

# Genetic Programming을 이용한 코너 검출자의 자동생성

## Automated Generation of Corner Detectors Using Genetic Programming

김영균 · 서기성\*

Youngkyun Kim and Kisung Seo\*

서경대학교 전자공학과

### 요약

본 논문은 영상처리에 사용되는 코너점 추출을 위한 GP(Genetic Programming)기반의 코너 검출자를 소개한다. Harris와 SUSAN등 기존의 대표적인 코너 검출자들이 소개되어 왔고, 여러 가지 경험적인 알고리즘들이 연산 시간과 정확도 측면에서 이들 기법을 개선하기 위해서 연구되어 오고 있다. 이들 기법들은 코너점에 대한 특성을 고찰하여 이를 알고리즘화한 것으로 효율성이 높으나, 한편으로 기존의 방식이나 알고리즘에서 크게 벗어난 혁신적인 알고리즘을 발견하기에는 한계가 있다. 본 연구에서는 GP의 진화연산에 의해 자동적으로 코너 검출자를 생성함으로써 새로운 기법의 가능성을 발견하고자 한다. 제안된 방법을 다른 코너 검출자들과 테스트영상을 통해 비교 분석 하였다.

**키워드** : 유전 프로그래밍, 코너 검출자, Harris, SUSAN

### Abstract

This paper introduces GP(Genetic Programming) based corner detectors for an image processing. Various empirical algorithms have been studied to improve computational speed and accuracy including typical approaches, such as Harris and SUSAN. These techniques are highly efficient, because properties of corner points are inspected and reflected into the algorithms. However these approaches are limited in discovering an innovative algorithm. In this study, we try to discover a more efficient technique by creating corner detector automatically using evolution of GP. The proposed method is compared to the existing corner detectors for test images.

**Key Words** : Genetic Programming, Corner Detector, Harris, SUSAN

## 1. 서론

특징점 검출은 특정 물체의 트래킹, 위치 인식, SLAM (Simultaneous Localisation and Mapping)뿐 아니라 영상 매칭 및 인식 등 다양한 비전 연구의 선행 과제로서 사용된다.[1,2]

이러한 특징점 중 하나인 코너점은 영상에서 두 개 이상의 윤곽선이 교차하는 점이나 각의 변화가 급격한 곡선을 말하는데, 다른 특징점에 비해 영상의 회전에 크게 영향을 받지 않으며, 영상의 중요한 정보를 적은 양의 데이터로 저장할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이와 같은 이유로 다양한 코너 검출자들이 설계되었으며, 그 중 Harris 코너 검출자[3]와 SUSAN 코너 검출자[4,5]가 대표적인 코너 검출 방법으로 사용되고 있다.

Harris 검출자의 경우 영상의 천이에 따른 명암의 변화를 분석하여 코너점을 추출한다. 그러나 공분산행렬을 통한 연산으로 수행 시간이 많이 소요되며, 영상의 잡음에 민감

하게 반응하고, 또한 코너 위치의 정밀도가 불안정한 단점을 가지고 있다. SUSAN의 경우 특정 원형 마스크 내에서의 밝기 차를 통해 코너점을 추출한다. 처리 속도 면에서는 많은 개선이 이루어 졌으나, 불연속점이 존재하는 경우 실제보다 코너 검출수가 많아지는 단점을 가지고 있다. 또한 위의 검출자를 포함한 지금까지의 대부분의 코너 검출자들은 영상에서 다양한 양상을 나타내는 코너점에 대해 최적화된 추출법을 제공하지 못하고 있다.

한편으로 코너점에 대한 특성을 고찰하여 이를 알고리즘화한 이들 기법들은 상대적으로 효율성은 높으나, 기존의 방식이나 알고리즘에서 크게 벗어난 혁신적인 알고리즘을 발견하기에는 한계가 있다.

