

중분화 유전자 알고리즘을 이용한 영상 필터링 시스템

유지오^o, 황금성, 한승일, 조성배
연세대학교 컴퓨터과학과

taiji391@hotmail.com, yellowg@cs.yonsei.ac.kr, dukedove@candy.yonsei.ac.kr, sbcho@cs.yonsei.ac.kr

An Image Filtering System Using Speciated Genetic Algorithm

Ji-Oh Yoo^o, Keum-Sung Hwang, Seung-Il Han, Sung-Bae Cho
Dept. of Computer Science, Yonsei University

요 약

디지털 영상을 처리하는 기술 중 영상에 첨가된 노이즈를 제거하는데 필터가 널리 사용되는데, 노이즈의 특성에 의존적인 경우가 많다. 그래서 여러 종류의 노이즈가 복합적으로 섞인 영상을 처리할 때는 필터의 종류, 적용순서, 파라미터 등의 조건을 최적화해야 하는데, 이러한 조건을 결정하기 위해 유전자 알고리즘(GA)을 이용해 보려는 시도가 있었고, 긍정적인 결과를 얻을 수 있었다. 본 논문에서는 이 연구를 발전시켜 다양한 해를 동시에 찾아내는 중분화 유전자 알고리즘을 적용함으로써 더 좋은 성능을 얻을 수 있음을 보인다. 기존에 사용된 Steady-state GA와의 비교 실험 결과 중분화 알고리즘이 안정적으로 더 좋은 해를 잘 찾아냄을 알 수 있었다.

1. 서 론

디지털 영상 처리 기술 중에서 영상의 상태 혹은 품질을 향상시키는 영상 향상 기술은 많은 분야에서 널리 사용되고 있다. 이 기술은 많은 부분필터를 이용한 영상 향상에 의존하게 되는데, 보통 이러한 각각의 필터는 영상에 섞인 노이즈에 의존적인 특성을 보인다. 따라서 여러 가지 노이즈가 함께 섞여 있을 경우, 여러 종류의 필터를 동시에 적용시킴으로써 노이즈를 제거하게 된다. 이 때 필터의 특성을 조절하는 파라미터와 어떤 종류의 필터를 적용시킬 것인지, 혹은 적용시킬 필터의 순서를 결정하는 문제는 비선형적인 문제이다. 이 문제를 해결하는데 유전자 알고리즘(GA: Genetic Algorithm)을 이용해 보려는 시도가 있었다[1].

중분화 유전자 알고리즘(Speciated Genetic Algorithm)은 여러 최적해의 종을 형성해 가면서 동시에 찾는데 이러한 특징으로 인해, 하나의 해를 향해서만 집중해서 탐색범위가 좁은 기존의 GA에 비해 탐색범위가 넓고 성능이 안정적이어서 많이 연구·활용되고 있다[2].

본 논문에서는 이러한 중분화 알고리즘을 영상 필터링 시스템에 효과적으로 사용하는 방법을 제안하기 위해 여러 중분화 기법을 비교 실험하고 분석한다.

2. 배경

2.1 노이즈

노이즈는 영상의 잡영으로, 일정한 상수값이 영상의 화소(pixel)에 더해지는 형태의 Additive Noise, 곱해지는 형태의 Multiplicative Noise, 마지막으로 전체 영상 영역에 임의값을 가지는 화소가 부분적으로 나타나는 Impulse Noise의 3가지 형태로 나뉘어진다(그림 1).

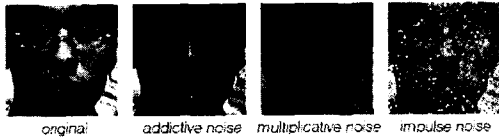


그림 1. 각종 Noise의 종류

일반적으로 노이즈는 다음 식과 같은 형태로 표기된다.

$$G(x, y) = m(x, y) \cdot f(x, y) + a(x, y)$$

여기에서 x, y 는 이미지 좌표를 나타내고, m 은 Multiplicative noise, f 는 색상값, a 는 Addictive Noise 함수를 나타낸다.

