

신경회로망을 이용한 음성 인식

이 수 영

(한국과학기술원 전기및 전자공학과)

■ 차 례 ■

- I. 서 론
- II. 음성 신호의 전처리
- III. 음성 패턴의 인식
- IV. 후처리 기법
- V. 연구 전망
- VI. 결 론

I. 서 론

인간과 기계의 통신 수단으로 음성 언어를 이용하는 것은 자연스런 추세로, 인간 생활의 곳곳에 기계의 기여도를 높이기 될 것이다. 음성 인식은 사람의 음성 언어를 듣고 단어와 문장으로 인식해 내는 기술로 많은 연구가 진행되어 왔으나, 매우 제한된 범위에서만 성공하였었다. 즉, 기존의 음성 인식 시스템은 話者從屬(speaker-dependent), 隔離單語(isolated-word), 적은 어휘 및 제한된 언어 구조에서만 성공적으로 인식을 수행하고 있다. 예를 들면, 화자종속 격리단어 인식에서는 105개 단어를 99%를 정확히 인식할 수 있고, 사무실 메모 문장으로부터 얻은 20,000 단어를 인식할 경우 95%의 정확도 얻었다. 997 단어를 인식하는 話者獨立(speaker-independent) 連續音聲(continuous-speech)인식에서는 70% 미만의 인식률을 얻을 수 있을 뿐이나, 한 단어 뒤에 올 수 있는 단어가 평균 20개 정도로 제한되는 매우 제약된 문장 구조에서는 96%의 인식률을 얻을 수 있다.

그러면 HMM(Hidden Markov Model) 등 기존의 음성 인식 기법들이 매우 제한된 성공을 보여 주는 이유는 무엇인가? 음성 신호 정보의 중첩, 고속 계산량, 음운학 및 음성 인식에 대한 종합적인 이해 부족이 주 원인으로 생각되나, 이는 신경회로망으로 해결될 가능성이 매우 높다.

인간의 두뇌는 약 $10^{10} - 10^{11}$ 개의 신경세포(neuron)가 서로 연결되어 10^{14} 정도의 연결세기(synapse)를 갖고, 이들의 병렬 연산 작용에 의해 초당 10^{16} 정도의 연산이 수행된다. 이중 청각관련 능력이 약 $1/10000$ 으로 간주되므로, 보통인간의 음성인식 기능에는 약 10^{12} 이상의 계산이 소요되리라고 예상된다. 인공 신경회로망은 생물학적 두뇌작용을 모방하여, 매우 단순한 기능을 수행하는 다수의 처리소자(신경세포와 연결세기)를 통해 고속 신호처리 및 복잡한 기능을 수행하게 하는 것으로서, 처리소자의 단순성에 의해 고집적이 가능하게 된다. 한예로, 슈퍼 컴퓨터인 Cray 2S를 능가하는 초당 2×10^9 연산을 수행하는 신경회로망 반도체 칩(chip)이 Intel 등에 의해 상용화되고 있다.

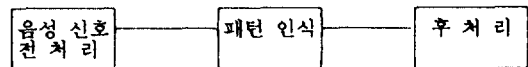


그림 1. 음성인식 시스템 구성

〈그림1〉은 격리단어 인식을 위한 구성도인데, 음성파로 부터 정보를 뽑아내는 음파신호의 전처리부, 이를 패턴으로 인식하는 인식부, 그리고 문법등을 고려하여 인식율을 높이는 후처리부로 구성되어 있다. 이러한 3가지 주요기능의 각각 또는 전체기능을 신경회로망으로 구현하는 연구가 진행되고 있다. 전처리 분야에서는, 생물학적 청각장치를 모방한 음파 신호처리가 연구되고 있고, 패턴 인식부에서는, 다층구조 認識子(multi-layer Perceptron)와 자율구성 특징도(self-organizing feature map) 등의 정적(static) 신경회로망과, 회기(recurrent) 신경회로망 등 동적(dynamic) 신경회로망 모델이 사용되고 있다. 또한, Dynamic Time Warping (DWT) 과 HMM 등 기존의 음성인식 기법과 신경회로망 기법의 접합도 시도되고 있다. [1,2]

대부분의 경우, 신경회로망에 의한 음성인식률은 HMM 등 기존의 방법만을 사용한 경우와 비슷하거나 약간 좋은 것으로 알려져 있다. 그러나, 단순한 구조의 대단위 병렬성에 의해 하드웨어의 고집적화가 상대적으로 쉽고, 새로운 자료나 화자에 대한 적응이 용이하다는 큰 장점을 가지고 있다.

