

유전알고리즘을 이용한 선형유도전동기의 다중목적 최적설계

류근배 최영준* 김창업*† 김송웅* 박영춘* 김중환* 임달호*†

효성중공업(주) 기술연구소* 한양대학교 전기공학과†

Multi-Objective Optimization Technique Using Genetic Algorithm and Its Application to Design of Linear Induction Motor

K.B. RYU Y.J. CHOI* C.E. KIM*† S.W. KIM* Y.C. PARK* J.II. KIM* D.II. IM*†

R&D Institute, Hyosung Industries Co., Ltd.* Dept. of Electrical Eng., Hanyang University†

Abstract

This paper presents a new method for multiobjective optimization using Genetic Algorithm-Sexual Reproduction Model(SR model). In SR model, each individual consists of chromosome pairs. Sex cells(gametes) are produced through artificial meiosis in which crossover and mutation occur. The proposed method has two selection operators, one, individual selection which selects the individual to fertilize, and the other, gamete selection which makes zygote for offspring production. The two selection schemes are repectively conducted according to different fitness(or objective) function and consequently give a solution which is unbiased to any objectives. We apply the proposed method to optimization of the design parameters of Linear Induction Motor(LIM) and show its effectiveness.

서론

유전알고리즘(Genetic Algorithm)이란 자연의 유전학(natural genetics)과 자연선택(natural selection)의 원리[1]에 근거한 최적점 탐색방법(optimum search method)이다. 60년대 중반부터 지속적으로 연구가 진행되어온 유전알고리즘은 확률적인 방법과 개체간의 체계적인 정보교환을 통해 탐색공간(search space)을 방렬로 조사해나감으로써 주위환경(environment)에 알맞는 가장 적절한 해를 인고자하는 방법이다. 유전알고리즘이 기존의 최적점 탐색방법과 다른 점은 기존방법이 탐색공간의 한 점에서 그 다음 한점으로 순차적으로 해를 구해 진행해가는 국부적 탐색(local search)인데 비해 유전알고리즘은 여러 점을 동시에 탐색하는 전역적 탐색(global search)을 행한다는 점이다. 따라서 국부수렴(local convergence)할 가능성이 적고, 파라미터 자체가 아닌 유전자로 코딩(coding)하여 탐색하므로 탐색공간에 대한 해석적 제한이 없어, 목적함수의 도함수와 같은 정보를 요하지 않으므로 비선형 최적화(nonlinear optimization)에 특히 유용하다.

유전알고리즘의 방렬탐색 특성을 복수의 목적함수(objective function)가 동시에 존재하는 다중목적 최적화(multiobjective optimization)에 활용하기 위한 연구가 오래전부터 이루어졌는데 그 대표적인 예가 벡터평가 유전알고리즘(Vector Evaluated Genetic Algorithm: VEGA)[2]이다. 이 방법은 복수의 개체군(population)에서 각각 독립적으로 단일목적함수에 의해 다음 세대의 개체가 선택(selection)되고 개체군간에 교배(mating)와 교차(crossover)를 행하면서 파레토평면(Pareto plane)상에서 trade-off 를 이루는 해를 구하도록 하는 방법이다. 그러나, 이 방법은 nondominated sorting을 위한 절차가 부가적으로 필요하고, 복수개로 인이치는 해들이 편향(bias)되는 경향을 가지며, 여러 해중 단일 해를 찾기 위한 의사결정의 문제가 남는 단점이 있다.

본 논문에서는 다변수에 제약조건이 많은 복잡한 비선형 최적화문제에 유용한 모델로서 제시된 유성생식모델(Sexual Reproduction Model: SR Model)[3]을 이용하는 다중목적 최적화 기법을 제안한다. SR 모델은 자연계의 생식과정에 기초한 모델로서 기존의 유전알고리즘들과 달리 생태계의 경우와 마찬가지로

로 이배체(diploid)형태로 염색체(chromosome)를 보존한다. 이러한 이배체 형태는 최적화단계에서 이중적 정보저장능력으로 환경변화 요인에 대해서도 우수한 적응성을 보여주며, 자연계의 많은 유전형상을 응용할 수 있는 가능성을 제공한다. SR모델에서는 자손증식을 위해 인공적으로 모델링된 감수분열(meiosis)을 통해 생식세포(sex cell; gamete)가 형성되고, 그 과정에서 염색체간의 교차(crossover)를 통한 유전정보교환이 이루어져 다양한 형태의 형질발생이 가능하도록 한다. 본 논문에서 제안된 방법은 교배할 개체를 선택하는 개체선택(individual selection)과 감수분열을 통해 발생된 생식세포중 자손으로 이어질 배우자를 선택하는 배우자선택(gamete selection)을 분리하여 각각 다른 목적함수를 적용하므로써 길과적으로 복수의 목적함수를 만족하면서 어느 목적함수에도 편향되지 않는 해를 찾도록 하는 것이다.

