 의미를 지니지 않게 되었다. LPS 알고리즘을 사용하여 첫 번째 행에서는 우측으로 오차확산을 수행하고

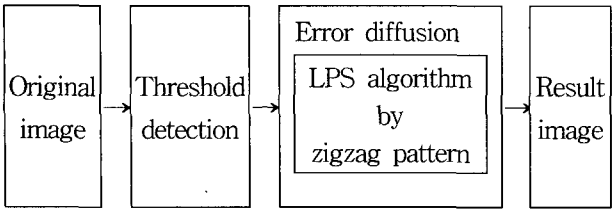


그림 12. 제안하는 알고리즘의 블럭도
Fig. 12. Block diagram of proposed algorithm.

두 번째 행에서는 왼쪽으로 오차확산을 수행하며, 세 번째 행에서 오른쪽으로 수행되는 과정인 지그재그 패턴으로 입력 영상에 대한 이진화를 수행하는 것이다. 기존에 우측으로만 프로세싱하며 오차값이 쌓이는 결과보다 한 번씩 좌우로 분산해서 쌓이므로 오차값이 한쪽으로 편중되지 않는다.

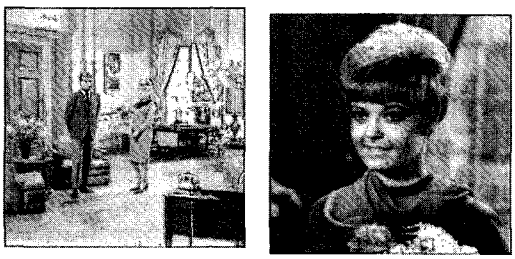
가. 적응형 임계값

적응형 임계값은 고정적으로 사용하던 중간 계조값인 128이 아니라 원영상의 밝기분포에 따라서 적절한 임계값을 사용하는 것이다. 입력 영상에 충실한 오차확산의 결과를 가져오게 되어 결과적으로 기존보다 향상된 결과 영상을 나타낸다. 즉, 히스토그램의 분포를 확인해 보면 영상의 대부분을 차지하는 화소를 찾아낼 수 있는데 이 점을 이용하여 영상의 대부분을 차지한 부분의 값을 임계값으로 적용하는 것이다.

그림 13에서 (a) 영상은 (b) 영상에 비해 밝은 부분이 많은 비중을 차지한다. 다양한 밝기 분포를 갖는 영상들에 대해서 고정된 임계값으로 오차확산을 수행하는 경우 적절한 결과를 얻을 수 없다. (b) 영상처럼 어두운 부분이 많은 영상은 전체적인 화소의 분포에 따라 (a) 영상보다는 임계값을 낮출 필요가 있다.

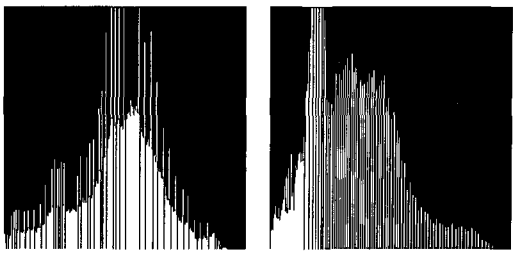
나. 히스토그램 분포 특성

제안하는 오차확산 알고리즘은 임계값을 적용하는데 있어서 히스토그램에서 입력 영상의 밝기 분포를 구하



(a) (b)

그림 13. 원본 영상: (a) Couple, (b) Girl
Fig. 13. Original Images: (a) Couple, (b) Girl.



(a) (b)

그림 14. 히스토그램: (a) Couple, (b) Girl
Fig. 14. Histogram: (a) Couple, (b) Girl.

(a) (b)

그림 15. 임계값 결과 영상(Girl): (a) 일반형, (b) 적응형
Fig. 15. ThreshCold Result Images(Girl): (a) general, (b) adaptive.

