

군집 기반 하우스도르프 거리를 이용한 색상 팔레트 비교

(Color Palettes Comparison Using Cluster-based Hausdorff Distance)

김수지[†] 최성희^{**}
(Suzi Kim) (Sunghee Choi)

요약 색상은 이미지에서 인간의 이미지 인식에 가장 큰 영향을 미치며, 눈과 뇌에 가장 먼저 인지되는 시각 요소이다. 색상 팔레트는 한정된 수의 색상을 선택해 배열해놓은 형태로 패션, 디자인, 건축, 미디어, 미술 등의 다양한 시각 분야에서 사용되는 기본 단위이다. 색상 팔레트 유사도 측정에 사용되던 기존의 집합 또는 시퀀스의 유사도 측정법은 요소의 수가 상대적으로 적고, 색상 간의 관계가 모두 동등하게 인지되지 않는다는 색상 팔레트 고유의 특성을 고려하지 않아 안정적인 측정값을 도출하지 못하는 문제가 있다. 본 연구에서는 색상 팔레트의 효과적인 비교를 위한 군집 기반 하우스도르프 거리 측정법을 소개한다. 본 연구에서 제안하는 군집 기반 하우스도르프 거리를 이용한 색상 팔레트 비교법은 기존의 단순한 색상 팔레트 비교법보다 전반적인 색상의 구성을 비교하거나 부분적으로 강한 색상 매칭을 반영한 유사도 비교를 가능하게 한다. 본 연구에서 제안하는 유사도 비교는 이미지의 점진적 로딩 과정에서 전반적인 색상의 구성을 비교해야 하는 색상 팔레트 기반의 이미지 검색 서비스에서 높은 활용도가 기대된다.

키워드: 색상 팔레트, 색상 스키마, 팔레트 비교, 하우스도르프 거리, 색상 매칭

Abstract Color is the primary visual element that is first observed in an image and has the most effect on human's image recognition. A color palette is arranged by selecting a certain number of colors, and it is a fundamental unit used in various visual fields such as fashion, design, architecture, media, and art. Palette similarity is commonly measured using set-based and sequence-based approaches. However, they cannot provide consistent measurements since they ignore the specific properties of the color palette, such as the small number of components and the fact that not all color associations are equally recognized. In this study, we introduce a cluster-based Hausdorff distance measurement for an effective comparison of color palettes. Compared to the conventional color palette comparison, the cluster-based Hausdorff distance enables the similarity measurement by reflecting the overall color composition of the palettes and partial color matching between a pair of palettes. The proposed similarity comparison is expected to be widely employed in the color palette-based image retrieval services that require comparison between the overall color composition of images during progressive loading.

Keywords: color palette, color scheme, palette comparison, Hausdorff distance, color matching

-
- 이 논문은 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2019-0-01158, (SW 스타랩) 3차원 기하 모델 프로세싱 프레임워크 개발)
 - 이 논문은 2020 한국컴퓨터종합학술대회에서 '군집 기반 색상 팔레트 비교'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

[†] 비회원 : 한국과학기술원 전산학부 학생
kimsuzi@kaist.ac.kr

^{**} 종신회원 : 한국과학기술원 전산학부 교수(KAIST)
sunghee@kaist.edu
(Corresponding author)

논문접수 : 2020년 10월 21일
(Received 21 October 2020)
논문수정 : 2021년 7월 7일
(Revised 7 July 2021)
심사완료 : 2021년 7월 21일
(Accepted 21 July 2021)

Copyright©2021 한국정보과학회 : 개인 목적이거나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.
정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지 제27권 제10호(2021. 10)

1. 서론

색상은 인간이 이미지와 같은 시각 매체를 인식할 때 이미지에 포함된 물체의 형태나 이미지의 컨텍스트보다도 먼저 인지되는 요소이다. 인간은 색상을 통해 생각과 감정을 표현하고 전달하기 때문에 패션, 디자인, 건축, 미디어, 미술 등의 다양한 시각 분야에서 색상에 대한 심도 깊은 연구가 진행되어 왔다. 색상을 사용하기 위해서는 한 가지 색상보다는 여러 가지의 색상을 목적에 따라 조합한 색상 팔레트의 형태를 선호한다. 색상 팔레트는 색상 고유의 특성뿐만 아니라 색상 간의 관계를 포함하기 때문에 간결한 형식을 가지지만 풍부한 의미의 전달이 가능하다.

