

□ 특 집 □

음성 인식 로봇 시스템

양 성 일* 권 영 현**

◆ 목 차 ◆

1. 서 론	3. 음성인식 기법
2. 특징 벡터	4. 음성인식 로봇

1. 서 론

과학 및 기술의 발전으로 형성되어 온 현대사회 속에는 인간에게 편리하도록 제공되는 수많은 과학기술의 이기들이 있다. 이를 효과적으로 사용하는데 있어서 인간과 기계 사이의 통신은 필수적이며 이 통신이 얼마나 효율적으로 이루어지는가가 그 기계를 사용하는데 있어서 중요한 관건이 된다. 이를 위하여 여러 가지 방법들이 시도되고 있는데 그 중 현재 가장 현실성 있게 각광받고 있는 것이 음성인식을 이용한 방법이다. 사실 음성은 인간이 사용하는 가장 보편적이고 편리한 정보 전달의 수단이라 할 수 있다. 따라서 인간의 음성을 이용하여 기계 및 사용 장치를 동작시키며 이를 보다 사용자에게 편리하게 응용시키려는 연구는 매우 당연한 일련의 과정이라 할 수 있다.

사실 이러한 음성인식의 개념은 오래 전부터 있어왔다. 대표적인 예로 동화에 등장하는 ‘열려라 참깨’ 이야기는 음성인식의 대표적인 예라 할 수 있다. 즉 누가 명령을 하여도 ‘열려라 참깨’라는 말만 하면 열리는 이 동굴 문은 문맥종속형(text dependent) 화자독립(speaker independent) 음성인식 장치를 탑재한 자동문이라 할 수 있다. 그

런데 만약 이 동화에 등장하는 도적의 두목이 ‘열려라 참깨’라는 명령어를 자신의 목소리만에 대해서 동굴 문이 열리게 해놓았다면 어떤 일이 생겼을까? 물론 이러한 상상은 이 동화를 더 이상 전개되어 나갈 수 없게 하지만 말이다. 이 경우는 보통 문맥종속형 화자인식기(speaker verification system)라고 말할 수 있다. 어쨌든 이러한 음성인식 장치의 효율성 및 편리성을 이용하려는 시도는 20세기 중반 인간이 컴퓨터를 개발한 이래 집중적으로 이루어져왔다. 인간의 음성 정보를 이용한 시스템은 사실 모든 가전기기, 컴퓨터, 각종 보안 시스템, 자동차, 열차, 항공기를 포함하는 차세대 운송수단, 각종 통신기기를 비롯한 명령(order)이 필요한 모든 기계장치에 필요하며 실제로 이중 여러 분야에 음성인식을 이용한 상용 시스템이 개발되고 있다 [1].

음성신호의 인식기술은 크게 음성인식(speech recognition)과 화자인식(speaker recognition)으로 분류되며 음성인식 시스템은 특별한 화자에 대해서만 인식하는 화자종속(speaker dependent) 시스템과 화자에 상관없이 인식하는 화자독립(speaker independent) 시스템으로 나뉘어진다. 또한 말하는 사람이 누구인지를 알고자 하는 화자인식 시스템은 크게 화자식별(speaker identification) 시스템과 화자검증(speaker verification) 시스템으로 분류되는데 화자식별 시스템은 등록된 화자들 중에서

* 정희원 : 한양대학교 전자 컴퓨터공학부 교수

** 정희원 : 한양대학교 물리학과 교수

가장 유사한 화자를 찾아 그 화자가 누구인지를 알아내는 것이고 화자검증은 입력된 음성이 대상 화자의 음성인지를 판별하는 시스템이다.

또한 사용되는 음성신호 대상 종류에 따라 문맥종속형(text dependent)과 문맥독립형(text independent)으로 나뉘어지는데, 사용되는 음성 대상이 미리 정하여진 문맥 안에서만 사용될 경우에는 문맥종속형이라 하며 그렇지 않은 경우는 문맥독립형이라 한다. 이 화자인식 기술은 무인 경비 시스템의 보안장치, 전화망 서비스에서의 암호 키, 종업원 출퇴근 관리, 인터넷 보안장치, 음성 데이터 분류를 비롯한 모든 종류의 보안시스템에서 사용될 수 있다.

