

論文2003-40SP-5-12

가변 차원 인접투사 알고리즘

(Variable Dimension Affine Projection Algorithm)

崔 薰 *, 金大成 **, 裴鉉惠 *

(Hun Choi, Dae Sung Kim, and Hyeon Deok Bae)

요 약

인접투사 알고리즘(Affine Projection Algorithm: APA)에서 투사 차원은 적응필터 계수갱신에 사용하는 입력 벡터 요소 수이며, 이는 계수갱신을 위해 사용되는 투사 기저의 개수이다. 그리고 투사차원은 적응필터의 수렴속도와 밀접한 관계가 있으며 알고리즘에서 필요한 계산량을 결정한다. 적응필터가 수렴함에 따라 수렴속도가 감소하게 되므로, 수렴속도를 결정하는 투사차원을 줄일 수 있다. 본 논문에서는 적응필터 계수갱신 시 계수벡터의 변화량을 수렴속도와 연관시켜 인접투사 알고리즘의 투사차원을 조정하는 가변 차원 인접투사 알고리즘(Variable Dimension APA: VDAPA)을 제안한다. 제안한 방법은 적응필터의 수렴정도에 따라 투사 기저 수를 조정함으로써 APA의 계산량을 줄인다. 컴퓨터 모의 실험을 통해 기존의 인접투사 알고리즘 및 NLMS 알고리즘과의 수렴속도, 계산량 면에서 성능을 비교하여 제안한 방법의 우수성을 확인한다.

Abstract

In the affine projection algorithm(APA), the projection dimension depends on a number of projection basis and of elements of input vector used for updating of coefficients of the adaptive filter. The projection dimension is closely related to a convergence speed of the APA, and it determines computational complexity. As the adaptive filter approaches to steady state, convergence speed is decreased. Therefore it is possible to reduce projection dimension that determines convergence speed. In this paper, we proposed the variable dimension affine projection algorithm (VDAPA) that controls the projection dimension and uses the relation between variations of coefficients of the adaptive filter and convergence speed of the APA. The proposed method reduces computational complexity of the APA by modifying the number of projection basis on convergence state. For demonstrating the good performances of the proposed method, simulation results are compared with the APA and normalized LMS algorithm in convergence speed and computational quantity.

Keyword : adaptive filtering, variable dimension, affine projection

I. 서 론

적용 필터링 기법은 크게 통계적 경사(stochastic gradient)형 알고리즘과 LS (Least Squares)형 알고리즘으로 나눌 수 있다. 널리 알려진 LMS(Least Mean Square)에 기반한 NLMS(Normalized LMS)와 같은 경사형 알고리즘은 매우 간단하며 구현이 쉽기 때문에 널리 사용되나 일반적으로 음성신호와 같이 상관관계

* 學生會員/平生會員, 忠北大學校 電子工學科

(Dep. of Electronics, Chungbuk Nat'l Univ.)

** 正會員, 忠清大學 電子情報科

(Dep. of Electronic and Information Engineering, Chungcheong College)

接受日字:2003年2月26日, 수정완료일:2003年9月15日

가 큰 입력신호에 대해서 느린 수렴속도를 갖는 단점이 있다. 그리고 LS형의 대표적인 RLS(Recursive LS) 알고리즘은 이러한 유색신호(colored signal)에 대해 좋은 수렴속도를 보이지만 많은 계산량과 구현이 어렵다는 단점을 갖는다^[1].

