



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2015-0032822  
(43) 공개일자 2015년03월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

H04N 5/21 (2006.01)

(21) 출원번호 10-2014-0125265

(22) 출원일자 2014년09월19일

심사청구일자 없음

(30) 우선권주장

13306287.7 2013년09월20일

유럽특허청(EPO)(EP)

13306804.9 2013년12월20일

유럽특허청(EPO)(EP)

(71) 출원인

툼슨 라이센싱

프랑스 92130 이쎬레블리노 잔 다르크 뒤편 1-5

(72) 발명자

호에렌트롭, 잡스트

독일 30625 하노버 칼-비헤르트-알리 74

셀로세르, 마르쿠스

독일 30625 하노버 칼-비헤르트-알리 74

(74) 대리인

양영준, 전경석, 백만기

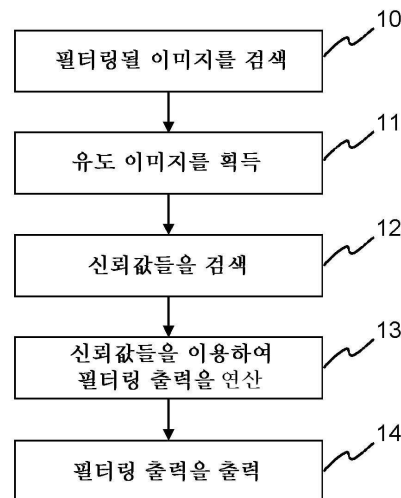
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 이미지를 필터링하기 위한 방법 및 장치

### (57) 요약

유도 이미지 필터(guided image filter)를 이용하여 이미지를 필터링하기 위한 방법 및 장치(20)가 설명된다. 필터(22)는 유도 이미지를 이용하여 필터링 출력을 연산한다. 필터링 출력을 연산하기(13) 위해 필터 입력에 연관된 신뢰값들이 고려된다. 신뢰도 가중 평균화는 신뢰값들을 이용하여 수행된다.

대표도 - 도1



## 특허청구의 범위

### 청구항 1

유도 이미지 필터(guided image filter)를 이용하여 이미지를 필터링하기 위한 방법으로서,  
필터링 출력은 유도 이미지를 이용하여 연산되고, 필터 입력에 연관된 신뢰값들은 상기 필터링 출력을 연산하기 (13) 위해 고려되는 것  
을 특징으로 하는 이미지 필터링 방법.

### 청구항 2

제1항에 있어서,  
상기 필터링 출력을 연산하는 것은 윈도우에서 상기 유도 이미지의 선형 변환을 포함하는, 이미지 필터링 방법.

### 청구항 3

제2항에 있어서,  
상기 변환은 선형 변환인 이미지 필터링 방법.

### 청구항 4

제2항 또는 제3항에 있어서,  
상기 필터링 출력을 연산하는 것은 상기 필터 입력 값들에 연관된 상기 신뢰값들에 따라 나머지를 가중하는 회귀선(regression line)을 연산하는 단계를 포함하는, 이미지 필터링 방법.

### 청구항 5

제2항 내지 제4항 중 어느 한 항에 있어서,  
상기 필터링 출력은 개별 윈도우들의 계수들의 신뢰도 가중 평균화를 이용하여 연산되는, 이미지 필터링 방법.

### 청구항 6

제2항 내지 제5항 중 어느 한 항에 있어서,  
윈도우의 기여도는 윈도우 신뢰도에 따라 가중되는, 이미지 필터링 방법.

### 청구항 7

제6항에 있어서,  
상기 윈도우 신뢰도는 상기 윈도우 내의 상기 신뢰값들의 합계 또는 평균값인, 이미지 필터링 방법.

### 청구항 8

제2항 내지 제4항 중 어느 한 항에 있어서,  
윈도우의 기여도는 상기 윈도우의 중앙 픽셀의 신뢰도에 따라 가중되는, 이미지 필터링 방법.

