

논문 2010-47TC-9-3

이중 제한조건 빔형성 방식에서 수렴조건 분석

(Analysis of Convergence on the Double Constraints Beamforming)

류길현*, 김광태**

(Kil Hyen Ryu and Kwang Tae Kim)

요약

이중의 제한조건을 사용하는 선형제한 최소분산 (Linear Constraint Minimum Variance LCMV) 빔형성 (Beamforming) 방식에서 가중치 벡터가 갱신 될수록 최적 가중치 벡터에 수렴하기 위한 수렴조건을 분석하였다. 또한 유도된 조건하에서 가중치 벡터가 수렴함을 전산실험을 통하여 보였다.

Abstract

In this thesis, we have developed the convergence condition of the beamforming algorithm which has two constraints to combat the signal cancellations. The weight vector can be converged with the derived conditions.

Keywords: Array Antenna, Beamforming, Correlation Matrix, Signal Cancellation

I. 서론

아래와 같은 이중 제한조건을 갖는 빔형성 방식^[1]

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} \\ & \text{subject to } \mathbf{f}_s^H \mathbf{w} = 1 \\ & \text{subject to } \mathbf{f}_c^H \mathbf{w} = 0 \end{aligned} \quad (1)$$

에서 최적의 가중치 벡터는

$$\mathbf{w}_{opt} = \eta \mathbf{R}^{-1} (\zeta_{cc} \mathbf{f}_s - \zeta_{cs} \mathbf{f}_c) \quad (2)$$

로 구해진다. 여기서

$$\begin{aligned} \zeta_{cc} &= \mathbf{f}_c^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{f}_c, \quad \zeta_{cs} = \mathbf{f}_c^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{f}_s, \quad \zeta_{sc} = \mathbf{f}_s^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{f}_c, \\ \zeta_{ss} &= \mathbf{f}_s^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{f}_s, \quad \eta = 1 / (\zeta_{cc} \zeta_{ss} - \zeta_{cs} \zeta_{sc}) \end{aligned} \quad (3)$$

와 같다. 위 최적 가중치 벡터의 적응 알고리즘은

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{G}[\mathbf{w}(k) - \mu y(k) \mathbf{x}(k)] + \mathbf{a} \quad (4)$$

와 같다.

여기서 \mathbf{x} 는 입력신호 벡터, y 는 출력신호, \mathbf{w} 는 빔형성을 위한 가중치 벡터, \mathbf{R} 은 상관행렬, \mathbf{f}_s 와 \mathbf{f}_c 는 각각 목표신호의 도달각과 간섭신호의 도달각으로 구성되는 방향벡터이다. 또한 \mathbf{a} 는 가중치 벡터의 초기값이며,

$$\mathbf{G} = \mathbf{Q} \mathbf{P}_c \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_c = \mathbf{I} - \mathbf{f}_c \mathbf{f}_c^H / (\mathbf{f}_c^H \mathbf{f}_c), \quad \mathbf{Q} = \mathbf{I} - \mathbf{P}_c \mathbf{f}_s \mathbf{f}_s^H / (\mathbf{f}_s^H \mathbf{P}_c \mathbf{f}_s) \quad (6)$$

와 같다. 위 알고리즘은 본질적으로 Steepest Descent 알고리즘에 기반을 두고 있으며, 이것은 궤환을 포함하기 때문에 불안정 할 가능성이 있다. 본 논문에서는 식 (4)의 적응방식으로 구하는 가중치 벡터의 평균값이 최적 가중치 벡터에 수렴하는 현상과 그 특성을 나타낸다.

* 정회원, 삼성전자 System LSI 사업부 (Samsung Electronics)

** 정회원-교신저자, 경북대학교 이공대학 산업전자전기공학부 (College of Science and Engineering, Kyungpook National University)

※ 이 논문은 2010년도 경북대학교 학술연구비에 의하여 연구되었음.