근래에 RLS의 좋은 수렴속도와 NLMS의 간단한 구현의 장점을 갖는 인접투사 알고리즘(Affine Projection Algorithm: APA)에 대한 관심이 증가하고 있다^[2]. 인접투사 알고리즘은 잘 알려져 있듯이 NLMS 알고리즘의 일반형태이다. 이러한 관점에서 NLMS 알고리즘은 투사 차원이 1차원인 경우의 인접투사 알고리즘으로 볼 수 있다. 인접투사 알고리즘은 신호의 상관도를 줄임으로써 수렴속도를 증가할 수 있도록 수정된 다차원 NLMS 알고리즘으로 볼 수 있다. 인접투사 알고리즘은 투사 차원을 증가시킴으로써 고차의 AR 프로세서(Auto Regressive process)의 상관도를 줄일 수 있으므로 RLS에 비해 적은 계산량과 NLMS에 비해 빠른 수렴속도를 가질 수 있다. 그러나 인접투사 알고리즘은 적응 필터의 계수 갱신을 위하여 역행렬 연산이 필요하므로 투사 차원이 증가함에 따라 요구되는 계산량 또한 증가하게 된다. 따라서 계산량을 줄일 수 있는 고속 알고리즘에 대한 연구가 꾸준히 진행되고 있다^[3].

본 논문에서는 인접투사 알고리즘의 역행렬 연산에서 효율을 높이는 기존의 방법들과 달리 투사 차원을 가변하여 수렴성능을 유지하는 동시에 계산량을 줄일 수 있는 가변 차원 인접투사 알고리즘(Variable Dimension Affine Projection Algorithm: VDAPA)을 제안한다. 적응 필터가 수렴함에 따라 수렴속도는 감소하게 되므로 적응초기의 빠른 적응속도를 위해 과도하게 사용되었던 투사 기저의 수를 줄일 필요가 있다. 적응필터의 오차에 따라 투사 차원을 가변함으로써 인접투사 알고리즘의 역행렬 연산으로 인한 계산량을 줄일 수 있다. II장에서는 인접투사 알고리즘을 검토하고 III에서 인접투사 알고리즘의 투사 차원 조정을 위한 식을 유도한다. IV장에서 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제안한 방법의 우수성을 확인하며 끝으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 인접투사 알고리즘

인접투사 알고리즘은 원하는 신호와 시스템 출력과의 오차를 최소화하는 통계적 경사 알고리즘(stochastic gradient algorithm)이다. 적응 필터의 계수 수를 N ,

투사 차원을 P 이라 할 때, 시간 n 에서의 입력 벡터 \mathbf{x}_n 과 입력 데이터 행렬 $\mathbf{A}_{n,P}$, 원하는 신호 벡터 \mathbf{d}_n , 그리고 적응필터 계수 벡터 \mathbf{w}_n 은 각각 다음과 같다^[2].

$$\mathbf{x}_n = [x_n \ x_{n-1} \ \cdots \ x_{n-N+1}]^T \quad (1)$$

$$\mathbf{A}_{n,P} = [\mathbf{x}_n \ \mathbf{x}_{n-1} \ \cdots \ \mathbf{x}_{n-P+1}] \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{d}_{n,P} &= \mathbf{A}_{n,P}^T \mathbf{w}^* \\ &= [d_n \ d_{n-1} \ \cdots \ d_{n-P+1}] \end{aligned} \quad (3)$$

$$\mathbf{w}_n = [w_{0,n} \ w_{1,n} \ \cdots \ w_{N-1,n}]^T \quad (4)$$

여기서 \mathbf{w}^* 는 미지 시스템의 실제계수(true coefficients) 벡터이다.

오차 벡터 \mathbf{e}_n 은 원하는 신호벡터와 적응필터 출력 벡터로부터 다음과 같다.

$$\mathbf{e}_{n,P} = \mathbf{d}_{n,P} - \mathbf{A}_{n,P}^T \mathbf{w}_n \quad (5)$$

이러한 신호 벡터들을 이용한 인접투사 알고리즘의 적응필터 계수 갱신식은 다음과 같다^[2].

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n + \mu \mathbf{A}_{n,P} [\mathbf{A}_{n,P}^T \mathbf{A}_{n,P}]^{-1} \mathbf{e}_{n,P} \quad (6)$$

여기서 μ 는 알고리즘의 효율을 위해 사용된 스텝사이즈이며, $(\mathbf{A}_{n,P}^T \mathbf{A}_{n,P})^{-1}$ 는 $P \times P$ 행렬이다.