여 히스토그램의 어느 부분에 대다수의 화소가 집중되어 있는지를 검색하는 것으로 시작한다. 이는 인간시각에서 컬러 정보보다는 영상의 밝기 분포가 영상의 특징을 결정짓는 중요한 요인이고, 밝기의 빈도수에 따라 크게 좌우되기 때문이다.

그림 13의 입력 영상의 히스토그램인 그림 14에서 (a)는 중간부분에 많은 화소가 집중되어 있다. 이 영상의 평균 화소값은 120으로 이는 고정형 임계값(128)과 거의 근접한 화소값을 가지고 있으므로 임계값으로 고정 임계치인 128을 사용해도 무방하다. 하지만 (b)의 경우는 전체적인 화소의 분포가 왼쪽으로 치우쳐진 즉, 대부분 어두운 화소(128 미만)로 구성되어 있다. 이 영상의 경우에는 평균 화소값이 73으로 고정적인 임계값(128)과는 많은 차이가 있다. 따라서 이 경우에는 고정형 임계값을 적용할 수 없다[10].

그림 15는 그림 13의 (b)영상에 대한 고정형 임계값과 적응형 임계값을 적용하여 오차확산을 수행한 영상으로 (a)영상의 어두운 부분이 (b)영상에서 향상된 것을 확인했다.

다. 대칭형 오차확산 알고리즘

오차 확산을 수행한 영상은 일반적으로 날카로운 모서리와 많은 세부적인 영상을 남아있게 하는 것이 특징이다. Floyd와 Steinberg에 의해서 제안되었던 오차확

산 방법과는 달리 출력이 입력과 이전에 처리된 화소들 내에 만들어진 오차의 가중치로 계산된 이진 영상의 동등한 계조 레벨 간을 최소화하기 위한 오차확산 방법은 Marcu와 Abe[11]에 의해서 제안되었다. 이 방법에서는 오차확산이 이루어진 영상이 고주파 부분을 명확하게 표현하게 된다. 영상의 고주파 부분을 많이 표현할수록 영상의 모서리나 특징들을 많이 나타낼 수 있으므로 효율적이다[2]. 여기서 사용한 LPS 커널은 중심화소에 인접한 곳에 가장 많은 가중치를 부여해주고 멀어질수록 가중치의 비중이 낮아지는 계수를 사용한다. 또한 커널의 크기는 5×5의 형식을 취하면서 모서리 부분을 배제하였다. 물론 커널이 커질수록 정확한 영상을 표현할 수 있지만, 오차가 넓게 퍼지고 많은 계산량으로 속도가 느려지는 단점이 있다[12].

그림 16은 비대칭적인 커널과 대칭적인 커널의 관계를 표현하는 방법으로 LPS 커널을 예로 설명한 것이다. 그림 (a)는 기존의 LPS 커널이 5×3의 크기를 가지는 보통 사용하는 커널처럼 만든 예이고, 이 커널을 대칭적으로 전개하여 만든 개념이 그림 (b)이다.

그림 17은 그림 16의 비대칭형 커널을 이용한 오차확산과 대칭형 커널을 이용한 오차확산의 결과 영상이다. 같은 LPS 커널의 가중치를 사용하지만, 대칭형 오차확산 커널사용이 선명하고 좋은 결과를 얻었다.

그림 18은 제안하는 알고리즘의 순서도이다. n×m 크기의 입력영상에 대해서 중심화소(Pi)가 오차확산 되는 과정이다. 입력영상에 대해 적응형 임계값을 추출한 후 임계값에 따라 중심화소가 이진화 되며, 순서도에서 나타내는 홀수행(odd row)은 처리되어질 영상의 첫 번째, 세 번째, 등 홀수 번째 행을 의미하며, 짝수행(even row)은 두 번째, 네 번째, 등 짝수 번째 행을 의미하는 것이다.

