

GP 기반 자동 코너점 검출 : 진화연산 인자 분석

서기성, 김영균
서경대학교 전자공학과

Automated Corner Detection Using Genetic Programming : Evolution Algorithm parameter analysis

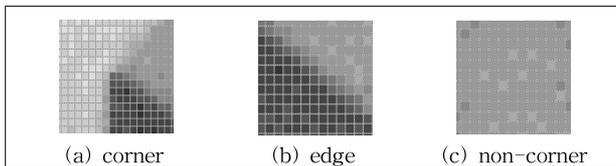
Kisung Seo, Youngkyun Kim
Dept. of Electronic Engineering, Seokyeong University

Abstract - 본 논문에서는 진화연산 기법중 GP(Genetic Programming)를 이용하여 회전이나 크기변화에 강인한 코너 검출자를 제안한다. 코너 검출을 위해 설계된 새로운 터미널과 GP 진화연산의 다양한 파라미터에 대해 비교 분석하여 최적화된 코너 검출자를 설계한다. 이를 위해 Matlab기반의 GP프로그램인 GPLab을 사용하였으며, 대부분의 코너검출자의 실험에 사용되는 Artificial 영상을 사용하여 실제적인 성능 및 결과를 고찰한다.

1. 서론

영상내에서 코너점들은 물체를 인식하고 검출하는데 매우 중요한 정보를 제공한다. 이러한 코너점들을 사용하여 물체추적(object tracking), 위치인식(robot navigation), 영상 매칭(stereo matching), SLAM(Simultaneous Localisation and Mapping) 등 다양한 비전 연구에 적용되고 있다.[1]

코너점은 영상에서 두 개 이상의 윤곽선이 교차하는 점이나 각의 변화가 급격한 곡선을 말하며, 이는 영상의 회전에 크게 영향을 받지 않고 중요한 정보를 적은 양의 데이터로 저장할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 이러한 이유로 현재까지 다양한 코너 검출자들이 설계 되어왔으며, 그 중 Harris 코너 검출자와 SUSAN 코너 검출자가 대표적인 코너 검출 방법으로 사용되고 있다. 또한 FAST, CSS(Curvature Scale Space)등 더 빠르고 정확한 코너점 검출을 위한 연구가 계속되고 있다.[2,3]



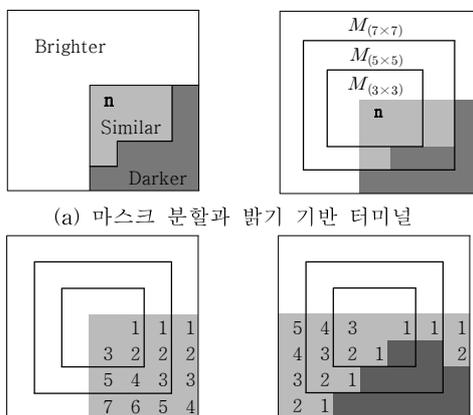
〈그림 1〉 영상내의 코너점

하지만 대부분의 검출자들은 코너점에 대한 특성을 고찰하여 알고리즘화한 기법들로서 효율성은 높으나 기존의 방식이나 알고리즘에서 벗어난 혁신적인 알고리즘의 발견에 한계를 가진다. 또한 대부분의 코너 검출자들이 다양한 영상내에서 그림 1에 보이는 코너점에 대한 최적화된 추출법을 제공하지 못하고 있다.

본 논문에서는 GP(Genetic Programming)[4]의 진화연산에 의해 자동적으로 코너 검출자를 생성하는 기법을 제안함으로써, 이러한 문제점들을 해결할 수 있는 새로운 기법의 가능성을 발견하고자 한다. 특히, GP 함수와 터미널을 효율적으로 설계하고 진화연산의 파라미터 조절을 통해 이를 최적화 함으로써, 잡음과 외란에 강인하고 다양한 코너점의 특징을 수렴할 수 있는 검출자를 설계하고자 한다.