본 논문에서는 GP(Genetic Programming)의 진화연산에 의해 자동적으로 코너 검출자를 생성하는 기법을 제안함으로써, 이러한 문제점들을 해결할수 있는 새로운 가능성을 발견하고자 하며, 본 연구자에 의한 선행 연구를[6] 확장한 것이다. GP는 트리구조를 사용함으로써, GA등의 고정된 계수 최적화와는 달리, 크기가 제한되지 않는 폭넓은 해공간에 대한 탐색이 가능하다. 특히, GP 함수와 터미널을 효율적으로 설계하고 진화연산을 통해 이를 최적화 함으로써, 잡음과 외란에 강인하고 다양한 코너점의 특징을 수렴할수 있는 검출자를 설계하는 기반을 마련하고자 한다. 제안된 기법을 기존의 Harris, SUSAN 검출자와 비교 실험하였다.

접수일자 : 2009년 4월 6일

완료일자 : 2009년 7월 20일

\* 교신저자

"본 논문은 본 학회 2009년도 춘계 학술대회에서 우수논문으로 선정된 논문임"

## 2. 기존의 코너 검출자

### 2.1 Harris 코너 검출자

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

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

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

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

여기서  $I(x,y)$ 는 영상의 명암값,  $E(u,v)$ 는 윈도우 영역 내의 명암값의 평균을 의미하며,  $w(x,y)$ 는 윈도우에 적용될 가우시안 함수를 나타낸다.

### 2.2 SUSAN 코너 검출자

SUSAN (Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus) 코너 검출자는[4] 그림 1과 같은 원형 마스크내의 명암차를 사용한다. 원형 마스크의 중심점(nucleus)과 같거나, 비슷한 명암값을 가지는 마스크 내 영역을 USAN (Univalve Segment Assimilating Nucleus)이라 한다.

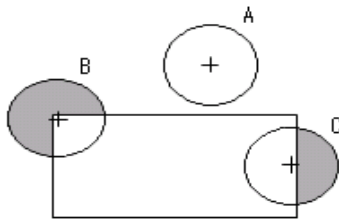


그림 1. 원형 마스크를 통한 영상내의 USAN 영역  
Figure 1. USAN area using Circular masks on image

USAN 영역은 영상의 구조에 관한 중요한 정보를 제공하며, 그림 1의 밝은 부분이 USAN 영역을 나타낸다. 마스크 A의 경우와 같이 명암값의 변화가 없는 부분에서 USAN영역이 최대가 되며, B와 같이 마스크의 중심에 코너가 존재할 경우 가장 적은 부분을 차지하게 된다.

$$C(\bar{r}, \bar{r}_o) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I(\bar{r}) - I(\bar{r}_o)| \leq \text{Threshold Value} \\ 0 & \text{if } |I(\bar{r}) - I(\bar{r}_o)| > \text{Threshold Value} \end{cases}$$

$$n(\bar{r}_o) = \sum_{\bar{r} \in C(\bar{r}, \bar{r}_o)} C(\bar{r}, \bar{r}_o) \quad (3)$$

위의 식(3)을 통해 마스크 내 중심점과의 명암차를 이용해 USAN 영역의 크기를 구한다. 여기서  $I(\bar{r}_o)$ 는 원형의 마스크 내 중심의 명암값이고,  $I(\bar{r})$ 는 주변 화소의 명암값이다.

## 3. GP 기반의 코너 검출자

### 3.1 GP(Genetic Programming)

GP[7,8]는 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.

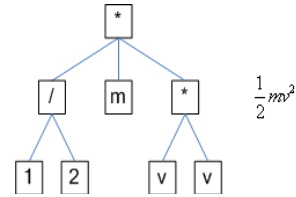


그림 2. GP 트리구조  
Figure 2. GP tree structure

GA는 개체의 표현을 비트 스트링을 사용하고 있는 반면, GP는 유전자가 그림 2와 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 2에서 /, \*) 또는 터미널을(상수 및 변수) 나타내며, 각 개체는 함수의 집합, 즉 컴퓨터 프로그램으로 구성된다. GP에서의 교배와 돌연변이 연산자의 작용은 선택점에서 서브트리를 교체한다.(그림3)

