

크기와 회전변화에 강인한 Genetic Programming 기반 코너 검출자

Scale and Rotation Robust Genetic Programming-Based Corner Detectors

서기성*, 김영균
(Ki-Sung Seo and Young-Kyun Kim)

Abstract: This paper introduces GP(Genetic Programming) based robust corner detectors for scaled and rotated images. Various empirical algorithms have been studied to improve computational speed and accuracy including approaches, such as the Harris and SUSAN, FAST corner detectors. These techniques are highly efficient for well-defined corners, but are limited to corner-like edges which are often generated in rotated images. It is very difficult to detect correctly edges which have characteristics similar to corners. In this paper, we have focused the above challenging problem and proposed Genetic Programming-based automated generation of corner detectors which is robust to scaled and rotated images. The proposed method is compared to the existing corner detectors on test images and shows superior results.

Keywords: corner detector, genetic programming, automated generation, scale and rotation robust

I. 서론

비전센서를 통해 들어오는 영상 데이터는 매우 방대한 양이므로 영상처리에 필요로 하는 특징 정보만을 추출하게 되는데, 이를 영상의 특징점이라 하며 물체 인식, 위치인식, 영상 매칭, SLAM등 다양한 영상처리 분야에 사용되어 오고 있다[1,2].

코너점은 이러한 특징점 중의 하나로서 많은 연구자에 의해 코너의 검출성능 개선 뿐 아니라 다양한 영상처리문제에 적용되고 있다. 코너점은 영상에서 두 개 이상의 윤곽선이 교차하는 점이나 각의 변화가 급격한 곡선을 말한다. 영상이 회전되거나 크기가 변하더라도 크게 영향을 받지 않으며, 물체의 특징 정보를 적은 양의 데이터로 저장할 수 있다는 장점을 가진다. 이러한 코너들의 연구에는 대표적으로 Harris[3]와 SUSAN[4]코너 검출자가 사용된다. 또한 최근에는 FAST[2], CSS[5]등의 연구를 활용하여 코너점의 검출 성능을 향상시키고, 속도를 개선하기 위한 연구가 계속되고 있다.

하지만 그림 1에서 확인할 수 있듯이 영상을 확대하여 보면 코너점은 영상내에서 다양한 형태로 존재한다. 특히, 에지를 형성하는 불연속적인 분포는 코너와 유사한 특징을 가진다. 결론적으로 다양한 영상에서 최적화된 코너의 검출은 매우 어려운 문제이며, 이를 해결하기 위해 기존의 코너점을 개선한 연구들이 진행 중이다[6].

그러나 아직까지 코너의 형태가 뚜렷하지 않거나 크기변화와 회전에 따른 오검출이나 미검출의 증가 문제, 특히, 에지상의 점들을 코너로 오검출하는 것은 어려운 문제로 남아있다.

GP (Genetic Programming)는 트리 구조 기반의 진화 연산을 통해 다양한 최적화 문제에 적용되고 있다[7,8]. 최근들어 물체 인식등 영상처리의 최적화 문제에 GP를 적용하는

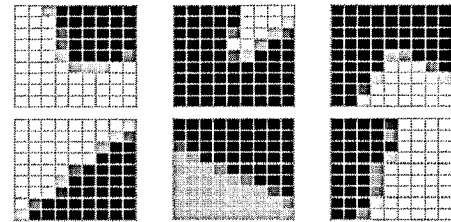


그림 1. 영상내의 코너부분(위)과 에지부분(아래).

Fig. 1. Corner region(top) and edge region(bottom) on images.

시도가 진행되어 왔으며[9], 일부 코너 검출 알고리즘을 GP로 구현한 사례가 일부에서 소개되었다[10,11]. 그러나 아직까지는 기존 코너 검출 알고리즘과 유사하거나 떨어지는 성능을 보이는 등 가능성의 차원에 머물고 있다.

본 논문에서는 GP의 진화연산을 통해 자동적으로 코너 검출자를 생성한 사전연구[12]를 확장한 것으로, 특히 영상의 변화에 의해 형성되는 다양한 에지부분에서 발생하는 오검출의 최소화를 목적으로 한다. 이를 위해 GP의 터미널과 적합도 함수를 효율적으로 설계하고, GP의 파라미터 변화에 따른 코너 검출의 결과를 비교해서 더욱 성능이 좋은 검출자를 생성한다. 마지막으로 기존의 코너 검출자와 성능을 비교 실험하여 GP를 이용한 경쟁력 있는 코너 검출자를 생성하고자 한다.

II. 관련 연구

1. 코너 검출자

Harris 코너 검출자는 영상의 천이에 따른 명암의 공간적 변화를 분석하여 코너를 검출한다. 가우시안 필터링이 된 일정 윈도우 영역에 대하여 식 (1), (2)와 같이 공분산 행렬 M 을 구한다[3].

$$E(u,v) = \sum_{x,y} w(x,y) [I(x+u,y+v) - I(x,y)]^2$$

$$\cong [u,v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (1)$$

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 11. 16., 수정: 2010. 1. 21., 채택확정: 2010. 2. 2.

서기성, 김영균: 서경대학교 전자공학과
(ksseo@skuniv.ac.kr/dudrbs072@naver.com)

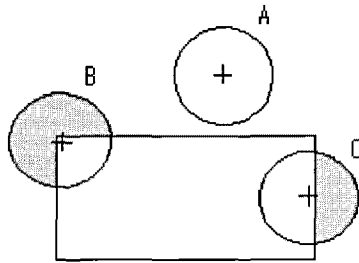


그림 2. 원형 마스크를 통한 영상내의 USAN 영역.
Fig. 2. USAN area using circular masks on image.

