

# 커널 분해를 통한 고속 2-D 복합 Gabor 필터

이헌상<sup>†</sup>, 엄수혁<sup>\*\*</sup>, 김재윤<sup>\*\*\*</sup>, 민동보<sup>\*\*\*\*</sup>

## Fast 2-D Complex Gabor Filter with Kernel Decomposition

Hunsang Lee<sup>†</sup>, Suhyuk Um<sup>\*\*</sup>, Jaeyoon Kim<sup>\*\*\*</sup>, Dongbo Min<sup>\*\*\*\*</sup>

### ABSTRACT

2-D complex Gabor filtering has found numerous applications in the fields of computer vision and image processing. Especially, in some applications, it is often needed to compute 2-D complex Gabor filter bank consisting of the 2-D complex Gabor filtering outputs at multiple orientations and frequencies. Although several approaches for fast 2-D complex Gabor filtering have been proposed, they primarily focus on reducing the runtime of performing the 2-D complex Gabor filtering once at specific orientation and frequency. To obtain the 2-D complex Gabor filter bank output, existing methods are repeatedly applied with respect to multiple orientations and frequencies. In this paper, we propose a novel approach that efficiently computes the 2-D complex Gabor filter bank by reducing the computational redundancy that arises when performing the Gabor filtering at multiple orientations and frequencies. The proposed method first decomposes the Gabor basis kernels to allow a fast convolution with the Gaussian kernel in a separable manner. This enables reducing the runtime of the 2-D complex Gabor filter bank by reusing intermediate results of the 2-D complex Gabor filtering computed at a specific orientation. Experimental results demonstrate that our method runs faster than state-of-the-arts methods for fast 2-D complex Gabor filtering, while maintaining similar filtering quality.

**Key words:** 2-D Complex Gabor Filter, Gabor Filter Bank, Kernel Decomposition

### 1. 서 론

Gabor 필터는 영상에서 지역적으로 다양한 구조를 추출할 수 있는 특성으로 인해, 많은 컴퓨터 비전, 영상처리 분야에 널리 사용되었다. Gabor 필터는 STFT(Short Time Fourier Transform)의 특수한

경우로서, 가우시안 부분과 복소 사인파 변조 부분으로 구성되어 있다. Gabor 기저 함수는 Gabor 윈도우가 영상에서 각 픽셀마다 정의되어있기 때문에 뛰어난 공간-주파수 국지화(localization) 성능을 제공한다[1].

Gabor 필터는 일반적으로 회전, 스케일, 이동, 외

※ Corresponding Author : Dongbo Min, Address: (305-754) 612, The 5<sup>th</sup> Engineering Building (W2), Chungnam National University, 99 Daehak-ro, Yuseong-gu, Daejeon, Korea, TEL : +82-42-821-5448, FAX : +82-42-822-4997, E-mail : dbmin@cnu.ac.kr  
Receipt date : Apr. 25, 2017, Revision date : Jun. 15, 2017  
Approval date : Jun. 29, 2017

<sup>†</sup> Department of Computer Science & Engineering, Chungnam National University  
(E-mail : 201002485@cs-cnu.org)

<sup>\*\*</sup> Department of Computer Science & Engineering, Chungnam National University  
(E-mail : suhyuk1104@naver.com)

<sup>\*\*\*</sup> Department of Computer Science & Engineering, Chungnam National University  
(E-mail : wodbs135@naver.com)

<sup>\*\*\*\*</sup> Department of Computer Science & Engineering, Chungnam National University

※ This work was supported by Institute for Information & communications Technology Promotion (IITP) grant funded by the Korea government (MSIP) (No. R0115-15-1007, High quality 2d-to-multiview contents generation from large-scale RGB+D database)

부조명에 강인하며 [2], 영상에서 여러 방향, 주파수에 대한 특징 추출에 대해 매우 유용하다. 포유동물의 시각피질 속에 있는 단순 세포의 2D 수용성 부분이 Gabor 필터 군으로 모델링될 수 있다는 점이 Gabor 필터가 인간의 시각 시스템을 모방한다는 이론 [3][4]에 근거하여 [5]에서 처음으로 발견되었다. Gabor 필터는 국부적으로 다양한 방향과 주파수 조합에서 풍부한 정보를 추출할 수 있는 특성으로 인해, Gabor 필터는 텍스트 분석, 얼굴인식, 표정인식, 지문인식을 포함한 컴퓨터 비전분야의 다양한 응용분야에서 널리 사용된다 [11-15], [20].

하지만 전체 영상에 대해, 각 픽셀마다 2-D Gabor 필터링을 수행하는 것은 많은 계산량을 필요로 한다. 특정 방향과 주파수에 대해, Gabor 필터링 결과는 잘 정의된 복소 사인과 모듈레이션 텀으로 구성된 Gabor 필터링을 모든 픽셀에 대해 반복해서 적용하는 방식을 통해 얻어진다. 기존 픽셀을 한번에 한 픽셀씩 필터링하는 선형 평활화 작업을 수행한다. 선형 평활화 특징은 수많은 컴퓨터 비전 어플리케이션에서 광범위하게 사용되는 경계 검출 필터와 비슷하게 Gabor 필터링 결과의 빠른 계산을 어렵게 한다.