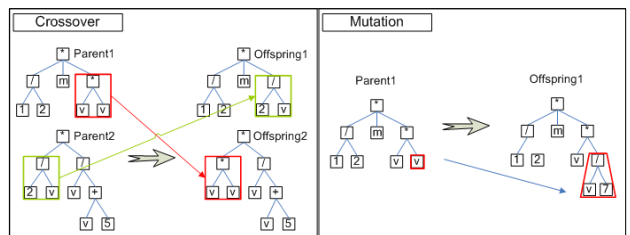


그림 3. GP의 Crossover와 Mutation  
Figure 3. GP Crossover and Mutation

### 3.2 문제 표현 및 GP 터미널의 구성

GP의 진화연산을 수행하기 위해서는 먼저 코너점을 검출할수 있는 트리 해로 표현해야 하므로, 일반성을 가지면서 해를 구성할수 있도록 GP 함수와 터미널을 적합하고 효율적으로 정의하여야 한다. 본 연구에서 GP 함수는 사칙연산과 if, min, max등으로 정의하였으며, mask 형태에 따른 코너 검출의 차이를 확인하기 위하여 서로 다른 mask 형태를 사용하여 터미널을 구성하였다. Mask 형태에 따라 그에 적합한 터미널을 구성하였으며, 각각 두 가지 집합으로 정의하여 GP 진화연산에 사용하였다

일반적으로 GP 해를 진화시킬때 GP 함수의 정의가 터미널의 정의(또는 구성) 보다 GP의 탐색에 보다 중요한 영향을 미친다. 그러나, 코너점 검출자를 자동생성하는 본 연구에서는 여러 가지 검토를 통해 터미널의 역할이 더 크고, 또 문제의 특성상 다양한 형태의 터미널이 존재할수 있다는 것을 파악하였다. 따라서 다음과 같이 4가지 종류의 다양한 터미널 집합을 정의하고, 이를 GP 진화연산에 비교 사용하였다.

#### 3.2.1 특정 패턴 기반의 터미널 - GP(1)

첫번째 터미널 집합은 7x7 크기의 정사각형 마스크 영상

내에서 다양한 패턴의 조합으로 정의하였다. 각각의 패턴들은 그림 4와 같이 중심점을 기준으로 서로 대칭되며, 이는 코너점을 중심으로 대칭되는 위치의 값에 대한 변화 양상을 투영시킴으로서, 다양한 코너점에 대한 특징을 검출하기 위해 설계되었다.

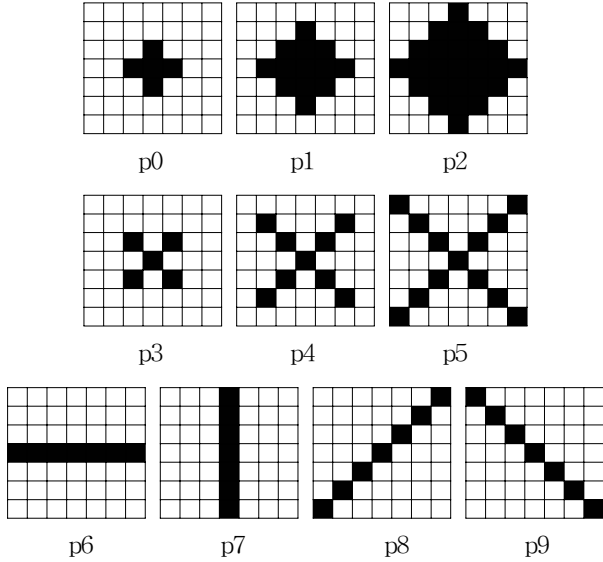


그림 4. 패턴 기반 터미널  
Figure 4. Pattern based terminals

위의 그림에서 p0-2와 p3-5는 코너점을 중심으로 한 ‘+’, ‘x’ 자 형태의 패턴을 기준으로 한 픽셀 크기만큼 외부로 커지며, p6-9는 가로, 세로, 대각선 형태의 패턴을 가진다. 각 패턴들에서 픽셀들의 평균값을 터미널 노드의 값으로 사용한다. 위의 10가지의 패턴을 가지는 터미널과 사칙연산등의 GP 함수로 임의의 GP 트리를(그림 6a) 생성하여 진화시킨다. 생성된 트리를 깊이우선으로 해석하면, 각 트리의 내용에 따라 최종 결과값이 구해지고, 이를 설정된 임계값과 비교하여 코너점의 유무를 판별한다.

