문맥 독립 화자인식을 위한 공간 분할 벡터 양자기 설계

임 동 철† · 이 행 세††

요 약

이 논문은 문맥 독립 화자인식에 사용될 벡터 양자기의 설계법 개선에 관한 연구이다. 구체적으로 벡터 양자기 코드북 생성 과정에서 특징 벡터 공간을 분할하여, 양자기 설계 시 학습에 필요한 계산 복잡도를 획기적으로 줄이는 방법을 제안한다. 제안된 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 저자가 제안한 문맥 종속 화자인식을 위한 준비반복 벡터 양자기 설계법의 벡터 공간에 대한 일반화이다. 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 종래의 설계법이 코드북 생성에 반복적 학습 설계를 사용한다는 것과 대조를 이룬다. 또한 공간 분할 벡터 양자기 설계법의 특징은 다음과 같다. 첫째, 이 설계법은 특징 벡터 공간을 분할한 공간 분할 군집을 이용함으로써 반복 학습을 하지 않는다. 둘째, 설계된 각 양자 영역은 공간 분할 군집의 양자 영역을 원용하며, 양자점은 각각의 통계 분포에 대해 최적점으로 설정된다. 셋째, 공간 분할 군집은 특징 벡터 집합에 대해 표본 벡터 생성법(CSVQ1, 2), 특징 벡터 공간에 대해 균일 초격자 구조 생성법(CSVQ3)으로 형성하였다. 수치 실험은 화자 10명이 발성한 50개의 문장에 대해 문맥 독립 화자인식 실험으로 수행되었다. 특징계수는 12차 멜켑스트럼 벡터를 사용하였고 각각의 공간 분할 코드북 생성법에 대해 코드북 크기를 32부터 128까지 변화시키면서 기존의 벡터 양자기 인식법과 비교하였다. 제안된 방법은 표본 벡터 생성법을 사용한 경우 인식률 100%로 기존의 방법과 같은 결과를 보였다. 따라서 제안된 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 설계에 필요한 계산량이 획기적으로 줄면서 인식률은 보존되어 문맥 독립 화자 인식에 새로운 대안이 되며 또한 특징 벡터 공간을 설정할 수 있는 다양한 응용에 적용이 가능할 것으로 사료된다.

A Classified Space VQ Design for Text-Independent Speaker Recognition

Dong Chul Lim† · Haing Sei Lee††

ABSTRACT

In this paper, we study the enhancement of VQ (Vector Quantization) design for text independent speaker recognition. In a concrete way, we present a non-iterative method which makes a vector quantization codebook and this method performs non-iterative learning so that the computational complexity is epochally reduced. The proposed Classified Space VQ (CSVQ) design method for text Independent speaker recognition is generalized from Semi-noniterative VQ design method for text dependent speaker recognition. CSVQ contrasts with the existing design method which uses the iterative learning algorithm for every training speaker. The characteristics of a CSVQ design is as follows. First, the proposed method performs the non-iterative learning by using a Classified Space Codebook. Second, a quantization region of each speaker is equivalent for the quantization region of a Classified Space Codebook. And the quantization point of each speaker is the optimal point for the statistical distribution of each speaker in a quantization region of a Classified Space Codebook. Third, Classified Space Codebook (CSC) is constructed through Sample Vector Formation Method (CSVQ 1, 2) and Hyper-Lattice Formation Method (CSVQ 3). In the numerical experiment, we use the 12th mel-cepstrum feature vectors of 10 speakers and compare it with the existing method, changing the codebook size from 16 to 128 for each Classified Space Codebook. The recognition rate of the proposed method is 100% for CSVQ1, 2. It is equal to the recognition rate of the existing method. Therefore the proposed CSVQ design method is, reducing computational complexity and maintaining the recognition rate, new alternative proposal and CSVQ with CSC can be applied to a general purpose recognition.

