

저잡음 GaAs MESFET의 최적화 설계를 위한 파라미터 추출

李 尚 培*

Parameter Extraction for Optimum Design of Low Noise GaAs MESFET

Sang-Bae Lee

〈 目 次 〉

Abstract

I. 서 론

II. GaAs MESFET 모델과 최적잡음지수

III. 디자인 센터링의 기본이론

IV. 수율예측과 분산예측식

V. GaAs MESFET의 효과적인 설계

VI. 실험결과

VII. 결 론

VIII. 참고문헌

IX. 부 록

Abstract

An algorithm to determine the optimum nominal value of geometrical and material parameters in device modelling is proposed.

The algorithm uses the yield and variance prediction formula and Monte-Carlo analysis. The performance specification of the noise figure must also be satisfied.

In this paper, the total number of considered devices is 1000, and each parameter of geometrical and material parameters is generated randomly within the limits of $\pm 3\%$ of nominal value, and the distribution of 1000 geometrical and material parameters is gaussian distribution.

I. 서 론

요즈음 GaAs MESFET의 잡음개선에 관한 연구

가 활발히 진행되고, 설계와 제조과정에서 잡음의 성능규격(performance specification)을 만족하는 수율(yield)이 증가하도록 하기위한 연구도 활발히

* 정회원 한국해양대학교

진행되고 있다.

그래서, 여기서는 잡음에 대한 기준 성능규격을 잡아서, 그 기준 성능규격을 만족하는 수율이 최대가 되도록, 즉 저잡음 GaAs MESFET가 많이 발생하도록 GaAs MESFET를 효과적으로 설계하는 것이다. 이렇게 하기 위해서 GaAs MESFET의 기하학적 및 물질적인 파라미터들의 허용오차와 상관관계를 고려한 상태에서 최적화 이론의 수율 예측식과 몬테칼로법을 사용해서 기준 성능규격을 만족하는 수율이 최대일 때, 즉 저잡음 GaAs MESFET가 많이 발생할 때의 새로운 기하학적 및 물질적인 파라미터들의 공칭값(nominal value)을 결정하는 알고리즘과 프로그램을 개발하였다.^{1),10)} 그리고 새로운 기하학적 및 물질적인 파라미터들의 공칭값을 구하는 방법은, 먼저 주어진 샘플로써 최적잡음지수를 구해서 성능규격을 세운다.

또, 초기 파라미터들의 공칭값의 $\pm 3\%$ 범위내에서 랜덤하게 각각 1000개의 파라미터 값들을 발생시켜서 각각 주파수에 해당하는 기준값 이하인 성능규격을 만족하는 비율인 초기의 수율을 구한다. 다음은 수율예측 및 분산예측식을 사용해서 수율과 분산을 구해서 그래프로 그린다. 그때 수율은 급하게 증가하다가 서서히 증가하고, 분산은 서서히 증가하다가 급하게 증가하는, 즉, 수율은 서서히 증가하기 시작하고 분산은 급하게 증가하기 시작하는 점의 $\|x_0\|$ 값을 찾아서 그 값을 새로운 파라미터의 공칭값으로 결정하는 방법에 대해 새로운 파라미터들의 공칭값을 구한다.

II. GaAs MESFET 모델과 최적잡음지수

고주파 증폭기에 사용되는 GaAs MESFET의 소자 모델은 그림 1과 같다. 여기서, L은 게이트 길이 [μm]이고, W는 게이트 폭[mm]이고, h는 게이트 두께 [μm]이고, a는 게이트 아래의 채널두께 [μm]이고, a_1 은 소오스와 게이트 사이의 채널 두께 [μm]이고, L_{sg} 는 소오스와 게이트 사이의 간격 [μm]이다.

최소 잡음지수의 최적값은 F_0 로써 표시되고 F_0 에 대한 간단한 표현은 소자의 게이트 바이어스는

0V이고, 드레인 바이어스는 5V에서 측정된 등가회로 파라미터의 향으로 나타내면 다음과 같이 표현된다.^{3),4)}

$$F_0 = 1 + 2\pi K_f f C_{gs} \sqrt{\left(\frac{R_g + R_s}{g_m}\right) \times 10^{-3}} \dots \dots \dots (1)$$

여기서, C_{gs} 는 소오스와 게이트간 커패시턴스 [pF]이고, g_m 은 상호컨덕턴스이고, R_g 는 게이트 저항이고, R_s 는 소오스 저항이고, f는 동작주파수이고 [GHz]이고, K_f 는 채널의 물질적인 성질(quality of materials)을 나타내는 거의 2.5인 적합계수(fitting factor)이다.

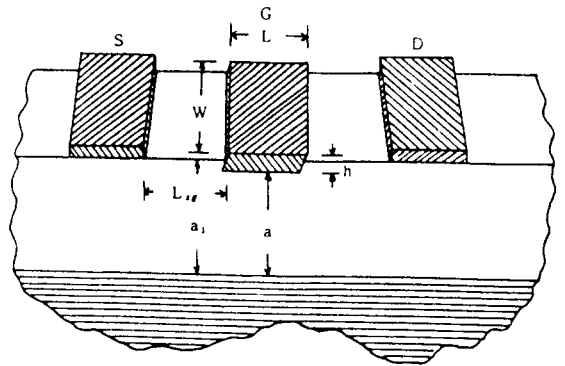


Fig. 1. Model of GaAs MESFET

파라미터 g_m 과 C_{gs} 는 기하학적 파라미터와 물질적인 파라미터들의 향으로 다음과 같이 표현된다.⁸⁾

$$g_m = K_1 Z \left[\frac{M}{aL} \right]^{1/3} \quad [\sigma]$$

$$C_{gs} = K_2 Z \left[\frac{ML^2}{a} \right]^{1/3} \quad [\text{pF}] \dots \dots \dots (2)$$

$$f_c = (g_m \times 10^3) / (2\pi C_{gs}) = \frac{9.4}{L} \quad [\text{GHz}]$$

여기서, M은 채널에서의 캐리어 밀도 [10^{16}cm^{-3}]이고, Z는 단위가 mm인 소자 전체의 폭이고, f_c 는 차단주파수(cutoff frequency)[GHz]이고, $K_1 =$