### 청구항 9

유도 이미지 필터를 이용하여 이미지를 필터링하도록 구성된 장치(20)로서,  
상기 장치는 유도 이미지를 이용하여 필터링 출력을 연산하도록 구성된 필터(22)를 포함하고, 상기 필터(22)는 상기 필터링 출력을 연산하기(13) 위해 상기 유도 이미지에 연관된 신뢰값들을 고려하도록 구성된 것을 특징으로 하는 장치.

### 청구항 10

유도 이미지 필터를 이용하여 이미지의 필터링을 가능하게 하는 명령어들을 저장한 컴퓨터 판독가능 저장 매체로서,

상기 명령어들은 컴퓨터에 의해 실행될 때 상기 컴퓨터가 유도 이미지를 이용하여 필터링 출력을 연산하도록 야기하고, 필터 입력에 연관된 신뢰값들은 상기 필터링 출력을 연산하기(13) 위해 고려되는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 판독가능 저장 매체.

## 명세서

### 기술분야

[0001] 본 발명은 이미지를 필터링하기 위한 방법 및 장치에 관한 것으로, 더 구체적으로 유도 이미지 필터(guided image filter)를 이용하여 이미지를 필터링하기 위한 방법 및 장치에 관한 것이다.

### 배경기술

[0002] 최근에 이른바 유도 이미지 필터는 에지-보존 평활 필터(edge-preserving smoothing filter)로서 개발되었다. He 등의 "Guided Image Filtering", 2010년 ECCV'10(the 11th European conference on Computer vision) 회보, 페이지 1 내지 14를 참조. 필터링될 데이터를 위한 입력 외에도, 유도 이미지 필터는 필터링 프로세스를 촉진하는 유도 이미지를 위한 또 다른 입력을 제공한다. 그것은, 알파 매팅(alpha matting)(He 등의 "A Global Sampling Method for Alpha Matting", 2011년 IEEE 컨퍼런스 CVPR'11(the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition) 회보, 페이지 2049 내지 2056 참조) 등을 포함하는 넓은 범위의 애플리케이션들에서 효율적인 것으로 증명되었다. 유도 이미지 필터는 다수의 핵심 특성들 및 장점들을 갖는다. 제1 장점은 필터 입력에서의 미세한 세부사항을 보존한다는 것이다. 추가 장점은 필터링된 출력이 비교 가능한 필터들보다 더 높은 품질을 갖는다는 것이다. 예를 들어, 그것은 양방향 필터(Bilateral Filter)(Tomasi 등: "Bilateral Filtering for gray and color images", 1998년 IEEE ICCV(the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision) 회보, 페이지 839 내지 846 참조)와 같이 그라디언트 리버설(gradient reversal) 결합들로부터 어려움을 겪지 않는다. 최종적으로, 유도 이미지 필터는 매우 효율적인 구현을 지원한다. 그것의 복잡도는  $O(n)$ 이고, 여기서  $n$ 은 이미지에서의 픽셀의 수를 나타낸다. 특히, 이것은 연산 복잡도가 선택된 필터 커널(kernel)의 사이즈에 독립하다는 것을 의미한다. 다른 에지-보존 평활 필터는 이러한 특성을 갖지 않는다.

[0003] 신뢰도 인식 양방향 필터는, Jachalsky 등의 "Confidence evaluation for robust, fast-converging disparity map refinement", 2010년 IEEE ICME(the 2010 IEEE International Conference on Multimedia and Expo), 페이지 1399 내지 1404에서 개시된다. 잠재적인 그라디언트 리버설 결합들 외에도, 그것은 특히 더 큰 커널 사이즈에 대한 연산 복잡도로부터 어려움을 겪는다.

## 발명의 내용

### 과제의 해결 수단

[0004] 따라서 유도 이미지를 이용하여 이미지를 필터링하기 위한 향상된 해결책을 제안하는 것이 본 발명의 목적이다.

[0005] 본 발명에 따라, 이러한 목적은 유도 이미지 필터를 이용하여 이미지를 필터링하기 위한 방법에 의해 달성되고, 여기서 필터링 출력은 유도 이미지를 이용하여 연산된다. 필터 입력에 연관된 신뢰값들은 필터링 출력을 연산하기 위해 고려된다.