제안된 다중목적 최적화 방법을 이용하여 선형유도전동기(Linear Induction Motor: LIM)의 설계변수 최적화에 적용하여 그 유용성을 입증한다.

유전알고리즘 - 유성생식모델

일반적으로 유전알고리즘에서 염색체상의 유전자(gene)는 인위적으로 이진값을 갖는 비트(bit)단위로 구성되고, 염색체는 유한길이의 2진스트링(binary string)으로 표현된다. 이러한 이진값들의 조합으로 개체의 형질(trait)이 결정된다.

유성생식모델(SR Model)은 자연계의 생물학적 원리에 기초한 모델로서 여러 제약조건들에 의한 환경변화에 대해 강한 한 최적점 탐색성능을 얻기 위해 개체(individual)들은 염색체가 쌍으로 존재하는 이배체(diploid)구성을 갖는다.

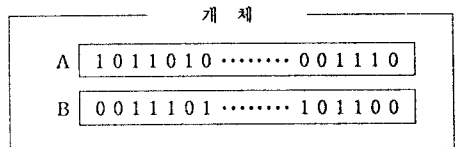


그림 1. 개체의 구성

이와 같이 한 개체에서 쌍으로 존재하는 염색체를 상동염색체(homologous chromosomes)라 하는데 이러한 구조는 하나의 형질에 대한 유전정보가 2중적임을 알려주는 사실이며, 실제 발현에 기여하는 것은 우성(dominant)의 유전정보이며, 잠재해 있는 열성(recessive)은 다음 세대로 이어지면서 환경변화에 따라 발현될 수 있어 장기간기억(long term memory)이나 격세유전(atavism)의 효과를 갖는다.

함수최적화(function optimization)문제나 기계설계(machine design)문제에서 복수의 유전자의 조합으로 양적형질(quantitative trait)이 결정되며, 다변수(multiparameter) 문제에서는 그림 2와 같이 염색체상에 적절로 파라미터가 할당된다.

한 파라미터에 대한 스트링의 길이를 l_i 로 할당하면, 스트링이 나타내는 이진수 b_i 의 범위는 $[0, 2^{l_i}-1]$ 이 되고 이 값은 식(1)에 의해 실변수의 범위 $[x_i^{min}, x_i^{max}]$ 로 선형적으로 mapping된다.

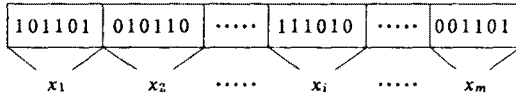


그림 2. 염색체상의 다변수 할당

$$x_i = x_i^{\min} + \frac{b_i}{2^i - 1} (x_i^{\max} - x_i^{\min}) \quad (1)$$

각 변수의 스트링 길이 길정은 최적점탐색의 분해능(resolution)과 관련되는 문제로 한 변수값에 요구되는 정밀도(precision)가 $p(x_i)$ 라면, 그 변수에 할당되어야 할 스트링상의 비트수 l_i (정수)는 다음식을 만족하여야 한다.

$$l_i \geq \log_2 \left(\frac{x_i^{\max} - x_i^{\min}}{p(x_i)} + 1 \right) \quad (2)$$

염색체의 전체길이 l 은 각 변수에 할당된 비트수의 합으로 결정된다.

개체와 환경의 상호관계는 그 개체가 갖는 적합도(fitness)로 표현되는데, 개체가 다음 세대(generation)로 자신의 유전자형(genotype)을 존속시키는 것과 깊은 관련을 맺는다.

다중목적함수의 문제에서 한 개체가 갖는 적합도는 벡터로 나타낼 수 있다. q 개의 목적함수가 있을 경우, i 번째 개체의 적합도벡터 F_i 는 다음과 같이 표현된다.

$$F_i = [F_{i1}, F_{i2}, F_{i3}, \dots, F_{iq}]^T \quad (3)$$

SR모델에서 개체의 우성(dominant)과 열성(recessive)의 결정은 두 염색체의 적합도를 각각 구하고 그 값이 상대적으로 큰 쪽을 우성으로 결정한다. 적합도가 복수일 때에는 개체가 속하는 개체군(population)에 설정된 주적합도(main fitness)값의 크기를 비교한다. j 번째 목적함수에 의한 적합도를 주적합도로 할 때 A, B 두개의 염색체를 갖는 i 번째 개체의 적합도는 다음과 같다.

$$F_{ij} = \max [\text{Fitness}(A, j), \text{Fitness}(B, j)] \quad (4)$$

개체군내에서 주적합도 이외의 것은 부적합도(subfitness)가 되며, 다른 목적으로 사용할 수 있다. 본 논문에서는 감수분열후 발생하는 생식세포중 다음 세대의 개체를 구성할 배우자를 선택하는데 사용된다.