음성은 똑같은 언어라 할지라도 발음하는 사람에 따라 즉 화자의 성별, 나이, 발음시의 상태 등에 의해 매우 복잡하게 변할 뿐만 아니라 단독으로 발음할 때와 단어나 문장 내에서 발음이 될 때마다 그 성질이 변한다. 이러한 특성으로 인하여 음성인식 시스템의 실용화는 쉽지 않지만 음성의 이러한 특징을 잘 표현할 수 있는 특징 벡터에 대하여서나 음성인식 기법에 대하여서 많은 연구가 진행되고 있다.

현재 사용되고 있는 주요 특징 벡터들로는 첵스트럼(Cepstrum), 주파수 대역별 에너지(Filter Bank Energy), 웨이블릿(Wavelet)에 의해 추출된 파라미터 등이 있다. 음성인식 기법으로는 벡터 양자화(Vector Quantization), MSVQ(Multi Section Vector Quantization), DTW(Dynamic Time Warping), 신경망(Neural Network), HMM(Hidden Markov Model), 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm) 등의 패턴인식 기법들이 사용되고 있다.

이러한 음성인식 기술이 로봇(robot)에 적용되면 이 로봇은 사용자의 음성을 인식하여 그 명령을 수행하는 음성인식 로봇의 기능을 수행하게 된다. 이 경우에도 앞에서 설명한 음성인식의 종류에 따라 로봇의 기능이 결정된다. 예를 들면 로

봇이 보안 기능을 갖추도록 하여 특정 화자의 목소리만을 문맥에 상관없이 인식하도록 하면 이 로봇은 문맥독립형 화자인식 기능을 가진 음성인식 로봇이라 할 수 있다.

2. 특징 벡터(Feature Vectors)[2]

2.1 Cepstrum

Cepstrum은 단구간 spectrum에 대한 log 스케일의 크기를 Fourier 역변환한 것으로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$C_n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \log |X(k)| e^{2\pi kn/N} \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (1)$$

Cepstrum은 주파수 영역의 파라미터를 Fourier 역변환 하였으므로 시간 영역의 파라미터이다. 그리고 주파수 영역에서의 단구간 스펙트럼 중에서 천천히 변하는 부분은 Cepstrum의 저차원 특성에 반영이 되고, 급격히 변하는 부분은 Cepstrum의 고차원 특성으로 반영된다. 인간의 청각특성은 저주파 특성에 대한 주파수 분해능은 우수하지만 시간 분해능이 나쁘며, 반대로 고주파 성분에 대한 시간 분해능은 우수하지만, 주파수 분해능은 나쁘다. Cepstrum 계수는 이러한 인간의 청각특성을 바탕으로 한 음성의 특징 파라미터이다. Cepstrum을 이용한 유사한 특징벡터로는 delta Cepstrum, delta-delta Cepstrum등이 있다.

2.2 LSP(Line Spectrum Pair)

LSP는 LPC와 수학적으로 등가이면서, 음성의 포먼트 영역을 잘 드러내는 특성을 가지고 있다. 또한 순서 성질(ordering property)을 지니면서 동적 영역(dynamic range)도 $(0, \pi)$ 로 제한되어 있으므로 양자화 특성과 보간 특성이 우수하다. 따라서 합성음의 품질의 저하를 최소화 할 수 있어 전송측면에서 효율적인 양호한 특징 벡터이다.

2.3 주파수 대역별 에너지(Filter Bank Energy)

주파수 대역별 에너지는 구현의 용이성과 다양한 응용성 때문에 음성인식에서 가장 많이 쓰이는 모델 중에 하나이다. 음성신호의 특징을 추출하기 위해 각 대역통과(band pass) 필터를 통과한 출력의 에너지 값을 음성인식용 음성 특징으로 사용한다. 이때 각 필터들은 중복(overlap)할 수 있다.

