



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2016년11월01일
(11) 등록번호 10-1671215
(24) 등록일자 2016년10월26일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 7/00 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06T 7/00 (2013.01)
G06T 2207/10016 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2015-0074006
(22) 출원일자 2015년05월27일
심사청구일자 2015년05월27일
(56) 선행기술조사문헌
JP2015075963 A*
논문1
논문2
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
한국기술교육대학교 산학협력단
충남 천안시 동남구 병천면 충절로 1600, 내 (한
국기술교육대학교)
(72) 발명자
최강선
충청남도 천안시 동남구 용곡2길 43-11,
111-1001(용곡동, 용곡한라비발디아파트)
(74) 대리인
김정수

전체 청구항 수 : 총 4 항

심사관 : 신재철

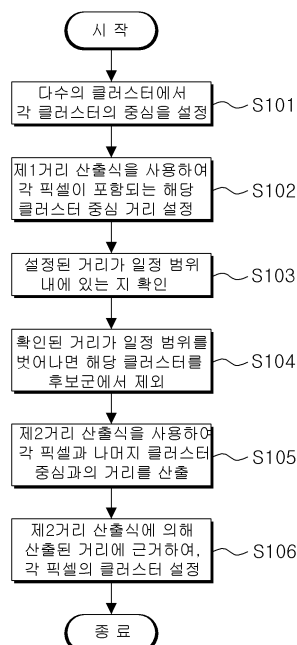
(54) 발명의 명칭 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법

(57) 요약

본 발명은 간단한 계산을 요하는 식을 사용하여 대상 후보 중심들을 제외하는 방식으로 계산량을 감소시킬 수 있는 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법에 관한 것으로, 픽셀들의 조합으로 이루어지는 다수의 클러스터에서, 각 클러스터의 중심을 설정하는 중심 설정단계와, 각 픽셀에 대해서, 제 1 거리 산출식을 사용하여

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



각 픽셀이 포함되는 해당 클러스터의 중심과의 거리를 산출하는 제 1 거리 산출단계와, 제 1 거리 산출단계에 의해 산출된 거리가 일정 범위 내인지 확인하는 거리 확인단계와, 상기 거리 확인단계에서 확인된 거리가 상기 일정 범위를 벗어나면 해당 클러스터를 후보군에서 제외하는 후보군 제외단계와, 상기 후보군 제외단계에서 제외되지 않은 나머지 클러스터들에 대해 제 2 거리 산출식을 사용하여, 각 픽셀과 나머지 클러스터의 중심과의 거리를 산출하는 제 2 거리 산출단계 및 상기 제 2 거리 산출단계에서 산출된 거리에 근거하여, 각 픽셀의 클러스터를 설정하는 클러스터 설정단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

명세서

청구범위

청구항 1

영상분할 방법에 있어서,

픽셀들의 조합으로 이루어지는 다수의 클러스터에서, 각 클러스터의 중심을 설정하는 중심 설정단계;

각 픽셀에 대해서, 제 1 거리 산출식을 사용하여 각 픽셀이 포함되는 해당 클러스터의 중심과의 거리를 설정하는 거리 설정 단계;

상기 거리 설정단계에 의해 설정된 거리가 일정 범위 내인지 확인하는 거리 확인단계;

상기 거리 확인단계에서 확인된 거리가 상기 일정 범위를 벗어나면 해당 클러스터를 후보군에서 제외하는 후보군 제외단계;

상기 후보군 제외단계에서 제외되지 않은 나머지 클러스터들에 대해 제 2 거리 산출식을 사용하여, 각 픽셀과 나머지 클러스터의 중심과의 거리를 산출하는 거리 산출단계; 및

상기 거리 산출단계에서 산출된 거리에 근거하여, 각 픽셀의 클러스터를 설정하는 클러스터 설정단계;를 포함하고,

상기 중심 설정단계에서 상기 각 클러스터의 중심은 다음의 관계식을 통해 설정되며,

$$C_{k^*} = \underset{C_k \in \mathcal{C}_i}{\operatorname{argmin}} \mathcal{D}(i, C_k) \\ = \underset{C_k \in \mathcal{C}_i}{\operatorname{argmin}} (\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}}^2 + \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\mathbf{f}_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{f}_{C_k})$$

상기 거리 산출단계에서 사용하는 제 2 거리 산출식은 다음의 관계식을 이용하여 각 픽셀과 해당 클러스터의 중심과의 거리를 산출하고,

$$\mathcal{D}'(i, C_k) = \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\mathbf{f}_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{f}_{C_k}$$

상기 거리 설정단계에서 사용하는 제 1 거리 산출식은 다음과 같은 식이며,

$$\mathcal{D}''(i, C_k) = \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} \cdot (\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} - 2\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}})$$

상기 클러스터 설정단계는,

상기 거리 산출단계에서 산출된 거리 중 최소 거리에 해당하는 클러스터를 픽셀의 해당 클러스터로 설정하며,

상기 거리 산출단계에서 각 픽셀과 상기 나머지 클러스터의 중심과의 거리가 최소 거리가 될 때까지 각 픽셀과 나머지 클러스터의 중심과의 거리 산출을 반복하는 것을 특징으로 하는 영상분할 방법.

(여기에서, C_{k^*} : 픽셀 i 에 대해 설정되는 클러스터 중심,

$\mathcal{D}(i, C_k)$: 픽셀 i 와 클러스터 중심(C_k)과의 거리,

$\mathcal{C}_i$: 공간적으로 픽셀 i 주변의 $2S \times 2S$ (검색 영역의 사이즈) 지역 내에 존재하는 클러스터 중심들,

$\mathbf{W}$ (대각 행렬(diagonal matrix)) : $\operatorname{diag}(1, 1, 1, \lambda, \lambda)$,

