

퍼지 시스템과 Particle Swarm Optimization(PSO)을 이용한 Prewarping 기술

장우석[○] 강환일 이병희

명지대학교 정보공학과

drunkenws[○]@nate.com, hwan@mju.ac.kr, lbh0329@naver.com

Prewarping Techniques Using Fuzzy system and Particle Swarm Optimization

Wooseok Jang[○] Hwanil Kang Byunghee Lee
Myongji Univ. Department of Information Engineering

요 약

In this paper, we concentrate on the mask design problem for optical micro-lithography. The pre-distorted mask is obtained by minimizing the error between the designed output image and the projected output image. We use the particle swarm optimization(PSO) and fuzzy system to insure that the resulting images are identical to the desired image. Our method has good performance for the iteration number by an experiment.

1. 서 론

모든 영상 시스템에서, 변형된 입력신호에 의한 출력을 나타내는 과정은 의도하지 않은 결과를 초래 하게 된다. 이러한 현상을 방지하기 위하여, 본 논문에서는 입력 신호를 미리 왜곡시켜 원하는 출력을 얻을 수 있는 방법을 제시한다. 이러한 방법은 nanotechnology 및 biotechnology등 여러 분야에 응용되어 사용 되어질 수 있다. Poonawala 과 Milanfar은 이러한 prewaping을 최대하강법(the steepest-descent)를 이용하였다[1]. 본 연구에서는 위의 과정을 최적화시키기 위하여 Fuzzy System과 PSO를 이용하였다.

1995년도에 J.Kennedy와 R.C.Eberhart에 의하여 개발되어 현재까지 활발한 연구 중에 있는 PSO는 자연선택의 진화 메커니즘이 아닌 새 떼와 물고기 떼와 같은 생체군집의 사회적 행동양식을 바탕으로 하고 있다. PSO 역시 군집 기반 알고리즘으로 병렬처리 특징을 가지며, 군집과 개체는 Swarm과 Particle로 표현된다.

2. PSO(Particle Swarm Optimization)

PSO는 neural networks, genetic algorithm과 같은 intelligent algorithm이다. 타 알고리즘에 비하여 PSO는 빠른 수렴속도와 보다 적은 매개변수를 필요로 한다는 장점을 가지고

있다. 그림 1은 PSO의 flow chart를 나타냈었다. 한 iteration 안의 최적점을 local best(pbest)라 하고 모든 iteration 안에서 최적점을 global best(gbest)라 한다. PSO는 iteration을 반복 하며 pbest를 구하면서 gbest를 갱신하는 형식으로 진행된다.

각 파티클은 velocity에 의해서 업데이트 된다.

$$vel_i^{k+1} = wvel_i^k + c_1r_1(pbest_i^k - par_i^k) + c_2r_2(gbest^k - par_i^k)$$

$$par_i^{k+1} = par_i^k + vel_i^{k+1}$$

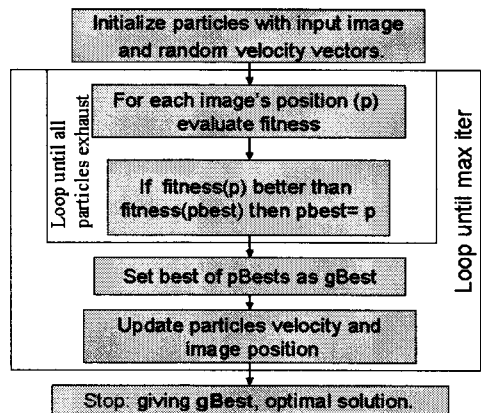


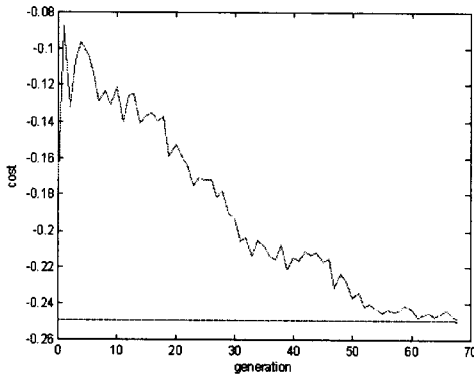
그림 1 PSO의 flow chart

Fig. 1 The flow chat of PSO

각 velocity와 각 매개변수의 정의는 다음과 같다.

vel_i^k : velocity of agent i at iteration k
 w : weight function
 c_j : weight factor
 r_1, r_2 : uniformly distributed random number between 0 and 1
 par_i^k : current position of agent i at iteration k
 $pbest_i^k$: local best of agent i
 $gbest^k$: global best of the group

다음은 $f = x^2 + x$ 에 대한 최적의 x 값을 찾는 프로그램을 실행하였을 때 나온 그래프와 답이다.



