

---

# 음성 및 잡음 인식 알고리즘을 이용한 환경 배경잡음의 제거

최재승\*

Reduction of Environmental Background Noise using Speech and Noise Recognition

Jae-Seung Choi\*

## 요 약

본 논문에서는 먼저 신경회로망의 학습에 오차역전파 학습 알고리즘을 사용하여 각 프레임에서의 음성 및 잡음 구간의 검출에 의한 음성인식 알고리즘을 제안한다. 그리고 신경회로망에 의하여 음성 및 잡음 구간의 검출에 따라서 각 프레임에서 잡음을 제거하는 스펙트럼 차감법을 제안한다. 본 실험에서는 제안한 음성인식알고리즘의 성능을 원음성에 백색잡음 및 자동차 잡음을 부가하여 인식율을 평가한다. 또한 인식시스템에 의하여 검출된 음성 및 잡음 구간을 이용하여 각 프레임에서의 스펙트럼 차감법에 의한 잡음제거의 실험결과를 나타낸다. 잡음에 의하여 오염된 음성에 대하여 신호대잡음비를 사용하여 본 알고리즘이 유효하다는 것을 확인한다.

## ABSTRACT

This paper first proposes the speech recognition algorithm by detection of the speech and noise sections at each frame using a neural network training by back-propagation algorithm, then proposes the spectral subtraction method which removes the noises at each frame according to detection of the speech and noise sections. In this experiment, the performance of the proposed recognition system was evaluated based on the recognition rate using various speeches that are degraded by white noise and car noise. Moreover, experimental results of the noise reduction by the spectral subtraction method demonstrate using the speech and noise sections detecting by the speech recognition algorithm at each frame. Based on measuring signal-to-noise ratio, experiments confirm that the proposed algorithm is effective for the speech by corrupted the noise using signal-to-noise ratio.

## 키워드

음성인식 알고리즘, 스펙트럼 차감법, 신경회로망, 오차역전파 학습 알고리즘

## Key word

Speech recognition algorithm, spectral subtraction method, neural network, back-propagation training algorithm.

---

\* 정회원 : 신라대학교 전자공학과 교수 (jschoi@silla.ac.kr)

접수일자 : 2010. 12. 14  
심사완료일자 : 2011. 01. 03

## I. 서 론

최근, 음성 인식 및 강조 등의 음성정보처리에 관한 연구가 진전되어 실용화의 단계에 있지만, 잡음환경 하에서의 음성인식처리에는 아직도 많은 문제 들을 남겨 두고 있다. 특히 잡음이 혼입되는 음성인식 시스템에서 잡음의 억제와 음성인식의 전처리장치로서 필요하며, 또한 실제 잡음 환경에 대한 대응이 요구되는 청각장애자를 위한 보청기에도 필요한 처리이다[1]. 따라서 음성인식 시스템에 있어서 잡음내성을 향상시키는 것은 시스템의 실용화에 있어서 중요한 연구과제로 생각되어, 이러한 음성인식 시스템에 대한 잡음 대책법이 종래부터 왕성히 연구되고 있다[2].

잡음 환경 하에서 음성인식의 전처리과정을 통하여 잡음을 제거하는 음질개선방식으로는 스펙트럼 차감법(Spectral Subtraction, SS)[3], MMSE(Minimum Mean Square Error Estimation)[4] 방법들이 연구되고 있으며, 이 중에서도 대표적인 잡음대책법의 하나인 스펙트럼 차감법이 잘 알려져 있다. 스펙트럼 차감법은 잡음에 중첩된 음성의 스펙트럼으로부터 사전에 처음 몇 프레임에 해당하는 비음성구간에서 추정된 잡음 스펙트럼을 차감함으로써 잡음의 영향을 제거하는 방법이다[3]. 그러나 본 논문에서는 참고문헌[3]에서 제안한 방법과 다르게 신경회로망을 사용하여 각 프레임에서 음성 및 잡음 구간을 검출한다. 유성구간인 경우에는 저역부에 해당하는 잡음을 제거하는 방법을 사용하며 잡음구간인 경우에는 음성구간을 재추정하여 잡음을 제거한다. 본 논문에서는 먼저 신경회로망의 학습에 오차역전파 학습알고리즘을 사용하여 각 프레임에서의 음성 및 잡음 구간검출에 의한 인식 알고리즘을 제안한다. 그리고 신경회로망에 의하여 검출구간에 따라서 각 프레임에서 잡음을 제거하는 스펙트럼 차감법을 제안한다.