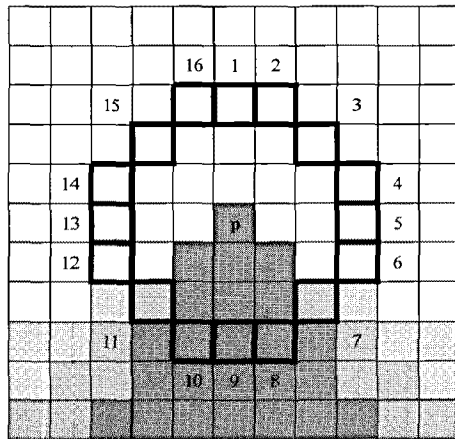


그림 3. FAST 코너 검출에 사용되는 마스크 영역.
Fig. 3. Mask area using FAST corner detection.

$$M = \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_{xy} \\ I_{xy} & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서, $I(x,y)$ 는 영상의 명암값, $E(u,v)$ 는 $[u,v]$ 만큼 이동된 영역과의 명암차이를 의미하며, $w(x,y)$ 는 윈도우에 적용될 가우시안 함수를 나타낸다. 이때 공분산 행렬 M 은 영상의 미분값(I_x, I_y)을 통해 계산된 2x2 행렬을 나타낸다. 행렬 M 에 대한 고유치 λ_1 과 λ_2 를 구하고, 이를 Harris 함수에 대입하여 코너점을 판단한다.

SUSAN (Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus) 코너 검출자는 그림 2와 같은 원형 마스크내의 명암차를 사용한다. 원형 마스크의 중심점(nucleus)과 같거나, 비슷한 명암값을 가지는 마스크 내 영역을 USAN (Univalve Segment Assimilating Nucleus)이라 한다[4](그림 2).

USAN 영역은 영상의 구조에 관한 중요한 정보를 제공하며, 마스크 내 중심점과의 명암차를 이용해 USAN 영역의 크기를 구하고, 이를 특정 임계값과 비교하여 코너점을 판별한다.

FAST (Feature from Accelerated Segment Test) 코너 검출자는 그림 3에 보이는 p점을 중심으로 하는 인접된 16개의 픽셀값을 검사하여 코너점을 검출한다[1]. p점의 픽셀 값보다 밝거나 어두운 픽셀이 연속으로 n개 이상 나타나는 부분에 대해 코너점으로 분류하며, 코너점 분류 전에 1,9,5,13 번째 픽셀값을 미리 검사하여 코너점이 아닌 부분에 대해서는 빠르게 걸러낼 수 있다.

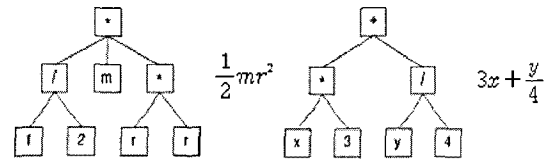


그림 4. GP 트리 구조.
Fig. 4. GP tree structure.

2. Genetic Programming(GP)

GP는 탐색의 강인성으로 인해 최적화 문제에 많이 응용되고 있는 GA (Genetic Algorithm)와 함께 큰 부류에서 진화 연산(evolutionary computation)에 속하지만, GA와는 몇 가지 다른 특징이 있다[7,8].

GA는 개체의 표현을 비트 스트링을 사용하고 있는 반면, GP는 유전자가 그림 4와 같이 트리로 표현된다(그림의 예는 다항식으로 구성된 해를 의미). 트리구조를 이용하여 개체를 표현함으로써 개체의 표현에 가변적인 요소를 가지게 되었고, 복잡하고 실용적인 디자인과 최적화 문제에 많은 응용이 이루어지고 있다. 트리를 구성하는 각 노드는 하나의 함수(그림 4에서 /, *, +) 또는 터미널(상수 및 변수) 나타내며, 각 개체는 함수의 집합, 즉 컴퓨터 프로그램으로 구성된다. GP에서의 교배와 돌연변이 연산자의 작용은 선택점에서 서브트리를 교체한다.

III. GP Corner Detector

1. GP 터미널(terminals) 구성

GP의 진화연산을 수행하기 위해서는 문제를 해결할 수 있도록 트리 해를 표현해야 한다. 이러한 트리 해는 일반성을 가지면서 더욱 정확한 해를 구성할 수 있도록 함수와 터미널의 효율적인 정의가 필요하다. 본 논문에서는 코너점의 특징을 표현하는데 적합한 새로운 터미널을 생성하고, 이를 조합하여 진화연산을 수행하였다[12].

1.1 마스크 영역별 밝기 기반 터미널

본 논문에서는 그림 5(a)와 같이 마스크 영상내에서 중심픽셀의 밝기값과 비교하여 영역을 분할하고, 서로 다른 크기의 마스크를 사용하여 밝기로 분할 된 영역의 정보를 세분화하여 터미널을 생성하였다.

