

이미지 센서에 의해 발생하는 노이즈 제거를 위한 영상의 조도에 따른 적응적 로컬 시그마 필터의 구현

Implementation of the adaptive Local Sigma Filter by the luminance for reducing the Noises created by the Image Sensor

김병현*, 곽부동**, 한학용*, 강봉순***, 이기동*
Byung-Hyun Kim*, Boo-Dong Kwak**, Hag-Yong Han*,
Bong-Soon Kang***, Gi-Dong Lee*

요약

본 논문에서는 이미지 센서에 의해 발생하는 노이즈를 제거하기 위한 적응적 로컬 시그마 필터 장치를 제안하였다. 이미지 센서에 의해 발생하는 작은 노이즈는 이미지 센서의 아날로그 게인과 노출시간의 증가로 인해 영상 정보와 함께 증폭되며 이러한 노이즈 제거를 목표로 시스템을 설계 하였다. Flatness Index Map 알고리즘을 사용해 영상의 윤곽선을 추출하였으며, 임계치가 영상의 휘도에 따라 적응적으로 변화하도록 설계하여 고조도 영상에서는 윤곽선 추출을 수행하지 않으며, 저조도에서만 윤곽선을 추출하도록 하였다. 추출된 윤곽선을 판단하여 그에 해당하는 픽셀에 대해서만 Local Sigma Filter 알고리즘을 사용하여 노이즈 제거를 수행 하였다. 설계된 필터의 성능 검증을 위해 윈도우 테스트 프로그램을 제작하였다. 그리고 HDL을 사용해 하드웨어로 설계하였으며, FPGA Demonstration board와 1280×720 이미지 사이즈, 30 frame/sec의 성능을 갖는 HD급 CMOS 이미지 센서를 사용해 하드웨어로 설계된 로컬 시그마 필터의 동작을 검증하였다.

Abstract

In this paper, we proposed the adaptive local sigma filter reducing noises generated by an image sensor. The small noises generated by the image sensor are amplified by increased an analog gain and an exposure time of the image sensor together with information. And the goal of this work was the system design that is reduce the these amplified noises. Edge data are extracted by Flatness Index Map algorithm. We made the threshold adaptively changeable by the luminance average in this algorithm that extracts the edge data not in high luminance, but just low luminance. The Local Sigma Filter performed only about the edge pixel that were extracted by Flatness Index Map algorithm. To verify the performance of the designed filter, we made the Window test program. The hardware was designed with HDL language. We verified the hardware performance of Local Sigma Filter system using FPGA Demonstration board and HD image sensor, 1280×720 image size and 30 frames per second.

Keywords : Local Sigma Filter, Noise Reduction, Flatness Index Map

I. 서론

최근 디지털 영상처리 분야는 비약적인 발전을 거듭하고 있다. 이는 Charge-Coupled Device (CCD)와 Complementary Metal-Oxide Semiconductor (CMOS) 이미지 센서를 사용한 모바일 폰 카메라와 디지털 카메라가 대중화되면서 소비자가 손쉽게 이러한 장치를 접하게 되고 사용자가 늘어나면서 소비자의

요구가 커지고 있기 때문이다. 이런 현상은 단지 디지털 영상처리 알고리즘 분야뿐만이 아니라 영상처리 장치를 사용하는 하드웨어 분야에도 해당한다. 영상처리 과정 중에서 첫 단계에 해당하는 이미지 센서는 다양한 상황에서 올바른 정보를 획득하기 위해 센서 자체적으로 데이터를 보정하는 기능을 가지고 있다. 그 중 저조도 영상에서 낮은 값의 픽셀들로부터 정보를 얻기 위해 Analog Gain과 Exposure Time을 조절하여 장면을 촬영하게 된다. 저조도 영상 데이터에 증가된 Analog Gain이 적용되면서 픽셀 값이 크게 증폭되는데 이 때, 노이즈로 판단되는 크기가 작은 데이터까지 함께 증폭된다 [1][2]. Impulsive 노이즈를 제거하기 위해 Rastislav Lukac는 Vector Sigma Filter를 제안하였다. Vector Sigma Filter는 Order statistic theory와 Statistical switching을 사용하여 RGB 모든 컬러값에 대하여

* 동아대학교 전자공학과

** (주) 삼성전기 중앙연구소

*** 교신저자 : 동아대학교 전자공학과

투고 일자 : 2010. 4. 30 수정 일자 : 2010. 7. 24

게재확정일자 : 2010. 7. 29

※ 이 논문은 동아대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음

시그마 필터링을 수행한다. 그리고 시그마 필터의 임계치를 $\alpha = 1$ 인 경우의 Minkowski metric과 분산을 사용하여 구한다 [3]. 이미지 전체의 컬러값의 평균에 대해 Minkowski metric을 연산하고, 분산을 구하는 연산 과정은 글로벌 시그마 필터(Global Sigma Filter)의 한 종류로 판단할 수 있다. 글로벌 시그마 필터는 영상의 모든 픽셀에 대하여 연산을 수행하므로, 하드웨어로 설계 할 때 복잡도가 커지는 단점이 있다. 이를 피하기 위해 본 논문에서는 마스크를 사용하여 제한된 영역 내에서 분산을 사용하는 로컬 시그마 필터(Local Sigma Filter) 알고리즘을 선택하여 설계하였다.

이전 연구에서는 로컬 시그마 필터 알고리즘을 하드웨어로 설계하여 성능을 확인하였으며 [4][5], 본 논문에서는 저조도 영상에서 이미지 센서에 의해 노이즈가 발생한다는 전제조건을 가정하여 영상의 평균 휘도가 일정 값 이하인 경우에만 로컬 시그마 필터가 동작하도록 설계하였다. 2장에서는 적응적 로컬 시그마 필터의 전체적인 연산과정에 대해 설명하고, 3장에서는 2장에서 설명한 연산과정을 바탕으로 설계된 하드웨어 구조에 대해 보인다. 4장에서는 하드웨어로 설계된 시그마 필터의 실험 결과와 합성 결과를 나타내었다.

