자계교란을 이용한 자성체 탐지

이홍배°, 고창섭, 한송엽 — 서울대학교 전기공학과
정현교 — 강원대학교 전기공학과
최태인, 김기철 — 국방과학 연구소

Detection of Magnetic Body using Magnetic Field Disturbances

H.B.Lee°, C.S.Koh, S.Y.hahn — Seoul National Univ.
H.K.Jung — Kwang-Won Univ.
T.I.Choi, K.C.Kim — ADD

Abstract

A new algorithm, which combines the Evolution Strategy and the Simplex method, is proposed for the detection of magnetic body utilizing the disturbance of magnetic fields. Although the detection problem of magnetic body which belongs to the inverse problem may have many local minima, the global optimum point was found by introducing the Evolution Strategy. And the convergency rate was enhanced by introducing the Simplex method.

Through the numerical examples, the applicability and usefulness of the proposed algorithm are proved.

1. 서 론

공학분야에서의 수치해석은 모델변수(model parameter: 모델의 형상, 위치 또는 크기등)와 이에 의해 결정되는 특성변수(자속밀도 분포등)들사이의 관계를 찾아내는데 사용되어 왔다. 그림 1에서와 같이 모델 변수가 주어지고 이에 대응되는 특성변수를 얻어내는 것을 순변환 문제(direct problem)라 하고, 반대로 원하는 특성변수를 만드는 모델변수나 설계변수를 찾아 내는 것을 역변환 문제(inverse problem)라 한다.

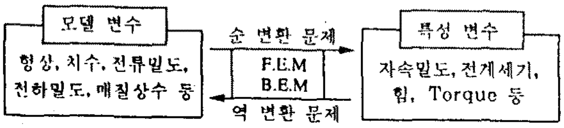

그림 1. 순변환 문제와 역변환 문제

근래까지의 수치해석의 이용은 주로 순변환 문제에 한정되어 왔다. 그러나 최근에 역변환 문제로서, 원하는 특성변수을 얻기 위한 모델변수를 구하는 최적설계기법[1,2,3]이나 특성변수의 측정치로 부터 이에 대응하는 모델변수를 추정하는 상재현(image reconstruction)기법[4] 등에 대한 관심이 높아지면서 수치해석의 역변환 문제 적용에 대한 연구가 많이 시도 되고 있다. 이러한 역변환 문제들은 모델변수들이 만족해야 할 구속조건식과 목적함수가 적절히 정의되면 모델변수공간에서 목적함수를 최소화하는 최적화 문제로 귀착된다.

종래에는 주로 결정론적 최적화 기법 (deterministic optimization technique)들이 사용되어 왔으며, 여기에는 심플렉스법, steepest descent 법, conjugate gradient 법, Newton 법등이 대표적이다. 그러나 역변환 문제에서는 많은 국부최소치(local minimum)들이 존재할 수 있기 때문에 결정론적 최적화 기법들은 초기 모델변수의 선정에 따라 다른 국부최소치에 수렴하게 되는 문제점이 있다. 또한 많은 경우 미분을 계산하는 것이 어렵거나 불가능한데, 이는 미분을 이용한 최적화 기법의 적용 한계가 된다. 이러한 문제들을 해결하기 위해 최근에 비결정론적 최적화 기법 (non-deterministic optimization technique)[5,6,7]이 제안되었다. 이 기법은 비교적 많은 국부최소치를 갖는 경우에도 절대최소치(global minimum)를 찾는 장점이 있으나, 최적치 근방에서 수렴속도가 매우 느리다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 비결정론적인 최적화 기법의 하나인 Evolution Strategy와 결정론적인 최적화 기법인 심플렉스법[8]을 혼합한 알고리즘을 제시하였다.

본 알고리즘을 균등 자계내에 자성체가 있는 경우 외부에서의 자계 교란(disturbance)을 측정하여 그 측정치로 부터 내부 자성체의 위치, 크기등을 탐지하는 문제에 적용하여 그 타당성을 입증하였다.

또한 자계계산을 위해 토탈 자기 스칼라 포텐셜(total magnetic scalar potential)을 이용한 3차원 경계요소법을 사용하였다[9].