$\lambda = r/S$,

r : 조밀함을 제어하는 정규화 계수,

S : 초기 클러스터 샘플링 간격,

f_i : 픽셀 i 의 특징 벡터의 가중 L^2 -norm(weighted L^2 -norm),

f_{Ck} : 클러스터 중심(C_k)에 대한 평균 컬러 및 무게 중심($f_{Ck} = [l_{Ck}, a_{Ck}, b_{Ck}, x_{Ck}, y_{Ck}]^T$,

l 은 밝기, a 는 (붉은 색red-녹색green)정도, b 는 (노랑yellow-파랑blue) 정도를 나타내는 수치,

x, y 는 해당 픽셀의 물리적 좌표),

윗 첨자 T 는 전치(transpose) 행렬을 나타냄)

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

삭제

청구항 5

삭제

청구항 6

삭제

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 제 1 거리 산출식은 다음과 같이 상기 제 2 거리 산출식에 코시-쉬바르츠 부등식(Cauchy-Schwarz inequality)이 적용되어 유도되는 것을 특징으로 하는 영상분할 방법.

$$\begin{aligned} \mathcal{D}'(i, C_k) &= \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\mathbf{f}_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{f}_{C_k} \\ &\geq \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} \cdot \|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}} \\ &= \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} \cdot (\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} - 2\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}}) \\ &= \mathcal{D}''(i, C_k) \end{aligned}$$

청구항 8

제 1 항에 있어서,

상기 거리 산출단계 이후, 각 픽셀과 상기 나머지 클러스터의 중심과의 최소 거리는 다음의 조건을 따르는 것을 특징으로 하는 영상분할 방법.

$$\mathcal{D}''(i, C_k) \geq d'_{\min}$$

($d'_{\min}$: 픽셀과 클러스터 중심과의 거리들 중 최소값)

청구항 9

제 8 항에 있어서,

상기 $d'_{\min}$ 은,

2차 반복 이후부터는 각 픽셀과 각 픽셀이 현재 속해 있는 클러스터와의 거리를 상기 제 1 거리 산출식의 값으로 설정하는 것을 특징으로 하는 영상분할 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 고속 영상분할 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는, 간단한 계산을 요하는 식을 사용하여 대상 후보 중심들을 제외하는 방식으로 계산량을 감소시킬 수 있는 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 영상처리 및 해석을 위해서는 영상분할은 매우 중요한 과정이다. 영상분할은 입력된 영상으로부터 물체에 해당하는 영역을 추출하는 과정으로 영상해석을 위해서 필수적이다. 또한, 밝기 정보뿐만 아니라 칼라 정보 등을 이용한 다양한 영상 분할 방법이 연구되고 있으며, 최근에는 슈퍼픽셀(superpixel)을 이용한 영상분할 방법이 제안되고 있다.

[0003] 슈퍼픽셀은 영상에서 성질이 비슷한 화소들을 묶어서 하나의 대화소로 간주하여 처리하는 방법으로 원영상에서 화소수를 감소하였기 때문에 처리시간을 단축할 수 있는 장점이 있다. 또한, 슈퍼픽셀 분할은 이미지 객체 분할 보다 과분할 결과를 내지만, 효과적으로 초기 이미지의 수를 줄이고, 이후의 처리 단계의 효율을 대폭 높일 수 있는 특징이 있다. 슈퍼픽셀 분할은 입력 이미지의 표현을 보다 자연스럽고 의미있게 제공하기 때문에, 슈퍼픽셀들을 이용하여 지역-기반의 시각적 특징을 추출하는 것이 더 편리하고 효율적이다.

[0004] 슈퍼픽셀 분할은 포어그라운드 객체 검출(foreground object detection), 세그먼테이션(segmentation), 모션 세그먼테이션(motion segmentation), 객체 인식(object recognition) 및 돌출 객체 검출(saliency object detection)과 같은 다양한 컴퓨터 비전을 위한 전처리 단계로써 사용될 수 있다.

[0005] 다양한 슈퍼픽셀 분할 알고리즘 중에, 큰 관심을 받고 있는 SLIC(Simple Linear Iterative Clustering)는 컴팩트하고 균일한 슈퍼픽셀들을 빠르게 만들 수 있고, 슈퍼픽셀의 양 및 압축성에 대한 명료한 제어를 제공하며, 객체의 바운더리로 슈퍼픽셀들을 정렬하는데 있어 상당히 정확하다는 점에서 다른 알고리즘을 능가하는 성능을 나타낼 수 있다.

[0006] 이러한 SLIC는 k-평균 클러스터링(k-means clustering)에 기초한 반복 알고리즘이긴 하지만, 각 픽셀에 대한 최적의 클러스터는 k-평균 클러스터링의 경우에서와 같이 모든 클러스터들 대신에 공간적으로 이웃하는 몇몇 클러스터만 선택되는 방식을 통해 처리 속도를 향상시킬 수 있다.

[0007] 그러나, 일반적으로 슈퍼픽셀 분할이 전처리 단계로써 사용되기 때문에, 여전히 실시간 컴퓨터 비전 응용을 위해서는 계산상의 문제를 가지고 있다. 예를 들어, 룩업 테이블(Look-Up Tables, LUTs)를 사용하여 SLIC를 구현하는 경우 막대한 양의 메모리를 사용해야 한다는 문제점이 있다.

선행기술문헌

비특허문헌

[0008] (비특허문헌 0001) 1. Ren X., Malik, J.: Learning a classification model for segmentation. Proc. IEEE International Conf. Computer Vision 10-17 (2003)

(비특허문헌 0002) 2. Liu, Z., Zou, W., Meur, O. L.: Saliency tree: A novel saliency detection framework. IEEE Trans. Image Process. 23, 1937-1952 (2014)

(비특허문헌 0003) 3. Achanta, R. Shaji, A., Smith, K., Lucchi, A., Fua, P., Susstrunk, S.: SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.