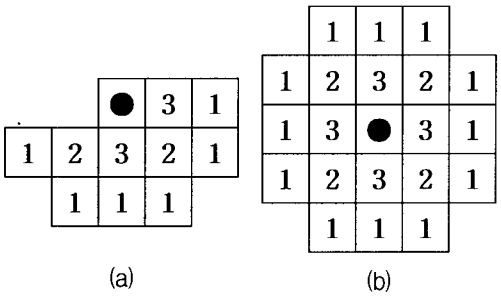


그림 16. 대칭형 오차확산 커널: (a) 일반적 커널, (b) 대칭적 커널

Fig. 16. Symmetric error diffusion kernel: (a) general kernel, (b) symmetric kernel.

그림 17. 결과 영상(Lenna): (a) 비대칭형 오차확산, (b) 대칭형 오차확산

Fig. 17. Result Image(Lenna): (a) dissymmetry error diffusion, (b) symmetry error diffusion.

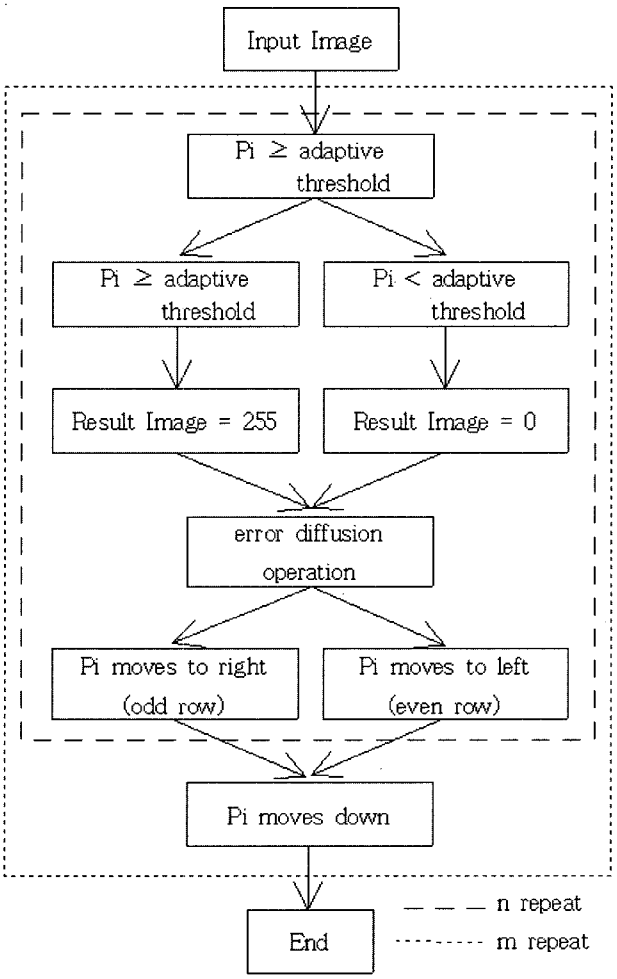


그림 18. 오차확산 순서도

Fig. 18. Flow chart of the error diffusion.

따라서 첫 번째 행에서 우측으로 이진화 처리를 n회(n repeat) 수행하고, Pi 아래로 이동(move down)한 후에 두 번째 행에서는 오른쪽에서 왼쪽으로 n회, 다시 세 번째 행에서 오른쪽으로 n회 수행하는 과정을 m회 반복한다. n×m 크기의 영상을 이진화하면 오차확산이 끝나는 구조이다.

