

# Fast Shape Matching Algorithm Based on the Improved Douglas-Peucker Algorithm

Myoung-Sup Sim<sup>†</sup> · Ju-Hyun Kwak<sup>\*\*</sup> · Chang-Hoon Lee<sup>\*\*\*</sup>

## ABSTRACT

Shape Contexts Recognition(SCR) is a technology recognizing shapes such as figures and objects, greatly supporting technologies such as character recognition, motion recognition, facial recognition, and situational recognition. However, generally SCR makes histograms for all contours and maps the extracted contours one to one to compare Shape A and B, which leads to slow progress speed. Thus, this paper has made simple yet more effective algorithm with optimized contour, finding the outlines according to shape figures and using the improved Douglas-Peucker algorithm and Harris corner detector. With this improved method, progress speed is recognized as faster.

**Keywords :** Image Recognition, Shape Matching, Shape Contexts, Improved Douglas-Peucker Algorithm, Contour

# 개량 Douglas-Peucker 알고리즘 기반 고속 Shape Matching 알고리즘

심명섭<sup>†</sup> ·곽주현<sup>\*\*</sup> ·이창훈<sup>\*\*\*</sup>

## 요약

Shape Contexts Recognition(SCR)은 도형이나 사물 등의 모양을 인식하는 기술로 문자인식, 모션인식, 얼굴인식, 상황인식 등의 기반이 되는 기술이다. 하지만 일반적인 SCR은 Shape의 모든 contour에 대해 히스토그램을 만들고 Shape A, B 비교를 위해 추출된 contour를 1:1 개수대로 매핑함으로써 처리속도가 느리다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 Shape 모양에 따라 윤곽선을 찾고 개량 DP 알고리즘 및 해리스 코너 검출기를 이용하여 contour를 최적화시킴으로써 간략하면서도 더 효과적인 알고리즘을 만들었다. 이렇게 개선된 방법을 사용함으로써 기존방법보다 처리 수행속도가 빨라짐을 확인하였다.

**키워드 :** 이미지 인식, Shape mathing, Shape Contexts, 개량 Douglas-Peucker 알고리즘, 윤곽선

## 1. 서론

영상인식은 일반적으로 Recognition과 Detection으로 구분된다. Recognition은 지문인식과 같이 특정 이미지가 누구의 것인지 등을 검출하는 기법이다. 반면 Detection은 전체 영상 이미지에서 특정 이미지가 존재하는지 여부 및 해당영상에서 그 위치를 알아내는 기법이다. Recognition은 하나의 정해진 이미지에서 각 특징들을 추출해 저장된 특징 데이터 베이스와 비교하는 방식으로, 이미지 하나에 대해 수행되므로 복잡한 알고리즘을 사용해도 큰 부하가 되지 않는다. 반면 Detection은 전체 이미지 모든 영역에 대해 검색하므로

비교적 간단하고 빠른 알고리즘 수행이 요구된다[1].

Shape Contexts Recognition은 도형이나 사물 등의 모양을 인식하는 기술로 Recognition 영역에 해당하며 문자인식, 모션인식, 얼굴인식, 상황인식 등의 기반이 된다. 날이 갈수록 이러한 모양을 인식하는 기술에 대한 응용과 활용이 증가하고 있다. 그러나 기존 Shape Contexts Recognition은 처리속도가 느리며 Shape A, B 비교를 위해 모든 윤곽점(contour)을 1:1 매핑한다는 단점이 있다.

본 논문에서는 Shape A, B 비교를 빠르게 처리하기 위해 개량 DP(Douglas-Peucker) 알고리즘을 고안하였고 실험하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 특징점 추출기법으로 해리스 코너 및 DP(Douglas Peauker) 알고리즘에 대하여 소개하고, 3장에서는 제안하는 방법의 세부내용에 대해서 설명한다. 4장에서는 제안된 알고리즘의 유용성을 검증하였으며, 마지막 5장에서 결론을 내린다.