먼저 2장에서 음성 신호의 전처리 기술을 살펴 본 후, 3장에서 음성 패턴을 인식하는 정적 기법과 동적 기법을 설명하기로 한다. 4장에서는 후처리 기법을 살펴보고, 5장 및 6장에서 연구 전망 및 결론을 맺기로 한다.

II. 음성 신호의 전처리

음성인식의 첫단계는 먼저 저주파 필터를 사용하여 고주파 잡음을 제거하고, 이를 표본화(sampling)하여 A/D 변환을 하여, 컴퓨터나 DSP (Digital Signal Processor)가 처리할 수 있는 디지털 신호로 바꾸게 된다. 인간의 가청 주파수는 20KHz 정도로 볼 수 있으나, 전화기에서와 같이 대개 4kHz 미만의 신호 만으로도 충분하다고 생각된다. Nyquist Sampling 정리를 고려하여 8kHz 이상의 주파수로 표본화를 하게되나, 음소 하나가 수십 msec의 시간을 점하는 것을 고려하면 방대한 량의 자료가 되어, 이를 직접 패턴 인식하기보다는 특징을 추출하여 정보량을 줄이게 된다. 사용되는 특징으로는 여러개의 주파수 필터의 출력으로부터 얻는 spectrogram, LPC (Linear Predictive Coding) 계수 및 Cepstral 계수 등이 주로 사용되고 있다.[3]

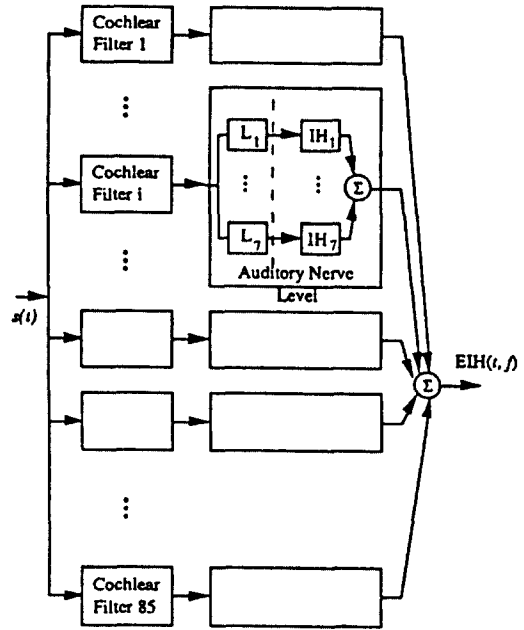


그림 2. Medial-olivocochlear를 모방한 EIH 모델

1980년대에 들어서서 생물학적 청각시스템의 음파 신호처리를 모방하고자하는 움직임이 시작되었다. Ghizta는 medial-olivocochlear 신경의 기능을 모델하여 EIH (ensemble interval histogram)를 음성의 특징으로 사용하여 주위의 잡음에 덜 민감한 특성을 얻었다.[4] 〈그림2〉에서와 같이, 좁은 주파수 필터를 거친 음성 신호는 임계치가 다른 7개의 LCD (“level-crossing” detector)과 IH (interval histogram)에 의해 주파수와 신호 세기로 변환된다. 모든 필터 출력에 대해 histogram을 합하여 얻어지는 최종 EIH로부터는 각 신경 섬유 활성도의 “동기성”과 고저(pitch)도 예측되는 데, 이들을 종합적으로 활용하여 필터의 이득(gain)을 조정할 수 있다. Pitch를 검출하는 SPINET (Spatial Pitch Net)도 연구되고 있다.[5]

III. 음성 패턴의 인식

3.1 정적 패턴인식기법에 의한 음성인식

음성신호를 정적인 패턴으로 보고 일반적인 패턴 인식 기법을 도입하여 인식하기도 한다. 인식율을 높이기 위해서, 음성 특유의 시간적 완급을 포용하기 위

한 방안이 함께 강구되고 있다.