다. 그러므로, 위 식들로부터 다음과 같은 두 관계가 나온다.

$$\begin{aligned} (\xi_H - \xi_0) &= (1 - Y_0)(\xi_H - \xi_F) \\ (C_H - C_0) &= (1 - Y_0)(C_H - C_F \\ &\quad - Y_0(\xi_H - \xi_F)(\xi_H - \xi_F)^T) \dots\dots\dots (14) \end{aligned}$$

여기서, C_0 는 초기의 분산-공분산 매트릭스이다.

이식은 다음의 수율예측식과 분산예측식을 유도하는데 이용된다.

IV. 수율예측과 분산예측식

이 장에서는 GaAs MESFET의 수율이 증가할 때의 새로운 기하학적 및 물질적인 파라미터들의 공칭값을 찾는데 필요한 수율예측식과 분산예측식을 유도했다. 이 방정식들은 수율을 증가시키는데 사용되어진다. 이 논문에서 수율의 정의는 GaAs MESFET를 많이 만들었을 때 잡음지수의 성능규격을 만족하는 GaAs MESFET의 발생비율로써 정의된다. 즉, 제조하는 GaAs MESFET의 전체수에 대한 성능규격을 만족하는 GaAs MESFET의 비율이 된다. 이 장에서 유도한 알고리즘은 기존 알고리즘(참고 문헌 6)에 비교해서 간략화한 식으로 수율과 분산예측식을 구한 것이지만 컴퓨터 프로그램으로 시뮬레이션 해본 결과 수율이 감소한 대신 분산도 감소했으므로 반도체 디자인 센터링에는 기존 알고리즘 보다 그 성능이 떨어지지 않는다는 것을 알았다. 그럼, 여기서 유도한 수율예측과 분산예측식을 나타내면 다음과 같다.

확률밀도 함수가 $g_0(P)$ 로 부터 $g(P)$ 로 변할 때의 소차 수율은 다음과 같다.

$$Y = \int_{-\infty}^{\infty} \int \delta(P) g_0(P) \frac{g(P)}{g_0(P)} dP = E_{g_0} \left\{ \delta(P) \frac{g(P)}{g_0(P)} \right\} \dots\dots (15)$$

여기서, 확률밀도 함수를 다음과 같은 조건하에서

$$g_0(P, \xi_0, C_0) = \frac{\exp \left[-\frac{1}{2} (P - \xi_0)^T C_0^{-1} (P - \xi_0) \right]}{(2\pi)^{n/2} \sqrt{\det C_0}}$$

$$g(P, \xi, C) = \frac{\exp \left[-\frac{1}{2} (P - \xi)^T C^{-1} (P - \xi) \right]}{(2\pi)^{n/2} \sqrt{\det C}} \dots\dots\dots (16)$$

유도하면 수율 Y는 다음과 같다.

$$Y = E_{g_0} \left[\delta(P) \frac{\sqrt{\det C_0} \exp \left[-\frac{1}{2} (P - \xi)^T C^{-1} (P - \xi) \right]}{\sqrt{\det C} \exp \left[-\frac{1}{2} (P - \xi_0)^T C_0^{-1} (P - \xi_0) \right]} \right] \dots\dots\dots (17)$$

또한, 디자인센터링을 분산-공분산 매트릭스은 변하지 않고, 평균값만 변한다는 조건하에서 하면 이 조건은 $\Delta \xi = \xi - \xi_0$, $C = C_0$ 으로 나타나므로 이 관계를 식(17)에 대입하면 다음식이 유도된다.

$$Y = E_{g_0} \left\{ \delta(P) \exp \left[(P - \xi_0)^T C_0^{-1} \Delta \xi - \frac{1}{2} \Delta \xi^T C_0^{-1} \Delta \xi \right] \right\} \dots\dots\dots (18)$$

식(18)을

$$Y = \theta_1(\Delta \xi) E_{g_0} \left\{ \delta(P) \theta_2(P, \Delta \xi) \right\} \dots\dots\dots (19)$$

로 놓으면, 식(18), (19)에서 다음 관계가 나온다.

$$\begin{aligned} \theta_1(\Delta \xi) &\cong 1 - \xi_0^T C_0^{-1} \Delta \xi - \frac{1}{2} \Delta \xi^T C_0^{-1} [C_0 - \xi_0 \xi_0^T] \times C_0 \Delta \xi \\ E_{g_0} \left\{ \delta(P) \theta_2(P, \Delta \xi) \right\} &\cong Y_0 [1 + \xi_H^T C_0^{-1} \Delta \xi + \frac{1}{2} \Delta \xi^T C_0^{-1} \\ &\times (C_n + \xi_H \xi_H^T) C_0^{-1} \Delta \xi] \dots\dots\dots (20) \end{aligned}$$