중심점 n의 밝기값을 기준으로 일정한 임계값을 통해 Similar, Brighter, Darker 영역으로 분할하고, 마스크 크기 i에 따른(여기서, i는 마스크 한 변의 크기) $M_{(3 \times 3)}$,

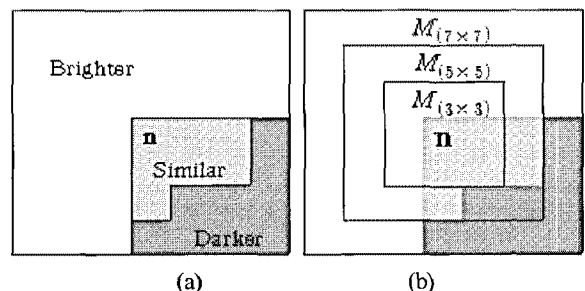


그림 5. 마스크 영역별 밝기 기반 터미널.
Fig. 5. Mask area and intensity-based terminals.

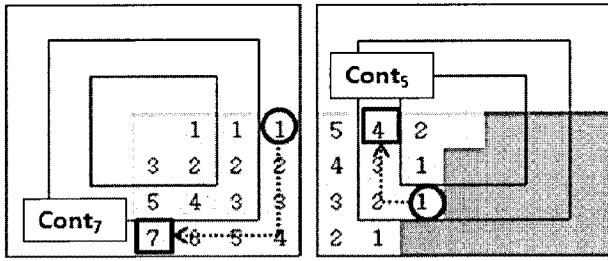


그림 6. 연속성과 밝기 기반 터미널.
Fig. 6. Contiguity and intensity-based terminals.

$M_{(5 \times 5)}$, $M_{(7 \times 7)}$ 영역내의 개수를 식 (3)으로부터 추출하여 GP의 터미널로 사용한다. 즉, 각 마스크 사이즈 i 에 따라 중심점의 밝기값과(I_n) 임계값 t 를 기준으로, $i \times i$ 의 마스크 영역 내에서 Similar 값을 가지는 픽셀의 개수 s_i , Brighter의 개수 b_i , Darker의 개수 d_i 를 구한다. 참고로, $M_{(5 \times 5)}$ 영역은 5×5 의 영역에서 중앙의 $M_{(3 \times 3)}$ 영역을 제외한 테두리 형태를 의미한다. $M_{(7 \times 7)}$ 영역도 전체 7×7 마스크 영역에서 $M_{(3 \times 3)}$ 와 $M_{(5 \times 5)}$ 영역을 제외한 것이다.

$$M_{(i \times i)} = \begin{cases} d_i, & I_n \leq I_n - t \\ s_i, & I_n - t < I_n < I_n + t \\ b_i, & I_n + t \leq I_n \end{cases} \quad (3)$$

1.2 분할 영역 내 연속성 기반 터미널

밝기로 분할 된 영역내에서 각 영역별 개수만으로는 코너점의 유무를 판단하기 어려운 경우가 많다. 영상의 잡음이나 불연속적인 부분에서 발생하는 잘못된 영역의 분할로 인해 코너점의 오검출이 많아지기 때문인데, 이를 보완하기 위하여 그림 6과 같이 분할된 영역 안에서 동일한 밝기를 가지는 픽셀의 연속적인 개수를 계산하여 터미널을 정의하였다. 연산에 사용된 영역은 Similar 영역으로 한정 하였으며, 터미널에서 정의된 지표는 $cont_3$, $cont_5$, $cont_7$ 로 각 마스크 크기별 연속된 영역 개수의 정보를 가진다.

2. 함수(functions) 구성

GP의 함수는 생성된 터미널을 통해 연산을 수행하게 되며, 최적화 하는 문제에 따라 함수의 구성도 중요한 요인으로 작용한다. 본 논문에서는 기본적인 사칙연산(+, -, *, /)과 함수(min, max, if, abs)를 통해 GP Tree 생성에 사용될 함수를 구성하였다.

3. 적합도 함수(fitness function) 구성

GP의 진화연산에서 적합도는 구하고자 하는 해가 최적화된 방향으로 접근하는데 있어 큰 영향을 준다. 그렇기 때문에 적합도 함수의 구성은 진화연산에 있어 매우 중요한 수행 과정의 하나이다. 본 논문에서는 생성된 GP 트리를 통해 영상내의 코너점을 판단하고, 이를 결과영상과 비교하여 적합도로 사용하였다. 적합도에 사용되는 값은 식 (4)과 같이 MR (Miss Rate)와 FPR (False Positive Rate)로 나타낼 수 있으며, MR은 실제 코너점인데 이를 인식하지 못한 경우이고, FPR은 코너점이 아닌 것을 코너점으로 잘못 인식한 경우를 의미한다. 실험에 사용되는 각 영상(그림 8)에 대해 대한 MR과 FPR를 구한다.

```

for  $i = 1 : width$ ,  $j = 1 : height$ 
  if  $obj(i, j) = 255$ 
    if  $result(i, j) \neq 255$ 
      miss = miss + 1
    else
      if  $result(i, j) \neq 0$ 
        false = false + 1
  
```

$$MR = (miss / total\ corners) \times 100$$

$$FPR = (false / total\ non_corners) \times 100$$

$$fitness = (SI_{MR} \times \alpha + SI_{FPR}) + ((RI_{MR} \times \alpha + RI_{FPR}) \times \beta) \quad (5)$$

이는 다시 영상의 크기에 따른 에러율(SI_{MR} , SI_{FPR})과 회전엔 따른 에러율(RI_{MR} , RI_{FPR})로 계산될 수 있으며, 식 (5)와 같이 크기변화와 회전엔 대한 가중치가 부여된 통합된 적합도로 정의된다. 여기서, α 값은 미검출률에 대한 가중치 값이며, β 는 회전엔 따른 에러율에 대한 가중치 파라미터로 사용되었다. 이 두 개의 파라미터는 코너점을 정확히 검출하면서 회전엔 인한 경계 주변에서 발생할 수 있는 오검출을 줄이고 더욱 강인한 코너검출자의 생성을 위해 사용되었다.

