

# 電子回路 解析

- 回路 最適化를 中心으로 -

車 均 鉉

高麗大學校 工科大学 電子工學科 教授(工博)

電子回路와 IC의 解析과 設計에 있어서 最適化 技法을 利用하는 方法에 對해서 說明한다.

## I. 最適化 技法의 기초

最適化 問題는 제약조건을 만족하면서 목적함수를 最小化 하는 것이다.

### 1) 목적함수 (Objective Function)

Cost function, performance index, error criterion, profit function, return function

$$F(X) \tag{1}$$

$$X \triangleq [x_1, x_2, \dots, x_k]^T \tag{2}$$

$x$ 는  $k$  dim의 독립변수 또는 파라미터 : 소자값, 주파수, residues 등

(예) 자동차 회사

목적함수 : 자동차를 생산하는 비용

독립변수 : 조립공장의 고정비용, 감가상각, 월 생산대수, 생산율, 노무비, 유용시설, 재료, 운송

(예제 1) 물체 표면위의 2 점간의 최단거리

$$I = \int_{x_1}^{x_2} ds \tag{3}$$

$s$ 는 거리

$$ds = \sqrt{dx^2 + dy^2} \tag{4}$$

$$I = \int_{x_1}^{x_2} \sqrt{1 + \left(\frac{dy}{dx}\right)^2} dx \tag{5}$$

이러한 적분을 functional이라 한다.

### 2) 제약조건 (Constraints)

변수가 만족해야 하는 물리적 또는 경제적 법칙과 시스템의 제한 inequality constraints

$$g(X) \geq 0 \tag{6}$$

$m$  inequality constraints

$$g(X) \triangleq [g_1(x), g_2(x), \dots, g_m(x)]^T \tag{7}$$

equality constraints

$$h(X) = 0 \tag{8}$$

$s$  equality constraints

$$h(X) \triangleq [h_1(x), h_2(x), \dots, h_s(x)]^T \tag{9}$$

### 3) Feasible region (region of acceptability)

$$R \triangleq \{X \mid g(x) \geq 0, h(x) = 0\} \tag{10}$$

### 4) 최대 최소

최소점

$$F(X) \geq F(X_0) \quad X \in R \tag{11}$$

$$F(X) > F(X_0) \quad X \neq X_0, \quad X \in R \tag{12}$$

최대와 최소의 관계

$$\min F(X) = -\max \{-F(X)\}$$

대국적 최소(global minimum)와 국부적 최소(local minimum) 집합  $S$ 에  $F$ 의 대국적 최소점이 있으면

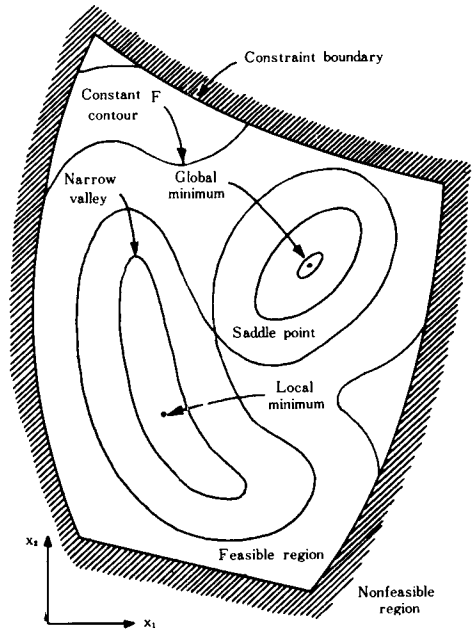


그림 1. 最適化 問題에서 積면하는 여러 가지 모양

SC S'인 집합 S'에서는 국부적 최소점 밖에 되지 않는 수도 있다.