2. 본 론

2.1 Evolution Strategy

Evolution Strategy는 확률개념의 최적화 기법중의 하나로 Rechenberg[10]에 의해 처음제안되었다. 이 방법은 자연의 진화과정을 모사한 Genetic Algorithm과 금속공학에서 금속의 구조가 안정화 되는 과정을 모사한 Simulated Annealing을 결합한 것이다.

이 방법을 구성하는 세가지의 중요한 과정은 Genetic Algorithm의 재생산(regeneration)및 변이(mutation)와 Simulated Annealing의 annealing이다. 재생산은 자연현상에서 부모세대로 부터 자식세대가 형성되는 과정을 모사한 것이며, 변이는 돌연변이의 과정을 모사한 것이다. 또한 annealing은 주어진 온도(환경)에서 가장 안정된 분자구조를 형성하는 과정을 모사한 것이라 할 수 있다.

이러한 과정을 수치적으로 모사하여 최적화 알고리즘에 도입하면, 적당히 선정된 μ개의 모델변수집합들이 부모세대를 구성하고, 재생산의 과정에 의해 λ개의 모델변수집합들이 형성되면 이들이 자식세대를 형성한다. μ개의 부모세대 및 λ개의 자식세대의 모델변수집합들로부터 적자생존의 원리에 입각하여 최적화 목표를 잘 만족하는 μ개의 모델변수집합들을 선택하여 새로운 부모세대를 구성한다. 이러한 방법을 $(\mu+\lambda)$ Evolution Strategy라 한다. 본 논문에서는 부모세대와 자식세대의 모델변수집합이 각각 1개씩인 (1+1) Evolution Strategy를 사용하였다.

적당히 선정된 부모세대의 모델변수 벡터 x_p로 부터 자식세대

의 모델변수 벡터 x_c가 생성되는 과정은 다음과 같다.

$$x_{ci} = x_{pi} + \alpha_i \cdot R_i \qquad (1)$$

여기서 R_i은 평균값이 0이고 (-1,1)에서 균등분포를 갖는 확률밀도함수에 의해 발생되는 난수이며, α_i는 x_{pi}를 중심으로한 변화가능폭(step width)을 나타낸다.
부모세대의 x_p와 자식세대의 x_c에 해당하는 목적함수값을 각각 F_p와 F_c라 하면, 다음 부모세대 x_p는 다음과 같이 정해지며

$$x_p = \begin{cases} x_c & \text{if } F_c < F_p \\ x_p & \text{if } F_c \ge F_p \end{cases} \qquad (2)$$

이 과정은 변이를 모사한것이다.
한편 annealing의 기능은 최적화 과정에서 변화가능폭 α를 적절히 조절함으로써 모사되는데, 본 논문에서는 현 세대로부터 이전 10 세대동안의 재생산과정에서 변이가 일어난 횟수($F_c<F_p$가 발생한 횟수)를 계산하여 다음과 같이 조절하였다.

$$\alpha = \begin{cases} \alpha \cdot 0.85 & \text{if 변이 횟수} > 10*N/5 \\ \alpha / 0.85 & \text{otherwise} \end{cases} \qquad (3)$$

여기서 N은 설계변수의 갯수이다.

3. 사례연구

그림 2과 같이 z방향의 균등 자계 $\vec{B}_0$= 1 [T] 내에 타원형의 자성체가 존재하는 경우 관측점 $\vec{r}$에서의 자계교란 $\Delta\vec{B}(\vec{r})$가 원하는 값 $\Delta\vec{B}_0(\vec{r})$가 되는 자성체의 크기 및 위치를 찾는 문제에 적용해 보았다. 본 모델에서 자성체의 모양은 타원으로 비투자율은 50으로 가정하였다. 따라서 모델변수는 그림 2에서와 같이 자성체의 크기를 나타내는 장축 및 단축의 길이(a,b)와 장축이 x축과 이루는 각(θ) 그리고 자성체 중심의 좌표(x,y,z)가 된다. 이 때 모델변수가 만족해야 할 구속조건은 다음과 같이 정의하였다.

$$\begin{aligned} -150 \le\ & x,y,z \le 150 \\ -90 \le\ & \theta \le 90 \\ 1 \le\ & a \le 50 \\ 1 \le\ & b \le 50 \\ b \le\ & a \le 20b \end{aligned} \qquad (4)$$