이미지에서 색상 팔레트 추출은 이미지 압축, 컬러 프린팅, 한정된 색수로 표현되는 디스플레이 등에 주로 사용되었는데, 원본 이미지를 소량의 색상으로 표현하는 색상 양자화(color quantization)를 기반으로 연구되어 왔다. 최근 들어 이미지 내 색상 추출 기법은 이미지 재채색(image recolorization)[1], 이미지 분해(image decomposition)[2], 이미지 추상화(image abstraction)[3], 이미지 인덱싱(image indexing)[4] 등 다양한 기술의 기반 기술의 역할을 맡고 있다. 색상 팔레트는 일반적으로 색상 군집화(color clustering)[5], 히스토그램 경계화(histogram thresholding)[6], 이미지 분할(image segmentation)[3,7], 컨벡스 헐 밀폐(convex hull enclosure)[2]를 바탕으로 추출된다.

색상 팔레트는 직관적이며, 단순한 형태를 지니며, 어떤 분야에도 통용될 수 있으며, 계산이 용이하다는 장점을 갖는다. 이러한 장점을 바탕으로 탐색, 추천, 생성 등 다양한 분야에 걸쳐 색상 팔레트를 활용한 연구가 활발히 진행되고 있다. 탐색이나 추천에 있어 가장 중요한 것은 색상 팔레트 간의 유사도를 측정하는 것이다. 색상 팔레트 간의 유사도 비교를 위해서는 그림 1처럼 서로 다른 집합 간의 거리 비교 또는 서로 다른 시퀀스(sequence) 간의 거리 비교 방법을 적용할 수 있다. 시퀀스를 이용한 유사도 측정은 팔레트 내에서 색상을 어떤 순서로 정렬하느냐에 따라 유사도 값이 달라지는 문제가 있어, 대다수의 기존의 유사도 측정은 집합 간의 거리 비교 방법을 사용했다.

집합 기반 유사도 측정의 가장 단순한 방법은 두 집합 간 모든 쌍의 거리를 평균 내는 평균 쌍 거리(mean pairwise distance)[8]이다. 하우스도르프 거리(Hausdorff distance; HD)[9] 측정은 두 집합 간의 불일치도를 측정하는 대표적인 집합 간의 거리 측정 방법으로 글자[10], 이미지[9], 메쉬[11] 등 폭넓은 분야의 유사도를 측정하는 데 사용되었다. 노이즈에 취약한 하우스도

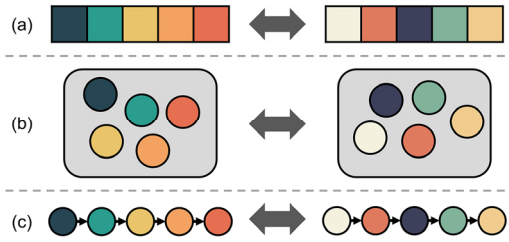


그림 1 (a) 서로 다른 두 팔레트의 비교는 (b) 팔레트의 색상을 원소로 갖는 집합 간의 거리 측정 또는 (c) 색상을 정렬해 시퀀스로 표현해 거리를 측정하는 방법을 통해 이뤄진다.

Fig. 1 (a) Comparison of two palettes is achieved by measuring the distance between (b) two sets of colors or (c) two sequences sorted by colors

르프 거리의 단점을 극복하고자 변형된 하우스도르프 거리(modified Hausdorff distance; MHD)[12], 최소절사제곱 하우스도르프 거리(least trimmed square Hausdorff distance; LTS-HD)[13] 등의 다양한 하우스도르프 거리 기반 측정법이 등장했다.

인간이 모든 색상을 동시에 인지하지 못하고 주요 색상(dominant color)을 먼저 인지한다는 것[14]은 널리 알려진 사실이다. 따라서 색상 팔레트의 비교에 있어서 일반적인 집합의 하우스도르프 거리 측정과는 달리 주요 색상에 초점이 맞춰진 거리 비교가 필수적이다. 하지만 색상 팔레트의 경우 색상 정보만 주어질 뿐 색상에 따른 가중치(weight) 정보는 존재하지 않기 때문에 팔레트에서도 주요 색상을 추출한다는 것은 쉽지 않은 일이다. 본 연구는 팔레트로부터의 직접적인 주요 색상 추출과 유사한 효과를 나타내는 군집 기반 색상 팔레트 비교 방법을 소개한다.

