

프레임 단위의 AELMS를 이용한 잡음 제거 알고리즘

안찬식*, 최기호*
광운대학교 컴퓨터공학과*

Noise Reduction Algorithm using Average Estimator Least Mean Square Filter of Frame Basis

Chan-Shik Ahn*, Ki-ho Choi*

Dept. of Computer Engineering, The University of Kwangwoon*

요약 잡음 추정과 검출 알고리즘에서는 LMS Filter를 이용하여 변화하는 잡음 환경에 빠르게 적응할 수 있도록 한다. 하지만 LMS Filter는 잡음 추정을 위한 일정 시간 동안 적응 시간이 필요하며 신호의 변화가 일어날 경우 더 많은 적응 시간이 소요되는 단점을 가지고 있다. 따라서 이를 보완하기 위하여 프레임 단위의 AELMS Filter를 이용한 잡음 제거 방법을 제안한다. 본 논문은 잡음 환경에서 입력되는 신호를 프레임 단위로 분할하고 평균과 분산을 이용한 예측 LMS Filter를 구성하여 잡음을 제거하므로 잡음 환경이 변화하더라도 빠른 적응 시간으로 잡음을 제거한다. 또한 환경 잡음과 음성 신호가 혼합되어 입력될 때 잡음을 제거하여 음성의 고유 특성을 유지하고 음성 정보 손상을 줄이기 위한 방법이다. 프레임 단위의 AELMS Filter를 이용한 잡음 제거 방법으로 잡음 제거 성능을 평가하였다. 실험 결과 변화하는 환경 잡음을 제거하여 얻은 감쇠도가 평균 6.8dB 향상되었다.

주제어 : 음성 인식, 잡음 제거, LMS, AELMS, 프레임 단위 AELMS

Abstract Noise estimation and detection algorithm to adapt quickly to changing noise environment using the LMS Filter. However, the LMS Filter for noise estimation for a certain period of time and need time to adapt. If the signal changes occur, have the disadvantage of being more adaptive time-consuming. Therefore, noise removal method is proposed to a frame basis AELMS Filter to compensate. In this paper, we split the input signal on a frame basis in noisy environments. Remove the LMS Filter by configuring noise predictions using the mean and variance. Noise, even if the environment changes fast adaptation time to remove the noise. Remove noise and environmental noise and speech input signal is mixed to maintain the unique characteristics of the voice is a way to reduce the damage of voice information. Noise removal method using a frame basis AELMS Filter To evaluate the performance of the noise removal. Experimental results, the attenuation obtained by removing the noise of the changing environment was improved by an average of 6.8dB.

Key Words : Speech Recognition, Noise Reduction, Least Mean Square, Average Estimator Least Mean Square, Frame Basis Average Estimator Least Mean Square

* 본 논문은 2012년 광운대학교 교내 학술연구비 지원에 의해 연구되었음.

Received 30 April 2013, Revised 15 June 2013

Accepted 20 July 2013

Corresponding Author: Chan-Shik Ahn(The University of Kwangwoon)

Email: absoluti@kw.ac.kr

ISSN: 1738-1916

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

통신 시스템 환경에서 변화하는 신호에 대한 잡음 제거 방법은 변화하는 신호의 추정으로부터 시작한다. 신호의 통계적 특성이 바뀌거나 계속적으로 변화하는 신호에 대해서는 신호의 추정이 어렵다. 이를 해결하기 위해 신호를 추정하기 위한 적응 알고리즘이 널리 사용되고 있으며 적응 알고리즘 중 LMS(Least Mean Square) 적응 알고리즘이 가장 많이 사용되고 있다[1]. LMS 적응 알고리즘은 계산이 간단하며 환경 변화에 강인한 특성을 가지고 있으며 평형 상태의 최종 평균 제곱 오차(MSE: Mean Square Error)는 사용되는 스텝 사이즈에 따라 달라진다[2]. 일반적으로 스텝 사이즈를 크게 하면 수렴 속도는 빨라지지만 최종 MSE 값도 크게 된다. 따라서 수렴 속도와 최종 MSE 값을 절충하여 스텝 사이즈를 결정하게 된다[3].