34, 2274-2282 (2012)

(비특허문헌 0004) 4. Ayvaci, A., Soatto, S.: Motion segmentation with occlusions on the superpixel graph. Proc. IEEE International Conf. Computer Vision Workshops 727-734 (2009)

(비특허문헌 0005) 5. Mori, G., Ren, X., Efros, A. A., Malik, J.: Recovering human body configurations: Combining segmentation and recognition. Proc. IEEE Conf. Computer Vision Pattern Recognition 326-333 (2004)

(비특허문헌 0006) 6. Kim, K.-S., Zhang, D., Kang, M.-C., Ko, S.-J.: Improved simple linear iterative clustering superpixels. Proc. IEEE Internl. Symp. Consumer Electron. 259-260 (2013)

(비특허문헌 0007) 7. Ren, C. Y., Reid, I.: gSLIC: a real-time implementation of slic superpixel segmentation. University of Oxford, Tech. Rep. (2011)

(비특허문헌 0008) 8. Robovec, J., Kybic, J.: jSLIC: superpixels in ImageJ. Computer Vision Winter Workshop (2014)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009]

본 발명은 상기한 바와 같은 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로, 고속 영상분할 방법을 이용한 영상처리 시, 간단한 계산식을 사용하여 초기 후보 클러스터를 제거함으로써 필요 계산량을 줄일 수 있는 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법의 제공을 목적으로 한다. 그러나 본 발명의 목적은 상기에 언급된 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 목적들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0010]

상기 목적을 달성하기 위하여, 본 발명에 따른 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법은, 픽셀들의 조합으로 이루어지는 다수의 클러스터에서, 각 클러스터의 중심을 설정하는 중심 설정단계와, 각 픽셀에 대해서, 제 1 거리 산출식을 사용하여 각 픽셀이 포함되는 해당 클러스터의 중심과의 거리를 설정하는 거리 설정 단계와, 상기 거리 설정단계에 의해 설정된 거리가 일정 범위 내인지 확인하는 거리 확인단계와, 상기 거리 확인단계에서 확인된 거리가 상기 일정 범위를 벗어나면 해당 클러스터를 후보군에서 제외하는 후보군 제외단계와, 상기 후보군 제외단계에서 제외되지 않은 나머지 클러스터들에 대해 제 2 거리 산출식을 사용하여, 각 픽셀과 나머지 클러스터의 중심과의 거리를 산출하는 거리 산출단계 및 상기 거리 산출단계에서 산출된 거리에 근거하여, 각 픽셀의 클러스터를 설정하는 클러스터 설정단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0011]

또한, 본 발명에 따른 고속 영상분할 방법은, 상기 거리 산출단계에서 산출된 거리 중 최소 거리에 해당하는 클러스터를 픽셀의 해당 클러스터로 설정하고, 상기 거리 산출단계에서는 각 픽셀과 상기 나머지 클러스터의 중심과의 거리가 최소 거리가 될 때까지 각 픽셀과 나머지 클러스터의 중심과의 거리 산출을 반복하는 것을 특징으로 한다.

[0012]

또한, 본 발명에 따른 고속 영상분할 방법은, 상기 중심 설정단계에서 상기 각 클러스터의 중심은 다음의 관계식을 통해 설정되는 것을 특징으로 한다.

$$C_{k^*} = \underset{C_k \in \mathcal{C}_i}{\operatorname{argmin}} \mathcal{D}(i, C_k)$$

$$= \underset{C_k \in \mathcal{C}_i}{\operatorname{argmin}} (\|f_i\|_{\mathbf{W}}^2 + \|f_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2f_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} f_{C_k})$$

[0013]

[0014] (C_k^* : 픽셀 i 에 대해 설정되는 클러스터 중심, $D(i, C_k)$: 픽셀 i 와 클러스터 중심(C_k)과의 거리, $\mathcal{C}_i$: 공간적으로 픽셀 i 주변의 $2S \times 2S$ 지역 내에 존재하는 클러스터 중심들)

[0015] 또한, 본 발명에 따른 고속 영상분할 방법은, 상기 거리 산출단계에서 사용하는 제 2 거리 산출식은 다음의 관계식을 이용하여 각 픽셀과 해당 클러스터의 중심과의 거리를 설정하는 것을 특징으로 한다.

[0016]
$$\mathcal{D}'(i, C_k) = \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\mathbf{f}_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{f}_{C_k}$$

[0017] ($\mathbf{W} : \text{diag}(1, 1, 1, \lambda, \lambda)$, $\mathbf{f}_i$: 픽셀 i 의 특징 벡터의 가중 L^2 -norm, $\mathbf{f}_{C_k}$: 클러스터 중심(C_k)에 대한 평균 컬러 및 무게 중심($\mathbf{f}_{C_k} = [l_{C_k}, a_{C_k}, b_{C_k}, x_{C_k}, y_{C_k}]^T$))

[0018] 또한, 본 발명에 따른 고속 영상분할 방법은, 상기 거리 설정단계에서 사용하는 제 1 거리 산출식은 다음과 같은 식인 것을 특징으로 한다.

[0019]
$$\mathcal{D}''(i, C_k) = \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} \cdot (\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} - 2\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}})$$

[0020] 또한, 본 발명에 따른 고속 영상분할 방법은, 상기 제 1 거리 산출식이 다음과 같이 상기 제 2 거리 산출식에 코시-쉬바르츠 부등식(Cauchy-Schwarz inequality)이 적용되어 유도되는 것을 특징으로 한다.

[0021]
$$\begin{aligned} \mathcal{D}'(i, C_k) &= \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\mathbf{f}_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{f}_{C_k} \\ &\geq \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} \cdot \|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}} \\ &= \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} \cdot (\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} - 2\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}}) \\ &= \mathcal{D}''(i, C_k) \end{aligned}$$

[0022] 아울러, 본 발명에 따른 고속 영상분할 방법은, 상기 거리 산출단계 이후, 각 픽셀과 상기 나머지 클러스터의 중심과의 최소 거리는 다음의 조건을 따르는 것을 특징으로 한다.

[0023]
$$\mathcal{D}''(i, C_k) \geq d'_{\min}$$

발명의 효과

[0024] 본 발명에 따르면, 고속 영상분할 방법을 이용한 영상처리 시 간단한 계산식을 사용하여 초기 후보 클러스터를 제거함으로써 전체 계산량을 줄이고, 처리속도는 높일 수 있는 이점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0025] 도 1은, 기존의 SLIC 알고리즘을 예시적으로 나타내는 도면이다.

도 2는, 본 발명에 따른 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법을 나타내는 흐름도이다.

도 3은, 본 발명에 따른 초기 후보 클러스터 제외가 적용된 클러스터 검색 알고리즘을 나타내는 도면이다.