5) Convex, concave and unimodal

- Convex

$$F(X^a + \lambda(X^b - X^a)) \leq F(X^a) + \lambda(F(X^b) - F(X^a)) \quad (13)$$

$$0 < \lambda < 1$$

의 경우 strictly convex

- Concave

함수에 (-)를 곱하면 strictly convex한 함수가 되는 것

Unimodal : 1개의 국부적 최소점을 갖는 함수

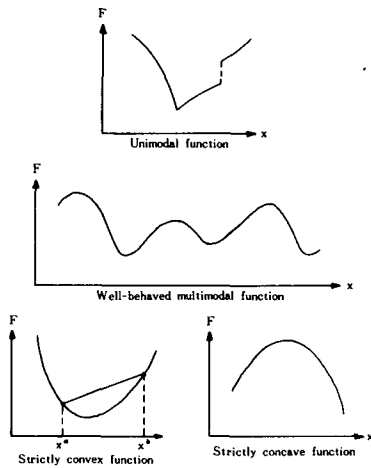


그림 2. 1 변수의 함수

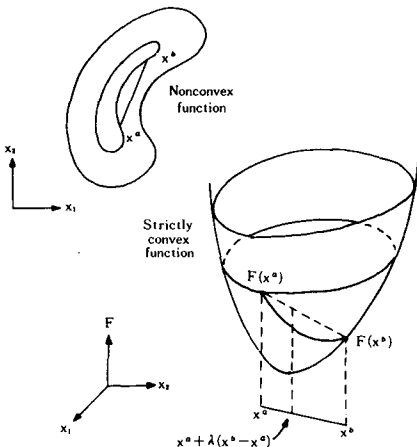


그림 3. Convexity의 예

6) Multifactor Objectives

(예제 2) 중고차를 구입할 때 고려하는 사항

Factor; 가격, 안전, 모양

$$F = W_1 F_1 + W_2 F_2 + W_3 F_3$$

$$0 < W_i \leq 1 \quad W_i : \text{weighting factor}$$

F<sub>1</sub> 가격가치 W<sub>1</sub>=0 가격고가 W<sub>1</sub>=1 가격 없는 것

F<sub>2</sub> 안전가치 W<sub>2</sub>=0 안전치 못한 것 W<sub>2</sub>=1 제일

안전한 것

F<sub>3</sub> 모양가치 W<sub>3</sub>=0 모양없는 것 W<sub>3</sub>=1 모양이

제일 좋은 것

F 전체가치

7) Stationary Points

- Stationary point :

$$\frac{\partial F}{\partial x_1} = \frac{\partial F}{\partial x_2} = \dots = \frac{\partial F}{\partial x_k} = 0 \quad (14)$$

을 만족하는 점

maxima, minima, 변곡점, saddle point

8) Error Criteria

$$e(X, \Psi) \triangleq w(\Psi) [A(X, \Psi) - S(\Psi)] \quad (15)$$

S(Ψ) real or complex specified function : 요구 응답

A(X, Ψ) real or complex approx. function : 회로 망 응답

W( ) weighting function

Ψ 독립변수 : 주파수, 시간 등

X 조정가능 파라미터

$$\|e\|_p \triangleq \left\{ \int_{\Psi_1}^{\Psi_2} |e(X, \Psi)|^p d\Psi \right\}^{1/p} \quad 1 \leq p \leq \infty \quad (16)$$

$$F = \int_{\Psi_1}^{\Psi_2} |e(X, \Psi)|^p d\Psi \quad \text{least } p^{\text{th}} \text{ approx} \quad (17)$$

식(17)에서 p → ∞ minimax approx

F(X)의 Taylor 급수 전개

$$F(X + \Delta X) = F(X) + \nabla F^T \Delta X + \frac{1}{2} \Delta X^T H \Delta X + \dots \quad (18)$$

$$\Delta X \triangleq [\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_k]^T \quad (19)$$

$$\nabla F = \left[ \frac{\partial F}{\partial x_1}, \frac{\partial F}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial F}{\partial x_k} \right]^T \quad (20)$$

gradient vector

$$H \triangleq \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 F}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 F}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 F}{\partial x_1 \partial x_k} \\ \frac{\partial^2 F}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 F}{\partial x_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 F}{\partial x_2 \partial x_k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 F}{\partial x_k \partial x_1} & \frac{\partial^2 F}{\partial x_k \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 F}{\partial x_k^2} \end{bmatrix} \quad (21)$$

Hessian matrix

식 (1)(6)(8)을 구성하는 문제 mathematical programming 모든함수가 선형이면 linear programming 아니면 nonlinear programming

최적화의 목적은

$$F(\vec{X}) = \min F(X) \quad (22)$$

$X \in R$

인  $\vec{X}$ 를 구하는데 있다.