3.2.2 마스크 크기와 밝기 기반 터미널 - GP(2)

SUSAN에서 사용된 USAN 영역은 중심픽셀과 동일하거나 그렇지 않은 두 가지 영역으로 분류하였지만, 코너점은 영상에 따라 매우 다양하게 존재하므로 모든 코너에 대한 특징, 특히 대각선 부분에서 나타나는 불규칙한 픽셀 양상을 표현하기에는 어려움이 있다. 두 번째로 제안된 터미널은 마스크 영상 내에서의 밝기의 등급과 각 마스크 크기에 따른 영역과의 조합으로 정의된다.

그림 5와 같이 중심점을 기준으로 3x3영역( $M_{(3 \times 3)}$ ), 5x5영역( $M_{(5 \times 5)}$ ), 7x7영역( $M_{(7 \times 7)}$ )들과, [1]에서 사용된 중심점과의 밝기 차에 의한 Similar, Brighter, Darker의 3가지 영역들을 조합하여 터미널로 설계하였다.

식(4)와 같이 중심점의 명도( $I_n$ )와 각각의 독립적인 영역  $M_{(3 \times 3)}$ ,  $M_{(5 \times 5)}$ ,  $M_{(7 \times 7)}$  내의 모든 픽셀과의 밝기 비교를 통해  $d_i$ ,  $s_i$ ,  $b_i$ 의 영역별 개수를 추출한 후, 이를 GP의 터미널 값으로 사용한다.

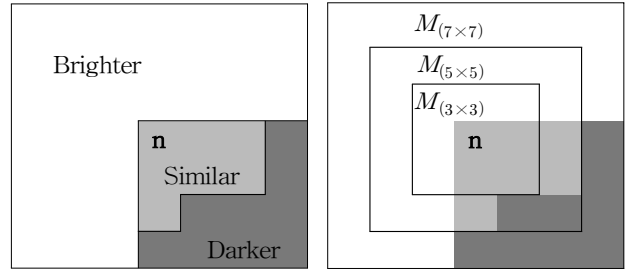
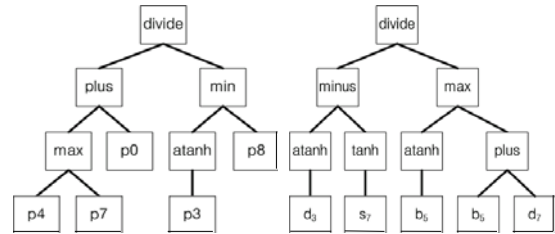


그림 5. 마스크 분할과 밝기 기반 터미널  
Figure 5. Terminals based on partitions of mask and brightness

$$M_{(i \times i)} = \begin{cases} d_i, & I_n \leq I_n - t \text{ (darker)} \\ s_i, & I_n - t < I_n < I_n + t \text{ (similar)} \\ b_i, & I_n + t \leq I_n \text{ (brighter)} \end{cases} \quad (4)$$



(a) GP(1) 트리 예 (b) GP(2) 트리 예

그림 6. 터미널 GP(1)과 GP(2)를 사용한 GP 트리 예  
Figure 6. Examples of GP Tree using terminal GP(1) and GP(2)

그림 6은 7x7 정사각형 마스크내에서 제안된 두 가지 터미널 집합 GP(1)과 Gp(2)로 생성된 각각의 GP 트리 예를 보여주고 있다. 이들 터미널 값들과 GP 함수들로 구성된 트리를 해석하고 임계값과 비교하여 코너점을 판별한다.