II. 적응적 로컬 시그마 필터 연산

본 논문에서 제안한 적응적 로컬 시그마 필터 시스템은 이미지 센서에 의해 발생하는 노이즈를 효과적으로 제거하기 위해 그림 1과 같은 과정을 통해 연산을 수행한다.



그림 1. 제안된 시스템의 연산과정 순서도
Fig.1. The flowchart of the proposed system

이미지 센서로부터 RGB 색 좌표계 데이터를 입력으로 받아 이를 휘도 신호와 색차 신호로 이루어진 YCbCr 색 좌표계로 변환한다. 그리고 사용자로부터 입력 받은 외부 값을 사용해 Adaptive Linear Curve를 생성하고, 영상의 휘도 평균을 계산하여 Adaptive Linear Curve에 적용한다. Adaptive Linear Curve의 결과값으로 선택되는 임계치를 Flatness Index Map에 적용하여 입력 영상의 윤곽선 정보를 추출한 후, 추출된 윤곽선 정보를 바탕으로 선택적으로 로컬 시그마 필터 알고리즘을 적용하여 노이즈 제거를 수행한다.

2.1 시그마(σ) 필터 [6]~[8]

시그마 필터 알고리즘은 평균 필터에 의해 발생하는 영상의 윤곽선 흐려짐 현상(Blurring)을 개선하기 위해 J. S. Lee에 의해 처음 제안되었다.

시그마 필터는 분산이 α (시그마)인 가우시안 분포와 입력픽셀들과 크기 비교 연산의 결과에 따라 선택적으로 평균 연산을 수행한다. 시그마 필터와 평균 필터를 비교할 때, 평균 필터에 비해 시그마 필터가 영상의 윤곽선을 잘 보존한다는 장점이 있다.

시그마 필터는 크게 두 종류로 나눌 수 있다. 한 프레임 전체에 대한 평균을 연산하고 분산을 적용하는 글로벌 시그마 필터와 마스크 내의 중심 픽셀을 평균으로 사용하고, 마스크 내의 픽셀에 대해서 분산을 적용하는 로컬 시그마 필터가 있다. 이전 연구에서 두 가지 시그마 필터 중 로컬 시그마 필터 알고리즘을 사용해 하드웨어로 설계 하였으며, 설계된 로컬 시그마 필터에 대해 노이즈 제거 성능과 평균 필터와 비교하여 영상의 윤곽선이 잘 보존됨을 확인하였다 [4].

2.2 Flatness Index Map [9]

일반적으로 노이즈란, 데이터를 처리함에 있어서 의도하지 않게 포함된 데이터를 의미한다. 이미지 센서에 의해 발생하는 노이즈는 주변 픽셀과 다르게 매우 크거나 작은 값을 갖는다. 또한 주파수적인 측면에서 영상을 분석하면 고주파 성분이 포함된 경우 해당 픽셀은 윤곽선으로 나타난다. 즉, 연속된 픽셀에서 값의 격차가 큰 경우를 윤곽선으로 판단할 수 있다. 노이즈의 성질과 윤곽선의 성질을 비교 할 때 넓은 범위에서 윤곽선 또한 노이즈로 판단할 수 있다.

이러한 관점에서 노이즈를 검출하기 위해 Flatness Index Map를 사용하여 노이즈와 윤곽선을 함께 검출하였다. Flatness Index Map은 3x3 마스크의 중심 픽셀과 주변 픽셀의 차이의 누적 평균에 대한 히스토그램을 생성하고 이를 이용해 윤곽선을 검출하는 알고리즘이다. 여기서 생성된 히스토그램에 대해 임계치를 사용하여 윤곽선과 평탄면을 판단한다. 본 논문에서는 임계치를 결정하는 방법으로 영상의 휘도를 입력으로 사용하는 Adaptive Linear Curve를 사용하였다.

2.3 Adaptive Linear Curve

본 논문에서 제안한 적응적 로컬 시그마 필터는 앞서 설명한 것과 같이 Adaptive Linear Curve에 의해 임계치를 결정하고, Flatness Index Map에 의해 영상의 윤곽선을 판단하여 적응적으로 로컬 시그마 필터를 수행한다. 그리고 Flatness Index Map에서 윤곽선 영역과 평탄 영역을 결정짓는 요소인 임계치를 영상의 휘도 신호를 입력으로 하는 Adaptive Linear Curve의 출력을 사용해 자동으로 선택하도록 설계하였다.

그림 2는 생성된 Adaptive Linear Curve를 나타내고 있다.

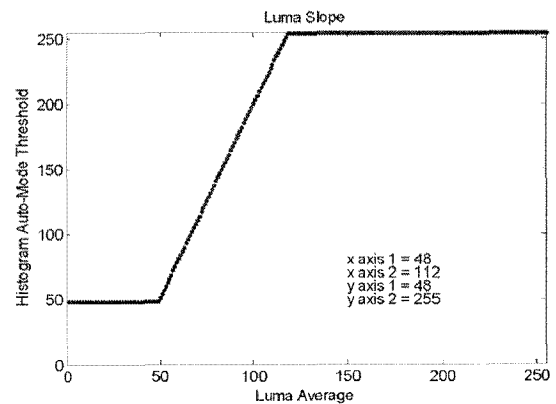


그림 2. Flatness Index Map을 위한 Adaptive Linear Curve
Fig.2. The adaptive linear curve for Flatness Index Map