키워드 : 벡터 양자화(Vector Quantization), 클러스터링(Clustering), 화자인식(Speaker Recognition), 계산 복잡도(Computational Complexity), 학습(Learning)

1. 서 론

1.1 논문의 목적

이 논문은 문맥 독립 화자 인식을 위한 벡터 양자화기 설계에 있어 반복 학습 없이 화자를 변별할 수 있는 코드북을 생성하는 설계 방법을 제안한다. 이 논문에서 제안된 방법을 공간 분할 벡터 양자기 설계법이라 부르기로 한다. 일반적으로 화자인식에서 벡터 양자기를 이용하는 목적은 양자화 오차를 이용하여 각 화자를 분별하는 데 있다. 벡터 양자기가 인식기로서의 성능을 발휘하는 것은 벡터 공간상에서 화자의 분포를 적절히 평가함으로써 가능해진다. 이를 위해 벡터 양자기는 반복 학습에 의해 분포를 평가하게 되고, 따라서 많은 학습 계산량을 필요로 하게 된다. 공간 분

† 준 회 원 : 아주대학교 대학원 전자공학부
†† 정 회 원 : 아주대학교 전자공학부 교수
논문접수 : 2003년 4월 10일, 심사완료 : 2003년 9월 24일

할 벡터 양자기 설계의 목적은 이러한 반복 학습과정을 생략하고도 적절히 화자의 분포를 평가할 수 있는 학습 과정을 설계하고, 이를 이용하여 화자 인식기로서 동작하도록 하는데 있다.

둘째로 이 논문에서 제시하는 바는 저자가 제안한 문맥 종속을 위한 준비반복 벡터 양자기 설계법을 문맥 독립으로 일반화하기 위하여 공간 분할 군집을 정의하는 것이다. 기존의 준비반복 벡터 양자기 설계법은 각 화자의 문맥과 음성 정보의 화자간 겹쳐짐을 이용해 기준화자의 반복학습만으로 각 화자의 코드북을 생성해내는 방법이다. 이에 대비하여 새로 제안된 공간 분할 벡터 양자기는 문맥의 정보의 가정 없이 공간 분할 군집을 정의하여 모든 화자에 대해 비반복 학습을 수행하고 코드북을 생성해낸다. 그리고 이렇게 생성된 코드북은 각 화자에 대해 최적의 양자점을 가지게 되고 따라서 효과적으로 인식이 가능하다. 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 음성의 특징 벡터 공간에 대해 모든 화자의 특징 벡터의 분포가 대부분 겹쳐져 있다는 사실을 이용해 공간 분할 군집의 양자영역으로 각 화자의 분포를 적절히 군집화한다. 새로 정의한 용어인 공간 분할 군집이란 모든 발성될 수 있는 음성의 특징 벡터 공간을 군집화 시켜놓은 것을 말한다. 공간 분할 군집의 코드북은 기존의 벡터 양자기 방법과 같이 반복 학습에 의해 생성될 수 있으며 또한 임의로 음성의 특징 벡터 공간을 군집화 함으로써 구할 수 있다.

셋째로 이 논문에서는 공간 분할 벡터 양자기 설계 알고리즘을 구현하여 실험한다. 그리고 실험 결과를 분석하고 성능을 평가하여 위의 제시한 사실을 검증한다. 실험 결과의 성능 평가를 위해 기존의 벡터 양자화기 설계법과 비교 실험을 한다. 실험 내용은 각 공간 분할 군집 생성법에 대해 코드북 크기의 변화에 따른 각 화자의 인식율과 양자화 오차 그리고 반복 학습에 필요한 계산량이다.

1.2 준비반복 벡터 양자기를 이용한 문맥 종속 화자 인식법

공간 분할 벡터 양자기의 이해를 위해 우선 준비반복 벡터 양자기에 대해 설명하고자 한다[1]. 일반적인 벡터 양자기를 이용한 화자 인식법은 각 화자의 고유 분포 특성을 나타내는 특징 파라미터 벡터 집합을 대표하기 위해 벡터 양자기를 사용한다. 이 기법은 각 화자의 코드북 내의 코드 벡터들이 특징 벡터 공간상에서 화자의 특징을 표현하는 분포의 중심이므로 입력된 특징 벡터가 이 영역의 중심 즉 대표점 근처에 많이 분포할수록 해당 화자의 음성일 가능성이 높다는 점을 이용한다. 벡터 양자기를 이용한 화자 인식법은 새로운 화자의 등록 시에 코드북을 생성하기 위하여 많은 계산량을 필요로 하는 K-means 알고리즘과 같은 반복적 클러스터링 알고리즘을 모든 화자에 적용해야 한다[2].