[0006] 그에 따라, 유도 이미지 필터를 이용하여 이미지를 필터링하도록 구성된 장치는 유도 이미지를 이용하여 필터링 출력을 연산하도록 구성된 필터를 포함하고, 이것은 또한 필터링 출력을 연산하기 위해 필터 입력에 연관된 신뢰값들을 고려하도록 구성된다.

[0007] 유사하게, 컴퓨터 판독가능 저장 매체는 유도 이미지 필터를 이용하여 이미지의 필터링을 가능하게 하는 명령어들을 그 안에 저장하고, 이 명령어들은 컴퓨터에 의해 실행될 때 컴퓨터가 유도 이미지를 이용하여 필터링 출력을 연산하도록 야기하며, 여기서 필터 입력에 연관된 신뢰값들이 필터링 출력을 연산하기 위해 고려된다.

[0008] 다수의 애플리케이션들에서, 신뢰도 맵은 필터링될 데이터를 동반한다. 신뢰값은 입력 데이터에서의 엘리먼트가 얼마나 신뢰 가능한지를 고려하는 측정을 제공한다. 제안된 해결책은 표준 유도 이미지 필터를 확장하여 그

러한 신뢰 정보를 이용한다. 결과적으로, 유도 이미지 필터의 출력 품질은 필터 입력과 연관된 신뢰도 데이터를 이용하여 향상된다. 특히, 이것은 유도 이미지 필터의 구현 복잡도  $O(n)$ 을 희생하지 않고 달성된다.

[0009] 유도 이미지 필터의 일 엘리먼트는 선형 회귀(linear regression) 분석이다. 본 발명에 따라, 가중된 선형 회귀는 신뢰값들이 가중치들로서 역할을 하는데 사용되는데, 즉 신뢰도 인식 유도 이미지 필터가 제안된다.

[0010] 유도 이미지 필터가 필터 입력에서의 미세한 세부사항들을 보존할 수 있는 평활 필터인 경우에, 유도 이미지 필터는 넓은 범위의 애플리케이션들에 적용 가능하다. 신뢰도 인식 유도 이미지 필터는 신뢰값과 동반되는 노이즈 데이터가 평활될 임의의 애플리케이션에, 예를 들어 알파 매팅, 디스페리티 추정, 컬러화(colorization), 광류(optical flow) 등에 유용하다. 제안된 확장 유도 이미지 필터는 최소의 연산 오버헤드를 갖고 그것의 복잡도  $O(n)$ 을 유지하면서 최종 필터 출력의 품질의 중요한 향상들을 가능하게 한다.

[0011] 알파 매팅의 경우에, www.alphamattting.com에서 제공된 트레이닝 데이터 세트(training data set)에 대하여, 제안된 신뢰도 인식 유도 이미지 필터는 표준 버전의 필터에 비교했을 때 생성된 알파 맵의 품질(SAD)을 평균적으로 약 28% 향상시킬 수 있다.

[0012] Jachalsky 등에 의해 제안된 신뢰도 인식 결합형 양방향 필터(Joint Bilateral Filter)에 비교하여, 신뢰도 인식 유도 이미지 필터는 더 높은 출력 품질을 제공한다.

[0013] 신뢰도 인식 유도 이미지 필터는 낮은 연산 복잡도 및 낮은 메모리 요구로 인해 이상적으로 모바일 디바이스에 적합하게 된다.

[0014] 더 바람직한 이해를 위하여, 본 발명은 이제 도면들을 참조하여 다음 설명에서 더 상세하게 설명될 것이다. 본 발명은 이 예시적인 실시예에 제한되지 않으며, 또한 구체화된 특징들은 첨부 청구항들에서 정의된 바와 같은 본 발명의 범위에서 벗어나지 않고 편의상 결합 및/또는 수정될 수 있다는 것이 이해된다.

### 도면의 간단한 설명

[0015] 도 1은 도시적으로 유도 이미지 필터를 이용하여 이미지를 필터링하기 위한 본 발명에 따른 방법을 예시한다.

