

유전자 알고리즘을 이용한 Rotation-Invariant 패턴인식과 Pattern간의 Angle 추측

김용훈, 김진정, 최윤호, 정덕진  
 인하대학교 전자재료공학과

Rotation-Invariant Pattern Recognition and Estimating a Rotation Angle using Genetic Algorithm

Yong Hun Kim, Jin Jung Kim, Youn Ho Choi, Duck Jin Chung  
 Dept. of Electronic Materials & Devices Eng. Inha University

**Abstract** - In this paper we proposed an algorithm for rotation-invariant pattern recognition and rotated angle estimation between two patterns by employing selective template matching. Generally template matching has been used in determining the location of pattern but template matching requires a number of calculating correlation. To reduce the number of correlation we used steady-state genetic algorithm which is effective in optimization problem. We apply this method to distinguish specific pattern from similar coin patterns and estimate rotated angle between patterns. Our result leads us to the conclusion that proposed method performed faster than classical template matching.

1. 서 론

패턴의 인식은 영상의 정보 해석, 이미지을 이용한 로보틱스, X-ray 이용한 의학 등 여러 분야에 응용되어지고 있다. 패턴 인식은 이미지와 템플릿의 위치와 크기, 회전된 각도에 무관한 인식을 위한 연구가 계속되어져 왔다. 특히 정확한 이미지의 회전 각도를 추측하는 방법에서는 많은 연산량이 요구되어지는 복잡한 알고리즘들이 제안되어졌다.

이미지의 회전 각도에 무관한 패턴의 인식은 수학적 변환 함수를 이용한 방법이 최근에 많이 이용되어지고 있다. 대표적인 방법으로는 푸리에 변환과 콘볼루션 정리를 이용하여 이미지의 공간영역에 주파수 영역으로 변환하여 패턴을 인식하는 방법[1]과 모멘트를 이용하여 패턴을 인식하는 방법[2]이 제안되었다.

그러나 주파수 영역에서의 패턴 인식은 FFT를 이용하더라도 푸리에 변환을 위하여 많은 연산량과 메모리를 필요하게 되고 정확한 이미지의 회전 각도를 추측하기 위해서는 공간 영역과 주파수 영역의 변환을 반복해야하는 어려움이 있다. 또한 모멘트를 이용하면 패턴의 인식은 빠르나 회전된 각도의 추측은 불가능하게 된다.

본 연구에서는 정확한 이미지의 회전 각도를 추측하고자 공간 영역에서 이미지를 지속적으로 회전시켜가며 템플릿과 Correlation을 통해 연산된 유사도(Similarity)를 이용하여 패턴을 인식하고 이미지의 회전각도를 추측하였다. 이미지의 회전과 Correlation의 연산수를 줄이기 위하여 유전자 알고리즘을 이용하였으며, 이미지 회전 시 연산되어지는 보간의 연산을 줄이기 위하여 이미지 윈도우를 사용하여 선택적인 연산을 사용하였고, [2] 연산을 빠르고 간단화하기 위하여 부호가 있는 2진화된 템플릿을 이용하였다.

2. 본 론

2.1 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘(GA: Genetic Algorithm)은 생물진화(선택도태나 돌연변이)의 원리로부터 착안된 알고리즘

으로서, 내재적인 병렬 처리 연산으로 인하여 전역 탐색(Global Search)이 가능하여 최적화가 요구되어지는 패턴인식, 신경망 학습, 음성인식 로봇제어등 분야에 널리 쓰이고 있는 알고리즘이다.