그림 2의 Adaptive Linear Curve는 4개의 값을 사용해 생성하였다. X축의 좌표 두 포인트와 Y축 좌표 두 포인트를 사용하면 X-Y 좌표계에서 두 점을 선택할 수 있으며, 이 두 점을 잇는 Linear Curve를 생성할 수 있다. Adaptive Linear Curve 생성을 위해 사용되는 4개의 값은 시스템 외부에서 임의로 사용자에게 의해 변경이 가능하도록 설계하였으며, 이 4개의 값에 의해 Adaptive Linear Curve의 모양이 변경 가능하다. 그림 2의 Adaptive Linear Curve 생성을 위해 (48, 48), (112, 255)의 두 점을 사용하였다. 실험을 위해 사용한 이미지 센서의 하드웨어 특성상 촬영된 영상의 휘도 평균이 48이하인 경우 큰 Analog gain이 적용되어 이미지 전체에서 노이즈가 발생하며, 휘도 평균이 112 이상인 경우 Analog gain에 의한 거의 노이즈가 발생하지 않는다. 설계된 Flatness Index Map 알고리즘에서 임계치 48은 모든 픽셀을 윤곽선으로 판단하며, 255는 모든 픽셀을 평탄 영역으로 판단하게 한다. 임계치 48과 255는 많은 실험을 통하여 얻어진 평균적인 값으로 입력 영상의 경우에 따라 임계치는 변화하기 때문에 사용자가 직접 조절 가능하도록 설계하였다.

III. 하드웨어 구조

본 논문에서 설계한 시스템은 크게 네 가지 구조로 나눌 수 있다. 먼저 하드웨어로 설계된 로컬 시그마 필터를 위한 데이터 전처리 과정 블록인 pre-processing 블록과 입력 영상의 평균 휘도에 따라 Flatness Index Map를 사용해 윤곽선을 추출하는 flatness 블록, 실제 로컬 시그마 필터를 수행하는 블록인 local_sigma 블록, 마지막으로 휘도 (Y) 채널만을 사용해 연산을 수행하는 로컬 시그마 필터와 색차 신호 (Cb, Cr) 채널의 Clock 동기를 맞추기 위한 delay_cbr 블록을 포함하였다 [10]. 이 블록들을 모두 포함하는 로컬 시그마 필터의 전체 하드웨어 구조를 그림 3에 나타내었다.

3.1 pre-processing 블록

pre-processing 블록은 다시 입력 데이터 bit 확장 블

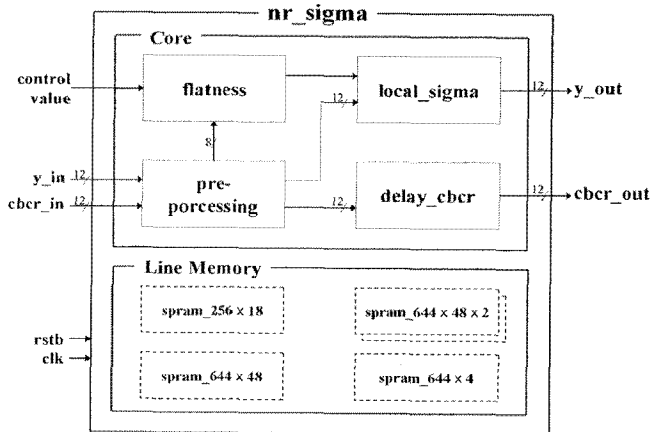


그림 3. 적응적 Local Sigma Filter를 이용한 노이즈 제거 장치의 전체 하드웨어 블록도

Fig.3. The whole hardware block diagram of the Noise Reduction using Adaptive Local Sigma

록, 메모리 컨트롤러 블록, 대칭적 영상 확장 블록으로 구성된다.

데이터 bit 확장 블록은 Dithering 알고리즘을 사용하여 8 bit 데이터를 미리 지정된 4 bit 패턴을 사용해 12 bit으로 확장한다. 그리고 하드웨어 필터 연산을 위해 1 행의 순차주사 방식의 데이터를 4 행으로 확장하기 위한 메모리 컨트롤러 블록이 존재한다. 마지막으로 필터 연산에 의해 필연적으로 발생하는 가장자리 데이터 손실을 방지하기 위한 블록인 대칭적 영상 확장 블록이 존재한다. 대칭적 영상 확장 블록은 영상의 가장자리 행을 중심으로 입력 영상을 확장하여 필터 연산이 수행되도록 한다 [4].

3.2 local_sigma 블록 [4]

local_sigma 블록은 실제 Local Sigma Filter 알고리즘을 수행하는 블록으로 입력은 pre-processing 블록에서 1 행의 입력을 5 행으로 확장하는 과정과 대칭적 영상 확장 블록을 통해 가장자리 데이터를 확장하는 과정을 거친 12-bit, 5 행의 데이터가 사용된다. 그리고 flatness 블록에서 Flatness Index Map 연산을 통해 검출된 1-bit, 1 행의 윤곽선 데이터가 사용된다.

로컬 시그마 필터 연산은 다음 수식 (1)을 통해 최종 필터 출력이 결정되며, 수식 (2)에서 사용되는 분산인 Δ 는 수식 (3)을 통해 도출할 수 있다.

$$y(i,j) = \sum_{k=i-m}^{i+m} \sum_{l=j-n}^{j+n} \delta_{(k,l)} x(k,l) / \sum_{k=i-m}^{i+m} \sum_{l=j-n}^{j+n} \delta_{(k,l)} \quad (1)$$

$$\delta_{(k,l)} = \begin{cases} 1; & \{\Delta - (x_{(k,l)} - x_{(i,j)})\}^2 \geq 0 \\ 0; & \{\Delta - (x_{(k,l)} - x_{(i,j)})\}^2 < 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\Delta = c \times \frac{\sqrt{m^2 \times \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m (x_{(k,l)})^2 - \left(\sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m x_{(k,l)} \right)^2}}{m^2} \quad (3)$$

where, $c = \text{sigma_coef}$, $m = \text{mask_size}$

수식 (2)와 수식 (3)은 시그마 필터 알고리즘에서 사용되는 본래의 수식을 수정한 것이다. 수식 (3)은 수식 (2)에서 사용되는 비교 연산에 사용된다. 그리고 수식 (2)는 비교 연산을 통해 Δ 와 $x_{(k,l)} - x_{(i,j)}$ 에 대한 대소 비교를 구하기 위해 사용된다. 하드웨어의 복잡도 감소를 위해 대소 비교만을 연산하는 수식(2) 전체를 제공하여 수식 (3)에 표현된 제곱근 연산을 제거하였다.