식 (6)은 적응필터의 계수갱신을 위해 시간 n 에서 $n-P+1$ 까지의 데이터를 사용하므로 이를 P 차원 인접투사 알고리즘이라 한다. $P=1$ 인 경우는 NLMS 알고리즘의 계수 갱신식과 유사한 형태를 가지므로, P 차원 인접투사 알고리즘은 NLMS 알고리즘의 일반화 형태로 볼 수 있다.

식 (6)의 인접투사 알고리즘의 갱신식에 식 (5)를 사용하여 정리하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{n+1} &= [I - \mu \mathbf{A}_{n,P} (\mathbf{A}_{n,P}^T \mathbf{A}_{n,P})^{-1} \mathbf{A}_{n,P}^T] \mathbf{w}_n \\ &\quad + \mu \mathbf{A}_{n,P} (\mathbf{A}_{n,P}^T \mathbf{A}_{n,P})^{-1} \mathbf{A}_{n,P}^T \mathbf{w}^* \end{aligned} \quad (7)$$

식 (7)에서

$$\mathbf{P}_{n,P} = \mathbf{A}_{n,P} (\mathbf{A}_{n,P}^T \mathbf{A}_{n,P})^{-1} \mathbf{A}_{n,P}^T \quad \text{그리고}$$

$\mathbf{c}_n = \mathbf{w}^* - \mathbf{w}_n$ 라 하면 식 (7)은 다음과 같이 표현

$$= (1 - \gamma_{n+1})(\|c_n\|) \quad (13)$$

식 (13)으로부터

$$\frac{v_{n+1}}{v_n} = \left(\frac{1 - \gamma_{n+2}}{1 - \gamma_{n+1}} \right) \frac{\|c_{n+1}\|}{\|c_n\|} \quad (14)$$

식 (14)에서 $\gamma_{n+1} \neq 1$ 일 때 $\left(\frac{1 - \gamma_{n+2}}{1 - \gamma_{n+1}} \right) \leq 1$ 이고 $\frac{\|c_{n+1}\|}{\|c_n\|} \leq 1$ 이므로

$$v_{n+1} \leq v_n \quad (15)$$

식 (15)의 결과는 적응필터가 수렴함에 따라 요구되는 적응속도의 감소를 의미한다. 그리고 알고리즘의 성능에 있어 적응초기에는 적응속도가 큰 비중을 차지하며, 수렴함에 따라 점차적으로 정상상태오차의 크기에 대한 비중이 증가하게 된다. 식 (10)과 식 (15)의 결과를 바탕으로 적응 초기에는 빠른 적응속도를 위해 많은 계산량을 감수하며 높은 투사차원이 필요하게 된다. 그리고 정상상태에 도달할수록 요구되는 적응속도가 적응 초기에 요구되는 적응속도보다 감소하므로 많은 계산량을 필요로 하는 높은 투사차원은 불필요하게 된다. 즉 오차가 감소함에 따라 투사행렬의 행렬계수인 투사차원을 줄임으로써 알고리즘 성능의 심각한 저하 없이 투사행렬 $P_{n,p}$ 를 구성하는 $P \times P$ 행렬 ($A_{n,p}^T A_{n,p}$)의 역행렬 연산에 필요한 많은 계산량을 줄일 수 있다. 그러므로 인접 투사 알고리즘에서 수렴상태에 따른 투사차원 P 의 조정이 가능하며, 이를 위해 다음과 같은 가정을 한다.

가정: 인접투사 알고리즘에서 계수 갱신 시 필요한 투사 차원은 적응필터의 요구되는 적응속도(오차)에 비례하고, 투사 차원의 변화량은 오차 증가와 감소의 연속량에 의해 비례하도록 한다. 즉 오차의 감소가 연속적으로 이루어지면 투사차원을 줄이고 오차의 증가가 연속적으로 이루어지면 투사차원을 늘린다.