비제약 최소화 문제로의 변환

실제적인 최적화문제에서는 몇개의 제약조건(constraints)이 포함되는 것이 일반적이다. 제약이 있는 최적화문제를 제약이 없는 문제로 변환하여 최적화단계에서 제약에 대한 별도의 고려없이 궁극적으로 제약조건을 만족하는 최적해를 얻는 방법으로 순차 비제약 최소화 기법(Sequential Unconstrained Minimization Technique : SUMT)[4]을 사용한다. n 개의 부동식 제약이 있는 목적함수 $f(X)$ 를 변환하면 다음과 같이 나타낸다.

$$\text{Minimize } P(X) = f(X) + r \cdot \sum_{i=1}^n \{ \min(0, h_i(X)) \}^2$$

$$r = r_0, r_1, r_2, \dots, r_k \rightarrow \infty \quad (5)$$

여기서, X 는 염색체의 2진정보를 식(1)에 의해 mapping하여 얻어진 $m \times 1$ 의 파라미터벡터이며, $h_i(X)$ 는 허용영역(feasible region)에서 양의 값을 가져야 하는 제약조건이다.

여기서, 정수 $r(\geq 0)$ 을 penalty계수라 하며, 이 계수를 $r_k = r_{k-1} * c$ ($c > 1$)에 따라 순차적으로 증가시키면서 변환된 목적함수 $P(X)$ 를 최소화시키면, 제약에 대한 강도 또한 순차적으로 커지고, 결국 제약조건을 만족하면서 원래의 목적함수 $f(X)$ 를 최소화하는 해가 얻어진다.

목적함수 최소화문제를 적합도 최대화문제로 변환하기 위해서 j 번째 목적함수에 의한 염색체 A 의 적합도는 목적함수의 역을 취한다.

$$\text{Fitness}(A, j) = 1 / P_j(X) \quad (6)$$

유성생식모델을 이용한 다중목적 최적화

SR모델을 다중목적 최적화에 적용하기 위한 과정은 다음과 같다.

과정 1 : 초기화(initialization)

각 개체의 스트링을 랜덤한 이진값으로 초기화하여 개체군을 구성한다.

과정 2 : 평가(evaluation)

개체들의 스트링을 이진값으로 디코딩(decoding)한 후 식(1)에 의해 파라미터 값으로 변환한다. 개체군의 주목적함수(main objective function)에 대하여 각각의 주적합도를 구한 후 이 값에 따라 소속한 개체의 우성 형질이 결정된다.

과정 3 : 최적화 모드선택(optimization mode selection)

개체군내에서 가장 높은 적합도를 갖는 개체를 최우량 개체(best individual)로 선정하여 제약조건을 모두 만족하는지 조사한다. 복수의 개체군에서 각각 선정된 최우량개체중 만일 한 개체라도 제약조건을 만족치 못한 것이 있으면 각각 단일목적 최적화를 독립적으로 행한다(SO모드). 제약조건이 최우량개체에서 모두 만족되면 다중목적 최적화를 행한다(MO모드).

과정 4 : 생식(reproduction)

유성생식과정에서 어비어로부터 염색체의 수가 증가하지 않고 일정하게 유지되는 것은 생식세포(sex cell; gamete) 발생을 위한 감수분열(meiosis)과정에서 상동염색체가 분리되어 염색체의 수가 반감(n) 되기 때문이다. 그 결과 발생된 자용 양쪽의 생식세포가 교배(mating)에 의한 수정(fertilization)과정을 통해 이배성의 단일세포($2n$) 즉 접합체(zygote)를 이룬다. 이 접합체로부터 새로운 개체가 형성된다. 이러한 과정을 생식(reproduction)이라 한다.

① 개체선택(individual selection)

개체의 주적합도 값에 따라 적응성이 높은 개체만이 적자생존 방식으로 선택되어 자손을 번식시킬 수 있다. weighted roulette wheel[2]을 이용하여, 적합도에 비례한 개체의 교배회수가 확률적으로 주어진다. 하나의 자손 발생을 위해 2개의 어비어 개체를 선택한다.