도 2는 유도 이미지 필터를 이용하여 이미지를 필터링 하기 위한 본 발명에 따른 해결책을 구현하기 위해 적용된 장치를 도시한다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0016] 다음에서 유도 이미지 필터의 2개의 예시적인 구현들이 설명될 것이다. 유도 이미지 필터의 일 공식(전형적인 필터 공식)에서, 필터 출력  $q$ 는 그것의 이웃하는 픽셀들의 가중 평균으로서 공식화된다.

$$q_i = \sum_j W_{ij}(I) p_j.$$

[0017]

[0018] 여기서  $q_i$ 는 픽셀  $i$ 에 대한 필터 출력이고,  $p_j$ 는 픽셀  $j$ 에서의 필터 입력을 나타내며,  $W_{ij}(I)$ 는 유도 이미지  $I$ 로부터 연산된 픽셀  $i$ 와  $j$  사이의 가중치를 나타낸다. 이것은 전형적인 가중 평균 이미지 필터링 동작으로서 출력을 공식화한다. 특히, Tomasi 등의 양방향 필터의 출력은 동일한 공식을 갖는다. 또한, Jachalsky 등은 가중치  $W_{ij}$ 가 신뢰값에 의해 변조되는 양방향 필터의 신뢰도 인식 확장을 개시했다. 따라서, 유도 이미지 필터에 대한 동일한 접근을 채택하는 것은 또한 간단할 것으로 보일 수 있다. 유감스럽게도, 유도 이미지 필터의 이러한 전형적인 필터 공식은 그러한 접근을 덜 흥미롭게 하는 초선형(super-linear) 복잡도를 갖는다. 따라서, 본 발명은 연산 복잡도  $O(n)$ 을 제공하는 유도 이미지 필터의 기본 공식에 초점을 맞춘다. 이러한 선형 복잡도를 유지하는 것이 본 발명의 목표이다.

[0019] 다음은  $O(n)$ 의 구현 복잡도를 제공하는 유도 이미지 필터의 기본 공식의 간략한 개요를 제공한다. 더 상세한 세부사항은 He 등의 "Guided Image Filtering", 2010년 ECCV'10(the 11th European conference on Computer vision) 회보, 페이지 1 내지 14에서 찾을 수 있다. 2개의 경우가 구별된다.

[0020] 경우 1: 유도 이미지는 그레이 스케일 이미지이다.

[0021] 유도 이미지 필터는 필터 출력  $q$ 가 픽셀  $k$ 에서 센터링된 윈도우  $\omega_k$ 에서의 유도 이미지  $I$ 의 선형 변환이라는 것을 가정한다.

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k,$$

여기서  $I_i$ 는 유도 이미지에서의 픽셀  $i$ 를 나타내고,  $a_k$  및  $b_k$ 는  $\omega_k$ 에서의 일정할 것으로 가정된 일부 계수들을 나타낸다. 계수들을 결정하기 위하여, 유도 이미지 필터는 필터 입력  $p$ 와 그것의 출력  $q$  사이의 차이를 최소화 하는 해결책을 찾는다. 개별비용 함수(specific cost function)는 다음과 같다.

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2),$$

여기서  $\varepsilon$ 은 계수  $a_k$ 가 너무 커지게 되는 것을 방지하는 정규화(regularization) 파라미터이다. 최적화 계수들은 다음의 선형 회귀를 통해 연산될 수 있다.

$$a_k = \frac{\bar{I} p_k - \bar{I}_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon}$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \bar{I}_k.$$

여기서,  $\bar{I} p_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i$ 는  $\omega_k$ 에서의  $I_i$  및  $p_i$ 의 평균 곱(mean product)을 나타내고,  $\bar{I}_k$  및  $\sigma_k^2$ 는  $\omega_k$ 에서의  $I$ 의 평균 및 분산이며,  $|\omega|$ 는  $\omega_k$ 에서의 픽셀의 수를 나타내고,  $\bar{p}_k$ 는  $\omega_k$ 에서의  $p$ 의 평균을 나타낸다.