3.3 flatness 블록

flatness 블록은 영상의 평균 휘도 계산, 히스토그램 생성과 누적 분포 연산 그리고 평균 휘도에 따른 Flatness Index Map 연산을 사용한 윤곽선 추출을 수행한다.

그림 4에 flatness 블록의 세부 블록도를 나타내었다. 세부 블록도 중에서 flatness_3line 블록은 3x3 마스크를 사용하기 때문에 이를 위해 대칭적 화소 확장 블록을 추가하였다. 그리고 로컬 시그마 필터 연산에서 사용되는 5x5 마스크와 Flatness Index Map 연산에서 사용되는 3x3 마스크의 그룹 딜레이 (Group Delay) 동기화를 위해 메모리 컨트롤러를 사용해 1 행이 지연되도록 하였다.

flatness 블록의 연산 순서 다음과 같다.

- ①. 입력 영상의 평균 휘도 계산
- ②. Adaptive Linear Curve를 사용하여 평균 휘도에 따라 적응적으로 임계치(hist_th) 선택
- ③. 히스토그램을 생성하고 hist_th에 의해 CDF 연산을 통해 주소 번지 선택(percent_index)
- ④. 다음 프레임의 영상에 percent_index를 적용하여 Flatness Index Map 연산을 수행해 윤곽선 검출
- ⑤. 추출된 윤곽선 정보를 사용해 로컬 시그마 필터 연산 수행

연산을 위해 입력 픽셀의 누적 합을 계산한다. 영상의 입력이 끝나는 순간 State 2로 전환되며, State 2에서는 Flatness Index Map에 사용될 값인 percent_index 연산이 수행된다. percent_index를 구하기 위해서는 State 1에서 계산한 픽셀 누적 합과 이미지 사이즈의 나눗셈 연산을 통한 평균 휘도를 계산하고, 평균 휘도를 Adaptive Linear Curve에 대입하여 hist_{th}를 계산 한다. State 2에서는 평균 휘도, hist_{th} 계산을 포함하는 2번의 나눗셈과 함께 4번의 곱셈 연산이 수행된다. 나눗셈 연산은 직렬 나눗셈기인 serial_divider 블록을 통해 연산되며 곱셈 연산은 hist_{th} 블록에 내장된 직렬 곱셈기를 통해 연산된다. 나눗셈과 곱

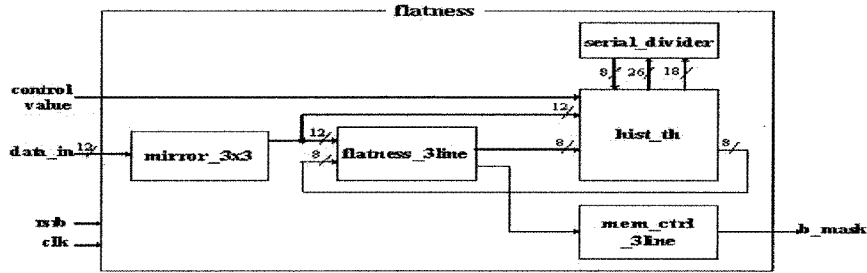


그림 4. flatness 블록의 세부 블록도
Fig.4. The detailed block diagram of the flatness block

3.3.1 hist_th 블록

hist_th 블록에서는 평균 휘도 계산과 hist_th 선택 그리고 히스토그램 생성과 CDF 연산을 수행한다. 이 블록은 FSM (Finite State Machine) 설계 기법을 사용해 설계하였다 [11][12]. FSM 설계 기법을 사용해 설계하기 위해 가장 먼저 고려해야 할 것이 상태 천이이다. 그림 5에 hist_th 블록의 상태 천이도를 나타내었다 [12].

hist_th 블록은 상태 천이도에 의해 5 가지 상태가 순차적으로 수행된다. State 0인 대기상태에서 영상이 입력되는 순간 State 1로 전환된다.

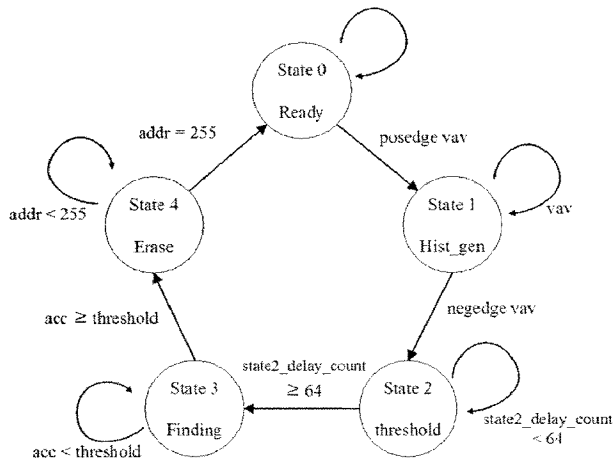


그림 5. hist_th 블록의 상태도 [12]
Fig.5. The state diagram of the hist_th block [12]

또한, State 1에서는 히스토그램을 생성하고, 평균 휘도

셈 모두 직렬 연산을 수행하므로 하나의 타이밍 변수를 사용해 2번의 나눗셈과 4번의 곱셈 연산 모두를 제어할 수 있다. 또한, 타이밍 카운터를 사용해 나눗셈과 곱셈을 나눗셈기 1개, 곱셈기 1개로 공유하여 연산이 가능하다. 아래 그림 6에 나눗셈과 곱셈 연산을 위한 타이밍도를 나타내었다. 나눗셈 타이밍과 곱셈 타이밍을 나타내는 숫자는 하나의 타이밍 변수를 나타낸다.