2-D Gabor 필터링의 빠른 수행을 위해 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform, FFT), 무한 임펄스 반응(Infinite Impulse Response, IIR) 필터, 또는 유한 임펄스 반응(Finite Impulse Response, FIR) 필터에 기반한 방식들이 개발되었다. [6]에서는 N개의 샘플을 구성하는 1-D 신호에 대해 Gabor 필터링과 합성이 FFT와 같이  $O(N \log N)$  복잡도를 가진다는 것을 보여주었다. [7]에서 고속 2-D Gabor 필터링을 구현하기 위해, 다해상도 피라미드에서 2-D Gabor 필터들 간의 특정한 관계를 이용해 분리 가능한 FIR 필터가 개발되었다. 그러나, 고속 피라미드 구현은 정수  $i$ 에 대해  $2^i$ 와 같은 특정한 Gabor 파라미터를 가지는 경우에만 가능하다. [8]에서는 재귀적인 방법으로 동작하는 IIR 필터에 기반한 빠른 2-D Gabor 필터를 제안했다. 이 방법은  $z$ -변환 필터를 사용하여 Gabor 필터를 여러 개의 IIR 필터로 분해한 다음, 재귀 가우시안 필터링 [9]과 유사한 방법으로 재귀 필터링을 수행한다. Gabor 필터링을 위한 가장 빠른 방식은 Gabor 필터를 가우시안 필터링과 정현파로 분해하는 Bernardino와 Santos-Victor의 방식 [10]이다. 이 방법은 재귀적 Gabor 필터링 [8]과 비교해

산술연산의 39%를 감소시킨다고 보고되어 있다.

위의 고속 방식들은 특정한 방향과 주파수에서 2-D 복합 Gabor 필터링을 한 번 적용할 때의 수행시간을 줄이는 것에 초점을 맞추고 있다. 하지만 많은 컴퓨터 비전 응용분야에서, 여러 방향과 주파수에서의 2-D 복합 Gabor 필터링 결과들로 구성된 2-D 복합 Gabor 필터 뱅크의 계산이 필요하다. 예를 들어, 2-D Gabor 특징에 기반한 얼굴 인식 방식들은 보통 8개의 방향과 5개의 주파수에 대한 2-D 복합 Gabor 필터링 결과(총, 40개의 Gabor 특징점 맵)를 필요로 한다 [11-15]. Fig 1은 2-D 복합 Gabor 필터 뱅크에서 사용되는 필터 커널의 예를 보여준다.

복합 Gabor 필터 뱅크를 계산하기 위해서 기존 방법들은 여러 방향과 주파수에서의 반복 계산 시에 발생하는 계산 중복을 고려하지 않고, 단순히 Gabor 필터링을 여러 방향과 주파수에 대해 반복하여 적용한다. 본 논문에서는 기존 방법들과 달리 여러 방향과 주파수에 대해 2-D 복합 Gabor 필터링을 수행할 때 발생하는 계산 중복을 줄임으로서 효율적으로 2-D 복합 Gabor 필터 뱅크를 계산하는 새로운 방법을 제안한다. 이를 위해 여러 방향과 주파수에서 2-D 복합 Gabor 필터링을 반복할 때의 중간 결과를 재활용할 수 있는 새로운 방식을 제안한다. 먼저, 삼각함수의 항등식을 사용해 Gabor 기저 커널을 분해한다. 이 방법은  $x$ 와  $y$  차원에 대해 분리 가능한 방식으로 Gaussian 커널을 사용해 고속 필터링을 수행하게 해준다. 더욱 중요한 점은, 이러한 분해 전략은 여러 방향과 주파수에 대해 Gabor 필터 뱅크를 계산할 때 계산 복잡도를 크게 감소시킨다. 제안 방식은 특정

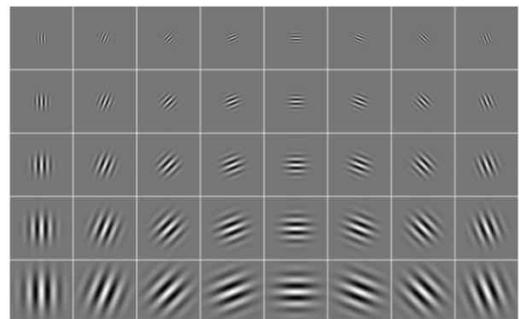


Fig. 1. Example of the Gabor filter bank with 40 coefficients (5 frequencies and 8 orientations). The coefficients are computed by  $\omega = 2^{-(i+2)}/2$  ( $i = 0, \dots, 4$ ),  $\theta = k\pi/8$  ( $k = 0, \dots, 7$ ) and  $\sigma = 2\pi/\omega$  [14].

방향에 대한 Gabor 필터링 중간 결과를 그에 대칭되는 방향에 대해 필터링 할 때 재사용할 수 있도록 해준다. 이는 기하학적 변화 [2], [11-16]에 대응하기 위해 다양한 방향과 주파수에 대한 Gabor 필터링 결과가 필요한 응용분야에서 특히 유용하다. 제안 방법은 최고 성능의 방식 [8], [10]과 비교했을 때, 비슷한 필터링 품질을 유지하면서도 계산 복잡도 측면에서 훨씬 효율적이다.

요약하자면, 본 논문의 기여는 다음과 같다.

- 삼각함수 성질에 기반하여 고속 2-D 복합 Gabor 필터링을 가능하게 하는 새로운 분해 방법을 제안한다.
  - 여러 방향과 주파수에서 계산되는 Gabor 필터뱅크를 효율적으로 계산하는 새로운 방법을 제시한다.
  - 분석적인 접근 방법과 실험적인 접근 방법을 통해 기존 방식과의 비교가 철저히 이루어졌다.
- 논문의 나머지 장은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 고속 Gabor 필터 뱅크에 대한 제안 방법을 설명한다. 3장에서는 최신 방법과의 수행시간 및 필터링 품질비교를 포함한 실험결과를 보인다. 4장에서는 제안 방식의 성능을 요약하며 논문을 마친다.

## 2. 고속 Gabor 필터

이 장에서는 여러 방향과 주파수에서의 2-D 복합 Gabor 필터링 결과로 구성된 2-D 복합 Gabor 필터뱅크를 효율적으로 계산하는 새로운 방법을 제시한다. 본 논문에서는 먼저 2-D 복합 Gabor 필터링의 복잡도를 줄이기 위한 Gabor 커널 분해 방법을 설명하고, 2-D 복합 Gabor 필터 뱅크에 대한 고속 계산에 제안하는 분해 방법이 어떻게 사용될 수 있는지를 보인다.