2.4 적응 wavelet으로부터 추출[3]

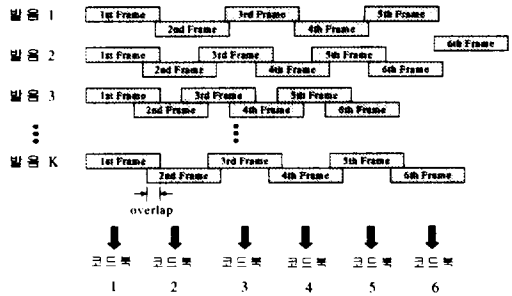
적응 wavelet을 이용한 음성특징 추출 방법은 음성신호를 smooth cutoff 함수들이 곱해진 sine과 cosine으로 구성된 local trigonometric orthonormal 기저(basis)을 사용하여 분석한다. 음성신호의 특징을 추출하기 위해 분석된 적응 wavelet계수들을 균등한 주파수 대역으로 분류하고 각 주파수 대역의 에너지 값을 음성인식용 음성 특징으로 사용한다.

또한 이를 벡터 양자화(Vector Quantization)할 때 기존의 음성 특징에서처럼 이들에 대해 한꺼번에 벡터 양자화를 하여 하나의 codebook을 만들게 되는 경우 상대적으로 적은 개수를 갖는 유성음에 대한 성분을 잃게 될 수 있다. 그러므로 적응 wavelet 음성 특징을 벡터 양자화할때 이진 나무구조의 각 level별로 벡터 양자화를 수행하여 L개의 level을 갖는 이진 나무구조의 경우 L+1개의 codebook $R[i]$, $i=0, 1, \dots, L$ 을 만들어 유성음에 대한 정보 손실을 막고 음성의 특성을 살리기 위해 HMM에서 관측 열(observation sequence)을 찾을 때 현재 입력된 음성의 subinterval이 속해 있는 i번째 level에 대한 codebook 뿐만 아니라 그 상위 level과 하위 level에 대한 codebook 즉, codebook $R[i-1]$, $R[i]$, $R[i+1]$ 에서 관측 열을 찾는 과정을 수행한다.

3. 음성인식 기법

3.1 MSVQ(Multi Section Vector Quantization)[4]

일반적인 벡터 양자화를 이용한 방법에서는 발음 전구간에 대하여 하나의 벡터 양자화기만을 설계한다. 이 경우에는 발음한 음성신호의 시간적 특성을 전혀 고려할 수가 없다. 음성신호의 시간적 발음 특성을 고려하기 위한 방법으로, 각 발음 음성을 몇 개의 section(여기서는 음성의 특징벡터의 수)으로 나누고 이 각각의 section 별로 독립된 벡터 양자화기를 구성하여 시간 순서에 따른 코드북을 생성하는 방법이 MSVQ이다.



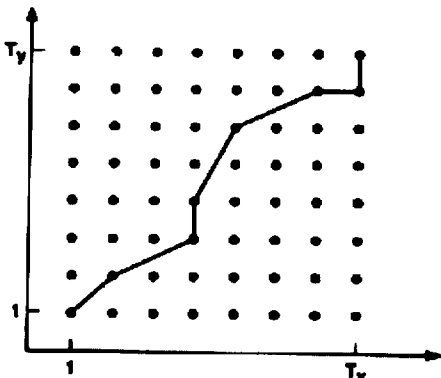
(그림 1) MSVQ를 위한 세그멘테이션 과정 (6개의 세그먼트)

그림 1에서는 하나의 어휘에 대해 K개의 발음이 있을 때 각 발음음성에 대해서 N_s 개의 동일한 section으로 음성의 특징벡터를 추출하는 과정을 나타낸다. 발음 2와 같이 발음길이가 짧은 경우에는 section의 길이를 짧게 하고, 반면에 발음 3과 같이 발음 길이가 긴 경우에는 section의 길이를 길게 한다. 이렇게 section의 길이를 조정하여 K개의 발음에 대해서 동일한 N_s 개의 section을 얻어 낸 후 각각의 N_k ($1 \leq k \leq s$)에 대해서 벡터 양자화를 수행하여 하나의 인식 단어에 대해서 N_s 개의 코드북을 생성하게 된다. N_s 개의 코드북은 발음 음성의 특정 section에 해당되기 때문에 시간적 순서를 가지게 된다. 이 코드북

은, 단일 코드북과 마찬가지로, 각각 N_s 개의 연속적인 코드북들은 인식하고자 하는 하나의 어휘에 대한 대표패턴에 해당하게 된다. 입력된 음성 신호를 인식할 때에는, 입력패턴을 각각 연속적인 N_s 개의 벡터 양자화기로 양자화할 때 발생하는 왜곡값을 비교하여 인식단어를 결정하게 된다.