이와 대조적으로 문맥종속 화자인식에 적용된 준비반복 벡터 양자기는 각 화자마다의 반복 학습 없이 기준화자의 반복 학습만으로 화자의 인식이 가능한 벡터 양자기이다. 준비반복 벡터 양자기의 원리는 동일한 문맥 정보에 대해서 각 화자가 발성한 음성의 특징 벡터들은 같은 특징 벡터 공간상에 대부분 겹쳐져 있다는 점을 이용한다. 일반적으로 벡터 양자기가 음성의 특징 정보가 겹쳐져 있음에도 화자를 변별하는 것은 벡터 양자기의 동작이 특징 벡터의 분포를 평가하여 변별하기 때문이다. 따라서 벡터 양자기가 반복 학습을 수행하지 않더라도 적절히 분포를 평가할 수 있다면 화자 인식이 가능하다. 이를 위하여 준비반복 벡터 양자기 방법은 우선 기준 화자에 대해 반복 학습을 통하여 문맥 정보에 대한 군집화를 수행하고 비기준 화자의 분포를 기준화자의 양자영역을 원용하여 분류한 후 최적 양자점을 학습하게 된다. 준비반복 벡터양자기는 이론적으로 기준화자의 양자영역 안에서 각 화자마다 최적 양자점을 가진다는 것이 밝혀져 있고 실험을 통하여 적절한 코드북의 크기와 충분한 학습데이터가 주어진 경우 기존의 벡터양자기와 같은 성능을 나타낸다는 것으로 발표되었다.

1.3 방법론

본 논문에서 제안된 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 문맥 종속에 적용된 준비반복 벡터 양자기 설계법을 일반화하여 문맥 독립 화자인식에 응용한 것이다. 준비반복 벡터 양자기 설계법은 문맥 정보에 대한 학습이 필요하므로 각 문맥에 대해 한 번의 학습이 필요하다. 이에 반하여 제안된 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 문맥 정보에 대한 어떠한 가정 없이 화자의 음성의 특징 벡터 공간 자체를 분할함으로써 반복 학습 없이도 양자기의 설계가 가능하다. 보다 구체적으로 설명하면, 각 화자의 특징 벡터는 특징 벡터 공간의 분할인 공간 분할 군집의 코드북을 이용하여 분류된다. 그 후 각 화자의 코드북은 분류된 공간 분할 군집 안에서 특징 벡터들의 분포를 대표하도록 생성된다. 이렇게 구하여진 각 화자의 코드북은 공간 분할 군집 안에서 최적화 되어 변별력을 가지게 된다. 인식 과정, 즉 복호화 과정에서 오차를 구하기 위해서는 먼저 공간 분할 군집의 코드북을 이용하여 분류한 후 각 화자의 코드북을 이용해 화자마다의 양자화 오차를 구하게 된다. 이때 구해진 각 화자의 양자화 오차는 반복 학습을 수행하지 않은 각 화자의 코드북임에도 최적 양자화 오차의 결과를 가지게 되어 각 화자를 인식할 수 있게 된다.

1.4 수치 결과 및 기여도

성인 남성 5명과 성인 여성 5명이 발성한 500개의 문장에 대한 문맥 독립 화자인식 실험 결과, 제안된 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 기존의 벡터 양자기와 같은 인식률을 나타낸다. 또한 계산 복잡도의 수치 결과는 제안된 방법의 경우 기존의 방법보다 시간복잡도가 한 차원 낮은 결과를 보인다. 따라서 본 논문은 기존의 문맥 종속 화자 인식을 위한 준비반복 벡터 양자기를 문맥 독립으로 확장시켜 공간 분할 벡터 양자기 설계법을 제시하였고, 문맥 독립의

화자인식의 경우에도 반복 학습 없이 인식이 가능함을 보였다. 이 제안된 방법은 음성 정보에 대한 어떠한 가정 없이 문맥 독립 화자인식기에 적용이 가능하다. 또한 공간분할 벡터 양자기 방법은 벡터 공간을 분할할 수 있는 모든 응용에 일반화시켜 적용이 가능하다.