잡음 추정과 검출 알고리즘에서는 LMS 알고리즘을 이용하여 변화하는 잡음 환경에 빠르게 적응할 수 있도록 한다[4]. 하지만 LMS 알고리즘은 잡음 추정을 위한 일정 시간의 수렴 시간이 필요하며 신호의 변화가 일어날 경우 더 많은 수렴 시간이 소요되는 단점을 가지고 있다[5]. 따라서 이를 보완하기 위하여 프레임 단위의 AELMS(Average Estimator Least Mean Square) 알고리즘을 이용한 잡음 제거 방법을 제안한다.

본 논문은 잡음 환경에서 입력되는 신호를 프레임 단위로 분할하여 계산하였다. 평균과 분산을 이용한 예측 LMS 알고리즘을 구성하여 잡음을 제거하므로 잡음 환경이 변화하더라도 빠르게 수렴하여 잡음을 제거한다. 환경 잡음과 음성 신호가 혼합되어 입력될 때 잡음을 제거하여 음성의 고유 특성을 유지하고 음성 정보의 손상을 최소화하여 인식 성능을 향상시켰다. 계산량을 줄이기 위해 프레임 단위로 나누어 프레임 구간 신호의 평균량을 계산하여 예측하고 수렴할 수 있도록 구성하였으며 프레임 단위 구간의 신호에 대해 평균값을 계산하고 예측에 의한 신호 수렴으로 인해 수렴 속도를 향상시켰다.

프레임 단위의 AELMS 알고리즘을 이용한 잡음 제거 방법으로 잡음 제거 성능을 평가하였다. 실험 결과 변화하는 환경 잡음을 제거하여 얻은 감쇠도가 평균 6.8dB 향상되었다.

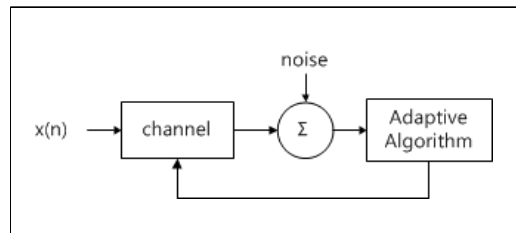
본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구

에 대해 언급하고 3장에서는 이동 평균 예측 필터를 이용한 반향 제거 방법에 대해 설명하며 4장에서는 시스템 평가를 수행하고 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

2.1 LMS 알고리즘

잡음은 환경적인 요인에 의해 수많은 변화와 다양한 형태로 나타난다. 일반적인 LMS 적응 알고리즘은 그림 1과 같이 표현된다[6].



[Fig. 1] General LMS Adaptive Algorithm

시간적으로 변화하는 임펄스 응답 필터는 다양한 잡음의 변화에 적응할 수 있도록 수학적으로 효과적인 모델링이 가능하며 다음과 같이 수식적으로 나타낼 수 있다[7].

$$W(n+1) = W(n) + \mu e(n) X(n) \quad (1)$$

$W(n)$ 은 적응 알고리즘에서 시간에 따라 달라지는 계수 벡터이며, μ 는 고정 스텝 값을 나타낸다. $X(n)$ 은 입력 신호 벡터 값을 나타내고 $e(n)$ 은 출력 오류 값이며 다음과 같이 수식적으로 나타낼 수 있다.

$$e(n) = d(n) - X^T(n) W(n) \quad (2)$$

$d(n)$ 은 원하는 신호 값을 나타내며 다음과 같이 수식적으로 나타낼 수 있다.

$$d(n) = X^T(n) W_{opt}(n) + \xi(n) \quad (3)$$

W_{opt} 는 시간에 따라 달라지는 최적 계수를 나타내며

$\xi(n)$ 은 시간에 따라 변화하는 입력 값의 측정 오류를 나타낸다.

시간에 따라 변화하는 계수 벡터와 최적화된 계수 벡터의 차이로부터 오류율을 확인할 수 있으며 다음과 같이 수식적으로 나타낼 수 있다[8].

$$\tilde{W}(n) = W_{opt}(n) - W(n) \quad (4)$$

가변 스텝 사이즈 LMS 적응 알고리즘은 고정 스텝 μ 를 대신하여 시간의 함수인 $\mu(n)$ 으로 스텝을 나타내며 식 (1)을 다음과 같이 변형하여 수식적으로 나타낼 수 있다.

$$W(n+1) = W(n)\mu(n)e(n)X(n) \quad (5)$$

2.2 가변 스텝 사이즈 LMS 알고리즘

일반적인 LMS 적응 알고리즘의 수렴 속도 향상을 위한 방법이 다양하게 연구되어지고 있으며 스텝 사이즈를 조절하여 계산량을 줄이는 방법이 널리 사용된다. 적응 알고리즘의 오류 값을 활용하여 가변 스텝을 계산하는 방법이 대표적인 가변 스텝 사이즈 LMS 알고리즘이다 [9].