특정 방향  $\theta$ 와 주파수  $\omega = 2\pi/\lambda$ 에 대해, HxW를 가지는 2-D 영상에 대한 Gabor 필터링 결과  $F_{\omega,\sigma,\theta}$ 는 다음과 같다.  $\lambda$ 는 파장(wavelength)을 나타낸다.

$$F_{\omega,\sigma,\theta}(x,y) = \sum_{l,k} f(k,l) C_{\omega,\theta}(x-k,y-l) G_{\sigma}(x-k,y-l) \quad (1)$$

$G_{\sigma}(x,y)$ 는 평균이 0이고 표준 편차를 가지는 2-D 가우시안 함수이다. 여기서  $x, y$ 축에 대해 같은 표준 편차를 가지는 등방성 가우시안 커널은 [8], [10]과 같이 기존 실험들에 사용되었다. 예를 들어,

$G_{\sigma}(x,y) = S_{\sigma}(x)S_{\sigma}(y)$ 와 같다. 방향  $\theta$ 와 주파수  $\omega$ 에 대해 복합 exponential 함수  $C_{\omega,\theta}(x,y)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$C_{\omega,\theta}(x,y) = e^{i\omega(x\cos\theta + y\sin\theta)} \quad (2)$$

이 수식은  $C_{\omega,\sigma}(x,y) = H_{\omega,\sigma}(x)V_{\omega,\sigma}(y)$ 로 분해되며,  $H_{\omega,\sigma}(x) = e^{i\omega x \cos\theta}$ ,  $V_{\omega,\sigma}(y) = e^{i\omega y \sin\theta}$ 로 정의한다.

### 2.1 커널 분해

$G_{\sigma}(x,y)$ 와  $C_{\omega,\theta}(x,y)$ 가  $x, y$ 에 대해서 분해가능하기 때문에, (1)은 아래와 같이 표현된다.

$$J_{\omega,\theta,\sigma}(x,y) = \sum_k f(k,y) H_{\omega,\theta}(x-k) S_{\sigma}(x-k) \quad (3)$$

$$F_{\omega,\theta,\sigma}(x,y) = \sum_l J_{\omega,\theta,\sigma}(x,l) V_{\omega,\theta}(y-l) S_{\sigma}(y-l) \quad (4)$$

우선  $J_{\omega,\theta,\sigma}$ 이 1-D 수평 Gabor 필터링을 수행하면서 계산된다. 그 다음, 최종 결과물인  $F_{\omega,\theta,\sigma}$ 이 1-D 수직 필터링을 통해 계산된다.

1) 수평 1-D Gabor 필터링: 맨 먼저, 삼각함수 성질을 이용한 기반 분해에 토대를 둔 효율적인  $J_{\omega,\theta,\sigma}$  분해 방법을 (3)에서 제시한다.  $J_{\omega,\theta,\sigma}$ 의 실수 부분만을 설명한다. 허수 부분은 같은 방법으로 분해되기 때문에, 용어를 단순화하기 위해 본 논문에서  $\omega_{\theta}^c = \omega \cos\theta$ ,  $\omega_{\theta}^s = \omega \sin\theta$ 로 정의한다. 또한 1-D 연산이  $y = 1, \dots, H$  까지 반복되기 때문에  $J_{\omega,\theta,\sigma}$ 와  $f$  계산에서  $y$ 를 생략한다. 삼각함수 성질인  $\cos(a-b) = \cos a \cos b + \sin a \sin b$ 를 사용하여 (3)을 두 개의 항으로 나눈다.

$$R\{J_{\omega,\theta,\sigma}(x)\} = \cos(\omega_{\theta}^c x) \sum_k f_c(k) S_{\sigma}(x-k) + \sin(\omega_{\theta}^c x) \sum_k f_s(k) S_{\sigma}(x-k) \quad (5)$$

$f_c(k) = f(k) \cos(\omega_{\theta}^c x)$ 이고,  $f_s(k) = f(k) \sin(\omega_{\theta}^c x)$ 이다.  $R(F)$ 는  $F$ 의 실수 부분을 나타낸다. 그러면, (5)는 두 변형된 신호  $f_c$ 와  $f_s$ 에 대해 각각 가우시안 스무딩을 적용해 간단히 계산할 수 있다. 허수 부분  $I(F)$ 는 다음과 같이 간단히 표현할 수 있다.

$$I\{J_{\omega,\theta,\sigma}(x)\} = -\cos(\omega_{\theta}^s x) \sum_k f_s(k) S_{\sigma}(x-k) + \sin(\omega_{\theta}^s x) \sum_k f_c(k) S_{\sigma}(x-k) \quad (6)$$

흥미롭게도,  $F$ 에 대한 두 실수, 허수 부분은  $f_c, f_s$ 를 사용하는 가우시안 필터링을 포함한다. 그러므로

(5), (6)을 계산할 때 단 두번의 1-D 가우시안 평활화만이 필요하다. 지금까지 계산 복잡도가 평활화 인자  $\sigma$ 에 대해 독립적인 빠른 가우시안 필터링 방법들이 제안되었다[9,17]. 본 논문에서는 Young과 Vliet이 제시한 재귀적 가우시안 필터링을 사용한다[9].