식(20)을 식(19)에 대입해서 수율예측식을 유도하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} Y &\cong Y_P(\Delta \xi) \\ &= Y_0 [1 + (\xi_n - \xi_0)^T C_0^{-1} \Delta \xi - \frac{1}{2} \Delta \xi^T C_0^{-1} \\ &\quad \times \{C_0 - C_H - (\xi_H - \xi_0)(\xi_H - \xi_0)^T\} C_0^{-1} \Delta \xi] \dots (21) \end{aligned}$$

그리고, 초기의 소차 수율 Y_0 의 추정(estimation) \hat{Y} 는

$$\hat{Y} = \frac{1}{N_0} \sum_{v=1}^{N_0} \delta(P^v) \dots\dots\dots (22)$$

분산 $V[\hat{Y}]$ 는

$$V[\hat{Y}_0] = \frac{1}{N_0} E_{\xi_0} \{ [\delta(\underline{P}) - E\{\delta(\underline{P})\}]^2 \} = \frac{1}{N_0} Y_0(1 - Y_0) \dots \dots \dots (23)$$

$g_0(\underline{P})$ 에 관한 분산은

$$V[\hat{Y}] = \frac{1}{N_0} E_{\xi_0} \{ [\delta(\underline{P}) \frac{g(\underline{P})}{g_0(\underline{P})} - Y]^2 \} \dots \dots \dots (24)$$

여기서, 수율과 같은 방법으로 유도하면,

$$V[\hat{Y}] = \frac{1}{N_0} E_{\xi_0} \{ [\delta(\underline{P}) \frac{\sqrt{(\det C_0)} \exp[-\frac{1}{2}(\underline{P}-\underline{\xi})^T C^{-1}(\underline{P}-\underline{\xi})]}{\sqrt{(\det C)} \exp[-\frac{1}{2}(\underline{P}-\underline{\xi}_0)^T C^{-1}(\underline{P}-\underline{\xi}_0)]} - Y]^2 \} \dots \dots \dots (25)$$

그리고, $\underline{\Delta\xi} = \underline{\xi} - \underline{\xi}_0$, $C = C_0$ 라는 조건하에서 다음과 같이 유도된다.

$$V[\hat{Y}] = \frac{1}{N_0} E_{\xi_0} \{ [\delta(\underline{P}) \exp [(\underline{P}-\underline{\xi}_0)^T C_0^{-1} \times \underline{\Delta\xi} - \frac{1}{2} \underline{\Delta\xi}^T C_0^{-1} \underline{\Delta\xi}] - Y]^2 \} \dots \dots \dots (26)$$

식(18)과 식(26)으로 부터 다음과 같이 유도된다.

$$V[\hat{Y}] = \frac{1}{N_0} [E_{\xi_0} \{ [\delta(\underline{P}) \exp [(\underline{P}-\underline{\xi}_0)^T C_0^{-1} \times \underline{\Delta\xi} - \frac{1}{2} \underline{\Delta\xi}^T C_0^{-1} \underline{\Delta\xi}] - Y]^2 \} \dots \dots \dots (27)$$

식(27)로 부터 다음식이 유도된다.

$$V[\hat{Y}] = \frac{1}{N_0} [Y_0 \{ 1 + 2(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T C_0^{-1} \times \underline{\Delta\xi} + \underline{\Delta\xi}^T C_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - 2 \underline{\Delta\xi}^T C_0^{-1} \times (C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0) \times (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T) C_0^{-1} \underline{\Delta\xi} \} - Y^2] \dots \dots \dots (28)$$

여기서, Y_0 는 초기의 수율이고, Y 는 임의의 수율이고, $V[\hat{Y}]$ 는 분산이고, ξ_0 는 파라미터의 초기평균값 벡터이고, ξ_H 는 채택할 수 있는 영역의 평균값 벡터이고, $\Delta\xi$ 는 파라미터평균값 벡터의 변화량이고, C_0 는 초기의 분산-공분산 매트릭스이고, C_H 는 채택할 수 있는 영역의 분산-공분산 매트릭스이고, N_0 는 고려된 소자의 초기의 총수이다.

여기서, 분산 $V[\hat{Y}]$ 의 크기가 클수록 수율예측의 불확실도가 커진다. 고로, $V[\hat{Y}]$ 의 크기가 작을수록 통계상의 확실도가 좋다.

V. GaAs MESFET의 효과적인 설계

이 장에서는 GaAs MESFET의 수율이 증가할 때에 새로운 기하학적 파라미터들의 공칭값을 결정한다. 수율 예측식에서 우리는 수율이 최대일 때에 $\Delta\xi$ 를 결정해야 한다.