3.2.3 조합된 밝기 기반 터미널 - GP(3)

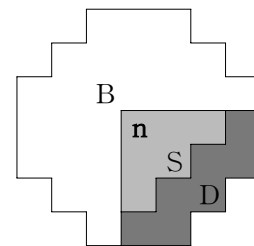


그림 7. 원형 마스크의 밝기 기반 영역  
Figure 7. Regions based on brightness of circular mask

그림 7은 원형 마스크상에서 중심점 n을 기준으로 밝은 영역 B, 비슷한 영역 S, 어두운 영역 D로 구분된 형태이다. 다음의 영역에 따른 개수를 추출한 후 이를 조합하여 터미널 값을 구성한다. 조합은 다음과 같이 S, D, B, SD, SB, DB, SDB의 7가지로 구성된다. 여기서 SD는 S에 해당하는 픽셀과 D에 해당하는 픽셀을 더한것을 의미한다.

### 3.2.4 분할된 영역과 밝기 기반 터미널 - GP(4)

원형 마스크의 경우는 GP(1)과 GP(2)에서 사용된 사각형 마스크와는 달리 원형 마스크 형태에 적합한 영역으로 분할하여 밝기별 터미널을 구성하였다. 그림 8과 같이 중앙을 기준으로 상하좌우로 분할된 각각의 영역에 대해 GP(2)에서 사용된 중심점과의 밝기 차에 의한 Similar, Brighter, Darker 영역을 조합하여 터미널로 설계하였다. 터미널 값은 식(5)을 통해 영역별 해당 밝기 개수(픽셀수)인  $d_i$ ,  $s_i$ ,  $b_i$ 를 추출한다.

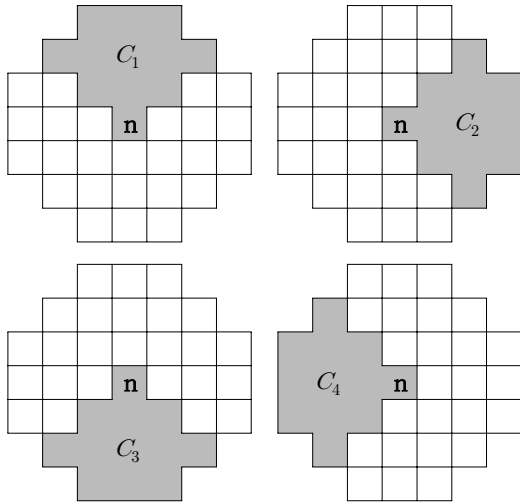


그림 8. 원형 마스크 기반에서 분할된 영역  
Figure 8. Terminals based on partitions of mask and brightness for circular mask

$$C_i = \begin{cases} d_i, & I_n \leq I_n - t \text{ (darker)} \\ s_i, & I_n - t < I_n < I_n + t \text{ (similar)} \\ b_i, & I_n + t \leq I_n \text{ (brighter)} \end{cases} \quad (5)$$

다음의 그림 9은 원형 마스크 상에서 제안된 두 가지 터미널 집합에 의해 생성된 각 GP 트리 예를 보여준다.

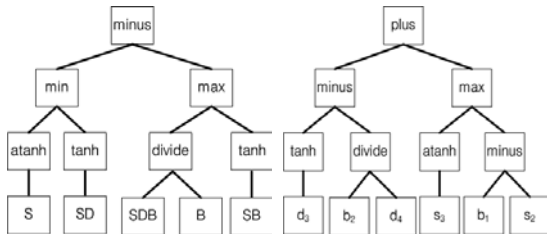


그림 9. 터미널 GP(3)와 GP(4)를 사용한 GP 트리 예  
Figure 9. Examples of GP Tree using terminal GP(3) and GP(4)

## 4. 실험 및 결과 분석

### 4.1 실험 환경

제안된 두가지의 GP 기반 코너점 검출 생성기법에 대한 정확도를 Harris, SUSAN 검출 알고리즘과 비교 실험을 하

였다. 실험에 사용된 GP 프로그램은 매트랩(Matlab)기반의 GPLAB Ver.2.1[9]를 이용 하였다. 실험은 Core2Duo 2.13GHz, 3.5GB RAM의 사양의 컴퓨터에서 매트랩 7.0.1 버전으로 수행되었다.