2) 수직 1-D Gabor 필터링: (5), (6)을 사용해 모든  $y$ 에 대해서  $J_{\omega, \theta, \sigma}$ 를 계산한 뒤, (4)를 사용해 1-D Gabor 필터링을 수직 방향에서 수행한다. 여기서 (3)에서 실수 입력 신호  $f$ 일 때와는 다르게 (4)의 입력 신호  $J$ 는 복소수이다. 삼각함수 공식을 사용해, (4)에서  $F$ 에 대한 실수와 허수 부분을 아래와 같이 분해한다.

$$R\{F_{\omega, \theta, \sigma}(x, y)\} = \cos(\omega_0^* y) (f'_{cr}(x, y) + f'_{si}(x, y)) + \sin(\omega_0^* y) (f'_{sr}(x, y) - f'_{ci}(x, y)) \quad (7)$$

$$I\{F_{\omega, \theta, \sigma}(x, y)\} = \sin(\omega_0^* y) (f'_{cr}(x, y) + f'_{si}(x, y)) - \cos(\omega_0^* y) (f'_{sr}(x, y) - f'_{ci}(x, y)) \quad (8)$$

여기서,  $f'_{cr}, f'_{ci}, f'_{sr}, f'_{si}$ 는 1-D 가우시안 커널  $S_\sigma$ 로 필터링된 결과이다.

$$f'_{cr}(x, y) + f'_{si}(x, y) = \sum_l (f_{cr}(x, l) + f_{si}(x, l)) S_\sigma(y-l), \quad (9)$$

$$f'_{sr}(x, y) - f'_{ci}(x, y) = \sum_l (f_{sr}(x, l) - f_{ci}(x, l)) S_\sigma(y-l),$$

변형된 신호  $f_{cr}, f_{ci}, f_{sr}, f_{si}$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$f_{cr}(x, y) = R\{J_{\omega, \theta, \sigma}(x, y)\} \cos(\omega_0^* y), f_{sr}(x, y) = R\{J_{\omega, \theta, \sigma}(x, y)\} \sin(\omega_0^* y) \quad (10)$$

$$f_{ci}(x, y) = I\{J_{\omega, \theta, \sigma}(x, y)\} \cos(\omega_0^* y), f_{sr}(x, y) = I\{J_{\omega, \theta, \sigma}(x, y)\} \sin(\omega_0^* y)$$

수평 필터링과 유사하게,  $f'_{cr}(x, l) + f'_{si}(x, l)$ 과  $f'_{sr}(x, l) - f'_{ci}(x, l)$ 에 대해서 수식 (7)(8)과 같이 두 번의 1-D 가우시안 필터링이 요구된다.

### 2.2 Gabor 필터 뱅크의 고속 계산

이 장에서는 Gabor 필터 뱅크를 효율적으로 계산하는 새로운 방법을 제시한다. 먼저, 가우시안 커널에 대한 표준 편차  $\sigma$ 가 고정되어 있다고 가정한다. 본 논문에서는 특정 주파수  $\omega$ 에 대해,  $N$ 개의 방향  $\left\{ \frac{\pi k}{N} | k=0, \dots, N-1 \right\}$ 에 대해 Gabor 필터 뱅크를 계산하는 것에 초점을 둔다. 여기서  $N$ 은 보통 짝수가 쓰인

다. 간단한 표기를 위해 모든 식에서  $\sigma$ 와  $\omega$ 를 생략한다. (4)의  $F_\theta$ 가 제안된 커널 분해 기술을 사용해 계산되고, 중간 결과가 저장된다고 가정하자. 그러면 중간 결과를 사용해  $F_{\pi-\theta}$ 를 계산할 수 있다. 분리된 형태의  $F_{\pi-\theta}$ 는 다음과 같다.

$$J_{\pi-\theta}(x, y) = \sum_k f(k, y) H_{\omega, \pi-\theta}(x-k) S_\sigma(x-k) \quad (11)$$

$$F_{\pi-\theta}(x, y) = \sum_l J_{\pi-\theta}(x, l) V_{\omega, \pi-\theta}(y-l) S_\sigma(y-l) \quad (12)$$

$H_{\omega, \pi-\theta}(x) = H^{*\omega-\theta}(x)$ 를 사용해, (11)은 다음과 같이 쓰일 수 있다. \*는 켈레 복소수를 나타낸다.

$$J_{\pi-\theta}(x, y) = J_\theta^*(x, y) \quad (13)$$

---

#### Algorithm 1 Pseudo code of proposed 2-D Gabor filter bank

---

```

1: Input: input image  $f (H \times W)$ ,
2:   a set of  $O$  scales  $\Sigma = \{\sigma_i | i = 0, \dots, O-1\}$ ,
3:   a set of  $O$  frequencies  $\Omega = \{\omega_i | i = 0, \dots, O-1\}$ ,
4:   a set of  $N$  orientations  $\Theta = \{\theta_k | k = 0, \dots, N-1\}$ 
5: Output: Gabor filter outputs for  $\Omega$  and  $\Theta$ 

6: for  $i = 0, \dots, O-1$  do ▷ For all frequencies
7:    $\sigma_i = 2\pi/\omega_i, N_h = \lfloor N/2 \rfloor$ 

8:   for  $k = 0, \dots, N_h$  do ▷ For half of all orientations
9:      $\theta_k = \pi k/N$ 
10:    for  $y = 1, \dots, H$  do
11:      Perform 1-D Gaussian filtering of  $f_{ci}, f_{si}$ 
12:      Compute  $J_{\omega_i, \theta_k, \sigma_i}(x, y)$  for all  $x$  in (5) and (6)
13:    end for
14:    for  $x = 1, \dots, W$  do
15:      Perform 1-D Gaussian filtering of  $f_{cr} + f_{si}$ ,
16:       $f_{sr} - f_{ci}$  in (7) and (8)
17:      Compute  $F_{\omega_i, \theta_k, \sigma_i}(x, y)$  for all  $y$ 
18:    end for

19:   for  $k = N_h + 1, \dots, N-1$  do ▷ For remaining ori.
20:      $\theta_k = \pi k/N$ 
21:      $J_{\omega_i, \theta_k, \sigma_i}(x, y) = J_{\omega_i, \pi-\theta_k, \sigma_i}^*(x, y)$  for all  $x$  and  $y$ .
22:     for  $x = 1, \dots, W$  do
23:       Perform 1-D Gaussian filtering of  $f_{cr} - f_{si}$ ,
24:        $f_{sr} + f_{ci}$  in (7) and (8)
25:       Compute  $F_{\omega_i, \theta_k, \sigma_i}(x, y)$  for all  $y$ 
26:     end for

27: end for