즉,

$$Y_{max} \cong Y_P(\underline{\Delta\xi}) = Y_0 [1 + \Gamma_i(\underline{\Delta\xi})] \dots \dots \dots (29)$$

여기서, $\Gamma_i(\underline{\Delta\xi})$ 는

$$\Gamma_i(\underline{\Delta\xi}) = (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T C_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - \frac{1}{2} \underline{\Delta\xi}^T C_0^{-1} \times \{ C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0) (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \} \times C_0^{-1} \underline{\Delta\xi} \dots \dots \dots (30)$$

파라미터의 변화 $\Delta\xi$ 의 정규화된 크기 $\|\underline{\Delta\eta}\|$ 를 다음과 같은 조건하에서 즉,

$$\|\underline{\Delta\eta}\| = \sqrt{(\underline{\Delta\eta})^T \underline{\Delta\eta}} = \sqrt{(\underline{\Delta\xi})^T C_0^{-1} \underline{\Delta\xi}} = \text{const}$$

라는 조건하에서 $\Gamma_i(\underline{\Delta\xi})$ 를 최대시키는 $\underline{\Delta\xi}$ 를 찾도록 하면 $\underline{\Delta\xi}$ 와 $\underline{\Delta\eta}$ 의 관계와 C_0^{-1} 는 다음과 같이 된다.

$$\underline{\Delta\eta} = R_0 \sum_0^{-1} \underline{\Delta\xi} \quad C_0^{-1} = (\sum_0 K_0 \sum_0)^{-1} = \sum_0^{-1} R_0^T R_0 \sum_0^{-1} \dots \dots \dots (31)$$

여기서, \sum_0 는 표준편차를 포함하는 diagonal 매트릭스이고, K_0 는 상호관계 계수를 포함하는 상호관계 매트릭스이고, R_0 는 real upper triangular 매트릭스이다.

그리고, $C_0^{-1} = \sum_0^{-1} R_0^T R_0 \sum_0^{-1}$ 을 방정식(30)에 대입하면 다음과 같이 된다.

$$\Gamma_i(\underline{\Delta\xi}) = (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \sum_0^{-1} R_0^T R_0 \sum_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - \frac{1}{2} \underline{\Delta\xi}^T \sum_0^{-1} R_0^T R_0 \sum_0^{-1} \times \{ C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0) (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \} \times \sum_0^{-1} R_0^T R_0 \sum_0^{-1} \underline{\Delta\xi} \dots \dots \dots (32)$$

이것을 $\underline{\Delta}\eta$ 로 나타내면 다음과 같다.

$$\Gamma_{\xi}(\underline{\Delta}\eta) = (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \sum_0^{-1} R_0^T \underline{\Delta}\eta - \frac{1}{2} \underline{\Delta}\eta^T R_0 \sum_0^{-1} \times \{C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T\} \sum_0^{-1} R_0^T \underline{\Delta}\eta \dots \dots \dots (33)$$

여기서,

$$R_0 \sum_0^{-1} \{C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T\} \sum_0^{-1} R_0^T = UDU^T$$

$$x = U^T \underline{\Delta}\eta$$

$$b = U^T R_0 \sum_0^{-1} (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)$$

라 놓으면,

(단, U는 시스템 매트릭스 $R_0 \sum_0^{-1} \{C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T\} \sum_0^{-1} R_0^T$ 의 모든 eigenvectors를 포함하는 orthogonal 매트릭스이고, D는 시스템 매트릭스의 모든 eigenvalues를 포함하는 diagonal 매트릭스이다).

방정식(33)은

$$\Gamma(x) = b^T x - \frac{1}{2} x^T D x \dots \dots \dots (34)$$

이 된다.

여기서, $x^T \cdot x = \text{const}$ 를 만족시키며 식 (34)를 최대로 하는 x를 구하기 위하여 Lagrange multiplier λ 을 사용한 항을 추가해야 한다.^{[6][10]}

그때,

$$m(x) = b^T x - \frac{1}{2} x^T D x - \frac{1}{2} \lambda x^T x$$

여기서, x의 매트릭스 형태를 구하면 다음과 같다.

$$x = \left[\frac{b_1}{\lambda + d_1} \dots \frac{b_p}{\lambda + d_p} \dots \frac{b_r}{\lambda + d_r} \right]^T$$

그리고, eigenvalue 분해에서 있어서 eigenvalue의 단 몇개가 만약 음의 부호가 존재한다면 그 음의 eigenvalue 때문에 X의 단일 구성요소의 saddle-point behavior가 생길 우려가 있으므로 d_p에 절대치를 붙혀 다소 suboptimal한 해를 얻는다.

$$x_0 = \left[\frac{b_1}{\lambda + |d_1|} \dots \frac{b_p}{\lambda + |d_p|} \dots \frac{b_r}{\lambda + |d_r|} \right]^T$$

여기서, x₀를 정규화 하면 다음과 같이 나타내어진다.

$$\|x_0\| = \sqrt{\left(\sum_{p=1}^r \frac{d_p^2}{(\lambda + |d_p|)^2} \right)} \dots \dots \dots (35)$$

여기서, $\|x_0\|$ 는 GaAs MESFET의 기하학적 및 물질적인 파라미터 변화값 매트릭스의 정규화된 크기이다.

식(35)를 식(34)에 대입하면 다음과 같이 나타내어지고

$$\Gamma(x) = \sum_{p=1}^r b_p^2 \frac{\lambda + |d_p| - \frac{1}{2} d_p}{(\lambda + |d_p|)^2}$$

위 식을 식(29)에 대입해서 다음과 같은 함수를 얻는다.

$$Y \cong Y_p(\underline{\Delta}\xi) = Y_0 \left[1 \times \sum_{p=1}^r b_p^2 \frac{\lambda + |d_p| - \frac{1}{2} d_p}{(\lambda + |d_p|)^2} \right] \dots \dots \dots (36)$$

이것을 $\|x_0\|$ 의 함수인 $Y = f_1(\|x_0\|)$ 를 나타낼 수 있으며, 또한 x, y축 좌표상에서 $\|x_0\|$ 를 x축, 수율 Y를 y축으로 해서, $\|x_0\|$ 의 변화에 따른 수율 Y의 변화를 그래프로 나타낼 수 있다.