시간 n 에서 오차 증감의 연속량을 결정하기 위해 시간 n 과 $n-1$ 에서의 평균오차 제곱값의 차에 대한 같은 부호의 연속량(횟수)을 사용한다.

$$Avg[e_n] = \frac{1}{P_n} \sum_{i=0}^{P_n-1} e_{n-i} \quad (16)$$

$$S_n = sgn(Avg[e_{n-1}]^2 - Avg[e_n]^2) \quad (17)$$

$$\Sigma(S_n) = \begin{cases} m_0 & \text{if } \forall S_n < 0 \text{ for } n, n-1, \dots, n-m_0+1 \\ m_1 & \text{if } \forall S_n > 0 \text{ for } n, n-1, \dots, n-m_1+1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

식 (16)의 오차벡터의 평균값은 부가 잡음에 대한 강인성을 위해 필요하다.

식 (18)에서 $\Sigma(S_n)$ 은 같은 부호의 연속량이며, m_0 은 연속적인 오차증가를 나타내는 증가 연속량 그리고 m_1 은 연속적인 오차감소를 나타내는 감소 연속량으로 모두 정수이다.

식 (16)~식 (18)를 사용하여 투사 차원은 다음의 식으로 조정한다.

$$P_{n+1} = P_n + \Delta P_n \quad (19)$$

여기서 ΔP_n 은 시간 n 에서 기저 수의 변화량으로서 다음과 같다.

$$\Delta P_n = \begin{cases} P^+ & \text{if } \Sigma(S_n) = m_0, \\ P^- & \text{if } \Sigma(S_n) = m_1, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

여기서 P^+ 는 오차증가에 대응하도록 하는 투사차원의 증가 성분으로 양의 값을 갖는 정수이며, P^- 는 오차의 감소에 따른 투사 차원의 감소성분으로 음의 값을 갖는 정수이다. 감소성분 P^- 는 오차가 줄어들 때 따라 기저의 수를 줄여 계산량 부담을 줄이고, 증가성분 P^+ 는 적응필터가 채널환경 변화 등에 빠르게 대응할 수 있도록 한다.

식 (20)에서 오차가 연속적으로 m_0 번 증가할 경우, 투사차원 P 는 $1 \leq P \leq N$ 내에서 P^+ 씩 증가하게 된다. 그리고 오차가 연속적으로 m_1 번 감소할 경우, P 는 P^- 씩 감소하게 된다. 오차증감이 반복되거나 연속량이 m_0 와 m_1 보다 작을 경우 투사차원은 변화하지 않는다. 또한 m_0 와 m_1 의 작은 값을 사용할 경우 오차 변화에 대해 투사차원 변화를 빠르게 대응할 수 있으며, 큰 값을 사용할 경우 변화에 대한 대응은 느리게 된다. 파라미터 m_0 , m_1 , P^+ , 그리고 P^- 의 크기는 적응 필터가 응용 환경에 적절히 대응할 수 있도록 선택되며, 실제 구현 측면에서 투사 차원의 부적절한 변

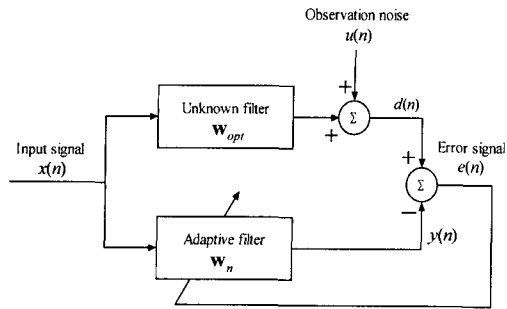


그림 2. 적응 시스템 식별 모델
Fig. 2. Adaptive system identification set-up.

화를 방지하기 위해 다음과 같은 추가적인 조건을 사용한다.

$$P_{n+1} = \begin{cases} P_0 & \text{if } P_{n+1} \geq P_0, \\ 1 & \text{if } P_{n+1} \leq 1, \\ P_{n+1} & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (21)$$

여기서 P_0 는 초기 투사 차원이다.