```

---

수평 1-D Gabor 필터링 결과는  $J_\theta$ 의 켈레 복소수이다.  $V_{\omega, \pi-\theta}(x) = V_{\omega, \theta}(x)$ 를 사용해, 수직 1-D Gabor 필터링 (12)는 이하와 같이 표현된다.

$$F_{\pi-\theta}(x,y) = \sum_l J^*(x,l) V_{\omega,\pi-\theta}(y-l) S_{\sigma}(y-l) \quad (14)$$

$F_{\pi-\theta}$ 는 켈레 복소수 신호  $J_{\theta}^*$ 에 수직 1-D Gabor 필터링을 적용했을 때 얻어진다. (7)과 (8)을 사용해, 다음과 같은 식이 유도된다.

$$R\{F_{\pi-\theta}(x,y)\} = \cos(\omega_{\theta}^* y) (f'_{cr}(x,y) - f'_{si}(x,y)) + \sin(\omega_{\theta}^* y) (f'_{sr}(x,y) + f'_{ci}(x,y)) \quad (15)$$

$$I\{F_{\pi-\theta}(x,y)\} = \sin(\omega_{\theta}^* y) (f'_{cr}(x,y) - f'_{si}(x,y)) - \cos(\omega_{\theta}^* y) (f'_{sr}(x,y) + f'_{ci}(x,y)) \quad (16)$$

수직 필터링 또한 두개의 가우시안 필터링이 필요하다. 알고리즘 1은 Gabor 필터 뱅크를 효율적으로 계산하는 제안 방법을 요약한 것이다[19]. 여러 주파수  $\Omega$ 와 방향  $\theta$ 이 주어졌을 때, 고정된 주파수  $\omega_i$ 의  $\theta_k (k=0, \dots, N-1)$ 에 대해 Gabor 필터링 결과를 계산한다. 모든 방향에 대해 Gabor 필터를 적용하는 기존 방법 [8], [10]과 달리, 제안 방법은 수행시간을 줄이기 위해 반복 계산을 수행할 때 발생하는 중복을 고려한다. 실험 결과에서 기존의 고속 Gabor 필터 [8], [10]보다 제안 방법이 더 빠르다는 것을 실험적, 분석적 비교를 통해 설명한다.

### 3. 실험 결과

본 논문에서는 계산 효율과 필터링 품질의 관점에서 기존 방식들 [8], [10]과 제안 방법을 비교했다. 공정한 비교를 위해 [8], [10] 논문을 유사한 수준의 코드 최적화로 직접 구현했고 실험을 통해 수행시간과 필터링 품질을 비교했다. 제안 방식을 포함한 모든 코드는 추후에 공개될 예정이다.

#### 3.1 계산복잡도 비교

Table 1. Runtime comparison (millisecond) of the 2-D Gabor filter bank. The recursive Gabor filter [8] and IIR Gabor filter [10] are used for comparison. We measured the runtime when computing the Gabor filter bank for multiple orientations at a specific frequency. The set of N orientations  $\theta$  is defined as  $\{\theta_k = k\pi/N \mid k = 1, \dots, N-1\}$ . The input image size is of  $1024 \times 1024$  pixels (단위 : ms)

N	Recursive Gabor fil. [8]	IIR Gabor filter [10]	Ours
8	608	500	359
14	1039	852	586
20	1518	1230	842
26	1972	1597	1079
32	2421	1971	1314

우선, Gabor filter bank 계산시간을 비교했다. 제안 방법은 여러 방향에서의 Gabor 필터의 반복 적용에 대한 계산 중복 감소에 초점을 두고 있기 때문에, 본 논문에서는 Gabor 필터 뱅크를 계산하는 동안의 수행 시간만을 비교했다. 추가적으로 덧셈과 곱셈과 같은 산술 연산의 개수를 세는 방법을 통해 수행시간이 분석되었다.

Table 1은 Gabor 필터 뱅크에 대한 수행시간을 비교한다. 알고리즘 1에서 요약된 바에 의하면, 제안 방법은 각 주파수에 대해 반복적으로 적용된다. 그러므로, 본 논문에서는 특정 주파수  $\omega$ 가 주어졌을 때, N개의 방향에 Gabor 필터 뱅크의 수행시간을 측정했다. 방향  $\theta$ 의 집합은

$\theta_k = \left\{ \frac{k\pi}{N} \mid k=0, \dots, N-1 \right\}$ 로 정의된다. 기존의 고속 Gabor 필터 [8],[10]에서는, 여러 방향의 Gabor 결과를 계산할 때 발생하는 계산의 중복을 고려하지 않는다. IIR 간략화를 사용하는 [10] 고속 Gabor 필터는 계산적으로 재귀적 Gabor 필터 [8]보다 빠르다. 하지만 제안 방법은 두 방법보다 빠르다. Table 2에서는 N개의 방향과 하나의 주파수  $\omega$ 에 대해 Table 1과 유사한 방식으로 연산량을 비교했다.  $R_m$ 은 각 픽셀 당 곱셈의 개수,  $R_A$ 는 각 픽셀 당 덧셈의 개수를 나타낸다. 세 가지 방법에 대한  $R_m$ 과  $R_A$ 는 Table 1의 수행시간 결과와 비슷한 경향을 보이고 있다.