(예제 3) 선형 프로그래밍 예

회사가 2 개의 제품 A와 B를 만드는데 3 개의 재료  $M_1, M_2, M_3$ 를 사용한다. 년초에 회사의 재고는 다음과 같다.

$$M_1=300 \text{ tons}, M_2=400 \text{ tons}, M_3=250 \text{ tons}$$

제품 A를 1 ton 생산하기 위하여  $M_1=1$  ton 과  $M_2=2$  ton 이 필요하고 제품 B를 1 ton 생산하기 위하여  $M_1=1$  ton 과  $M_2=1$  ton 및  $M_3=1$  ton 필요하다.

제품 A를 1 ton 판매하면 50 \$이 남고 제품 B는 100 \$이 남는다. 문제는 회사가 최대의 이익을 남기기 위하여 제품 A와 B의 생산량을 구하는 것이다.

문제의 수학적 모델

x를 A의 양 y를 B의 양이라 한다.

$$\text{Max } P = 50x + 100y$$

x, y

such that  $x + y \leq 300$

$$2x + y \leq 400$$

$$y \leq 250$$

$$x \geq 0, y \geq 0$$

$50x + 100y = P$ 는  $x + 2y = 0$ 에 평행한 선이고 원점에서 멀수록 이익이 증가한다. 허용영역내의 최대점은 K

• 최소화 방법

① Steepest Descent

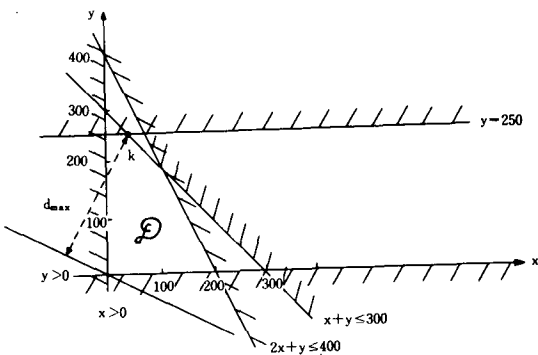


그림 4. 예제 3의 도시적해

대개의 경사법에서는  $j$ -th 반복에서

$$x^{j+1} = X^j + \alpha^j S^j \quad (23)$$

의 방향으로 진행한다. 여기서  $S^j$ 는 탐색방향(목적함수 값이 떨어지는 방향이어야 함)을 나타낸다. 또  $\alpha^j > 0$ 은  $F(X^j + \alpha^j S^j)$ 가  $S^j$  방향에서 최소가 되는 점을 찾는 scale factor이고 이것은 1-dim 탐색 문제로 결정한다. 최대경사법에서는  $S^j$ 를  $X^j$ 에서의 음의 grad 방향 즉

$$S^j = -\frac{\nabla F}{\|\nabla F\|} \quad (24)$$

로 잡는다. 이 방법은 그림 5에서 보듯이 sol. pt에서 멀리 떨어진 곳에서는 빨리 수렴하지만 최소점에 가까이 가면 진전하기 힘들다.

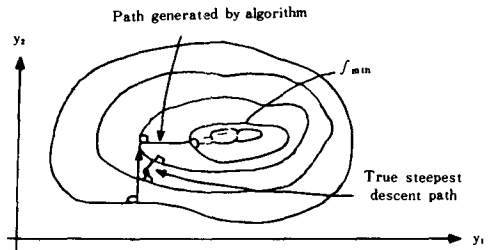


그림 5. 함수의 최소점을 찾기 위한 최대 경사법

② Newton 방법

식(18)을 미분하면

$$\nabla F(X + \Delta X) = \nabla F(X) + H \Delta X + \dots \quad (25)$$

$X + \Delta X$ 가 최소점이 되기 위해서는  $F(X + \Delta X) = 0$  고차항을 무시하면

$$\Delta X = -H^{-1} \nabla F \quad (26)$$

$$X^{j+1} = X^j - H^{-1} \nabla F^j \quad (27)$$

단점 H는 pos def. 이어야 함.

$-H^{-1} \nabla F$ 가 하강하는 방향이 아닐 수도 있다.

H의 계산에 시간이 많이 소요된다.