2. 하우스도르프 거리 측정

비교할 두 팔레트를 각각 P, Q라 할 때 하우스도르프 거리 $D_{HD}(P, Q)$ 는 P의 각 색상으로부터 가장 가까운 Q의 색상들 사이의 거리 중 가장 큰 값을 취하며, 반대로 Q의 각 색상으로부터 가장 가까운 P의 색상들 사이의 거리 중 가장 큰 값과 비교해 더 큰 값이 하우스도르프 거리로 정해진다. 하우스도르프 거리를 계산하는 수식은 다음과 같으며, $d(p, q)$ 는 색상 p와 q의 거리로 유클리드안 거리 또는 CIELAB ΔE_{ab}^* 거리가 사용된다.

$$D_{HD}(P, Q) = \max(h(P, Q), h(Q, P))$$

$$h(P, Q) = \max_{p \in P} \min_{q \in Q} d(p, q)$$

하우스도르프 거리의 가장 치명적인 단점은 아웃라이어(outlier)인 노이즈의 영향을 크게 받는다는 점이다

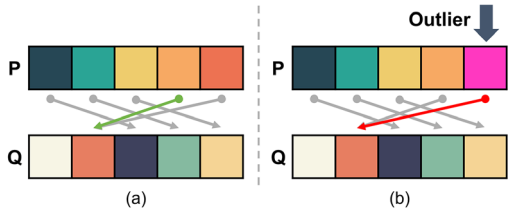


그림 2 (a) 하우스도르프 거리는 P의 각 색상으로부터 Q의 각 색상 중 가장 비슷한 색상을 선택해 그중 가장 색상 차가 큰 쌍의 거리를 택하는 방식이다. 그러나 (b) 아웃라이어가 발생하는 경우 가장 큰 색상 차를 가지는 쌍이 바뀌게 되어 단 하나의 아웃라이어가 최종적인 하우스도르프 값에 직접적인 영향을 미치는 단점이 있다.

Fig. 2 (a) Hausdorff distance is measured by matching the closest pairs from each color of P to Q and selecting the farthest one among them. However, (b) an outlier changes the farthest pair and directly affects the final Hausdorff distance

(그림 2). 이러한 취약점을 해결하고자 다양한 형태의 하우스도르프 거리가 등장했다. 본 연구에서는 가장 보편적으로 사용되는 두 가지 변형 하우스도르프 거리 측정 방법인 변형된 하우스도르프 거리[12]와 최소절사제곱 하우스도르프 거리[13]를 소개한다.

챔퍼 거리(chamfer distance)라고도 불리는 변형된 하우스도르프 거리는 P의 각 색상으로부터 가장 가까운 Q의 색상들 사이의 거리 평균을 사용하며, 수식은 다음과 같다.

$$D_{MHD}(P, Q) = \max(h_{MHD}(P, Q), h_{MHD}(Q, P))$$

$$h_{MHD}(P, Q) = \frac{1}{|P|} \sum_{p \in P} \min_{q \in Q} d(p, q)$$

최소절사제곱 하우스도르프 거리는 P의 각 색상으로부터 가장 가까운 Q의 색상들 사이의 거리를 정렬한 뒤, 가까운 일부 거리만을 계산에 반영하는 방법을 사용한다. 최소절사제곱 하우스도르프 거리의 수식은 다음과 같다.

$$D_{LTS}(P, Q) = \max(h_{LTS}(P, Q), h_{LTS}(Q, P))$$

$$h_{LTS}(P, Q) = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H d(p'_i, Q)$$

$$d(p'_i, Q) = \min_{q \in Q} d(p'_i, q)$$

p'_i 는 P에 속하는 색상으로 다음을 만족하는 순서로 정렬된 색상을 의미한다.

$$d(p'_1, B) \leq d(p'_2, B) \leq \dots \leq d(p'_k, B) \leq \dots \leq d(p'_{|A|}, B)$$

H는 $h \times |P|$ 의 값을 가지며, 본 연구에서는 LTS-HD와의 비교를 위해 [12]의 실험에서 사용한 $h = 0.6$ 을 그대로 사용했다.

3. 제안 방법

주어진 팔레트 P와 Q를 각각 두 개의 군집으로 분리하기 위해, 각각의 팔레트를 대상으로 $k=2$ 인 k-means 군집화(k-means clustering)를 진행한다(그림 3). 동일한 팔레트에 속해있었지만 다르게 군집화된 색상을 분리한 서브팔레트 $P' = \{P_1, P_2\}$ 와 $Q' = \{Q_1, Q_2\}$ 를 생성한다. 이때 서브팔레트를 이루는 집합은 색상이 겹치지 않는 서로소집합(disjoint set)의 성질을 갖는다.