또, $x = x_0$ 에서 분산예측식의 값을 구하면 분산예측식인

$$V[\hat{Y}] = \frac{1}{N_0} [Y_0 \{1 + 2(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T C_0^{-1} \times \underline{\Delta}\xi + \underline{\Delta}\xi^T C_0^{-1} \times \underline{\Delta}\xi - 2 \underline{\Delta}\xi^T C_0^{-1} \times (C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T) C_0^{-1} \times \underline{\Delta}\xi - Y^2]$$

에서

$$V[\hat{Y}] = \frac{1}{N_0} [Y_0 \{1 + \Gamma_{\xi}(\underline{\Delta}\xi)\} - Y^2] \dots \dots \dots (37)$$

로 놓으면

$$\begin{aligned} \Gamma_i(\underline{\Delta\xi}) &= 2(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T C_0^{-1} \underline{\Delta\xi} + \underline{\Delta\xi}^T C_0^{-1} \\ &\quad \times \underline{\Delta\xi} - 2\underline{\Delta\xi}^T C_0^{-1} (C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)) \\ &\quad \times (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T C_0^{-1} \underline{\Delta\xi} \dots\dots\dots (38) \end{aligned}$$

$$- \left\{ Y_0 \left(1 - \sum_{p=1}^r b_p^2 \frac{\lambda + |d_p| - \frac{1}{2} d_p}{(\lambda + |d_p|)^2} \right) \right\}^2 \dots\dots\dots (42)$$

로 된다.

식(38)에 $C_0^{-1} = \sum_0^{-1} R_0^T R_0 \sum_0^{-1}$ 를 대입하면

$$\begin{aligned} \Gamma_i(\underline{\Delta\xi}) &= 2(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \sum_0^{-1} R_0^T R_0 \sum_0^{-1} \times \underline{\Delta\xi} \\ &\quad + \underline{\Delta\xi}^T \sum_0^{-1} R_0^T R_0 \sum_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - 2\underline{\Delta\xi}^T \sum_0^{-1} R_0^T R_0 \sum_0^{-1} \\ &\quad \times (C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)) (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \\ &\quad \times \sum_0^{-1} R_0^T R_0 \sum_0^{-1} \underline{\Delta\xi} \dots\dots\dots (39) \end{aligned}$$

이것을 $\|x_0\|$ 의 함수인 $V[\hat{Y}] = f_2(\|x_0\|)$ 로 나타낼 수 있고, x, y축상의 좌표에 $\|x_0\|$ 를 x축, 분산예측 $V[\hat{Y}]$ 를 y축으로 해서 $\|x_0\|$ 의 변화에 따른 $V[\hat{Y}]$ 의 변화를 그래프로 나타낼 수 있다.

다음에, 새로운 파라미터들의 공칭값을 결정하는 방법을 나타내면 다음과 같다.

먼저, Y와 $V[\hat{Y}]$ 를 $\|x_0\|$ 의 함수로 나타내어 그래프로 그린다. 그래프에서 Y는 급하게 증가하다가 서서히 증가하고, $V[\hat{Y}]$ 는 서서히 증가하다가 급하게 증가하는 최적값 $\|x_0\|$ 를 찾기 위해서 Y의 증가율과 $V[\hat{Y}]$ 의 증가율을 $\|x_0\|$ 에 대해서 나타내어 Y의 증가율곡선과 $V[\hat{Y}]$ 의 증가율곡선이 만나는 $\|x_0\|$ 의 값을 찾는다. 그 $\|x_0\|$ 값에 해당하는 최적값 매트릭스 x_0 을 구한다. 그리고 매트릭스 x_0 로부터 $\underline{\Delta\xi}_0 = \sum_0 \cdot R_0^{-1} \cdot U \cdot x_0$ 에 의해 $\underline{\Delta\xi}_0$ 를 구해서 방정식 $\underline{\xi}_1 = \underline{\xi}_0 + \underline{\Delta\xi}_0$ 에 의해 새로운 파라미터 매트릭스 $\underline{\xi}_1$ 을 구한다. 여기서, $\underline{\xi}_0$ 는 FET의 초기의 기하학적 및 물질적인 파라미터 매트릭스이고, $\underline{\xi}_1$ 은 FET의 새로운 기하학적 및 물질적인 파라미터 매트릭스이고, $\underline{\Delta\xi}_0$ 는 FET의 기하학적 및 물질적인 파라미터 변화값 매트릭스이다.

로 되고,

이것을 $\underline{\Delta\eta}$ 로 나타내면

$$\begin{aligned} \Gamma_i(\underline{\Delta\eta}) &= 2(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \sum_0^{-1} R_0^T \underline{\Delta\eta} + \underline{\Delta\eta}^T \underline{\Delta\eta} \\ &\quad - 2\underline{\Delta\eta}^T R_0 \sum_0^{-1} (C_0 - C^H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)) \\ &\quad \times (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \sum_0^{-1} R_0^T \underline{\Delta\eta} \dots\dots\dots (40) \end{aligned}$$

로 된다.

여기서,

$$\begin{aligned} R_0 \sum_0^{-1} (C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)) (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \sum_0^{-1} R_0^T &= UDU^T \\ x &= U^T \underline{\Delta\eta} \\ b &= U^T R_0 \sum_0^{-1} (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0) \end{aligned}$$

라 놓으면

$$\Gamma(x) = 2b^T x + x^T x - 2x^T D x$$

로 된다.