4. GP를 이용한 코너 검출 실험 방법

GP에 의한 코너 검출자를 생성하는 절차와 진화 과정의 한 예가 그림 7에 나타나 있다.

코너 검출자를 생성하는 방법은 그림 7과 같이 입력 영상의 모든 영역에 대해 7×7 크기의 마스크 윈도우를 이동시키면서 앞서 설계된 GP 터미널에서 정의된 값을 계산한다. 그리고 임의의 터미널과 함수집합의 조합을 통해 트리구조의 해(개체)를 생성한다.

생성된 개체들에 대해서 적합도 평가, 선택, 그리고 교배 등의 유전연산으로 이루어진 GP 진화과정을 세대를 증가하며 반복 수행한다. 적합도가 0(모든 코너를 검출하고, 오검출이 없음)이 되거나 지정된 세대수가 끝나면 진화연산을 종료하며, 진화연산 중 가장 우수한 개체의 트리(LISP 코드)를 코너검출자로 사용한다.

실제 영상에 대해서 구해진 GP 코너 검출자를 적용하는 과정은 다음과 같다. 같은 7×7 마스크를 전체 영상에 대해서 한 픽셀씩 이동시키면서 현재 마스크 중심점에 대해서

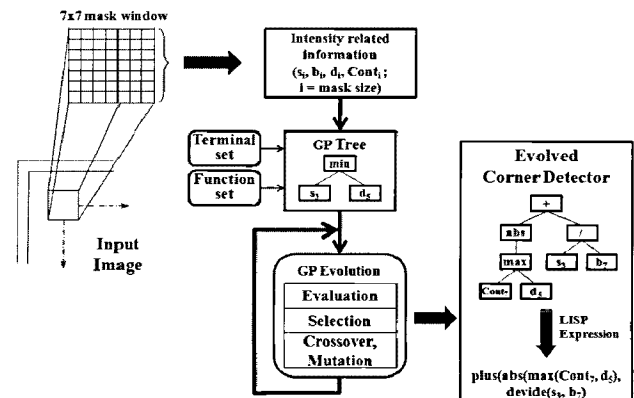


그림 7. 코너 검출을 위한 GP 진화과정.
Fig. 7. An overview of the GP process for corner detection.

GP 트리로 구성된 식을 적용한다. 계산된 값이 일정 문턱 값 이하면 코너점으로 산정하고 이 과정을 모든 픽셀에 대해서 반복하여 전체 코너점의 위치와 개수를 구한다.

IV. 실험 및 결과 분석

1. 실험 환경

제한된 터미널과 적합도 함수를 통해 그림 8에 보이는 5 가지 영상에 대해 최적화 실험을 수행하였다(여기서 그림 8 (a), (b)는 80%와 100% 크기이며, (c), (d), (e)는 각각 30, 45, 60 도 회전된 영상이다). 이때, 영역별 밝기 기반 터미널과 연속성 기반 두 종류의 터미널을 함께 사용하였다.

원 영상에 비해 축소되거나 회전된 영상의 경우 상대적으로 코너점을 파악하기가 매우 어려우며, 특히 회전된 영상의 경우 경계 주변의 픽셀값에 변화가 생겨 코너점의 양상이 크게 달라진다. 실험에 사용된 GP 프로그램은 Matlab 기반의 GPLAB ver.3을 이용하였으며, Matlab ver.R2008b 에서 수행되었다. 실험에 사용된 PC는 Core2Duo 2.66GHz, 4GB RAM의 사양을 가진다.

GP진화연산에 사용된 기본적인 파라미터는 아래와 같다. 적합도 함수에 사용된 두 개의 파라미터는 선행 실험을 통해, 가장 우수한 결과를 가진 α 값 21, β 값 1.3으로 선택되었으며, 추후 모든 실험은 이들 값을 사용하였다.

- Number of generations : 100
- Population sizes : 100, 200, 300
- Max depth : 7, 10, 12, 17
- Selection : Tournament (size=7)
- Crossover : 0.8
- Mutation : 0.2

2. 파라미터 변화에 따른 실험 및 결과

2.1 개체 수 변화에 따른 최적화 실험

진화연산에 참여하는 개체수의 적합한 선택은 문제에 따라 해 탐색의 성능의 중요한 요소로 작용한다. 본 논문에서는 개체수를 100, 200, 300으로 변경하여 모든 영상에 대해 각각 10번씩 실험을 수행하였다.

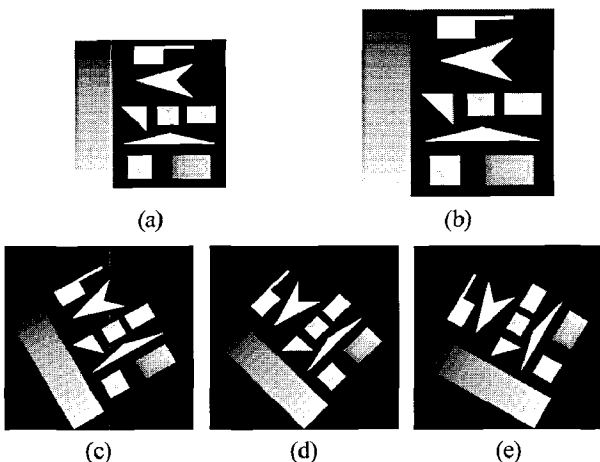


그림 8. 실험에 사용된 테스트 영상.
Fig. 8. Test images for experiments.