2.2 필터

각 노이즈의 형태에 따라 효과적인 제거가 가능한 여러 가지 필터가 있다. 본 논문에서는 다음 4가지 필터를 사용한다.

- **Homomorphic Filter:** 이 필터에는 주파수 영역에서의 처리를 통해 영상화질을 개선하기 위한 대비 증가와 동시성 밝기 범위 압축이 기본 원리로 사용된다. 그림 2는 이 필터링 함수의 진행 순서를 보여주고 있다[1].

$$f(x,y) \rightarrow \ln \rightarrow \text{FFT} \rightarrow H(u,v) \rightarrow (\text{IFFT}) \rightarrow \exp \rightarrow g(x,y)$$

그림 2. Homomorphic Filter의 흐름도

- **Median Filter:** Smoothing 방법의 하나로, 일정한 마스크 안에 있는 픽셀의 중간값을 구해 가운데 픽셀을 그 값으로 대체하는 방법이다. 영상을 흐리게 한다는 단점이 있지만, Impulse Noise와 같은 잡영 제거에 효과적이다. 마스크의 종류에 따라 다른 결과를 보이는데, 본 논문에서는 그림 3과 마스크를 선택하도록 하였다.

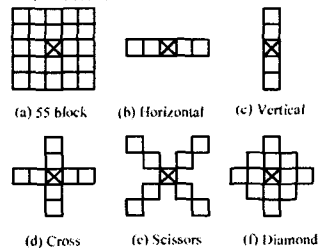


그림 3 Median Filter 마스크

- **Illumination Compensation Filter:** 이 필터는 영상의 빛을 적절히 보정해주어 너무 어둡거나 구분어지지 않는 영상의 품질을 향상시키는 역할을 한다[1].

- **Histogram Equalization Filter:** 이 필터는 영상의 grey level의 분포가 집중되어 있는 부분을 평균화시켜 고르게 분포시킨다[1].

2.3 유전자 알고리즘

GA는 자연 선택과 자연 발생과정에 기초한 탐색 알고리즘으로, 다수의 개체를 동시에 진화시켜 최적의 해를 찾는다. 본 논

문에서 논문에 사용한 필터링 시스템은 Steady State GA(이하 SSGA)를 사용하고 있는데 이 알고리즘은 한 세대에 일부 염색체만 새로운 염색체로 대체하는 방식으로, 빠르게 최적해에 도달할 수 있는 장점이 있다[3].

2.4 중분화 알고리즘

중분화 알고리즘이란, 마치 자연계에서 생물이 진화하면서 여러 종으로 분화하는 것처럼 다양한 해집단이 형성되도록 제약 가하는 기법을 적용한 진화 알고리즘이다[4]. 특성상 다양성이 높아 탐색 범위가 넓고 여러 해를 한번에 얻을 수 있는 장점이 있다. 본 실험에서는 다음 3가지의 중분화 알고리즘을 사용하였다.

- Restricted Tournament Selection(RTS): Harik이 제안한 방법으로 DeJong Crowding의 변형이라 할 수 있다[5]. 선택 연산자로 부모를 구한 다음, 진화연산을 통하여 하나의 새로운 개체를 만들고, 모집단 중 임의로 선택된 CF 개의 개체와 비교하여 가장 비슷한 개체와 경쟁해서 이긴 개체가 남는 방식이다.

- Struggle GA: RTS처럼 DeJong Crowding에서 변형된 알고리즘이다. 선택 연산자로 부모를 선택한 뒤, 교차하여 얻은 자손을 돌연변이 연산하여 개체 C 를 만들고, 모집단의 개체중 가장 유사한 개체와 경쟁하여 적합도가 높으면 교체되는 방식으로 T. Gruninger가 제안했다[5].

- Deterministic Crowding(DC): S. Mahfoud가 제안한 방법이다[6]. 모집단의 모든 개체를 임의로 짝을 지어 진화연산을 하고 각각 2개의 자손을 만든 다음, 부모와 비교하여 가까운 부모와 자식을 뭉는다. 그리고 이렇게 묶인 각 집단에서 적합도가 높은 개체만 남기는 방법이다.