2. GP 기반의 코너검출자 설계

2.1 GP 터미널 구성



(b) 분할 영역내 연속성 기반 터미널
〈그림 2〉 설계된 GP 터미널

GP의 진화연산을 통해 코너 검출자를 설계하기 위해서는 먼저 트리 해로 표현해야 하기 때문에 일반성을 가지면서 해를 구성할 수 있도록 GP함수와 터미널을 적합하고 효율적으로 정의하여야 한다. 이를 위하여 본 논문에서는 영상을 7x7 크기의 마스크를 사용하여 분할하고, 그림 2(a)와 같이 중심점의 밝기값을 기준으로 Brighter, Similar, Darker 영역으로 정의한 후 각 마스크 크기별 Similar 값을 가지는 픽셀의 개수를 하나의 터미널로 사용하였다. 이때 사용된 터미널은 Sim3x3, Sim5x5, Sim7x7로 정의하였다.

그림 2(b)는 3x3, 5x5, 7x7 크기의 마스크 영역 내에서 Similar 값을 가지는 픽셀의 연속적인 개수를 파악하는 서로 다른 예를 보여준다. 같은 영역 내에서도 잡음이나 에러값이 존재할 수 있으므로 연속성의 값이 가장 큰 값을 터미널로 사용하였다. 이때 사용된 터미널은 Cont3x3, Cont5x5, Cont7x7로 정의하였다.

2.2 Fitness Function 구성

$$\begin{aligned} & \text{for } i = 1 : \text{width}, j = 1 : \text{height} \\ & \text{if } obj(i, j) = 255 \\ & \quad \text{if } result(i, j) \neq 255 \\ & \quad \quad MER = MER + 1 \\ & \text{else} \\ & \quad \text{if } result(i, j) \neq 0 \\ & \quad \quad FER = FER + 1 \end{aligned} \quad (1)$$

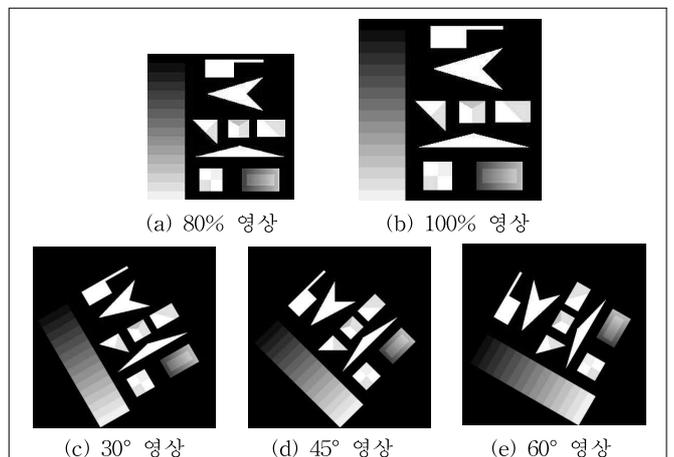
$$fitness = (SI_{MER} \times \alpha + SI_{FER}) + ((RI_{MER} \times \alpha + RI_{FER}) \times \beta) \quad (2)$$

GP의 진화연산에서 fitness는 구하고자 하는 해가 최적화된 방향으로 접근하는데 있어 큰 영향을 준다. 본 논문에서는 설계된 GP를 통해 이미지를 생성하고, 이를 결과영상과 비교하여 코너점의 유무를 파악한 후 fitness로 사용하였다. 코너점의 유무는 식(1)과 같이 MER (Missed Error Rate)와 FER (Fales Error Rate)로 나타낼 수 있으며 fitness를 구하기 위해 먼저 실험에 사용되는 영상에(그림3) 대한 MER과 FER를 구한다.

이는 다시 식(2)와 같이 영상의 크기에 따른 에러율(SI_{XER})과 회전에 따른 에러율(RI_{XER})로 계산될 수 있으며, α 값은 미검출률에 대한 가중치 값이며, β 는 회전에 따른 에러율에 대한 가중치 파라미터로 사용되었다. 이 두 개의 파라미터는 코너점을 정확히 검출하면서 회전이나 edge 주변에서 발생될 수 있는 오검출을 줄이고 더욱 강한 코너검출자의 설계를 위해 사용되었다.