여기서, 수율을 결정하는 순서와 같은 방법으로 다음을 얻는다.

$$\Gamma(x) = \sum_{p=1}^r b_p^2 \frac{2(|d_p| + \lambda) + 1 - 2d_p}{(|d_p| + \lambda)^2} \dots\dots (41)$$

식(36)과 식(41)을 식(37)에 대입해서 다음식을 얻는다.

$$V[\hat{Y}] = \frac{1}{N_0} \left\{ Y_0 \left[1 + \sum_{p=1}^r b_p^2 \frac{2(|d_p| + 1) + 1 - 2d_p}{(|d_p| + \lambda)^2} \right] \right\}$$

VI. 실험결과

표 1의 초기공칭값을 식(5)에 대입해서 각각의 주파수에 대해 잡음지수를 계산하여 표 2와 같은 성능규격을 세웠다.

이 경우에 고려하는 샘플을 1000개로 하고, 각각 파라미터들의 공칭값에서 표준편차 3%의 범위내에서 정규분포를 형성하며 랜덤하게 발생시켜 컴퓨터 시뮬레이션 해본

결과 해당하는 성능규격을 만족하는 비율인 수율이 32%였다.

그런데, 여기서 유도한 알고리즘을 이용해서 각각의 $\|x_0\|$ 값에 대한 수율(Y)과 분산($V[\hat{Y}]$)을 구해 그래프로 그려보면 그림 4와 같다.

Table 2. Performance specification of GaAs MES-FET sample for noise figure

주파수, GHz	잡음특성, dB
3	≤1.347
5	≤2.059
10	≤3.446
15	≤4.518
20	≤5.371
30	≤6.641
40	≤7.721

서서히 증가하고, 동시에, 분산($V[\hat{Y}]$)은 서서히 증가하다가 급하게 증가하는, 최적값 $\|x_0\|$ 를 찾기 위해서 수율(Y)의 증가율과 분산($V[\hat{Y}]$)의 증가율을 $\|x_0\|$ 의 값에 대해서 나타내어 보면 그림 5와 같다.

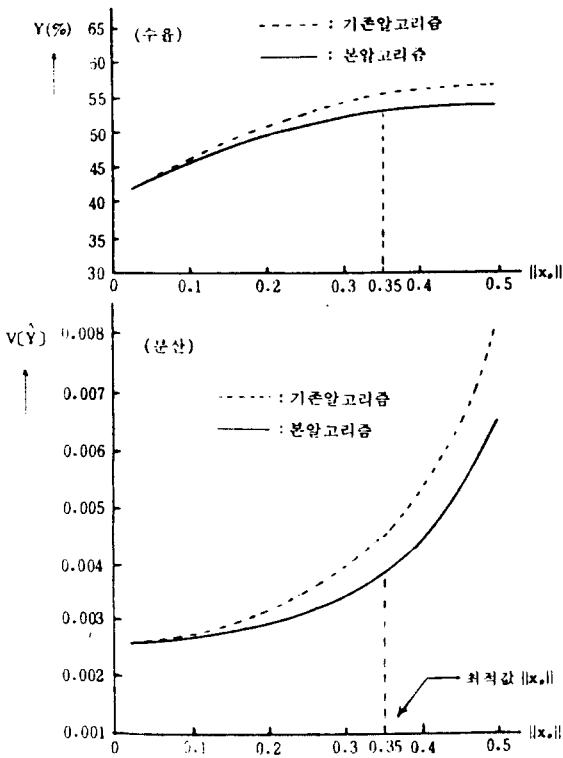


Fig 4. Graph of yield and variance for GaAs MESFET

그림 4.에서 점선은 기존 알고리즘의 결과이고, 실선은 여기서 유도한 알고리즘의 결과이며 여기서 실선을 사용하였다.

이 그래프에서 수율(Y)은 급하게 증가하다가

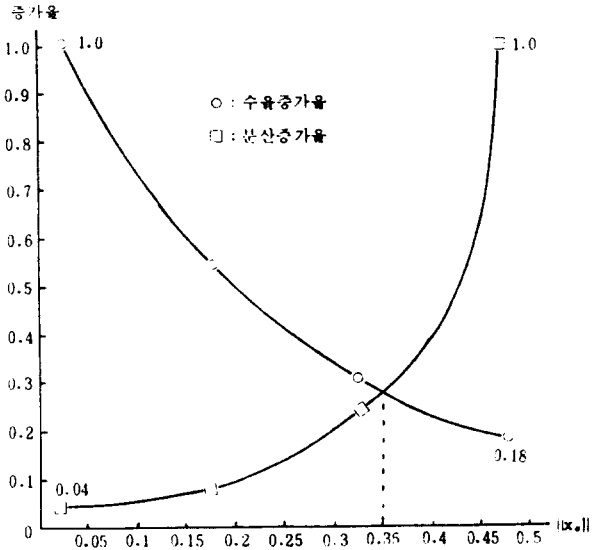


Fig 5. Increasing rate curve of yield and variance

최적값 $\|x_0\|$ 는 수율증가율곡선과 분산증가율곡선의 교차점이 된다. 표 3은 새로운 방법과 최적값 $\|x_0\|$ 를 이용해서 얻은 새로운 기하학적 및 물질적인 파라미터값들을 나타낸다.