본 실험에서는 신경회로망에 대해서 입력 신호대잡음비  $SNR_{input}$ (Input Signal-to-Noise Ratio)을 Clean, 10 dB, 5 dB, 0 dB로 변경한 원음성 및 잡음이 중첩된 음성을 신경회로망에서 평가함으로써 인식결과를 나타낸다. 또한 인식시스템에 의하여 검출된 음성 및 잡음 구간을 이용하여 각 프레임에서의 잡음제거의 실험결과를 나타낸다.

## II. 데이터베이스 및 평가방법

본 실험에서 사용한 음성신호는 8 kHz의 샘플링 주파수를 가진 환경에서 녹음된 영어숫자로 구성된 Aurora2 데이터베이스(Database, DB)[5]를 사용하였다. Aurora2 DB의 모든 음성데이터는 ETSI (European Telecommunications Standards Institute)로부터 배포되었으며, 남성화자 55명 및 여성화자 55명에 의해서 발성된 음성을 녹음한 총 8440개의 숫자로 구성된 테스트 셋 A, B, C의 음성데이터를 포함한다. 본 실험에서는 Aurora2 DB의 테스트 셋 A, B, C 중에서 임의적으로 남성화자에 의한 20문장을 선택하였으며, 이 중 10문장은 신경회로망의 학습데이터로 사용하며 나머지는 평가용으로 사용하였다. 본 실험에 사용한 음성신호는 한 프레임의 분석구간의 길이가 16 ms이며, 분석구간의 데이터에 대하여 식 (1)의 해밍창을 통과시켰다. 여기에서  $N$ 은 분석구간의 샘플수이다.

$$W(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) (n = 0, \dots, N-1) \quad (1)$$

본 실험에서 사용한 잡음데이터는 Aurora2 DB의 테스트 셋 A의 자동차잡음(car noise)을 사용하였으며, 컴퓨터에 의해서 작성된 가우스 백색잡음(white noise)을 사용하여 평가하였다. 이러한 배경잡음은 샘플링 주파수 8 kHz이다. Aurora2 DB의 각 테스트 셋에 포함된 배경잡음들이 음성데이터에 부가된 잡음이 중첩된 음성데이터(즉,  $SNR_{input} = 20$  dB, 15 dB, 10 dB, 5 dB, 0 dB)들이 포함되어 있다. 백색잡음에 대해서는 Aurora2 DB의 음성데이터에 별도로 백색잡음을 부가하여 잡음이 중첩된 음성데이터를 구하였다.

## 2.1. 잡음부가 음성의 작성 방법

잡음이 부가된 음성은 위에서 기술한 음성데이터에 백색잡음 및 자동차잡음을 중첩하여 작성하였다. 각 음성데이터마다 서로 다른 백색잡음 및 자동차잡음을 중첩함으로써  $SNR_{input}$ 가 10 dB, 5 dB, 0 dB의 잡음이 중첩된 음성을 작성하였다. 또한,  $SNR_{input}$ 으로서는 음성  $S(n)$ 과 잡음  $N(n)$ 의 전체에 해당하는 전력의 비율로서 정의되는 전역  $SNR_{input}$ 을 사용하였다.

### 2.2. 평가방법

본 음성인식시스템의 평가방법으로는 각 프레임에서의 구간 인식율을 도입하였다. 이 구간 인식율은 신경회로망의 학습이 완료된 후의 출력 가중치의 결합계수를 사용하여 각 프레임에서 인식율의 정확도를 측정하였다. 이 인식율은 입력문장의 모든 프레임 수에 대하여 각 프레임에서 인식율이 정확하게 검출된 프레임수의 비율로 정의한다. 본 논문에서 제안한 잡음제거의 평가방법으로는 식 (2)와 같은 출력 신호대잡음비(SNR<sub>output</sub> (Output Signal-to-Noise Ratio))를 사용하였다. 여기에서,  $\hat{S}(n)$ 은 강조된 출력 음성신호이다.

$$SNR_{output} = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{\sum_{n=1}^N S(n)^2}{\sum_{n=1}^N [S(n) - \hat{S}(n)]^2} \right) \quad (2)$$

## III. 제안한 시스템

### 3.1. 계층적인 신경회로망

본 논문에서는 입력층, 중간층 및 출력층으로 구성되는 그림 1의 퍼셉트론[6, 7]형의 계층적인 신경회로망(Neural Network, NN)을 제안한다. 퍼셉트론형의 네트워크에서는 다층모델의 효율적인 학습법으로써 오차역전파 학습 알고리즘[8]을 사용하여 네트워크를 학습시키며, 이 오차역전파 학습 알고리즘은 교사신호가 있는 학습에 대하여 출력층으로부터 입력층에 오차를 역전파시킴으로써 각 유닛에 대하여 최급강하법을 적용하며, 각 유닛에 비선형함수를 도입하여 입력으로부터 출력에의 사상을 가능하게 하는 알고리즘이다.

