

## 평면도의 최소 영역 평가에서 유전자 알고리듬과 심플렉스 방법의 비교

### Comparison between Genetic Algorithm and Simplex Method in the Evaluation of Minimum Zone for Flatness

현 창 헌\* 신 상 철\*\*  
Hyun, Chang-Hun Shin, Snag-Choel

#### Abstract

The definition of flatness is given by ISO, ANSI, KS, etc. but those standards don't mention about the specific methods for the evaluation of flatness. So various solution models that are based on the Minimum Zone Method have been proposed as an optimization problem for the minimax curve fitting. But it has been rare to compare some optimization algorithms to make a guideline for choosing better algorithms in this field. Hence this paper examined and compared Genetic Algorithm and Simplex Method to the evaluation of flatness. As a result, Genetic Algorithm gave the better or equal flatness than Simplex Method but it has the inefficiency caused from the large number of iteration. Therefore, in the future, another researches about alternative algorithms including Hybrid Genetic Algorithm should be achieved to improve the efficiency of Genetic Algorithm for the evaluation of flatness.

키워드 : 평면도, 최소 영역법, 유전자 알고리듬, 심플렉스 방법

Keywords : Flatness, Minimum Zone Method, Genetic Algorithm, Simplex Method

#### 1. 서론

컴퓨터 기술의 급속한 발달은 기계 산업 전반에 놀라운 영향을 주어왔다. 특히 컴퓨터의 발달로 이루어진 CAD/CAM/CAE의 통합 추세에 더하여 측정 부분의 자동화가 추가되어졌으며, 특히 3차원 측정기의 발달은 기계 요소들에 대한 다양하면서도 정밀한 측정을 가능하게 하였다.

그러나 측정의 자동화에 널리 사용되는 3차원 측정기에도 문제들이 존재하는 데, 가장 큰 문제점은 측정 데이터 획득 및 데이터 값의 평가에 있어서 나타나는 방법론적 상이현상이다. 이것은 세계

각국의 공업 규격이 형상 공차에 대한 정의는 밝히고 있으나 그 형상 공차를 평가하는 방법에 대하여서는 명확하게 정의하고 있지 않는 데에서 기인한다. 일반적으로 3차원 측정기에는 최소 자승법이 평가법으로 널리 쓰이고 있는 데 이는 규격에서 정하고 있는 형상 공차의 정의를 제대로 구현했다고 할 수 없다. 이 때문에 여러 연구자들은 형상 공차 정의를 가장 잘 구현할 수 있는 최소 영역법과 그 해를 얻을 수 있는 방법과 이렇게 얻어진 형상 공차 평가법의 표준을 제정하려는 노력을 해왔다.[1] 여기서 최소 영역법의 해를 구하는 것은 최적화 문제에서 최적해를 찾는 것으로 여러 연구자들이 다양한 방법으로 정식화에 관한 연구해 왔다.

이러한 최소 영역법을 이용한 평면도의 평가에 대한 연구는 Murthy와 Abdin[2]의 초기 논문 이후

\* 강원대학교 기계메카트로닉스공학과 교수

\*\* 강원대학교 기계메카트로닉공학과, 석사과정

여러 연구자들에 의해 이루어져 왔다. Murthy와 Abdin은 심플렉스 방법(Simplex Method), 몬테카를로 기법(Monte Carlo Technique), 나선 탐색법(Spiral Search Technique)을 이용하여 최소 영역법에 기초한 평면도를 구하였으며 이렇게 얻어진 평면도 값은 최소 자승법에 의한 것의 80% 수준임을 밝혔다.

Kanada와 Suzuki[3]는 심플렉스 방법과 브라켓(Bracketing)법을 이용해 평면도 평가를 시도하였으며 최소 자승법은 최소 영역법에 비해 평면도를 10% 과대 평가한다는 결론을 얻었다.

Traband[4]는 측정된 점들 중 최소 영역 내부의 점들은 최소 영역을 결정하는 데 기여하지 않는다는 원리를 이용한 콘벡스 헬(convex hull)방법으로 최소 영역을 결정하는 알고리듬을 개발하였다. Traband은 상업용 3차원 측정기로 측정한 데이터에 최소 자승법과 콘벡스 헬법을 적용해 평면도를 평가하였으며 콘벡스 헬법에 구하여진 평면도 값이 더 작은 값임을 밝혔다.

Wang[5]은 minimax 문제는 구속 조건화된 비선형 최적화 문제(Constrained Optimization Problem)로 변형될 수 있다는 사실을 이용하여 최소 영역 평가를 시도하였다.