Kohonen은 음소를 기본단위로 하는 대용량 격리단어 인식 시스템을 구성하였는데, 자율구성 특징도(Self-Organizing Feature Map)나 학습 양자화(LVQ: Learning Vector Quantization)을 이용하여 가장 유사한 저장 음소로 분류하였다.[6] 자율구성도는 자율학습(unsupervised learning) 신경회로망 모델로서, 학습 패턴을 labelling하지 않아도 되는 장점이 있다. 초기 학습 과정에서 9.83 ms 단위로 얻어진 10,000 개의 패턴을 학습자료로 사용하여 자율학습에 의해 음소분포도(phonetic map)을 형성한 후, 기 분류된 소수의 음소패턴과 비교하여 labeling한다. 음소분포도는 다시 다층구조 인식자 모델등 지도학습에 의해 정제될 수 있다. 음성 발음의 완급을 포용하기 위하여, 2차원 특징도 상의 시간에 따른 음소의 변화체적으로부터 얻은 천이도(transient map)에 의해 시간의 정보를 제거하여 단어를 인식하면, 단순한 음소의 합으로 단어를 합성하거나 단어 전체를 주파수-시간의 패턴으로 인식하는 것보다 인식률을 높일 수 있다. 1000 단어 인식의 경우, 음소 분할과 labelling에 대한 인식률은 70-90% 정도로 높아진다.

많이 사용되는 신경회로망 모델인 다층구조 인식자(multi-layer Perceptron) 역시 음성인식에 많이 응용되어 우수한 인식률을 보이고 있다. Huang과 Lippmann은 1988년에 발표된 논문에서 10개의 모음을 구분하는 2층구조 인식자 모델을 실험하였는데, 기존의 k-nearest neighbor (kNN)이나 Gaussian classifier와 유사한 결과를 얻었다.[7] 남·여 및 아동 67명으로부터 얻은 2개의 formant 자료를 다층구조 인식자의 2 입력으로 하고, 50개의 은닉층 뉴론을 거쳐, 10개의 출력 뉴론으로 보낸다. 각 출력 뉴론은 각각 특정 모음을 인식하게 훈련된다. 그 결과 각 모음의 경계면이 인간이 손으로 구분하는 것과 유사하게 될 수 있다. Peeling과 Moore 역시 같은 구조를 가지고 40명으로부터 모음 음성자료로 부터 10개의 수를 인식하였다. 20 ms 간격으로 19개의 주파수 영역 자료를 구하고, 이를 60개 모아 입력으로 사용하였다. 화자종속과 화자독립의 경우 각각 0.25% 및 1.9%의 오인식률을 보였으므로, 같은 조건에서 최신 HMM 기법을 적용하여 얻은 0.2%와 0.6%에 비해서는 오인식률이 약간 कम을 볼 수 있다. 그러나 계산량 면에서는 HMM의 1/5에도 미치지 못하였다.

화자독립 격리단어 인식에서, 훈련에 사용한 자료

와 시험자료에 대해 각각 99.6% 및 92.7%의 인식률을 진화기를 통해 얻고, 좋은 여건하에서는 각각 100% 및 99.6%의 인식률을 얻은 결과가 보고 되었다.[8] 역시 다층구조 인식자 모델이 사용되었으며, HMM와 유사한 성능으로 인정되고 있다.

다층구조 인식자는 정지 패턴의 인식에만 사용되어 왔다. 시간의 함수인 음성의 특징을 다층구조 인식자로 인식할 때에는 시간을 하나의 위치 좌표로 사용하여 2차원 패턴을 만들어 사용하게 된다. 시간의 완급을 고려하기 위하여 선형 정규화가 사용되기도 하나, 음소마다 완급의 차이가 크게 나므로 TRACE 방법이나 DTW (Dynamic Time Warping) 등 비선형 정규화 기법이 요구된다.