#### 3.2 필터링 품질 비교

제안 방법을 포함한 모든 고속 Gabor 필터링 방법은 재귀적 가우시안 필터링[9], [17]을 수행할 때, 근사화된 결과를 산출한다. 제안방법에서 분해된 1-D 신호는 IIR 간략화에 기반한 재귀적 가우시안 필터링을 사용해 필터링된다. 필터링 품질 저하의 비용에

Table 2. Computational complexity comparison of the 2-D Gabor filter bank. The recursive Gabor filter [8] and fast IIR Gabor filter [10] are used for comparison. Similar to Table 1, when computing the Gabor filter bank for  $N$  orientations at a specific frequency, we count the number of multiplications  $R_M$  and additions  $R_A$  per pixel, respectively

Algorithm	Operation	The number of orientations $N$					
		8	14	20	26	30	$N$
[8]	$R_M$	416	728	1040	1352	1560	$52N$
	$R_A$	376	658	940	1222	1410	$47N$
[10]	$R_M$	272	476	680	884	1020	$34N$
	$R_A$	208	364	520	676	780	$26N$
Ours	$R_M$	240	420	600	780	900	$30N$
	$R_A$	176	308	440	572	660	$22N$

대해 IIR 필터는 가우시안의 표준  $\sigma$ 에 상관없이 작동한다. 적절한 범위안의 표준 편차를 사용할 때, 품질 저하는 무시할 만한 수준이라는 것은 [9], [17]에 보고되었다. 본 논문에서는 두 가지 방법[8], [10]에 대해 필터링 품질을 비교했다.

입력 영상으로는 USC\_SIFI 데이터베이스[18]를 사용했다. USC-SIFI는 Fig. 2에 나와 있는 것처럼 공중 영상, 기타 영상, 텍스처 영상, 연속 영상의 총 4개의 클래스로 구성되어 있다. 여기서는 무손실 FIR Gabor 필터 (1)의 결과를 기준으로 사용해 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)을 측정했다. Gabor 필터링 결과는 복소수 형태이기 때문에, 필터링 품질을 실수와 허수 부분 각각에 대해 측정했다. 또한, 필터링 결과는 영상과 달리 0에서 255의 값을 가지지 않는다. 그러므로, 영상 품질 평가에 널리 사용되는 신호 대 잡음비(PSNR)을 사용하는 대신 [10]에 보고된, 신호 대 오류 비율(Signal-to-Error Ratio)을 사용했다.

$$SER[dB] = 10 \log_{10} \frac{\sum_{x,y} (R\{F(x,y)\})^2}{\sum_{x,y} (R\{F(x,y)\} - R\{F_i(x,y)\})^2} \quad (17)$$

여기서  $F$ 와  $F_i$ 는 각각 고속 방법과 무손실 FIR 필터를 사용해 얻어진 Gabor 필터링 결과이다.  $R(F)$ 는  $F$ 에 대한 실수부를 표현한다. 또한 SER은 허수부에 대해서도 측정할 수 있다. 다음은 주파수  $\omega \in (3.5, 3.9, \dots, 9.8, 13)$ 와  $\theta \in (18^\circ, 36^\circ, \dots, 162^\circ)$ 방향에 대한 간략화 오류를 계산했다.

Fig. 3은 4가지 데이터셋(항공, 기타, 연속, 텍스처)에 다양한 주파수  $\omega$ 와 방향  $\theta$ 에 대한 Gabor 필터링 결과의 허수부 평균 SER 값을 측정해 목표 Gabor 필터링 품질을 비교한다. 4개의 다른 영상 분류는 필터링 품질의 관점에서 큰 차이를 보이지 않는다. Fig. 4은 실수부에 대해서 측정된 SER값을 보인다. 흥미롭게도, 몇몇 주파수와 방향의 실수 부분에 대한 평균 SER값은 낮게 측정된다. 무손실 FIR과 간략화된(IIR) 필터에 대한 DC 값 간의 차이는 이 범위 이상으로 커질 때 나타난다고 [10]에 보고되었다. Fig. 5는 SER 값이 높거나 낮은 두 가지 경우에 대해, Gabor 필터링 결과의 실수부를 사용해 1-D 프로필을 구성했다. 수평과 수직축은 각각 픽셀 위치, Gabor 필터링 실수부 값을 나타낸다. 본 논문에서는 낮은 SER 값을 가지는 경우, 어떤 식으로든 약간의 오프셋이

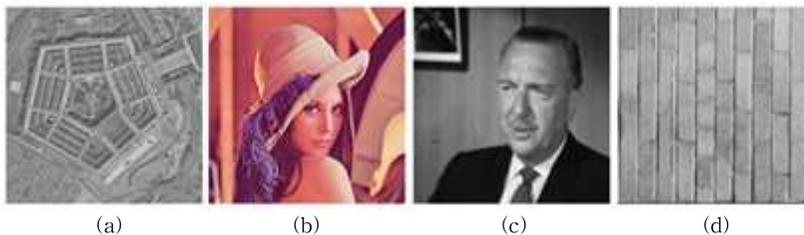


Fig. 2. Some of images used in the experiment (USC-SIFI database [18]): (a) aerial image, (b) misc image, (c) sequence image, and (d) texture image.

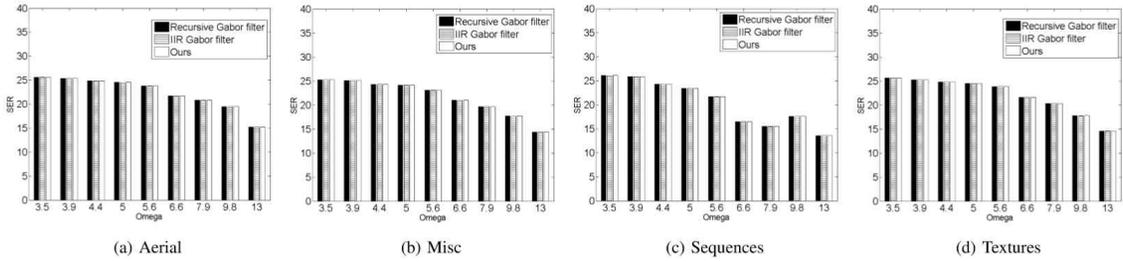


Fig. 3. Objective comparison using the imagery parts of Gabor filtering outputs with the varying frequency  $\omega$  when  $\theta = \pi / 3$ . We compared the average SER values of three methods, the recursive Gabor filter [8], IIR Gabor filter [10], and our method, for four datasets: (a) aerial, (b) miscellaneous, (c) sequences, and (d) textures.

