

코렌트로피 이퀄라이저를 위한 새로운 커널 사이즈 적응 추정 방법

김남용

강원대학교 전자정보통신공학부

A New Adaptive Kernel Estimation Method for Correntropy Equalizers

Namyong Kim

School of Electronic, Information & Communications Eng, Kangwon Univ.

요약 적응 신호 처리 및 머신 러닝 등에 활용되고 있는 정보 이론적 학습법(ITL, information theoretic learning)은 커널 사이즈(σ) 설정이 성능에 큰 영향을 미친다. ITL 기반의 학습법의 하나인 코렌트로피 알고리즘은 충격성 잡음에 강인성과 채널 왜곡 보상 특성을 함께 지니고 있으나 커널 사이즈 선택에 매우 민감하거나 불안정한 특성도 지니고 있다. 이에, 이 논문에서는 기울기 분모에 나타나는 커널 사이즈의 세제곱이 미치는 민감성을 고려하고, 커널 사이즈의 미세 변동에 대한 오차 전력 변화율을 이용하여 커널 사이즈를 적응적으로 갱신하는 방법을 제안하여 코렌트로피 알고리즘에 적용하였다. 제안된 적응 커널 사이즈 추정 방법을 다중 경로 채널과 충격성 잡음 환경에 대해 실험하였다. 제안한 방식은 고정 커널사이즈의 기존 알고리즘에 비해 2배 빠른 수렴 속도를 나타냈고 초기 커널 사이즈 2.0 에서 6.0 에 대해 모두 적절히 수렴하는 능력을 보였다. 이에 초기 커널 사이즈 선택에 큰 여유도를 가지고 성능을 향상시킬 수 있음을 입증하였다.

Abstract ITL (information-theoretic learning) has been applied successfully to adaptive signal processing and machine learning applications, but there are difficulties in deciding the kernel size, which has a great impact on the system performance. The correntropy algorithm, one of the ITL methods, has superior properties of impulsive-noise robustness and channel-distortion compensation. On the other hand, it is also sensitive to the kernel sizes that can lead to system instability. In this paper, considering the sensitivity of the kernel size cubed in the denominator of the cost function slope, a new adaptive kernel estimation method using the rate of change in error power in respect to the kernel size variation is proposed for the correntropy algorithm. In a distortion-compensation experiment for impulsive-noise and multipath-distorted channel, the performance of the proposed kernel-adjusted correntropy algorithm was examined. The proposed method shows a two times faster convergence speed than the conventional algorithm with a fixed kernel size. In addition, the proposed algorithm converged appropriately for kernel sizes ranging from 2.0 to 6.0. Hence, the proposed method has a wide acceptable margin of initial kernel sizes.

Keywords : Correntropy, Cubed kernel size, Adaptive estimation, Impulsive noise, Equalizer

*Corresponding Author : Namyong Kim(Kangwon National Univ.)

email: namyong@kangwon.ac.kr

Received December 7, 2020

Revised January 4, 2021

Accepted March 5, 2021

Published March 31, 2021

1. 서론

최소자승오차 (mean squared error, MSE)를 기반으로 설계된 신호처리 알고리즘들이 가우시안 잡음 환경에서 많이 개발되고 사용되고 있다 [1][2]. 그러나 충격성 잡음 같은 비가우시안 잡음에서는 만족할 만한 성능을 보이고 있지 못하다. 이에 커널 밀도추정법 (kernel density estimation)과 정보 엔트로피에서 시작된 정보 이론적 학습 방법 (information theoretic learning, ITL)은 커널 변환된 영역에서 유사성 (similarity) 척도로 확립된 코렌트로피 함수까지 발전하였고 이 성능기준을 기반으로 여러 알고리즘들이 개발되고 통신, 충격성 잡음하의 신호처리, 기계학습 등에도 활용되고 있다 [3][4][5].