② 감수분열(meiosis)

선택된 개체의 상동염색체는 감수분열단계에서 각각 2개의 염색분체(chromatid)가 되었다가 다시 1개 염색체로 분리되어 4개의 생식세포를 발생시킨다. 이 과정에서 발생하는 교차와 돌연변이는 유전적 다양성(genetic diversity)과 관련하여 중요한 현상이다.

교차(crossover) : 분열과정중 2개의 염색분체가 일부 유전자들 서로 교환하는 현상이 발생하는데 이런 현상을 교차(crossover)라 하며, 유성생식모델에서는 먼저 어비어의 스트링을 2개씩 만들어 이중 하나씩 2개의 스트링이 서로의 유전자를 교환한다. 교차방법에도 여러가지 방법이 있지만, 유전자 하나하나에 대해 일정한 확률로 교차여부를 결정하는 균일교차(uniform crossover)를 이용한다. 이 방법은 복수의 유전자가 한 염색체 좌위(locus)상에서 갖는 상호연관성이 파괴되기 쉬우나, 다양한 표현형(phenotype)을 얻을 수 있는 장점이 있고 구현이 쉬우므로 일반적인 다변수 최적화문제에서 많이 쓰이는 방법이다.

돌연변이(mutation) : 교차이후 돌연변이를 행한다. 돌연변이는 일정 확률로 유전자의 값을 바꾸는 방법이 일반적이며, 본 알고리즘에서는 역위(inversion)에 의한 방법도 채용한다. 역위는 염색체의 일정구간을 확률적으로 선정, 상위비트와 하위비트의 값을 서로 역순으로 교환하는 방법이다.

③ 배우자선택(gamete selection)

감수분열을 통해 얻어진 4개의 생식세포(또는 배우자)중 하나만이 새로운 개체발생을 위해 선택되는 과정이다. 먼저, 4개의 배우자 염색체의 적합도를 구한 후 최적화 모드에 따라 가장 큰 적합도를 갖는 배우자를 수정시킨다. 초기의 SO 모드에서는 배우자선택의 적합도는 개체선택과 같은 주적합도를 이용하여 단일목적최적화를 가속시킨다. MO모드에서는 부적합도를 적용한다. 배우자 선택에서 다른 적합도를 적용하는 것은 주적합도만

을 최소화하는 편향성을 억제하고 부적합도가 비교적 높은 염색체를 다음 세대에 생존시키는 효과를 주게 된다.

④ 수정(fertilization)

2개의 어버이로부터 각각 하나씩 얻어진 배우자 염색체를 모아 하나의 새로운 개체를 만들고 다음 세대의 개체군에 넣는다. 정해진 개체군 크기에 도달할 때까지 생식과정을 반복한다.

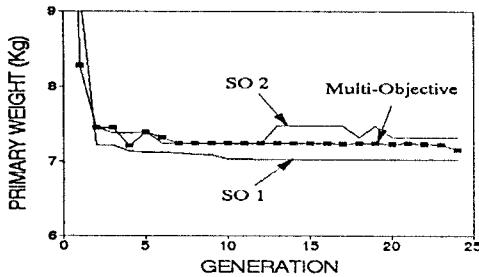
과정 5. 의사결정(decision making)

일반적으로 다중목적 최적화에서의 해는 목적함수들이 trade-off를 이루는 영역에 복수로 존재하므로 단일한 해를 얻기 어렵다. 본 논문에서는 어떤 목적함수에도 편향되지 않는 하나의 효과적인 해를 얻기 위해 새로운 의사결정 방법을 도입한다. 목적함수가 2개일 경우 하나를 주목적함수로 하고 다른 하나를 부목적함수로 각각 다르게 설정하는 것외에는 모든 조건이 동일한 2개의 개체군을 초기화한다. 먼저 제약조건을 만족하지 못하는 초기의 SO모드에서는 각각 독립적으로 최적화를 수행한다. 최우량개체의 파라미터들이 제약조건이 만족하는 허용영역내로 들어오면 최적화도선택과정에서 MO모드로 전환하여 반복한다. MO모드에서는 개체선택과 배우자선택에 다른 목적함수를 적용하면서 두 최우량개체의 적합도백터가 가리키는 해공간(solution space)상의 두 점사이의 거리 d 를 계산하여 일치하거나 충분히 작은 범위내로 근접했을 때 ($d < \epsilon$) 최적화를 마친다.