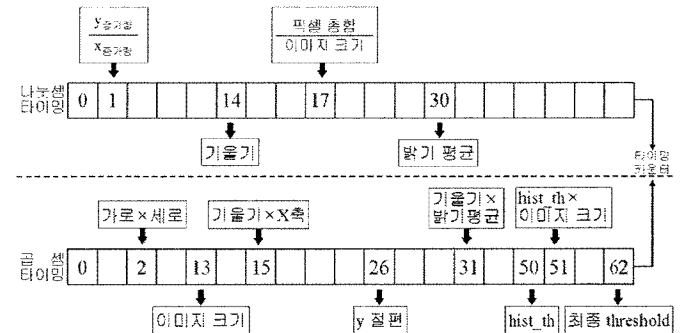


그림 6. 곱셈과 나눗셈의 공유 타이밍
Fig.6. The shared timing of the multiplication and the division

곱셈과 나눗셈 계산을 통해 최종 임계치를 계산한 뒤, State 3으로 상태가 천이된다. State 3에서는 State 2에서 생성한 히스토그램을 누적하여 CDF를 계산하고, 최종임계치와 비교연산을 통해 percent_index를 계산한다. percent_index를 계산하고 한 뒤, 마지막 단계인 State 4를 통해 히스토그램 메모리 초기화를 수행한다.

3.3.2 flatness_3line 블록

flatness_3line 블록은 12 bit 3 행 데이터와 hist_th 블록

에서 계산한 percent_index가 입력으로 사용된다.

flatness_3line 블록은 Flatness Index Map를 사용해 영상의 윤곽선을 추출한다. 이 때 블록의 입력 값인 percent_index 값을 사용하여 이 값보다 작은 값은 평탄 영역으로 판단하여 출력 결과에 '0'을 할당하고, 큰 값은 윤곽선 영역으로 판단하여 '1'을 할당한다. 이와 같이 Flatness Index Map를 바탕으로 연산하는 flatness_3line 블록은 윤곽선 추출과 함께 이진 영상을 생성한다. 여기서 percent_index는 hist_th 블록에서 출력 값으로 이전 프레임에 대해 생성된 히스토그램을 누적한 CDF와 비교하여 percent_index보다 크지 않은 주소변지를 나타낸다.

3.4 합성 결과

표 1은 본 논문에서 제안한 노이즈 제거 장치의 하드웨어 합성 결과이다. 합성 결과 약 6만 8천개 가량의 gate가 합성되었으며, 이것은 TSMC 0.13um Library 에서 2-input NAND gate를 기준으로 환산한 결과이다.

표 1. 합성 결과
Table 1. Synthesis results

Synopsis Design Analyzer		
Library	TSMC 0.13um ASIC Library	
Operation condition	Worst case	
Operation Frequency	50 MHz	
Gate Counts		
	Block	[#]
pre-processing	rand_num_gen	1,155
	mem_ctrl_5lines	3,588
	mirror_extension	5,945
flatness	mirror_extension_3x3	2,142
	flatness_3line	3,720
	hist_th	6,136
	serial_divider	1,244
local_sigma	mem_ctrl_3line	1,750
	local_sigma	37,582
delay_cbc	mem_ctrl_3lines	2,454
	delay_cbc	3,167
Total Gates		68,881

IV. 시뮬레이션 결과

4.1 윈도우 테스트 프로그램 시뮬레이션

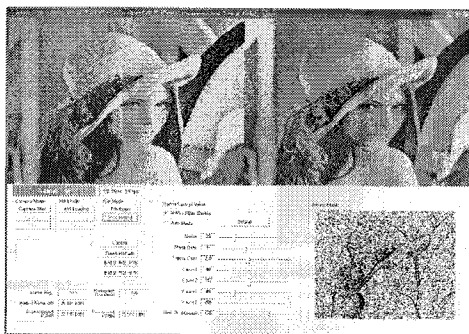


그림 7. 윈도우 테스트 프로그램
Fig.7. Window test program

그림 7은 설계된 시스템에 대한 시뮬레이션을 확인하기 위해 제작한 윈도우 테스트 프로그램 (Window test program) 이다. 이 프로그램을 사용해 노이즈가 없는 스틸 이미지에 임의의 가우시안 노이즈를 추가하여, 설계한 시스템의 성능을 검증하였다. 그림 7의 좌측화면이 lenna 영상에 가우시안 노이즈를 추가한 영상이며, 우측화면이 로컬 시그마 필터를 사용해 노이즈를 제거한 그림이다. 그리고 우측하단 이진 영상은 Flatness Index Map의 결과로 로컬 시그마 필터링이 수행될 픽셀은 검은색으로 표시되어 있다. 윈도우 프로그램과 lenna 영상을 사용하여 제안한 필터 프로그램을 검증하였다. 표 2는 lenna 영상의 휘도 신호에 5dB부터 30dB까지의 가우시안 (Gaussian) 노이즈를 5dB 단위로 추가하여 제안한 필터 시스템과 3x3 평균 필터, 5x5 평균 필터 연산에 대해 측정된 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)을 나타낸 것이다.