$q_i$ 는 하나를 초과하는 윈도우  $\omega_k$ 에 포함되기 때문에, 유도 이미지 필터는 모든 윈도우들의 평균 출력으로서 최종 필터 출력을 표현한다:

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i,$$

여기서

$$\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} a_k$$

$$\bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} b_k.$$

경우 2: 유도 이미지가 3채널 컬러 이미지이다.

그레이 스케일 경우에 있어서, 유도 이미지 필터는 필터 출력  $q$ 가 픽셀  $k$ 에서 센터링된 윈도우  $\omega_k$ 에서의  $I$ 의 선형 변환인 것으로 가정한다:

$$q_i = \mathbf{a}_k^T \mathbf{I}_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k,$$

여기서  $\mathbf{I}_i$ 는 이제 유도 이미지에서의 픽셀  $i$ 의 컬러를 나타내는  $3 \times 1$  벡터이고,  $\mathbf{a}_k$ 는  $\omega_k$ 에 대한  $3 \times 1$  계수 벡터

이다. 다시 말해서,  $a_k$  및  $b_k$ 는  $\omega_k$ 에서 일정할 것으로 가정되고 선형 회귀에 의해 다음과 같이 연산 된다.

$$a_k = (\Sigma_k + \varepsilon U)^{-1}(\bar{I} \bar{p}_k - \bar{I}_k \bar{p}_k)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k^T \bar{I}_k.$$

$\Sigma_k$ 는  $\omega_k$ 에서의  $I$ 의  $3 \times 3$  공분산 매트릭스(covariance matrix)를 나타낸다. 그것의 엘리먼트는

$$\Sigma_k^{(m,n)} = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i^{(m)} \cdot I_i^{(n)} - \frac{1}{|\omega|} \left( \sum_{i \in \omega_k} I_i^{(m)} \right) \cdot \frac{1}{|\omega|} \left( \sum_{i \in \omega_k} I_i^{(n)} \right),$$

와 같이 연산될 수 있고, 여기서  $|\omega|$ 는  $\omega_k$ 에서의 픽셀의 수를 나타내고,  $I_i^{(x)}$ 는 픽셀  $i$ 에서의  $I$ 의 컬러 채널  $x$ 의 값을 나타낸다.

그레이 스케일 경우에 있어서,  $q_i$ 는 하나를 초과하는 윈도우  $\omega_k$ 에 포함되기 때문에, 유도 이미지 필터는 픽셀  $i$ 를 포함하는 모든 윈도우들의 평균화된 출력으로서 최종 필터 출력을 표현한다:

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k^T I_i + b_k) = \bar{a}_i^T I_i + \bar{b}_i,$$

여기서

$$\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} a_k$$

$$\bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} b_k.$$

다음에서 수정된 신뢰도 가중 선형 회귀가 설명될 것이다.

상기에서 알 수 있듯이, 유도 이미지 필터에서의 표준 선형 회귀는 고려될 일부 입력  $p_i$ 가 얼마나 신뢰 가능한지를 고려하지 않는다. 회귀선(regression line)은 모든  $p_i$ 가 동등하게 신뢰 가능하다는 가정 하에서 연산된다. 어느 나머지들도 동등하게 가중된다. 제안된 본 발명은  $p_i$ 에 연관된 신뢰도에 따라 나머지들을 가중하는 회귀선들을 연산함으로써 이러한 제한을 극복한다. 다수의 애플리케이션들에서, 그러한 신뢰도 데이터는 필터링될 데이터와 함께 이전 프로세싱 스테이지에서 생성되고, 그에 따라 용이하게 이용가능하게 된다. 그레이 스케일 이미지의 경우에서, 계수들은 다음 에너지를 최소화함으로써 연산된다.

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} (c_i (a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2),$$

여기서  $c_i$ 는 필터 입력  $p_i$ 에 연관된 신뢰도를 나타낸다. 가중 선형 회귀 계수들의 연산은 당해 분야에 공지되어 있다. 일반적으로, 임의의 평균화 동작은 가중 평균 동작에 의해 대체된다. 본 발명은 가중치들로서 신뢰값을 사용하기 때문에, 가중 평균값은 다음과 같이 연산된다:

$$\tilde{X}_k = \frac{\sum_i X_i c_i}{\sum_i c_i},$$

여기서  $X$ 는 평균화될 양을 지칭한다.