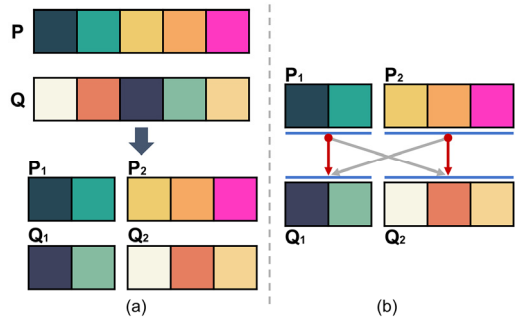


그림 3 군집 기반 하우스도르프 거리는 (a) 주어진 두 팔레트를 서브팔레트로 분리해 (b) 서브팔레트 간의 거리 측정을 통해 이뤄진다.

Fig. 3 Cluster-based Hausdorff distance is measured by (a) separating two given palettes to sub-palettes and (b) calculating the distance between sub-palettes

군집 기반 하우스도르프 거리(cluster-based Hausdorff distance; CHD)는 다음과 같은 수식을 통해 계산된다.

$$D_{CHD}(P, Q) = \max(h_{CHD}(P, Q), h_{CHD}(Q, P))$$

$$h_{CHD}(P, Q) = \sum_{A \in P} \min_{B \in Q} D_{MHD}(A, B)$$

CHD는 P와 Q의 각 군집 간의 변형된 하우스도르프 거리를 기반으로 계산된다. 군집화 결과 간의 비교가 이뤄지기 때문에 부분적인 일치 여부(partial matching)가 거리 비교에 반영되는 장점이 있다.

그림 4와 표 1은 5개의 색상을 갖는 팔레트에 대해 유사도 비교를 진행한 결과이다. P1과 Q1~Q4의 비교 실험에서 HD는 노란 색상으로 표현된 outlier를 고려하지 못한 채 다른 유사도 측정 방법과는 다른 측정 결과를 보였다. MHD의 경우 P3과 Q9~Q12의 비교 실험에서 특정 색상 간의 높은 유사도보다 평균적인 유사도에 더 가까운 결과를 냈기 때문에 Q11이 아닌 Q10을 더 유사한 팔레트로 선정했다. 팔레트 유사도 측정에는 절대적인 정답이 없기 때문에 CHD의 성능이 MHD에 비해 절대적으로 좋다고 볼 수는 없지만, 서브팔레트의 압

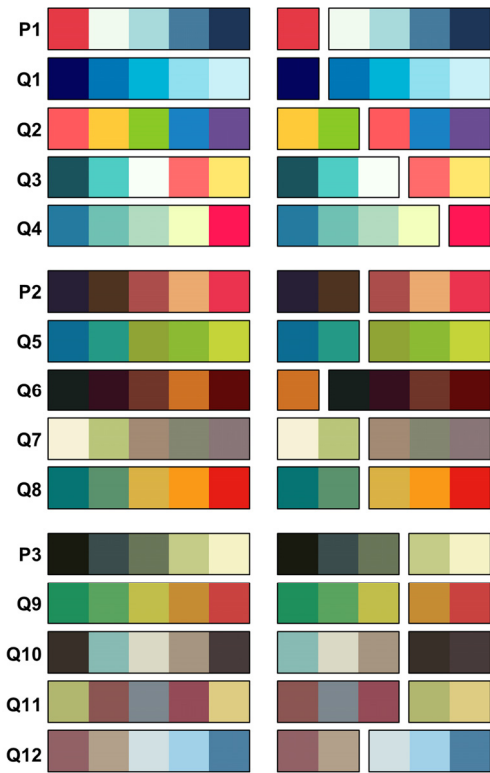


그림 4 입력 팔레트(왼쪽)와 군집화된 서브팔레트(오른쪽)
Fig. 4 Input palettes (left) and clustered sub-palettes (right)

도적인 유사도를 기반으로 하는 어플리케이션에서는 CHD가 MHD보다 더 좋은 성능을 나타낼 것을 예측할 수 있다. LTS-HD는 P2와 Q5~Q8의 비교 실험에서 좋지 못한 성능을 보였는데, 이는 LTS-HD가 상위의 유사한 색상만을 고려하기 때문에 발생하는 고질적인 문제이다.