표 2. Lenna 영상에 대한 가우시안 노이즈 제거
Table 2. Reduction of gaussian noises for Lenna image

추 가 된 노 이 즈 의 양[dB]	PSNR		
	3x3 Mean Filter	5x5 Mean Filter	Proposed Filter
5	31.866	28.844	31.882
10	31.791	28.831	31.704
15	31.557	28.793	31.305
20	30.861	28.634	30.258
25	29.238	28.233	28.023
30	26.397	27.205	24.593

표 2에 나타낸 실험 결과에 의하면 제안된 필터 시스템은 20dB의 가우시안 노이즈에 대해 매우 유사한 성능을 보인다. 하지만 25dB 이상의 경우에는 PSNR이 3x3 평균 필터에 비해 감소하는 것을 확인 할 수 있다. 제안된 필터 시스템은 휘도 평균에 의한 선택적 필터 연산을 수행하며, 많은 양의 노이즈가 추가되는 것은 영상의 평균휘도가 증가한다는 것을 의미한다. 제안된 필터 시스템은 25dB 이상의 노이즈에서 높은 휘도 평균에 의해 윤곽선과 평탄 영역에 대해 잘못된 판단을 하는 경우가 발생하며 PSNR이 감소하는 결과를 나타내었다.

4.2 Experimental results

본 논문에서 제안한 적응적 로컬 시그마 필터의 실제 검증 위해 FPGA Demonstration board, 1280x720 이미지 사이즈와 30 frames/second의 처리 속도를 갖는 CMOS 이미지 센서를 사용해 실제 하드웨어에서 동작을 검증하였다. 제안된 필터 시스템은 평균 휘도에 의해 선택적으로 필터 연산을 수행하기 때문에 일반적인 영상에서는 윤곽선이 많이 유지된다는 장점이 있다. 이를 확인하게 위해 필터 연산의 결과에서 윤곽선의 기울기를 측정하였다.

그림 8-(a)는 휘도 평균이 38인 입력 영상이고, 그림 8-(b)는 입력 영상 중 일부를 확대한 그림이다. 제안한 필터 시스템은 Adaptive Linear Curve의 임계치인 48 이하의

값은 모든 영역을 윤곽선으로 판단하고 로컬 시그마 필터 연산을 수행하기 때문에 이를 확인하기 위해 확대한 영상 중 윤곽선의 기울기 측정을 통하여 필터 연산의 여부를 확인하였다. 그림 8-(c)는 그림 8-(b)의 붉은 선에 대한 1차원 그래프이며, 그림 8-(d)는 제안한 필터 시스템의 결과 영상에 대한 1차원 그래프이다. 그리고 그림 8-(e)는 3x3 마스크에 의한 평균 필터의 결과 영상에 대한 1차원 그래프이며, 그림 8-(f)는 5x5 마스크에 의한 평균 필터 결과의 1차원 그래프이다. 기울기 측정을 위해 1차원 그래프에서 윤곽선에 해당하는 4번 픽셀부터 7번 픽셀까지의 기울기를 확인한 결과, 입력 영상은 10.34, 제안한 필터 시스템은 11.64, 3x3 평균 필터는 11 그리고 5x5 평균 필터는 6.67이 도출되었다. 시그마 필터는 분산이 큰 값은 제외하여 필터 연산을 수행하기 때문에 입력 영상에서 기울기가 증가하였으며, 모든 픽셀에 대해 평균을 취하는 평균 필터와 비교하여 윤곽선이 보존됨을 알 수 있다.

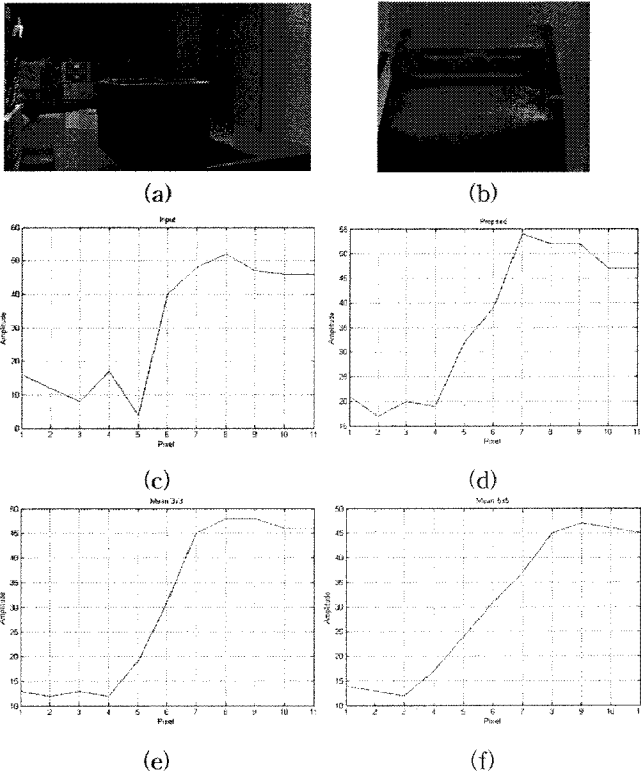


그림 8. (a) 휘도 평균이 38인 입력 영상, (b) 확대 영상, (c) 입력 영상의 1차원 그래프, (d) 제안된 필터링 결과, (e) 3x3 평균 필터 결과, (f) 5x5 평균 필터 결과

Fig.8. (a) Input image with luma average 38, (b) Zoomed image, (c) 1-D Graph of Zoomed image, (d) Result of proposed filtering, (e) Result of 3x3 mean filtering, (f) Result of 5x5 mean filtering

그림 9-(a)는 휘도 평균이 77인 입력 영상으로 Adaptive Linear Curve에 의해 선택적으로 필터링을 수행한다. 그림 9-(b)는 입력 영상 중 일부를 확대한 그림이며, 그림 9-(c)는 그림 9-(b)의 붉은 선에 대한 1차원 그래프이고, 그림

9-(d)는 제안한 필터 시스템의 결과에 대한 1차원 그래프이다. 그림 9-(e)는 3x3 평균 필터 결과의 1차원 그래프이며, 그림 9-(f)는 5x5 평균 필터 결과의 1차원 그래프이다. 각각의 1차원 그래프에서 윤곽선에 해당하는 4번 픽셀부터 7번 픽셀까지의 기울기를 계산한 결과, 각각 6, 5, 4.64, 3.34를 확인하였다. 제안한 필터 시스템은 휘도 평균이 77인 경우 선택적으로 필터링을 하기 때문에 윤곽선의 기울기가 감소하게 된다.