3.2 DTW (Dynamic Time Warping)[2]

DTW 기법은 음성의 시간적 변동을 고려하는 가장 일반적 기법중 하나이다. 인식하고자 하는 어휘의 입력 패턴 열을 어휘별로 구성되어 있는 대표 패턴 열과 그 어휘의 음향적 특성을 비교한다. 이때 입력 패턴 열의 길이와 대표 패턴 열의 길이가 서로 다를 수 있는데, 입력 패턴 열과 대표 패턴 열 사이의 왜곡값이 최소가 되는 경로를 설정하여 두 패턴 열을 비교하는 구조를 취하고 있다. 아래 그림은 발음길이에 따른 특징 벡터의 수가 T_x 인 입력 패턴 열과 특징 벡터의 수가 T_y 인 대표 패턴 열을 비교할 때 왜곡값을 최소로 하는 경로 설정의 예를 보여주고 있다.



(그림 2) DTW를 이용한 경로 설정 예

HMM은 음성을 상태 천이 확률 및 각 상태에서 의 출력 심볼(symbol)의 관찰 확률을 갖는 Markov process로 가정한 후에 학습 데이터를 통하여 상태(state) 천이 확률 및 출력 심볼의 관찰 확률을 추정하는 학습 과정과 추정된 모델에서 입력된 음성이 발생할 확률을 계산하는 인식 과정으로 나누어진다.

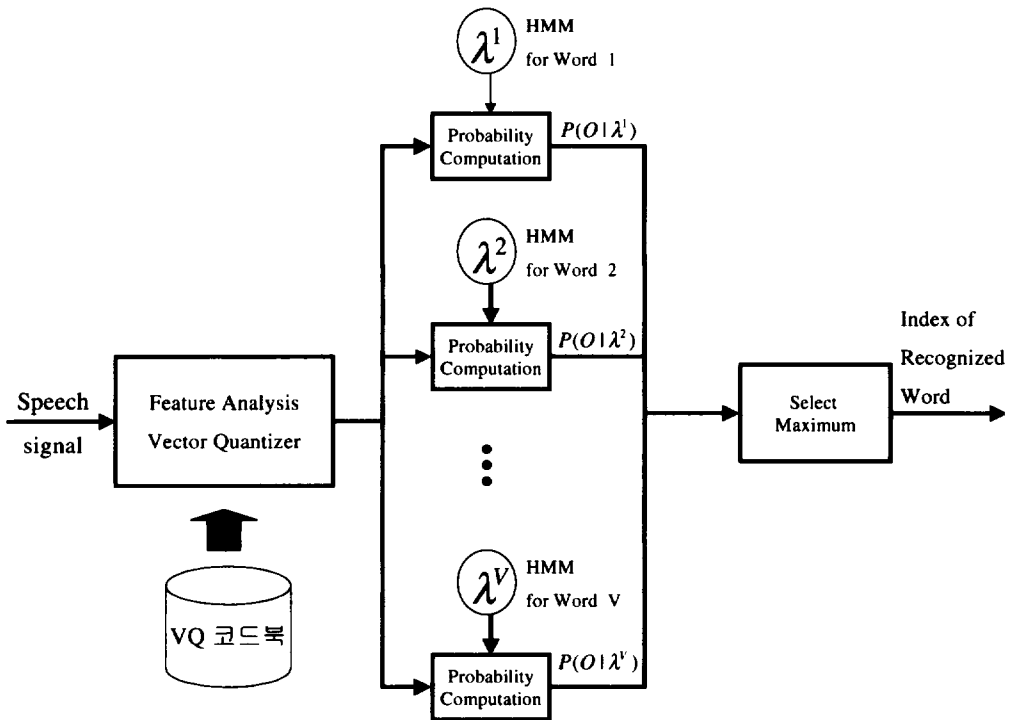
그림 3은 음성인식에서 주로 사용되는 left-to-right 모델이다. 단음절어일 경우 q_1 을 묵음에서 음성으로의 천이상태라고 하고, q_2 를 음성의 정상상태, q_3 를 음성에서 묵음으로의 천이상태라고 하자. 음성이 입력되면 음성의 특징 파라미터를 관측 심볼로 보고 현재 주어진 관측 심볼이 위의 세 가지 상태 중에서 어떤 상태에 있을 때에 관측 확률이 최고가 될 것인지를 학습 과정에서 추정해 인식 어휘에 대한 모델 파라미터 λ^i (i 는 인식 어휘수)를 구한다. 인식 과정에서 각 어휘에 대한 모델 파라미터를 이용하여 관측 확률을 계산하여 최대값이 나오는 어휘를 인식 어휘로 결정하게 된다. 따라서 HMM에서는 음성의 시간적 변화를 상태로 표시할 수가 있다.