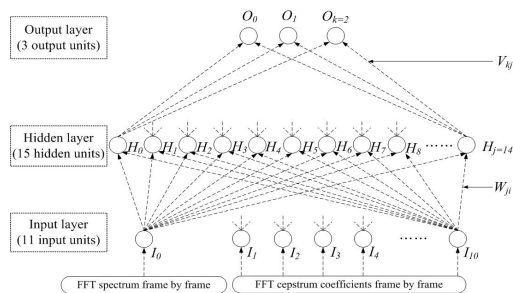


그림 1. 신경회로망의 구성  
Fig. 1. Construction of proposed neural network.

### 3.2. 인식 시스템

본 절에서는 3층 구조의 신경회로망에 고속푸리에 변환(fast Fourier transform : FFT)에 의한 전력스펙트럼 및 FFT에 의한 켈스트럼을 입력으로 하여 각 프레임에서 음성 및 잡음 구간을 검출하는 것을 목적으로 한다[9]. 켈스트럼방법은 스펙트럼대수의 척도에 의하여 구해지는 스펙트럼 포락에 의한 추정방법이다. 본 논문에서는 푸리에 변환에 의해서 구해지는 FFT에 의한 켈스트럼 [10]에 대해서 기술한다. 켈스트럼 방법은 켈스트럼에 창을 씌움으로써 음원의 주기성에 대응하는 미세구조 성분을 제거하여, 스펙트럼 포락성분의 단시간 영역 성분만을 추출함으로써 평균화된 스펙트럼 성분을 구하는 방법이다.

그림 2는 본 논문에서 제안하는 인식시스템을 나타낸다. 본 실험에서는 이산시간신호를 128샘플(16 ms)의 프레임으로 분리하여 각 프레임의 샘플값을 해밍창을 통과시킨 후에 켈스트럼변환(FFT → log | → IFFT)을 한다. 구해진 켈스트럼을 켈스트럼창에 통과시킴으로써 저역부분의 직류성분을 포함하는 0번째부터 9번째까지의 10개의 켈스트럼 계수를 구한다. 또한 입력 데이터에 대해서 FFT를 실시하여 FFT 전력스펙트럼을 구한다. 따라서 제안한 신경회로망 시스템에서는, 입력층의 유닛수는 10개의 켈스트럼 및 1개의 전력 스펙트럼의 총 11개를 신경회로망에의 입력으로 한다[6]. 반면에 참고문헌 [9]에서는 12차의 선형예측계수 및 한 개의 전력스펙트럼을 입력으로 하여 각 프레임에서 음성 및 잡음 구간을 검출하며, 네트워크는 13-20-3의 구성을 가지며 SNR<sub>input</sub>를 Clean, 15 dB, 10 dB, 5 dB, 0 dB를 사용하여 평가한 점이 차이가 있다.

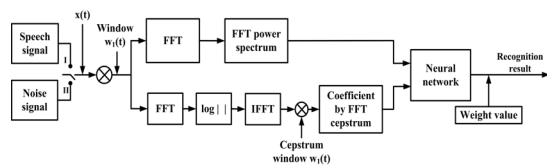


그림 2. 제안한 인식 시스템  
Fig. 2. Proposed recognition system.