③ Fletcher-Powell-Devidon 방법

$$s^j = -M^j \nabla F^j \quad (28)$$

$M^0 = \text{unit matrix}$

$$X^{j+1} - X^j = M^{j+1} g^j \quad (29)$$

$$g^j = \nabla F^{j+1} - \nabla F^j$$

Updating procedure

$$M^{j+1} = M^j + \frac{\Delta X^j \Delta X^{jT}}{\Delta X^{jT} g^j} - \frac{M^j g^j g^{jT} M^j}{g^{jT} M^j g^j} \quad (30)$$

여기서  $\Delta X^j = \alpha^j S^j$

M은 pos. def.

가장 훌륭한 최적화 방법

II. IC 최적화 기법

1. 공공설계

• Parametric optimization

회로의 topology와 소자형이 고정

공정 설계 문제는 어떤 규격이 만족된다는 조건하에서 회로 성능이 최적화 되도록 통계적 변동을 받지 않는 설계 파라미터 (strips width 저항, 커패시터, 능동소자 면적)의 값을 할당하는 것이다.

(예) 광대역 증폭기의 설계

성능함수 : Noise figure, 증폭기의 대역폭

서 양 : 입력 임피던스와 출력 임피던스는 증폭기 전대역에 걸쳐 50 ± 5% 이내

임피던스 = V/I

증폭기 대역 : 이득에 대한 Bode diagram에서 -3dB점 Noise figure =

$$\frac{V_{no}^2 (\text{잡음원에 의한 출력 잡음 전압의 제곱})}{V_{ni}^2 (\text{입력원 내부저항에 의한 잡음 전압의 제곱})}$$

P1 : min f(p) | g(p) ≥ 0 (31)

p ∈ R<sup>n</sup> vector of design parameters

f : R<sup>n</sup> → R g : R<sup>n</sup> → R<sup>m</sup>

설계문제에 있어서 온도 시간 주파수 process 파라미터 등의 설계 독립변수의 전 범위에 걸쳐 사양이 만족되어야 할 경우도 있다.

P2 : min f(p) | g<sup>i</sup>(p, y<sup>i</sup>) ≤ 0, ∀ y<sup>i</sup> ∈ Y<sup>i</sup>, i=1, ..., m (32)

P ∈ R<sup>n</sup> 설계 파라미터의 벡터

f : R<sup>n</sup> → R 목적함수

g<sup>i</sup> : R<sup>n</sup> × R<sup>r</sup> → R<sup>p<sub>i</sub></sup> 변수의 전범위에 걸쳐 표현되는 사양

y<sup>i</sup> ∈ R 독립변수

Y<sup>i</sup> 독립변수의 구간

① Multiple objective optimization

Weighted sum

다중 목적함수를 결합하여 단일 목적함수로 만듦

$$F(p) = \sum_{i=1}^m W_i f_i(p)$$

f<sub>i</sub>의 측정단위는 V, Ω, W 등

unconstrained minimization problem

Minmax problem

min max<sub>p i</sub> W<sub>i</sub> f<sub>i</sub>(p) (34)

최적해 P\*는 subset {i<sub>k</sub>}를 준다.

W<sub>11</sub> f<sub>11</sub>(P\*) = ... = W<sub>ig</sub> f<sub>ig</sub>(P\*) 이고 다른 w<sub>if</sub>(P\*)의 값은 이보다 작다. 최종해의 등식이 원하는 objective 가

될 때가 있다.

② 제약조건이 있는 최적화의 표준방법

IC 설계의 대부분은 최적화 문제는 제약조건을 만족하는 비용이나 성능함수의 최소화이다.

(예) 스위칭 시간이 사양을 만족하도록 전력을 최소화하라.

Kuhn-Tucker 방정식

minimize : f(x)  
such that : g<sub>i</sub>(x) ≤ 0 i=1, ..., m (35)

feasible region R = {x | g<sub>i</sub>(x) ≤ 0, i=1, ..., m}

KT 필요조건 정리

- (a) f와 g<sub>i</sub>가 x\*에서 미분 가능
- (b) g<sub>i</sub>(x\*)=0이고 모든 i에 대해서 Z<sup>T</sup>(∂g<sub>i</sub>(x\*)/∂x)

≤인 임의의 z가 x\*로부터 R로 향할 때 x\*가 식(36)의 국부 최소점이 되기 위한 필요 조건은

$$g_i(x^*) \leq 0$$

$$\lambda_i g_i(x^*) = 0$$

$$\lambda_i^* \geq 0$$

(36)

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* \frac{\partial g_i}{\partial x}(x^*) = 0$$

를 만족하는 λ<sub>i</sub>\*가 존재해야 한다.