접수일자: 2010년5월17일, 수정완료일: 2010년9월15일

II. 가중치 벡터의 수렴특성 분석

식 (4)에서 연속적으로 입력되는 입력신호 벡터들 사이에 상관성이 없으며, 가중치 벡터 \mathbf{w} 는 입력벡터 \mathbf{X} 와 독립적이라고 가정한다면, 적응 알고리즘이 수렴하기 위한 조건은 2가지 요인에 의해서 좌우될 수 있다. 첫 번째 요인은 가중치 벡터가 갱신될 때 마다 그 양을 결정하는 스칼라 상수인 μ 이고, 두 번째 요인은 상관행렬 \mathbf{R} 의 특성이다. 이 두 가지 변수가 케환루프 모델의 안정성과 수렴성을 결정짓는다. 지금부터 시스템의 수렴특성과 이 두 가지 변수가 어떤 관계를 갖는지를 살펴해보겠다.

가중치 벡터의 평균값과 최적의 가중치 값의 차이를

$$\mathbf{v}(k+1) = E[\mathbf{w}(k+1)] - \mathbf{w}_{opt} \quad (7)$$

와 같이 표현하는데 반복이 무한대가 되어 가중치 벡터의 평균값이 최적 가중치 벡터에 수렴 한다면 이 값은 0 이 될 것이다. 식 (7)에 식 (4)의 결과를 대입 정리하면

$$\mathbf{v}(k+1) = [\mathbf{Q}\mathbf{P}_c - \mu\mathbf{Q}\mathbf{P}_c\mathbf{R}]\mathbf{v}(k) + [\mathbf{Q}\mathbf{P}_c - \mu\mathbf{Q}\mathbf{P}_c\mathbf{R}]\mathbf{w}_{opt} + \mathbf{a} - \mathbf{w}_{opt} \quad (8)$$

와 같다. 여기서

$$\mathbf{Q}\mathbf{P}_c\mathbf{R}\mathbf{w}_{opt} = \eta \left(\mathbf{I} - \mathbf{P}_c\mathbf{f}_c\mathbf{f}_c^H / (\mathbf{f}_c^H\mathbf{P}_c\mathbf{f}_c) \right) \mathbf{P}_c\mathbf{R}\mathbf{R}^{-1} [\zeta_{cc}\mathbf{f}_c - \zeta_{cs}\mathbf{f}_s] \quad (9)$$

와 같다. 또한 $\mathbf{P}_c\mathbf{f}_c=0$ 이 되는 성질을 이용해서 식 (9)를 다시 정리하면 $\mathbf{Q}\mathbf{P}_c\mathbf{R}\mathbf{w}_{opt}=0$ 이 된다.

즉 행렬 \mathbf{P}_c 는 임의의 벡터를 \mathbf{f}_c 와 수직인 제한 부평면 (Constraint Subspace)에 프로젝션(Projection)하는 역할을 하므로 식(9)가 0이 되는 것이다. 행렬의 프로젝션 성질은 LCMV 빔형성 알고리즘에서 매우 중요한 역할을 한다^[2]. 다음으로

$$\mathbf{I} - \mathbf{Q} = \mathbf{P}_c\mathbf{f}_c\mathbf{f}_c^H / (\mathbf{f}_c^H\mathbf{P}_c\mathbf{f}_c) = \mathbf{a}\mathbf{f}_c^H \quad (10)$$

이 되고, \mathbf{w}_{opt} 를 식 (10)의 뒷 단에 곱하면

$$(\mathbf{I} - \mathbf{Q})\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{a}\mathbf{f}_c^H\mathbf{w}_{opt} \quad (11)$$

식.(1)의 정의에 의해서 $\mathbf{f}_c^H\mathbf{w}_{opt} = 1$ 이니까

$$(\mathbf{I} - \mathbf{Q})\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{a} \quad (12)$$