3. 중분화를 이용한 영상 필터링 시스템

SSGA를 이용한 기존 필터링 시스템에 중분화 기법을 적용하여 비교실험이 가능한 GUI를 구현하여 사용하였다.

3.1 염색체 구조

염색체는 0과 1로 구성된 비트스트링을 이용하였다. 염색체는 총 4회 수행될 필터 처리과정에서의 필터종류 및 적용순서(각 2비트×4), 각 필터의 수행 여부(각 1비트×4), 파라미터 정보(7비트+3비트)로 총 22비트가 사용되었다.

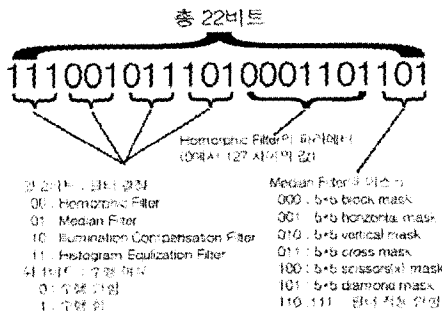


그림 4. 염색체 구조

3.2 적합도 함수

필터링된 영상만으로 영상 향상 정도를 완벽하게 측정하는 함수는 아직 개발되어 있지 않다. 본 논문과 같이 여러 필터가 복합적으로 작용하는 방식에서 평가하기 위해 적합도 함수는 원래의 영상과 필터를 거친 영상의 각 픽셀을 대조하는 방식을 사용했다.

$$fitness = \frac{k}{\text{가로픽셀} * \text{세로픽셀}} * 100$$

기서 k 는 원본 영상과 차이가 15이하인 픽셀의 수를 의미하

며 적합도는 0에서 100사이의 범위를 가진다.

3.3 다양성 함수

다양성은 염색체 비트 위치별 다양성을 계산한 뒤 합친 백분율하여 사용하였다. 다양성 D 는 다음과 같이 계산된다.

$$D = \frac{50 \cdot N \cdot l}{d} \\ d = \sum_{j=1}^l \left| \frac{N}{2} - \sum_{i=1}^N b_{ij} \right|$$

이때 l 은 염색체 길이, N 은 집단의 크기, b_{ij} 는 염색체 I 의 j 번째 위치의 비트값을 의미한다.

3.4 실험조건

각 알고리즘에 대한 파라미터는 표 1과 같다.

표 1. 파라미터

알고리즘	집단크기	교차확률	돌연변이확률
SS	16	0.8	0.08
RTS	50		
Struggle	50		
DC	16		

영상은 128*128(pixel) 크기의 흑백 얼굴 사진을 이용했으며, Additive, Multiplicative, Impulse Noise를 차례로 파라미터값 30씩 준 것을 대상으로 실험하였다. 각 알고리즘별로 10회씩 실험하였고, 적합도 평가횟수에 대한 성능을 비교하였으며, 적합도 평가횟수가 2050회를 넘으면 진화를 멈추도록 하였다.

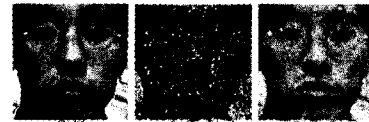


그림 5. 필터링을 적용한 예제

3.5 실험결과

각 알고리즘 별로 10회 평균 최대적합도, 평균적합도, 다양성을 비교해 보았다. 그림 6은 최대적합도를 나타낸 그래프이다. 4가지 알고리즘 중 DC가 가장 빠른 진화를 보였다. 그 다음으로 RTS, StruggleGA, SSGA 순으로 진화하여, 중분화 유전자 알고리즘이 해를 더 빨리 찾았다. 이는 다양성의 증가가 해를 찾는 속도에도 영향을 줄 수 있다는 것을 보여준다.