4. 결론

색상 팔레트의 유사도 비교에 기존에 널리 연구된 집합 또는 시퀀스의 유사도 비교 방법을 그대로 사용하기에는 색상 팔레트의 특성 때문에 유사도 측정값이 안정적이지 않은 경우가 발생한다. 이는 색상 팔레트는 집합이나 시퀀스를 구성하는 요소(색상)의 수가 상대적으로 적고, 색상 간의 관계가 모두 동등하게 인지되지 않는다는 원인에서 기인한다. 본 연구에서는 색상 팔레트의 특성을 반영해 두 개의 서브팔레트로 색상을 분리해 변형된 하우스도르프 거리를 계산하는 방법을 제안했다.

본문에서 언급했듯, 절대적으로 옳은 측량(metric)의 성질을 갖는 색상 팔레트 유사도 측정은 아직까지 존재하지 않는다. 따라서 사용처에 따라 적절한 유사도 비교법의 적용이 필요하다. 본 연구에서 제시한 CHD는 모

표 1 그림 4의 팔레트 간의 하우스도르프 거리. 두 팔레트의 거리가 작을수록 더 유사한 관계를 가진다. 하우스도르프 측정 방법에 따라 팔레트 P에 대해 주어진 쿼리 팔레트(Q) 중 가장 유사하게 평가된 쿼리 팔레트의 거리 값이 굵게 표시되었다.

Table 1 Hausdorff distance of Fig. 4. The smaller the distance between two palettes, the higher the similarity between them. The most similar pair between the given palette(P) and query palettes(Q) is represented in boldface

	P1-Q1	P1-Q2	P1-Q3	P1-Q4
HD	49.32	31.79	23.82	25.43
MHD	17.63	18.55	13.45	12.06
LTS-HD	7.82	10.91	8.39	6.97
CHD	61.44	71.54	45.94	19.44
	P2-Q5	P2-Q6	P2-Q7	P2-Q8
HD	53.88	25.04	32.06	38.81
MHD	39.66	15.87	23.47	22.01
LTS-HD	33.12	13.30	19.76	12.07
CHD	85.51	36.39	60.11	51.16
	P3-Q9	P3-Q10	P3-Q11	P3-Q12
HD	40.12	21.78	35.50	38.09
MHD	22.46	16.01	19.01	24.16
LTS-HD	14.51	12.57	12.02	19.87
CHD	55.54	35.24	34.91	62.09

든 색상이 아닌 팔레트의 인상을 좌우하는 군집으로 나누어 거리를 비교함으로써 팔레트의 전반적인 톤을 비교하거나 부분적으로 강하게 유사한 군집을 비교할 때 강점을 갖는다.

색상 팔레트의 유사도 측정은 시각 매체의 색 경향 비교에서 주요 기술로 사용된다. 이미지 분할(image segmentation)과 관심 영역 맵(saliency map)을 기반으로 이미지 내에서 시각적으로 중요한 물체 영역의 색상과 상대적으로 덜 중요한 물체 영역의 색상을 구분해 색상 팔레트를 추출하는 기법[7,15]이 등장했다. 사용자가 이미지의 맥락 정보(context)를 충분히 이해하고 있다면 물체 단위의 시각적 중요도로 색상 팔레트를 구분해 유사도를 측정하는 것이 유의미할 수 있다.

하지만 다운로드가 완료되지 않은 이미지를 대체하는 이미지 자리 표시자(image placeholder) 또는 대용량의 이미지를 대체하는 이미지 썸네일(image thumbnail)이 사용되는 점진적 로딩(progressive loading) 과정에서는 사용자가 완벽한 이미지의 맥락 정보를 알아차릴 수 없기 때문에 전체적인 색 경향 기반의 비교가 중요하다. 현재 네이버(Naver) 쇼핑, Google 이미지 검색에서는 단색 기반의 이미지 검색 기능을 지원하고 있으며, 사용자의 편의성 증대를 위해 단색에서 점차 팔레트 기반의 이미지 검색을 지원할 가능성이 있다. 본 연구에서 제안

한 군집 기반 유사도 비교는 이미지의 맥락 정보와 관계없이 팔레트의 전반적인 톤 또는 부분적으로 강하게 유사한 색상 군집의 유사도 비교에 있어 효과적이며, 추후 웹 기반 점진적 로딩 서비스에 있어 높은 활용도를 보일 것으로 예상된다.