가 된다. 식 (9) 와 (12)를 식 (8)에 대입하고 정리하면

$$\mathbf{v}(k+1) = [\mathbf{Q}\mathbf{P}_c - \mu\mathbf{Q}\mathbf{P}_c\mathbf{R}]\mathbf{v}(k) + \mathbf{Q}\mathbf{P}_c\mathbf{w}_{opt} - \mathbf{Q}\mathbf{w}_{opt} \quad (13)$$

식 (13)의 3번째 항에서 $\mathbf{P}_c\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{w}_{opt}$ 가 된다. 그러므로 식 (13)은

$$\mathbf{v}(k+1) = [\mathbf{Q}\mathbf{P}_c - \mu\mathbf{Q}\mathbf{P}_c\mathbf{R}]\mathbf{v}(k) \quad (14)$$

와 같다. 여기서 \mathbf{P}_c 는

$$\mathbf{P}_c^2 = \mathbf{I} - 2 \frac{\mathbf{f}_c\mathbf{f}_c^H}{\mathbf{f}_c^H\mathbf{f}_c} + \frac{\mathbf{f}_c\mathbf{f}_c^H\mathbf{f}_c\mathbf{f}_c^H}{\mathbf{f}_c^H\mathbf{f}_c\mathbf{f}_c^H\mathbf{f}_c} = \mathbf{P}_c \quad (15)$$

와 같이 제곱을 해도 역시 같은 값을 갖기 때문에 멱등행렬 (Idempotent Matrix)이라 부른다^[3]. 역시 \mathbf{Q} 도 같은 성질이기에 때문에 멱등행렬이다. \mathbf{Q} 와 \mathbf{P}_c 의 곱인 \mathbf{G} 도 역시 멱등행렬이다. 만약 임의의 행렬이 멱등행렬이라면

$$(\mathbf{I} - \mathbf{P}_c)^2 = \mathbf{I} - \mathbf{P}_c \quad (16)$$

와 같은 성질을 만족한다. 위의 멱등행렬의 성질을 이용하여 식 (14)는

$$\mathbf{G}\mathbf{v}(k+1) = \mathbf{G}^2\mathbf{v}(k) - \mu\mathbf{G}^2\mathbf{R}\mathbf{v}(k) = \mathbf{v}(k+1) \quad (17)$$

와 같이 표현 가능하다. 식 (17)을 이용하면 식 (14)는

$$\mathbf{v}(k+1) = \mathbf{v}(k) - \mu\mathbf{G}\mathbf{R}\mathbf{G}\mathbf{v}(k) = [\mathbf{I} - \mu\mathbf{G}\mathbf{R}\mathbf{G}]^{k+1}\mathbf{v}(0) \quad (18)$$

와 같이 된다. 여기서 \mathbf{a} 는 가중치 벡터의 초기값이므로, $\mathbf{v}(0) = \mathbf{a} - \mathbf{w}_{opt}$ 와 같다.

식 (18)을 살펴보면 μ 값과 행렬 $\mathbf{G}\mathbf{R}\mathbf{G}$ 의 특성이 벡터 \mathbf{v} 의 수렴속도와 정상상태에서의 분산을 결정 한다는 것을 예측할 수 있다. 다음으로 식 (18)에서 행렬 $\mathbf{G}\mathbf{R}\mathbf{G}$ 의 특성이 벡터 \mathbf{v} 의 수렴에 미치는 영향을 분석 하도록 하겠다. 행렬 $\mathbf{G}\mathbf{R}\mathbf{G}$ 의 특성은 0이 아닌 고유치에 의해서 결정이 되며, $\mathbf{G}\mathbf{R}\mathbf{G}$ 는 대칭행렬이므로 0이 아닌 고유치의 수는 행렬 $\mathbf{G}\mathbf{R}\mathbf{G}$ 의 Rank와 일치한다^[3]. 정의에 의해서 행렬 $\mathbf{G}\mathbf{R}\mathbf{G}$ 의 Rank는 행렬 내에 존재하는 선형독립인 행이나 열의 수를 나타낸다. 따라서 먼저 행렬 $\mathbf{G}\mathbf{R}\mathbf{G}$ 의 Rank의 수를 파악 하는 것이 식 (18)의 특성을 파악 하기 위한 선결 조건이다. 간섭신호 도달각으로 구성되는 방향벡터 \mathbf{f}_c 의 정의로부터 \mathbf{P}_c 를 풀어보면, \mathbf{P}_c 의 Trace는 $N-1$ 과 같음을 알 수 있다. 여기서 N 은 빔형성