코렌트로피 함수는 커널 파라미터 공간의 내적으로 정의되는 유사성 척도(similarity measure)이며 원신호를 고차원 공간에 비선형적으로 변환시키며 그 공간에서 일반화된 상관관계(generalized correlation)를 효율적으로 계산하는 특성을 지닌다. 또한 신호의 통계적 영역인 확률분포와 시간영역인 신호 구조를 하나의 척도 함수로 결합하는 특성도 지닌다. 일반적인 자기상관도 (autocorrelation)과 달리, 고차 모멘트를 간직하고 있어서 내재하는 비선형특성이 유지되므로 코렌트로피 함수는 비가우시안 잡음환경과 비선형 역동 시스템 (nonlinear dynamics)의 특성을 이용하는데 잘 맞는 것으로 알려져 있다[3].

그러나 커널 밀도추정법에 기반한 다른 ITL 학습법의 비용함수들과 같이, 이 코렌트로피 함수 또한 커널 사이즈 (kernel size)의 선택에 매우 민감하며 불안정 상태에 빠지기 쉽다[6]. 이는 코렌트로피 비용함수의 최적화 과정에 필요한 비용함수의 기울기에서 분모에 커널 사이즈의 세제곱이 나타나기 때문이다. 따라서 선택한 커널 사이즈가 큰 값인 경우는 기울기의 역할이 미미해지고 커널 사이즈가 작은 값인 경우는 기울기가 지나치게 커지므로 신중하게 선정되지 못한 커널 사이즈에 대해 알고리즘이 최적으로 수렴하지 못하거나 큰 mis-adjustment 상태에 빠질 수 있다.

이에, 비용함수 기울기가 가지는 커널 사이즈 세제곱의 영향을 극복할 수 있으며 코렌트로피 알고리즘의 최적 수렴을 위한 적응 커널 사이즈 조절법을 이 논문에서 제안하고자 한다.

2. 코렌트로피 함수의 이퀄라이저

주어진 랜덤 프로세스 $X(t)$ 가 가우시안 커널 $G_\sigma(X_k) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp[-\frac{X_k^2}{2\sigma^2}]$ 의해 매핑된 커널 공간상의 상관도 $V_X(t, s)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다 [3][4].

$$V_X(t, s) = E[G_\sigma(X(t) - X(s))] \tag{1}$$

이 랜덤 프로세스 $X(t)$ 의 커널 공간상 상관도를 적응 이퀄라이저에 응용하기 위해 다음과 같은 통신 시스템을 정의한다. 샘플시간 k 에서 원신호 d_k 가 통신 채널이나 매체에 의해 왜곡되어 \mathbf{X}_k 로 수신될 때, 또는 현장의 테스트 데이터 \mathbf{X}_k 를 받아 타깃 데이터 d_k 로 판정 시스템을 학습할 때, 코렌트로피 함수는 비용함수의 도구로 활용되어 적응시스템의 가중치 갱신에 기여할 수 있다. 그림 1에 가중치 \mathbf{W}_k 의 판정 시스템 $y_k = \mathbf{W}_k^T \mathbf{X}_k$ 을 가정 한 실험환경에서 코렌트로피 함수의 정의와 응용을 간단히 기술하기로 한다.

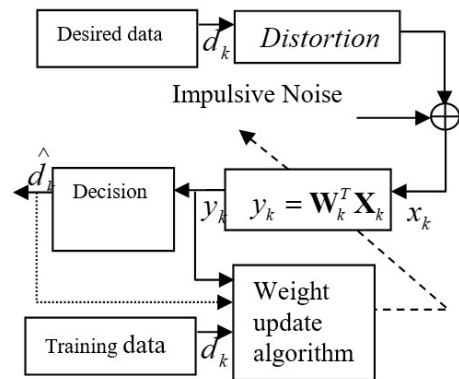


Fig. 1. Communication system diagram for the experiment.