비교 실험에 사용되는 영상은 대부분의 코너 검출자가 사용하는 그림 10의 영상을 선택하였으며, 영상의 회전에 대한 검출율의 민감성을 확인하기 위해 90° 회전시킨 영상을 추가하였다.

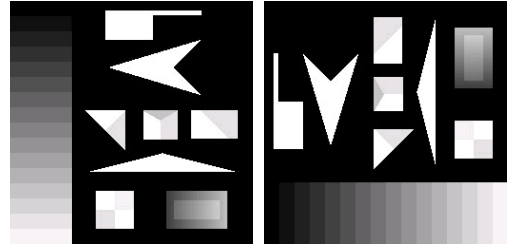


그림 10. 코너검출을 위한 테스트 영상  
Figure 10. Test images for corner detection

### 4.2 실험 및 결과

GP 진화연산에 사용된 파라미터는 표 1과 같다.

표 1. GP 파라미터  
Table 1. GP Parameters

GP 파라미터	GP(1), GP(2), GP(3), GP(4) 공통
Population Size	300
Initial Depth	2-6
Initial Population	half_and_half
Max Depth	7-17
Max Generation	300
Selection Method	Tournament (size=7)
Crossover Rate	80%
Mutation Rate	10%
Function Set	+, -, ×, ÷, if min, max, tanh, atanh

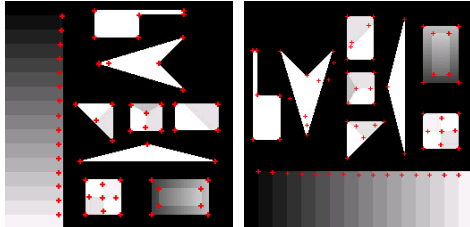
적합도 함수는 다음과 같이 정의하였으며,  $obj$ 는 원래의 코너점 결과 이진영상,  $result$ 는 GP에 의해 구해진 코너점 이진영상을 나타내고,  $Err_{missed}$ 와  $Err_{false}$ 는 미검출된 코너점과 오검출된 코너점의 오차율을 나타낸다. 이진 영상이므로 코너점의 픽셀값은 255이며, 아닌 점은 0 값을 가진다. 전체 영상에서 코너점은 매우 적은 범위를 가지기 때문에 가중치  $\alpha$  값을 적용시켜 적합도를 계산하였다.

```

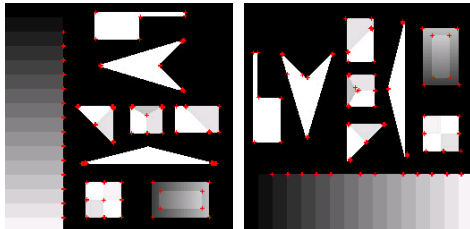
for i = 1:width, j = 1:height
    if obj(i, j) = 255
        if result(i, j) ≠ 255
            Errmissed = Errmissed + 1
        else
            if result(i, j) ≠ 0
                Errfalse = Errfalse + 1
            end
        end
    end
end
fitness = Errmissed × α + Errfalse
    
```

그림 10은 기존의 Harris, SUSAN 기법과 제안된 GP 기반 기법들을 실험하여 얻어진 코너점 검출에 대한 결과영상으로서, 원영상 위에 추출된 코너점을 표시한 것이다.

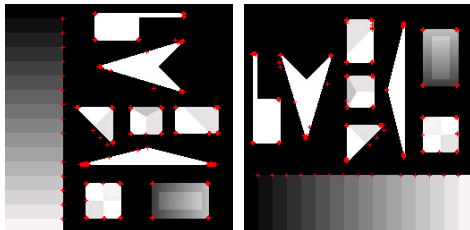
표 2와 3에 두가지 테스트 영상에 대한 각 코너 검출자에 대한 성능이 나타나 있다. 검출율은 코너점 위치에서 3 픽셀 이내에 검출된 점에 대해서 측정하였고, 3 픽셀이 초과된 점에 대해서는 오검출로 측정하였다.