<sup>†</sup> 준 회원 : 건국대학교 컴퓨터·정보통신학과 박사과정생  
<sup>\*\*</sup> 정 회원 : 건국대학교 컴퓨터·정보통신학과 박사  
<sup>\*\*\*</sup> 종신회원 : 건국대학교 컴퓨터공학과 교수  
Manuscript Received : July 21, 2016  
Accepted : August 9, 2016  
\* Corresponding Author : Chang-Hoon Lee(chlee@konkuk.ac.kr)

## 2. 관련 연구

### 2.1 특징점 추출기법

두 영상을 매칭하거나 특정 영상에서 물체를 추적하거나 인식할 때 사용하는 방법으로 주요 특징점을 선별하여 매칭한다. 좋은 영상 특징점이 되기 위해서는 물체의 형태나 크기, 위치가 변하더라도 식별이 쉬워야 한다. 또한 카메라의 조명이나 시점이 변해도 해당 지점을 쉽게 영상에서 찾아내야 한다. 영상에서 이러한 조건을 만족하는 최적점은 코너점(corner point)이다. 대부분의 특징점 추출 알고리즘은 코너점 검출을 기반으로 하고 있으며 가장 대표적 방법으로는 1988년에 발표된 Harris corner detector가 있다. 이 기법은 1980년에 발표된 Moravec's corner detector를 발전시킨 방법이다. 기본 아이디어는 코너점은 영상에서 작은 윈도우를 조금씩 이동(shift)시켰을 때 모든 방향으로 영상변화가 크다는 것이다. Moravec은 영상의 각 픽셀 위치에 대해 window를 수직, 수평, 좌대각, 우대각의 네 방향으로 1 pixel 만큼 이동시켰을 때의 영상변화량 값 E를 계산한 후, 최소값 E를 해당 픽셀의 영상변화량 값으로 설정하고 이 값이 지역내에서 최대가 되는 지점을 코너점으로 선정하였다. Harris corner detector는 Moravec의 방법을 수정 보완하였다. 해리스 코너 검출기는 영상 내에서 점에 대한 변화량 이 주어지면 식(1)에서처럼 지역적인 신호 변화값을 검출할 수 있는 Local auto-correlation 함수를 기본으로 표현된다[2, 3].

$$c(x,y) = \sum_{i=w_x} [I(x_i,y_i) - I(x_i + \Delta x, y_i + y)]^2 \quad (1)$$

Equation (2)를 이용하여 Equation (3)에서와 같이 코너의 정도를 판단할 수 있으며 Equation (4)에서 영상 내 특징점 (FP, Feature Point)을 추출할 수 있다[2, 3].

$$c(x,y) = (\Delta x, \Delta y) C(x,y) \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$C_{rf}(x,y) = \det(C(x,y) - k \times [\text{trace}(C(x,y))]^2) \quad (3)$$

$$FP(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } C_{rf}(x,y) > T_F \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

### 2.2 Douglas-Peucker 알고리즘

Douglas-Peucker(DP) 알고리즘은 복잡한 형태의 선 구조를 단순화시키는 선형 단순화 기법이다. 이 알고리즘은 오브젝트를 이루는 여러 좌표점의 개수를 허용 오차에 따라 설정된 임계값과의 비교를 통해 줄이는 방식이다. 즉, 임계값과의 비교를 통해 비 중요 좌표점을 없애는 방식이다.

DP 알고리즘의 수행 단계는 다음과 같다.

- 1) 단순화 되어질 오브젝트의 시작점과 끝점을 연결한 선분과 각 좌표점들이 수직으로 연결되는 수선의 길이 중 임계치(θ)를 벗어나는 최대 수선의 길이  $d_{max}$ 를 찾는다.

- 2) 이 좌표점을 새로운 중간점으로 설정하고 시작점과 끝점과 연결함으로써 오브젝트를 분할한다.
- 3) 임계치(θ)를 벗어나는 수선의 길이를 가지는 좌표점이 존재하지 않게 되면, 분할된 오브젝트 내의 좌표점을 제거하는 과정을 재귀적으로 반복 수행한다.
- 4) 시작점, 끝점, 임계치(θ)에 따라 남겨진 분할점들만으로 단순화된 오브젝트가 만들어지면 종료한다.