식 (16)~식 (21)의 가변차원을 식 (6)에 적용한 알고리즘을 가변 차원 인접투사 알고리즘(VDAPA)이라 하며, 그 계수 갱신식은 식 (6)과 유사하게 다음과 같다.

$$w_{n+1} = w_n + \mu A_{n,P_n} [A_{n,P_n}^T A_{n,P_n}]^{-1} e_{n,P_n} \quad (22)$$

IV. 컴퓨터 시뮬레이션

제안한 가변 차원 인접투사 알고리즘(VDAPA)의 성능을 평가하기 위해 <그림 2>의 시스템 식별 모델에 P 차원 인접투사 알고리즘^[2] 및 NLMS 알고리즘과 제안한 방법을 적용하여 dB로 나타낸 시스템 계수오차 (system mismatch : $10 \log_{10} \{ [w^* - w(n)]^T [w^* - w(n)] \}$), 수렴속도 그리고 계산량 등의 성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 비교한다.

적용한 입력신호는 다음과 같은 1차 AR 모델을 통과시켜 얻은 유색잡음 신호이다^[10].

$$x(n) = 0.9x(n-1) + u(n) \quad (23)$$

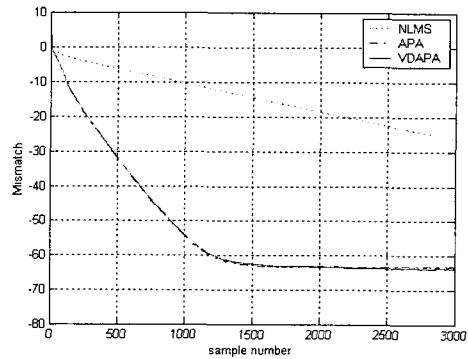
여기서 입력 $x(n)$ 은 평균이 영(zero)이고 분산이 1인 가우시안 (Gaussian) 분포를 갖는 신호이다. 그리고 관측 잡음(observation noise)으로 50dB의 백색 가우시

안 잡음을 사용하였다. 미지 시스템은 임의로 선정된 길이 $N=128$ 의 계수를 사용한다. 각각의 시뮬레이션 결과는 독립적인 100회 반복 실험의 앙상블 평균 (ensemble average)으로 나타낸다.

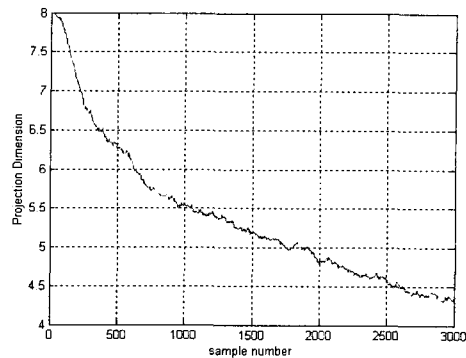
각각의 알고리즘에서 사용한 파라미터는 <표 1>와 같다. 시뮬레이션에 사용된 파라미터는 동일한 성능을 갖도록 실험을 통해 얻는 값으로 선택되었다.

표 1. 시뮬레이션에 사용된 파라미터
Table 1. Parameters used in simulations.

Algorithms	Parameters
NLMS	$P=1, \mu=1, N=128$
APA	$P=8, \mu=1, N=128$
VDAPA (Proposed)	$P_0=8, \mu=1, N=128,$ $P^+ = P^- = 1, m_0=8, m_1=7$



(a) 시스템 계수오차



(b) 투사 차원의 변화

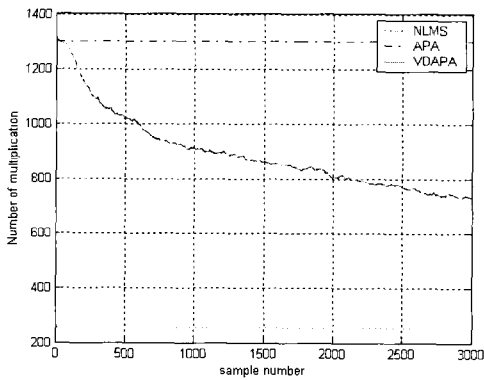
그림 3. (a) NLMS 및 APA와 VDAPA의 시스템 계수 오차 비교, (b) VDAPA의 투사 차원 변화

Fig. 3. (a) Comparison of system mismatch of NLMS, APA, and VDAPA, (b) changing trend of projection dimension of VDAPA.

