

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제25권 제1호, 2020년 1월 (JBE Vol. 25, No. 1, January 2020)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2020.25.1.58>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

## 질감 특징을 고려한 영상 흐려짐 검출 방법

정 찬 호<sup>a)</sup>, 김 원 준<sup>a)†</sup>

## Texture-aware Blur Detection

Chанho Jeong<sup>a)</sup> and Wonjun Kim<sup>a)†</sup>

### 요 약

영상 촬영 시 객체의 움직임, 탈초점(Out-of-focus) 등의 이유로 영상 흐려짐 현상이 빈번하게 발생하며, 이 과정에서 선명한 영역의 고주파 성분이 급격하게 감소하게 된다. 이러한 성질을 바탕으로, 본 논문에서는 질감 특징 표현자를 사용하여 별도의 주파수 변환 과정 없이 고주파 성분을 추정하고, 이를 바탕으로 흐려진 영역을 검출하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 학습 기반 질감 표현자와 유역(Watershed) 기반 질감 표현자를 함께 이용하여 다양한 환경에서도 흐려진 영역을 검출할 수 있다. 또한, 흐려짐을 검출하는 최소 단위를 화소 단위에서 영역 단위로 확장하여 처리 속도를 향상시키고, 영상 보정 기법을 이용하여 흐려짐 검출 성능을 개선하였다. 실험 결과는 제안하는 방법이 기존의 흐려짐 검출 방법 대비 성능이 향상되었음을 보여준다.

### Abstract

The blur effect, which is generated by various external factors such as out-of-focus and object movement, degrades high-frequency components in the original sharp image. Based on this observation, we propose a novel method for blur detection using textural features. Specifically, the proposed method simultaneously adopts learning-based and watershed-based textural features, which effectively detect the blur on various situations. Moreover, we employ the region-based refinement to improve the processing time while also increasing detection accuracy. Experimental results demonstrate that the proposed method provides the competitive performance compared to previous approaches in literature.

Keyword : Blur detection, high-frequency components, learning-based textural features, watershed-based textural features

a) 건국대학교 전기전자공학부(Department of Electrical and Electronics Engineering, Konkuk University)

† Corresponding Author : 김원준(Wonjun Kim)

E-mail: [wonjkim@konkuk.ac.kr](mailto:wonjkim@konkuk.ac.kr)

Tel: +82-2-450-3396

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5121-5931>

※이 논문은 2017년도 정부(과학기술정보부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2017R1C1B2003044).

※This paper was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. 2017R1C1B2003044).

· Manuscript received September 16, 2019; Revised November 5, 2019; Accepted November 5, 2019.

## I. 서 론

영상 흐려짐 현상은 가장 흔하게 발생할 수 있는 열화 현상 중 하나로, 손떨림, 객체의 움직임, 탈초점(Out-of-focus) 등 다양한 원인으로 인해 발생한다. 최근에는 사진 촬영 기술의 발달로 영상에서 관심 영역을 강조하기 위해 의도적으로 배경을 흐리게 만들기도 하지만(그림 1 (a) 참조), 대부분의 경우에는 흐려짐 현상이 영상의 관심 영역을 식별하기 어렵게 만들어 객체 추적, 객체 인식 등 다양한 컴퓨터 비전 분야에서 알고리즘 성능을 저하시키고 있다(그림 1 (b) 참조). 이러한 문제를 해결하기 위해 흐려진 영역의 복원을 시도하는 다양한 연구가 활발히 진행되고 있다.

영상 흐려짐 검출 연구의 접근 방법은 크게 주파수 영역 기반 방법과 공간 영역 기반 방법으로 분류할 수 있다. 주파수 영역 기반 방법은 푸리에 변환 등을 통해 얻을 수 있는 주파수 성분을 이용해 선명한 영역과 흐려진 영역을 구분한다. Chakrabarti 등은<sup>[1]</sup> 국부 푸리에 변환을 통해 획득한 주파수 성분을 바탕으로, 통계적 사전 지식 모델(Statistical prior model)을 이용하여 흐림 커널(Blur kernel)을 예측하였다. Shi 등은<sup>[2]</sup> 자연 영상을 기반으로 회소 사전 학습 (Sparse dictionary learning)을 적용한 후, 이를 바탕으로 영상의 고주파 성분을 예측하여 흐려진 영역을 검출하였다. 위에 서술한 주파수 영역 기반 방법은 고주파 성분을 이용하기 위해 별도의 주파수 변환 과정이 필요한데, 한 화소마다 패치 단위의 주파수 변환 과정이 반복적으로 적용됨에 따라 처리 속도가 느려지는 단점이 있다. 공간 영역 기반 방법은 지역적 영역에 존재하는 고주파 성분을 이용하기보다는 그래디언트의 분포<sup>[3]</sup>, 에지의 위치<sup>[4]</sup> 등 선명한 영역과