제안한 신경회로망에의 교사신호는 (O<sub>1</sub>): 음성 상태를 [-1.0, 0.0, 0.0], (O<sub>2</sub>): 백색잡음인 상태를 [0.0, -1.0, 0.0], (O<sub>3</sub>): 자동차잡음인 상태를 [0.0, 0.0, -1.0]으로 설정하여 음성신호, 백색잡음, 자동차잡음을 각 프레임에서 인식

하도록 신경회로망의 네트워크를 학습시킨다. 따라서 네트워크의 구성은 11개의 입력층 유닛, 15개의 중간층 유닛, 3개의 출력층 유닛으로 구성된 3층의 신경회로망에 입력함으로써, 각 출력신호는 학습신호와 일치한 정확한 값을 취하도록 네트워크를 학습시킨다. 본 실험에서는 초기 가중치를  $-0.05 \sim +0.05$ 의 임의의 난수를 사용하였으며, 학습계수  $\alpha = 0.1$ , 가속도 계수  $\beta = 0.6$ 로 하여 최대 학습횟수를 평균 2승 오차의 변화가 거의 없어지는 10,000회로 하였다.

#### IV. 잡음제거 시스템

본 논문에서 제안하는 음성 및 잡음구간 인식 시스템에 의한 스펙트럼 차감법에 의한 신호처리 블록도를 그림 3에 나타낸다.

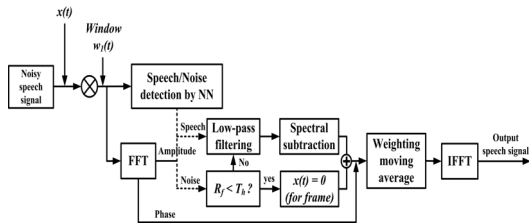


그림 3. 제안한 신호처리 시스템  
Fig. 3. Proposed signal processing system.

먼저 잡음이 중첩된 음성신호  $x(t)$ 는 128 샘플을 1프레임으로 하여 신호처리를 실시한다. 입력 음성신호는 해밍창을 곱한 후에 FFT로 스펙트럼 변환된다. 3.2절에서 제안한 인식시스템에 의하여 각 프레임에서 음성 및 잡음 구간이 검출된다. 각 프레임에서 검출된 구간을 이용하여, 음성 구간인 경우에는 저역통과 필터를 통과시킨 후에 스펙트럼 차감법에 의하여 잡음을 제거한다. 또한 잡음 구간일 때에는  $R_f < T_h$ 인 경우(즉, 잡음으로 판단)에 한하여 각 프레임에서 입력 신호  $x(t)$ 를 0으로 하며,  $R_f \geq T_h$ 인 경우(즉, 음성으로 판단)에는 음성 구간으로 판단하여 음성으로 재 추정하여 저역통과 필터 및 스펙트럼 차감법에 의하여 잡음을 제거한다. 여기에서  $R_f$ 는 각 프레임에서 구해진 실효값을 나타내며,  $T_h$ 는 문턱값을 나타낸다. 이 후에 음성 및 잡음 구간에 대한 신호를 합성하여 가중치가 부여된 이동평균 및 IFFT

(Inverse Fast Fourier Transform)를 실행함으로써 잡음이 제거된 출력 신호를 구한다. 이동평균을 실시한 이유는 각 샘플점에서의 주파수특성을 부드럽게 변화시켜, 비선형적인 스펙트럼 변환에 의한 왜곡의 발생을 최소화하여 억제하기 위함이다. 본 실험에서는 각 문장 전체에서 구한 평균 실효값  $R_m$ 을 구하여, 이 실효값의  $R_m/3$  값이 문턱값  $T_h$ 가 되도록 실험적으로 결정하였다.

본 논문에서 사용한 스펙트럼 차감법에 대해서는 음성신호의 초기 묵음구간에 부가적인 잡음이 존재한다는 가정 하에서, 비음성 구간에 존재하는 부가적인 잡음의 평균치를 전체 음성 스펙트럼값에 대해서 모두 차감하는 방법을 사용한다. 일반적으로, 단시간에너지에 대한 문턱값은 각 잡음구간의 시작점으로부터 계산된다. 따라서 본 실험에서는 처음의 약 6프레임을 잡음 구간으로 추정하여 음성신호로부터 잡음신호를 차감하는 방법을 사용한다. 향후의 연구과제로는 음성 및 잡음구간 검출방법의 개선이 필요하다고 판단된다.

#### V. 인식 및 잡음제거의 실험결과

##### 5.1. 인식시스템의 실험결과

본 실험에서는 신경회로망의 학습을 통해 구해진 가중치의 출력 결합계수를 저장한 후, 학습에 사용한 잡음이 중첩되지 않은 원 음성 및 잡음이 중첩된 음성신호의 FFT 전력스펙트럼 및 FFT 웨이스트럼 계수를 각각 신경회로망의 입력으로 사용하여 교사신호  $O_1, O_2, O_3$ 의 목표값과 비교하여 각 프레임에서 인식율을 구한다. 표 1은 신경회로망의 학습데이터로서 음성, 백색잡음, 자동차잡음을 사용하여 학습을 실시하여, 학습 시에 사용한 동일한 음성신호, 백색잡음, 자동차잡음을 신경회로망의 입력으로 사용한 경우의 인식율에 대한 실험결과이다.