1.5 논문의 구성

이 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 제안된 공간 분할 벡터 양자기의 학습과정과 인식과정의 설계법을 소개한다. 제 3장에서는 제안된 공간 분할 벡터 양자기의 공간 분할 군집 생성법에 대해 설명한다. 제 4장에서는 실험 및 결과를 나타내고, 제 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 공간 분할 벡터 양자기 설계

공간 분할 벡터 양자기는 저자의 앞서의 연구인 문맥 종속 화자인식을 위한 준비반복 벡터 양자기 설계 알고리즘의 문맥 독립으로의 일반화이다. 이점은 문맥 종속 화자인식을 위한 준비반복 벡터 양자기의 경우를 일반화함으로써 설명이 가능하다. 준비반복 벡터 양자기의 문맥정보에 대한 가정으로부터 출발한 기준 화자의 코드북은 음성의 문맥 정보로 한정된 벡터 공간에 대한 대표 코드북으로 해석할 수 있다. 이와 마찬가지로 공간 분할 코드북은 문맥 독립된 음성 정보를 담고 있는 특징 벡터 공간을 대표하는 대표 코드북으로 해석할 수 있다. 따라서 문맥 종속 화자인식에 사용된 기준화자의 코드북 대신에 공간 분할 코드북을 대입하면 문맥 독립으로 일반화된 각 화자의 양자점이 최적 양자점이 됨을 알 수 있다. 즉, 공간 분할 벡터 양자기에 의해 생성된 각 화자의 양자점은 공간분할 코드북의 양자영역 안에서 각 화자에 대해 최적 양자점을 형성하게 된다.

본 논문의 착안점은 다음과 같다. 모든 음성의 특징 벡터들은 다차원 벡터 공간을 형성하게 되고, 이 벡터 공간은 모든 화자의 특징 벡터가 공유하고 있는 공간이 된다. 따라서 이 공간을 적절히 분할한 후 각 화자의 분포를 분할된 영역에서 추정하여 코드북으로 생성하면 각 화자를 변별할 수 있는 대표점을 생성할 수 있다는 것이다.

공간 분할 벡터 양자기를 설명하기 위하여 먼저 벡터 양자기에 대해 기술한다[3]. 벡터 양자기는 벡터 공간 R에 존재하는 벡터 집합 T를 제한된 집합인 C로 사상하는 것을 말한다.

$$Q: T \rightarrow C,\ C=\{\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_m\},\ \theta_i \in T$$

이렇게 정의된 벡터 양자기의 성능의 평가를 위해서 양자화 오차는 다음과 같이 정의된다.

$$D(Q)=\sum_{i=1}^{N} d(x_i,\ Q(x_i))P(x_i)$$

$$D_j(Q)=\int_{R_j} d(x,\ \theta_j)p(x)dx$$

여기서 $d()$는 거리 척도로 유클리드 거리 같은 것을 사용한다. 그리고 $p(x)$는 T집합을 모형화한 랜덤 벡터 x의 확률 밀도 함수를 말한다.

벡터 양자기가 최소의 양자화 오차를 갖기 위해서는, 즉 최적화되기 위해서는 다음의 두 가지 조건을 만족해야 한다.

첫째로, 벡터 양자기의 부호기의 측면에서 T는 주어진 θ_j에 의해 $R_j,\ j=1, 2, \cdots, m$의 공간으로 나누어질 수 있고 θ_j는 최근접 이웃 조건(nearest neighbor condition)을 만족해야 한다. 즉, 고정된 C에 대해서

$$d(x,\ \theta_j) \le d(x,\ \theta_k),\ (k=1, \cdots, m),\ k \neq j$$

를 만족하도록

$$Q(x)=\theta_j$$

가 되어야 한다.

둘째로, 벡터 양자기의 복호기의 입장에서 최적화되기 위해서는 코드 벡터 θ_j는 각각이 가지는 고정된 분할 지역인 $R_j,\ j=1, \cdots, m$에 대해서 무게 중심 조건(centroid condition)을 만족해야 한다. 이것은 아래 조건을 만족하는 $\theta_j=y$이다. 즉,

$$\int_{R_i} d(x,\ \theta_j)p(x)dx = \min_{y} \int_{R_i} d(x,\ y)p(x)dx$$

이다.