λ<sub>i</sub>\* Lagrange multiplier

KT 충분조건 정리

f와 g<sub>i</sub>가 convex이고 연속 미분 가능하면 x\*가 식(35)의 global minimum이 되기 위한 충분조건은 KT 조건을 만족하는 λ\*가 존재해야 한다.

1) Feasible Direction 방법

x가 식(35)의 해의 초기추정값이라 하고 허용영역 R 내에 있다고 하자. x' ∈ R j=1, 2, ..., m을 보장하기 위하여 식(35)의 feasible direction 방법은

- ① 영역 R내에서 x'를 통과하고 R의 내부를 통하는 half-line x' + μd(x'), μ ≥ 0를 결정한다.
- ② x'<sup>+</sup> = x' + μ(x') d(x')가 R내에 있고 f(x'<sup>+</sup>) < f(x')

가 되도록 step size parameter u(x')를 선택한다. (d(x') feasible direction)

Feasible direction은 제약조건을 위반하지 않고 이용할 수 있는 방향

2) Linear Programming Method

min max<sub>x j</sub> f<sub>j</sub>(x) (37)

각 f<sub>j</sub>(x)는 x<sup>(k)</sup>에서 선형화 된다.

g<sub>i</sub> = ∂f<sub>i</sub> / ∂x (x<sup>(k)</sup>)라 하면

f<sub>i</sub>(x<sup>(k)</sup> + h) ≈ f<sub>i</sub>(x<sup>(k)</sup>) + g<sub>i</sub><sup>T</sup> h i=1, ..., m  
step h(h<sub>1</sub>, ..., h<sub>n</sub>)은 각 f<sub>i</sub>가 발견됨과 동시에 감소

하며 선형 프로그램으로 구한다.

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } Y \\ & r, h \\ & \text{such that : } f_i(x^{(k)}) + g_i^T h \leq r \quad i=1, \dots, m \\ & -\delta^{(k)} \leq h_j \leq \delta^{(k)} \quad j=1, \dots, n \end{aligned} \tag{38}$$

식(38)은 식(37)의 선형 근사

스칼라  $\delta^{(k)}$ 의 값은  $\max_i |f_i|$ 가 감소하도록 스텝크기 (h)를 제어한다.  $\delta^{(k)}$ 가 적으면  $f_i$ 의 선형근사는 정확하고 감소가 보장된다.

감소되지 않으면  $\delta^{(k)}$ 는  $\beta \|h^{(k)}\|_\infty$ 로 대체된다 ( $\beta < 1$ ).

### 3) Penalty-Multiplier Method

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } f(x) \\ & \text{such that : } g(x) = 0 \\ & g^T(x) = (g_1(x), \dots, g_n(x)) \end{aligned} \tag{39}$$

$$f(x) + \alpha^{-1} \sum_{i=1}^m \phi(g_i(x)) \quad \alpha > 0 \tag{40}$$

$\phi(t)$  : Penalty function

$$\phi(t) > 0 \quad t \neq 0$$

$$\phi(0) = 0$$

$$\phi'(0) > 0$$

Lagrange multiplier method와 동일

$$\begin{aligned} & \text{minimize } f(x) + \alpha^{-1} \sum_{i=1}^m \phi(g_i(x)) \\ & \text{such that } g_i(x) = 0 \quad i=1, \dots, m \end{aligned} \tag{41}$$

그러므로

$$\begin{aligned} & \text{minimize} \\ & f(x) + \alpha^{-1} \sum_{i=1}^m (\phi(g_i(x)) - (\lambda_i g_i(x))) \end{aligned} \tag{42}$$

$0 \leq \alpha \leq \alpha^* \alpha^*$ 는 식(40)을  $x^*$ 에서 convex하게 하는  $\alpha$   $\lambda_i$ 를 정확하게 선택하면 식(41)의 해는 식(39)의 해가 된다.