시간차 (lag)를 m 으로 가지는 자기 상관도를 코렌트로피 함수 (correntropy function with the time lag)가 다음과 같은 $V_X[m]$ 으로 정의된다 [3][4].

$$V_X[m] = E[G_\sigma(X_k - X_{k-m})] \tag{2}$$

통계적 기대치 $E[\cdot]$ 를 샘플 평균으로 대체하면

$$V_X[m] = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=k-N+m}^k G_\sigma(X_i - X_{i-m}) \tag{3}$$

이 코렌트로피 함수를 사용하여 원하는 신호 d_k 의 코렌트로피 $V_D[m]$ 와 신호처리기 출력신호 Y_k 에 대한 코렌트로피 $V_Y[m]$ 을 표현하면

$$V_D[m] = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=k-N+m}^k \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(d_i - d_{i-m})^2}{2\sigma^2}\right] \quad (4)$$

$$V_Y[m] = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=k-N+m}^k \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(y_i - y_{i-m})^2}{2\sigma^2}\right] \quad (5)$$

만약, 두 코렌트로피 $V_D[m]$ 와 $V_Y[m]$ 의 상이한 정도를 비용함수 P_{Corr} 로 정의한다면

$$P_{Corr} = \sum_{m=1}^M (V_D[m] - V_Y[m])^2 \quad (6)$$

이 비용함수는 출력 신호가 원신호와 얼마나 다른가를 나타내는 척도로 해석될 수 있다. 이 비용함수의 최소화 과정을 TDL 구조에 적용하고 스텝 사이즈 μ_{corr} 의 가중치 갱신식은

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k - \mu_{corr} \frac{\partial P_{Corr}}{\partial \mathbf{W}} \quad (7)$$

고정값 σ 로 (7)을 다시 쓰면 다음과 같다[3].

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{k+1}(\sigma) &= \mathbf{W}_k(\sigma) \\ &- \mu_{corr} \sum_{m=1}^M \sum_{i=k-N+m}^k \frac{1}{(N-m+1)\sigma^3\sqrt{2\pi}} (V_D[m] \\ &- V_Y[m]) \cdot \exp\left[-\frac{(y_i - y_{i-m})^2}{2\sigma^2}\right] \\ &\cdot (y_i - y_{i-m})(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_{i-m}) \end{aligned} \quad (8)$$

이 코렌트로피 알고리즘은 채널 왜곡 보상 능력과 충격성 잡음에 강인성이 입증되었으나 단점의 하나로, 커널 사이즈 σ 의 선택에 매우 민감하고 불안정 또는 수렴의 어려움이 있음을 관찰할 수 있다. 식(8)의 분모에 σ^3 , 그리고 $\exp()$ 함수의 지수항 분모에 σ^2 을 보아도 작은 값의 커널 사이즈는 매우 큰 값의 기울기를 낳게 되므로 가중치 갱신은 쉽게 불안정에 빠질 수 있으며, 큰 값의 커널 사이즈는 작은 값을 지나치게 되므로 수렴이 매우 느려지는 결과를 예측할 수 있다.

3. 기존의 적응 커널 사이즈 조절법

코렌트로피 알고리즘 (8)의 고정 커널 사이즈 σ 를 시변 커널 사이즈 σ_k 로 대체하면

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{k+1}(\sigma_{k+1}) &= \mathbf{W}_k(\sigma_k) \\ &- \mu_{corr} \sum_{m=1}^M \sum_{i=k-N+m}^k \frac{1}{(N-m+1)\sigma_k^3\sqrt{2\pi}} (V_D[m] \\ &- V_Y[m]) \cdot \exp\left[-\frac{(y_i - y_{i-m})^2}{2\sigma_k^2}\right] \\ &\cdot (y_i - y_{i-m})(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_{i-m}) \end{aligned} \quad (9)$$