Burdekin[6]의 ETT(Enclose Tilt Technique)법과 Huang[7]의 CPRS(Control Plane Rotation Scheme)법 등이 제안되어져 왔으며 이런 평면도를 결정하기 위해 개발된 많은 알고리듬들은  $L_2$  노름(norm)문제인 최소 자승법과 같거나 보다 우수하다는 것이 증명되었다.

한편, 컴퓨터 기술의 발달로, 최적해 탐색 알고리듬의 분야에서 몇몇 방법은 지난 반세기 동안 놀랍게 발전하였다. 이러한 부분에서도 가장 눈에 띄이는 것은 유전자 알고리듬이다. 유전자 알고리듬은 찰스 다윈(Charles Darwin)의 종의 기원으로 시작된 진화라는 생물학 이론을 수학적 분야에 적용하여 최적화 문제를 풀려는 시도이다. 유전자 알고리듬은 기존의 알고리듬이 풀지 못하는 복잡한 목적함수의 전역해(global optimum)에 대한 탐색이 가능하다는 것과 수학적 정보가 비교적 덜 요구되어진다는 장점들로 공학 분야 이외에 의학, 경제학 분야 등에서 지난 25년 간 폭넓게 적용되어져 왔다.

위에서 살펴본 바와 같은 최소 영역법의 최적화 문제로의 정식화에 대한 연구에 비해 그 최적해를 구하는 알고리듬간의 상호비교에 관한 연구는 많지 않았다. 따라서 본 연구에서는 Damodarasam과 Anand에 의해 제시된 수직 평면법(Normal Plane Method)과 심플렉스 방법(Simplex Method)[8]에 의한 평면도 값을 유전자 알고리듬에 의한 것과 비교 및 검토하여 유전자 알고리듬의 최소 영역 평면도 문제에 대한 최적화 알고리듬으로써의 적

용 타당성과 문제점을 검토하여 볼 것이다.

## 2. 배경 이론

### 2.1 평면도와 최소 영역법

ISO[9], ANSI[10], KS[11] 등의 규격에 정의된 평면도란 어떤 평면 형체가 기하학적 이상 평면으로부터 어긋난 크기를 말하며, 평면부분을 서로 평행한 2개의 기하학적 평면에 끼어 넣었을 때 두 평면의 간격이 최소가 되는 경우를 말한다. 이를 도식적으로 나타낸 것이 Fig. 1로 두께  $t$ 가 평면도에 해당한다.

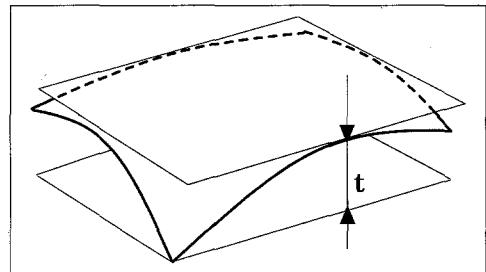


Fig. 1 Definition of tolerance zone and the symbol for flatness

평면도를 포함하는 형상 공차의 평가 문제는 측정된 점들로부터 이상 형상을 찾아내는 곡선 적합(curve fitting)의 문제이다. 이러한 곡선 적합은 일반적으로 어떤 목적함수를 최소화시키는 문제이며 여기에 자주 사용되는 적합 알고리듬으로는  $L_p$  노름문제에 기반을 둔 식 (1)이 있다.[12]

$$L_p = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |e_i|^p \right]^{1/p} \quad (1)$$

최적의 적합 형상은 식 (1)을 최소화시키어 얻어질 수 있으며, 여기서  $0 < p < \infty$ ,  $e_i$ 는  $i$ 번째 점에서의 오차,  $N$ 은 측정된 점들의 개수를 의미한다.

식 (1)에서  $p = 2$ 인 경우가 최소 자승법,  $p = \infty$ 인 경우가 최소 영역법에 해당되며  $L_\infty$  노름의 경우는 오차의 최대를 최소화시키는 minimax 문제가 된다.[13][14] 이는 모든 측정점을 포함하면서 두 평면 사이의 거리가 최소인 평행한 두 평면을 찾는 것으로 ISO 등에서 채택하고 있는 봉투 원리와 가장 밀접한 관계를 가지고 있다.[15]

이러한  $L_\infty$  노름문제는 최적화 문제로 변형될 수 있다. 그런데 이 문제는 근본적으로 비선형 구속조건을 포함하는 비선형 목적함수의 최적화 문제로 직접적인 이용이 매우 어렵다. 따라서  $L_2$  노

름의 해와 같거나 더 나은  $L_\infty$  노름의 해 모델이 개발되어져 왔다.[16] Fig. 2는 최소 영역법을 도식적으로 나타낸 것으로  $t_0$ 가 최소 영역법에 의한 평면도이다.