Sakoe 등은 2층구조 인식자 모델과 DP(dynamic programming) 기법을 접합시키는 방법을 연구하였는데, 신경회로망이 오차를 계산하고 DP가 시간 정렬을 하는 구조로서, 신경회로망의 학습과 DP가 동시에 진행되었다.[9]

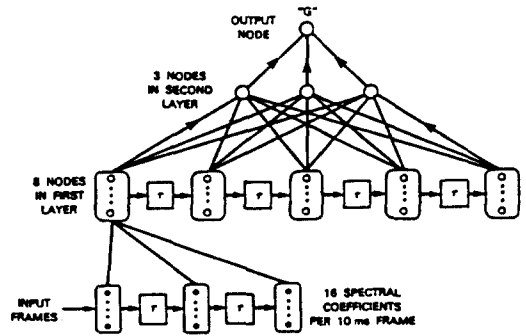


그림 3. 시간지연 신경회로망의 구조

시간의 완급을 해결하는 또다른 방법으로, 시간 지연된 패턴들에 모두 반응하게 학습시킨 시간지연 신경회로망 (Time-Delay Neural Networks, TDNN)이 있다.[10] <그림3>는 Waibel 등에 의해 연구된 시간지연 신경회로망을 보인 것인데, 10 ms 간격의 프레임 3개가 입력된다. <그림 3>의 하단 사각형은 각 프레임을 구성하는 16개의 스펙트럼 자료이고, τ는 고정된 시간 지연을 뜻한다. 48 (16 × 3) 개의 입력 신호는 첫째층 은닉층의 최좌단에 있는 8개의 노드로 연결되고, 이들은 다시 시간지연 τ를 거쳐 5개의 프레임을 형성한다. 이들 40 (8 × 5) 개의 신호는 3개의 노드

로 구성된 2번째 은닉층으로 전달되고, 최종 출력에서 시간 적분된다. 초기에는 일본어에서 /b,d,g/를 구분하는 실험을 하였는데, 1.5%의 오인식률을 얻어 6.5%의 단순한 HMM보다 훨씬 우수하였다. 18개의 자음을 구분하는 화자독립 실험에서는 4.8%의 오인식률로, 고급 HMM의 7.3%보다 우수하였다. 학습시간이 많이 걸리는 문제점을 해결하기 위하여, 새로운 연결 은닉 신경세포를 첨가함으로써 작은 규모의 학습으로부터 대규모로 쉽게 확장하는 기법이 연구되었다. [11]

3.2 동적 신경회로망을 이용한 음성인식

음성은 성대라는 동적(dynamic) 시스템에 의해 발생하는 음파 출력으로 볼 수 있다. 회기(recurrent) 신경회로망은 비선형 동적 시스템의 모사 (identification)와 인식에 뛰어난 성능을 발휘하므로, 회기 신경회로망을 이용한 음성 인식도 많이 시도되고 있다. <그림 4>는 회기 신경회로망의 일종인 출력 회기 신경회로망을 보인 것으로, 전 시간의 출력이 다시 입력의 일부로 다음 시간의 출력에 영향을 주게된다. 학습법칙으로는, 정적 다층구조 신경회로망의 오차 역전파 학습법칙을 그대로 적용하고 다만 출력을 입력의 하나로 간주하는 “teacher-forced” 방법과, 회기 자체를 학습법칙에 고려하는 “recurrent back-propagation” 방법이 모두 개발되었다. 전자가 비교적 단순하고 학습이 안정된 반면, 후자는 보다 정확한 학습이 될 수 있다.