흐려진 영역에서 나타나는 질감 차이를 밝히는 데 주력하였다. El-Shekheby 등은<sup>[5]</sup> 영상의 에지 정보를 이용해 영상에 존재하는 흐려짐 유형을 분류하고, 이 정보를 바탕으로 흐려짐 커널을 추정하여 흐려짐을 검출하였다. 최근에는 공간 영역 기반 방법 중에서도 객체 내부의 특징을 묘사할 수 있는 국부 이진 패턴(Local Binary Pattern, LBP)<sup>[6]</sup>이나 유역(Watershed)<sup>[7]</sup> 기반 영상 분할 등 질감 특징 표현자를 이용한 연구가 활발하게 진행되었다. Yi 등은<sup>[8]</sup> 흐려진 영역은 선명한 영역과 비교할 때 특정한 국부 이진 패턴의 비율이 현저히 작다는 관찰 결과를 바탕으로 흐려짐 검출 방법을 제안하였다. 또한, Jeong 등은<sup>[9]</sup> 국부 이진 패턴을 이용한 흐려짐 검출 방법<sup>[7]</sup>이 밝기 값의 변화가 매우 작은 영역에서는 흐려짐 검출에 실패하는 것을 해결하기 위해 유역 기반 질감 표현자를 함께 결합하여 흐려짐 검출을 시도했다. 최근에는 심층 신경망이 다양한 컴퓨터 비전 연구 분야에서 성과를 나타냄에 따라 심층 신경망 기반 흐려짐 검출 방법들이 제안되었다<sup>[11,12]</sup>. Huang 등은<sup>[11]</sup> 화소 단위 흐려짐 검출 심층 신경망을 이용하여 흐려짐을 검출한 후, 관심 영역 (Saliency) 검출 및 의미 정보(Semantic) 검출 알고리즘과 함께 결합하여 의도하지 않은 흐려짐 검출 및 해당 영역의 흐려짐을 제거하는 방법을 제안하였다. Wang 등은<sup>[12]</sup> 다중 스케일 인코더-디코더 구조의 Pyramid M-shaped 심층 신경망을 제안하고, 제안한 심층 신경망을 이용한 흐려짐 검출 방법을 제안하였다.

본 논문에서 제안하는 방법은 학습 기반 질감 표현자와 유역 기반 질감 표현자를 함께 사용하여 다양한 환경에서 흐려진 영역을 정확하게 검출한다. 학습 기반 질감 표현자는 대용량 자연 영상을 이용하여 학습한 필터를 기반으로



그림 1. 다양한 환경에서 발생하는 흐려짐 현상의 예 (a) 탈초점으로 인한 흐려짐 (b) 객체의 움직임으로 인한 흐려짐  
Fig. 1. Examples of the blur effect occurred from various scene (a) out-of-focus blur (b) motion blur

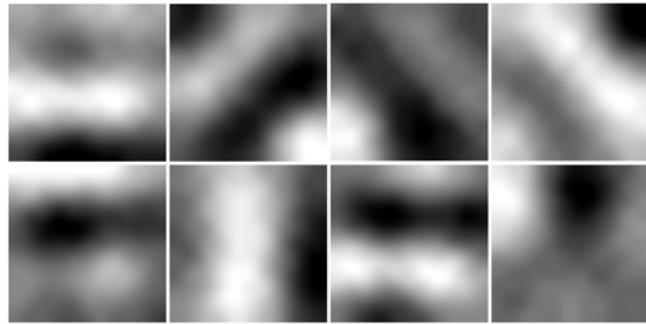


그림 2. 독립 성분 분석을 이용해 획득한 필터의 예  
Fig. 2. Independent component analysis-based filters obtained from natural images

질감을 표현하기 때문에 잡음 환경 등 다양한 조건에 강인하고, 유역 기반 질감 표현자는 밝기 값의 변동 폭이 매우 작은 영역에서도 고주파 성분을 효과적으로 추정할 수 있는 장점이 있다. 실험을 통해 제안하는 방법이 기존 방법대비 흐려짐 검출 성능을 개선하면서도 빠른 속도로 동작하는 것을 확인할 수 있다. 먼저 2장에서는 흐려짐 검출을 위해 사용한 학습 기반 질감 표현자, 유역 기반 질감 표현자, 그리고 영역 단위 영상 보정 기법에 대해 자세히 설명하고, 3장에서는 다양한 실험을 통해 제안하는 방법의 효율성을 보인다. 마지막으로 4장에서 결론으로 본 논문을 마무리한다.

## II. 제안하는 방법

제안하는 방법은 선명한 영역과 흐려진 영역에서 나타나는 질감 특징의 차이를 이용해 영상 내 흐려진 영역을 검출한다. 영상 흐려짐 현상이 발생하면 고주파 성분이 감소하고 인접한 화소들의 밝기 값이 유사해진다. 따라서 인접한 화소들 사이의 관계를 나타내는 질감 표현자를 이용하면 흐려진 영역을 효과적으로 검출할 수 있다. 그러나 기존에 많이 사용되었던 국부 이진 패턴의 경우 잡음 환경에 취약한 단점이 있었다. 이러한 단점을 개선하기 위해 본 논문에서는 이진 통계 영상 특징(Binarized Statistical Image Feature, BSIF)<sup>[10]</sup> 기반 질감 표현자와 유역 기반 질감 표현자를 함께 사용하여 질감의 복잡도를 측정하고, 이를 바탕으로 흐려진 영역을 검출한다.