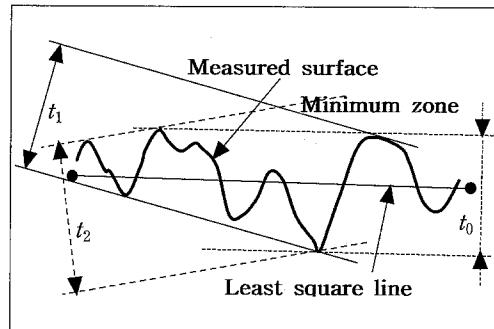


Fig. 2 Flatness by minimum zone method

## 2.2 수직 평면법

수직 평면법은 Damodarasamy와 Anand[17]에 의해 최소 영역법으로 평면도를 평가하기 위해 제안된 것이다. 이 방법은 다음과 같은 과정을 통해 유도되어진다.

3차원 공간상에서 임의의 평면은 식 (2)와 같이 표현될 수 있으며 이 평면에 대한 위치벡터는 식 (3)으로 나타낼 수 있다.

$$a_1x + a_2y + a_3z = c \quad (2)$$

$$\mathbf{r} = x\mathbf{i} + y\mathbf{j} + z\mathbf{k} \quad (3)$$

식 (3)과 (4)를 식 (2)에 대입하면 식 (5)를 얻을 수 있다.

$$\mathbf{a} = a_1\mathbf{i} + a_2\mathbf{j} + a_3\mathbf{k} \quad (4)$$

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{r} = c \quad (5)$$

여기서  $\mathbf{a} \neq 0$ 이고 벡터  $\mathbf{a}$ 의 단위 벡터는 다음과 같다.

$$\mathbf{n} = \mathbf{a} / |\mathbf{a}| \quad (6)$$

식 (5)를  $|\mathbf{a}|$ 로 나누게 되면 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\mathbf{n} \cdot \mathbf{r} = d \quad (\because d = c / |\mathbf{a}|) \quad (7)$$

여기서 벡터  $\mathbf{n}$ 을 평면의 단위법선벡터(unit normal vector)라고 하며  $d$ 는 벡터  $\mathbf{r}$ 의 사영이면서 원점에서 평면까지의 수직거리가 된다. 그리고 식 (7)을 Hesse의 선형방정식이라고 부른다.

이때 벡터  $\mathbf{r}$ 이  $x$ 축,  $y$ 축,  $z$ 축과 이루는 각을 각각  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ 라고 한다면 식 (7)은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$(\cos \alpha \mathbf{i} + \cos \beta \mathbf{j} + \cos \gamma \mathbf{k}) \cdot (x\mathbf{i} + y\mathbf{j} + z\mathbf{k}) = d \quad (8)$$

식 (8)을 정리하면 식 (9)를 얻게 된다.

$$d = x \cos \alpha + y \cos \beta + z \cos \gamma \quad (9)$$

식 (9)는 3차원 공간상의 점  $(x, y, z)$ 를 지나면서 원점에서 수직거리  $d$  만큼 멀어진 평면의 방정식이 되며 식 (10)의 관계를 만족해야 한다.

$$\cos^2 \alpha + \cos^2 \beta + \cos^2 \gamma = 1 \quad (10)$$

Fig. 3은 식 (9)에 해당하는 임의의 평면을 그림으로 나타낸 것이다.

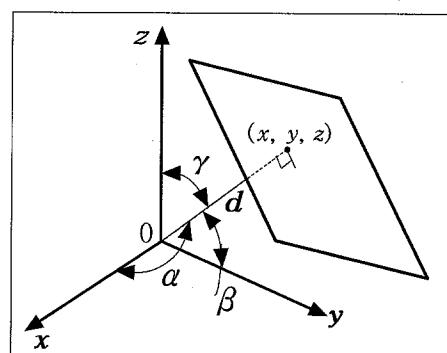


Fig. 3 Sketch of normal plane with direction cosines

식 (9)를  $n$ 개의 측정점이 있는 평면도 문제에 적용한다면 식 (11)과 같이 될 것이다.

$$d_i = x_i \cos \alpha + y_i \cos \beta + z_i \cos \gamma \quad (11)$$

이를 연속구간  $0^\circ \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 180^\circ$ 에 대해 모든  $d_i(\alpha, \beta, \gamma)$  값을 계산하고 그중 최대와 최소값을 각각  $d_i^{\max}(\alpha, \beta, \gamma)$ 과  $d_i^{\min}(\alpha, \beta, \gamma)$ 라고

하면 평행한 두 평면이 이루는 거리  $\Delta d_i(\alpha, \beta, \gamma)$ 는 다음과 같다.

$$\Delta d_i(\alpha, \beta, \gamma) = d_i^{\max}(\alpha, \beta, \gamma) - d_i^{\min}(\alpha, \beta, \gamma) \quad (12)$$

식 (12)의  $\Delta d_i(\alpha, \beta, \gamma)$ 를 최소화시키면 측정점 모두를 포함하는 최소 영역을 얻을 수 있다.