도 4는, 본 발명에 따른 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법의 성공률(ρ)을 예시적으로 나타내

는 도면이다.

도 5은, 본 발명에 따른 고속 영상분할 방법에 적용된 알고리즘과 기존의 SLIC에 대한 비교를 예시적으로 나타내는 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

이하, 본 발명의 바람직한 실시 예의 상세한 설명은 첨부된 도면들을 참조하여 설명할 것이다. 하기에서 본 발명을 설명함에 있어서, 관련된 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략할 것이다.

먼저, 본 발명에서 사용되는 기호나 식을 정의하고 이들을 설명한다. 사이즈가 $L \times M = N$ 의 이미지(I)에서, 픽셀 i 는 CIELAB 색 공간 및 위치에서 컬러의 특징 벡터인 $f_i = [l_i, a_i, b_i, x_i, y_i]^T$ 로 표현될 수 있다. l_i, a_i, b_i 는 CIELAB 색공간 상의 l, a, b 요소에 해당하는데, l 은 밝기, a 는 (붉은 색red-녹색green)정도, b 는 (노랑yellow-파랑blue) 정도를 나타내는 수치를, x, y 는 해당 픽셀의 물리적 좌표를 각각 나타내며, 윗 첨자 T 는 행렬을 전치(transpose)하는 것을 의미한다.

한편, k 번째 클러스터(cluster)의 중심은 C_k 로 표현되고, 이 클러스터의 색평균 및 무게중심은 $f_{C_k} = [l_{C_k}, a_{C_k}, b_{C_k}, x_{C_k}, y_{C_k}]^T$ 로 표현될 수 있다.

SLIC(Simple Linear Iterative Clustering)에서 초기에 클러스터 중심은 서로 떨어진 I 및 S -픽셀로부터 샘플링될 수 있다(I : 입력이미지, S : 초기 클러스터 샘플링 간격).

$D(i, C_k)$ 를 i 와 C_k 사이의 거리 메트릭으로 표현하면 다음과 같다.

[식 1]

$$D(i, C_k) = \sqrt{\mathcal{D}_c(i, C_k)^2 + \lambda^2 \cdot \mathcal{D}_s(i, C_k)^2}$$

여기서, $\lambda = r/S$ 이고, r 은 조밀함을 제어하는 정규화 계수를 나타내며 이는 변경이 가능하나 예시를 위해 10의 값을 사용한다.

식 1에서 사용된 $\mathcal{D}_c$ 와 $\mathcal{D}_s$ 는 각각 색상에 대한 거리척도와 물리적 거리에 대한 거리척도를 나타내는데 이를 수식으로 나타내면 아래와 같다.

[식 2]

$$\mathcal{D}_c(i, C_k) = \sqrt{(l_i - l_{C_k})^2 + (a_i - a_{C_k})^2 + (b_i - b_{C_k})^2}$$

식 2는 픽셀 i 와 k 번째 클러스터의 중심(C_k)과의 색상에 대한 거리를 나타낸다.

[식 3]

$$\mathcal{D}_s(i, C_k) = \sqrt{(x_i - x_{C_k})^2 + (y_i - y_{C_k})^2}$$

식 (3)은 픽셀 i 와 k 번째 클러스터의 중심(C_k)과의 유클리디언(Euclidean) 거리를 나타낸다. 식 (1)에 표현된 거리 메트릭(distance metric) 식은 벡터 형태로 표현될 수 있는데 $\mathbb{C}^p$ 상에서 벡터(f)의 가중치를 고려한 가중 L^2 -norm은 다음과 같다.

[0041] [식 4]

$$\|\mathbf{f}\|_{\mathbf{W}} \triangleq \|\mathbf{W}\mathbf{f}\| = \left(\sum_i^p |w_{ii}f_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

[0042]

[0043] 여기에서 $\mathbf{W}$ 는 i 번째 대각선 입장이 가중치가 $w_{ii}(w_{ii} \neq 0)$ 인 대각 행렬(diagonal matrix)이다.

[0044] $\mathbf{W}$ 가 $\text{diag}(1, 1, 1, \lambda, \lambda)$ 로 주어지면 오리지널 픽셀 i 의 특징 벡터 ($\mathbf{f}_i = [l_i, a_i, b_i, x_i, y_i]^T$) 대표의 가중 L^2 -norm은 다음 식을 통해 얻어진다.

[0045] [식 5]

$$\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}} = \sqrt{l_i^2 + a_i^2 + b_i^2 + \lambda^2(x_i^2 + y_i^2)}$$

[0046]

[0047] 동일한 방식으로 클러스터 중심 C_k 의 가중 L^2 -norm은 다음 식으로 표현될 수 있다(l_i, a_i, b_i 는 CIELAB 색공간 상의 l, a, b 요소, x 및 y 는 해당 픽셀의 물리적 좌표).

[0048] [식 6]

$$\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} = \sqrt{l_{C_k}^2 + a_{C_k}^2 + b_{C_k}^2 + \lambda^2(x_{C_k}^2 + y_{C_k}^2)}$$

[0049]

[0050] ($l_{C_k}, a_{C_k}, b_{C_k}$ 는 해당 클러스터에 포함되는 모든 픽셀의 색 수치 각각에 대한 평균, 그리고 x_{C_k}, y_{C_k} 은 해당 클러스터의 무게중심)

[0051] 따라서, 거리 메트릭의 벡터 형태는 다음과 같이 표현될 수 있다.

[0052] [식 7]

$$D(i, C_k) = \sqrt{\|\mathbf{f}_i\|^2 \mathbf{W} + \|\mathbf{f}_{C_k}\|^2 \mathbf{W} - 2\mathbf{f}_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{f}_{C_k}}$$

[0053]

[0054] 여기에서, $D(i, C_k)$ 의 값은 대소만을 판단하기 위한 것으로, 제곱근을 벗긴 형태인

$\|\mathbf{f}_i\|^2 \mathbf{W} + \|\mathbf{f}_{C_k}\|^2 \mathbf{W} - 2\mathbf{f}_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{f}_{C_k}$ 에 대한 값을 계산하여 사용할 수 있다.