(그림 3) 음성인식에서 사용되는 Left-to-Right 모델

그림 4는 HMM을 이용한 음성인식 시스템이다. 학습 과정에서 먼저 모델 파라미터 λ^i 를 구한 후 인식할 때 각 인식 어휘에 대한 관측 확률 $P(O | \lambda^i)$ 중에서 최대가 되는 것을 인식 어휘로 결정하는 시스템이다.

3.3 HMM(Hidden Markov Model)[2]



(그림 4) HMM 기반 음성 인식기의 인식 과정

3.4 신경망(Neural Network)[5]

신경망 모델은 인간의 두뇌가 이루고 있는 뉴런(neuron)들의 결합인 신경망(Neural Network) 조직을 모델링한 것이다. 즉 인간두뇌의 정보처리 방식을 모방하여 시스템이 어떤 업무를 수행할 수 있도록 훈련시키는 것이다. 보통의 신경망은 예제를 통하여 학습하기 때문에 응용성이 많으며 정보를 분산된 형태로 코드화하여 처리하기 때문에 별도의 기억장소를 필요로 하지 않는다. 특히 신경망은 많은 가정이나 지식들이 병렬, 고속연산 등에 의해 처리되는 것을 필요로 하는 음성인식, 영상인식 등 패턴인식의 처리에 있어서 매우 훌륭한 성능을 나타낸다. 폰노이만형 컴퓨터에서와 같이 프로그램을 연속적으로 수행하는 대신 가변적인 가중치(weight)를 지닌 고리들로 연결된 수많은 연산요소로 이루어진 방대한 병렬구조를 사용하기 때문에 많은 가정이나 지식들을 탐색할

수 있다.

신경망 모델은 신경망의 부류, 노드 특성, 훈련(또는 학습) 규칙 등에 의해 분류된다. 이들 규칙은 가중치의 초기 집합을 설정한 후 가중치들이 향상된 수행 결과를 얻기 위해 사용되는 동안 그 규칙을 어떻게 적용할 것인가를 규정한다. 이러한 수행 절차 및 학습 규칙을 적절하게 설정하는 것 등은 신경망 적용에 있어서 매우 중요한 문제이다. 아래의 표 1은 정적구조를 가진 신경망 분류 예이다.

표 1에서 열거한 여러 종류의 신경망은 대체적으로 그 내부구조는 매우 간단한 규칙에 의해 주어지는 것으로 그 성능을 입증 받고 있다. 대부분의 신경망은 입력층, 출력층, 그리고 이 층들을 연결하는 가중치(weight), 임계치, 그리고 뉴런의 출력을 결정하는 활성화함수로 이루어져있다. 음성인식의 경우 다층 퍼셉트론과 Kohonen feature

map 등을 이용한 신경망 구조 등이 주로 사용된다. 다층 퍼셉트론의 경우에 대하여 예를 들면 입력층의 뉴런수는 입력되는 패턴의 차수에 의해 결정되며 출력층의 뉴런의 수는 요구되는 출력수에 의해 결정된다. 이 경우 은닉층의 뉴런수는 일반적으로 최소경비 원리(minimum cost principle)에 의해 결정되며 이러한 성질에 의하여 감독학습의 구조를 갖게 된다. 반면 Kohonen feature map을 이용하는 경우는 벡터 양자화기나 cluster를 형성하는 무감독 학습의 구조를 갖게된다. 이와 같은 신경망들은 보통 정적인 패턴을 다루는데 사용된다.