### 1. 이진 통계 영상 특징 기반 질감 표현자

이진 통계 영상 특징 표현자는 국부 이진 패턴<sup>[6]</sup>과 화소의 밝기 값을 부호화하는 방식은 동일하지만, 학습 기반 필터를 이용하여 잡음 환경 등 다양한 조건에 강인하도록 설계된 질감 표현자이다. 자세히 살펴보면, 독립 성분 분석 (Independent Component Analysis, ICA)<sup>[13]</sup>을 이용하여 자연 영상을 기반으로 학습한 필터들과 영상 패치의 합성곱 (Convolution)을 수행하여 계산된 반응 값을 이진화한다. 이 과정은 다음과 같은 수식으로 나타낼 수 있다.

$$s_i(x,y) = \sum_{u,v} W_i(u,v) X(u,v), \quad (1)$$

여기서  $X$ 는 중심 좌표가  $(x,y)$ 인 영상 패치를 의미한다.  $W_i$ 는 독립 성분 분석을 이용하여 학습한 필터를 의미하며, 본 논문에서는  $11 \times 11$  화소 크기로 정의한다.  $(u,v)$ 는 필터와 해당 영상 패치 내 대응되는 화소 좌표를 의미한다.  $i$ 는 독립 성분 분석을 통해 얻은 필터의 인덱스(Index)를 의미하며, 본 논문에서는 8개의 필터를 이용하였다.

이진 통계 영상 특징에 사용하는 필터  $W$ 는 독립 성분 분석으로 학습한 필터  $U$ 를 이용하여 계산할 수 있다. 식 (1)은  $W$ 와  $U$ 의 관계를 이용하여 다음과 같은 수식으로 나타낼 수 있다.

$$s = W_X = UV_X = U_Z \quad (2)$$

여기서  $X$ 는 영상 패치를 의미하며,  $s$ 는 필터  $W$ 와  $X$ 의 반응 값을 의미한다.  $V$ 는 자연 영상에 주 성분 분석(Principal Component Analysis, PCA)을 적용하여 학습한 백색

화(Whitening) 변환 행렬을 의미한다.  $z$ 는  $x$ 에 백색화 변환 행렬  $V$ 를 곱하여 백색화한 행렬을 의미한다. 독립 성분 분석은 백색화된 데이터를 표현할 수 있는 필터  $U$ 를 학습하는 과정으로,  $U$ 는 다음 조건을 만족하는 행렬로 정의한다.

$$\min (\|Uz\|_1), \quad (3)$$

$$UU^\top = I,$$

여기서  $\|\cdot\|_1$  연산은 L1 정규화 연산을 의미하며,  $I$ 는 단위행렬을 의미한다. 필터  $W$ 를 식 (1)에 적용하여 획득한 반응 값을 다음과 같이 부호화한다.

$$b_i(x,y) = \begin{cases} 1, & |s_i(x,y)| \geq T_{bsif}, \\ 0, & |s_i(x,y)| < T_{bsif}, \end{cases} \quad (4)$$

여기서  $T_{bsif}$ 는 반응 값  $s_i(x,y)$ 에 적용하는 임계값(Threshold)을 의미한다. 독립 성분 분석을 이용하여 자연 영상으로부터 학습한 필터들의 모양을 살펴보면 그림 2와 같이 에지 필터와 유사한 형태를 가지고 있기 때문에, 영상 패치와 필터의 정합성이 높을수록 인접한 화소들이 에지와 유사한 형태를 가져 밝기 값의 변동 폭이 크다는 것을 의미한다. 따라서 식 (1)을 통해 얻은 반응 값의 절댓값이 임계값보다 큰 화소가 많을수록 선명한 영역이라고 판단할 수 있다. 이러한 결과를 바탕으로 아래의 수식과 같이 흐려짐 정도를 정의한다.

$$m_{bsif}(x,y) = \sum_{(u,v) \in \Omega(k)} \sum_i b_i(u,v), \quad (5)$$

여기서  $b_i(u,v)$ 는 좌표  $(u,v)$ 에서 식 (4)를 통해 계산한 이진값을 의미하며,  $\Omega(k)$ 는  $k$ 번째 영상 패치에 속하는 화소의 집합이다. 이진 통계 영상 표현자를 이용한 흐려짐 검출 방법의 전체적인 흐름도를 그림 3에 나타내었다.