[0055] 이 관계식 각 픽셀과 클러스터 중심의 거리를 산출하는 제 2 거리 산출식으로 사용될 수 있으며, 간단한 표현으로 제 2 가속도 접근법을 유도하는데 사용될 수 있다.

[0056] 기존의 SLIC 알고리즘의 절차를 설명하면 다음과 같다.

[0057] SLIC는 초기화, 클러스터 할당 및 업데이트의 3단계를 포함한다.

[0058] CIELAB 색 공간에서 컬러 이미지의 경우, K 클러스터 중심들은 초기화 단계에 $\mathcal{L}_S$ (설정된 클러스터 중심을 모은 집합)에 샘플링된다. 클러스터 중심이 객체 경계에 위치하는 것을 방지하기 위하여, 초기 클러스터 중심들은 3×3 지역 내에서 가장 낮은 경사 위치로 재배치된다.

[0059] 클러스터 할당 단계에서 각 픽셀 i 는, 가장 근접한 클러스터 중심이 i 의 위치와 접치는 인접한 클러스터 중심을 조사함으로써 식(1)을 통해 가장 근접한 클러스터 중심과 관련(Associate)된다. 여기에서, 클러스터 검사는 식(1)과 비교하여 거리 계산을 포함한다.

[0060] 검색 영역의 사이즈는 클러스터 중심 주위의 $2S \times 2S$ 로 설정될 수 있다. $\mathcal{C}_i, R(i), \mathcal{R}_{C_k}$ 는 설정된 클러스터

터 중심을, i 와 연관된 특정 클러스터를, 그리고 C_k 에 대응하는 슈퍼픽셀을 각각 의미한다(예를 들어, $\{i | R(i) = C_k\}$).

- [0061] 업데이트 단계에서, 각 f_{ck} 는 클러스터 할당 단계에서 결정된 $\mathcal{R}_{C_k}$ 에 따라 업데이트 된다. 클러스터 할당 및 업데이트 단계는 분할 영역이 수렴할 때까지 반복되고 구체적으로는 새로운 클러스터 중심 위치와 이전의 클러스터 중심 위치 사이의 잔여 오차(residual error E)가 임계치(T_E)보다 작아지면 종료한다.
- [0062] 도 1에서 나타난 바와 같이, SLIC는 k-means 알고리즘으로부터 변형된 반복 알고리즘이다. 반복을 통해, 슈퍼픽셀들은 동일 영역을 유지하기 위하여 서서히 변형될 수 있다. 예를 들어, 첫 번째 반복에서, 슈퍼픽셀들의 변형은 심하게 될 수 있지만, 변형은 소정의 반복 후에 점점 작아지게 되고, 마침내 분할이 수렴될 수 있다.
- [0063] 소정의 반복 후에, 일반적으로 픽셀들의 대부분은 반복적으로 동일한 클러스터에 속하는 경향이 있다. 즉, 거리 계산 및 비교를 포함하는 불필요한 클러스터 검색에 의해 많은 양의 중복 수행이 발생되는 것을 의미한다.
- [0064] 따라서, 본 발명은 간단한 계산식을 사용하여 초기 후보 클러스터를 제거함으로써 전체 계산량을 기존 방법보다 줄이면서 그 처리속도를 향상시킬 수 있는 구성을 채용한다.
- [0065] 이하, 도면을 참조하여 본 발명에 따른 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법을 설명한다. 이러한 영상분할 방법은 컴퓨터 내지 컴퓨팅 장치를 통해 수행되며 이러한 장치에서 실행 가능한 별도의 알고리즘을 통해 수행된다.
- [0066] 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법을 나타내는 흐름도이다.
- [0067] 도면을 참조하면, 본원 발명에 따른 고속 영상분할 방법은 픽셀들의 조합으로 이루어지는 다수의 클러스터에서 각 클러스터의 중심을 설정(S101)한 후, 각 픽셀에 대해서 제 1거리 산출식(simpler formula)을 사용하여 각 픽셀이 포함되는 해당 클러스터의 중심과의 거리를 설정한다(S102).
- [0068] 이후, 거리 설정단계에 의해 설정된 거리가 일정 범위(또는 거리) 내인지 확인하고(S103), 확인된 거리가 일정 범위를 벗어나는 경우(즉, 픽셀을 포함할 수 없을 정도로 거리가 먼 경우)는 해당 클러스터를 후보군에서 제외한다(S104).
- [0069] 후보군에서 제외되지 않은 나머지 클러스터들에 대해 제 2 거리 산출식(제 1거리 산출식보다 복잡한 식(less simpler formula))을 사용하여, 각 픽셀과 나머지 클러스터의 중심과의 거리를 산출한다(S105).
- [0070] 그리고, 제 2 거리 산출식으로 산출된 거리(픽셀과 클러스터 중심과의 거리)에 근거하여, 각 픽셀이 속하는 클러스터를 설정한다(S106). 이때, 정확한 픽셀과 중심과의 거리를 구해서 모든 픽셀들에 대한 최소값(즉, 최소 거리)이 보장될 때까지 계속적으로 후보 클러스터를 제외하는 과정을 반복할 수 있다.
- [0071] 상기와 같은 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법을 보다 구체적으로 설명하면 아래와 같다.
- [0072] 본 발명에서는 가중 L^2 -norm에 기초한 부등식 조건을 사용함으로써 중복 계산을 감소시킬 수 있다.
- [0073] $D'(i, C_k)$ 는 다음의 관계식으로 정의되고, 각 픽셀과 해당 클러스터의 중심과의 거리를 산출할 수 있는 제 2 거리 산출식으로 사용될 수 있다.
- [0074] [식 8]
- $$\begin{aligned} D'(i, C_k) &\triangleq D(i, C_k) - \|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}}^2 \\ &= \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\mathbf{f}_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{f}_{C_k} \end{aligned}$$
- [0075]
- [0076] (여기서, $\mathbf{W} : \text{diag}(1, 1, 1, \lambda, \lambda)$, $\mathbf{f}_i$: 픽셀 i 의 특징 벡터의 가중 L^2 -norm, $\mathbf{f}_{C_k}$: 클러스터 중심(C_k)에 대한 평균 컬러 및 무게 중심($\mathbf{f}_{C_k} = [l_{C_k}, a_{C_k}, b_{C_k}, x_{C_k}, y_{C_k}]^T$)을 나타낸다.)