(표 1) 정적 구조를 가진 신경망에 대한 분류 예

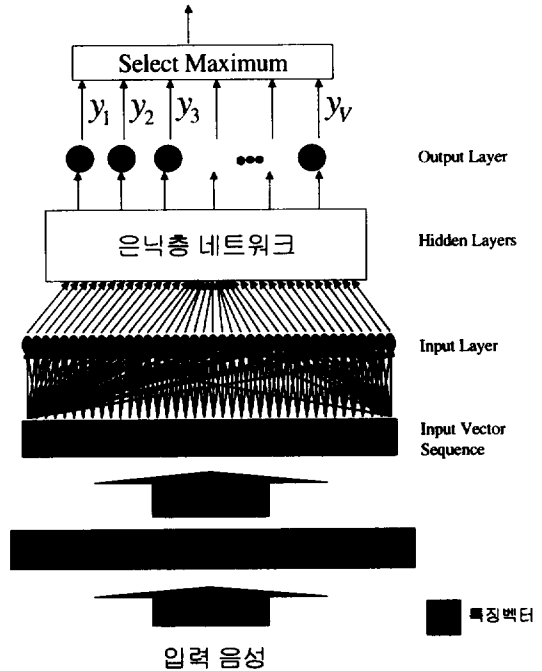
정적 구조의 신경망	이진 입력 (binary input)	감독 (supervised)	Hopfield network	
		무감독 (unsupervised)	Hamming network	최적분류기 (optimum classifier)
	연속값 입력 (continuous value input)	감독 (supervised)	perceptron	Gaussian classifier
		무감독 (unsupervised)	leader clustering algorithm	
		감독 (supervised)	multilayer perceptron	k-nearest neighbour
		무감독 (unsupervised)	Kohonen self-organizing feature map	k-means clustering algorithm

그림 5는 인식 과정을 도시한 것이다. 입력 음성을 프레임 정규화하여 특징 벡터를 추출하여 신경망의 입력층에 인가한다. 학습 후에 저장되었던 가중치 행렬(weight matrix)과 뉴런의 계산 절차에 따라 출력층 뉴런들의 활성화값을 계산한다. 이들 활성화값 중에서 가장 큰 값을 가지는 뉴런을 찾으면 그 뉴런에 해당하는 단어를 인식된 어휘로 결정하게 된다.

음성신호는 동적구조를 지니고있기 때문에 이러한 동적구조에 사용될 수 있는 신경망 구조를 생각할 필요가 있다. 그중 대표적인 신경망 구조가 TDNN(time delayed neural network)이다 [6, 7].

이 신경망은 하위층에서 상위층으로 시간지연을 가지는 다층신경망 구조를 가지고 있다. TDNN의 각 소자는 현재의 입력 벡터뿐 아니라 N개의 이전 벡터들에 대해서도 가중치를 부여한다. 음성변수의 시간변동이 상위층으로 전파되기 때문에 사실 이러한 구조는 시간변동 특성을 가지는 음성 패턴에 매우 적합하다. 또한 음성 신호의 동적구조를 취급하기 위한 HMM과 신경망의 hybrid model 등도 활발히 연구되고 있다.