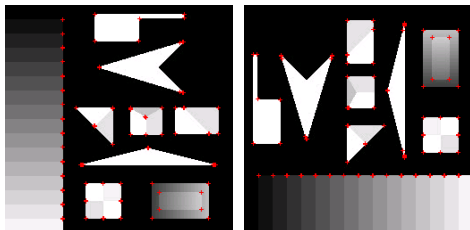
(a) Harris corner detector



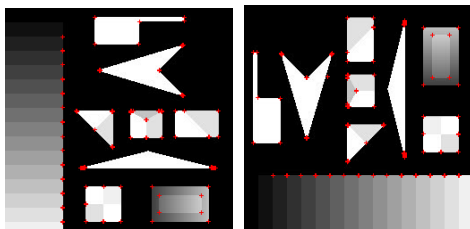
(b) SUSAN corner detector



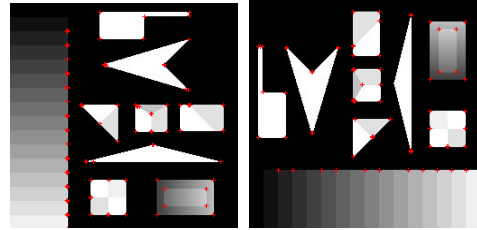
(c) GP(1) corner detector



(d) GP(2) corner detector



(e) GP(3) corner detector



(f) GP(4) corner detector

그림 10. 코너 검출 결과 영상

Figure 10. Result images of corner detector

표 2. 원영상에 대한 코너 검출자 결과 비교

Table 2. Comparisons of the results among corner detectors for the original image

	Harris	SUSAN	GP(1)	GP(2)	GP(3)	GP(4)
검출율	88%	97%	83%	97%	94%	94%
오검출율	14%	8%	16%	4%	5%	6%

표 3. 90° 회전 영상에 대한 코너 검출자 결과 비교

Table 3. Comparisons of the results among corner detectors for the rotated image

	Harris	SUSAN	GP(1)	GP(2)	GP(3)	GP(4)
검출율	77%	90%	80%	94%	94%	90%
오검출율	23%	13%	21%	6%	6%	6%

원 영상에 대한 실험 결과, 제안된 기법중 GP(2)의 검출율이 97%로 SUSAN과 동일하게 우수한 결과를 얻었으며, 오검출율은 5%로 가장 낮아서 두가지를 고려할때 GP(2)의 성능이 가장 우수함을 알 수 있다. GP(3)와 GP(4)의 결과도 94%의 검출율로 SUSAN 보다는 약간 낮으나, Harris 보다는 높으며, 특히 오검출율 면에서는 기존의 두 기법보다 더 우수함을 보였다. Harris의 경우 그림 8의 영상만으로는 검출이 잘 된 것처럼 보이지만, 정확한 코너점의 위치에서 많이 벗어나 있다.

회전된 영상에 대해서는 GP(2)와 GP(3)의 결과가 94%, 오검출율 6%로 SUSAN을 포함한 나머지 알고리즘에 비해 모두 우수한 성능을 보였다.

표 4. 코너 검출자의 검출 시간 비교

Table 4. Comparisons of the results among corner detectors for the computation time

	Harris	SUSAN	GP(1)	GP(2)	GP(3)	GP(4)
검출시간 (ms)	20.5 - 21.5	5.5 - 6.5	10.0 - 11.0	6.5 - 7.5	4.0 - 5.0	3.5 - 4.5

표 4는 각 코너 검출자에 대한 검출 시간을 비교하였다. 동일한 영상으로 50회씩 반복 수행하였으며, 수행 결과 GP(2)는 Harris 보다는 훨씬 연산시간이 적으나 SUSAN과는 거의 같거나 약간 더 걸림을 보였다. GP(3)와 GP(4)의 수행시간은 SUSAN 보다 상당히 감소되었다. 수행시간 측면에서는 원형 마스크에서 영역분할과 밝기를 사용한 GP(4)의 속도가 가장 우수한 결과를 보였다. 이는 원형 마스크의 크기가 사각 마스크에 비해서 픽셀수가 작기 때문에

검출율은 다소 떨어졌지만, 수행속도는 상당히 향상된 것으로 분석된다.