[0077] 그리고, 식 (8)에 대해 코시-쉬바르츠 부등식(Cauchy-Schwarz inequality)을 사용하면 다음의 관계식에서와 같이 $D''(i, C_k)$ 을 정의할 수 있다. 즉, 제 2 거리 산출식보다 계산량이 간소화된 간단한 제 1 거리 산출식을 유도할 수 있다.

[0078] [식 9]

$$\begin{aligned} \mathcal{D}'(i, C_k) &= \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\mathbf{f}_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{f}_{C_k} \\ &\geq \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} \cdot \|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}} \\ &= \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} \cdot (\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} - 2\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}}) \\ &= \mathcal{D}''(i, C_k) \end{aligned}$$

[0079]

[0080] 후보 클러스터 중심들 중 일부를 검사하고, $d'_{\min}$ 은 식 (10)을 사용하여 얻어진 "어느 정도"의 최소 거리를 나타내는 것이라 가정한다. 그리고, 다른 후보 C_k 가 다음 식을 만족하면 다음 식과 같은 조건을 정의할 수 있다.

[0081] [식 10]

$$\mathcal{D}''(i, C_k) \geq d'_{\min}$$

[0082]

[0083] 상기 다른 후보 C_k 에 대해서 $\mathcal{D}'(i, C_k) \geq d'_{\min}$ 은 항상 보장되어야 하며, 이런 경우에는, 가까운 클러스터 중심보다 픽셀 i 에 근접하지 않으면, C_k 는 복잡한 계산인 $D'(i, C_k)$ 을 계산하지 않고 제거될 수 있다.

[0084] 예를 들어, 픽셀 i 에 대해서 $2S \times 2S$ 안에 클러스터 1, 2, 3이 있고, 클러스터 중심 C_1, C_2, C_3 에 대한 $D(i, C_1)$, $D(i, C_2)$ 및 $D(i, C_3)$ 의 계산 시, C_2 에 대한 $D''(i, C_2) \geq D'(i, C_2)$ 이므로, 이때 $D''(i, C_2)$ 를 최소값 $d'_{\min}$ 으로 설정하는 경우, $D'(i, C_2) \geq d'_{\min}$ 이 보장된다.

[0085] 또한, $D''(i, C_1)$ 및 $D''(i, C_3)$ 이 모두 최소값($d'_{\min}$)보다 큰 경우, $d'_{\min}$ 이 최소값으로 확정이 되어 후보군에서 클러스터 1 및 3에 대해서는 이들을 더 이상의 계산없이 할 수 있기 때문에 전체 계산량은 감소될 수 있다.

[0086] 반면에, $D''(i, C_2)$ 을 최소값 $d'_{\min}$ 으로 설정하였는데, 이 값이 $D''(i, C_1)$ 및/또는 $D''(i, C_3)$ 보다 작지 않고 큰 경우, 픽셀 i 에 대해서는 $D'(i, C_1)$ 및/또는 $D'(i, C_3)$ 을 계산해야 하므로 계산량이 더 늘어나게 된다.

[0087] 이와 같이, 계산량을 줄이기 위해 $d'_{\min}$ 이 가장 최소값이 되어야 한다. 대부분 영상처리 시에, 픽셀은 일단 할당된 클러스터에 계속 속하며 가장자리 부분의 픽셀들만이 클러스터의 이동이 생기게 되는 경우가 대부분이다.

[0088] 따라서, 각 픽셀(i)에 대한 $d'_{\min}$ 값은 픽셀 i 가 현재 속한 클러스터(C_k)와의 $D''(i, C_k)$ 을 초기값($d'_{\min}$)으로 할당하는 것이 가장 큰 확률로 $d'_{\min}$ 의 최소값을 보장한다.

[0089] 한편, 다음의 관계식을 통해 픽셀 i 에 대해 설정된 클러스터 중심(C_{k^*})을 찾을 수 있다.

[0090] [식 11]

$$\begin{aligned} C_{k^*} &= \operatorname{argmin}_{C_k \in \mathcal{C}_i} \mathcal{D}(i, C_k) \\ &= \operatorname{argmin}_{C_k \in \mathcal{C}_i} (\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}}^2 + \|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}^2 - 2\mathbf{f}_i^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{f}_{C_k}) \end{aligned}$$

[0091]

[0092] 식 (11)에서 공통 항을 제거하여 다음과 같이 정리할 수 있다.

[0093] [식 12]

$$\mathcal{D}'(i, C_{k^*}) = \min_{C_k \in \mathcal{C}_i} \mathcal{D}'(i, C_k)$$

[0094]

[0095] 식 (9)에서 부등식은 ECCE(early candidate cluster elimination, 초기 후보 클러스터 제거) 조건으로 간주할 수 있다.

[0096]

식 (1)에서 거리 계산에서는 미리 계산된 λ^2 을 포함하여 9 덧셈, 6 곱셈 및 1 제곱근 계산을 필요로 하는, 반면에, $\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}}$ 및 $\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}}$ 가 주어지면 식 (9) $[\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} \cdot (\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} - 2\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}})]$ 의 제 1 왼쪽 항은 보다 더 적은 과정, 예를 들어, 1 덧셈(뺄셈) 및 2 곱셈을 필요로 한다. 심지어 이들 작업은 제 1 거리 산출식에서 나타낸 바와 같이, $\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}}$ 의 제곱을 빼는 것으로 대체함으로써 2 덧셈 및 1 곱셈 계산이 될 수 있다. 식 (8)에서 다른 거리는 주어진 $\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}}$ 에 6 덧셈 및 7 곱셈을 필요로 한다.