활성화된 뉴런의 인덱스 출력



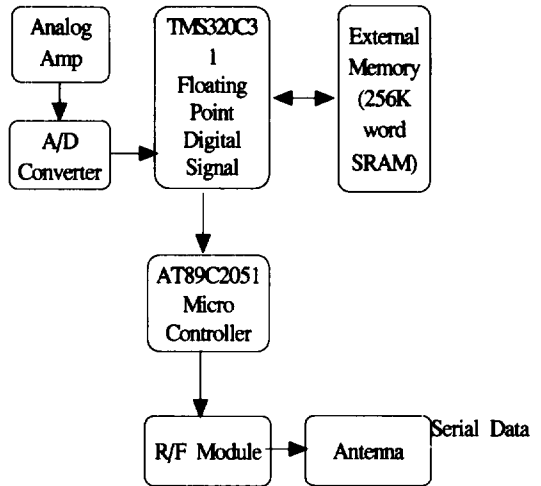
(그림 5) 신경망 기반 음성 인식기의 인식 과정

3.5 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)[8]

유전자 알고리즘은 유전적 계승과 적자생존이라는 개념을 모델링한 확률적 최적화(optimization) 탐색 방법이다. 개체집단에서 개체(population)들은 스트링 또는 염색체라고 일컫는다. 각 개체는 문제에 대한 해가 될 수 있는 가능성을 나타내며 개체 집단 위에서의 진행과정은 해가 될 가능성

이 있는 것들에 대한 탐색에 해당한다. 유전자 알고리즘은 해의 가능한 그림 6. 음성인식 시스템 구조역들을 균형 있게 이용하는 일반성 있는 부류의 탐색 방법이다. 기존의 다른 탐색 방법들은 탐색 공간에서 최적값을 찾기도 전에 지역극소(local minimum)에 빠질 위험이 있지만 유전자 알고리즘은 해가 될 가능성이 있는 개체집단을 유지하면서 그들 모두가 동시에 최적값을 찾아나가기 때문에 지역극소에 빠질 위험을 어느 정도 해결할 수 있다는 점이 중요한 특징이다. 유전자 알고리즘은 순환 t 동안에 해가 될 가능성이 있는 개체집단을 유지한다. 각 해는 평가되어 적합도(fitness)의 척도를 제공한다. 이로부터 더 적합한 개체들을 선택함으로써 새로운 개체집단이 구성된다. 이 새로운 개체집단 중 일부개체들은 교배와 돌연변이에 의해 새로운 해를 구성하고 이 해들의 적합도를 평가함으로써 새로운 해를 얻게된다.

관없이 음성에 의해 주어진 명령이 인식기를 통하여 바로 실시간 처리 후 RF통신에 의해 로봇에 그 명령이 전달되기 때문이다. 이러한 구조는 서비스 로봇을 개발하는데 있어서 매우 편리하게 이용될 수 있다.

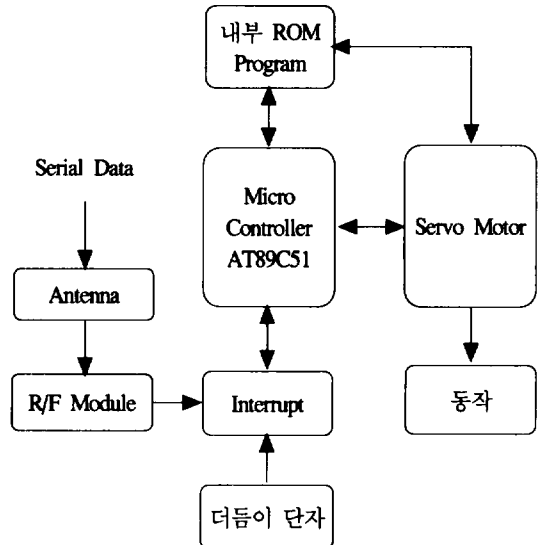


(그림 6) 음성인식 시스템 구조

4. 음성인식 로봇

이제부터는 위에서 설명한 음성인식 기법들을 이용한 로봇에 대해 살펴보기로 하자. 본 연구실에서 개발하고 있는 음성인식 로봇은 그 목적이 홈 오토메이션(home automation)을 위한 서비스 로봇이다. 그 주된 용도는 주부의 가사 일을 돕기 위한 청소 및 간단한 심부름을 처리하는데 그 초점을 두고 있다. 이를 위하여 우선 사람과 로봇과의 통신을 위한 부분을 위한 간단한 로봇이 먼저 제작되었다. 이 로봇의 대략적 구조는 다음과 같다.