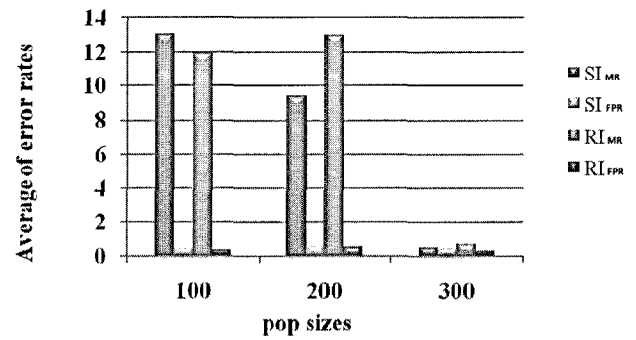


그림 9. 개체 수 변화에 따른 에러율의 평균.
Fig. 9. Average of error rates by individual numbers variation.

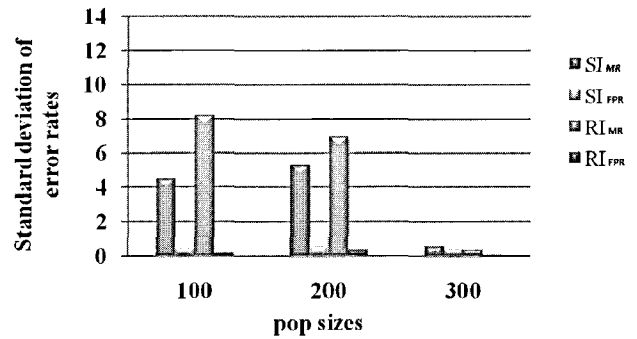


그림 10. 개체 수 변화에 따른 에러율의 표준편차.
Fig. 10. SD of error rates by individual numbers variation.

그림 9는 개체수 변화에 따른 에러율의 평균값을 나타내고 있다. 이는 개체수에 따른 적합도의 절대적인 값의 변화를 확인할 수 있으며, 100, 200 개체의 경우 조기 수렴되어 미검출률이 매우 크게 나타났으며, 300 개체로 확장하면서 미검출률이 현저하게 줄어든 것을 확인할 수 있다.

그림 10은 개체수 변화에 따른 에러율의 표준편차 값으로서, 100, 200 개체의 경우 영상별로 편차가 매우 크게 나타났지만, 300 개체의 경우 모든 영상에 대해 비슷한 검출률이 나타난 것을 확인할 수 있다.

2.2 트리 깊이 변화에 따른 최적화 실험

트리 깊이는 각 트리 개체의 크기를 결정하는 요소로서, 해의 구성이나 성능, 그리고 진화 연산시간에 큰 영향을 미친다. 위의 실험과 마찬가지로 트리 깊이의 최대 크기를 7, 10, 12, 17로 변경하며 모든 영상에 대해 각각 5번씩 실험을 수행하였다.

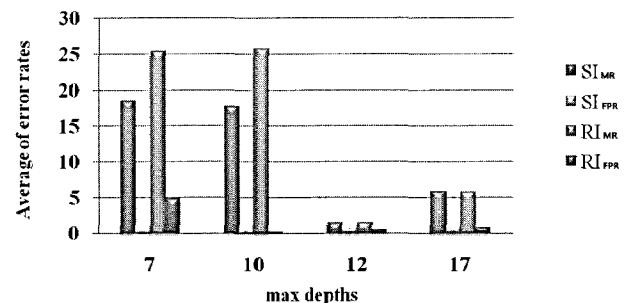


그림 11. 트리 깊이 변화에 따른 에러율의 평균.
Fig. 11. Average of error rates by tree depths variation.

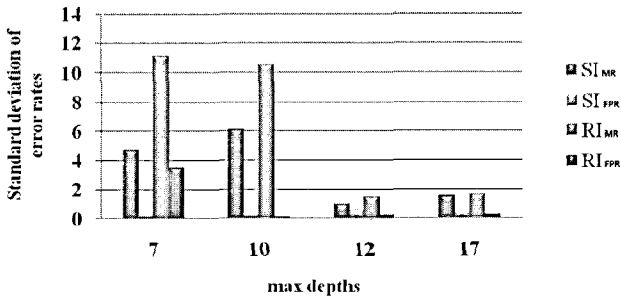


그림 12. 트리 깊이가 변화에 따른 에러율의 표준편차.
Fig. 12. SD of error rates by tree depths variation.

그림 11, 12에 각 깊이에 따른 적합도의 평균과 표준편차가 나와 있다. 깊이 10 이하에서는 코너점의 양상을 해를 표현하는데 있어 어려움을 보이지만, 그 이상의 깊이에서는 코너점 검출률이 매우 향상된 것을 확인할 수 있다. 하지만 깊이 17에서는 수행 기간도 오래 걸릴 뿐 아니라 불필요한 노드의 생성으로 인하여, 깊이 12 보다 적합도가 더 낮은 것을 확인할 수 있다.