오류 값을 활용하는 가변 스텝 사이즈 LMS의 오류 값 $e(n)$ 은 적응 알고리즘이 동작할 때 초기에는 큰 값을 가지며 최적 계수에 가까이 가면 점점 작아진다. 오류 값은 가변 스텝을 예측할 수 있는 좋은 변수이지만 잡음에 매우 민감하다. 이러한 성질을 갖는 오류 값을 예측하여 가변 스텝 계산에 활용하기 위한 다양한 방식들이 제안되어 왔다. 이들 방식 중에서 NLMS (Normalized LMS) 적응 알고리즘은 스텝 μ 가 입력 벡터 $X(n)$ 의 크기에 직접적으로 영향을 받는 일반적인 특성을 보완하기 위하여 고정 스텝 μ 을 입력 벡터 $X(n)$ 의 크기로 정규화하여 다음과 같이 계산하여 사용한다[10].

$$W(n+1) = W(n) + \frac{\mu}{\|X(n)\|^2} e(n)X(n) \quad (6)$$

오류 값을 가변 스텝에 활용하는 방식 중에는 오류 값의 제곱 값 $e^2(n)$ 을 가변 스텝 사이즈로 계산하여 다음과 같이 수식적으로 계산하여 사용한다[11].

$$\mu(n+1) = \alpha\mu(n) + \gamma e^2(n) \quad (7)$$

수식 (7)에서 $0 < \alpha < 1$, $\gamma > 0$ 의 범위에 존재하며 시간의 함수인 $\mu(n)$ 스텝 사이즈 범위는 $\mu_{min} < \mu(n) < \mu_{max}$ 사이에 존재해야 한다.

제곱 오류 값에 대한 기울기 벡터를 활용하여 가변 스텝 사이즈를 다음과 같이 수식적으로 계산하여 사용한다[12].

$$\mu(n+1) = \mu(n) - \frac{\gamma}{2} \frac{\partial}{\partial \mu(n)} e^2(n) \quad (8)$$

3. 프레임 단위의 AELMS

3.1 AELMS 알고리즘

수렴 가중치 인자 μ 가 커지면 안정성은 감소하고 이와 반대로 수렴 가중치 인자 μ 가 작아지면 안정성은 증가하게 되므로 일반적인 LMS 알고리즘에 비해 표준 검출 LMS는 더 빠른 수렴 확률을 갖는다[13].

평균 예측량을 이용한 LMS 필터는 선형 시불변 시스템으로 구성되며 입력 신호 벡터 X 에 대해서 n 시간 동안 시간에 따라 변화하여 $\hat{\theta}_j(n)$ 을 갱신하므로 다음과 같이 수식적으로 나타낼 수 있다.

$$X = (\hat{\theta}_0(n), \hat{\theta}_1(n), \dots, \hat{\theta}_{k-1}(n))^T \quad (9)$$

$W(n)$ 은 적응 알고리즘에서 시간에 따라 달라지는 계수 벡터이며 $X(n)$ 은 입력 신호 벡터 X 에 대해서 n 시간 동안 시간에 따라 변화하여 $\hat{\theta}_j(n)$ 을 갱신한 입력 신호 벡터 값을 나타낸다. $e(n)$ 은 출력 오류 값이며 다음과 같이 수식적으로 나타낼 수 있다.

$$e(n) = d(n) - X^T(n)W(n) \quad (10)$$

AELMS 알고리즘은 $e(n)$ 의 $M-1$ 개의 입력 값으로부터 평균값을 계산하여 출력하고 다음과 같이 수식적으로 나타낼 수 있다.

$$AE(n) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} e(n-k) \quad (11)$$

AELMS 알고리즘은 n 시간에 파라미터 벡터인 $\hat{\theta}_j(n)$ 를 평균값에 의해 갱신하여 얻을 수 있으며 다음과 수식적으로 나타낼 수 있다.

$$\hat{\theta}_j(N+1) = \alpha^{1-g_j(n)} \hat{\theta}_j(n) + \mu AE(n) g_j(n) u(n-j) \quad (12)$$

$g_j(n)$ 는 j 번째 $g(n)$ 의 파라미터 요소를 추출하고 입력된 신호로부터 잡음을 제거한다.