벡터 양자기가 최적화되기 위한 두 가지 조건을 만족시키기는 해를 해석적인 방법으로는 구할 수 없어 반복적 계산 방법인 로이드 알고리즘(LBG 알고리즘)이 제안되었고, 이는 일반화된 하드 클러스터링 알고리즘인 K-means 알고리즘에 해당한다[4].

화자 인식의 경우 벡터 양자기의 역할은 각 화자의 특징 벡터집합에 대해 두 가지 최적 조건을 가지도록 설계하여 생성된 코드북으로 그 화자를 대표하도록 하고, 복호과정에서 입력 화자에 대해 설계된 코드북들과 양자화 오차를 구하여 최소의 오차를 가지는 코드북을 인식된 화자로 사용하는 방법이다[5, 6].

공간 분할 벡터 양자기는 벡터 양자기가 가지는 벡터 공간 R을 분할하여 생성된 공간 분할 코드북

$$C_C=\{\theta_{C1}, \cdots, \theta_{Cm}\},\ \theta_{Ci} \in T$$

에 대해 최근접 이웃 조건을 만족하도록 x를 분류한다. 즉,

$$d(x,\ \theta_{Cj}) \le d(x,\ \theta_{Ck}),\ (k=1, \cdots, m),\ k \neq j$$

가 되도록 x를 분류한다. 이렇게 분할한 $R_{Cj},\ (j=1, \cdots, m)$ 영역으로 분류된 x들에 대해 무게 중심 조건을 만족하도록 $\theta_j^{'}=y$를 설계한다. 즉,

$$\int_{R_{Cj}} d(x,\ \theta_j^{'})p(x)dx = \min_{y} \int_{R_{Cj}} d(x,\ y)p(x)dx$$

이다.

따라서 최종적으로 양자화된 결과는

$$Q_C(x) = \theta_j'$$

가 된다.

이렇게 θ_C를 정의하여 최근접 이웃 조건을 만족 시키고 무게 중심 조건을 형성함으로서 최근접 이웃 조건과 무게 중심조건 간에는 공통의 변수가 없어지게 되고 이에 따라 반복적 계산이 필요 없이 해석적으로 값을 구할 수 있게 된다.

이러한 공간 분할 벡터 양자기의 성질은 다음과 같다.

첫째, 공간 분할 벡터 양자기에 의해 구해진 θ_j'가 집합 T에 대한 최적 양자점은 아니다. 만약 θ_C가 집합 T에 대한 최적 양자점이라면 이때 생성된 θ_j'는 최적 양자점이 된다.

둘째, 공간 분할 벡터 양자기의 생성된 θ_j'는 θ_C에 의해 분류된 영역 안에서는 최적의 양자점이 된다. 이는 각각의 집합 $T_i, (i=1, .., k)$에 대하여 구분되는 θ_j'가 생성된다는 것을 의미한다. 이것은 공간 분할 벡터 양자기가 최적 양자기가 아님에도 각 화자를 구분할 수 있는 인식기로서의 성능을 발휘하는 이유가 된다.

셋째, 공간 분할 양자기의 인식 성능은 적절한 공간 분할에 있다. 즉 모든 집합 T_i에 대해 적절한 변별력 있는 θ_j'를 생성할 수 있는 공간을 형성하는 $C_C = \{\theta_C1, \cdots, \theta_{Cm}\}$의 생성이 중요한 역할을 하게 된다. 공간 분할 코드북 의 생성은 다음 장에서 설명하도록 하겠다.

공간분할 벡터 양자기의 주된 장점은 전체 벡터 집합에 대한 최적의 양자점을 구하는 비용을 들이지 않고 즉, 부호기 관점에서 각각의 θ_j'에 대한 최근접 이웃 조건을 만족하지 않고 θ_{Cj}에 대한 최근접 이웃 조건을 사용함으로써 반복적 학습 없이 해석적 방법으로 복호기 관점에서 최적의 양자점을 생성하므로 계산량을 줄일 수 있다는 것이다.