$\lambda_i$ 의 반복 방법

$$\lambda_i^{(k+1)} = \lambda_i^{(k)} + \alpha^{-1} \phi'(g_i(x(\lambda^{(k)}, \alpha))) \tag{43}$$

$x(\lambda^{(k)}, \alpha)$   $\lambda_i = \lambda_i^{(k)}$ 에서 식(42)의 최소  $i=1, \dots, m$

$\{\alpha^*\}$ 의 선택

$$\alpha_{k+1} = \begin{cases} \beta \alpha_k & \text{if } \sum g_i^2(x^{(k)}) > Y g_i^2(x^{(k+1)}) \\ \alpha_k & \text{otherwise} \end{cases} \tag{44}$$

$$\gamma < 1, \beta < 1$$

inequality constraint

$$\begin{aligned} & \text{minimize } f(x) \\ & \text{such that } g_j(x) \leq 0 \quad j=1, \dots, m \\ & \text{equality constrained problem으로 변환} \\ & \text{minimize : } f(x) \\ & \text{such that : } g_i(x) + Z_i^2 = 0 \quad i=1, \dots, m \\ & \lambda_i^{(k+1)} = \max\{0, \lambda_i^{(k)} + \alpha^{-1} \phi'(g_i(x^{(k)}))\} \end{aligned} \tag{45}$$

(예제 4) Lagrange multiplier method

평면  $ax_1 + bx_2 + cx_3 + d$ 로 부터 원점까지의 최소 거리

$$\begin{aligned} & \text{minimize : } f(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 \\ & \text{such that : } g(x_1, x_2, x_3) = ax_1 + bx_2 + cx_3 + d = 0 \\ & p(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 + (ax_1 + bx_2 + cx_3 + d) \end{aligned}$$

KT 방정식

$$\frac{\partial p}{\partial x_1} = x_1 + a\lambda = 0$$

$$\frac{\partial p}{\partial x_2} = 2x_2 + b\lambda = 0$$

$$\frac{\partial p}{\partial x_3} = 2x_3 + c\lambda = 0$$

$$\frac{\partial p}{\partial \lambda} = ax_1 + bx_2 + cx_3 + d = 0$$

에 관해 풀면

$$\lambda = \frac{2d}{a^2 + b^2 + c^2}$$

최소점

$$x_1 = -ad / (a^2 + b^2 + c^2)$$

$$x_2 = -bd / (a^2 + b^2 + c^2)$$

$$x_3 = -cd / (a^2 + b^2 + c^2)$$

최소거리

$$|d| / (a^2 + b^2 + c^2)^{1/2}$$

Constrained Quasi-Newton Methods :

equality constrained problem

식(39)문제

KT 방정식에 의하여

$$h(x, \lambda) \equiv \frac{\partial f}{\partial x} + \sum_{i=1}^m \lambda_i \frac{\partial g_i}{\partial x} = 0 \tag{46}$$

되는  $\lambda_i$  존재

$$\text{minimize : } \frac{1}{2} \Delta x^T B \Delta x + f_x^T \Delta x + f(x) \tag{47}$$

$$\text{such that : } g_i(x) + g_{ix}^T \Delta x + f(x) \tag{47}$$

$B = h(x, \lambda)$  Jacobian

inequality constrained problem

$$\text{minimize : } \frac{1}{2} x^T B \Delta x + f_x^T \Delta x + f(x) \tag{48}$$

$$\text{such that : } g_i(x) + \left( \frac{\partial g_i}{\partial x} \right)^T \Delta x \leq 0 \quad i=1, \dots, m$$

### 2. 통계적 설계

- 회로 설계자가 직면하는 문제

회로성능

생산비용

신뢰도

N network

$P=(P_1, \dots, P_s)$  parameters  
 Network  $N(p)$  is acceptable  
 if  $f(p) \leq r$

$f$  vector of network response  
 $r$  vector of specification

(예)  $f_1(p)$  = average power  
 $f_2(p)$  = delay

$R = \{p \mid f(p) \leq r\}$  region of accept ability

$$\int_a^b \phi_1(p_1) dp_1 \quad a \leq p_1 \leq b \text{인 확률}$$

$\phi_1(p_1)$  확률밀도 함수

회로설계문제: 산출고가 최대가 되도록 공칭설계값  $p_0$ 를 선택한다.