이렇게 생성된 오브젝트들은 원래 오브젝트와 비교하였을 때 시작점과 끝점만 동일할 뿐, 오브젝트를 구성하는 좌표점들의 개수와 좌표 데이터는 다르게 된다[4].

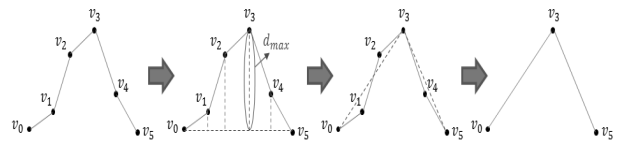


Fig. 1. DP(Douglas-Peucker) Algorithm Process [4]

DP 알고리즘은 사용자가 설정하는 임계값(θ)에 따라 좌표점 압축 수행결과가 크게 달라진다. 또한 DP 알고리즘은 오브젝트를 구성하는 좌표점을 직접 제거해 버리기 때문에 오브젝트의 형상이 DP 알고리즘 수행전의 원래 오브젝트와 비교하여 달라질 수도 있는 단점이 있다[5].

## 3. 제안하는 방법의 세부내용

### 3.1 Generalized Shape Context(GSC) 매칭의 단점

GSC를 이용한 Shape 매칭 방법은 [9]의 결과에서 보듯이 매칭 정확도가 매우 높다. 하지만 한 번의 매칭을 위해  $n^2$ 번의 Shape Context(또는 GSC) 매칭을 해야 함으로써 참조 Shape 영상의 DB 크기가 커질수록 매칭 횟수와 시간이 비례하여 증가하는 비효율성이 있다[6-8].

이렇게 계산량 측면에서 매우 비효율적인 문제점을 보완하기 위해 Belongi 등은 [8, 9]에서 고속 매칭 기법인 Representative Shape Contexts(RSC)를 제안하였다. 이 기법은 입력 Shape과의 유사도가 큰 참조 shape 후보들을 빠르게 추출하여 매칭 횟수를 감소시킴으로써 속도를 향상시키면서 정확도를 유지하고자 하였다. 하지만 이러한 방법은 단지 후보들을 빠르게 추출하기 위한 Fast Pruning 기법으로 실제 두 Shape를 빠르게 비교하는 근본적인 방법은 아니다. 본 논문은 두 Shape를 빠르게 비교하기 위해 추출된 모든 contour를 비교하지 않고 특징 contour 만을 비교하는 새로운 방법을 제시하였다. 이렇게 특징 contour만을 비교하면서도 정확도는 유사하면서 속도는 매우 빠르게 처리됨을 확인하였다.

점들의 집합을 줄여 나가는 원칙은 아래와 같다

- 점들의 집합을 줄이면서도 특징(형태)을 살려야 함

- 모서리들이 특징점으로서 중요하기 때문에 DP(Douglas-Peucker)를 사용함
- 하지만 DP는 약점이 있음
- 이 부분을 해결하기 위해 본 연구에선 DP를 개량함

3.2 개량 DP 알고리즘 설명

DP 알고리즘은 시작점과 끝점을 기준으로 불필요한 contour들을 제거해 주는 유용한 기법이다. 하지만 DP 알고리즘을 Shape Contexts에 적용할 시에는 두 지점간의 contour를 너무 간략하게 정리하는 문제점이 있다. Fig. 2에서 우리가 원하는 것은 Shape 형태가 적절하게 남아있도록 하는 것인데 DP 알고리즘으로는 이를 만족하게 수행할 수가 없다.

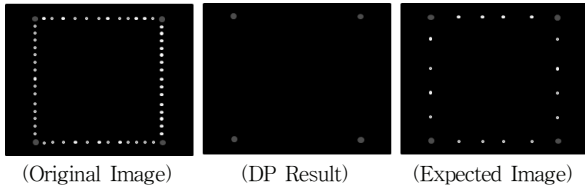


Fig. 2. Shape Context Simplified Image

코너점만으로 그 도형의 모습을 온전히 표현하는 데는 분명한 한계가 있다. Fig. 3에서 두 Shape는 서로 다른 Shape임에도 불구하고 코너점만으로 이를 나타내려고 하는 경우 두 Shape는 동일하게 표현되어지는 오류가 발생한다.