유전자 알고리즘은 문제에 대한 가능한 해들을 정해진 형태의 자료 구조로 표현한 다음 이들을 선택(Selection), 교차(Crossover), 돌연변이(Mutation)로 이루어진 재생산(Reproduction) 과정을 반복 수행함으로써 최적의 해를 생성하는 알고리즘이다. 선택은 개체군(Population)에 있어서 적응도의 따라 다음 세대에 생존하는 개체를 확률적으로 결정한다. 즉 적응도가 높은 개체(Individual)가 다음 세대에 살아남을 확률이 높다는 자연 선택(Natural Selection)의 법칙을 기반으로 하고 있다. 선택된 부모는 교차와 돌연변이에 의하여 새로운 개체를 생성한다. 교차는 두 개체 사이의 염색체 교환을 통하여 새로운 개체를 생성하는 것으로 암쪽 부모의 우수한 형질을 적절히 조합하여 자손에게 전승시키게 된다. 돌연 변이는 염색체 상의 임의로 선택된 유전자좌(Locus)의 값을 다른 대립 유전자와 바꾸어 넣는 것으로 개체와 유사한 새로운 개체를 생성하는 국소적인 램프 서치의 한 종류라고 할 수 있다. 이는 개체군 전체가 상정한 대립 유전자의 회복에 기여하는 경우를 고려한 것으로 집단의 다양성을 유지하기 위한 연산자이다. 유전자 알고리즘은 이와 같이 선택, 교차, 변이의 연산을 통하여 우수한 새로운 개체를 생성하게 된다. 그러나, 해로의 수렴 속도는 개체의 표현방법, 연산자, 선택의 방법, 교차율(Crossover Rate), 돌연변이율(Mutation Rate)과 같은 제어 파라미터에 영향을 받는다.

최근 유전자 알고리즘은 병렬구조에 적합한 병렬 유전자 알고리즘, 빠른 수렴을 위하여 비세대 형태의 유전자 알고리즘, 전역 탐색 기능을 강화한 CHC 알고리즘 등이 제안되었다. 본 연구에서는 빠른 수렴과 효율적인 메모리 사용을 위하여 비세대 형태의 유전자 알고리즘인 정상상태 유전자 알고리즘(Steady-State GA)을 이용하였고 최적의 알고리즘 제어 파라미터를 실험에 의하여 결정하였다..

2.2 유전자 알고리즘을 이용한 패턴 매칭

템플릿을 이용한 패턴 매칭은 패턴 인식의 가장 기본적인 방법중의 하나이다. 일반적인 템플릿 매칭은 이미지 내의 모든 위치에서 템플릿과의 유사도(Similarity)를 연산하여 유사도가 최대값이 되는 패턴의 위치를 결정하는 방법으로 널리 쓰여지고 있다.

$$C(u, v) = \sum_x \sum_y (T(x, y) - I(x - u, y - v))^2 \quad (1)$$

식(1)은 유사도를 연산하는 Cross Correlation 연산식을 나타낸 것이다. 여기서 T는 템플릿을 I는 이미지를 C는 x좌표 u, y좌표 v 위치에서의 유사도를 나타낸 것이다. 템플릿이 나타내는 패턴의 위치는 최대값으로 나타내어지는 C(u', v')의 u' 와 v'의 좌표가 된다. 일반적으로 이미지가 M×M 픽셀 크기 템플릿이 N×N

픽셀 크기일 때 패턴의 위치 결정의 경우 요구되어지는 Correlation의 연산 횟수  $K$ 는 식 (2)과 같이 나타내어진다.

$$K = (M - N + 1)^2 \quad (2)$$

패턴 매칭에 있어서 Correlation의 연산은 이미지의 모든 위치에서의 이루어지기 때문에 패턴의 위치 결정의 속도는 Correlation의 연산속도에 의하여 결정되어진다.

Correlation의 연산속도를 향상하고자 비교적 작은 연산량이 요구되어 부분 템플릿(Suptemplate)을 이용하여 유사도를 측정 한 후 일정 유사도 이상의 위치에서만 전체 템플릿을 이용한 유사도를 측정하는 두 단계로 이루어진 템플릿 매칭(Two-Stage Templet Matching)이 Vanderbrug에 의하여 제안하였고[3], Correlation 연산 도중 이미지와 템플릿과의 유사성의 오류가 일정 이상일 경우 연산을 멈추고 찾고자 하는 위치에서 제외시켜 연산을 효율성을 높인 순차 유사도 검출 알고리즘(Sequential Similarity Detection Algorithm)[4]이 Barnea에 의하여 제안되어졌다. 그러나 Vanderbrug나 Barnea제안되어진 알고리즘은 공통적으로 모든 위치에서 연산이 요구되어져 연산시간을 효율적으로 줄이지는 못했다.