[0097]

모든 픽셀들의 가중 L^2 -norm($\{\|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}} \mid 1 \leq i \leq N\}$ (N : 픽셀 수))은 일단 획득된 다음 변경되지 않기 때문에 전처리 절차가 미리 계산될 수 있다. 반면에, $\{\|\mathbf{f}_{C_k}\|_{\mathbf{W}} \mid 1 \leq k \leq K\}$ 는 $\mathbf{f}_{C_k}$ 의 업데이트 때문에 모든 반복에서 제 2 거리 산출식을 통해 다시 계산되어야 한다. 한편, 클러스터 중심들의 수(K)는 충분히 작을 수 있다(예를 들어, $K \approx \frac{N}{S^2} \ll N$).

[0098]

그러나, $\mathbf{f}_{C_k}$ 가 ECCE 조건을 만족하지 못하면, 정확한 거리 $\mathcal{D}'(i, C_k)$ 는 추가적으로 계산되어 $d'_{\min}$ 과 비교된다. 결과적으로, 이런 경우는, 후보 클러스터 중심(C_k)을 검사하기 위해 계산 과정이 더 수행될 수 있다.

[0099]

따라서, 최상의 후보 클러스터에 대한 효과적인 예측은 본원 발명에 의한 방법의 계산 효율을 극대화하는 데 있어서 중요하다. 왜냐하면, 보다 작은 $d'_{\min}$ 이 초기에 획득되기 때문에, ECCE가 빈번히 발생하여 계산 효율이 증가될 수 있기 때문이다.

[0100]

소정의 반복 후(일반적으로 2차 반복부터)에 해당 클러스터들이 변경되지 않는 것에 기초하여, 본 발명에서는 이전 반복에서 각 픽셀과 연관된 클러스터가 첫째로 검사되고 거리는 초기에 $d'_{\min}$ 으로 설정될 수 있다.

[0101]

본 발명에 따른 고속 SLIC 알고리즘은, 클러스터 검색을 위해 도 1의 기존의 제 1 알고리즘의 라인 3 대신에 도 3에 나타난 제 2 알고리즘을 사용함으로써 구현될 수 있다.

[0102]

도 3에 나타난 바와 같이, 본 발명에 따른 제 2 알고리즘의 성능을 확인하기 위하여, 삼백의 321*481 이미지를 포함하는 버클리 데이터베이스(Berkeley database)를 사용하여 종래의 SLIC와 제안된 알고리즘을 테스트하였다.

[0103]

도 4는, 본 발명에 따른 초기 후보군 제외방식을 이용한 고속 영상분할 방법에서 ECCE의 성공률(ρ)을 예시적으로 나타내는 도면이다.

[0104]

두 번째 반복부터, 각 픽셀에 대한 최상의 클러스터가 이전의 반복에서 픽셀과 연관된 것 중 하나로 예측될 수 있기 때문에 성공률(ρ)은 급격히 증가함을 알 수 있다. 다만, 성공률(ρ)의 경향은 이미지 특성에 좌우될 수 있다.

[0105]

도 4의 (a)에 나타난 바와 같이, 부드럽고 균일한 입력 이미지에 대한 성공률(ρ)은 빠르게 증가하지만, 반면에 도 3의 (b)에서와 같이 복잡한 이미지에서는 비교적 느리게 증가함을 알 수 있다.

- [0106] 도 5은, 본 발명에 따른 고속 영상분할 방법에 적용된 알고리즘과 기존의 SLIC에 대한 비교를 예시적으로 나타내는 그래프이다. 도 5에서 두 알고리즘의 실행 시간 비교를 나타내고 있고, 슈퍼픽셀의 수(K)는 S에 의해 제어된다.
- [0107] 도 5의 (a)에 나타낸 바와 같이, 모든 파라미터 설정에 대해서 본 발명에 따른 알고리즘은 계산 시간을 감소시키고 있음을 알 수 있다. 또한, 도 5의 (b)는 SLIC와 본 발명의 알고리즘의 실행 시간 사이의 비율을 나타내는 것으로, 본 발명에 따른 알고리즘은 기존의 SLIC보다 평균 21%의 계산 성능을 향상시켰다.
- [0108] 실험 결과에서, 본 발명은 기존의 SLIC보다 약간 더 좋은 분할 결과를 얻을 수 있었지만, 반면에 실행 속도에서는 본 발명에 따른 알고리즘이 기존의 SLIC에 비해 두 배 빠르게 실행하는 것을 확인하였다.
- [0109] 상기 본 발명의 내용은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 특허청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

도면

도면1

Input: the input image $\mathbf{I}$, the initial cluster sampling interval S , the regularization factor r

/ Initialization */*

1. Sample cluster centers C_k initially on $\mathcal{L}_S$ of interval S .
2. Move cluster centers to the lowest gradient position within their 3×3 neighborhood.

/ Cluster Assignment */*

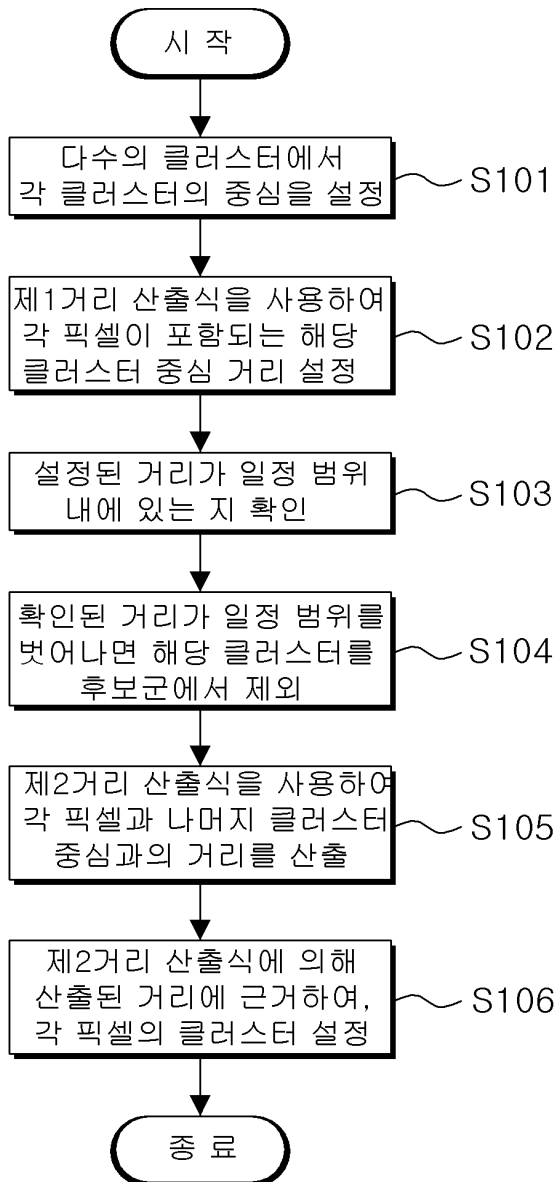
3. Compute $R(i) = C_{k^*} = \underset{C_k \in \mathcal{C}_i}{\operatorname{argmin}} \mathcal{D}(i, C_k)$ to obtain the labels by assigning label $R(i)$ to each pixel i .