몇 가지 개선을 통해 팔레트 비교 정확도 향상이 가능할 것으로 예측된다. 첫째, 본 연구에서는 두 개의 군집으로 팔레트를 구분했지만, 팔레트의 사이즈 또는 색상 조합에 따라 다양한 수의 군집으로 나눌 경우 더 좋은 유사도 비교가 가능하리라 예측한다. 따라서 군집의 수를 팔레트의 특성에 따라 동적으로 결정하는 선행 처리가 필요하다. 둘째, 본 연구에서는 서브팔레트를 각 팔레트로부터 구분해 추출하고 있지만 모든 팔레트를 통합해 하나의 팔레트로 만든 뒤 군집을 나눌 경우 더 유사한 조합의 서브팔레트로 나뉠 수 있을 것으로 예측한다. 셋째, NEO-K-Means[16] 군집화와 같은 기법을 사용해 서로소 집합이 아닌 교집합을 허용하는 군집화를 통해 서로 다른 서브팔레트에서도 색상의 중복을 허용할 경우 더 효과적인 유사도 측정이 가능할 것으로 예상된다.

References

- [1] Zhang, Q., C. Xiao, H. Sun, and F. Tang, "Palette-Based Image Recoloring Using Color Decomposition Optimization," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 26, No. 4, pp. 1952-1964, 2017.
- [2] Tan, J., J.-M. Lien, and Y. I. Gingold, "Decomposing Images into Layers via RGB-Space Geometry," *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 36, No. 1, pp. 7:1-7:14, 2017.
- [3] Gerstner, T., D. DeCarlo, M. Alexa, A. Finkelstein, Y. I. Gingold, and A. Nealen, "Pixelated image abstraction," *10th International Symposium on Non-Photorealistic Animation and Rendering*, pp. 29-36, 2012.
- [4] Solli, M. and R. Lenz, "Color Semantics for Image Indexing," *5th European Conference on Colour in Graphics, Imaging, and Vision and 12th International Symposium on Multispectral Colour Science*, pp. 353-358, 2010.
- [5] Phan, H. Q., H. Fu, and A. B. Chan, "Color Orchestra: Ordering Color Palettes for Interpolation and Prediction," *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 24, No. 6, pp. 1942-1955, 2018.
- [6] Liu, S., Y. Jiang, and H. Luo, "Attention-aware color theme extraction for fabric images," *Textile Research Journal*, Vol. 88, No. 5, pp. 552-565, 2018.
- [7] Kim, S. and S. Choi, "Color Scheme Extraction Using Segmentation and Saliency Maps," *Korea Software Congress*, pp. 1020-1022, 2019.
- [8] Pan, Q. and S. Westland, "Comparative Evaluation of Color Differences between Color Palettes," *26th Color and Imaging Conference Final Program and Proceedings*, pp. 110-115, 2018.
- [9] Huttenlocher, D. P., G. A. Klanderman, and W. Rucklidge, "Comparing Images Using the Hausdorff Distance," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 9, pp. 850-863, 1993.
- [10] Wu, X. and P. Shi, "Unconstrained Handwritten Numeral Recognition using Hausdorff Distance and Multi-Layer Neural Network Classifier," *Proc. of the Fifth International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp. 249-252, 1999.
- [11] Borodin, P., S. Gumhold, M. Guthe, and R. Klein, "High-Quality Simplification with Generalized Pair Contractions," *Proc. of GraphiCon*, pp. 147-154, 2003.
- [12] Dubuisson M.-P. and A. K. Jain, "A modified Hausdorff distance for object matching," *Proc. of 12th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 566-568, 1994.
- [13] Sim, D.-G., O.-K. Kwon, and R.-H. Park, "Object matching algorithms using robust Hausdorff distance measures," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 8, No. 3, pp. 425-429, 1999.
- [14] Mojsilovic, A., J. Hu, and E. Soljanin, "Extraction of perceptually important colors and similarity measurement for image matching, retrieval and analysis," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 11, No. 11, pp. 1238-1248, 2002.
- [15] Kim, S. and S. Choi, "Color Scheme Extraction Using Segmentation and Saliency Maps," *Journal of KIISE*, Vol. 48, No. 3, pp. 302-307, 2021.
- [16] Whang, J. J., Y. Hou, D. F. Gleich, and I. S. Dhillon, "Non-Exhaustive, Overlapping Clustering," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 41 No. 11, pp. 2644-2659, 2019.



김수지

2012년 KAIST 전산학부 학사. 2016년 KAIST 전산학부 석사. 2016년~현재 KAIST 전산학부 박사과정



최성희

1995년 서울대학교 컴퓨터공학과 학사 1997년 University of Texas at Austin, Computer Science 석사. 2003년 University of Texas at Austin, Computer Science 박사. 2004년~현재 KAIST 전산학부 교수