따라서, 식 (12)가 최적화 문제의 정식화에 있어서의 목적함수가 되면 식 (10)은 그 구속조건이 된다.

### 2.3 유전자 알고리듬

유전자 알고리듬은 자연계의 진화, 자연선택(natural selection) 그리고 유전이라는 생물학적 현상을 모사하여 복잡한 최적화 문제의 해를 구하기 위한 방법으로써 개발되어졌다. 1975년 진화 생물학자인 Fisher의 저서에 영향을 받은 Holland와 그의 동료들은 일련의 연구 과정을 통해 이진 스트링의 개체집단에서 모의 진화를 발생시켜 최적해를 탐색하는 알고리듬을 구현하였고 이것이 최초의 유전자 알고리듬이다. 그 후 유전자 알고리듬은 De Jong, Goldberg 등에 의해 연구, 개량되어 기존의 알고리듬이 해결할 수 없었던 복잡한 문제들도 해결할 수 있음을 보였다.[18]

유전자 알고리듬은 진화와 유성생식을 통한 유전이라는 자연현상의 모방 외에도 다음과 같은 특징을 가진다.[19]

(1) 유전자 알고리듬은 변수들 그 자체가 아니라 변수 집단을 부호화(coding)하여 사용한다.

(2) 유전자 알고리듬의 탐색은 단일점이 아닌 개체군의 다점으로부터 이루어진다.

(3) 유전자 알고리듬은 목적함수의 정보만을 필요로 하며 연속성(continuity), 미분가능성(differentiability), 단봉성(unimodality) 등의 부가적 정보를 필요로 하지 않는다.

(4) 유전자 알고리듬은 얻어진 결과에 확률적 변화율(probabilistic transition rules)을 사용한다.

위에서 열거한 특징들 외에 유전자 알고리듬의 가장 큰 특징은 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)라고 하는 유전 연산자(genetic operator)의 사용에 있다. 유전자 알고리듬은 이러한 유전 연산자를 통해 최적해를 탐색해 나간다. 유전 연산자들은 사용되는 유전 알고리듬에 따라 서로 상이한 구조 및 연산 방법을 취하지만 대부분의 유전자 알고리듬들은 재생산, 교배, 돌연변이를 포함하고 있다.

유전자 알고리듬은 이 외에도 매우 크고 복잡한 탐색공간에서도 원활히 작동하며 목적함수의 선택

에서도 다른 알고리듬에 비해 매우 유연하다.

이러한 특징들로 유전자 알고리듬은 함수의 최적화 외에도 자원배분, 스케줄링, 운송문제, 순회판매원 문제, 시스템 제어 및 식별, 신경망 회로의 학습법 등 다양한 분야에 광범위하게 사용되어지고 있다.[20] Fig. 4는 유전자 알고리듬의 일반적 작동 과정을 순서대로 나타낸 것이다.

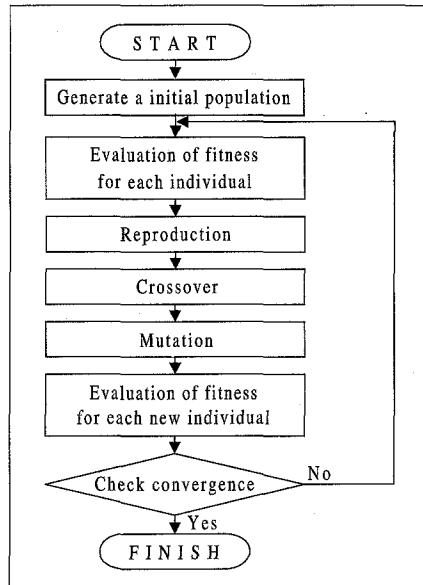


Fig. 4 Flowchart of simple GA

### 2.4 실수 코딩 유전자 알고리듬

전통적으로 유전자 알고리듬은 이진 스트링을 사용하여 왔으며 아직도 조합문제 등에 광범위하게 사용되고 있다. 그러나 이진 스트링으로 변수들을 대표할 때에는 헤밍절벽(hamming cliff)과 변수의 정밀도에 따른 염색체 길이 증가 등의 문제점이 발생한다.