Robinson과 Fallside 는 화자종속 음성인식에서 22.7%, 화자독립 인식에서 30.8%의 오류를 보였는데,

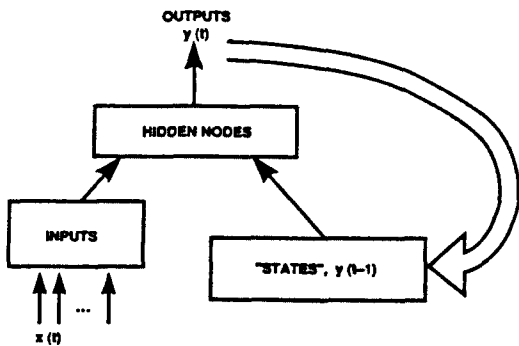


그림 4. 출력회기 신경회로망 구조

같은 문제를 회기가 없는 시간지연 신경회로망으로 하였을 경우의 26.0%와 40.8%에 비해 훨씬 우수하다. [12] Iso와 Watabane는 단어마다 9에서 14개까지의 출력회기 신경회로망을 직렬연결하여 각 신경회로망이 단어를 구성하는 음소의 일부분을 모사하게 한 후, 입력 단어를 이 모사된 신경 예측모델 (NPM : Neural Prediction Model)로 예측한 결과와 비교하여 오차를 정의하고, 전체 단어별 NPM 중에서 오차가 제일 적은 단어로 인식하는 방법을 사용하였다. [13] 직렬 연결된 소 신경회로망이 음성의 적합한 시간 영역과 부합되게 하기위하여 DTW와 유사한 dynamic programming 기법이 도입되었다. Watrous 등은 출력과 은닉층 뉴론에 자체 케환이 있는 회기 신경회로망으로 자음-모음 조합 3종류를 훈련시켜, 자음과 모음을 별도로 인식할 수 있음을 보였다. [14] 최근에는 은닉층으로 부터 입력층으로 케환이 있는 Elman의 SRN(Simple Recurrent Neural Networks)을 이용하여 각 단어를 모사하는 automata를 학습시켜 인식에 응용하는 연구가 발표되었다. [15] 학습시 최적 천이 위치를 구하기 위한 dynamic programming이 사용되었다.

3.3 복합 신경회로망에 의한 음성 인식

정적 패턴 인식 기법과 동적 시스템 모사 기법은 음성 신호의 서로 다른 면을 중요시 하고 있다. 이 양면성을 모두 살리기 위해, 정적 패턴인식 신경회로망과 동적 회기 신경회로망을 모두 사용한 연구가 수행되었다. [16] <그림5>와 같이 음성 신호를 다층구조 인식자 (multi-layer perceptron : MLP)와 NPM으로 인식하도록 하고, 두 종류의 신경회로망이 서로 다른 인식 결과를 주는 등 오류가 있는 경우 뒷단의 MLP가 “지능형 관사”의 역할을 수행하게 된다. 학습 시에는 먼저 첫단의 MLP와 NPM을 학습시키고, 이를 이용하여 뒷단의 MLP를 학습시킨다. 인식율이 높아짐은 물론, 학습 데이터에 대한 민감도가 훨씬 둔화되었다.

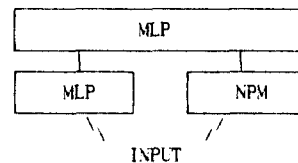


그림 5. 복합 신경회로망 구조

IV. 후처리 기법

패턴 인식의 결과만으로는 충분한 인식율을 얻기 어렵다. 인간의 경우도 단순히 소리만 들어서는 오인식의 소지가 많고, 문법과 의미를 통해 정확한 이해를 하는 경우가 많다. 따라서 특히 대용량 어휘 연속은 인식에서는, 자연어처리가 패턴인식의 후처리로 수행되는 경우가 많다. 사전과 대조하는 가장 단순한 자연어 처리에서 부터, 구문론(syntax), 어의론(semantics) 등이 주로 사용되고 있다.

Nakamura와 Shikano는 N-gram 단어 카테고리 예측을 위한 신경회로망 NETgram을 연구하였다. [17] 1,014,312개의 단어와 약 52,000개의 문장을 갖는 Brown Corpus English Text Database에 적용하였는데, 각 단어를 88 카테고리로 분류하였다. 예측의 차수(order)를 N이라 할때, 문장 앞의 빈 가상 단어까지 89개의 카테고리로 구분하기 위해 89(N-1) 개의 입력, 각각 16개의 뉴론을 갖는 2개의 은닉층, 89개의 출력으로 구성되는 다층구조 인식자 모델이다.