따라서 효과적인 코너 검출자를 설계하기 위해서는 마스크의 형태, 마스크내의 영역분할, 밝기정보등을 이용한 효율적인 터미널의 구성이 매우 중요하다고 사료된다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 기존의 알고리즘 구현방식의 코너점 검출 기법과는 달리, 아직까지 시도되지 않았던 GP(Genetic Programming)의 진화연산에 의해 자동적으로 코너 검출자를 생성하는 혁신적인 기법을 새로이 제안하고 기존의 대표적인 Harris, SUSAN 검출자와 비교 실험하였다.

특히, GP 함수와 터미널을 효율적으로 설계하고, 트리구조 기반의 크기가 제한되지 않는 GP 진화연산을 통해 최적화를 시도함으로써, 검출율의 향상을 개선할수 있는 자동생성 검출기법의 가능성을 확보할수 있었다.

대표적인 Harris와 SUSAN 코너 검출자와의 비교 실험에서 기본적인 코너 검출율과 오검출율 및 회전에 대한 강인성에서 GP(2)의 결과가 기존 기법보다 모두 우수하게 나왔으며, 연산시간에서는 SUSAN과 거의 비슷하거나 약간 더 걸림을 확인하였다. 부가적으로 연산시간에서 GP(3)와 GP(4)의 결과가 SUSAN 보다 상당히 감소되었음을 알수 있다.

향후 GP의 탐색 성능 개선, GP 함수와 터미널을 포함한 유전해 표현의 향상, 그리고 다양한 테스트 영상을 통해 회전 뿐 아니라 다른 잡음에도 강인한 코너 검출자의 진화생성이 필요하다고 생각된다.

## 참 고 문 헌

- [1] Edward Rosten, Reid Porter, Tom Drummond, "Faster and better: a machine learning approach to corner detection", *to be appeared in IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*
- [2] C. Tomasi and T. Kanade. *Detection and tracking of point features*, Technical Report CMU-CS-91-132, Carnegie Mellon University, April 1991.
- [3] C. Harris and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," *Proc. of the 4th Alvey Vision Conference*, pp.147-151, 1988.
- [4] S. M. Smith, J. M. Brady, "SUSAN-A New Approach to Low Level Image Processing" *International Journal of Computer Vision*, vol. 23(1), pp.45-78. 1997.

- [5] Dongxiang Zhou, Yun-hui Liu, and Xuanping Cai, "An Efficient and Robust Corner Detection Algorithm" *Proc 5th World Congress on Intelligent Control and Automation*, Hangzhou, China, pp.4020-4024, 2004.
- [6] 김영균, 서기성, "Genetic Programming을 이용한 코너 검출자의 자동설계", *한국지능시스템학회, 2009춘계학술대회 논문집*, vol. 19, no. 1, pp. 215-219, 2009. 4. 24-25
- [7] J. R. Koza, F. H. Bennett, D. Andre, 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] S. Silva, *GPLAB : A Genetic Programming Toolbox for MATLAB*,

## 저 자 소 개



**김영균(Youngkyun Kim)**

2008년 : 서경대학교 전자공학과 공학사  
2008~현재 : 동 대학원 전자공학과 석사 과정

관심분야 : GP, 영상인식, 지능로봇  
E-mail : dudrbs072@naver.com



**서기성(Kisung Seo)**

1986년 : 연세대학교 전기공학과 공학사  
1988년 : 연세대학교 전기공학과 공학석사  
1993년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사  
1993~1998년 : 서경대학교 산업공학과 조교수

1999~2003년 : Michigan State University, Genetic Algorithms Research and Applications Group, Research Associate  
2002~2003년 : Michigan State University, Electrical & Computer Engineering, Visiting Assistant Professor  
2003~현재 : 서경대학교 전자공학과 부교수

관심분야 : GP, GA, 진화 디자인, 지능로봇  
E-mail : ksseo@skuniv.ac.kr