산출고 (yield) = 회로가 동작하는 확률밀도

$$y(p_0) = \int_R \phi(p-p_0) dp \tag{49}$$

① Monte Carlo Based Method

$$g(p) = \begin{cases} 1 & \text{if } P \in R \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{support function}$$

$$y(p_0) = \int g(p) \phi(p-p_0) dp \tag{50}$$

$y(p_0)$ 의 x사치

$$\bar{y}(p_0) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(p'_i) \tag{51}$$

식(51)은 성공적인 회로수와 총시행회수  $N$ 의 비 이항 분포로 부터의 샘플링이므로 성공확률을  $y(p_0)$ 라 하면

$$\sigma^2(y(p_0)) = \frac{y(p_0)(1-y(p_0))}{N}$$

$$\sigma^2(\bar{y}(p_0)) = \frac{\bar{y}(p_0)(1-\bar{y}(p_0))}{N} \tag{52}$$

$N$ 과  $\bar{y}(p_0)$ 가 다음 조건을 만족하면

$$N\bar{y}(R)(1-\bar{y}(p_0)) \geq 6 \tag{53}$$

$$\bar{y}(p_0) + \sigma(\bar{y}(p_0)) \geq y(p_0) \geq \bar{y}(p_0) - \sigma(\bar{y}(p_0))$$

식(52)와 (53)은 샘플의 크기가 파라미터의 수에 관계 없고  $R$ 의 모양에도 독립이므로 large scale problem에 적합하다. 그러나 회로 설계시에는  $R$ 을 알지 못하므로  $g(p')$ 의 계산은 회로 해석을 필요로 한다. 고가 최적화는 공칭값과 파라미터 분포의 여러가지 분산값에 대해 yield를 계산하는 것이다.

② Design Centering

소자의 허용오차를 고려하여 공정값을 결정하는 모든 전기회로의 적절한 설계 방법

공칭값이  $p_0$ 이고 파라미터의 확률밀도 함수  $\phi(p-p_0)$ 가 주어졌을 때  $\phi(p-p_0) \geq \alpha$ 인  $p$ 의 집합은

$S(p_0, \alpha) = \{p \mid \phi(p-p_0) \geq \alpha\}$  yield body, convex body임  
 $\bar{y}(p_0, \alpha) = \int_{S(p_0, \alpha)} \phi(p-p_0) dp$   $p \in S(p_0, \alpha)$ 일 확률

minimize :  $\alpha$   
 $\alpha, p_0$

Such that  $S(p_0, \alpha) \subseteq R$  (54)

$R$ 에 넣을 수 있는 최대의 yield body를 구하는 문제

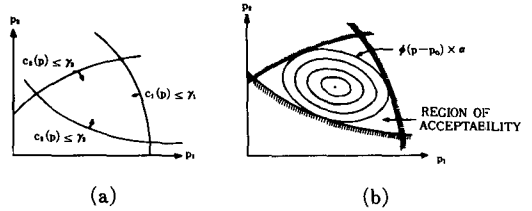


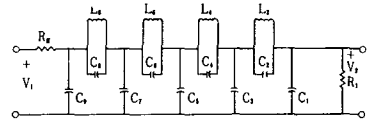
그림 6. (a) 회로 응답 함수에 의해 결정되는 허용 영역  
 (b) 허용 영역내에 포함되는 yield body

식(54)가 design centering

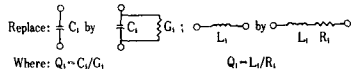
또는 variable tolerance problem

식(54)에 의해  $p_0$ 가 design center

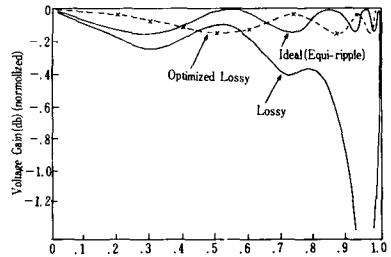
(예제 5) 필터 설계



(a) 손실없는 필터



(b) 손실을 고려한 LC의 등가회로



(c) 대역통과 응답의 비교

그림 7. ( $W=0$ 에서 동일한 이득이 정규화한 것)