3.2 프레임 단위 AELMS 알고리즘

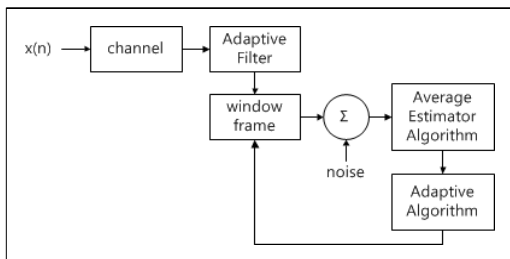
프레임 단위의 AELMS 알고리즘은 입력 신호 전체에 대해 수렴을 해야 하므로 수렴 시간이 오래 걸리는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 해결하기 위해서 3.1절에서 제안한 평균 예측 LMS 알고리즘을 기반으로 입력 신호를 프레임 단위로 나누어 단 구간에서 신호의 평균량을 계산하여 신호를 예측하고 수렴할 수 있도록 구성하였다. 입력 벡터 $X(n)$ 을 프레임 단위 $f(k)$ 로 나누어 다음과 같이 수식적으로 나타낼 수 있다.

$$X(n) = \sum_{k=0}^{m-1} (f_0(k), f_1(k), \dots, f_n(k)) \quad (13)$$

프레임 단위로 나누어진 구간의 입력 신호 벡터 X 에 대해서 n 시간 동안 시간에 따라 변화하여 $\hat{\theta}_j(n)$ 을 갱신하며 다음과 같이 수식적으로 나타낼 수 있다.

$$X_{j1} = (\hat{\theta}_0(n), \hat{\theta}_1(n), \dots, \hat{\theta}_{k-1}(n))^T \quad (14)$$

신호로부터 잡음 제거를 위해 신호에 수렴하여 수렴 속도를 향상시킨다. 제안한 프레임 단위 AELMS 알고리즘을 이용한 잡음 제거 과정을 그림 2에 나타내었다.



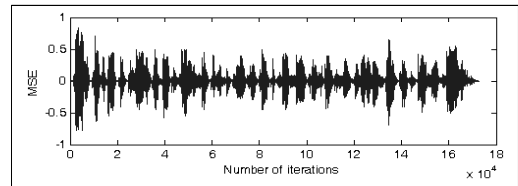
[Fig. 2] Noise Removal using frame AELMS algorithm

4. 실험 결과

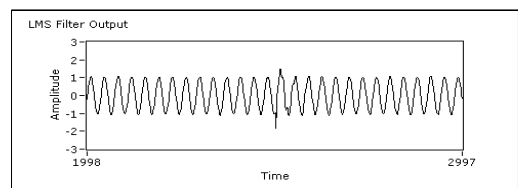
본 논문에서 제안한 프레임 단위 AELMS 알고리즘을 이용한 잡음 제거 알고리즘을 기존의 LMS 알고리즘과 비교 분석하였다. 제안된 방법을 실험하기 위해 사용된 잡음은 유색 잡음으로 대부분의 에너지가 주파수 전역에 분포되어 있다.

음성 DB는 ETRI에서 제작한 445DB를 사용하였으며 16K, Mono, 8K로 실험하였으며, 제안한 필터의 차수는 50이고 스텝 사이즈는 0.003을 가지고 실험하였다. 필터의 임펄스 반응이 실제 임펄스 반응으로 수렴하고 목표 신호를 따라가며 잡음 신호를 소거하게 된다. 잡음 제거의 성공 여부는 목표 신호와 에러 신호의 비로 나타낸다.