## 2. 유역 기반 질감 표현자

유역 분할<sup>[7]</sup> 알고리즘은 영상의 밝기 값을 기준으로 극댓점을 찾고 이를 기반으로 영상을 분할하는 기법으로서, 영상을 지형으로 생각하고 영상의 밝기 값이 작은 부분부터 물을 채워 같은 웅덩이에 속한 화소들을 같은 영역으로 분할하는 방법이다. 이 알고리즘의 순서를 그림 4의 좌측 하단의 그림을 통해 확인할 수 있다. 영상 내에 극댓점(하늘색 화살표)이 존재할 경우 해당 지점의 높이를 기준으로 웅덩이(연두색 영역)을 같은 영역에 속하도록 영상을 분할하며, 웅덩이의 경계(적색 점)를 영상의 분할점(Watershed point)으로 정의한다. 이때, 영상이 선명하여 고주파 성분이 많을수록 영상의 극댓점이 많아지기 때문에, 유역 분할 결과에서도 분할 영역의 개수가 많아지게 된다. 이러한 관찰 결과를 바탕으로 각 화소에서 흐려짐의 발생 여부를 다음과 같이 정의한다.

$$b_{ws}(x,y) = ws_x(x,y) \otimes ws_y(x,y), \quad (6)$$

여기서  $ws_x(x,y)$ 와  $ws_y(x,y)$ 는 각각 좌표  $(x,y)$ 에서  $x$ 축과  $y$ 축 방향으로의 유역 분할 결과를 나타낸다(그림 4 참조).  $\otimes$ 는 비트 단위 논리곱 연산을 의미한다. 이를 통해 좌표  $(x,y)$ 에서의 흐려짐 정도를 아래 수식과 같이 정의한다.

$$m_{ws}(x,y) = \sum_{(u,v) \in \Omega(k)} b_{ws}(u,v), \quad (7)$$

여기서  $b_{ws}(u,v)$ 는 좌표  $(u,v)$ 에서 식 (6)를 통해 계산한 이진값을 의미하며,  $\Omega(k)$ 는  $k$ 번째 영상 패치에 속하는 화소의 집합이다. 유역 기반 질감 표현자를 이용하여 검출한

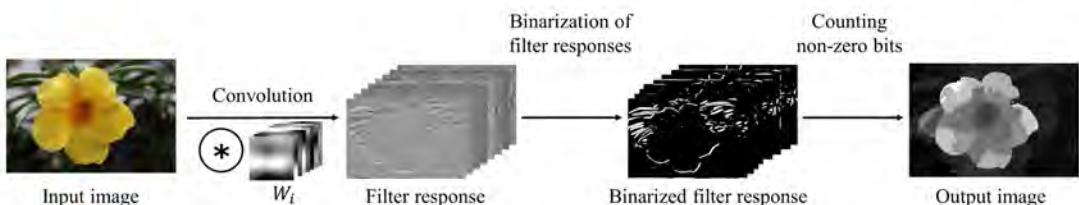


그림 3. 이진 통계 영상 특징 표현자를 이용한 흐려짐 검출  
Fig. 3. Overview of blur detection using the binarized statistical image feature

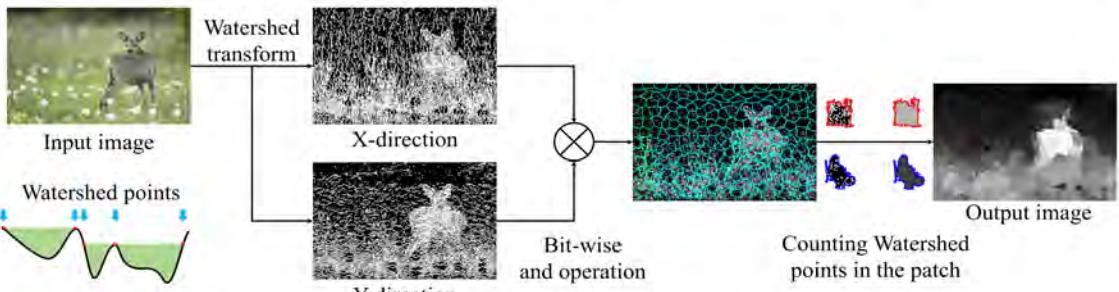


그림 4. 유역 기반 질감 표현자를 이용한 흐려짐 검출  
Fig. 4. Overview of blur detection using the watershed-based texture descriptor

흐려진 영역을 그림 4에 나타내었다.

이진 통계 영상 특징 기반 질감 표현자는 대용량 자연 영상을 기반으로 학습한 필터를 이용하기 때문에 잡음 환경 등 다양한 조건에서도 질감을 효과적으로 표현할 수 있는 장점이 있다. 그러나 선명하지만 밝기 값의 변동 폭이 작은 영역의 경우에는 반응 값의 절댓값이 임계값을 넘지 못해 흐려진 영역으로 판단하는 문제점이 있다. 이에 비해 유역 기반 질감 표현자는 밝기 값의 분포에 존재하는 극댓점의 개수에만 영향을 받기 때문에 밝기 값의 변동 폭이 작은 영역도 선명한 영역으로 검출할 수 있는 장점이 있지만, 영상에 따라 흐려짐의 정도와 극댓점의 수가 비례하지 않는 경우 성능이 떨어질 수 있는 단점이 있다. 본 논문에서는 두 가지 검출 방법의 장점을 결합하여 흐려짐 정도를 정의한다. 이 과정에 대한 자세한 내용은 이어지는 절에서 설명한다.