다음은 그레이 스케일 경우 및 컬러 경우 모두에 대한 결과를 설명한다.

본 발명의 일 측면에 따라, 그레이 스케일 경우에 대한 수정된 계수  $\tilde{a}_k$  및  $\tilde{b}_k$ 는 다음과 같이 연산된다.

$$\tilde{a}_k = \frac{\tilde{I}p_k - \tilde{I}_k \tilde{p}_k}{\tilde{\sigma}_k^2 + \varepsilon}$$

$$\tilde{b}_k = \tilde{p}_k - \tilde{a}_k \tilde{I}_k,$$

여기서

$$\tilde{I}p_k = \frac{\sum_i I_i p_i c_i}{\sum_i c_i}$$

$$\tilde{I}_k = \frac{\sum_i I_i c_i}{\sum_i c_i}$$

$$\tilde{p}_k = \frac{\sum_i p_i c_i}{\sum_i c_i}$$

$$\tilde{\sigma}_k^2 = \frac{\sum_i c_i (I_i - \tilde{I}_k)^2}{\sum_i c_i}.$$

유사하게, 컬러 경우에 대한 수정된 계수  $\tilde{a}_k$  및  $\tilde{b}_k$ 는 다음과 같이 연산된다.

$$\tilde{a}_k = (\tilde{\Sigma}_k + \varepsilon \mathbf{U})^{-1}(\tilde{\mathbf{I}}p_k - \tilde{\mathbf{I}}_k \tilde{p}_k)$$

$$\tilde{b}_k = \tilde{p}_k - \tilde{\mathbf{a}}_k^T \tilde{\mathbf{I}}_k,$$

여기서

$$\widetilde{\mathbf{I}}p_k = \frac{\sum_i \mathbf{I}_i p_i c_i}{\sum_i c_i}$$

$$\tilde{\mathbf{I}}_k = \frac{\sum_i \mathbf{I}_i c_i}{\sum_i c_i}$$

$$\tilde{p}_k = \frac{\sum_i p_i c_i}{\sum_i c_i}.$$

[0060] 여기서,  $\tilde{\Sigma}_k$  는  $\omega_k$ 에서의 I의 신뢰도 가중 공분산 매트릭스를 나타낸다. 그것의 엘리먼트는 다음에 의해 연산될 수 있다.

$$\tilde{\Sigma}_k^{(m,n)} = \frac{\sum_i I_i^{(m)} \cdot I_i^{(n)} c_i}{\sum_i c_i} - \frac{\sum_i I_i^{(m)} c_i}{\sum_i c_i} \cdot \frac{\sum_i I_i^{(n)} c_i}{\sum_i c_i}.$$

[0061]

[0062] 픽셀  $q_i$ 가 하나를 초과하는 윈도우  $\omega_k$ 에 포함되기 때문에, 표준 유도 이미지 필터에 따라, 개별 윈도우들의 계수들은 최종 출력  $q_i$ 를 연산하기 위해 평균화된다. 본 발명의 또 다른 측면에 따라, 출력  $q_i$ 는 신뢰도 가중 평균화에 의해 연산된다.

[0063] 본 발명의 일 실시예에서, 윈도우의 기여도는 그것의 윈도우 신뢰도, 예를 들어 윈도우 내의 신뢰값들의 합(또는 동등한 평균)에 따라 가중된다. 이러한 경우에, 계수들은 다음에 의해 연산된다.

$$\bar{a}_i = \frac{\sum_{k:i \in \omega_k} \tilde{a}_k c_k}{\sum_{k:i \in \omega_k} c_k}$$

$$\bar{b}_i = \frac{\sum_{k:i \in \omega_k} \tilde{b}_k c_k}{\sum_{k:i \in \omega_k} c_k},$$

[0064]