3. 실험 및 결과

3.1 실험 환경



〈그림 3〉 GP 학습 영상

제안된 터미널과 fitness 함수를 통해 그림 3에 보이는 5가지 영상에 대해 최적화 실험을 수행하였다. 원영상에 비해 축소되거나 회전된 영상은 상대적으로 코너점을 파악하기 어려우며, 특히 회전된 영상의 경우 edge 주변의 픽셀값이 변질되어 그 양상은 크게 달라진다. 실험에 사용된 GP 프로그램은 Matlab 기반의 GPLAB ver.3를 이용하였으며, Matlab 2008b 버전에서 수행되었다.

3.2 실험 및 결과

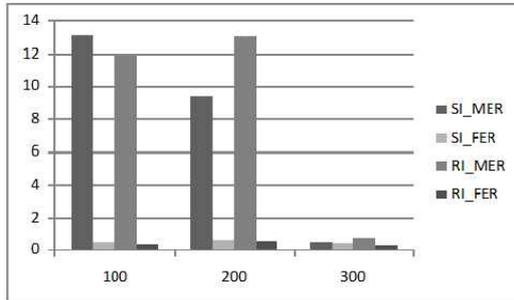
GP의 진화연산에 사용된 기본적인 파라미터는 다음과 같다.

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
Function Set : { min, max, if, abs, +, -, *, / }
Terminal Set : { Sim3x3, Sim5x5, Sim7x7, Cont3x3, Cont5x5, Cont7x7 }

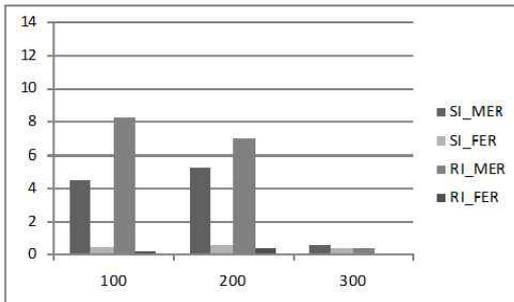
적합도 함수에 사용된 두 개의 파라미터는 선행 실험을 통해 가장 우수한 결과를 가진 α 값 21, β 값 1.3으로 계산되었으며 추후 모든 실험은 동일한 값을 사용하여 실험되었다.

3.2.1 Popsiz에 변화에 따른 최적화 실험

Popsiz은 진화연산에 참여하는 개체의 수를 나타내며 문제에 따라 적합한 개체수의 선택은 하나의 중요한 파라미터로 적용된다. 본 논문에서는 popsize를 100, 200, 300으로 변경하여 모든 영상에 대해 각각 5번씩 실험을 수행하였다.



〈그림 4〉 popsize 변화에 따른 적합도 평균



〈그림 5〉 popsize 변화에 따른 적합도 표준편차

그림 4는 popsize 변화에 따른 에러율의 평균값을 나타내고 있다. 이는 popsize에 따른 적합도의 절대적인 값의 변화를 확인할 수 있으며, 100, 200pop의 경우 최적화 되지 못하고 미검출률이 매우 크게 나타났으며, 300pop으로 확장하면서 미검출률이 현저하게 줄어든 것을 확인할 수 있다.

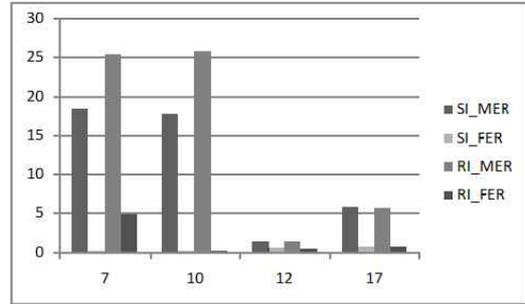
그림 5는 popsize 변화에 따른 에러율의 표준편차 값으로 각 영상별 상대적인 적합도값의 비교가 가능하다. 마찬가지로 100, 200pop의 경우 영상별로 편차가 매우 크게 나타났지만, 300pop의 경우 모든 영상에 대해 비슷한 검출률이 나타난 것을 확인할 수 있다.