이진 코딩의 문제점을 살펴보면 우선 이진 코딩은 표현형과 유전형이 각각 해공간과 부호공간 상에서 서로 떨리 떨어져 있을 수 있다는 것이다. 예를 들면 3과 4는 표현형으로는 서로 인접한 수이지만 유전형에서는 각각 0011, 0100과 같이 3비트의 차이가 난다. 이러한 현상은 스트링 즉 염색체의 길이가 늘어나면 늘어날수록 확대되는 데 이와 같은 문제를 헤밍절벽이라고 한다. 이러한 문제는 최적해를 탐색해 가는 과정에서 국부해(local optima)로 수렴해 가는 문제를 일으킨다.

또 다른 문제점은 표현하는 변수들의 정밀도를 높이거나 탐색영역을 확장하게 되면 이진 코딩의 경우는 염색체의 길이가 길어진다는 것이다. 이는 수렴 속도를 증가시키는 원인이 된다.

예를 들어  $-300 \leq x_1, x_2 \leq 300$ 에서 소수점 6자

리의 정밀도를 요구하는 해를 구한다고 가정하면 이진 스트링의 길이는 다음과 같이 된다.

$$l_1, l_2 \geq \log_2 \{ (300 + 300) 10^6 + 1 \} = 29.2$$

따라서 총 염색체의 길이는 변수가 두 개이므로 60 비트가 되고 이것은 약  $2^{60} \approx 1.2 \times 10^{18}$  개의 탐색점을 생성하게 된다. 이진 코딩은 이러한 문제에 극히 취약하다.

또한 구속조건이 적용된 최적화 문제에서 유전자 알고리듬의 경우는 벌점함수(penalty function)를 적용하는 방법 등이 주로 적용되었다.[21] 그러나 이러한 방법들은 이진 코딩을 이용하는 유전자 알고리듬에 대해서는 설계하기가 실수 코딩에 비하여 어렵다.[22]

이러한 이진 코딩의 문제점을 개선하기 위해서 새로운 코딩법들과 그를 위한 새로운 유전 연산자들이 제안되었다.[23][24] 그것 중에 하나가 실수코딩이다.

실수 코딩은 염색체를 실수들의 열로써 표현한다. 따라서 염색체의 유전자와 벡터의 요소는 일대일 대응하며 염색체의 길이  $l$ 은 벡터의 차원과 같게 된다. 예를 들어  $x = [-0.870 \ 0.624 \ 0.975 \ -5.193]$ 의 실수 코딩에 의한 염색체 표현은 다음과 같으며 스트링의 길이는 4이다.

$$s = (-0.870 \ 0.624 \ 0.975 \ -5.193)$$

이러한 실수 코딩의 정밀도는 사용하는 컴퓨터의 성능에 좌우되지만 일반적으로 이진 코딩보다는 우수하며 상당히 큰 정의영역을 표현할 수 있다. 또한 본 논문의 최소 영역 평면도 문제에는 최적해의 정밀도를 소수점 12자리까지 높여 비교할 것이므로 위와 같은 이유로 본 연구에서는 실수 코딩과 실수 코딩용 유전 연산자들을 적용할 것이다.

### 3. 실험 및 결과 고찰

#### 3.1 유전자 알고리듬의 적용

최소 영역 문제는 구속 조건을 가지는 최적화 문제이다. 그러나 심플렉스 방법은 구속조건이 없는 목적함수를 가지는 최적화 문제에 적용 가능한 방법이다. 따라서 Damodarasam와 Anand는 최소 영역 문제에 심플렉스 방법을 적용하기 위해서 목적함수를 다음과 같은 과정을 통해 변환하였다.

우선 식 (9)를 구속조건을 나타내는 식 (10)의 관계를 이용하여 식 (13)으로 변환한다.

$$d = x \cos \alpha + y \cos \beta + z \sqrt{1 - \cos^2 \alpha - \cos^2 \beta} \quad (13)$$

식 (13)은 2개의 독립변수  $\alpha, \beta$ 를 가지는 목적 함수가 된다. 그러나 식 (13)을 바로 적용할 수는 없는 데, 이유는 탐색구간  $0^\circ \leq \alpha, \beta \leq 180^\circ$ 에서 극호 안이 음수가 되는 경우가 발생하기 때문이다. 이를 해결하여 심플렉스 방법에 적용하기 위해서는 다음의 관계를 이용하여 초기치 입력에 이용한다.