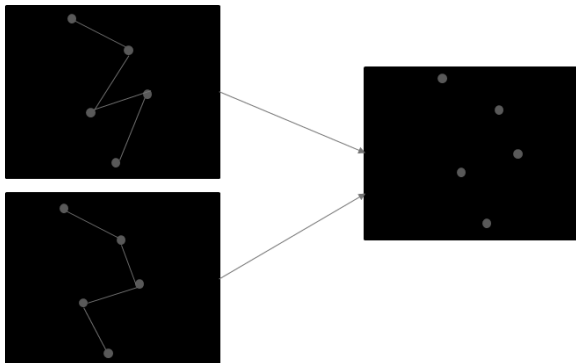


Fig. 3. Repetition Error of Shape Context Following the DP Algorithm Processing

이에 본 논문에서는 이러한 문제를 해결할 수 있는 개량 DP 알고리즘을 제안한다.

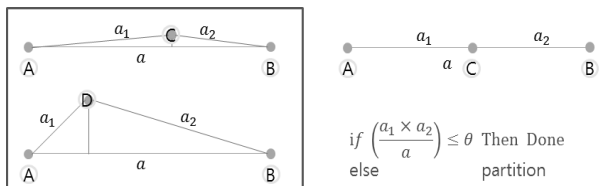


Fig. 4. Formation Process of the Improved DP Algorithm

DP 알고리즘은 두 선 사이에 있는 contour 중 수선의 길이가 가장 큰 점을 선정하여 임계치 값과의 비교를 통해 선분할을 결정한다. 개량 DP 알고리즘 또한 기본적인 사상은 DP 알고리즘과 같으나 선분할 판단기준 산식의 분자를 수선의 크기(d)가 아니라 두 선까지의 거리( $a_1, a_2$ ) 값의 곱으로 변경하였다. 이렇게 함으로써 두 지점간의 특징을 살리면서도 불필요한 contour는 제거할 수 있다. 또한 b 값이 0이 되더라도(즉 직선인 경우) 분할이 가능하다.

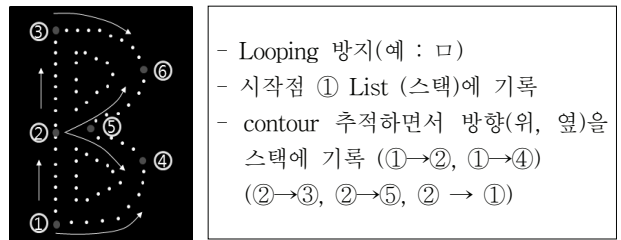


Fig. 5. Improved DP Algorithm's Process of Achievement

개량 DP 알고리즘은 분기점, 엣지를 특징점으로 잡을 수 있다는 가정을 전제로 수행한다. 특징점은 윤곽선 기법이나 해리스코너 검출기 또는 FAST-9 기법을 적용하여 사전에 검출한다. Looping 방지를 위해 시작점 및 분기점을 스택에 기록하고 contour를 추적하면서 방향(위, 옆)을 스택에 기록해 나간다.

개량 DP 알고리즘은 Threshold 값의 변경없이 두 지점간의 크기(즉 a 크기)가 클수록 특징점이 남겨지며 일정 크기 이하에서는 더 이상 분할되지 않는 효율적인 알고리즘이다.



Fig. 6. Improved DP Algorithm's Process of Partition

Fig. 6에서 분기를 위한 사전설정 threshold 값이 1이라면 전자는  $2*2/4=1$ , 후자는  $4*4/8=2$ 로 후자의 경우에만 contour C가 특징점으로 남겨지고 전자는 제거됨을 볼 수 있다. 즉, 개량 DP 알고리즘은 일정 크기 이상에서는 contour를 남기되 일정 크기 이하에서는 더 이상 분할되지 않는 매우 효율적인 알고리즘이다.

3.3 제안 프로세스

전체적인 진행 프로세스는 Fig. 7과 같다. 본 논문에서는 일종의 전처리기법인 Fast Pruning 관련 부분은 제외하였으며 이와 관련되어서는 Shapmes, RSC(Representative Shape Contexts) 등의 기법을 적용한다.