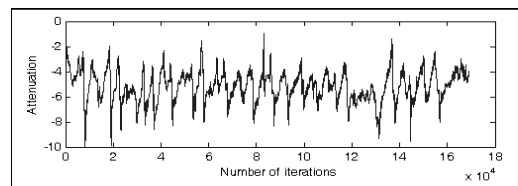
그림 3에서 합성 파형의 신호를 나타내었으며 제안한 알고리즘에 입력 신호로 사용하였다. 그림 4는 제안한 알고리즘을 수행하여 제거한 노이즈 신호를 나타내며 그림 5는 제안한 알고리즘을 수행하여 얻은 출력 신호를 나타낸다. 원 음성 신호에 가깝게 수렴된 것을 확인할 수 있다.



[Fig. 3] Synthesized Waveform Signal



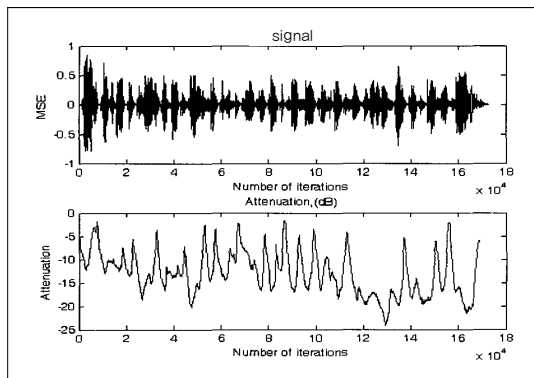
[Fig. 4] Noise Signal



[Fig. 5] Waveform Signal Filtered by the Proposed Algorithm.

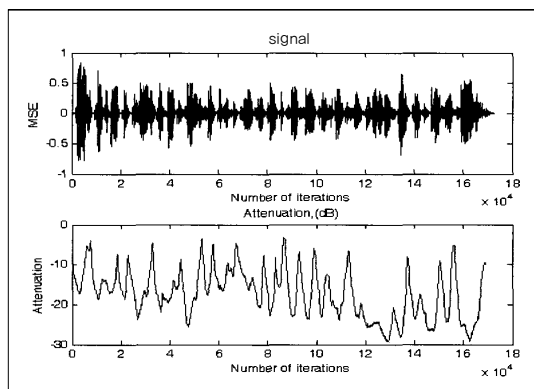
활성 파라미터 측정치를 이용하여 잡음이 첨가된 음성 신호를 필터링한 결과 원 음성 신호에 근접한 신호를 얻을 수 있었다.

그림 6은 기존 LMS 알고리즘의 목표 신호, 적응 출력 신호, 예측 신호와 비용 함수를 이용하여 MSE는 알고리즘이 진행됨에 따라 비용 함수의 평균값이 감소하는 감쇠도를 데시벨로 나타낸 것이며 평균 감쇠도는 -13.5dB로 나타났다.



[Fig. 6] Energy Distribution of the Synthesized Waveform

그림 7은 제안한 프레임 단위 AELMS 알고리즘 적응 잡음 제거 실험의 결과이며 감쇠도를 데시벨로 나타낸 것으로 평균 감쇠도는 -20.3dB로 나타났다. 두 알고리즘을 비교한 결과 평균 감쇠도에서 6.8dB 정도 향상된 것을 확인할 수 있었다.



[Fig. 7] Synthesized Waveform Signal

5. 결론

본 논문은 프레임 단위의 AELMS 알고리즘을 이용한 잡음 제거 방법을 제안하여 잡음 제거 성능을 평가하였다. 잡음 추정과 검출 알고리즘에서는 LMS 알고리즘을 이용하여 변화하는 잡음 환경에 빠르게 적응할 수 있도록 설계한다. LMS 알고리즘은 잡음 추정을 위한 일정 시간이 필요하며 신호의 변화가 일어날 경우 더 많은 적응 시간이 소요되는 단점을 가지고 있다. 따라서 잡음 환경에서 입력되는 신호를 프레임 단위로 분할하여 평균과 분산을 이용한 AELMS 알고리즘을 구성하였다. 프레임 단위로 신호에 대한 평균과 분산을 계산하여 잡음을 제거하므로 잡음 환경이 변화하더라도 짧은 적응 시간으로 잡음을 제거하였다. 환경 잡음과 음성 신호가 혼합되어 입력 시 잡음을 제거하여 음성의 고유 특성을 유지하고 음성 정보의 손상을 줄이기 위한 방법이다.