$$\cos^2 \alpha + \cos^2 \beta \leq 1 \quad (14-1)$$

$$\cos^2 \beta \leq 1 - \cos^2 \alpha \quad (14-2)$$

$$\cos^{-1}(-\sin \alpha) \leq \cos \beta \leq \cos^{-1}(\sin \alpha) \quad (14-3)$$

심플렉스 방법은 초기치 입력에 따라 수렴 정도에 영향을 많이 받는데, 식 (13)은 단봉(unimodal) 함수로 알려져 있으므로 초기치 입력 시에 식 (14)의 관계를 만족하는 초기 심플렉스의 꼭지점  $\alpha^{(0)}, \beta^{(0)}$ 를 입력한다면 항상 수렴한다. 이 때  $\beta^{(0)}$ 의 값은 식 (15)로 계산하였는데, 이는  $\alpha^{(0)}$ 의 값에 상관없이 항상  $90^\circ$ 를 유지하게 된다.[8]

$$\beta^{(0)} = \frac{(\cos^{-1}(-\sin \alpha) + \cos^{-1}(\sin \alpha))}{2} \quad (15)$$

그러나 본 연구에서 사용한 유전자 알고리듬을 이용하면 최소 영역 평면도를 구하는 과정에서는 목적함수와 그 구속조건의 정식화에는 별다른 변환과정이 필요 없다. 다만 평면도 문제에 맞도록 불필요한 프로그램 코드 부분들은 모두 삭제 및 변경하여 평면도 문제와 관련 없는 평가로 인한 프로그램의 수행속도의 저하를 예방하였다. 또한 프로그램 내에 이용된 변수형들의 정밀도를 모두 배정도형(double type)으로 변경하여 연산과정에서 발생하던 기존 프로그램의 절단 및 누적오차를 교정하였다.

최소 영역법에 의한 평면도 평가문제에 대한 6개의 예제들[4][8]에 유전자 알고리듬을 적용한 결과를 Table 1과 Fig. 5로 정리하였다. 이중 수렴 판정조건으로도 이용되는 총 세대수는 각 예제들에 대해 10회 이상의 수행을 통해 시행착오적으로 얻어진 최종값만을 표시하였다. 그리고 이러한 결과는 다음과 같은 변수들의 탐색구간에서 이루어졌다.

$$0^\circ \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 180^\circ \quad (16)$$

또한 초기 발생 개체군의 크기는 30으로 그 개체군에 의해 발생되는 자식의 수는 10으로 하였다.

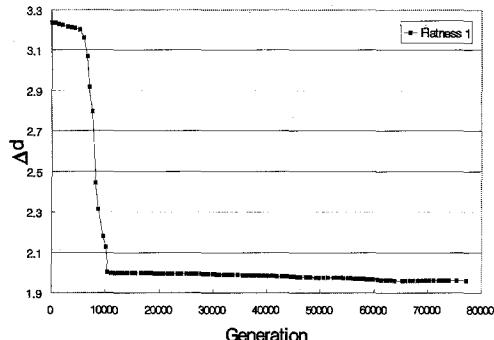


Fig. 5-1 Convergence for example 1 by GA

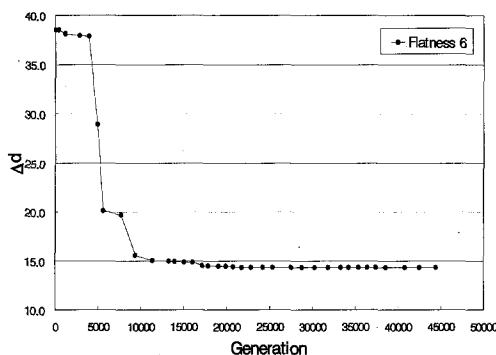


Fig. 5-2 Convergence for example 6 by GA

### 3.3 결과 비교 및 고찰

수행된 실험의 결과를 비교해 볼 때 얻어진 최소 영역 평면도의 값은 주어진 예제의 경우에 따라 다르지만 유전자 알고리듬이 같거나 보다 정밀

한 최적해를 찾아줄을 알 수 있다. Damodarasamy와 Anand의 Nelder-Mead 심플렉스 방법과 유전자 알고리듬에 의한 실험결과의 비교를 Table 2와 Fig. 6으로 나타내었으며 Fig. 7은 예제 2의 최적해 부분을 확대하여 나타낸 것이다. Table 2에서 time t는 프로그램이 시작하여 모든 작업이 종료될 때까지의 총 수행시간을 초단위로 나타낸 것이다.