표현된 특정 contour가 특정 contour인지 일반 contour인지를 판단하는 프로세스는 Fig. 8과 같다.

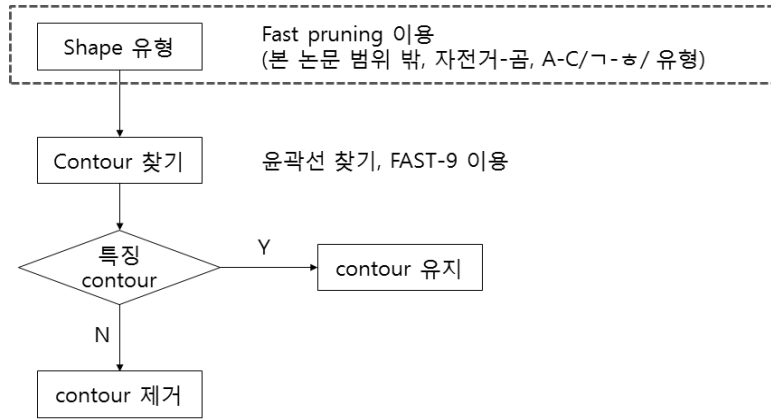


Fig. 7. Suggested Shape Context Process of Achievement

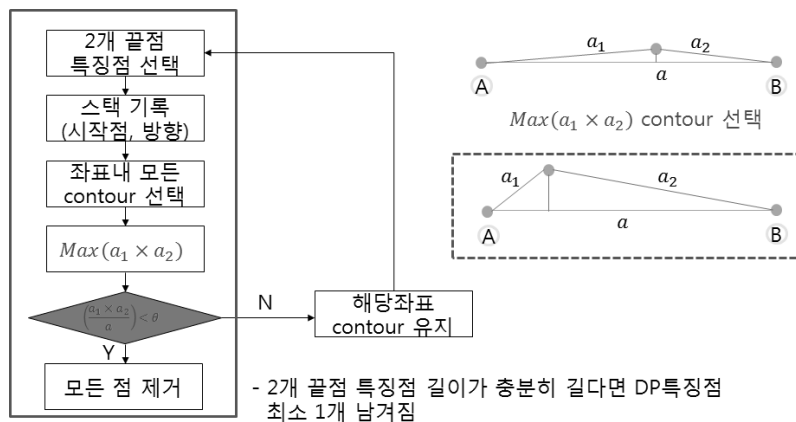


Fig. 8. Feature Contour Judging Process

2개 끝점 특징 contour를 기준으로 좌표범위내의 모든 contour 중  $(a_1 \times a_2)$ 의 길이가 최대인 두 점  $(a_1, a_2)$ 을 기준으로 개량 DP 알고리즘을 적용하여 임계값보다 큰 경우에는 해당 contour를 남기고 다시 이를 기준으로 계속하여 일반 contour를 제거해 나가는 작업을 진행한다. 임계값보다 작은 경우에는 해당좌표 내의 모든 contour는 제거되나, 2개 끝점간 길이가 충분히 길다면 개량 DP 알고리즘 수행 후 최소 1개 이상의 특징 contour가 좌표값이 변경되어 남겨지게 된다.

#### 4. 실험

실험은 ETH-80 데이터를 이용하였다. ETH-80 데이터는 서로 다른 8종류(사과, 배, 토마토, 소, 개, 말, 컵, 자동차)의 카테고리체 구조로 각 카테고리는 8종류별로 각 10개씩 서로 다른 물체가 있고 각 물체별로 동일 종류를 각도만 달리 하여 촬영한 영상 41개씩을 포함하고 있다.

실험 방법은 각 8개 카테고리에서 물체 한 개씩을 선택하여 328개(8x41)의 참조 영상 Shape DB를 만들었고, 나머지 9개 물체들(각 카테고리)에서 무작위로 Query Shape 영상

을 선택하였다. Canny 윤곽선 검출기를 사용하여 영상의 윤곽선을 추출하였다. 실험은 위 방법으로 10회 반복 수행하였으며 328개의 참조 영상군은 매회 다르게 선택하였다. Threshold( $\theta$ )값은 경험상수로 1을 설정하였다. 이를 통해 제안 알고리즘과 기존 Shape Context 수행방법의 성능 비교를 하였다.