편의상 코렌트로피 알고리즘 (9)를 $Corr(\sigma_k)$ 라고 하겠다. 커널 사이즈 조절에 필요한 비용함수의 기울기 $\frac{\partial P_{Corr}}{\partial \sigma}$ 는

$$\begin{aligned} \frac{\partial P_{Corr}}{\partial \sigma} &= \sum_{m=1}^M 2(V_D[m] - V_Y[m]) \cdot \left(\frac{\partial V_D[m]}{\partial \sigma} - \frac{\partial V_Y[m]}{\partial \sigma} \right) \\ &= \sum_{m=1}^M \frac{2(V_D[m] - V_Y[m])}{(N-m+1)} \\ &\sum_{i=k-N+m}^k \frac{1}{\sigma_k\sqrt{2\pi}} \cdot \exp\left[-\frac{(d_i - d_{i-m})^2}{2\sigma_k^2}\right] \left(\frac{-1}{\sigma_k} + \frac{-(d_i - d_{i-m})^2}{\sigma_k^3} \right) \\ &- \sum_{m=1}^M \frac{2(V_D[m] - V_Y[m])}{(N-m+1)} \\ &\sum_{i=k-N+m}^k \frac{1}{\sigma_k\sqrt{2\pi}} \cdot \exp\left[-\frac{(y_i - y_{i-m})^2}{2\sigma_k^2}\right] \left(\frac{-1}{\sigma_k} + \frac{-(y_i - y_{i-m})^2}{\sigma_k^3} \right) \\ &- 2(y_i - y_{i-m}) \frac{\partial (y_i - y_{i-m})}{\partial \sigma_k} \end{aligned} \quad (10)$$

식(10)의 $\frac{\partial (y_i - y_{i-m})}{\partial \sigma_k}$ 에 필요한 $\frac{\partial y_i}{\partial \sigma} = \frac{\partial \mathbf{W}_k}{\partial \sigma} \mathbf{X}_i$ 는 $\frac{\partial (y_i - y_{i-m})}{\partial \sigma_k}$ 과정이 반복하여 나타난다. 즉, 서로 물리고 물려있는 방정식이 되어 식(10)에 의한 커널 사이즈 σ 갱신은 어렵다고 판단된다.

이에 논문 [7]에서는 비용함수 기울기를 다음과 같이 간략화한 형태로 정의하고 최적 커널사이즈를 유도하였다.

$$\frac{\partial P_{Corr}}{\partial \sigma} = \frac{1}{\sigma_k^2} \cdot \exp\left[-\frac{(e_k)^2}{2\sigma_k^2}\right] e_k \quad (11)$$

여기서 $z^2 = (e_k)^2 / 2\sigma_k^2$ 으로 치환하고 $g(z) = \exp[-z^2]z^2$ 을 식(11)에 대입하면

$\frac{\partial P_{Corr}}{\partial \sigma} = 2g(z)/e_k$ 이 되며 $z^2 = 1$ 일 때, $g(z)$ 은 최고치가 되므로 식(11)에서 최대화되는 최적 커널 사이즈는 다음과 같게 된다.

$$\sigma_k^2 = (e_k)^2 / 2 \quad (12)$$

한편, 오차가 0에 가까워지는 정상상태에서는 최적 커널 사이즈도 0에 가까워져서 알고리즘의 발산을 일으킬 수 있으므로 다음(13)과 같이 predetermined kernel size σ_l^2 와 비교하여 큰 값을 선택하도록 제안한 논문 [7]의 스위칭 방법을 이 논문에서는 correntopy-Wang 이라 하겠다.

$$\sigma_k^2 = \max[(e_k)^2 / 2, \sigma_l^2] \quad (13)$$

4. 새로운 적응 커널 사이즈 조절법

이 논문에서는 커널 사이즈에 대해 최소화하고자 할 비용함수로 P_{Corr} 대신, 적응시스템의 오차전력 $E(e_k^2)$ 을 최소화시키는 방향으로 커널 사이즈를 갱신하도록 제안한다. 여기서 오차는 $e_k = d_k - y_k$ 로 정의한다. 여기서, $\frac{\partial E[e_k^2]}{\partial \sigma}$ 또는 $\frac{\partial e_k^2}{\partial \sigma}$ 에서 y_k 가 가중치의 함수이고 가중치는 P_{Corr} 에 의해 갱신되므로 오차전력 또한 내부에 변수 자신 σ 를 내포하는 문제를 가진다. 그러나 오차전력이 커널 사이즈 σ 에 대해 concave function 이라는 가정하에, 다음과 같이 두 개의 알고리즘이 병렬 동작하며 $\frac{\partial E[e_k^2]}{\partial \sigma}$ 를 구해간다.