표 1의 결과로부터 학습데이터 및 평가데이터가 동일한 경우의 인식율은 평균 81% 이상인 것을 알 수 있다. 표 2는 신경회로망의 학습을 통해 구해진 가중치의 출력 결합계수를 사용하여, 다양한 잡음레벨들에 대하여 학습에 사용한 동일한 음성신호(표 1의 음성신호)에 백색잡음을 부가한 데이터를 신경회로망의 입력으로 사용하여 10개의 음성 및 잡음데이터에 대하여 평가한 경우의 각 프레임에서의 평균 인식율을 나타낸다. 표에서 Clean은 잡음이 중첩되지 않은 원 음성을 의미한다. 표 2

의 결과로부터 알 수 있듯이, 잡음이 중첩되지 않은 원음성의 경우(Clean)에는 양호한 인식율이 구해졌지만, SNR<sub>input</sub>이 0 dB에 가까우면, 즉 잡음이 많이 중첩된 음성일 경우에는 인식율이 저하되는 것을 알 수 있다.

표 1 학습 및 평가 데이터가 같은 경우의 인식율[%]  
Table 1. Recognition rates when training data and evaluation data were the same.

학습데이터	인식율[%]
음성신호	82.6 %
백색잡음	81.3 %
자동차잡음	80.1 %
평균	81.3 %

표 2 백색잡음인 경우의 학습 및 평가 데이터가 같은 경우의 인식율[%]  
Table 2. Recognition rates when training data and evaluation data were the same when white noise was added to speech data.

SNR <sub>input</sub> (dB)	인식율[%]
Clean	82.6%
10 dB	63.2%
5 dB	52.7%
0 dB	44.1%
평균	60.7%

## 5.2. 잡음제거 실험결과

본 절에서는 다른 잡음환경 하에서 Aurora2 DB를 사용하여 5.1절에서 제안한 인식시스템에 의한 잡음제거에 대한 실험을 평가한다. 표 3은 다양한 잡음레벨들(SNR<sub>input</sub>=10 dB, 5 dB, 0 dB)에 대하여 학습에 사용한 음성신호 및 백색잡음을 입력으로 한 경우에 대하여, 10개의 잡음이 중첩된 음성데이터에 대하여 평가한 경우의 SNR<sub>output</sub>에 의한 잡음제거에 대한 실험이다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 참고문헌[3]의 기존의 스펙트럼 차감법(SS algorithm)을 사용하였으며, 해밍창을 이용하여 한 프레임은 128샘플, 중첩은 64샘플로 하여 출력 SNR<sub>output</sub>을 각각 구하였다. 표 3의 결과로부터 SNR<sub>output</sub>이 최대 5.6 dB 정도 향상되는 것을 확인할 수 있었다. 표 4는 다양한 잡음레벨들에 대하여 학습에 사용한 음성신호 및 자동차잡음을 입력으로 한 경우에 대하여, 10개의

음성 및 잡음데이터에 대하여 평가한 경우의 SNR<sub>output</sub>에 의한 잡음제거에 대한 실험이다. 표 4의 결과로부터 SNR<sub>output</sub>이 최대 5.1 dB 정도 향상되는 것을 확인할 수 있었다.

표 3. 백색잡음인 경우의 학습시의 입력데이터와 학습후의 입력데이터가 동일한 경우의 결과  
Table 3. The results when the training and the estimating data were same in the case of white noise.

SNR <sub>input</sub> [dB]	SNR <sub>output</sub> [dB]		
	SS algorithm	Proposed algorithm	Impr.
10 dB	10.9 dB	16.5 dB	5.6 dB
5 dB	7.8 dB	12.7 dB	4.9 dB
0 dB	6.1 dB	10.3 dB	4.2 dB

표 4. 자동차잡음인 경우의 학습시의 입력데이터와 학습후의 입력데이터가 동일한 경우의 결과  
Table 4. The results when the training and the estimating data were same in the case of car noise.