관측점에서의 자계교란을 계산하기 위하여 자성체의 표면을 100개의 1차 삼각형요소로 분할하였다. 목적함수는 다음과 같이 정의하였다.

$$F = \sum_{i=1}^{N} (\Delta\vec{B}(\vec{r}_i) - \Delta\vec{B}_0(\vec{r}_i))^2 \qquad (5)$$

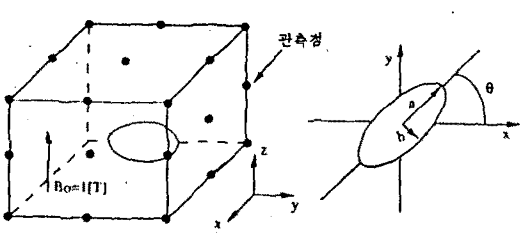

그림 2. 해석 모델

여기서 N은 관측점의 갯수이며, $\Delta\vec{B}(\vec{r}_i)$는 관측점 $\vec{r}_i$에서 모델변수로 부터 경계요소법을 사용하여 계산된 자계교란값이고, $\Delta\vec{B}_0(\vec{r}_i)$는 관측점 $\vec{r}_i$에서 원하는 자계교란값이다.

Evolution Strategy는 절대 최소점 근방에서 수렴속도가 매우 느리므로 수렴속도를 향상시키기 위하여 Evolution Strategy의 적용과정에서 20세대 동안 목적함수값이 개선되지 않으면 절대 최소점 근방에 있는 것으로 판단하여 심플렉스법으로 전환하여 계산하였다.

모델변수가 (x,y,z,θ,a,b)=(0,0,0,0,15,2)인 타원체의 자성체가 있을 경우 관측점에서 경계요소법으로 구한 자계교란을 원하는 자계교란값으로 가정하고, 초기 모델변수를 (x,y,z,θ,a,b)=(50,50,50,50,50,50)로 설정하여 자성체의 크기, 위치 및 방향을 구하였다.

우선 심플렉스법을 적용하여 자성체의 모델변수를 구하였으며 이 때 구속조건식은 Largrange Multiplier를 사용하였다. 그림 3의 결과에서와 같이 타원체의 단축(b)만이 원하는 결과로 수렴하였으며, 이는 국부최소치에 수렴했음을 알 수있다. 동일한 초기모델변수에서 본 논문에서 제안한 방법을 적용하였다. 그림 4의 결과에서와 같이 69세대 까지는 Evolution Strategy으로 계산하였으며, 49세대에서 부터 69세대 까지 목적함수가 개선되지 않았으므로 이는 절대 최소점 근방에 있는 것으로 판단하여 심플렉스법으로 전환하여 계산하였다. 이때 6개의 모든 모델변수가 오차 2% 이내로 수렴하였음을 알 수 있으며 특히 자성체 중심의 위치는 매우 빨리 수렴함을 알 수 있다.