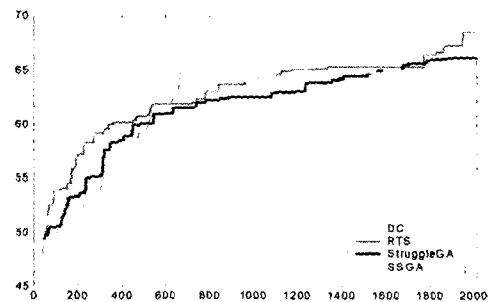


그림 6. 최대 적합도 그래프 (최종성능순서로 범례 표시)

그림 7의 평균 적합도를 보면 SSGA가 가장 높은 값을 보이는데, 이는 SSGA의 탐색범위가 좁고 특정해에 빨리 수렴하고 있음을 나타내고 있다. StruggleGA는 가장 낮은 평균적합도를 보이는데 그만큼 탐색범위가 넓고 다양성이 크다는 것을 알 수 있다.

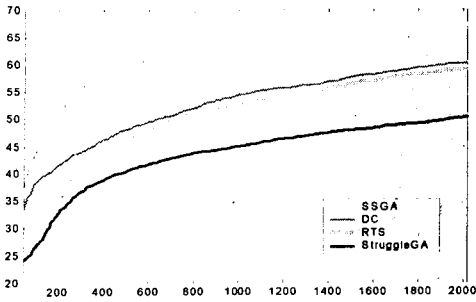


그림 7. 평균 적합도 그래프 (성능순서로 범례 표시)

그림 8은 각 알고리즘의 다양성을 나타낸 그래프이다. SSGA가 종분화 알고리즘에 비해 다양성이 급격히 떨어지고 있으며 종분화 알고리즘들은 대부분 50이상의 다양성을 유지하고 있다. 특히 StruggleGA는 상당히 높은 값이 유지되어 다양성 측면에서 가장 좋은 성능을 보여주고 있다.

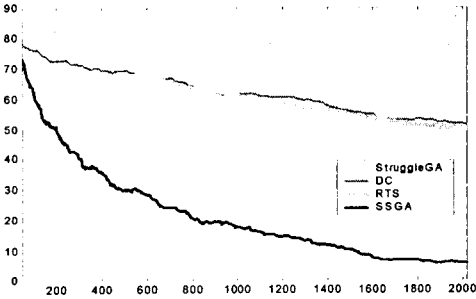


그림 8. 다양성 그래프 (성능순서로 범례 표시)

각 알고리즘에서 종의 분화 상태를 보기 위해 상위 8개의 염색체를 뽑아 단일거리 클러스터링한 다음 그림으로 그려 보았다[2]. 그림9를 보면 SSGA의 경우 개체간 거리가 1~3정도임에 비해 다른 종분화 알고리즘들은 최대 8까지의 거리를 보이는 등 다양하게 분포하고 있다. 종분화 알고리즘에 의해 다양한 해가 골고루 잘 찾아지고 있음을 알 수 있다.

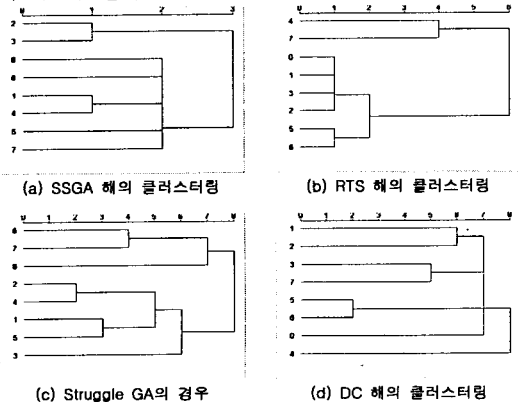


그림 9. 발견된 해의 클러스터링

표 2에 각 알고리즘의 최대 적합도 평균, 표준편차, 다양성을 정리하였다. 표에서 보는 바와 같이 SSGA는 가장 낮은 최대 적합도 평균과 가장 큰 표준편차를 가지고 있어서 종분화에

비해 상대적으로 성능이 좋지 않음을 알 수 있다. DC는 높은 최대 적합도 평균을 보이고 있고, 표준편차도 가장 작게 나타나서 본 실험에서 탐색성능이 가장 좋고 안정적임을 알 수 있다. 다양성 부분에서는 Struggle GA가 가장 우수하게 나왔는데 복잡한 문제일 경우 성능 향상의 여지가 있기 때문에 DC와 더불어 가장 좋은 종분화 방법으로 생각된다.