을 위한 안테나의 수이다. 멱등행렬의 경우에는 Trace와 Rank가 같으므로^[3], P_c 의 Rank 또한 $N-1$ 이다. 이것은 P_c 에서 선형독립인 행이나 열이 $N-1$ 개가 존재함을 의미한다. 앞서서도 언급했듯이 P_c 는 대칭행렬이므로 Rank의 수는 0이 아닌 고유치의 수와 일치한다. 다음으로 Q 의 Rank를 구하기로 한다. 먼저 계산의 편의를 위하여 행렬 A 를

$$A = P_c f_s f_s^H / (f_s^H P_c f_s) \quad (19)$$

와 같이 두고 $Q = I - A$ 로 표기한다. 위의 식 (19)의 분자항에 f_s 를 대입해서 계산하면 선형독립인 행이 하나만 존재한다는 것을 알 수 있고, 따라서 Rank가 1이라는 것을 알 수 있다. 또한 행렬 곱의 Rank에 대한 정리^[3]를 이용하면

$$\text{rank}(P_c f_s f_s^H) \leq \min[\text{rank}(P_c), \text{rank}(f_s f_s^H)] \quad (20)$$

와 같이 된다. 앞에서 구했듯이 행렬 P_c 의 Rank는 $N-1$ 이고, 행렬 $f_s f_s^H$ 의 Rank는 1이므로, $P_c f_s f_s^H$ 의 Rank는 0 아니면 1인데, 영행렬(Null Matrix)이 아니라면 최소한 한 개의 독립적인 행이나 열이 존재 하니까, $\text{rank}(P_c f_s f_s^H)$ 는 최소한 0이 아니다. 따라서 $\text{rank}(A)=1$ 임을 알 수 있다. 즉 A 도 멱등행렬임을 알 수 있고, 멱등행렬에 대한 정리에 의해

$$\text{rank}(I - A) = N - \text{rank}(A) = N - 1 \quad (21)$$

이 성립한다. 즉 Q 및 P_c 의 Rank는 모두 $N-1$ 임을 알 수 있다. 다음으로 G 의 Rank를 구해보자 임의의 행렬 곱과 합에 대한 Rank의 관계를 인용하면^[3-4]

$$\text{rank}(QP_c) \leq \min[\text{rank}(Q), \text{rank}(P_c)] \quad (22)$$

$$\text{rank}(QP_c) \geq \text{rank}(Q) + \text{rank}(P_c) - N \quad (23)$$

와 같이 된다. 위의 두식을 이용하면 G 의 Rank의 범위는

$$N - 2 \leq \text{rank}(QP_c) \leq N - 1 \quad (24)$$

와 같이 됨을 알 수 있다. 여기서 계산의 편의를 위해서 $G = P_c - A_G$ 라 두면, A_G 는

$$A_G = P_c f_s f_s^H P_c / (f_s^H P_c f_s) \quad (25)$$

와 같다. 따라서

$$\text{rank}(I - G) = \text{rank}(I - P_c + A_G) \quad (26)$$

와 같이 표시할 수 있다. 여기서 A_G 도 멱등행렬이다. 정리^[4]에 의해서 두 행렬 곱의 결과가 0이고, 둘 다 멱등행렬이라면

$$\text{rank}(I - P_c + A_G) = \text{rank}(I - P_c) + \text{rank}(A_G) \quad (27)$$