커널 사이즈 σ_k 로 동작하는 (9)의 $Corr(\sigma_k)$ 와 식(10)의 간격 Δ 을 가지고 $\sigma_{\Delta,k} = \sigma_k + \Delta$ 로 동작하는 $Corr(\sigma_{\Delta,k})$ 가 시간 k 에서 병렬 동작하며 두 가지 오차 $e_k = d_k - \mathbf{W}_k^T(\sigma_k)\mathbf{X}_k$ 와

$e_{\Delta,k} = d_k - \mathbf{W}_{\Delta,k}^T(\sigma_{\Delta,k})\mathbf{X}_k$ 을 활용하여 커널 사이즈에 대한 오차전력 기울기를 구한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{k+1}(\sigma_{\Delta,k+1}) &= \mathbf{W}_k(\sigma_{\Delta,k}) \\ &- \mu_{corr} \sum_{m=1}^M \sum_{i=k-N+m}^k \frac{1}{(N-m+1)\sigma_{\Delta,k}^3 \sqrt{2\pi}} (V_D[m] \\ &- V_Y[m]) \cdot \exp\left[-\frac{(y_i - y_{i-m})^2}{2\sigma_{\Delta,k}^2}\right] \\ &\cdot (y_i - y_{i-m})(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_{i-m}) \end{aligned} \quad (14)$$

오차 e_k 제공값은 샘플 사이즈 N 만큼 누적되어 평균 전력 $\varepsilon_{MED}(e_k) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k e_i^2$ 이 구해지고 병렬 오차 $e_{\Delta,k}$ 는 평균전력 $\varepsilon_{MED}(e_{\Delta,k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k e_{\Delta,i}^2$ 계산에 쓰인다. 오차전력이 concave function이므로 이렇게 구해진 $\varepsilon_{MED}(e_k)$ 와 $\varepsilon_{MED}(e_{\Delta,k})$ 는 σ_k 의 미세 변동 Δ 대해 변화율을 구할 수 있고 $\varepsilon_{MED}(e_k)$ 가 더 작은 값의 방향으로 σ_k 를 다음과 같이 조정할 수 있다 (아래에서 μ_σ 는 σ_k 위한 스텝사이즈).

$$\sigma_{k+1} = \sigma_k - \mu_\sigma \cdot \frac{\varepsilon_{MED}(e_{\Delta,k}) - \varepsilon_{MED}(e_k)}{\Delta} \quad (15)$$

결국 이 논문에서 제안된 코렐트로피 알고리즘 $Corr(\sigma_k)$ 은 병렬 가중치 갱신식 (14)과 커널 사이즈 갱신식(15)으로 요약될 수 있다.

5. 실험 및 결과 고찰

그림1의 distortion 매체는 다중경로에 의한 왜곡을 일으키는 임펄스 응답 $\sum h_i \delta(k-i)$ 의 채널로 하고 통과한 왜곡된 신호는 이퀄라이저 입력 $x_k = \sum h_i d_{k-i} + n_k$ 로 표현된다 [2]. 다중경로 무선통신시스템에 대해 제안한 방식의 성능을 실험하였고 실험환경을 정리하면 다음 표1과 같다.