3. 기존 코너 검출자와의 결과 비교

본 논문에서는 기존의 Harris, SUSAN, FAST 코너 검출자와 제안된 기법에 의해서 생성된 GP 검출자를 비교 실험하였다. 먼저, 대상 GP 검출자는 앞의 진화연산 실험에서 얻어진 가장 우수한 성능의 해를 선택한 것으로, 아래와 같이 LISP 코드 형태로 되어 있다.

```

minus(s7,divide(divide(divide(divide(divide(if(plus(s3,s5),s7,max(plus(plus(s3,s5),max(s5,cont7)),minus(cont3,cont7))),max(divide(abs(divide(minus(cont3,cont7),s7)),s7),max(divide(min(cont3,cont3),cont7),s7))),s7),s7),plus(minus(cont3,cont5),max(divide(divide(abs(divide(minus(s7,divide(cont3,s7)),divide(min(s7,cont3),cont7))),s7),divide(min(s7,cont3),max(cont3,s7))),max(divide(min(min(s7,cont3),abs(divide(minus(cont3,cont7),s7))),cont7),abs(divide(minus(s7,divide(cont3,s7),cont5))))),max(if(plus(s3,s5),s7,max(plus(plus(s3,s5),max(cont5,cont7)),min(divide(min(cont3,cont3),cont7),divide(minus(cont3,cont7),s7))))),if(min(cont3,cont3),if(abs(plus(abs(cont3),plus(divide(minus(s7,divide(cont3,s7),cont5),s5))),s7,divide(abs(divide(minus(s7,divide(cont3,s7),divide(min(s7,cont3),cont7))),s7)),max(minus(plus(times(cont5,s7),abs(s5),s3),cont7))))))
    
```

변화된 영상간의 관계를 고려한 코너 검출 성능의 평가방법은 최근에 [13]에서 이론적으로 제시된 CCN (Consistency of Corner Numbers)과 ACU (accuracy)를 기준으로 비교하였다. CCN은 영상의 잡음이나 회전, 크기 변화와 같은 영상의 변화에 어느 정도의 일관성을 유지하는가를 평가하는 것으로, 원영상과 변환된 영상을 통해 다음의 식으로 계산된다[13].

$$CCN = 100 \times 1.1^{-|N_i - N_o|} \tag{6}$$

$$ACU = 100 \times \frac{N_a + N_o}{2N_g} \tag{7}$$

식 (6)에서 N_o 는 원 영상의 코너점의 개수이고, N_i 는 변

화된 영상에서의 코너점의 개수이다. CCN이 100%에 가까울수록 코너검출자의 일관성이 좋은 것이다. ACU는 검출된 코너가 얼마나 정확한 위치에 있는지를 평가하는 것으로 식 (7)와 같이 계산된다. ACU 역시 100%에 가까울수록 정확한 코너점의 위치에서 검출된 것을 나타내며, N_o 은 검출자에 의해 검출된 전체 코너점들의 개수이고, N_g 는 ground-truth에 의한 코너점들의 개수이며, N_i 는 코너검출자에 의해 검출된 코너들과 ground-truth에 의한 코너점들 사이에 매칭된 코너점들의 개수이다.

그림 13은 5가지 영상에 대한 CCN의 결과 그래프이다. 80% 축소된 영상의 경우, Harris SUSAN, 그리고 FAST 모두 유사한 결과를 보이나, 제안된 GP의 경우는 이들 3가지 보다 우수한 결과를 보인다. 회전에 대한 코너검출자 결과를 보면, Harris의 경우 30도와 60도에서 0%에 가까운 값이 나왔으며, SUSAN의 경우는 30, 45, 60도 회전 모두에서 0%에 가까운 값이 나왔다. 이는 식 (6)으로부터, 원영상에 비해 오검출의 수가 많이 발생하였기 때문이다. Harris 와 SUSAN 보다 FAST가 약간 나은 성능을 보이며, GP의 결과가 이들보다 모두 우수함을 알 수 있다.

기존 코너검출자의 경우 크기가 변환된 영상보다는 회전된 영상에서 그 차이가 심하게 발생하는 것을 확인할 수 있고, GP 코너 검출자의 경우도 30°, 60° 회전된 영상에 대

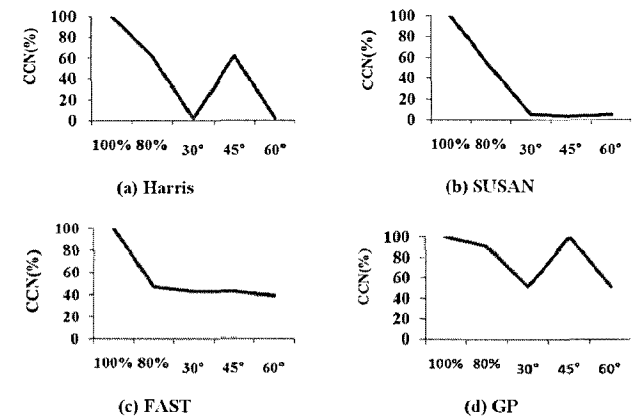


그림 13. 변환된 영상에서의 CCN 결과.
Fig. 13. Consistency for the transformed images.