이 성립한다. 여기서 $I - P_c$ 및 A_G 가 각각 멱등행렬이고, $(I - P_c)A_G = A_G(I - P_c) = 0$ 와 같이 둘의 곱이 0이 되므로 식(27)을 만족하기 위한 가정이 성립한다. 여기서 식 (20)을 적용하면 $\text{rank}(A_G)=1$ 임을 구할 수 있다. 앞의 정리를 이용하면 $I - P_c$ 의 Rank도 1이 됨을 알 수 있다. 그러므로 식 (27)을 이용하면

$$\text{rank}(I - G) = \text{rank}(I - P_c) + \text{rank}(A_G) = 2 \quad (28)$$

임을 알 수 있다. 다시 식 (21)에 사용된 정리를 이용하면

$$\begin{aligned} \text{rank}(G) &= N - \text{rank}(I - G) \\ &= N - 2 \end{aligned} \quad (29)$$

와 같이 G 의 Rank를 구할 수 있다. 즉 G 는 $N-2$ 개의 선형독립인 열을 가짐을 알 수 있다. 여기서 R 은 비특이행렬(Nonsingular Matrix)이며, G 에 비특이행렬을 곱하면 Rank는 변하지 않으므로^[3] GRG의 Rank는 $N-2$ 가 됨을 알 수 있다. 즉 행렬 GRG에서 0이 아닌 고유치의 수는 $N-2$ 이다.

다음으로 앞에서 정리한 식들을 이용하여 $v(k)$ 의 수렴조건을 구한다. 식 (18)에서 i 번째 고유진동(Natural Mode)을 나타내면

$$v_i(k+1) = (1 - \mu\rho_i)v_i(k), \quad i=1, 2, \dots, N-2 \quad (30)$$

와 같다. 여기서 ρ_i 는 행렬 GRG의 i 번째 고유치이고 이것은 식 (29)에서 구한 바와 같이 $N-2$ 개가 있다. 식 (30)의 1차 호모지니어스 방정식(Homogeneous Equation)은

$$v_i(k+1) = (1 - \mu\rho_i)^{k+1} v_i(0) \quad (31)$$

와 같다. 이 식은 명백하게 공비(Geometric Ratio)가 $(1 - \mu\rho_i)$ 인 기하급수(Geometric Series)를 나타낸다. 식 (31)이 수렴하기 위해서는 모든 i 에 대한 공비의 크기가

$$-1 < 1 - \mu\rho_i < 1 \quad (32)$$

의 범위에 있어야 한다. 적용 알고리즘에서 가중치 벡터

의 갱신이 증가할수록, 즉 k 가 무한대로 접근할 경우, 모든 고유진동은 초기조건에 관계없이 사라진다. 이것은 가중치 벡터가 최적의 가중치 벡터 값에 접근한다는 것을 의미한다. 여기서 GRG 의 고유치가 실수이고 양의 값이기 때문에 수렴하기 위한 필요충분 조건은 μ 가

$$0 < \mu < \frac{2}{\rho_{\max}} \quad (33)$$

의 범위를 만족하면 된다. 여기서 ρ_{\max} 는 GRG의 고유치 중에서 가장 큰 값을 나타낸다. 다음으로 가중치 벡터가 최적 값으로 수렴하는 시간과 관련된 시정수 τ_i 를 구한다. 시정수 τ_i 는 i 번째 고유진동의 크기가 초기값 $v_i(0)$ 로부터 $1/e$ 만큼 감소하는데 걸리는 시간(여기서는 갱신 횟수)으로 정의한다. 여기서 e 는 자연로그의 밑수이다. 식 (31)은 시정수 τ_i 를 이용하여