Table 1. Parameters for the simulation

Data symbol set	{-3, -2, 1, 3}
Channel response	$h_0 = 0.26, h_1 = 0.93, h_2 = 0.26$
Impulse occurrence rate	0.02
Impulse variance	50
AWGN variance	0.001
Number of weights, Sample size	L=11, N=30
μ_{corr}, μ_{σ}	0.02, 0.002
Δ	0.1

충격성 잡음은 논문[3]에서 제시한 방법으로 발생시켰으며 그림 2에 잡음 샘플을 나타냈다. 안정된 초기 수렴을 위해 오차평균전력이 1.0 이하인 경우에 커널 사이즈 갱신 모드를 작동시켰다.

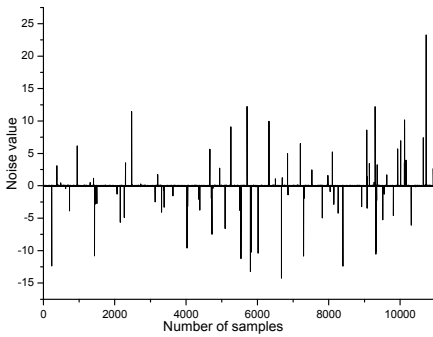


Fig. 2. A sample of impulsive noise for the experiment.

여러 초기설정 값에 대한 제안한 방식의 커널 사이즈 학습 곡선이 그림 3에 나타나 있다.

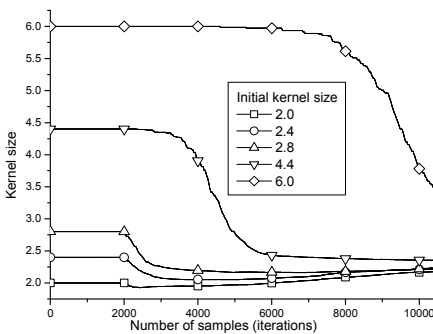


Fig. 3. Learning curves of kernel size for various initial sizes

초기 커널 사이즈를 2.0부터 6.0까지 다양한 값으로 식(11)을 훈련시킨 결과 그 수렴곡선들은 대체로 약 2.4를 향해 수렴하고 있다. 먼저, 초기 설정값 2.0에 대해 살펴보면, 수렴이 정상상태에 이르면서 오차가 작아지지만 커널 사이즈 수렴곡선은 작아지지 않고 최적 커널 사이즈로 다시 증가하므로 최적 커널 사이즈는 오차 분산과 관계없음을 보여준다. 또한 초기값 6.0에 대한 커널 사이즈 수렴 곡선에서도 최적 사이즈를 향해 커널 사이즈가 꾸준히 감소하다가 급격히 감소하며 최적치를 찾아가려는 경향을 관찰할 수 있다. 이것은 식(11)이 큰 값의 초기 설정에도 최적 커널 사이즈로 수렴할 수 있는 능력을 지니고 있음을 보이고있다. 다만, 2.4와 2.0 같이 상대적으로 작은 값의 초기 설정값의 학습곡선은 작아졌다가 증가하는 약간의 오버슈팅도 보이다가 빠르게 최적치 2.4로 수렴하는 것을 볼 수 있다. 그림 4는 기존 고정 커널사이즈의 correntropy와 커널 사이즈 갱신 방식의 correntropy - Wang을 제안한 방식 correntropy - proposed와 성능 비교를 나타냈다. 초기 커널 사이즈 (IK)가 최적값인 2.4를 사용하면 더 갱신의 필요가 없으므로 세 알고리즘은 동일한 성능을 보이고있다.

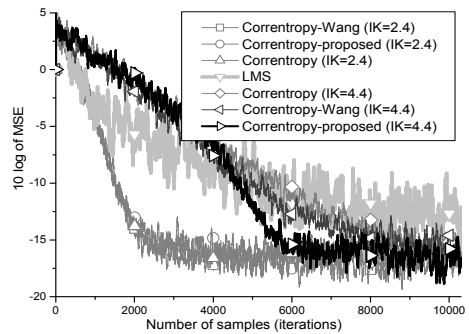


Fig. 4. Learning curves of MSE performance for various initial kernel sizes (IKs).