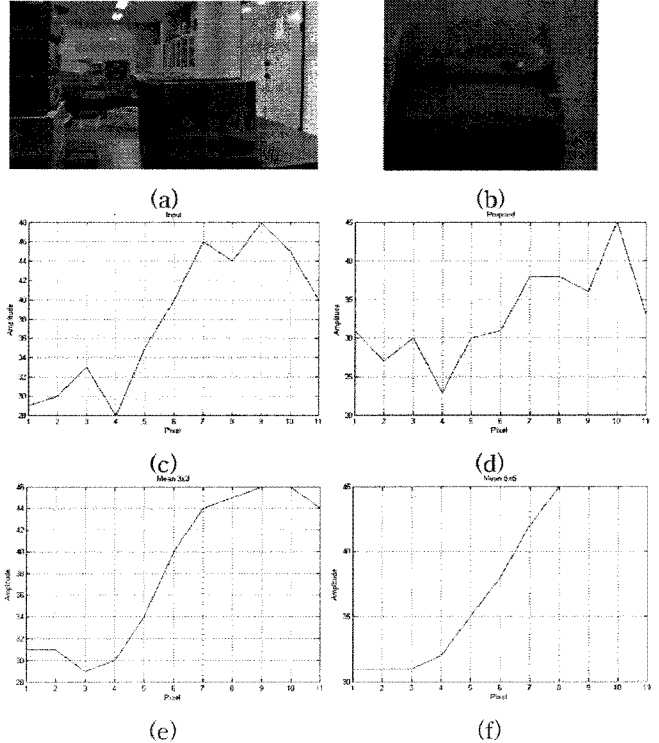


그림 9. (a) 휘도 평균이 77인 입력 영상, (b) 확대 영상, (c) 입력 영상의 1차원 그래프, (d) 제안된 필터링 결과, (e) 3x3 평균 필터 결과, (f) 5x5 평균 필터 결과

Fig.9. (a) Input image with luma average 38, (b) Zoomed image, (c) 1-D Graph of Zoomed image, (d) Result of proposed filtering, (e) Result of 3x3 mean filtering, (f) Result of 5x5 mean filtering

그림 10은 118인 입력 영상에 대한 실험 결과이다. 그림 10-(a)는 입력 영상이고, 그림 10-(b)는 확대 영상, 그림 10-(c)는 확대 영상 중 붉은 선에 대한 1차원 그래프이고, 그림 10-(d)는 제안한 필터 시스템의 결과에 대한 1차원 그래프, 그림 10-(e)는 3x3 평균 필터에 대한 1차원 그래프 그리고 그림 10-(f)는 5x5 평균 필터에 대한 1차원 그래프이다. 각각의 1차원 그래프에서 윤곽선의 기울기는 29.5, 26.5, 18, 9.5이다. Adaptive Linear Curve에 의해 입력 영상의 대부분이 평탄영역으로 판단되었기 때문에 제안한 그래프의 출력은 입력 영상과 매우 유사하다. 평균 필터는 모든 픽셀에 대해 필터 연산을 수행하였기에, 제안한 필터 시스템의 결과보다 기울기가 많이 감소하였음을 알 수 있다.

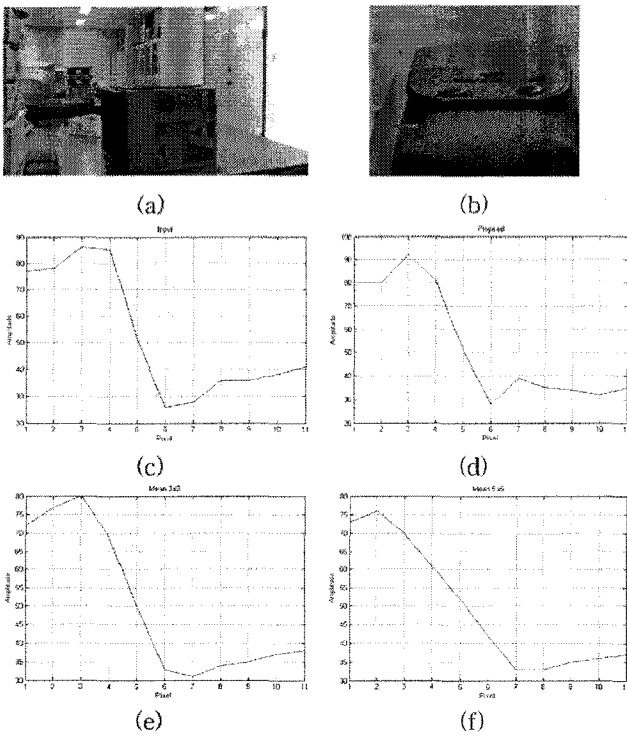


그림 10. (a) 휘도 평균이 118인 입력 영상, (b) 확대 영상, (c) 입력 영상의 1차원 그래프, (d) 제안된 필터링 결과, (e) 3x3 평균 필터 결과, (f) 5x5 평균 필터 결과