Fig. 6과 7을 보면 Damodarasamy와 Anand의 Nelder-Mead 심플렉스 방법은 최적해의 근처에서 수행과정을 조기에 종료하여 유전자 알고리듬보다 열등한 값을 탐색 결과로 나타낸 것을 확인할 수 있다. 유전자 알고리듬에 의한 최소 영역 평면도 값은 Nelder-Mead 심플렉스 방법에 의한 값의 평균 99.9727759%가 되는 데, 이러한 결과는 Damodarasamy와 Anand가 적용한 Nelder-Mead 심플렉스 방법이 반전, 확장, 축소 계수의 입력값과 초기치 설정에 매우 민감하기 때문에 발생하는 것이다.

Table 2. Comparison of results by Simplex Method &amp; GA

Ex	Simplex method by Damodarasamy & Anand			Genetic Algorithm		
	t	Flatness	t	Gen.	Flatness	
1	1	1.961161	61	32556	1.96116037080	
2	1	4.857338	72	34206	4.857335522130	
3	1	0.154942	89	45095	0.154869546409	
4	1	0.041839	98	53044	0.041832649923	
5	1	0.002627	97	51305	0.002627307464	
6	1	14.311386	75	44407	14.29521032301	

Table 1. Results of optimized examples by GA

Ex.	Results of optimization				
	Gen.	$\alpha_0$ (deg.)	$\beta_0$ (deg.)	$\gamma_0$ (deg.)	Flatness
1	32556	89.570291268246	89.856764949669	0.456562796736	1.96116037080
2	34206	90.104039244126	92.914353768271	2.916777198777	4.857335522130
3	45095	91.498606766920	93.101331987855	3.445543086287	0.154869546409
4	53044	89.748036009564	91.622092984595	1.642555948383	0.041832649923
5	51305	89.990109382103	90.005068324617	0.058363685318	0.002627307464
6	44407	91.553767976530	94.253397146267	4.529654991030	14.295210323014

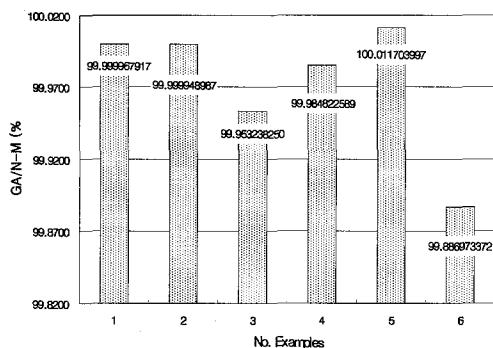


Fig. 6 Graph of the percentage for Nelder-Mead vs. GA

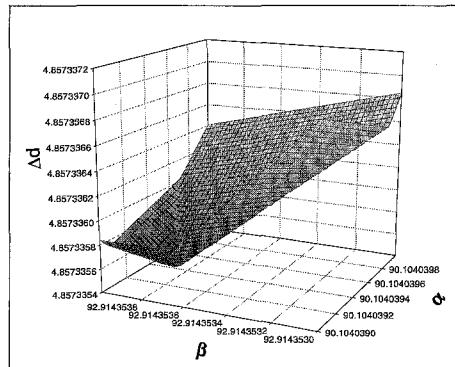


Fig. 7 Part adjacent to the optima of example 2

그리고 Table 2를 살펴보면, 비록 유전자 알고리듬이 정밀한 최적해를 찾아 주나 최적해를 탐색하는 데 걸리는 총 세대 수, 즉 반복 계산 횟수는 Nelder-Mead 방법에 비해 훨씬 커서 효율에 있어서는 문제가 있음을 알 수 있다. 이는 유전자 알고리듬의 탐색 구간이 넓어짐에 따라 각 개체들에 대한 구조조건과 적합도 평가과정, 유전 연산자의 적용에 대한 부담이 증가하기 때문이다. 또한 적용한 유전자 알고리듬의 경우는 초기 개체집단의 생성이 무작위로 이루어지고 이에 따라 수렴속도는 저하된다. 이와 같은 수렴속도의 문제는 유전자 알고리듬들 전반에 나타나는 현상이다.[25]

#### 4. 결론

본 연구를 통하여 유전자 알고리듬을 이용한 최소 영역 평가가 심플렉스 방법에 비해 보다 정밀하거나 동일한 계간 결과를 가짐을 알 수 있었다. 그러나 유전자 알고리듬은 해의 정확성에

도 불구하고 반복계산 회수가 많아 효율에는 문제가 있다. 이러한 반복 계산 회수의 문제는 유전자 알고리듬들 전반에 나타나는 현상으로 실제 평가하여야 할 대상이 많은 현장에서는 큰 문제이다. 따라서 실제 현장에 유전자 알고리듬을 적용하여 평면도 평가 문제를 수행하기 위해서는 반복 계산 회수의 감소를 통한 효율의 향상이 요구되어진다. 이러한 유전자 알고리듬의 반복 계산 회수를 향상시키기 위해서, 혼종 유전자 알고리듬(Hybrid Genetic Algorithm) 등의 적용이 향후 연구로써 진행되어져야 할 것이다.