/ Update */*

4. Compute $\mathbf{f}_{C_k}$ with all the pixels in $\mathfrak{R}_{C_k} = \{i | R(i) = C_k\}$, where $k = 1, \dots, K$.
5. Compute residual error E .
6. Repeat Steps 3 to 5 until $E < T_E$.

Output: superpixel results $\mathfrak{R}_{C_k}$, where $k = 1, \dots, K$.

도면2

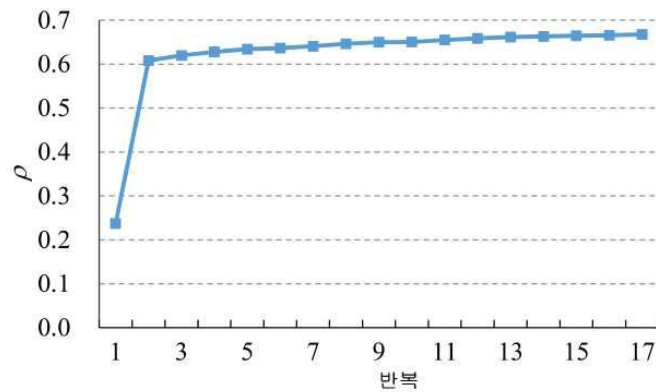


도면3

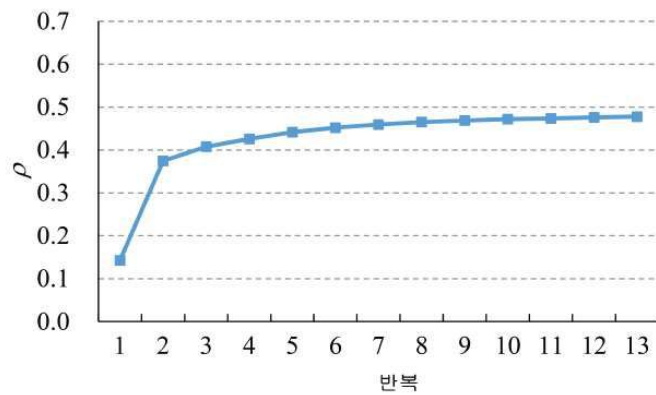
```

If 1st iteration Then
     $R(i) \leftarrow C_{k^*} \leftarrow \underset{C_k \in \mathcal{C}_i}{\operatorname{argmin}} \mathcal{D}(i, C_k)$ 
     $e(i) \leftarrow \mathcal{D}(i, R(i))$ 
Else
     $d'_{\min} \leftarrow \mathcal{D}'(i, R(i))$ 
     $C_{k^*} \leftarrow R(i)$ 
    For  $C_k \in \mathcal{C}_i \setminus \{R(i)\}$ ,
        If  $\mathcal{D}''(i, C_k) < d'_{\min}$  Then
             $d_k \leftarrow \mathcal{D}'(i, C_k)$ 
            If  $d_k < d'_{\min}$  Then
                 $d'_{\min} \leftarrow d_k$ 
                 $C_{k^*} \leftarrow C_k$ 
            EndIf
        EndIf
    EndFor
     $R(i) \leftarrow C_{k^*}$ 
     $e(i) \leftarrow d'_{\min} + \|\mathbf{f}_i\|_{\mathbf{W}}^2$ 
EndIf
    
```

도면4



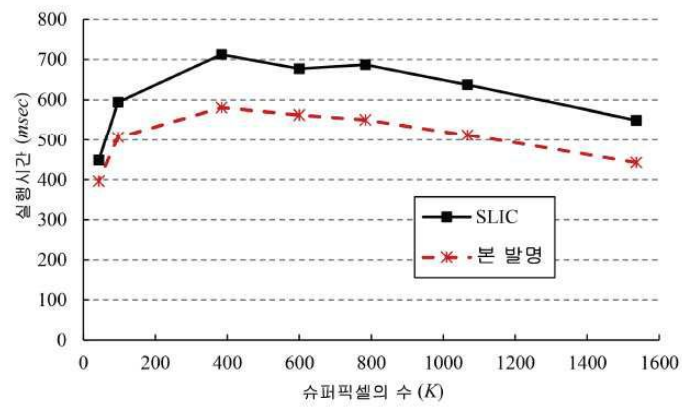
(a)



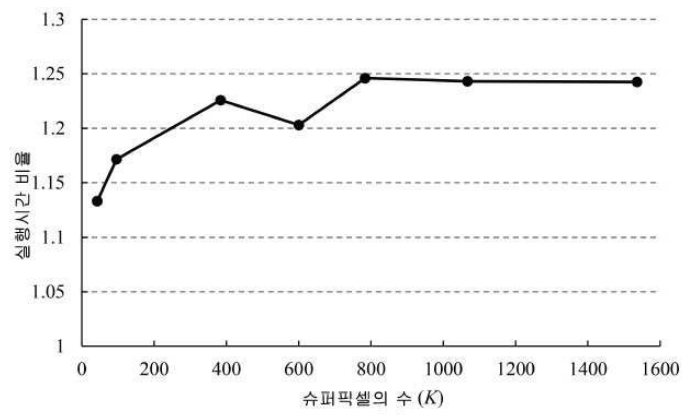
(b)



도면5



(a)



(b)