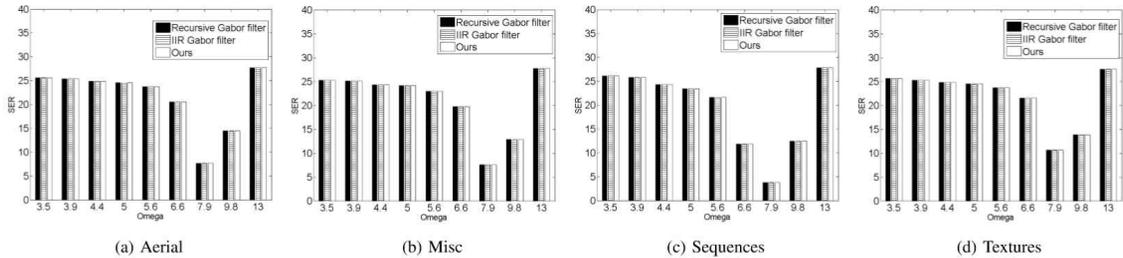


Fig. 4. Objective comparison using the real parts of Gabor filtering outputs with the varying frequency  $\omega$  when  $\theta = \pi / 3$ . The SER values were measured in a manner similar to Fig. 4.

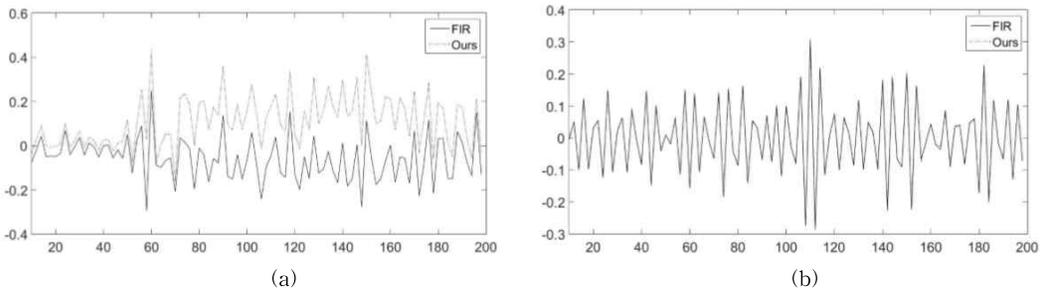


Fig. 5. 1-D profiles of Gabor filtering results: (a) the real part at  $\omega = 7.9$  and  $\theta = \pi / 3$  when SER = 10.57, (b) the real part at  $\omega = 3.5$  and  $\theta = \pi / 3$  when SER = 25.61.

있는 경향이 있다는 것을 발견했다. Fig. 6은 제안 방법으로부터 얻어진 Gabor 필터링 영상을 보여준다.

시각화를 위해 절대값을 사용했다. 결과의 주관적인 품질은 원본 무손실 FIR Gabor 필터링과 굉장히 유사하다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 다수의 방향과 주파수에 대해 Gabor 필터 बैं크의 새로운 빠른 계산 방법을 제시했다. 여러 방향과 주파수에서 2-D 복합 Gabor 필터링을 수

행할 때 발생하는 계산 중복을 줄일 수 있는 새로운 방식을 제안함으로써 효율적으로 2-D 복합 Gabor 필터 बैं크를 계산한다. 제안 방식의 효율성은 분석적, 실험적 방법으로 입증되었으며, 기존 방식들에 비해 상당한 수행시간 이득을 확인할 수 있었다. 또한 제안 방법의 필터링 품질 평가를 통해 고속 Gabor 필터링에 대한 기존의 방법들과 유사한 수준의 필터링 품질을 유지하는 것을 확인하였다. 결론적으로 고속 Gabor 필터 बैं크에 대한 제안 방법이 낮은 연산량이 요구되는 다양한 컴퓨터 비전분야에서 널리 사용될 것으로 기대된다.

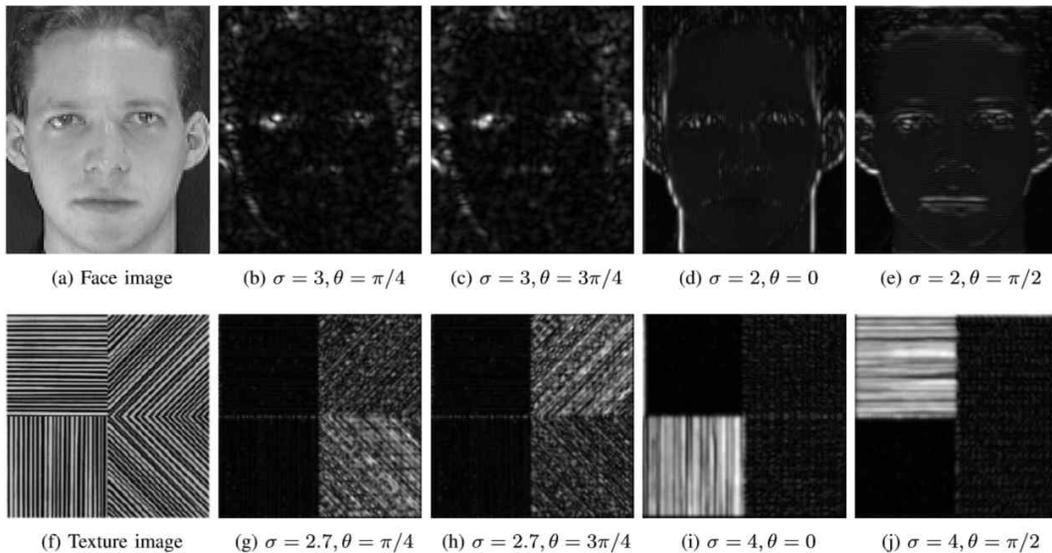


Fig. 6. Gabor filter bank outputs computed by our method: The filtering results are in a complex form, so we visualize them with an absolute magnitude,  $\lambda = \sigma / \pi$  depends on  $\sigma$ .