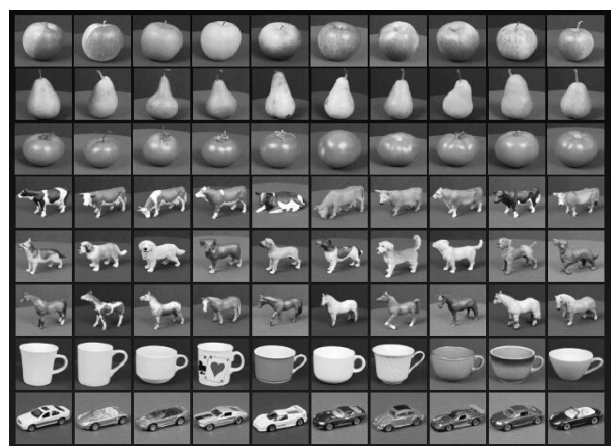


Fig. 9. Example of ETH-80 Dataset

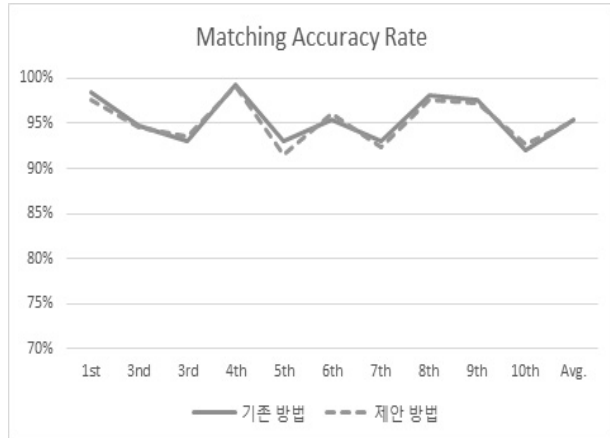


Fig. 10A. Matching Accuracy Rate Result of the Existing SC Recognition Method and Suggested Method about ETH-80 Data

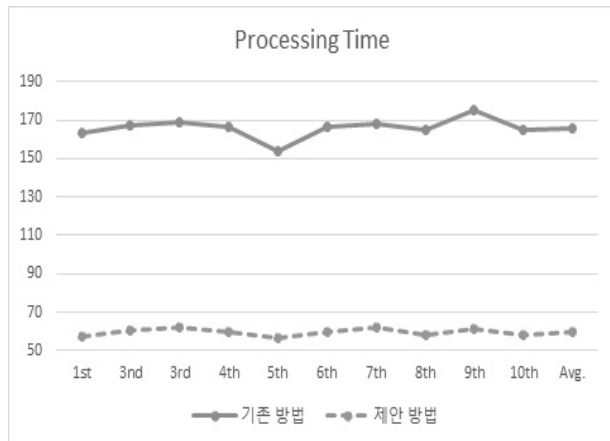


Fig. 10B. Processing Time Result of the Existing SC Recognition Method and Suggested Method about ETH-80 Data

Fig. 10A는 제안된 방법을 이용해 실험한 매칭정확도를 각 실험 차수별 및 평균값을 그래프로 도시하였다. 제안된 방법은 평균 95%의 매칭정확도를 나타내었다. 4번째 실험에서 99.0854%의 최고 정확도를 보였고 7번째 실험에서 92.378%의 최저 정확도를 나타내었다. Fig. 10B는 처리결과 시간을 각 실험 차수별 및 평균값을 그래프로 도시하였다. 첫 번째 실험에서는 컵, 배, 자동차 등 직선형 Shape가 Query Shape에 포함된 비율이 42%로 최고치를 보였고 수행시간은 기존방법 163.42초에서 제안된 방법은 57.08초로 줄어들었다. 수행시간이 줄어든 이유는 무작위로 선택되어지는 Query Shape에 컵, 배, 자동차 등의 직선 유형 Shape가 많아지면서 직선에 강한 제안된 알고리즘이 1:1 비교되어지는 특징점을 많이 제거하였기 때문이다. 제안된 개량 DP 알고리즘을 사용한 결과 Shape 인식 정확도가 기존의 Shape Context에서의 인식 정확도와 유사하면서도 처리속도는 매우 향상되었음을 확인하였다.