표 2. 최대 적합도 평균/표준편차/다양성 (진한 색은 최대 성능)

알고리즘	평균	표준편차	다양성
SSGA	65.12026	3.757356	5.852275
RTS	68.52112	1.240101	49.01817
StruggleGA	66.18225	2.939531	72.98182
DC	68.86536	1.030075	50.79545

4. 결론

본 논문에서는 SSGA를 이용한 노이즈 필터링 시스템에 대해 더 좋은 진화 성능을 얻기 위해 종분화 기법을 적용한 방법을 제안하였다. 3가지의 종분화 기법을 비교 실험한 결과, 최대 적합도, 평균 적합도, 다양성, 표준편차 등 여러 가지 면에서 SSGA보다 좋은 성능을 보여 종분화 알고리즘을 쓰는 것이 영상 필터링 시스템에 더 효과적임을 알 수 있었다. SSGA는 가끔 더 좋은 해를 빨리 찾기도 하였으나 다양성이 부족하여 최적해가 아닌 해에 수렴하는 경우가 많았다. Struggle GA는, 실험에서 가장 좋은 적합도를 보이지는 않았지만, 다른 알고리즘에 비해 우수한 다양성을 유지하고 있어, 더 많은 세대 진화 시 더 좋은 해를 발견할 수 있는 가능성을 확인할 수 있었다. 그리고 DC의 경우, 10회 실험동안 거의 모두가 최적해에 가까운 해를 찾아내었으며, 다양성도 상당 수준을 유지하고 있어 실험에 사용한 4개의 알고리즘 중 영상 필터링 시스템에 가장 효과적인 알고리즘이라 할 수 있다.

향후에는 영상 필터링 시스템을 이용해서 얼굴인식과 같은 응용 시스템에서 효과적인 진화 성능을 보이는 알고리즘에 대해 연구할 예정이다.

감사의 말

이 연구는 슈퍼지능칩(<http://superi.inha.ac.kr>) 프로젝트 제 1세부과제와 관련하여 인하대학교 Intelligent Media 연구실 (<http://im.inha.ac.kr>)에서 개발된 필터링 시스템을 지원받아 수행되었습니다. 도움 주신 이승영, 전인자, 조병모님께 감사드립니다.

참고 문헌

- [1] J.-H. Koo, T.-S. Kim, S.-S. Dong and C.-H. Lee, "Development of FPGA based adaptive image enhancement filter system using genetic algorithms," *Proceedings of Congress on Evolutionary Computation*, vol. 2, pp. 1480-1485, 2002.
- [2] 황금성, 조성배, "종분화를 이용한 다품종 하드웨어의 진화," 한국정보과학회 봄 학술 논문집(B), 제28권, 1호, pp. 307-309, 2001.
- [3] D. Noever and S. Baskaran, "Steady-state vs. generational genetic algorithms: A comparison of time complexity and convergence properties," *Santa Fe Institute Working Papers*, pp. 1-33, 1992.
- [4] 황금성, 조성배, "생명정보학에서의 거대규모 특징추출을 위한 종분화 GA의 활용," 한국정보과학회 봄 학술 논문집(B), 제 29권, 1호, pp. 229-231, 2002.
- [5] T. Gruninger and D. Wallace "Multimodal optimization using genetic algorithms: An investigation of a new crowding variation and the relationship between parental similarity and the effect of crossover," *CADlab Report 9602*, <http://cadlab.mit.edu>, 1996.
- [6] S.W. Mahfoud, "Niching method," *Evolutionary Computation 2: Advanced Algorithms and Operators*, Institute of Physics Publishing, pp. 87-92, 2000.