Allen은 문장 속의 대명사가 지칭하는 단어를 파악하는 다층구조 인식자 모델을 연구하였는데, 최대 15단어로 구성된 2276 문장을 이용하였다. [18] 이외에도 지식 표현을 위해 Hopfield 모델을 사용한 Jagota의 연구 등이 있다. [19]

V. 연구 전망

현재의 음성인식이 소규모 화자종속 격리단어 인식에는 성공적이지만, 대규모 화자독립 연속음성의 인식에는 미치지 못하고 있으며, 계산량과 알고리즘 양면에서 혁신이 요구된다.

화자독립 연속음성 인식을 위한 초당 10^{12} 의 계산량은 신경회로망의 특성을 살리는 neuro-chip에 의해서 구현될 수 있을 것이다. 현재 상업화된 neuro-chip 및 신경회로망 컴퓨터가 초당 10^9 이상을 계산할 수 있으며, 3-5년 후에는 초당 10^{12} 연산을 하는 신경회로망 컴퓨터가 등장할 것으로 예측된다.

알고리즘 측면에서는 아직도 많은 연구가 수행되어야 예측이 가능할 것이다. 화자독립 인식을 위해서는 화자에 무관한 변수를 뽑거나 화자에 적응하는 기법이 고려되고 있으나, 두가지 모두 인식시스템의 충분한 여력을 요구한다. 연속음성 인식을 위해서는 효

율적인 동적 신경회로망 모델이 필요하다. 신경회로망의 특징인 병렬성에 의해, 대용량 어휘가 인식시간에 큰 영향을 미치지 않는으나, 시스템의 복잡성이 증가하여 구현이 어렵고 많은 학습시간을 요하게 된다. 이러한 복잡한 시스템은 기존의 슈퍼컴퓨터 상에 소프트웨어만으로 구현할 경우 많은 시간이 요구되어 비현실적이었으나, 신경회로망 chip을 장착한 고속 신경회로망 컴퓨터에 의해 현실로 다가오고 있다. 즉, 하드웨어의 발달이 알고리즘 연구를 지원해주게 될 것이다.

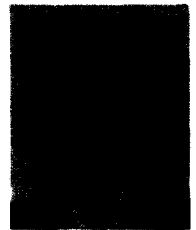
음성인식은 많은 파급 효과를 낼 것이다. 음성합성과 번역 기능을 첨가하면 동시통역이 될 수 있고, 데이터 베이스를 첨가하면 인간 비서를 대신하는 개인 비서시스템이 값싸게 공급될 수 있다. 세계 누구에게나 자국어로 진화를 걸고, 본인이 바쁘거나 없더라도 개인비서시스템이 약속을 확인해 주는 날이 멀지 않은 않다. 개인 마다의 일에 대한 우선 순위를 개인비서시스템의 신경회로망이 이해하여, 다른 사람과의 약속을 우선순위에 따라 조정하게 될 것이다. 신경회로망의 화자 적응 기능을 활용하면, 개인별로 합성음성을 조정해 줄 수도 있다.

음성인식은 아직 소규모 화자종속 고립단어에서만 성공을 보고 있지만 신경회로망 기법이 HMM등 기존의 기법보다 우수함이 확인되고 있다. 또한, 신경회로망의 병렬 특성을 이용하는 neuro-chip의 개발과 더불어 신경회로망 컴퓨터의 고속화가 이루어져, 실시간 인식을 가능하게 할 뿐만 아니라 복잡한 시스템을 위한 알고리즘의 연구도 지원하게 된다. 따라서, 수년 이내에 화자독립 연속음성 인식이 가능하게 되리라고 믿는다. 음성인식 기술의 발달은, 컴퓨터, 가전제품, 기계 등의 입력 수단으로서 만이 아니고, 자동통역이나 개인비서시스템 등 인간다운 생활을 위한 신기원을 이룩하게 될 것이다.