$$v_i(k) = \exp(-k / \tau_i)v_i(0) \quad (34)$$

와 같이 모델링 할 수 있다. 식 (31)과 식 (34)를 비교하면

$$\tau_i = -1 / (\ln(1 - \mu\rho_i)) \quad (35)$$

와 같이 i 번째 시정수 τ_i 는 변수 μ 와 GRG의 i 번째 고유치를 이용해서 나타낼 수 있다. 만약 μ 의 값이 매우 작다면

$$\tau_i \cong 1 / (\mu\rho_i), \quad \mu \ll 1 \quad (36)$$

와 같이 표현할 수 있다. 식 (36)에서 구한 시정수는 각각

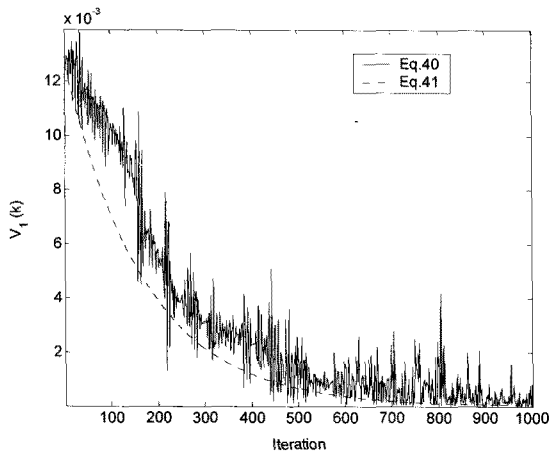


그림 1. 가중치의 첫 번째 값 $w_1(k)$ 이 최적 가중치의 첫 번째 값 w_{opt} 에 수렴하는 성능을 나타내는 $v_1(k)$ 의 곡선.

Fig. 1. Performance behavior of the $v_1(k)$ when the $w_1(k)$ is converging to the w_{opt} .

의 고유치에 대한 값이다. 전체적인 수렴속도를 구하기 위해서 전체 시정수 τ_a 를 구해야 하는데 이것은 위와 같이 단일한 형태로 나타나지 않는다. 식 (36)에서 보듯이 수렴속도가 가장 느린 것은(τ_i 가 가장 큰 것) GRG의 고유치 값이 가장 작을 경우이다. 그래서 시정수의 상계(Upper Bound)는

$$\tau_{\max} = -1 / (\ln(1 - \mu\rho_{\min})) \quad (37)$$

와 같다. 또한 수렴속도가 가장 빠를 경우는 GRG의 고유치 값이 가장 클 경우이다. 그래서 하계(Lower Bound)는

$$\tau_{\min} = -1 / (\ln(1 - \mu\rho_{\max})) \quad (38)$$

와 같다. 따라서 구하는 알고리즘의 전체 시정수는

$$-1 / (\ln(1 - \mu\rho_{\max})) \leq \tau_a \leq -1 / (\ln(1 - \mu\rho_{\min})) \quad (39)$$

와 같은 범위에 존재한다. 행렬 GRG의 고유치들이 넓게 퍼져있다면 수렴하기까지 걸리는 시간은 가장 작은 고유치, 즉 상계에 영향을 받는다는 것을 알 수 있다.

III. 수렴특성 분석을 위한 모의실험

식 (18)에서 가중치 벡터가 갱신되면서 최적 가중치 벡터에 수렴하는 현상을 설명하였는데 가중치 벡터가 최적 가중치에 수렴할수록 $v(k)$ 는 최종적으로 0의 값에 수렴한다. 그리고 식 (31)에서 GRG의 고유치에 의해서 수렴속도가 결정됨을 알았다. 여기서는 앞에서 유도한 가중치 벡터의 수렴성에 대한 모의실험 결과를 나타낸다.

모의실험의 조건은 다음과 같다. 8개의 안테나를 갖는 빔형성 시스템에서 목표신호는 도달각 0도로 입사되고, 목표신호와 상관성이 없는 간섭신호 1은 60도의 도달각으로 입사되며, 목표신호와 상관성이 큰 간섭신호 2는 60도의 도달각으로 입사된다고 가정한다. 입력신호의 형태는 광대역 신호이며, 그 특성은 표 1에 나타내었다. 목표 및 간섭신호들의 광대역 입력신호는 평균이 0이고

표 1. 모의실험을 위한 광대역 입력신호들의 형태.