$$\text{목적함수} : F = \sum_{i=1}^{nw} (|H(jw_i)|_{db} - f_i)^2$$

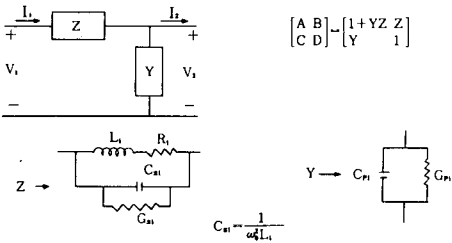
$f_i$ 는 이상 필터의 응답

$|H(jw_i)|_{db}$  손실이 있는 필터의 응답

프로그램 설명

- i) 종단저항을 0.035325Ω
- ii) 반복 파라미터는 직렬 인덕터와 병렬 커패시터의 값  $w_0 = 1/\sqrt{L_1 C_1}$   $Q=1/D$
- iii) 이상 필터의 통과대역 맥류의 첨두치가 되는 점의 주파수를 표준 주파수로 한다.
- iv) F는 각 반복마다 0 주파수 전압 이득에 대해 측정한다.

|H(jw<sub>1</sub>)|의 계산



|H(jw<sub>1</sub>)|를 다항식 근사로 구할 수 있다.

參考文獻

- [1] G.C. Temes and S.K. Mitra, *Modern Filter Theory and Design*. John Wiley & Sons, 1973.
- [2] B.S. Gottfried and J. Weisman, *Introduction to Optimizations Theory*.
- [3] A.L. Sangiovanni-Vincentelli et al., A survey of optimization techniques for integrated-circuit design, *Proceedings of IEEE*, pp. 1334, Oct., 1981.
- [4] Athans and Falb, *Optimal Control*, McGraw-Hill, 1966.
- [5] O.A. Calahan, *Computer Aided Network Design*. McGraw-Hill, Inc., 1972.
- [6] Kirk, *Optimal Control Theory*, Prentice-Hall, Inc., 1970.
- [7] 박송배, Network Optimization, 대한전자공학회, CAD Symposium, 1982.
- [8] M.G. Singh and A. Titli, *Systems*, Pergamon Press, 1978.
- [9] 차균현, 표류 신뢰도를 고려한 경제적 회로설계에 대한 몬테카를로법의 적용, 대한전기학회지, vol. 24, no. 5, 1975. \*

알아봅시다

저온박막형성기술 (低溫薄膜形成技術)

Si LSI 제조의 분야에서도 박막트랜지스터와 같이, 프로세스의 저온화가 요구되고 있다. LSI 중에서도 고속 바이폴라 LSI는 특히 저온 프로세스의 요구가 강하다. 형성한 불순물 분포가 확산하여 흐트러지려고 하는 것을 피하기 위해서이다. 불순물 분포가 흐트러지면 정전용량이 증가하여, 바이폴라의 특징인 고속성을 잃게 된다.

최근에는 MOS LSI에서도 프로세스의 저온화가 진행되고 있다. 미세화가 진행하여 접합은 남게 되고, 이 불순물 profile을 흐트러뜨리지 않기 때문이다. 또 고집적화에 필요한 다층배선과 그 층간 절연막과, 최종의 passivation 막도 저온에서 처리되지 않으면 안된다. 확산과 산화에 사용하는 坩堝의 온도를 종래의 1100~1200℃로부터 1000℃ 전후로 현재 낮아지

고 있다. 또 층간 절연막의 형성에는 400℃ 정도의 CVD (Chemical Vapor Deposition) 법을 사용하고 있다. 최종 passivation 막은, 400℃ 정도의 CVD에서 형성한 SiO<sub>2</sub>막과 ring glass막, 200~300℃의 plasma CVD법에 의한 Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>막 등이다.

Plasma CVD법은, plasma力을 빌려, 박막을 형성하는 방법이다. Si를 형성하고 싶을 경우에는, 모노시란(SiH<sub>4</sub>) 등을 반응실내에 넣어서, glow방전에 의해 Si와 H로 분해하고, 이 분해한 Si를 기판상에 형성한다. 방전으로 얻어진 원자의 에너지는 온도로 환산하면 수만℃가 된다. 이결과 형성시의 기판온도를 울리지 않고 끝낸다.

장래, 저온화로의 요구는 더욱 강하게 될 것이다. 최근, 온도의 에너지를 보충하는 것으로 주목을 모으고 있는 것이 光의 에너지를 이용하는 기술이다.