이러한 공간분할 벡터 양자기의 계산량 감소는 일반적 벡터 양자기에 반하여 반대 급부적으로 공간의 증가를 가져온다. 즉 공간분할 벡터 양자기는 공간 분할 코드북을 수신해야만 복호기의 관점에서 해석할 때 최적 양자점을 찾을 수 있는 단점이 생기게 된다. 즉 학습 시간의 감소는 코드북을 위한 공간의 증가로 나타나게 된다. 그러나 실험결과 화자 인식에의 적용에 있어서는 이러한 단점을 해소할 수 있다. 그 이유는 다음과 같다. 복호기 관점에서 최적의 양자점을 찾기 위해서는 공간 분할 코드북과 각 화자의 최적화된 코드북이 필요하나, 본 논문의 연구에 의하면 한 화자의 문맥 독립 음성으로부터 생성된 공간 분할 코드북을 이용한 경우에도 적절한 성능을 나타내는 것으로 나타났다. 따라서 화자인식을 위해서는 각 화자의 코드북을 인식과정에서 저장하고 있어야 하므로 공간 분할 코드북을 위한 별도의 저장 공간 없이 단지 공간분할 코드북으로 사용할 화자의 인덱스만을 저장하여도 된다. 또한 공간분할 코드북을 따로 저장한다 하더라도 각 화자마다의 코드북 양에 비교할 때 무시할 만한 양이라 생각된다.

본 논문에서 제안된 알고리즘은 특징 벡터 공간을 분할하여 벡터 양자기를 동작시키므로 이름을 공간 분할 벡터 양자기 설계 알고리즘(A Classified Space VQ Design Algorithm)이라 명명하였다. 다음은 공간 분할 벡터 양자기의 구현 알고리즘이다.

2.1 공간분할 벡터 양자기 학습 알고리즘

① 공간 분할 코드북 C_c을 생성한다.

② 새로 등록하고자 하는 화자 S_i에 각각에 대해 다음 과정(ⓐ~ⓓ)을 통해 코드북 C_i를 생성한다 ($i = 1, \cdots, N$).

ⓐ 화자 S_i에 대해 특징 벡터 집합 X_i를 추출해낸다.

ⓑ C_c의 대표점 c_{cj}로 특징 벡터 집합 X_i을 보로노이 영역으로 구분한다. ($j = 1, \cdots, k$), k는 코드북의 크기이다.

ⓒ 각 대표점 c_{cj}에 의해 보로노이 영역으로 구분된 X_i의 부분 집합에 대해 무게 중심점 c_{ij}을 구한다.

ⓓ 이렇게 구해진 무게 중심점 c_{ij}를 화자 S_i에 대한 코드북 C_i에 등록한다.

2.2 공간분할 벡터 양자기 인식 알고리즘

① 입력 화자 S_t에 대해 특징벡터 집합 $X_t = \{x_1, \cdots, x_L\}$를 추출한다.

② 각각의 화자 모델 C_i에 대해 다음 과정(ⓐ~ⓒ)을 수행한다 ($i = 1, \cdots, N$).

ⓐ C_c의 대표점 c_{cj}에 대해 특징벡터 집합 X_t를 보로노이 영역으로 구분한다.

ⓑ 분류된 부분집합 $subX_t$의 원소 각각에 대해 c_{ij}와의 오차 $D_{ij} = d(subX_{tj}, C_{ij})$를 구한다.

$subX_t = \{|subX_{tj}|subX_{tj}$|는 c_{1j}에 속하는 x들의 집합, $j = 1, \cdots, K\}$

$d(A_j, c_{ij}) = \frac{1}{M}\sum_{p=1}^{M} d_E(a_{pj}, c_{ij})$, $(A_j = a_{1j}, \cdots, a_{Mj})$, A_j는 임의의 집합

여기서 d_E는 특징 벡터 간 유클리드 거리를 의미한다.

$$d_E(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{\dim}(x_i - y_i)^2}$$

ⓒ 화자모델 C_i와 X_t의 오차 $D_i = \sum_{j=1}^{K} D_{ij}$를 계산한다.