프레임 단위의 AELMS 알고리즘을 이용한 잡음 제거 방법으로 잡음 제거 성능을 평가하였으며 실험 결과 변화하는 환경 잡음을 제거하여 얻은 감쇠도에서 평균 6.8dB이 향상된 것을 확인할 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by the Kwangwoon University research fund of 2012.(KWU-과제번호)

REFERENCES

- [1] Chan-Shik Ahn, Sang-Yeob Oh. CHMM Modeling using LMS Algorithm for Continuous Speech Recognition Improvement. The Journal of Digital Policy and Management. Vol. 10, No. 11, pp. 377-382, 2012.
- [2] Chan-Shik Ahn, Sang-Yeob Oh. Echo Noise Robust HMM Learning Model using Average Estimator LMS Algorithm. The Journal of Digital Policy and Management. Vol. 10, No. 10, pp. 277-282, 2012.
- [3] Soojeong Lee, Kyehyeon Shin, Soonhyob Kim. Optimization of Detection Method Using a Moving

Average Estimator for Speech Enhancement. Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea SP. Vol. 44, No. 3, pp. 97-104, 2007.

[4] Se-Won Lee, Hochong Park. Echo Canceller with Improved Performance in Noisy Environments. The Journal of the Acoustical Society of Korea. Vol. 22, No. 4, pp. 261-268, 2003.

[5] Sung Sue Hwang, Sang Suk Yun, Suk Chan Kim, Chae Dong Lee. NLMS Adaptive Filter Based Acoustic Echo Canceller. The Journal of Korea Information and Communications Society. Vol. 35, No. 4C, pp. 343-349, 2010.

[6] Veiga A., Iano Y., Carrijo G. A new adaptive filter structure: comparative study of NLMS, DST-LMS and DCT-LMS schemes applied to electromyographic signal modelling. 2001 IEEE Pacific Rim Conference on PACRIM. Communications, Computers and Signal Processing. No. 2, pp. 555-558, 2001.

[7] Timo Gerkmann, Colin Breithaupt, Rainer Martin. Improved A Posteriori Speech Presence Probability Estimation Based on a Likelihood Ratio With Fixed Priors. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing. Vol. 16, No. 5, pp. 910-919, 2008.

[8] S. Haykin. Adaptive Filter Theory. PrenticeHall. Upper Saddle River. New Jersey. 2002.

[9] Hong-Chae Woo. Variable Step Size LMS Algorithm Using the Error Difference. The Journal of the Acoustical Society of Korea. Vol. 28, No. 3, pp. 245-250. 2009.

[10] J. Homer, I. Mareels. LS detection guided NLMS estimation of sparse system. Proceedings of the IEEE 2004 International Conference on Acoustic. Speech, and Signal Processing(ICASSP). Montreal, Quebec, Canada. 2004.

[11] S. Zhao, Z. Man, S. Khoo. A Fast Variable Step-Size LMS Algorithm with System Identification, in 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. pp. 2340-2345, 2007.

[12] J. A. Srar, K. S. Chung. Adaptive Array Beam

Forming Using a Combined RLS-LMS Algorithm. The 14th Asia-Pacific Conference on Communications, APCC2008, Tokyo, Japan. 2008.

[13] J. A. Srar, K. S. Chung. Performance of RLMS Algorithm in Adaptive Array Beam Forming, in ICCS2008, Guangzhou, China. 2008.

안 찬 식(Ahn, Chan Shik)



- 2002년 2월 : 광운대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
- 2004년 8월 : 광운대학교 컴퓨터공학과(공학박사 수료)
- 관심분야 : 음성인식, 음성/음향 신호처리
- E-Mail : absoluti@kw.ac.kr

최 기 호(Choi, Ki Ho)



- 1973년 2월 : 한양대학교 전자공학과(공학사)
- 1977년 2월 : 한양대학교 전자공학과(공학석사)
- 1987년 2월 : 한양대학교 전자공학과(공학박사)
- 1977년 3월 ~ 1979년 2월 : 한국과학기술연구원(KIST) 전자공학부 연구원
- 2005년 1월 ~ 2005년 12월 : 한국ITS학회 회장
- 2006년 1월 ~ 2006년 12월 : 한국멀티미디어학회 회장
- 1979년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 컴퓨터공학과 교수
- 관심분야 : 멀티미디어 응용, ITS, 상황인식
- E-Mail : khchoi@kw.ac.kr