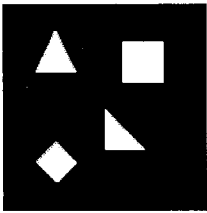


그림 1 이미지



그림 2 템플릿

한편 본 연구에서는 유전자 알고리즘을 이용하여 다음과 같이 Correaltion의 연산 횟수를 효율적으로 줄이고자 하였다.

유전자 알고리즘을 이용하여 패턴의 위치를 결정하는 방법의 예로 160×160 픽셀 크기의 그림1의 이미지에서 32×32 픽셀 크기의 그림2를 템플릿으로 사용하여 그림 2의 패턴의 위치를 연산하였다. 템플릿은 부호가 있는 2진 템플릿을 사용하였다. 즉, 템플릿의 각 픽셀은 +1과 -1로 표현하였고 이미지는 Thresholding을 이용하여 각각의 픽셀값을 +1과 -1로 변환하였다. 따라서, 유사도 측정은 식(3)과 같다

$$C(u, v) = \sum_x \sum_y T(x, y)I(x - u, y - v) \quad (3)$$

패턴의 위치는  $C$ 의 최대값을 나타내는  $u'$  와  $v'$ 의 좌표가 바로 패턴의 위치로 결정되어진다. 따라서,  $u$ 와  $v$  두 변수로 이루어진 최적화 문제로 전환되어질 수 있다.

식(3)의 최대값을 나타내는  $u', v'$ 를 결정하고자 정상 상태 유전자 알고리즘을 이용하여 100번 반복 수행한 결과 평균 1498.6번, 최대 3464번의 Correlation연산 후 최대값의 위치를 찾아내었다. 기존의 방법을 이용하면 식 (2)에 의하여 16384번의 Correlation연산이 요구되어지는 것과 유전자 알고리즘 이용하였을 때 최대로 요구되는 연산 횟수 3764번과 비교하면 약 23%의 Correlation연산으로 위치를 결정할 수 있다.

즉, 유전자 알고리즘을 이용하여 Correlation의 연산 횟수를 효율적으로 줄일 수 있었다.

### 2.3 유전자 알고리즘을 이용한 회전 변환된 패턴 인식 과 회전 각도의 추측

인간이 회전된 이미지를 인식하는 메커니즘은 Metal Rotation 이라는 과정을 통하여 이루어진다. 즉 주어진

이미지를 심상을 통해 회전시키며 여러 템플릿과 비교하여 유사한 템플릿을 찾아 이미지를 인식하게 된다. 본 연구에서는 회전된 이미지를 인식하고자 이미지를 회전시키는 Mental Rotation의 이론을 기반으로 하였다. 즉 이미지를 회전시켜가며 주어진 여러 템플릿과 유사도를 측정하여 유사도가 최대가 되는 템플릿과 그때의 이미지 회전각도를 측정하여 패턴 인식 및 회전 각도의 추측을 수행하였다.

$$C(u, v) = \sum_x \sum_y T(nx, y)I(\theta x, y) \quad (4)$$

식 (4)는 크기가 같은 템플릿과 이미지간의 회전 변환된 패턴 인식 및 회전 각도를 추측하기 위한 유사도를 측정하는 연산을 나타낸 것이다. 위식에서  $n$ 은 주어진 템플릿을 나타내는 것이고  $\theta$ 는 이미지를 회전시킨 각도를 나타낸다.

템플릿 매칭을 이용한다면 이미지를 회전시켜가며 각각의 템플릿과 Correlation 연산으로 얻어진 유사도를 측정하여 최대의 유사도에서의 템플릿( $n$ )과  $\theta$ 를 찾아 패턴 인식과 이미지의 회전 각도를 결정한다. 이는 변수  $n$ 과  $\theta$ 로 이루어진 함수의 최적화 문제로 전환되어질 수 있다. 이 최적화 문제를 유전자 알고리즘을 이용하여 연산한다면 본문 2.2와 유사하게 연산 수를 효율적으로 줄일 수 있다.