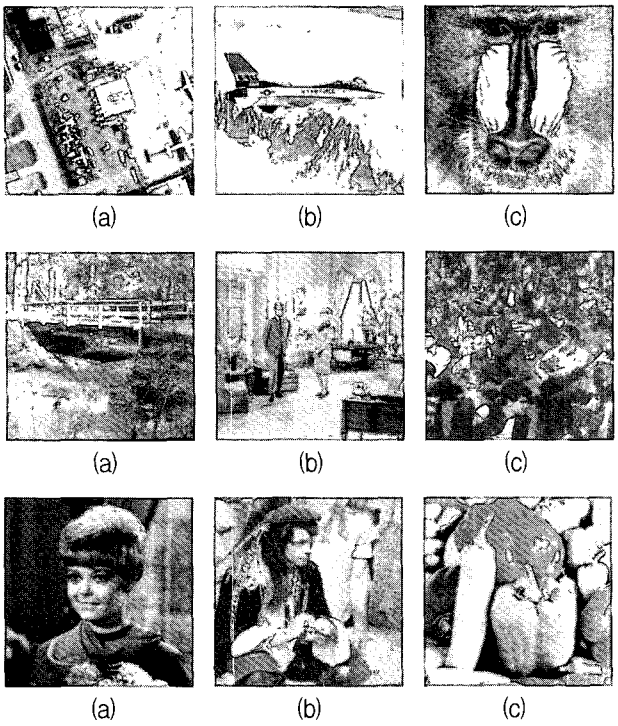


그림 19. 회색음영 영상(256×256) (a) Airfield, (b) Airplane, (c) Baboon,(d) Bridge, (e) Couple, (f) Crowd, (g) Girl, (h) Man, (i) Peppers

Fig 19. Gray-scale image(256×256) (a) Airfield, (b) Airplane, (c) Baboon, (d) Bridge, (e) Couple, (f) Crowd, (g) Girl, (h) Man, (i) Peppers

Ⅲ. 실 험

제안된 알고리즘을 바탕으로 기존의 알고리즘(FS, SF, JJN, ST 그리고 LPS)과 비교 평가한다. 실험에 사용된 입력 영상은 256×256 크기의 계조영상이며, Lenna 영상 외에 그림 19의 9가지의 영상(Airfield, Airplane, Baboon, Bridge, Couple, Crowd, Girl, Man 및 Peppers)을 대상으로 실험하였다.

1. 실험 결과의 비교

원영상과 결과 영상 간의 평균 제곱 오차 (mean square error : MSE)와 영상의 최대 신호 대 잡음비 (Peak Signal to Noise Ratio : PSNR)를 사용해서 오차 확산된 영상의 성능을 평가했다. 일반적으로 MSE는 원영상과의 오차 값이므로 작을수록 화질이 좋고, PSNR은 영상의 화질을 평가하는 기준으로 높은값(큰 값)이 좋다. 예를 들어 원영상 자신과의 PSNR은 무한대의 값으로 나온다. 이와 같이 화질이 좋은 영상의 경우 화질이 좋지 않은 영상에 비해 큰 PSNR 값을 가진다. 원영상과 결과 영상 간의 MSE와 PSNR은 식(4)와 식(5)로 표현된다.

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(A_i - B_i)^2 \tag{4}$$

$$PSNR = 10 * \log_{10}\left(\frac{255^2}{MSE}\right) dB \tag{5}$$

표1과 표2는 오차확산의 기본적인 알고리즘인 FS, JJN, ST, SF 및 LPS 알고리즘에 대해서 그림 19의 영상을 오차확산을 수행하여 MSE, PSNR을 비교한 결과이다.

결과를 살펴보면 5가지 알고리즘의 데이터 중에서 단연 LPS 알고리즘이 다른 결과와 비교해서 MSE 수치가 낮고, PSNR 수치가 높은 것을 알 수 있듯이 일반적인 커널보다 대칭형 커널이 좋은 결과를 얻었다.

전체적인 커널의 성능을 살펴보면 단연 LPS > JJN > ST > FS > SF 순으로 나타났다. 이는 커널의 특성을 나타낼 수 있는데 JJN은 FS를 개선하여 더 좋은 결과를 나타내고, ST의 경우는 경계점을 잘 찾아내기 위해서 가중치를 더 주었기 때문이다.

표 1. 오차확산 실험 결과(MSE)
Table 1. Experimental Data of the error diffusion(MSE).