Table 3. Norminal value of geometrical and material parameters

기하학적 및 물질적인 파라미터	새로운 공칭값 (수율이 39% 일때)
M	$4.023 \times 10^{16} \text{Cm}^{-3}$
L	0.89 μm
a	0.273 μm
W	0.247 μm
h	1.005 μm
L_{sx}	1.17 μm
a_1	0.273 μm

그리고, 여기서 구한 새로운 공칭값으로 샘플을 1000개로 하고 각각 파라미터들의 공칭값에서 표준편차 3%의 범위내에서 정규분포를 형성하며 랜덤하게 발생시켜 컴퓨터시뮬레이션 해본 결과 해당하는 성능규격을 만족하는 비율인 수율은 39%였다.

VII. 결 론

고주파증폭기에 자주 사용되는 GaAs MESFET에서 기하학적 및 물질적인 파라미터들의 허용오차와 상관관계를 고려한 상태에서 기준잡음지수의 성능규격을 만족하는 비율인 수율이 증가하도록, 즉 저잡음 GaAs MESFET가 많이 발생하도록 효과적으로 설계하는 알고리즘과 프로그램을 개발하였다. 고로 이것을 앞 샘플의 GaAs MESFET에 적용하여 수율이 32%에서 39%로 증가할 때의 새로운 기하학적 및 물질적인 파라미터들의 공칭값을 구하였다. 고로 이 알고리즘이 저잡음 GaAs MESFET의 설계에 효과적이라는 것을 알았다.

VIII. 참고문헌

1. MOGLESTUE, C. : 'A self-consistent Monte-Carlo particle model to analyze semiconductor microcomponents of any geometry', IEEE Trans., 1986, CAD-5(2), pp. 125~345
2. WOLF, P. : 'Microwave properties of Schottky-barrier field effect transistors', IBM J. Res.Develop. 1970, 14, pp. 125~141.
3. IMAI, Y., UCHIDA, M., and YAMAMOTO, K. : 'A sub-half-micron gate-length GaAs MESFET with new gate structure', IEEE Electron Device Lett., 1983, 4, (4), pp. 99~101.
4. FUKUI, H. : 'Optimal noise figure of microwave GaAs Mesfet's', IEEE Trans., 1979, ED-26, (7), pp. 1032~1037.
5. POLEZA, J., and RCKLAITIS, A. : 'Electron transport properties in GaAs at high electric fields', Solid-State Electron., 1979, 23, pp.

- 927~933.
6. ANTERICH, K., and KOBLITZ, R. : 'Design centering by yield prediction', IEEE Trans., 1982, CAD-29, (2), pp. 88~95
7. TOMIZAWA, M., UCHIDA, M., and SUGETA, T. : 'Improvement in GaAs MESFET drain conductanced by a steplike-gate structure', IEEE Trans., 1984, ED-31, (4), pp. 435~439
8. FUKUI, H. : 'Design of microwave GaAs MESFET's for broad band low-noise amplifiers', IEEE Trans., 1979, MTT-27, (8), pp. 635~650
9. MOGLESTUE, C. : 'Monte-Carlo particle simulation of a GaAs MESFET with a gate trench sloping towards the source', IEE Proc. I, 1985, 132, (5), pp. 217, 223
10. LEE, S.B., and TCHAH, K.H. : 'Efficient parameter extraction of MESFET by Monte-Carlo method', 1987 IEEE Region Ten Conference, Volume 3, August 1987
11. LEE, S.B., and TCHAH, K.H. : 'Efficient design of MOSFET for noise improvement', 1988 Joint Technical Conf. Circuits/Systems, Computers and Communications, November 1988
12. 이상배, 차균현 : "저잡음 MOSFET를 위한 효과적인 파라미터추출", 전자공학회 논문지, 제 26권, 제3호, pp. 113~123, 1989년, 3월

IV. 부 록

IV-1. 식(20)의 유도

$$Y = E_{\xi} \left[\delta(P) \exp \left\{ (P - \xi_0)^T C_0^{-1} \Delta \xi - \frac{1}{2} \Delta \xi^T C_0^{-1} \Delta \xi \right\} \right] \dots \dots \dots (43)$$

식(43)을 다음과 같이 두면

$$Y = \theta_1(\Delta \xi) E_{\xi} \left[\delta(P) \theta_2(P, \Delta \xi) \right] \dots \dots \dots (44)$$

식(43)과 (44)로 부터 다음의 식(45)가 얻어진다 :

$$\theta_1(\underline{\Delta\xi}) = \exp\left[-\underline{\xi}_0^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - \frac{1}{2} \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}\right]$$

$$u_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi}) = \exp\left[\underline{P}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}\right] \dots\dots\dots (45)$$

$\theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi})$ 의 테일러 급수전개가 다음 식과 같다.

$$\theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi}) = 1 + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k!} (\underline{P}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi})^k \dots\dots\dots (46)$$

그래서

$$E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) \theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi}) \} = Y_0 + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k!} E_{\rho} \{ (\underline{P}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi})^k \}$$

..... (47)

여기서 $\underline{\Delta\xi}$ 의 첫째 항과 둘째 항은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) \underline{P}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} \} = Y_0 \underline{\xi}_H^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}$$

$$E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) (\underline{P}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi})^2 \}$$

$$= \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) \underline{P} \underline{P}^T \} \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}$$

$$= Y_0 \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} (\underline{C}_H + \underline{\xi}_H \underline{\xi}_H^T) \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} \dots\dots\dots (48)$$

식 (47)에 있는 $\underline{\Delta\xi}$ 의 3차 이상의 항을 무시하

$$E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) \theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi}) \} \cong Y_0 [1 + \underline{\xi}_H^T \underline{C}_0^{-1} \times \underline{\Delta\xi} +$$

$$\frac{1}{2} \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} (\underline{C}_H + \underline{\xi}_H \underline{\xi}_H^T) \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}] \dots\dots\dots (49)$$