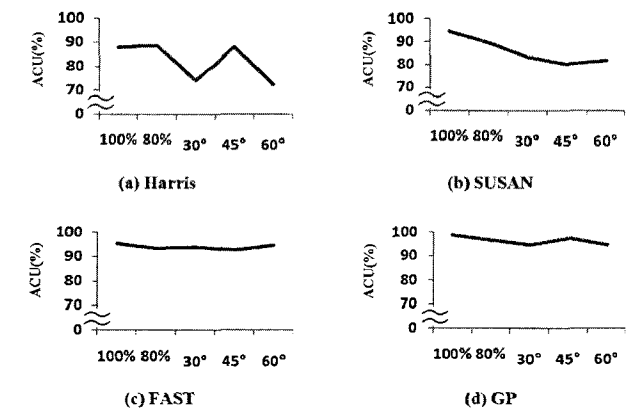


그림 14. 변환된 영상에서의 ACU 결과.
Fig. 14. Accuracy for the transformed images.

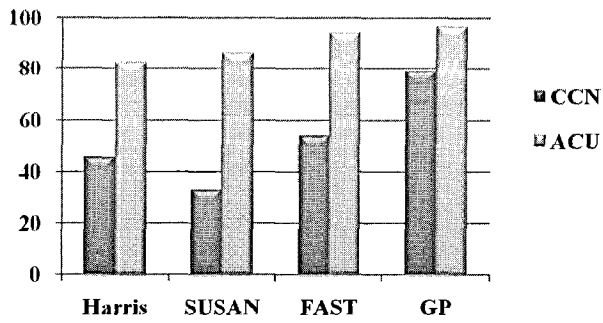


그림 15. 코너 검출자에 따른 CCN과 ACU값의 평균.
 Fig. 15. Average consistency and accuracy values for the corner detectors.

해 검출된 코너점의 수에서는 오차를 보이지만, 기존 검출자에 비해서는 매우 적음을 확인할 수 있다.

그림 14는 각 영상에 대한 ACU의 결과 그래프이다. 모든 검출자가 평균적으로 약 80% 이상의 정확성을 가지며, CCN 결과값에 비해 그 차이가 크게 발생하지는 않았다.

역시, ACU 지표에 대해서도 Harris와 SUSAN 보다 FAST가 좋은 성능을 보이며, GP의 결과가 이들보다 모두 우수

함을 알 수 있다. 세부적으로, Harris와 SUSAN의 경우 그림 13의 그래프와 비슷하게 회전된 영상에서는 ACU의 결과값이 감소하는 것을 확인 할 수 있으며, 이는 회전된 영상에서 정확도가 감소된 것을 나타낸다. 하지만 FAST와 GP에 의한 코너검출자의 경우는 모든 영상에 대해 매우 안정적인 결과를 보였으며, GP의 결과가 FAST 보다 조금 더 향상된 성능을 보인다.

그림 15는 각각의 코너검출자에 대한 CCN과 ACU의 평균값을 나타낸 그래프로 GP에 의해 생성된 코너 검출자가 코너검출의 정확도 측면도 조금 우수할 뿐 아니라, 변환된 영상에 대해 매우 강인한 검출 결과를 확인 할 수 있다. 그림 16은 각각의 코너검출자로 검출된 결과 영상이다.

V. 결론

본 논문에서는 기존의 알고리즘적인 구현방식의 코너 검출자와는 달리, GP 진화연산에 의해 자동적으로 코너 검출자를 생성하는 방법을 확장 제안하였다. 특히, 영상의 회전이나 크기변화에 강인하도록, 효율적인 GP 터미널과 적합도 함수를 설계하였으며, 다양한 GP 파라미터 변화에 따른 영향을 사전 실험하여 코너 검출자를 생성하였다.