### 3. 다중 스케일 슈퍼픽셀 단위 영상 보정 기법

본 절에서는 이진 통계 영상 특징 기반 질감 표현자와 유역 기반 질감 표현자를 통해 얻은 흐려짐 검출 결과에 나타나는 오검출을 제거하여 성능을 개선한 후, 각각의 개선 결과를 결합하여 최종 흐려짐 지도를 얻는다. 이 과정에서 같은 객체에 속한 화소끼리는 비슷한 흐려짐 정도를 가지기 때문에 영상을 객체의 경계에 따라 분할하고, 분할된 영역 단위로 흐려짐 정도를 계산한다. 또한 다양한 크기의 객체에서도 흐려진 영역을 검출할 수 있도록 다중 스케일 영상 분할을 통해 다음과 같이 흐려짐 정도를 계산한다.

영상은 슈퍼픽셀<sup>[14]</sup>로 분할하고 분할된 영역에 대하여 앞서 설명한 방법으로(식 (5)과 식 (7)을 참조) 흐려짐 정도를 계산한다. 이때, 같은 객체에 속한 슈퍼픽셀들은 흐려짐 정도 또한 비슷하기 때문에 다음과 같이 흐려짐 정도를 보정한다.

$$C_{bsif}(x,y) = \frac{1}{n(k)} \sum_{(u,v) \in \theta(k)} m_{bsif}(u,v), \quad (8)$$

$$C_{ws}(x,y) = \frac{1}{n(k)} \sum_{(u,v) \in \theta(k)} m_{ws}(u,v),$$

여기서  $\theta(k)$ 는  $k$  번째 슈퍼픽셀에 접해 있는 슈퍼픽셀에 포함된 화소의 집합을 나타내며,  $n(k)$ 는 집합  $\theta(k)$ 의 원소의 개수이다. 식 (8)은  $k$  번째 슈퍼픽셀의 개선된 흐려짐 정도를 구하는 과정을 나타낸다. 이와 같이 인접한 슈퍼픽셀에서 계산한 흐려짐 검출 결과의 평균값을 이용하면 같은 객체에 속한 슈퍼픽셀끼리는 비슷한 흐려짐 정도를 가지도록 결과를 보정할 수 있기 때문에, 선명한 영상 내 밝기 값이 균일한 영역 등에서 나타나는 오검출을 효과적으로 제거할 수 있다. 또한, 다양한 크기의 객체에서도 흐려진 영역을 검출할 수 있도록 다중 스케일 영상 분할을 통해 다음과 같이 흐려짐 정도를 계산한다.

$$O_{bsif}(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N C_{bsif}^s(x,y), \quad (9)$$

$$O_{ws}(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N C_{ws}^s(x,y),$$

여기서  $N$ 은 다중 스케일의 개수를 의미한다.  $C_{bsif}^s(x,y)$

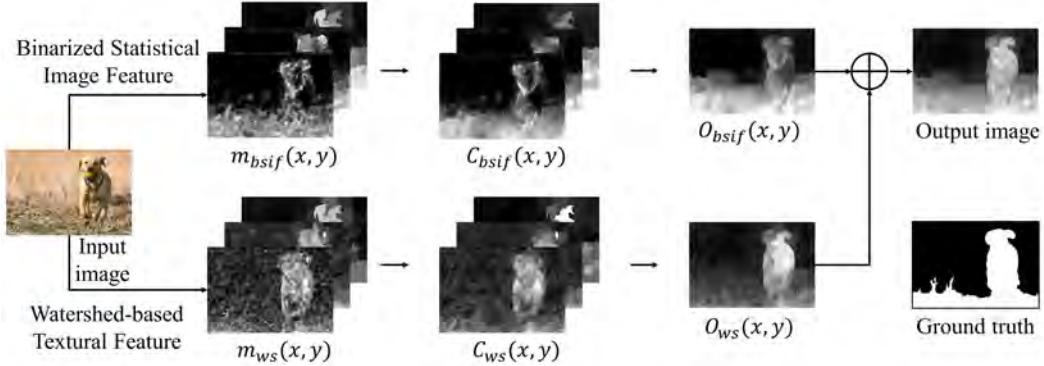


그림 5. 다중 스케일 슈퍼픽셀 단위 영상 보정 절차  
Fig. 5. The procedure of superpixel-wise multiscale refinement

와  $C_{ws}^s(x,y)$ 는 각각 스케일  $s$ 에 대해 영상을 분할한 후, 식 (8)을 이용하여 개선한 흐려짐 정도를 의미한다. 본 논문에서는 세 개의 스케일 공간(즉,  $N=3$ )을 사용하였으며, 각각의 스케일 공간에서 슈퍼픽셀에 속한 화소의 평균적인 개수는  $[15^2, 31^2, 63^2]$ 이다. 최종 흐려짐 지도는 다음의 식을 통해 구할 수 있다.

$$D(x,y) = (O_{bsif}(x,y) + O_{ws}(x,y))/2. \quad (10)$$

그림 5를 통해 다중 스케일 슈퍼픽셀 단위 영상 보정 기법의 효과를 확인할 수 있다.