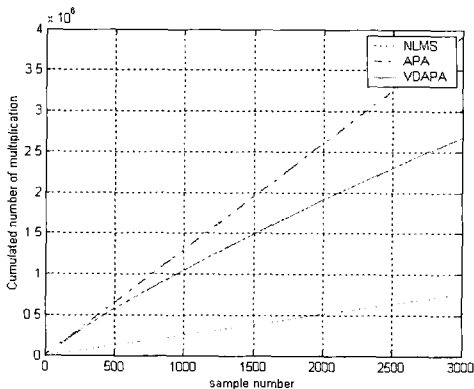
<그림 3(a)>는 시스템 계수오차의 비교를 나타낸다. <그림 3(a)>로부터 제안한 VDAPA와 APA의 수렴속도 및 정상상태오차의 성능이 유사함을 알 수 있다.

표 2. 각 알고리즘의 샘플당 계산량(곱셈) 비교
Table 2. Comparison of computational complexity(multiplications) per sample of each algorithms.

Algorithms	Parameters
NLMS	$2N$
APA	$(P+1)N + O(P^3)$
VDAPA (Proposed)	$(P_n+1)N + O(P_n^3) + 2$



(a) 샘플당 곱셈수



(b) 누적 곱셈수

그림 4. NLMS 및 APA와 VDAPA의 (a) 샘플당 곱셈수와 (b) 누적 곱셈수 비교

Fig. 4. Comparison of (a) computational complexity per sample and (b) cumulated computational complexity of NLMS, APA, and VDAPA.

<그림 3(b)>는 VDAPA의 투사차원 변화 경향으로 적응필터가 수렴함에 따라 투사차원이 감소됨을 보인다. 투사차원의 감소는 투사행렬 $P_{n,p}$ 를 구성하는 $P \times P$ 행렬 ($A_{n,p}^T A_{n,p}$)의 역행렬 연산에 필요한 많은 계산량을 줄일 수 있음을 보인다.

각 알고리즘의 계수갱신에 필요한 샘플당 계산량(곱셈)은 <표 2>와 같다^[9].

제안한 알고리즘의 계산량 감소성능을 평가하기 위해 샘플 당 곱셈수와 필터의 적응에 따른 누적 곱셈수를 두 알고리즘과 비교하였다. <그림 4(a)>는 샘플당 필요한 곱셈수를 나타낸다. 고정된 투사차원을 갖는 APA나 NLMS의 경우 요구되는 계산량은 일정하다. 그러나 VDAPA의 경우 적응 필터가 수렴함에 따라 각각의 샘플에서 요구되는 계산량은 <그림 3(b)>의 투사차원 감소로 인하여 줄어들게 된다. <그림 3(a)>로부터 약 1700 샘플에서 적응 필터가 수렴하였다고 하면, 투사차원은 $P=5$ (<그림 3(b)>)이며, 이때의 샘플당 요구되는 곱셈수는 APA에 비해 약 58%이다. 프로세서의 성능이 동일할 경우 샘플당 요구되는 계산량의 감소는 다중채널환경의 응용에서 유용할 것이다. <그림 4(b)>는 누적 곱셈수를 나타내며, 적응필터가 수렴하기 까지 누적 곱셈수는 APA에 비해 약 25% 감소함을 알 수 있다. VDAPA에서 계산량의 감소를 수식으로 정확히 표현할 수는 없지만 필터가 수렴함에 따라 계산량이 점점 감소함을 <그림 4(a)>와 <그림 4(b)>로부터 알 수 있다.