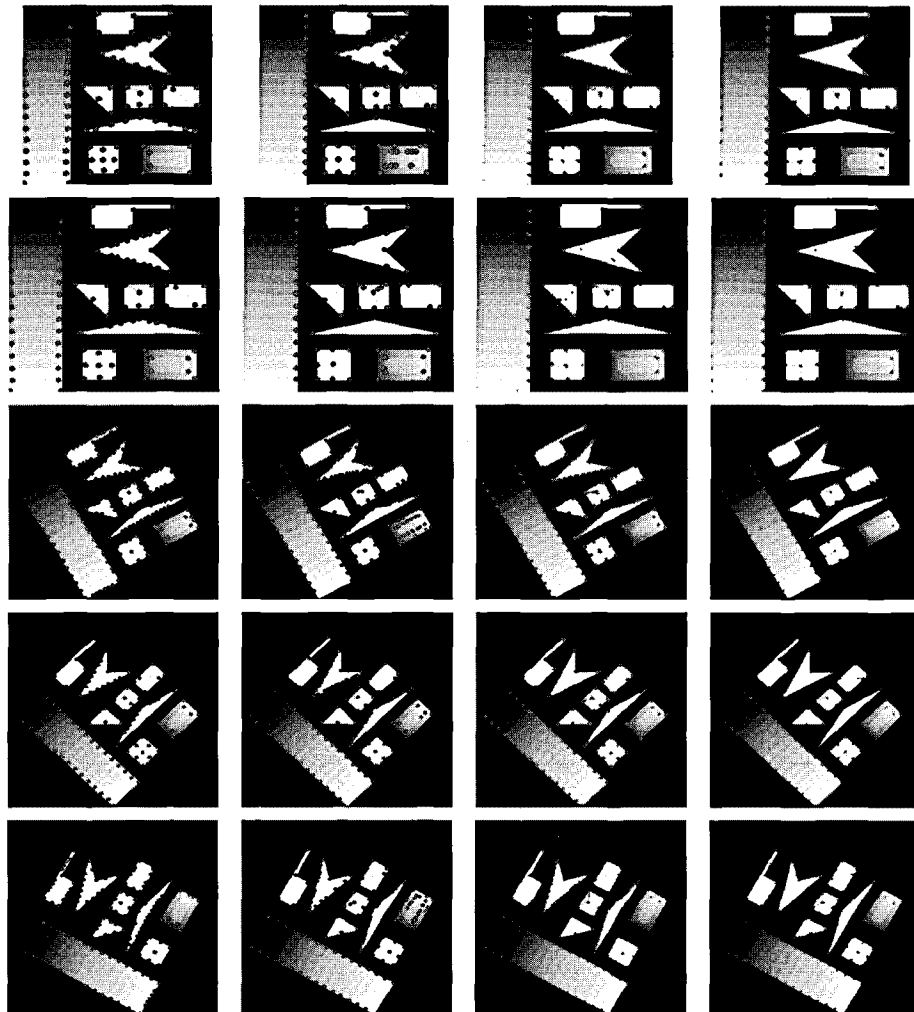


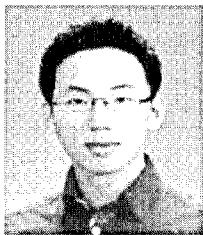
그림 16. 결과영상 ([위]에서부터 80%, 100%, 30°, 45°, 60°변환영상, [좌]에서부터 Harris, SUSAN, FAST, GP 코너검출자).
 Fig. 16. Result image(80%, 100%, 30°, 45°, 60° transformed images from top, Harris, SUSAN, FAST, GP corner detector from left).

기존의 코너 검출자와의 비교실험을 통해 변환된 영상에서도 강인한 검출 결과를 확인할 수 있었다. 특히 회전된 영상의 경우 기존의 코너 검출자에서는 에지부분에서 오검출을 많이 발견할 수 있었으나, 제안된 코너 검출자에서는 이를 크게 개선하였으며, 전체적인 성능 또한 향상되었음을 확인할 수 있었다.

향후 GP의 탐색성능을 개선하고 다양한 영상에 적용함으로써 더욱 강인한 코너검출자의 진화생성을 도모하고, 물체 인식 등의 응용작업에의 적용이 필요하다고 생각된다.

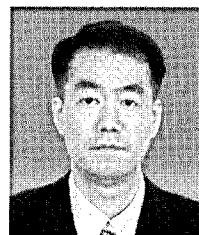
참고문헌

- [1] E. Rosten and T. Drummond, "Faster and better: a machine learning approach to corner detection," *IEEE Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Nov. 2008.
- [2] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, "Surf: Speeded up robust features," *Proc. of the 9th European Conf. Computer Vision*, pp. 404-417, 2006.
- [3] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," *Proc. of the 4th Alvey Vision Conf.*, pp. 147-151, 1988.
- [4] S. M. Smith and J. B. Brady, "SUSAN-A new approach to low level image processing," *International Journal of Computer Vision*, vol. 23, no. 1, pp. 45-78, 1997.
- [5] F. Mokhtarian and R. Suomela, "Robust Image Corner Detection through Curvature Scale Space," *IEEE Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 12, pp. 1376-1381, Dec. 1998.
- [6] M. Awrangjeb and L. Guojun, "An improved curvature scale-space corner detector and a robust corner matching technique for transformed image identification," *IEEE Trans. of Image Process*, vol. 17, no. 12, pp. 2425-2441, 2008.
- [7] J. R. Koza, F. H. Bennett, D. Andre, and M. A. Keane, *Darwinian Invention and Problem Solving*, Morgan Kaufmann Publisher, USA, 1999.
- [8] J. R. Koza, *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Natural Selection*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1992.
- [9] M. Zhang, "Improving object detection performance with genetic programming," *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, vol. 16, no. 5, pp. 849-873, 2007.
- [10] M. Edner and A. Zell, "Evolving task specific image operator," *Proc. of the First European Workshops on Evolutionary Image Analysis, Signal Processing and Telecommunications*, pp. 74-89, 1999.
- [11] L. Trujillo and G. Olague, "Synthesis of interest point detectors through genetic programming," *Proc. of the 8th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, pp. 887-893, 2006.
- [12] 김영균, 서기성, "Genetic Programming을 이용한 코너 검출자의 자동생성," *한국지능시스템학회논문지*, vol. 19, no. 4, pp. 580-585, 2009.
- [13] F. Mokhtarian and F. Mohanna, "Performance evaluation of corner detectors using consistency and accuracy measures," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 102, no. 1, pp. 81-94, Apr. 2006.



김영균

2008년 서경대학교 전자공학과 공학사. 2008년~현재 동 대학원 전자공학과 석사과정. 관심분야는 GP, 영상인식, 지능로봇.



서기성

1986년 연세대학교 전기공학과 공학사. 1988년 연세대학교 전기공학과 공학석사. 1993년 연세대학교 전기공학과 공학박사. 1993년~1998년 서경대학교 산업공학과, 전자공학과 조교수. 1999년~2003년 Michigan State University, Genetic Algorithms Research and Applications Group, Research Associate. 2002년~2003년 Michigan State University, Electrical & Computer Engineering, Visiting Assistant Professor. 2004년~현재 서경대학교 전자공학과 부교수. 관심분야는 지능로봇, GA, GP, 진화 디자인.