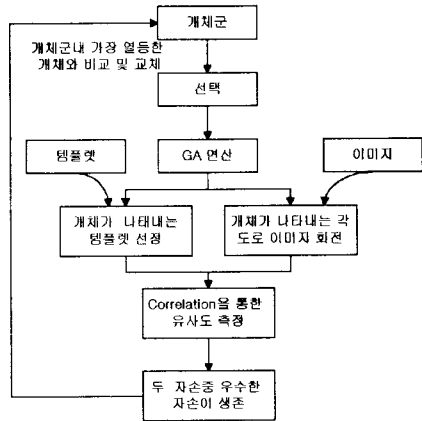
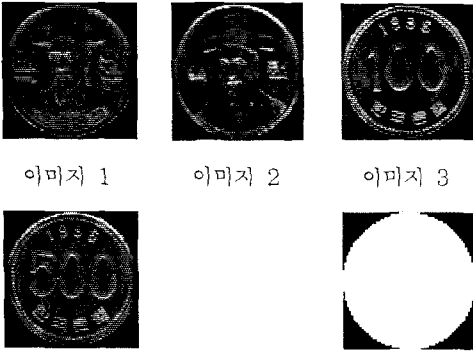


그림 3 제안된 알고리즘 흐름도

그림 3는 정상상태(Steady-State) 유전자 알고리즘을 적용한 Mental Rotation 이론을 기반으로 하는 회전 변환된 패턴의 인식 및 회전 각도의 추측하는 알고리즘을 나타낸 것이다. 위의 그림에서 유전자 연산을 통해 두 개의 자손이 생성되어지고 각각 자손 개체가 나타내는 템플릿과 이미지의 회전각도에 따라 템플릿을 선정하여 회전 각도로 회전한 이미지와 Correlation연산을 통해 유사도를 측정하여 두 자손 중 우수한 자손만 개체군의 가장 열등한 개체와 비교하여 대체한다. 이같은 개체군 내의 개체의 대체는 정상상태 유전자 알고리즘과 같은 비세대 모델과 세대모델의 큰 차이로 우수한 개체가 생성되면 한 세대를 기다리지 않고 바로 유전자 연산에 참여 함으로써 수렴 속도를 향상시킨 알고리즘이다. 제안된 알고리즘을 그림 4에서 나타난 유사한 패턴을 가진 이미지의 크기가 64×64 픽셀 크기의 동전 이미지에 적용하였다. 동전의 인식의 크기와 무게로 구별되지만 본 실험에서는 크기가 같다는 가정 아래 동전 인식 및 동전의 회전 각도의 추측을 실험하였다. 템플릿은 그림 4에서 나타내는 이미지 4개를 Thersolding을 이용하여 부호가 있는 2진 템플릿으로 전환하여 이용하였다. 또한 모든 연산은 그림 4의 오른쪽 아래의 마스크의 영역만을 연산하였다. 이는 회전에 영향을 받지 않는 이미지의

영역만을 포함한 것이다. 이런 부호가 있는 2진 템플릿과 마스크를 사용한 Correlation의 연산과 이미지 회전시 연산량을 줄일 수 있었다. 템플릿으로 사용되어진 이미지를 64×64 크기로 일반화하기 전에 각각의 30도, 180도, 270도로 회전시켜 다시 64×64 로 일반화하여 패턴을 구별해야 할 이미지로 사용하였다.



이미지 1      이미지 2      이미지 3  
 이미지 4      마스크  
 그림 4 실험에 사용된 이미지와 마스크

유전자 알고리즘의 개체수가 50로 개체의 충분한 다양성을 유지하였고, 전역 검색의 기능을 강화하고자 긴 스케마의 파괴 확률이 큰 단순교차를 사용하였다. 돌연변이율은 0.1로 정상상태 유전자 알고리즘을 이용하였다. 또한 개체를 나타내는 2진 수로 패턴의 선택 관련하여 구별해야 할 패턴이 4개이므로 2비트, 회전각도 관련 9비트, 총 11비트를 사용하였다. 따라서 4개의 패턴을 0.704도의 간격으로 구별할 수 있게 된다. 그림 5는 정상상태 유전자 알고리즘을 이용하여 진화과정 중 Correlation의 연산 수와 개체군이 나타내는 가장 우성인 개체가 나타내는 유사도와 개체군 전체 평균을 나타낸 것이다. 정상상태 유전자 알고리즘을 사용하여 단조 증가하는 경향을 보인다. 개체군 내의 개체는 진화할수록 해와 가까운 형태를 지니게 된다. 그림 7은 패턴 1을 180도 회전시킨 이미지의 인식 중 개체군 내에서 각각의 패턴들로(패턴1-T1, 패턴2-T2, 패턴3-T3, 패턴4-T4) 인식되어진 개체들의 수의 변화를 표현한 것이다. 그림 6 를 보면 개체군내에 패턴 1로 인식되어진 개체가 증가하는 것을 볼 수 있다. 진화를 통