68.0000 0.5000 -0.2500

그림 3 PSO 최적화의 예

Fig. 2 The example of PSO

68번째 iteration에서 x 의 값은 0.5, 그에 대한 함수 값은 -0.25 라는 최소의 값을 찾아내었다.

3. 제안된 알고리즘

본 논문에서는 광학 초정밀 석판술(optical microlithography)에서의 왜곡을 방지하기 위한 OPC(optical proximity correction) 마스크 디자인에 초점을 둘 것이다. 이에 관한 마스크 제조 과정은 그림 3과 같다. 우리는 이 알고리즘을 '역'으로 이용하여 빠르고 효과적인 OPC 마스크 디자인 패턴을 고안하였다. 우리는 입력과 출력 및 그밖에 필요한 패턴들을 모두 binary 이미지로 표현하였다. 또한 aerial image를 표현하기 위하여 gaussian 필터를 입력 이미지에 통과시켰다. 다음과정으로 이미지의 이진화를 위하여 sigmoid 함수를 이용하여 필터링된 이미지를 다음의 공식에 적용하였다.

$$Sim = sig(Aim) = 1 / (1 + \exp[-a(Aim) + at_r]) \quad (1)$$

단순 Heaviside 함수를 사용하게 되면 연속적인 함수 최적화에 적절하지 않기 때문에 sigmoid 함수를 거친 Heaviside 함수를

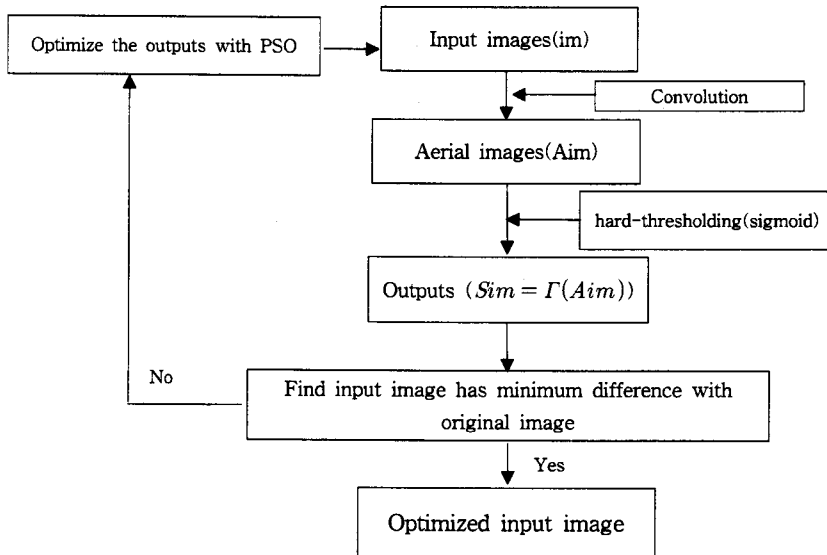


그림 3 제안된 알고리즘

Fig. 3 Proposed algorithm

이용하여 이미지를 표현 하였다.

위의 과정을 거치기 위한 입력데이터는 퍼지 시스템을 이용하여 만들었다. 그림 4는 입력데이터를 3차원으로 표현한 것이다.

목적 함수는 우리가 원하는 이미지와 알고리즘을 거친 이미지의 오차 값으로 표현 할 수 있다. 식2 는 목적 함수의 식을 나타내었다.

$$error(im) = \| Oim - Sim \|_2^2 \quad (2)$$

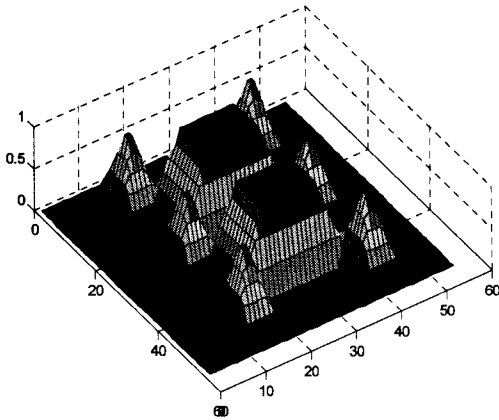


그림 4 Fuzzy 함수를 이용한 Input image
Fig. 4 Input image using fuzzy function

위의 목적 함수를 최적화 시키는 방법으로 본 연구에서는 Particle Swarm Optimization (PSO)을 이용하였다. PSO는 같은 Soft computing algorithm인 유전자 알고리즘 보다 속도가 빠르다는 장점이 있으며 따로 Mutation rate나 Crossover rate를 지정하지 않아도 된다는 장점이 있다[2].

위의 과정을 거쳐 나온 input image는 gray-image이기 때문에 마스크 공정이 가능하지 않다. 따라서 본 연구에서는 황금 분할(golden section)방법[6]을 써서 위의 gray-image를 binary-image로 바꿔준다.