그러나 초기 커널 사이즈가 4.4의 경우 (IK=4.4), 기존 코렌트로피 알고리즘들은 약간의 성능차이를 가지지만 완만한 경사의 느린 수렴을 보이고있다. 그러나 제안한 방식은 샘플수 5000 근방에서 급격히 빠른 수렴이 시작되어 기존 코렌트로피 알고리즘의 정상상태 MSE를 기준으로 비교할 때, 제안한 방식은 2배 이상 빠른 수렴을 보인다. 이 결과는 기존 방식보다 제안한 적응 커널 사이즈 방식의 코렌트로피 알고리즘이 초기 커널사이즈 선택에 큰 여유도를 가지고 성능을 향상시킬 수 있음을 보여준다.

6. 결론

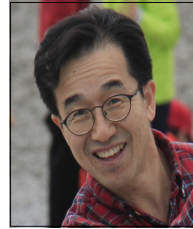
ITL 기반의 학습 알고리즘은 태생적으로 커널 사이즈 선택에 매우 민감하거나 불안정한 특성을 지니고 있다. 이 논문에서는 코렌트로피 알고리즘에서 커널 사이즈를 적응적으로 갱신하는 방법을 제안하였다. 다중 경로 채널과 충격성 잡음 환경에서 제안된 적응 커널 사이즈 추정법을 적용하고 그 수렴의 우수성을 입증하였다. 이는 수렴 성능을 보장하는 초기 커널 사이즈 설정에 큰 여유도를 주어 커널 사이즈 선택에 민감성 및 불안정성을 어느 정도 해결하였다. 또한 실험 결과를 통해 최적 커널 사이즈가 오차 분산과 관계없음을 보였으며, 작은 값의 초기 설정 커널 사이즈의 수렴 곡선은 초기에 약간의 오버슈팅이 관찰된 바, 보다 안정되고 빠른 커널 사이즈 수렴에 대한 연구가 더 필요하다.

References

- [1] J. Proakis, *Digital Communications*, McGraw-Hill, NY, 1989. ISBN10:0070517266
- [2] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice Hall, Upper Saddle River, 4th edition, 2001. ISBN-10:013267145X
- [3] I. Santamaria, P. Pokharel, and J. Principe, "Generalized correlation function: Definition, properties, and application to blind equalization," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 54, pp. 2187-2197, June 2006. <https://doi.org/10.1109/tsp.2006.872524>
- [4] W. Wang, J. Zhao, H. Qu, B. Chen, "A correntropy inspired variable step-size sign algorithm against impulsive noises," *Signal Processing*, vol. 141, pp. 168-175, Dec. 2017. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2017.05.028>
- [5] L. Chen, P. Honeine, "Correntropy-based robust multilayer extreme learning machines," *Pattern Recognition, Elsevier*, vol. 84, pp. 357-370, Dec. 2018. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2018.07.011>
- [6] F. Huang, J. Zhang, S. Zhang, "Adaptive filtering under a variable kernel width maximum correntropy criterion," *IEEE Trans. Circuit and Systems*, vol. 64, pp. 1247-1251, Oct. 2017. <https://doi.org/10.1109/tcsii.2017.2671339>
- [7] W. Wang, J. Zhao, H. Qu, B. Chen, and J. Principe, "A switch kernel width method of correntropy for channel estimation," in *2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1-7, July, 2015. <https://doi.org/10.1109/ijcnn.2015.7280632>

김 남 용(Namyong Kim)

[정회원]



- 1986년 2월 : 연세대학교 전자공학과 (공학학사)
- 1988년 2월 : 연세대학교 전자공학과 (공학박사)
- 1992년 2월 ~ 1998년 2월 : 카톨릭 관동대학교 부교수

- 1998년 2월 ~ 현재 : 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수

<관심분야>

정보이론적 학습, 정보통신 신호처리