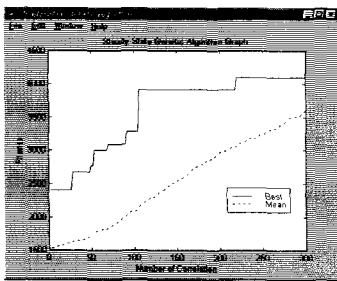


그림 5 진화에 따른 개체군의 변화 I

하여 유사도가 높은 패턴1에 관련된 개체가 더 많이 생성되어지고 각도도 180도와 유사한 형태로 진화하게 된다.

표 1을 각각의 이미지를 10번 반복 수행한 하여 최대의 유사도를 나타낼 때까지 요구되어진 이미지 회전 수와 Correlation의 수의 평균과 최대로 요구되어 질 때의 수를 나타낸 것이다.

최대의 유사도를 나타낼 때의 100%의 패턴 인식율을

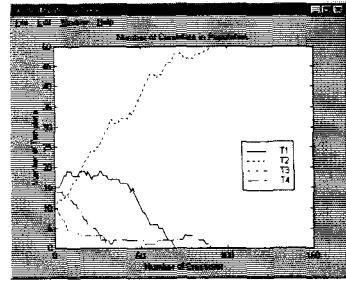


그림 6 진화에 따른 개체군의 변화 II

나타냈으면 추측되어진 각도도 각각 30, 2935도, 180, 3523도, 269, 8239도로 9비트 2진수로 나타낼 수 있는 수 중 30도, 180도, 270도에 가까운 각도로 수렴하였다.

	30도	180도	270도
이미지1	236.6/304	193.6/330	171.6/282
이미지2	236.6/244	234.6/342	230.0/314
이미지3	236.2/330	186.4/332	199.0/314
이미지4	199.0/344	207.4/324	192.2/300

표 1 실험 결과

위의 실험 결과 120번의 반복 수행하였을 때 최대의 유사도를 350번 이하의 이미지의 회전과 350번의 이하의 Correlation이 요구되어 졌다. 기존의 패턴 매칭을 이용하였을 경우 512번의 이미지 회전과 2048번의 Correlation이 요구되어지는 것을 비교 한다면 연산량을 이미지 회전은 약 30%, Correlation은 83%을 줄일 수 있었다.

### 3. 결 론

본 연구에서는 Mental Rotation 이론을 기반으로 하는 회전 변환된 패턴의 인식과 패턴의 회전 각도를 추측 가능한 알고리즘을 유전자 알고리즘을 이용한 템플릿 매칭으로 제시하였으며 실험을 통하여 그 성능을 검증하였다. 유전자 알고리즘을 템플릿 매칭에 이용함으로써 이미지의 회전 및 Correlation의 연산 횟수를 효율적으로 줄임으로써 인식의 속도를 높일 수 있었다. 그러나 제안된 알고리즘은 이미지와 템플릿의 크기가 같아야 하며 Edge Detection과 Projection들을 이용하여 이미지의 위치를 전처리 과정에서 결정하여야 한다. 앞으로의 연구 과제는 이러한 제약성을 제거하기 위하여 퓨리에 변환을 이용한 주파수 영역에서의 탐색이 동반되어야 할 것이다.

### (참 고 문 헌)

- [1] E. DE Castro and C.Morand, "Registration and Rotated Images Using Finite Fourier Transforms", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-9 pp700~703 Sept.1987.
- [2] A. Coshtasby, "Template Matching in Rotated Image", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-7 pp338~344 May.1985.
- [3] G. J Vanderburg and H. F Silverman, "Two-Stage Template Matching", IEEE Trans. Computer, vol. C-26 No4 384~393 April.1977.
- [4] D. I Barea and H. F Silvermagn, "A Class of Algorithms for Fast Digital Image Registration", IEEE Trans. Computer, vol. C-21 No2 179~186 April. Feb. 1972