VI. 결론 및 추후 연구

본 논문에서는 인접투사 알고리즘의 계산량을 줄일 수 있도록 필터 수렴정도에 따라 투사 차원이 조정되는 가변 차원 인접투사 알고리즘을 제안하였다. 실험 결과 제안된 알고리즘은 수렴 속도 및 정상상태오차 면에서 성능의 저하 없이 계산량을 줄일 수 있음을 보였다. 제안한 알고리즘은 투사 차원 자체를 변화시켜 계산량을 줄이므로 기존 방법의 역행렬 연산을 대체하거나, 역행렬 연산에 필요한 계산량을 줄여 수렴속도를 증가시키는 방법을 적용할 경우 더욱 향상된 성능을 얻을 수 있을 것으로 보인다. 그리고 이 방법은 높은 필터 차수가 요구되는 응용분야와 멀티채널 상황에 적합한 방법으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] S. Haykin, Adaptive Filter Theory. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1991.
- [2] K. Ozeki and T. Umeda, "An Adaptive Filtering Algorithm using an Orthogonal Projection to an Affine Subspace and Its Properties," Electron. Commun. Japan., vol. 67-A, no. 5, pp. 19-27, 1984.
- [3] S. L. Gay and J. Benesty, Acoustic Signal Processing for Telecommunication, Kluwer Academic Press, 2000.
- [4] 김은숙, 정양원, 박선준, 박영철, 윤대희, "Gram Schmidt 직교화를 이용한 Affine Projection 알고리즘의 근사적 구현," 한국통신학회논문지, 제 24 권 제9B호, pp. 1785-1794, 1999
- [5] M. J. Reed and M. O. J. Hawksford, "Acoustic Echo Cancellation with the Fast Affine Projection," Audio and Music Technology: The Challenge of Creative DSP IEE Colloquium, no. 470, pp. 16/1-16/8, 1998.
- [6] M. Tanaka, S. Makino, J. Kojima, "A Block Exact Fast Affine Projection Algorithm," IEEE Trans., Speech and Audio Processing, vol. 7, pp.79-86, Jan. 1999
- [7] D. T. M. Slock, "The Block Underdetermined Covariance(BUG) Fast Transversal Filter(FTF) Algorithm for Adaptive Filtering," in Proc. 26th, Asilomar Conf., Pacific Grove, CA, pp. 550-554, 1992.
- [8] S. G. Sankaran and A. A. Beex, "Convergence Behavior of the Affine Projection Algorithm," IEEE Trans. on Signal Proc., vol. 48, no. 4, pp. 1086-1097, April 2000.
- [9] Y. R. Zheng and R. A. Goubran, "Adaptive Beamforming using Affine Projection Algorithms," Signal Processing Proc. WCCC-ICSP 2000, Int. Conf. vol. 3, pp. 1929-1932, 2000.
- [10] R. H. Kwong and E. W. Johnston, "A variable step size LMS algorithm," IEEE Trans. Signal Proc., vol. 40, pp. 1633-1642, July 1992.
- [11] M. Ruff, "A Family of Adaptive Filter Algorithms with decorrelating properties," IEEE Trans. Signal Proc., vol. 46, pp. 771-775, Mar. 1998.

저 자 소 개



崔 薰(正會員)

1996년 8월 : 충북대학교 전자공학과 공학사. 1995년 11월~1998년 3월 : LG 반도체 제품개발실. 2001년 2월 : 충북대학교 전자공학과 석사. 2001년 3월~현재 : 충북대학교 전자공학과 박사과정. <주관심

분야 : 적응신호처리, 다중신호처리, 통신신호처리>



金 大成(正會員)

1994년 2월 : 충북대학교 전자공학과 공학사. 1997년 2월 : 충북대학교 전자공학과 석사. 1999년 2월 : 충북대학교 전자공학과 박사과정 수료. 2002년 4월~현재 : 충청대학교 전자정보과 전임강사. <주관심분

야 : 적응신호처리, 다중신호처리, ICA, 웨이블릿>



裴 鉉 憲(正會員)

1977년 2월 : 한양대학교 전자공학과 공학사. 1980년 2월 : 서울대학교 전자공학과 석사. 1992년 2월 : 서울대학교 전자공학과 박사. 1994년~1995년 : 미국 시리큐스 대학 전기전자공학과 방문교수. 1987년

3월~현재 : 충북대학교 전자공학과 교수. <주관심분야 : 적응신호처리, 다중신호처리, 웨이블릿 변환의 신호처리 응용>