Fig.10. (a) Input image with luma average 38, (b) Zoomed image, (c) 1-D Graph of Zoomed image, (d) Result of proposed filtering, (e) Result of 3x3 mean filtering, (f) Result of 5x5 mean filtering

V. 결론

본 논문에서는 제안한 이미지 센서에 의해 발생하는 노이즈를 제거하기 위한 필터 시스템은 하드웨어로 설계 하였으며, 약 6만 8천 gate의 크기를 가진다. 제안된 필터 시스템은 평균 휘도에 의한 선택적 필터 연산과 로컬 시그마 필터 연산의 장점으로 인해 윤곽선 보존에 뛰어나다. 본 논문에서 제안한 필터 시스템은 모바일 폰과 디지털 카메라와 같이 휴대용 장치에 포함되는 영상 처리 프로세서를 목표로 하여 설계되었으며, 이를 위해 작은 하드웨어 사이즈를 갖도록 하였다. 이외에도 작은 하드웨어 사이즈를 활용하여 방법 카메라와 같은 주변이 어두운 환경에서 촬영을 수행하는 영상 장치에 사용된다면 제안한 노이즈 제거 장치의 성능을 더욱 효율적으로 사용할 수 있으리라 기대한다.

참고 문헌

[1] Junichi Nakamura, Image Sensors And Signal Processing For Digital Still Camera, CRC Pr I Llc, 2005.
 [2] Andrew Adams, Natasha Gelfand, Kari Pulli, "Viewfinder Alignment," Eurographics Conferences, Vol.27, No.2, pp.599~606, 2008.
 [3] Rastislav Lukaca, Bogdan Smolkab, Konstantinos N.

Plataniotisa and Anastasios N. Venetsanopoulos, "Vector sigma filters for noise detection and removal in color images," Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol.17, Issue 1, pp.1~26, 2006.
 [4] 김병현, 장원우, 신선미, 양훈기, 강봉순, "로컬 시그마 필터를 사용한 영상의 노이즈 제거 장치 구현," 한국신호처리시스템학회 2009년도 추계 학술대회 논문집, 제10권, 2호, pp.298~301, Nov. 2009.
 [5] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Steven L. Eddins, Digital Image Processing using MATLAB, pearson Prentice Hall, 2004.
 [6] 정성환, 김남철, "국부통계를 이용한 적응 시그마 필터의 영상복원 알고리즘," 대한전자공학회 학술대회 논문집 제9권 2호, pp. 378~380. Jan. 1986.
 [7] 정성환, 김남철, "국부통계를 이용한 시그마 필터의 적응 영상복원," 전자공학회논문지, 제25권, 3호, pp.322~326, Mar. 1988.
 [8] 구미란, 한학용, 이성목, 강봉순, 강대성, "시그마 필터를 이용한 영상 노이즈 제거," 제22회 한국신호처리합동학술대회 논문집, 제22권, 1호, pp.72~80, Sep. 2009.
 [9] 김병현, 장원우, 이성목, 광부동, 강봉순, "영상의 윤곽선 정보에 의한 잡음제거 필터 구현," 2010년 SoC 학술대회 논문집. (발표 예정)
 [10] K. Jack, Video Demystified : a handbook for the digital engineer 2nd edition, LLH Technology, 1996.
 [11] D. Smith, HDL Chip Design, Doone Publications, 1996.
 [12] 김병현, 장원우, 안호필, 하주영, 강봉순, "Single Port SRAM을 이용한 히스토그램의 구현," 한국신호처리시스템학회 2009년도 하계 학술대회 논문집, 제10권, 1호, pp.54~57, June 2009.



김 병 현(Byung-hyun Kim)

2009년 2월 동아대학교 전기전자컴퓨터 공학부 전자공학과(공학사)
 2009년 3월 ~ 현재 동아대학교 전자공학과 석사과정

※관심분야 : 영상신호처리, SoC 설계, 3D Stabilization



곽 부 동(Boo-dong Kwak)

1999년 2월 동아대학교 전기전자 컴퓨터공학부 전자공학과(공학사)
 2001년 2월 동아대학교 전자공학과 (공학석사)

2001년 3월~현재 삼성전기 중앙연구소 책임연구원
 2008년 9월~현재 동아대학교 전자공학과 박사과정
 ※관심분야 : 영상신호처리, SoC설계 및 무선통신



한 학 용 (Hag-yong Han)

1994년 2월 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부
전자공학과(공학사)
1998년 2월 동아대학교 전자공학과(공학석사)
2004년 8월 동아대학교 전자공학과(공학박사)

2006년 7월~2007년 11월 부산대학교 영생IT산학공동사업단 Post-Doc
2008.3~현재 동아대학교 BK21 계약교수(멀티미디어 연구센터)

※관심분야 : Pattern recognition, audio /image /video processing,
DSP application



강 봉 순 (Bong-soon Kang)

1985년 연세대학교 전자공학과(공학사)
1987년 미국 University of Pennsylvania
전기공학과(공학석사)
1990년 미국 Drexel University 전기 및
컴퓨터공학과(공학박사)

1989년~1999년 삼성전자 반도체 수석연구원
1999년~현재 동아대학교 전자공학과 교수
2006년~현재 멀티미디어 연구센터 소장
2006년~현재 2단계 BK21 사업팀장

※관심분야 : VLSI algorithm/architecture design, image/video
processing, and wireless communication.



이 기 동 (Gi-dong Lee)

1989년 부산대학교 전자공학과 (공학사)
1991년 부산대학교 전자공학과 (공학석사)
2001년 부산대학교 전자공학과 (공학박사)
1991년~1997년 삼성SDI LCD R&D 연구원

2001년~2003년 Kent State University Research Fellow
2003년~2004년 LG Display 사외 위촉 교수
2004년~현재 동아대학교 전자공학과 부교수

※관심분야 : 디스플레이 소자