SNR <sub>input</sub> [dB]	SNR <sub>output</sub> [dB]		
	SS algorithm	Proposed algorithm	Impr.
10 dB	10.1 dB	15.2 dB	5.1 dB
5 dB	6.7 dB	11.3 dB	4.6 dB
0 dB	5.3 dB	9.1 dB	3.8 dB

지금까지의 실험결과로부터, FFT 캡스트럼 및 NN를 사용한 인식시스템에 의한 잡음제거를 각 프레임에서 실시함으로써 잡음이 많이 중첩된 음성에 대해서도 SNR의 값을 경감하는 것을 알 수 있었다.

이상의 결과로부터 입력 SNR이 0 dB까지의 잡음이 중첩된 음성신호에 대해서도 본 방식에 의한 잡음제거의 효과가 있는 것을 알 수 있었다.

## VI. 결론

본 논문에서는 신경회로망의 오차역전파 학습알고리즘에 의한 음성 및 잡음 구간의 인식 및 신경회로망에 의하여 음성 및 잡음 구간의 검출에 따라서 각 프레임에서 잡음을 제거하는 스펙트럼 차감법을 제안하였다.

SNR<sub>input</sub>이 Clean, 10 dB, 5 dB, 0 dB로 입력된 음성 및 잡음이 중첩된 음성에 대해서 본 알고리즘이 유효하다는 것을 실험에서 확인하였다.

이상으로 잡음이 중첩된 음성신호 중에서 잡음을 제거하기 위해서 NN에 의한 인식시스템 및 스펙트럼 차감법에 의한 본 알고리즘이 백색잡음 및 자동차잡음에 대해서 유효하다는 것을 알 수 있었다. 향후의 연구과제로는 여러 가지 비정상적인 잡음을 사용하여 인식시스템의 향상 및 잡음제거를 검토할 필요가 있다고 본다. 본 연구를 더욱더 발전시킴으로써 청각실험에 도움이 된다고 기대한다.

### 참고문헌

[ 1 ] Simpson, et. al., "Spectral Enhancement to Improve the Intelligibility of Speech in Noise for Hearing Impaired Listeners," Acta Otolaryngol, Suppl. 469, pp. 101-107, 1990.

[ 2 ] J.P. Haton, "Automatic recognition of noisy speech," In A.J.R. Ayuso and J.M.L. Soler, Eds., Speech Recognition and Coding-New Advances and Trends, Springer Verlag, Berlin, Germany, pp.3-13, 1995.

[ 3 ] S.F. Boll, "Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing. Vol.27, No.2, pp. 113-120, 1979.

[ 4 ] R. Martin, "Speech Enhancement Based on Minimum Mean-Square Error Estimation and Supergaussian Priors," IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, Vol.13, No.5, pp. 845-856, 2005.

[ 5 ] H. Hirsch and D. Pearce, "The AURORA experimental framework for the performance evaluations of speech recognition systems under noisy conditions," in Proc. ISCA ITRW ASR2000 on Automatic Speech Recognition: Challenges for the Next Millennium, Paris, France, 2000.

[ 6 ] 최재승, "신경회로망에 의한 음성 및 잡음 인식시스템," 한국전자통신학회논문지, 제5권 4호, pp.357-362, 2010.

[ 7 ] T.T. Le, J.S. Mason and T. Kitamura, "Characteristics of multi-layer perceptron models in enhancing degraded speech," Proc. ICSLP-94, pp.1611-1614, 1994.

[ 8 ] D.E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagation errors," Nature, 323, pp. 533-536, 1986.

[ 9 ] 최재승, "FFT 웨스트럼을 사용한 배경잡음의 제거," 한국해양정보통신학회 추계학술대회 논문집, 14권 2호, pp.264-267, 2010.

[10] J. He, L. Liu, and G. Palm, "On the use of residual cepstrum in speech recognition," IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol.1, pp.5-8, 1996.

### 저자소개

#### 최재승(Jae-Seung Choi)



1989년 조선대학교 전자공학과  
공학사

1995년 일본 오사카시립대학  
전자정보공학부 공학석사

1999년 일본 오사카시립대학 정보통신공학과  
공학박사

2000년~2001년 일본 마쯔시타 전기산업주식회사  
AVC사 전임연구원

2002년~2007년 경북대 디지털기술연구소  
책임연구원

2007년~현재 신라대학교 전자공학과 교수

※관심분야: 음성신호처리, 적응신호처리, 잡음제거, 신경회로망, 멀티미디어 등