### III. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 흐려짐 검출 알고리즘의 성능 평가를 위해 널리 사용되는 CUHK 데이터셋<sup>[3]</sup>을 이용하여 제안하는 알고리즘의 성능을 평가하였다. CUHK 데이터셋은 초점이 흐려진 704장의 영상과 객체 또는 카메라의 움직임으로 인해 흐려진 296장의 영상으로 구성되어 있으며, 각각의 영상에 대해 수동으로 선명한 영역과 흐려짐 영역을 구분한 정답 이진 영상(Ground truth) 또한 제공한다. 제안한 알고리즘은 Matlab을 이용해 구현하였고, 실험은 일반 PC(Intel i7-6700 3.4GHz CPU, 8GB RAM)에서 진행하였다. 제안한 방법의 우수성을 증명하기 위해 아홉 개의 비교 방법들<sup>[1,2,5,8,9,11,12,15,16]</sup>에 대해서 흐려짐 검출 및 처리 속도 성능을

평가하였다. 일곱 개의 알고리즘은<sup>[1,2,5,8,9,15,16]</sup> 저자들이 제공하고 있는 Matlab 코드를 이용해 흐려짐 검출 및 처리 속도 성능을 평가하였다. 심층 신경망을 이용한 두 개의 알고리즘은<sup>[11,12]</sup> Pytorch 라이브러리를 기반으로 직접 구현하였고, 학습과 실험은 TITAN Xp를 이용하여 진행하였다. 심층 신경망 기반 방법들의 학습을 위한 프로토콜은 CUHK 데이터셋에 포함된 1000장의 영상 중 800장을 학습에 사용하고 200장을 성능 평가에 사용하였다. 흐려짐 검출 성능의 정량적 평가를 위해 다음과 같이 정의되는 재현율(Recall)과 정밀도(Precision)을 사용하였다.

$$\text{재현율} = \frac{\text{Card}(R_g \cap R_{gt})}{\text{Card}(R_g)}, \text{정밀도} = \frac{\text{Card}(R_g \cap R_{gt})}{\text{Card}(R_{gt})}, \quad (11)$$

표 1. 흐려짐 검출 방법들의 F-score 성능 평가

Table 1. Performance evaluation by F-score of blur detection methods

Methods	$F(\beta^2 = 0.3)$	$F(\beta^2 = 1)$
Proposed	0.800	0.818
Jeong <sup>[8]</sup>	0.796	0.810
Wang <sup>[12]</sup>	0.870	0.874
Huang <sup>[11]</sup>	0.813	0.809
El-Shehheby <sup>[5]</sup>	0.768	0.784
Tang16 <sup>[15]</sup>	0.760	0.792
Yi <sup>[8]</sup>	0.778	0.819
Shi <sup>[2]</sup>	0.785	0.800
Tang13 <sup>[16]</sup>	0.737	0.785
Chakrabarti <sup>[1]</sup>	0.723	0.777

여기서  $\text{Card}(A)$ 는 집합  $A$ 의 원소의 개수를 나타내며,  $R_g$ 는 흐려짐 검출 알고리즘을 통해 검출한 흐려진 화소의 집합을 나타낸다.  $R_{gt}$ 는 정답 이진 영상에서 흐려진 영역에 속한 화소의 집합을 의미한다. 정밀도와 재현율을 함께 고려한 성능 평가를 위해 다음과 같이 정의되는 F-score를 사용하였다.

$$F = \frac{(1+\beta^2) \times \text{정밀도} \times \text{재현율}}{\beta^2 \times \text{정밀도} + \text{재현율}}. \quad (12)$$

본 논문에서는  $\beta^2$ 의 값을 검출 성능 평가를 위해 자주 사용하는 0.3인 경우와 1인 경우 두 가지를 실험에 사용하였다. 기존 방법들과의 정량적 성능 비교를 위한 정밀도-재현율 그래프와 F-score는 각각 그림 6과 표 1에 나타내었으며, 이를 통해 제안한 방법이 기존 방법들과 비교했을 때 비교적 우수한 F-score를 얻은 것을 볼 수 있다. 심층 신경망을 이용한 알고리즘의 경우 정량적 성능 평가에서는 상대적으로 우수한 성능을 보였지만, 흐려짐 검출을 위해 별도의 GPU가 필요하기 때문에 모바일이나 임베디드 환경

표 2. 흐려짐 검출 방법들의 처리 속도 성능 평가

Table 2. Performance evaluation by processing time of blur detection methods

Methods	Avg. Runtime (sec)	Implementation
Proposed	0.858	Matlab
Jeong <sup>[8]</sup>	0.915	Matlab
Wang <sup>[12]</sup>	0.044	Python(Pytorch)
Huang <sup>[11]</sup>	0.472	Python(Pytorch)
Tang16 <sup>[15]</sup>	0.960	Matlab
Yi <sup>[8]</sup>	22.334	Matlab
Shi <sup>[2]</sup>	11.904	Matlab
Tang13 <sup>[16]</sup>	38.248	Matlab
Chakrabarti <sup>[1]</sup>	2.528	Matlab