## REFERENCE

- [1] I. Daubechies, "The Wavelet Transform, Time-frequency Localization and Signal Analysis," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 36, No. 5, pp. 961-1005, 1990.
- [2] J. Kamarainen, V. Kyrki, and H. Kälviäinen, "Invariance Properties of Gabor Filter-based Features—overview and Applications," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 15, No. 5, pp. 1088-1099, 2006.
- [3] L. Shen, L. Bai, and M.C. Fairhurst, "Gabor Wavelets and General Discriminant Analysis for Face Identification and Verification," *Image and Vision Computing*, Vol. 25, No. 5, pp. 553-563, 2007.
- [4] L. Xu, W. Lin, and C.-C. J. Kuo, *Visual Quality Assessment by Machine Learning*, Springer Briefs in Electrical and Computer Engineering, 2015.
- [5] J.G. Daugman, "Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial Frequency, and Orientation Optimized by Two-dimensional Visual Cortical Filters," *The Journal of the Optical Society of America A*, Vol. 2, No. 7, pp. 1160-1169, 1985.
- [6] S. Qiu, F. Zhou, and P.E. Crandall, "Discrete Gabor Transforms with Complexity  $O(n \log n)$ ," *Signal Processing*, Vol. 77, No. 2, pp. 159-170, 1999.
- [7] O. Nestares, R.F. Navarro, J. Portilla, and A. Taberero, "Efficient Spatial-domain Implementation of a Multiscale Image Representation Based on Gabor Functions," *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 7, No. 1, pp. 166-173, 1998.
- [8] I.T. Young, L.J. van Vliet, and M. van Ginkel, "Recursive Gabor Filtering," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 50, No. 11, pp. 2798-2805, 2002.
- [9] L.J. van Vliet, I.T. Young, and P.W. Verbeek, "Recursive Gaussian Derivative Filters," *Proceeding of International Conference on Pattern Recognition*, pp. 509-514, 1998.
- [10] A. Bernardino and J. Santos-Victor, "Fast IIR Isotropic 2D Complex Gabor Filters with Boundary Initialization," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 15, No. 11, pp. 3338-3348, 2006.

[11] Y. Cheng, Z. Jin, H. Chen, Y. Zhang, and X. Yin, "A Fast and Robust Face Recognition Approach Combining Gabor Learned Dictionaries and Collaborative Representation," *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, Vol. 7, No. 1, pp. 47-52, 2016.

[12] Z. Lei, S. Liao, R. He, M. Pietikainen, and S.Z. Li, "Gabor Volume Based Local Binary Pattern for Face Representation and Recognition," *Proceeding of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 1-6, 2008.

[13] A.K. Gangwar and A. Joshi, "Local Gabor Rank Pattern (LGRP): A Novel Descriptor for Face Representation and Recognition," *Proceeding of IEEE International Workshop on Information Forensics and Security*, pp. 1-6, 2015.

[14] L. Wiskott, J.-M. Fellous, N. Krüger, and C. von der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, pp. 775-779, 1997.

[15] C. Liu and H. Wechsler, "Independent Component Analysis of Gabor Features for Face Recognition," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 14, No. 4, pp. 919-928, 2003.

[16] C. Li, G. Duan, and F. Zhong, "Rotation Invariant Texture Retrieval Considering the Scale Dependence of Gabor Wavelet," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 24, No. 8, pp. 2344-2354, 2015.

[17] I.T. Young and L.J. van Vliet, "Recursive Implementation of the Gaussian Filter," *Signal Processing*, Vol. 44, No. 2, pp. 139-151, 1995.

[18] The USC-Sipi Image Database, <http://sipi.usc.edu/services/database> (accessed Jan., 17, 2017).

[19] S. Um, J. Kim, and D. Min, "Fast 2-D Complex Gabor Filter with Kernel Decomposition," arXiv:1704.05231, 2017.

[20] Min Woo Park, Kwang Hee Won, Soon Ki Jung, "Vehicle Detection and Tracking using Billboard Sweep Stereo Matching Algorithm," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 16, No. 6, pp. 764-781, 2013



**이 헌 상**

2016년 충남대학교 학사  
 2016년~현재 충남대학교 컴퓨터  
 공학과 석사과정  
 관심분야: 3차원 영상 신호처리,  
 컴퓨터 비전



**엄 수 혁**

2013년~현재 충남대학교 학사  
 관심분야: 3차원 영상 신호처리,  
 컴퓨터 비전



**김 재 윤**

2017년 충남대학교 학사  
 관심분야: 3차원 영상 신호처리,  
 컴퓨터 비전



**민 동 보**

2003년 연세대학교 학사  
 2005년 연세대학교 석사  
 2009년 연세대학교 박사  
 2009년~2010년 미국 Mitsubishi  
 Electric Research Lab,  
 박사후 연구원

2010년~2015년 싱가포르 Advanced Digital Sciences  
 Center, 연구과학자  
 2015년~현재 충남대학교 컴퓨터공학과 조교수  
 관심분야: 3차원 영상 신호처리, 컴퓨터 비전