Table 1. Wideband input signal for simulation.

신호원	주파수대역 ($f_m = 1$)	FIR filter 구현방식	전력	도달각
목표신호	0.4~0.6	Hamming window	1	0도
간섭신호1	0.1~0.2	Hamming window	1	-60도
간섭신호2	0.48~0.52	Hamming window	1	60도

분산이 1인 랜덤신호를 발생시킨 후, 선형위상 특성을 갖는 FIR (Finite Impulse Response) 필터를 통과시켜 얻는다. 모든 신호들의 전력은 동일하며, 신호의 최대 주파수는 1로 정규화 하였다. 여기서 목표신호와 상관 관계가 없는 간섭신호 1은 목표신호와 스펙트럼이 겹치지 않고, 목표신호와 상관이 있는 간섭신호 2는 목표신호와 스펙트럼이 겹치게 된다.

위의 조건하에서 첫 번째 가중치 값에 대한 모의실험 결과를 그림 1에 나타내었다. 그림 1는 μ 의 값이 1.0×10^{-2} 일 때 적응 알고리즘에 의한 첫 번째 가중치 값이 최적 가중치의 첫 번째 값에 수렴하는 정도를 나타낸 것이다. 이 μ 는 식 (33)의 범위 내에 포함되는 값이다. 그림 1에서 실선은

$$\hat{v}_1(k) = w_1(k) - w_{1,opt} \quad (40)$$

으로 표현되는 값, 즉 실제 가중치 값이 수렴하는 특성을 나타낸 것이고, 점선은 식 (31)에서 가장 큰 값을 갖는 첫 번째 고유치에 의한 고유진동인

$$v_1(k+1) = (1 - \mu\lambda_1)^{k+1} v_1(0) \quad (41)$$

식 (41)을 나타낸 것이다. 그림 1에서 보는 바와 같이 μ 의 값이 최대 허용치의 1/10의 값을 갖는 조건하에서 식 (41)로 표현되는 첫 번째 고유치에 의해서 구한 특성 곡선이 실제 가중치 값의 수렴특성을 잘 표현함을 알 수 있다. 그러나 식 (40)과 차이를 보이는데, 이것은 첫 번째 고유치 이외의 나머지 작은 고유치 값들에 의해서 생기는 오차이다. 실제 행렬 GRG의 고유치 값은 첫 번째 것이 가장 크고, 나머지 값들은 미미하게 나타난다.

IV. 결 론

이중의 제한조건을 갖는 LCMV 방식의 빔형성 시스템의 적응 알고리즘에서, 가중치 벡터가 갱신 될수록 최적 가중치 벡터에 수렴하기 위한 조건을 분석하였다. 또한 전산 실험을 통하여 유도된 조건하에서 가중치 벡터가 수렴함을 보였다.

참 고 문 헌

[1] 류길현, 김광태, "이중의 제한조건을 갖는 빔형성 방법," 대한전자공학회 논문지, 제출함.

- [2] O. L. Frost III, "An algorithm for linearly constrained adaptive array processing," Proc. IEEE, vol. 60, pp. 926-935, 1972.
- [3] S. R. Searle, *Matrix Algebra Useful for Statistics*, John Wiley & Sons, 1982.
- [4] C. D. Meyer, *Matrix Analysis and Applied Linear Algebra*, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2000.

저 자 소 개



류길현(정회원)

1991년 경북대학교 전기공학과 학사

1995년 경북대학교 전자공학과 석사

2009년 경북대학교 전자공학과 박사

2003년~현재: 삼성전자 System LSI 사업부 수석연구원

<주관심분야: 통신시스템, 스마트 안테나>



김광태(정회원)-교신저자

1985년 경북대학교 전자공학과 학사

1987년 경북대학교 전자공학과 석사

1989년 경북대학교 전자공학과 박사

2008년~현재 경북대학교 이공대학 산업전자전기공학부 정교수

<주관심분야: 회로설계, 신호처리, 스마트 그리드>