## 5. 결 론

본 논문의 실험결과에 따르면 제안 알고리즘은 기존 Shape Context의 1:1 매핑에 따른 처리속도 저하 단점을 해결하면서도 인식률에 있어서는 큰 성능의 저하가 없었다. 또한 직선류의 특징점이 많은 Shape에서 보다 효율적인 결과를 나타내었다. 향후과제로는 제안 알고리즘을 좀 더 다양한 Shape에 적용해 보고 단순히 결과값을 비교하는 것이 아니라 왜 다른 결과가 도출되는지 분석할 필요가 요구된다.

## References

- [1] Ju-Hyun Kwak, Il-Young Woen, and Chang-Hoon Lee, "Learning Algorithm for Multiple Distribution Data using Haar-like Feature and Decision Tree," *KIPS Transactions on Software and Data Engineering*, Vol.2, No.1, pp.43-48, 2013.
- [2] Dong Hyun Kim, Bumseop Ham, and Kwanghoon Sohn, "Harris Corner Points Based Disparity Search Range Estimation," *Proceedings of the Korean Society of Broadcast Engineers Conference*, pp.42-45, 2011.7.
- [3] Konstantinos G. Derpanis, "The harris corner detector, Technical Report," York University, 2004. available: [http://www.cse.yorku.ca/~kosta/CompVis\\_Notes/harris\\_detector.pdf](http://www.cse.yorku.ca/~kosta/CompVis_Notes/harris_detector.pdf).
- [4] D. Douglas and T. Peucker, "Algorithms for the Reduction of the Number of Points Required to Represent a Digitized Line or Its Carcature," *The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*, Vol.10, No.2, pp.112-122, 1973.
- [5] Jin-Hyeok Park et al., "Vector Map Data compression based on Douglas Peucker Simplification Algorithm and Bin Classification," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol.18, No.3, pp.298-311, 2015.
- [6] Do-Hyeon Gil and Si-Woong Lee, "Fast Shape Matching Algorithm Based on Shape Context Using Statistical Features," *Journal of Taejon National University of Technology*, Vol.8, No.1, pp.113-118, 2010.
- [7] S. Belongie, J. Malik, and J Puzicha, "Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.24, No.24, pp.509-522, 2002.
- [8] G. Mori, S. Belongie, and J. Malik, "Efficient Shape Matching Using shape Contexts," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.27, No.11, pp.1832-1837, 2005.
- [9] G. Mori, S. Belongie, and J. Malik, "Shape Contexts Enable Efficient Retrieval of Similar Shapes," *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp.723-730, 2001.





### 심 명 섭

e-mail : uhjinmo@gmail.com  
1995년 중앙대학교 경영학과(학사)  
2013년 건국대학교 컴퓨터·정보통신학과  
(석사)  
2015년 건국대학교 컴퓨터·정보통신학과  
(박사과정수료)

2004년 정보관리기술사  
2005년 정보시스템감리사  
1995년~현 재 ㈜코스콤 근무  
관심분야: 인공지능, 소프트웨어 공학, 이미지 처리, 정보보안



### 이 창 훈

e-mail : chlee@konkuk.ac.kr  
1977년 연세대학교 수학과(학사)  
1980년 한국과학기술원 전산학과(석사)  
1993년 한국과학기술원 전산학과(박사)  
1996년~2002년 건국대학교 정보통신원장

2001년~2002년 건국대학교 정보통신대학과학장  
1980년~현 재 건국대학교 컴퓨터공학과 교수  
관심분야: 인공지능, 운영체제, 정보보안



### 곽 주 현

e-mail : decoz91@gmail.com  
1995년 건국대학교 전자계산학과(학사)  
1997년 건국대학교 컴퓨터공학과(석사)  
2012년 건국대학교 컴퓨터공학과(박사)  
관심분야: 인공지능, 소프트웨어 공학,  
이미지 처리, 정보보안