$\underline{\Delta\xi}$ 의 3차 이상의 항을 무시하고 $\theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi})$ 을 테일러 급수전개으로써 다음 식을 얻는다.

$$\theta_1(\underline{\Delta\xi}) \cong 1 - \underline{\xi}_0^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - \frac{1}{2} \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1}$$

$$\times [\underline{C}_0 - \underline{\xi}_0 \underline{\xi}_0^T] \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}$$

IV - 2. 식(28)의 유도

$$V[\hat{Y}] = \frac{1}{N_0} [E_{\rho} \{ [\delta(\underline{P}) \exp [(P - \underline{\xi}_0)^T \underline{C}_0^{-1} \times$$

$$\underline{\Delta\xi} - \frac{1}{2} \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}]^2 \} - Y^2] \dots\dots\dots (50)$$

식(50)에서 괄호안의 첫번째 항을 계산하면 식 (51)로 된다.

$$E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) \exp [2(\underline{P} - \underline{\xi}_0)^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}] \} \dots (51)$$

식(51)을 다음과 같이 두면

$$\theta_1(\underline{\Delta\xi}) E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) \theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi}) \}$$

$$\theta_1(\underline{\Delta\xi}) = \exp[-2\underline{\xi}_0^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}]$$

$$\theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi}) = \exp [2\underline{P}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}] \dots\dots\dots (52)$$

$\theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi})$ 의 테일러 급수전개는 다음과 같이 된다.

$$\theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi}) = 1 + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k!} (2\underline{P}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi})^k \dots\dots\dots (53)$$

그래서,

$$E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) \theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi}) \}$$

$$= Y_0 + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k!} \times E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) (2\underline{P}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi})^k \}$$

$$E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) (2\underline{P}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}) \} = 2Y_0 \underline{\xi}_H^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}$$

$$E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) (2\underline{P}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi})^2 \}$$

$$= 4Y_0 \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} (\underline{C}_H - \underline{\xi}_H \underline{\xi}_H^T) \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} \dots\dots\dots (54)$$

여기서 $\underline{\Delta\xi}$ 의 3차 이상의 항을 무시하면

$$E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) \theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi}) \}$$

$$\cong Y_0 [1 + 2\underline{\xi}_H^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} + 2\underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} (\underline{C}_H + \underline{\xi}_H \underline{\xi}_H^T) \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}]$$

$$\theta_1(\underline{\Delta\xi})$$

$$\cong 1 - 2\underline{\xi}_0^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} + 2\underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\xi}_0 \underline{\xi}_0^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}$$

..... (55)

그러므로,

$$\theta_1(\underline{\Delta\xi}) E_{\rho} \{ \delta(\underline{P}) \theta_2(\underline{P}, \underline{\Delta\xi}) \}$$

$$= Y_0 [1 - 2\underline{\xi}_0^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}$$

$$+ 2\underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\xi}_0 \underline{\xi}_0^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} + 2\underline{\xi}_H^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}$$

$$- 4\underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\xi}_0 \underline{\xi}_0^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}$$

$$+ 2\underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} (\underline{C}_H + \underline{\xi}_H \underline{\xi}_H^T) \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}]$$

$$= Y_0 [1 + 2(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}$$

$$+ 2\underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} (\underline{\xi}_0 \underline{\xi}_0^T - 2\underline{\xi}_0 \underline{\xi}_H^T$$

$$+ \underline{C}_H + \underline{\xi}_H \underline{\xi}_H^T) \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}]$$

$$= Y_0 [1 + 2(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi} - \underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}$$

$$- 2\underline{\Delta\xi}^T \underline{C}_0^{-1} (-\underline{C}_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)$$

$$\times (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T) \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta\xi}]$$

$$\begin{aligned}
 &= Y_0 [1 + 2(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta} \underline{\xi} \\
 &\quad - \underline{\Delta} \underline{\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta} \underline{\xi} + 2 \underline{\Delta} \underline{\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta} \underline{\xi} \\
 &\quad - 2 \underline{\Delta} \underline{\xi}^T \underline{C}_0^{-1} (C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0) \\
 &\quad \times (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T) \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta} \underline{\xi}] \\
 &= Y_0 [1 + 2(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta} \underline{\xi} + \underline{\Delta} \underline{\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta} \underline{\xi} \\
 &\quad - 2 \underline{\Delta} \underline{\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \{C_0 - C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0) \\
 &\quad \times (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T\} \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta} \underline{\xi}]
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 V[\hat{Y}] &= \frac{1}{N_0} [Y_0 \{1 + 2(\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T \\
 &\quad \times \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta} \underline{\xi} + \underline{\Delta} \underline{\xi}^T \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta} \underline{\xi} \\
 &\quad - 2 \underline{\Delta} \underline{\xi}^T \underline{C}_0^{-1} (C_0 + C_H - (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0) \\
 &\quad \times (\underline{\xi}_H - \underline{\xi}_0)^T) \underline{C}_0^{-1} \underline{\Delta} \underline{\xi}\} - Y^2]
 \end{aligned}$$

그래서 $V[\hat{Y}]$ 는 다음과 같이 된다.

* 이 연구는 '91년도 한국과학재단 연구비 지원에 의한 결과임.

과제번호 : 913 - 0810 - 010 - 2