[0065] 여기서

$$c_k = \sum_{i \in \omega_k} c_i.$$

[0066]

[0067] 본 발명의 또 다른 실시예에서, 윈도우의 기여도는 중앙 픽셀의 신뢰도에 따라 가중된다. 이러한 경우에, 계수들은 다음에 의해 연산된다.

$$\bar{a}_i = \frac{\sum_{k:i \in \omega_k} \tilde{a}_k c_k}{\sum_{k:i \in \omega_k} c_k}$$

$$\bar{b}_i = \frac{\sum_{k:i \in \omega_k} \tilde{b}_k c_k}{\sum_{k:i \in \omega_k} c_k}.$$

[0068]

[0069] 여기서,  $c_k$ 는 윈도우  $\omega_i$ 에서의 중앙 픽셀에 연관된 신뢰값을 나타낸다.

[0070] 상기 마지막 5개의 식들은 그레이 스케일 및 컬러 경우에 적용된다. 그레이 스케일의 경우에서,  $a_k$ ,  $b_k$ ,  $\tilde{a}_i$  및  $\tilde{b}_i$  는 스칼라 값인 반면에 컬러 경우에 대해 그것들은  $3 \times 1$  벡터이다.



[0071] 그레이 스케일 경우에서, 최종 필터 출력은 다음과 같이 연산된다.

$$q_i = \tilde{a}_i l_i + \tilde{b}_i,$$

[0072]

[0073] 반면에 컬러 경우에서, 최종 필터 출력은 다음과 같이 연산된다.

$$q_i = \tilde{a}_i^T I_i + \tilde{b}_i.$$

[0074]

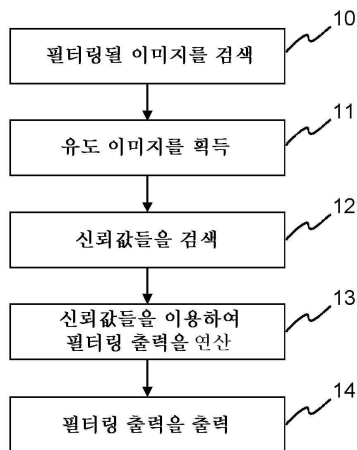
[0075] 유도 이미지 필터를 이용하여 이미지를 필터링하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 방법은 도 1에 예시된다. 제1 단계에서, 필터링될 이미지가 검색된다(10). 그 후 필터링될 이미지 또는 상이한 이미지일 수 있는 유도 이미지가 획득된다(11). 그 후 필터 입력에 연관된 신뢰값이 검색된다(12). 신뢰값은 필터링 출력을 연산하기(13) 위해 고려된다. 최종적으로, 연산된 필터링 출력이 이용가능하게 된다(14).

[0076]

도 2는 유도 이미지 필터를 이용하여 이미지를 필터링하기 위한 본 발명에 따른 해결책을 구현하도록 적용된 장치(20)의 일 실시예를 도시적으로 예시한다. 본 장치는 예를 들어, 연결된 저장소로부터 또는 네트워크로부터, 필터링될 이미지를 검색하고(10), 유도 이미지를 획득하고(11), 필터 입력에 연관된 신뢰값들을 검색하기(12) 위해 하나 이상의 입력 유닛을 포함하는 입력(21)을 갖는다. 신뢰값들이 다른 입력 데이터에 기초한 장치에 의해 연산되거나, 또는 하나를 초과하는 입력이 다양한 입력 데이터를 검색하기 위해 사용되는 것이 마찬가지로 가능하다. 또한, 데이터는 장치(20)의 내부 저장소로부터 획득될 수 있다. 필터(22)는 신뢰값을 고려하여 필터링 출력을 연산한다(13). 결과 필터링 출력은 출력(23)에서 이용가능하게 된다(14). 필터(22)는 마찬가지로 프로세서에서 실행되는 소프트웨어로서 구현될 수 있다. 또한, 입력(21) 및 출력(23)은 단일 양방향 인터페이스(single bidirectional interface)로 결합될 수 있다.

## 도면

### 도면1



도면2