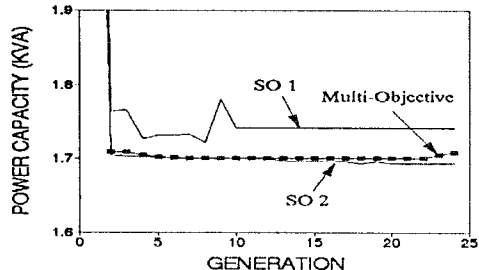
선형유도전동기의 설계변수 최적화

자기부상열차, 공장내 자동반송장치등의 추진장치로 사용되는 선형유도전동기는 특성계산이 복잡하고 고려해야할 변수와 제약조건이 많아 설계가 쉽지 않다. 본 논문에서는 공장자동화나 기탄산업용으로 사용가능한 소형LIM을 설계하는 경우, 목적함수로서 1차축중량, 전원용량을 선정하여 다중목적최적화를 수행하였다. 유전알고리즘 프로그램은 객체지향언어인 C++를 사용하여 작성하였고, 염색체 길이 $l=35$, 교차확율은 0.5, 돌연변이확율은 0.033로 하였으며, 개체군의 크기는 80으로 설정하였다.

1차축 중량 최소화(SO 1), 전원용량 최소화(SO 2)의 단일목적최적화와 다중목적 최적화를 비교하여 그 과정을 그림 3에 보이고, 그 결과를 표 1에 제시하였다.



(a) 1차축 중량 (Kg)



(b) 용량 (KVA)

그림 3. 최적화 과정

표 1. SLIM의 설계 결과

분류	명칭 및 단위	제약 조건	고정 변수	독립 변수	단일목적		다중 목적
					1차축중량	전원용량	
정	선간전압 (V)	≤220			160	153	178
	주파수 (Hz)		O		60	60	60
	1차전류 (A)				6.3	6.4	5.5
	용량 (KVA)				1.74	1.69	1.71
	심기슬립				0.65	0.66	0.65
	정적주력 (N)		O		100	100	100
차	정적속도 (m/s)		O		2.5	2.5	2.5
	모터길이 (mm)	≤300			287	297	287
	상수		O		3	3	3
	극수		O		4	4	4
	극간격 (mm)			O	59	61	59
	철심적층두께 (mm)			O	93	100	100
축	철심높이 (mm)				38	36	37
	매극배상의 슬롯수			O	2	2	2
	슬롯폭/슬롯피치			O	0.80	0.80	0.80
	슬롯폭 (mm)				7.8	8.2	7.8
	슬롯피치 (mm)				9.8	10.2	9.8
	치폭 (mm)	≥2.0			2	2	2
	슬롯깊이 (mm)				32	30	32
	단철률			O	5/6	5/6	5/6
	코일당 Turn수				44	42	48
	상당철 Turn수				352	336	384
	반코일길이 (mm)				167	176	174
	1차저항 (Ω)				1.39	1.37	1.79
1차누설리액턴스 (Ω)				5.97	5.33	7.31	
치최대자속밀도 (T)	≤1.5			1.48	1.42	1.43	
1차축중량 (Kg)				7.02	7.32	7.15	
기계적 공극 (mm)			O		3	3	3
2차	Back Iron 두께 (mm)			O	5	6	7
	Aluminium 두께 (mm)			O	2	2	2
	Overhang 길이 (mm)			O	46	100	67
특성	KW/KVA	≥0.5			0.14	0.15	0.15
	역률				0.50	0.53	0.51
	효율				0.29	0.28	0.29

결론

본 논문에서는 유전알고리즘-유성생식모델(SR 모델)을 이용하여 다중목적 최적화문제의 해를 구하는 기법을 제시하였고 선형유도전동기의 설계변수 최적화에 적용하였다. 설계결과에서 볼 수 있는 바와 같이 제안된 기법에 의해 단일목적함수에 의한 최적화 결과에 편향되지 않는 다중목적 해를 얻을 수 있음을 알 수 있다. 따라서, 제안된 SR모델의 최적화 기법은 복잡한 비선형 다중목적 최적화문제에 효과적이며, 다양한 실제적인 문제에 활용할 수 있음을 보였다.

참고문헌

- [1] Francisco J. Ayala and John A. Kiger, Jr., *Modern Genetics*, Benjamin/Cummings, 1980.
- [2] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [3] 류근배, 최영준, 김창업, 김성우, 임달호, "유전알고리즘을 이용한 편속식 유도전동기의 최적설계," 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp.923~928, 1993.
- [4] Garret N. Vanderplaet, *Numerical Optimization Techniques For Engineering Design*, McGraw-Hill, 1984.
- [5] 野中作太郎, "片側式リニアインダクションモータの近似特性計算式について," 電気學會論文誌, vol. 102-B, pp.565~572, 1982.