#### 참 고 문 헌

- [1] S. C. Feng & T. H. Hopp, "A review of Current Geometric Tolerancing Theories and Inspection Data Analysis Algorithms", NISTIR 4509, National Institute of Standards and Technology, 1991
- [2] T. S. R. Murthy & S. Z. Abdin, "Minimum Zone Evaluation of Surfaces", Int. J. Mach. Tool Des. Res., Vol. 20, pp. 123-136, 1980
- [3] T. Kanada & S. Suzuki, "Evaluation of Minimum Zone Flatness by Means of Nonlinear Optimization Techniques and Its Verification", Precision Engineering, Vol. 15, No. 2, pp. 93-99, 1993
- [4] M. T. Traband, S. Joshi, R. A. Wysk & T. M. Cavalier, "Evaluation of Straightness and Flatness Tolerances Using the Minimum Zone", Manufacturing Review, Vol. 2, No. 3, pp. 189-195, 1989
- [5] Y. Wang, "Minimum Zone Evaluation of Form Tolerances", Manufacturing Review, Vol. 5, No. 3, pp. 213-220, 1992
- [6] M. Burdekin & H. J. Pahk, "The Application of a Microcomputer to the On-line Calibration of the Flatness of Engineering Surface", Proc. Instn. Mech. Engrs, Vol. 203, pp. 127-137, 1989
- [7] S. T. Huang, K. C. Fan, & J. H. Wu, "A New Minimum Zone Method for Evaluating Flatness Errors", Precision Engineering, Vol. 15, No. 1, pp. 25-32, 1993
- [8] S. Damodarasamy & S. Anand, "Evaluation of Minimum Zone for Flatness by Normal Plane Method and Simplex Search", IIE Transactions, Vol. 31, pp. 617-626, 1999
- [9] ISO 1101, ISO/TR 5460-1985
- [10] ANSI Y 14.5, "Dimensioning and Tolerancing", 1995

- [11] KS B 0425, "기하 편차의 정의 및 표시", 1986
- [12] R. G. Wilhelm, "Mathematical Definition of Geometric Tolerances", Technical Papers of the Society of Manufacturing Engineers, SME, 1997
- [13] T. H. Hopp, "Computational Metrology", Manufacturing Review, Vol. 6, No. 4, pp. 295-304, 1993
- [14] T. Yang & J. Jackman, "A Probabilistic View of Problems in Form Error Estimation", Journal of Manufacturing Science and Engineering, Vol. 119, pp. 375-382, 1997
- [15] M. M. Dowling, P. M. Griffin, K. L. Tsui & C. Zhou, "Statistical Issues in Geometric Feature Inspection Using Coordinate Measuring Machines", Technomatircs, Vol. 39, No. 1, pp. 3-17, 1997
- [16] J. A. Nelder & R. Mead, "A Simplex Method for Function Minimization", Computer Journal, Vol. 7, pp. 308-313, 1965
- [17] 진강규, 유전알고리듬과 그 응용, 교우사, 2000
- [18] David E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley, 1989
- [19] Z. Michalewicz, Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 1996
- [20] Z. Michalewicz, "Genetic Algorithms, Numerical Optimization, and Constraints", Proceedings of the 6th International Conference on Genetic Algorithms, pp. 151-158, 1995
- [21] 공성곤 외, 유전자 알고리듬, 그린, 1996
- [22] Alden H. Wright, "Genetic Algorithms for Real Parameter Optimization", Foundation of Genetic Algorithms, pp. 205-218, 1991
- [23] F. Herrera, M. Lozano, & J. L. Verdegay, "Tackling Real-Coded Genetic Algorithms : Operators and Tools for Behavioural Analysis", Artificial Intelligence Review, Vol. 12, No. 4, pp. 265-319, 1998
- [24] S. Damodarasamy & S. Anand, "Evaluation of Minimum Zone for Flatness by Normal Plane Method and Single Variable Search", Engineering Design and Automation, Vol. 2, No. 1, pp. 49-60, 1996
- [25] J. Yen, B. Lee, & J. Liao, "Using a Hybrid Genetic Algorithm and Fuzzy Logic for Metabolic Modeling", Proceedings of the Fourteenth National Conference on Artificial Intelligence, pp. 743-749, 1996