4. 실험

그림 5은 오리지널 이미지와 오리지널이미지를 필터링 시킨 이

미지 이다. 그림 6는 제안된 알고리즘을 이용하여 구한 마스크 이미지와 그를 필터링 시킨 이미지 이다. 그림에서 보듯이 제안된 입력이미지를 마스크로 쓰면, 오리지널 이미지와 똑같은 이미지를 얻을 수 있게 된다. 또한 기존의 알고리즘은 약 150번 이상의 iteration에 의하여 최적의 결과에 수렴하지만(그림 7) 제안된 알고리즘을 사용하면 14번이라는 반복횟수만으로 최적의 결과 값을 구할 수 있었다(그림 8).

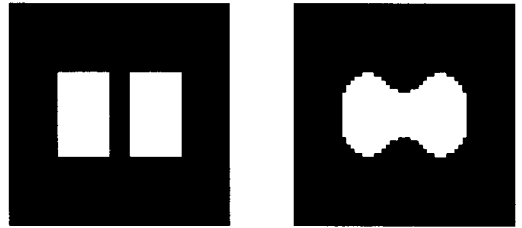


그림 5 원본 이미지와 필터링 된 이미지
Fig. 5 original image and filtered image

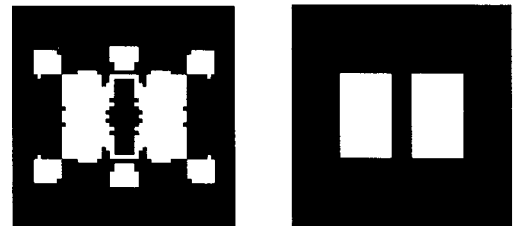


그림 6 제안된 알고리즘으로 구한 이미지와 필터링 된 이미지

Fig. 6 The image obtained through proposed algorithm and filtered image.

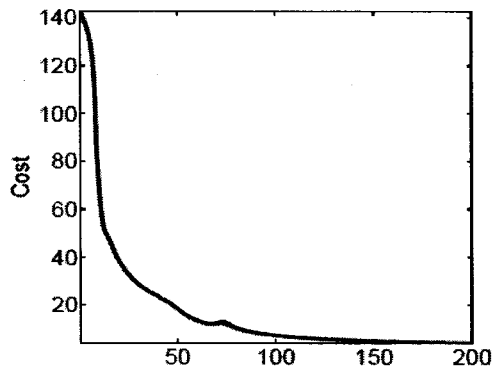


그림 7 최대하강법을 이용한 알고리즘의 반복횟수에 따른 오차 값[1]

Fig. 7 The error rate as each iteration of the steepest descent algorithm[1]

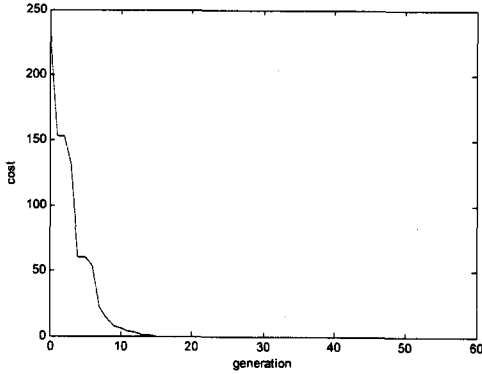


그림 8 PSO의 반복횟수에 따른 오차 값

Fig. 8 The error rate as each iteration of PSO

5. 결론

본 알고리즘의 장점은 Poonawala과 Milanfar의 방법보다 빠르게 수렴한다는 것이다. 하지만 실험에서 알 수 있듯이 공정 과정을 위해서는 이미지와 좀 더 단순해야 하는 필요성이 있다. 향후 과제는 큰 사이즈의 이미지와 더 복잡한 이미지를 위한 최적의 마스크를 찾는 것이며 그에 대한 이미지를 최대한 단순하게 만드는 것이다.

참 고 문 헌

[1] A. Poonawala and P. Milanfar, "Prewarping Techniques in Imaging : Applications in Nanotechnology and Biotechnology", Proc. of SPIE Vol.5674, SPIE Electronic Imaging, Conference on Computational III, San Jose, CA, 2005

[2] J. Kennedy and R. Eberhart, "A New Optimizer Using Particle Swarm Optimization Theory", Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, pp. 39-43 1995

[3] S. Sherif, B. Saleh, and R. Leone, "Binary image synthesis using mixed linear integer programming," IEEE Transactions on Image

Processing 4, pp. 1252-1257, 1995.

[4] R. Gonzalez and R. Woods, Digital Image Processing, Prentice Hall, 2002.

[5] S. Sayegh and A. Saleh, "Generation of a prescribed image at the output of a bandlimited system," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 5, pp. 441-445, 1983.

[6] Forsythe, G. E., M. A. Malcolm, and C. B. Moler, Computer Methods for Mathematical Computations, Prentice-Hall, 1976.