3.2.2 Depth 변화에 따른 최적화 실험

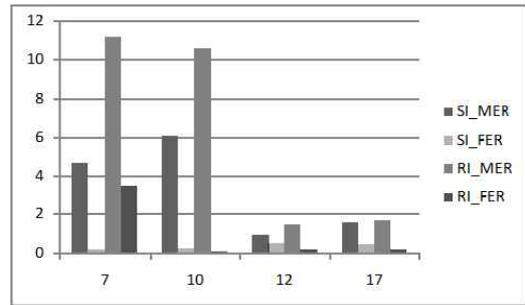
Depth는 각 개체의 크기를 결정하는 요소로서 해를 표현하는 중요한 척도로 사용되고, 생성된 각 해의 연산시간에 큰 영향을 미친다. 위의 실험과 마찬가지로 depth의 최대 size를 7, 10, 12, 17로 변경하며 모든 영상에 대해 각각 5번씩 실험을 수행하였다. 이때 사용된 popsize는 위의 실험에서 가장 우수한 결과를 보인 300pop으로 실험을 수행하였다.

그림 6, 7은 위의 실험 결과와 동일하게 각 depth에 따른 적합도의 평균과 표준편차를 보인다. 10 depth 이하에서는 코너점의 양상을 해를 표현하는데 있어 어려움을 보이지만, 그 이상의 depth에서는 코너점 검출률이 매우 향상된 것을 확인할 수 있다. 하지만 17depth에서는 수행 시간도 오래

걸릴뿐 아니라 불필요한 노드가 생겨 12 depth보다 적합도가 더 낮은 것을 확인할 수 있다.

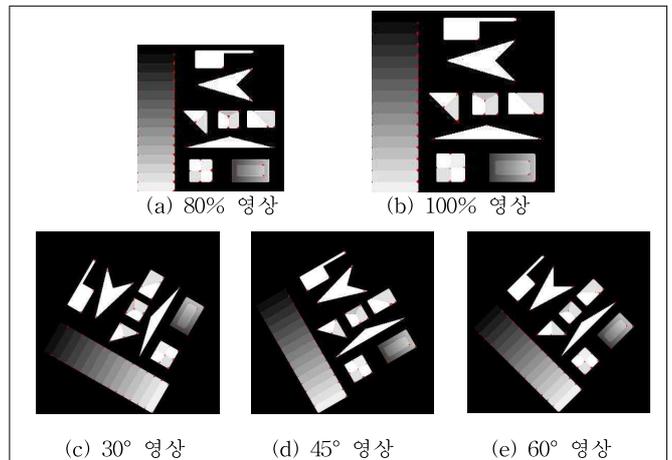


〈그림 6〉 depth 변화에 따른 적합도 평균



〈그림 7〉 depth 변화에 따른 적합도 표준편차

아래의 그림 8은 위의 실험상에서 가장 우수한 결과를 가진 해를 통해 코너 점을 찾은 결과 영상이다.



〈그림 8〉 GP 코너검출자를 이용한 결과 영상

4. 결론

본 논문에서는 기존의 알고리즘 구현방식의 코너점 검출 기법과는 달리, GP의 진화연산에 의해 자동적으로 코너 검출자를 생성하는 방법을 제안하였다. 특히, GP터미널의 효율적인 설계와 진화연산에 사용되는 다양한 파라미터들에 대해 비교 실험함으로써 코너검출률을 개선할 수 있는 가능성을 확보할 수 있었다.

향후 GP의 탐색 성능 개선, 다양한 유전해 표현을 통해 성능을 개선하고 실제적이고 일반적인 영상을 통해 강인한 코너 검출자의 진화 생성이 필요하다고 생각된다.

[참고 문헌]

- [1] Edward Rosten, Reid Porter, Tom Drummond, "Faster and better: a machine learning approach to corner detection", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 10 nov. 2008.
- [2] S. M. Smith, J. M. Brady, "SUSAN-A New Approach to Low Level Image Processing" International Journal of Computer Vision, vol. 23(1), p.45-78. 1997.
- [3] Rosten E, Drummond T. "Fusing points and lines for high performance tracking", IEEE international conference on computer vision, vol. 2, Beijing, China, p. 1508 - 11. October 2005.
- [4] J. R. Koza, "Genetic Programming : On the Programming of Computers by Natural Selection" MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1992.