등에서는 활용하기 제한되는 문제점이 있다. 알고리즘 처리 속도 측면에서도, 표 2에 나타난 것과 같이 제안하는 방법이 빠른 속도로 흐려진 영역을 검출하는 것을 확인할 수 있다. 또한 그림 7을 통해 제안하는 방법이 흐려짐의 종류나 객체의 유형 등에 관계없이 다양한 환경에서도 흐려진 영역 검출에 성공하는 것을 알 수 있다.

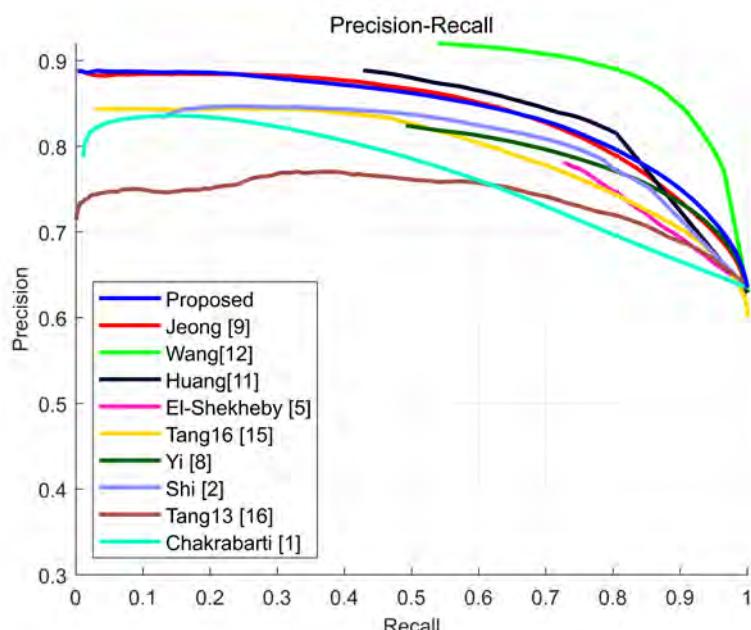


그림 6. 흐려짐 검출 성능 평가를 위한 정밀도-재현율 그래프

Fig. 6. Precision-recall curve for the performance evaluation of blur detection with previous methods

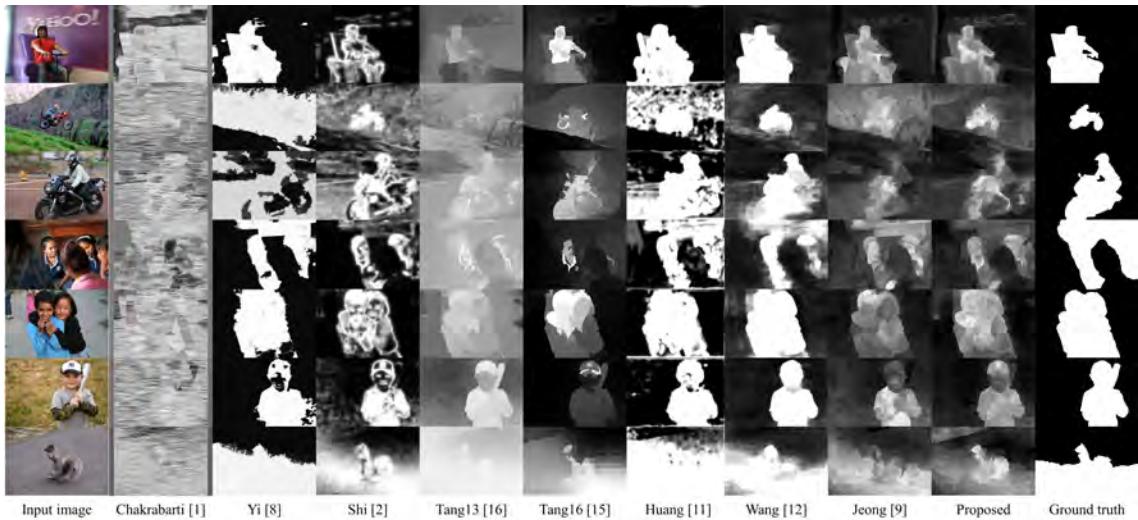


그림 7. 비교 방법들과의 흐려짐 검출 성능 비교  
Fig. 7. Performance comparison of blur detection methods