참 고 문 헌

1. R.P.Lippmann, "Review of neural networks for speech recognition," Neural Computation, vol. 1, pp. 1-38, 1989.
2. D.P. Morgan and C.L. Scofield, Neural Networks and Speech Processing, Kluwer Academic Pub., 1991
3. R.W. Schafer and L.R. Rabiner, "Digital representation of speech signals," Proc. IEEE, vol. 63, pp.

- 662-667, 1975.
4. O. Ghitza, "Auditory nerve representation as a front-end for speech recognition in a noisy environment," *Computer Speech and Language*, vol. 1, pp. 109-130, 1986.
 5. M.A. Cohen, S. Grossberg, and L. Wyse, "Harmonic weighting functions in a neural network model of pitch detection and representation," *Proc. IJCNN-92*, Beijing November 1992, pp. II-149-154.
 6. T. Kohonen, "The 'neural' phonetic typewriter," *IEEE Computer*, pp. 11-22, March, 1988.
 7. W.M. Huang and R.P. Lippmann, "Neural net and traditional classifiers," in *Neural Information Processing Systems*, ed. D. Anderson, AIP, pp. 387-396, 1988.
 8. R. Gemelo and F. Mana, "A neural approach to speaker independent isolated word recognition in an uncontrolled environment," *Proc. ICNN-Paris*, July 1990, pp. 163-166.
 9. H. Sakoe, R. Isotani, K. Yoshida, K. Iso, and T. Watanabe, "Speaker-independent word recognition using dynamic programming neural networks," *Proc. ICASSP-89*, Glasgow, May 1989, pp. 29-32.
 10. A. Waibel, T. Hanazawa, G. Hinton, K. Shikano, and K. Lang, "Phoneme recognition using time delay neural networks," *IEEE Trans. ASSP*, vol. 37, pp. 328-339, 1989.
 11. A. Waibel, "Modular construction of time-delay neural networks for speech recognition," *Neural Computation*, vol. 1, pp. 39-46, 1989.
 12. A.J. Robinson and F. Fallside, "Static and dynamic error propagation networks with application to speech coding," in *Neural Information Processing Systems*, ed. D. Anderson, AIP, pp. 632-641, 1988.
 13. K. Iso and T. Watanabe, "Speaker-independent word recognition using a neural prediction model," *Proc. ICASSP-90*, Albuquerque, April 1990, pp. 441-444.
 14. R.L. Watrous, L. Shastri, and A.H. Waibel, "Learned phonetic discrimination using connectionist networks," *Proc. European Conf. Speech Tech.*, Edinburgh, September 1987, pp. 377-380.
 15. D. Albesano, R. Gemello, and F. Mana, "Word recognition with recurrent network automata," *Proc. IJCNN-92*, Baltimore, June 1992, Beijing, November 1992, pp. II-308-313.
 16. D.S. Kim, K.W. Hwang, and S.Y. Lee, "Multiple neural network approach for speaker independent isolated word recognition," *Proc. IJCNN-92*, Beijing, November 1992, pp. II-155-160.
 17. M. Nakamura and K. Shikano, "A study of English word category prediction based on neural networks," *Proc. ICASSP-89*, Glasgow, May 1989, pp. 731-734.
 18. R.B. Allen, "Several studies on natural language and back propagation," *Proc. IEEE First Inter. Conf. Neural Networks*, San Diego, June 1987, pp. II-335-341.
 19. A. Jagota and O. Jakubowicz, "Knowledge representation in a multi-layer Hopfield network," *Proc. IJCNN-89*, Washington, D.C., June 1989, pp. I-435-442.



이 수 영

- 1975년 : 서울대학교 전자공학과(공학사)
- 1977년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학 석사)
- 1977년~1980년 : 대한 엔지니어링 근무
- 1984년 : Polytechnic Institute of New York(PINY), (전자물리학 박사)
- 1983년~1985년 : General physics Corp., MD, USA. (Staff / Senior Scientist)
- 1985년~현재 : 한국과학 기술원 전기 및 전자공학과(부교수)