③ 가장 작은 오차를 나타내는 등록된 화자의 색인 i을 입력 화자 색인 Id로 식별한다.

$$Id = \underset{i=1, \cdots, N}{\arg\min}\{D_i\}$$

3. 공간 분할 코드북 생성법

공간분할 벡터 양자기 설계법은 특징 벡터 공간을 적절히 분할한 공간 분할 코드북 (C_c)에 의해 동작이 가능하다.

공간 분할 코드북의 목적은 벡터 양자화의 경우와 다르게 음성 공간을 적절히 나누는 것에 있다. 벡터 양자화기에서 생성된 코드북의 목적은 벡터의 분포를 평가하며 또한 최적의 양자화 오차를 가지도록 코드북을 생성하는 데 있다. 이에 반해 공간 분할 코드북은 모든 백터의 특징 백터 공간을 적절하게 분할하는 데 목적이 있다. 그 이유는 공간 분할 코드북에서는 벡터 공간의 분할만을 수행하고 각 화자의 특징을 구분하는 것은 공간 분할 벡터 양자기가 수행하기 때문이다. 따라서 공간 분할 코드북은 어떠한 방법으로든 음성 공간을 적절히 나누기만하면 목적을 달성하였다고 볼 수 있다. 공간분할 코드북 생성법에서 K-means 알고리즘을 통하여 코드북을 생성하는 것은 화자를 구분하기위한 최소 양자화 오차에 목적이 있는 것이 아니라 K-means 알고리즘을 통하여 생성된 양자영역은 보로노이 영역을 형성하게 되고 이는 해석적으로 분할하기 힘든 다차원 공간의 영역을 적절한 크기로 분할하는 효과적인 방법이기 때문이다.

문맥 독립 화자 인식에 있어 생성된 공간 분할 코드북은 문맥 정보에 대한 가정 없이 생성된 음성 특징 공간의 대푯값이라 볼 수 있으므로 한번 생성된 코드북은 재사용이 가능하다. 다음은 공간 분할 코드북의 생성법에 대한 설명이다.

3.1 균일 초격자 생성법

음성으로부터 추출된 정보는 음성 특징 벡터열로 구성이 되어지고 이러한 특징 벡터들은 음성의 특징 벡터 공간을 형성한다. 음성으로부터 n차 특징벡터를 추출하였다면 n차원 특징 벡터 공간을 형성한다. 이 특징 벡터 공간을 음성이 존재하는 구간에 대해 일정한 간격으로 군집화 하면 균일 초격자 구조로 양자점을 생성해 낼 수 있다. 이를 균일 초격자 생성법(Uniform Hyper-Lattice formation method)이라 명명한다.

1, 2, …, n 차원의 음성 데이터가 존재하는 값의 구간을

$$L_d = |maxvalue_d - minvalue_d|, \quad (d = 1, \cdots, n)$$

이라 하면 각 차원의 L_d를 m등분으로 균일하게 나누어진 점들

$$minvalue_d + (L_d / m) \times p, (p = 1, \cdots, m-1)$$

을 만들어 이 점들의 모든 조합으로 된 벡터들을 생성해 낼 수 있다. 이렇게 생성된 임의의 벡터들은 총 $(m-1)^n$개가 생성하게 된다. 생성된 벡터 집합에 대해 균일한 거리를 가지는 임의의 벡터 k개를 선택하고 이를 코드북으로 사용한다. 이때 임의의 벡터 k개를 선택하는 쉬운 방법은 K-means 알고리즘을 사용하는 것이다.

예를 들면 보통 우리가 사용하고자 하는 음성의 코드북은 최대 256정도이다. 따라서 멜켑스트럼 12차 계수를 사용하고 음성의 존재 영역에 대해 각 차원을 3등분한다면 약 4096개의 백터가 균일한 간격으로 생성된다. 이 균일한 간격의 벡터 집합에 대해 대표 코드북을 생성하기 위해 각 코드북의 크기 K에 대해 K-means 알고리즘을 적용하면 보로노이 영역을 만족하는 균일 초격자 구조를 생성하게 된다. 이렇게 생성된 균일 초격자 코드북은 음성의 분포 구간에 대해 다차원 균일 확률 밀도를 가지도록 코드북을 생성한 것으로 볼 수 있다. 또한 균일 초격자 코드북은 최적 양자기의 성질을 만족하는 양자점으로 생성된다.