#### IV. 결 론

본 논문은 영상의 질감 특징을 이용하여 영상 흐려짐을 검출하는 방법을 제안하였다. 선명한 영역과 흐려진 영역은 고주파 성분에서 크게 차이가 나기 때문에, 제안하는 방법에서는 영상의 고주파 성분을 효과적으로 추정할 수 있는 질감 표현자를 이용해 흐려진 영역을 검출한다. 이를 위해 본 논문에서는 이진 통계 영상 특징 기반 질감 표현자와 유역 기반 질감 표현자를 결합하였다. 이진 통계 영상 특징 기반 질감 표현자의 경우 잡음 환경 등 다양한 조건에서도 질감을 효과적으로 표현할 수 있는 장점이 있고, 유역 기반 질감 표현자는 밝기 값의 변동 폭이 작은 경우에도 선명한 영역과 흐려진 영역을 구분할 수 있다. 또한 흐려짐 정도를 계산하는 최소 단위를 화소 단위에서 영역 단위로 확장하여 처리 속도를 향상시키고, 각각의 영역을 인접한 영역들과의 관계를 통해 결과를 보정하여 성능을 향상시켰다. 실험 결과를 통해 제안한 방법이 기존 방법들과 비교했을 때 우수한 성능과 처리 속도를 보이는 것을 확인할 수 있다.

#### 참 고 문 헌 (References)

- [1] A. Chakrabarti, T. Zickler, and W. T. Freeman, "Analyzing spatially-varying blur," in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. Pattern
- Recognit. (CVPR), Jun. 2010, pp. 2512 - 2519.
- [2] J. Shi, L. Xu, and J. Jia, "Just noticeable defocus blur detection and estimation," in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), Jun. 2015, pp. 657 - 665.
- [3] J. Shi, L. Xu, and J. Jia, "Discriminative blur detection features," in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), Jun. 2014, pp. 2965 - 2972.
- [4] S. Zhuo and T. Sim, "Defocus map estimation from a single image," Pattern Recognit., vol. 44, no. 9, pp. 1852 - 1858, Sep. 2011.
- [5] S. El-Shehheby, R. F. Abdel-Kader and F. W. Zaki, "Spatially varying blur estimation from a single image," IET Image Process., vol. 13, no. 5, pp. 746 - 753, Apr. 2019.
- [6] T. Ojala, M. Pietikäinen, and T. Mäenpää, "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 24, no. 7, pp. 971 - 987, Jul. 2002.
- [7] S. Beucher and F. Meyer, "The morphological approach to segmentation: The watershed transform," in Mathematical Morphology in Image Processing., E. R. Dougherty, Ed. New York: Marcel Dekker, vol. 12, pp. 433 - 481, 1993.
- [8] X. Yi and M. Eramian, "LBP-based segmentation of defocus blur," IEEE Trans. Image Process., vol. 25, no. 4, pp. 1626 - 1638, Apr. 2016.
- [9] Chanhoo Jeong and Wonjun Kim, "High-speed blur detection based on the textural features," in Proc. Workshop on Image Processing Image Understanding, Feb. 2019.
- [10] J. Kannala and E. Rahtu, "BSIF: Binarized statistical image features," in Proc. IEEE Int. Conf. Pattern Recognit., Nov. 2012, pp. 1363 - 1366.
- [11] R. Huang, M. Fan, Y. Xing and Y. Zou, "Image blur classification and unintentional blur removal," IEEE Access, vol. 7, pp. 106327 - 106335, Jul. 2019.
- [12] X. Wang, S. Zhang, X. Liang, H. Zhou, J. Zheng and M. Sun,

“Accurate and Fast Blur Detection Using a Pyramid M-Shaped Deep Neural Network,” IEEE Access, vol. 7, pp. 86611 - 86624, Jul. 2019.

[13] C. Pierre, “Independent Component Analysis: a new concept?,” Signal Process., vol 36, no. 3, pp. 287 - 314, Mar. 1994.

[14] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Sussstrunk, “SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 34, no. 11, pp. 2274 - 2282, Nov. 2012.

[15] C. Tang, J. Wu, Y. Hou, P. Wang, and W. Li, “A spectral and spatial approach of coarse-to-fine blurred image region detection,” IEEE Signal Process. Lett., vol. 23, no. 11, pp. 1652 - 1656, Nov. 2016.

[16] C. Tang, C. Hou, and Z. Song, “Defocus map estimation from a single image via spectrum contrast,” Opt. Lett., vol. 38, no. 10, pp. 1706 - 1708, May 2013.

---

## 저자소개

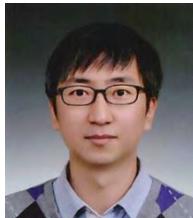
---

### 정찬호



- 2015년 2월 : 건국대학교 학사
- 2018년 3월 ~ 현재 : 건국대학교 전자전자공학부 석사과정
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-7616-4613>
- 주관심분야 : 컴퓨터 비전, 기계학습, 패턴 인식

### 김원준



- 2012년 8월 : 한국과학기술원(KAIST) 박사
- 2012년 9월 ~ 2016년 2월 : 삼성종합기술원 전문연구원
- 2016년 3월 ~ 현재 : 건국대학교 전기전자공학부 조교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-5121-5931>
- 주관심분야 : 영상이해, 컴퓨터 비전, 기계학습, 패턴 인식