Image	FS	JJN	ST	SF	LPS
Airfield	13072	11572	11752	13606	9046
Airplane	16201	10337	10552	17003	7614
Baboon	12794	10633	11160	13464	8685
Bridge	13456	1677	11904	14150	9519
Couple	14267	13003	13366	14525	11443
Crowd	15162	10855	11344	16847	8882
Girl	17228	11125	11515	11796	10225
Lenna	13576	12536	12840	14003	10275
Man	13953	12552	12960	14441	10260
Peppers	13408	12491	12755	13802	9811

표 2. 오차확산 실험 결과(PSNR)
Table 2. Experimental Data of the error diffusion(PSNR).

Image	FS	JJN	ST	SF	LPS
Airfield	6.967	7.496	7.429	6.793	8.565
Airplane	6.035	7.986	7.897	5.825	9.314
Baboon	7.060	7.864	7.654	6.839	8.742
Bridge	6.841	7.457	7.373	6.623	8.344
Couple	6.587	6.990	6.870	6.509	7.545
Crowd	6.323	7.774	7.583	5.865	8.645
Girl	5.768	7.667	7.518	7.413	8.021
Lenna	6.803	7.149	7.045	6.668	8.012
Man	6.683	7.143	7.004	6.534	8.019
Peppers	6.856	7.164	7.073	6.731	8.213

2. 성능 평가

기존의 오차확산 알고리즘과 본 논문에서 제안하는 새로운 알고리즘의 평가에 있어 위의 실험 결과를 분석하며, 성능이 우수한 LPS 알고리즘을 이용한 결과를 중점적으로 확인한다. 먼저 적응형 임계값으로 처리된 오차확산방법의 실험 결과를 알아보고, 고정형 임계값으로 처리된 오차확산방법과 비교 하겠다.

그림 20은 일반적인 임계값과 적응형 임계값의 결과 영상이다. (a)와 (b)의 경우는 임계값이 거의 차이가 없는 영상으로 차이가 없지만 (c)와 (d)의 경우는 적응형 임계값이 높은 수치를 가지는 경우이기 때문에 밝은 부분에 픽셀이 많고, (e)와 (f)의 경우는 임계값이 낮은 수치를 가지는 경우로 어두운 부분에 대한 표현에 대해 적은 수의 픽셀을 사용했다.

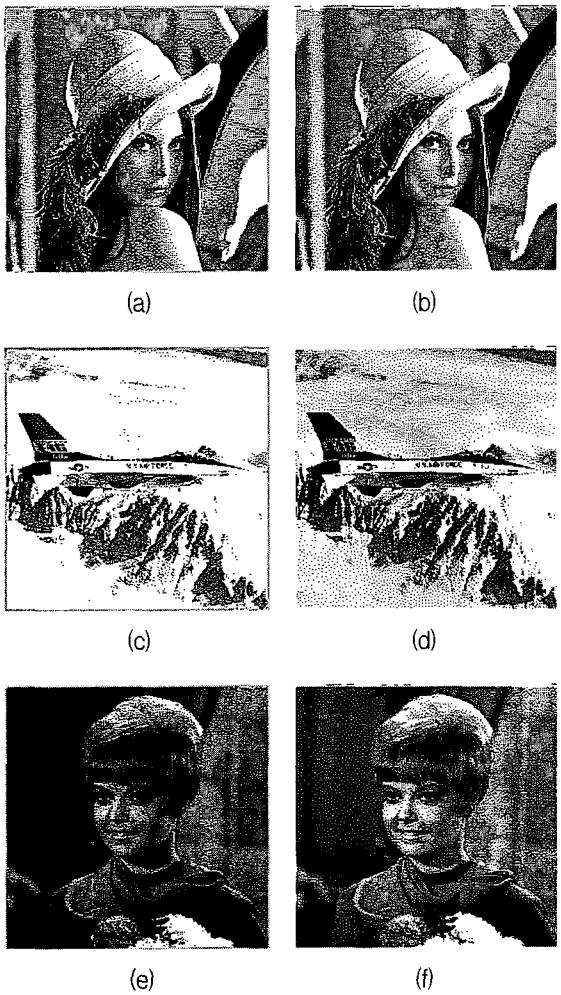


그림 20. 결과 영상 (a)(c)(e) 일반적 오차확산, (b)(d)(f) 적응적 오차확산

Fig. 20. Result Image (a)(c)(e) general error diffusion, (b)(d)(f) adaptive error diffusion.