그림 6,7과 같이 음성인식 시스템 구조는 사용자 편의를 위해 음성 입력부를 로봇시스템과 분리시킨 구조를 가지고 있다. 음성 입력부에서 음성인식 시스템을 거쳐 명령어휘를 인식하면 그 인식 결과를 RF통신을 통하여 로봇에 전달하게 된다. 이러한 구조는 사용자에게 매우 편리할 수 있는데 이는 로봇이 동작하는 위치나 거리에 상



(그림 7) 로봇의 Hardware Diagram

그림 7은 로봇의 내부구조이다. 이 로봇은 간

단한 명령에 의해 동작하는 구조를 가지고 있으며 더듬이에 의한 센서를 지니고 있다. 이 로봇이 서비스 로봇으로 사용되기 위해서는 영상처리 system을 탑재하여야 한다. 이 과정은 현재 진행 중이다. 또한 음성 처리부에 있어서도 단일 명령어뿐만 아니라 연속음성 중의 필요한 명령만을 검출하는 핵심어 기능을 추가하면 더욱 사용자 편의를 위한 시스템이 될 수 있다.

참고문헌

- [1] L. R. Rabiner, 16th International Congress on Acoustics, 1998. 7.
R. D. Sharp, E. Boochieri, C. Castillo, S. Parthasarathy, C. Rath, M. Riley, and J. Rowland. "The Watson Speech Recognition Engine," In Proc. Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, pp. 4065-4068, 1997.
- [2] L. R. Rabiner and B. H. Juang, "Fundamentals of Speech Recognition," Prentice Hall, 1993.
C.-H. Lee, B.-H. Juang, W. Chou, and J. J. Molina-Perez, "A Study on Task-independent Subword Selection and Modeling for Speech Recognition," In Proc. ICSLP '96, pp. 1820-1823, 1996.
- [3] Sungwook Chang, Y. Kwon, and Sung-il Yang, "Speech Feature Extracted from Adapted Wavelet for Speech Recognition," Electronics Letters, pp. 2211-2213, 1998. 11.
- [4] 백인찬, 권영현, 이진상, 김형관, 남호정, 양성일, "필터뱅크 출력의 개수 변화에 따른 TDNN과 MSVQ 음성인식기에 관한 연구," 한국음향학회지, 16권 7호, pp. 31-36, 1997. 10.
- [5] M. T. Hagan, H. B. Demuth, and M. Beable, "Neural Network Design," PWS Publishing Company, 1995.
- [6] Hojung Nam, Y. Kwon, Inchan Baek, K. S. Lee, and Sung-il Yang, "A Study on the Performance of TDNN-based Speech Recognizer with Network Parameters," The Journal of the Acoustical Society of Korea, V. 17 No. 2E, pp. 32-37, 1997. 9.
- [7] A. Waibel, et al., "Phoneme Recognition : Neural Networks vs. Hidden Markov Models," Proceedings IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal and Speech Processing, New York, 1988, pp. 107-110.
- [8] Z. Michalewics, Genetic algorithms + Data Structure = Evolution Programs, Springer-Verlag, New York, 1994

양 성 일



1984 한양대학교 공과대학 전자공학과 (학사)
1986 The Univ. of Texas at Austin, Dept. of Electrical & Computer Engineering (MS)
1989 The Univ. of Texas at Austin, Dept. of Electrical & Computer Engineering (Ph.D.)

1990년-1996년 한양대학교 제어측정공학과 조교수
1996년-현재 한양대학교 전자컴퓨터공학부 부교수
관심 분야 : 신호 처리, 음성 인식 시스템, 화자 인식 시스템

권 영 현



1984년 한양대학교 이과대학 수학과 (학사)
1986년 University of Rochester, Dept. of Physics (MS)
1987년 University of Rochester, Dept. of Physics (Ph.D.)

1987년-1988년 University of Rochester, Postdoc
1988년-1991년 University of Minnesota, Research Associate
1995년-1998년 한양대학교 물리학과 조교수
1998년-현재 한양대학교 물리학과 부교수
관심 분야 : 수리 물리, 입자 물리, 인공지능, 기하