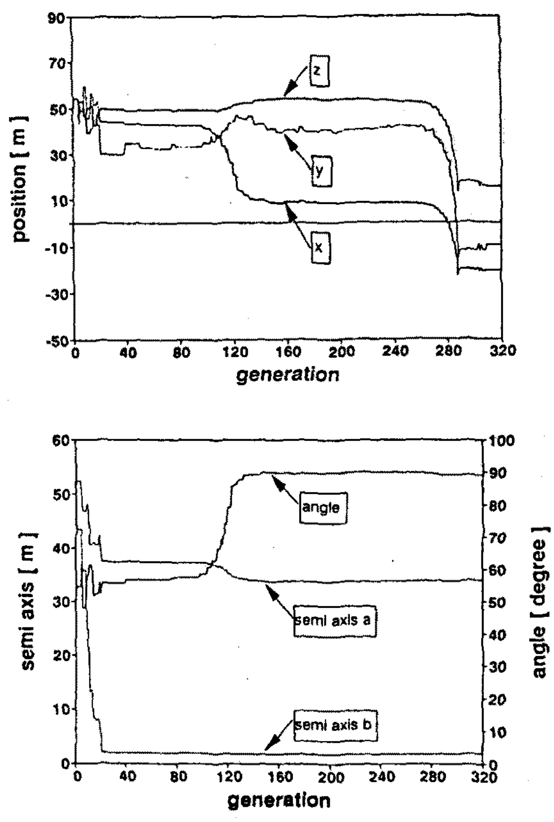

그림 3. 심플렉스법에 의한 모델변수의 수렴과정

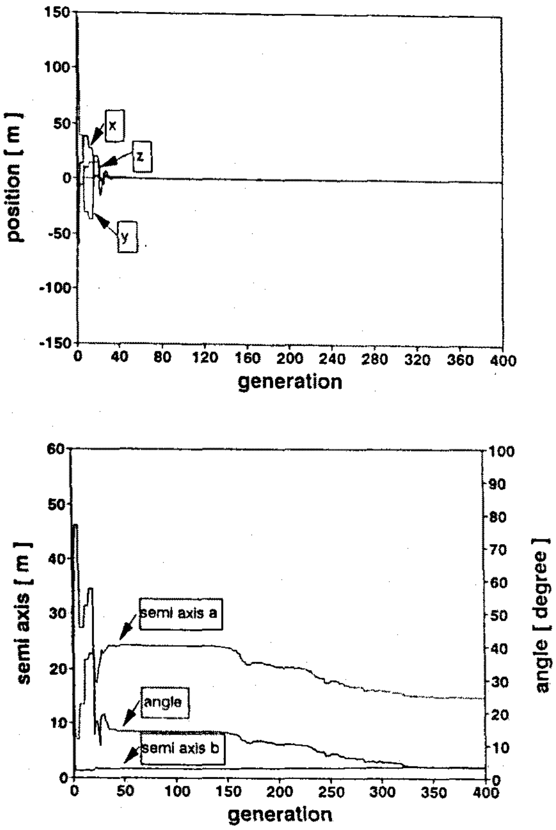

그림 4. 제안한 기법에 의한 모델변수의 수렴과정

4. 결 론

본 논문에서는 비결정론적 최적화 기법의 Evolution Strategy와 목적함수 값만을 이용하여 최적해를 구하는 심플렉스법을 혼합한 알고리즘을 자계교란에 의한 자성체 탐지 문제에 적용하였다. 이러한 자성체 탐지 문제는 일종의 역변환 문제로서 많은 국부 최소점이 있기 때문에 결정론적 최적화 기법인 심플렉스법을 사용하면 국부 최소치에 수렴하고 본 논문에서 제안된 기법을 사용하여 절대 최소점을 찾을 수 있음을 보였다.

이러한 역변환 문제는 해의 존재성, 유일성및 안정성등의 문제가 있기 때문에 기존의 결정론적인 최적화 기법으로는 한계가 있다. 따라서 역변환 문제의 해결을 위하여 비결정론적 최적화 기법에 관한 연구가 수행되어야 할 것으로 사료된다.

참고 문헌

[1] 박일한, 전자소자의 형상최적화를 위한 민감도해석, 박사학위논문, 서울대학교, 1990.

[2] 고창섭, 설계 민감도 해석에 의한 전기기기의 형상최적설계, 박사학위논문, 서울대학교, 1992.

[3] E.J.Haug, K.K.Choi and V.Komkov, Design Sensitivity Analysis of Structural Systems, Academic Press, New York, 1985.

[4] T.J.Yorkey, J.G.Wexler and W.J.Tompkins,"An improved Perturbation Technique for Electrical Impedance Imaging with some criticism," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol.BME-34, No.11, pp.898-901, Nov. 1987.

[5] J.Simkin, C.W.Trowbridge, "Optimizing Electromagnetic Devices combining Direct Search Methods with Simulated Annealing," IEEE Trnas. on Magnetics, Vol.28, No.2, March 1992.

[6] D.E.Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley Publishing Company, 1989.

[7] M.Kasper,"Shpae Optimization by Evolution Strategy," IEEE Trans. on Magnetics, Vol.28, No.2, March 1992.

[8] J.N.Siddall, Optimal Engineering Design, Marcel Dekker, New York and Basel, 1982.

[9] 전기억, 경계 요소법을 이용한 3차원 정자장해석, 석사학위논문, 서울대학교, 1992.

[10] I.Rechenberg," Evolutionsstrategie, Optimierung Technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution," Frommann-Holzboog, Stuttgart-Bad Cannstatt, 1973.