2의 고정형 임계값으로 오차확산된 영상들의 결과보다 표 3과 표 4의 결과는 적응형 임계값을 사용한 오차확산의 결과 영상의 MSE와 PSNR을 보여준다. 표 1과 표 전체적으로 성능이 향상되었다.

표 5에서는 LPS 알고리즘에 대한 일반적인 방법과 적응형 임계값이 적용된 결과를 비교한 것으로 적응형 임계값이 좋은 결과를 나타낸다. Airplane이나 Girl 영상의 결과에서는 급격한 수치의 변화가 있는데, 이들 영상이 한쪽으로 치우쳐진 히스토그램을 갖는다는 공통점을 가진다. 이러한 영상에 대해서 적응형 임계값이 효과적이다.

표 3. 적응형 알고리즘의 성능 평가(MSE)
Table 3. Performances of the Adaptive Algorithm(MSE).

Image	FS	JJN	ST	SF	LPS
Airfield	12668	10171	10706	12829	8532
Airplane	11359	8063	8829	11822	5374
Baboon	12502	9550	10246	12416	8365
Bridge	13197	10598	11262	13382	9265
Couple	14125	12675	12911	14328	11393
Crowd	12047	9159	10080	12857	6841
Girl	11848	9141	9910	11796	7564
Lenna	13399	11362	11927	13297	10178
Man	13650	11590	12210	13948	10105
Peppers	13365	11469	11958	13533	9706

표 4. 적응형 알고리즘의 성능 평가(PSNR)
Table 4. Performances of the Adaptive Algorithm(PSNR).

Image	FS	JJN	ST	SF	LPS
Airfield	7.103	8.056	7.834	7.048	8.819
Airplane	7.577	9.065	8.671	7.403	10.827
Baboon	7.160	8.330	8.025	7.190	8.905
Bridge	6.925	7.878	7.614	6.865	8.462
Couple	6.630	7.101	7.021	6.568	7.564
Crowd	7.322	8.511	8.096	7.039	9.779
Girl	7.394	8.520	8.169	7.413	9.342
Lenna	6.860	7.576	7.365	6.893	8.053
Man	6.779	7.489	7.263	6.685	8.085
Peppers	6.870	7.535	7.354	6.816	8.260

표 5. LPS 알고리즘에서 일반적인 방법과 적응형 방법 적용 결과의 비교

Table 5. Comparison of general-method and adaptive-method in the LPS Algorithms.

Image	MSE		PSNR(dB)	
	general	adaptive	general	adaptive
Airfield	9046.9	8532.8	8.5658	8.8199
Airplane	7614.6	5374.6	9.3143	10.8273
Baboon	8685.8	8365.7	8.7427	8.9058
Bridge	9519.4	9265.0	8.3447	8.4623
Couple	11443.6	11393.1	7.5452	7.5643
Crowd	8882.5	6841.1	8.6454	9.7795
Girl	10255.7	7564.8	8.0211	9.3428
Lenna	10275.6	10178.6	8.0127	8.0539
Man	10260.5	10105.3	8.0191	8.0853
Peppers	9811.1	9706.1	8.2136	8.2603

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 기존의 고정 임계값을 적용한 오차확산 방법은 입력 영상의 밝기 특성에 따르지 못하는 단점과 대칭형 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 좋은 결과 영상을 나타내는 점을 기존의 방법들을 통해 비교 및 평가 했다.

하프토닝의 성능은 원영상의 계조를 표현하는 계조의 재현성과 이진 영상에서의 잡음의 정도 그리고, 경계선의 재현성 및 인간 시각 특성에 적합하게 이진 화소들이 분포되었는지의 요소에 의해 좌우된다. 본 논문에서는 임계값을 적응적으로 사용하면서 영상에 충실한 오차확산을 목표로 실험되었다. 기존의 오차확산을 수행하면서 비대칭 오차확산 커널 대신 대칭형 오차확산 커널을 사용하면 많은 이득을 가져올 수 있는 것을 확인 했다. 영상을 처리하는데 있어서 우측과 아래 방향만을 고려하는 것이 아니라 윗부분과 좌측부분 즉, 전방향의 영상을 감안을 하면서 수행하므로 영상의 연계성을 더 많이 고려하고 영상의 에지 부분인 고주파 부분을 명확하게 나타낼 수 있었다. 제안된 방법은 전체적인 영상의 표현에서 기존의 방법에 비하여 출력영상이 향상된 것을 실험결과를 통하여 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] R. Ulichney, Digital Halftoning, MIT Press, Cambridge Mass, 1987.

[2] R. Ulichney, "Dithering with Blue Noise", IEEE Proc, vol. 76, no. 1 Jan. 1988.

[3] R. W. Floyd and L. Steinberg, "An Adaptive Algorithm for Spatial Gray Scale", SID International Symposium Digest of Technical Papers, pp. 36-37, 1975.

[4] T. Mitsa and K. J. Parker, "Digital Halftoning Technique using a Blue Noise Mask", J. Opt. Soc. Am. A. Vol.9, No.11, pp. 1920-1929, Nov. 1992.

[5] 이을환, 박장식, 박창대, 김재호, "청색잡음 마스크 임계값변조를 이용한 경계강조 오차확산법", 전자공학회논문지. 제36권 S편, 제10호, pp.72-82, 1999.

[6] J. Shiau and Z. Fan. "A set of easily implementable coefficients in error diffusion with reduced worm artifacts", SPIE, vol. 2658 pp. 222-225, Jan. 1996.

[7] J. Jarvis, C. Judice and W. Nicke, "A Survey of techniques for the display of continuous-tone pictures on bilevel displays", Computer Graphics and Image Processing, vol. 5, pp. 13-40, 1976.

[8] P. Stucki, "MECCA A multiple-error correcting computation algorithm for bilevel image hardcopy reproduction", Res. Rep. RZ1060, IBM Res. Lab. Zurich, Switzerland, 1981.

[9] P. G. Anderson, "Linear pixel shuffling for image processing", Journal of Electronic Imaging, vol. 02(02), pp. 147-154, Apr. 1993.

[10] P. W. Wong, "Adaptive error diffusion and its application in multiresolution rendering", IEEE Trans. on image processing, vol. 5, no. 7, pp. 1184-1196 Jul. 1996.

[11] G. Marcu and S. Abe, "Symmetric error compensation for digital halftoning and applications", Proc. SPIE vol. 3018, pp. 243-254, 1997.

[12] 김춘우, 강승우, 강기민, "인간 시각 특성을 고려한 오차 확산 커널의 동적 결정방법", 한국화상학회지 3권 1호, 1997년.

저 자 소 개

권 준 식 (정회원)

1984년 중앙대학교 전자공학과 공학사
1986년 중앙대학교 전자공학과 공학석사
1995년 중앙대학교 전자공학과 공학박사

1986년 10월~1987년 10월 현대전자 근무
1987년 10월~1991년 8월 금성통신 근무
1995년 3월~현재 세명대학교 전기공학과 교수
<주관심분야 : 영상신호처리, 컴퓨터비전, 수리형태학, 영상정보은닉>

이 재 영 (정회원)

2005년 세명대학교 전기공학과 공학사
2005년~현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 석사과정

<주관심분야 : 영상처리, 증강현실>

박 유 신 (학생회원)

2002년 세명대학교 전기공학과 공학사
2004년 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 공학석사
2004년~현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 박사과정
<주관심분야 : 영상처리, 증강현실>