3.2 표본 벡터 생성법

또 다른 방법으로는 특징 벡터의 통계적 특성을 이용한 코드북을 생성할 수 있다. 적절한 양의 문맥 독립 음성 샘플을 이용해 만들어진 특징 벡터 집합은 음성의 확률 분포가 존재하는 특징 벡터 공간을 형성하고 이에 대해 K-means 알고리즘을 적용하여 코드북을 생성할 수 있다. 이때 생성된 코드북은 음성의 특징 백터 공간을 적절히 분할한 코드북으로 생성된다. 이러한 방법을 표본 벡터 생성법(Sample Vector Formation Method)이라 명명한다. 문맥 독립 화자 인식에 있어 표본 벡터 생성법은 단일 화자의 특징 벡터에 의해 생성된 공간과 다수 화자에 의해 생성된 공간으로 나누어 볼 수 있다. 단일 화자의 특징 벡터에 의해 생성하는 방법을 표본 벡터 생성법(단일 화자)라 하고 다수 화자의 특징 벡터에 의해 생성된 방법을 표본 벡터 생성법(다수 화자)라 구분하기로 하겠다.

4.수치 실험 결과

4.1 데이터 베이스

문맥 독립 화자 인식 시스템은 동작시 사칭자가 문맥 정보를 이용하여 사용자를 모방하지 못하게 하는 방법이다. 따라서 문맥 독립 화자 인식 데이터 베이스는 사용자의 학습에 사용된 문장과 인식에 사용된 문장의 구성을 다르게 한다. 실험을 위한 음성 데이터 베이스는 원광대 PBS를 사용하였다[7]. 이 데이터 베이스는 정형화된 낭독음성으로 구성되어 있다. <표 1>은 사용된 문장을 나타낸다.

4.2 실험 구성

공간 분할 벡터 양자기와의 비교 실험을 위하여 기존의 벡터 양자기를 이용한 문맥 독립 화자 인식 시스템을 구성하였다[8]. 인식에 사용된 화자는 남자 5명 여자 5명으로 구성되었고 각 화자 당 50개의 문장을 사용하였다. 따라서 총 500개의 문장에 대해 실험하였다. 학습을 위한 자료는 G001부터 G008의 문장까지를 가변하여 구성하였다. 인식 실험에는 50개의 문장 모두를 사용하였다. 음성의 특징 벡터는 12차 멜켑스트럼 계수를 사용하였다[9, 10]. 기존의 벡터 양자기 학습법은 K-means 알고리즘에 의해 반복 학습을 수행하

여 각 화자의 코드북을 생성하였다. 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 공간 분할 코드북을 이용하여 반복학습 없이 각 화자의 코드북을 생성하였다. 그리고 모든 음성 자료에 대해 제안된 방법과 기존의 방법을 적용하여 각각 인식 실험을 수행하였다. 공간 분할 코드북의 생성 방법은 앞 장에서 제시한 세 가지 방법을 사용하였다. 각각의 방법은 표본 벡터 생성법(단일화자)으로 구성한 공간분할 코드북을 사용한 경우(CSVQ1)와 표본 벡터 생성법(복수화자)으로 구성한 공간 분할

〈표 1〉 PBS 음성 코퍼스 50개 문장

G001	기자가 몇 개월 동안 쉼 끝에 다시 신문사에서 일하게 됐다
G002	위의 예에서 어떤 대우 표현을 선택하여 쓰느냐 하는 것은 말할이의 교양이나 품위와 밀접한 관련이 있다
G003	조붓한 허리와 함께 얄깃얄깃 노는 그 몸놀림은 웬만큼 흉내를 낼 수도 없었다
G004	낙동역과 한림정역을 거쳐 목적지인 진영에 도착될 때까지 허정우의 마음은 들떠 있었다
G005	거기서 집을 내려다보면 볼품없이 삐쭉삐쭉 솟은 연탄고래 굴뚝이 너덧 개가 보인다
G006	침팬치가 흥겨워 뛸 때에는 한쪽 다리에 힘을 주어 두 박자의 트롯이 된다
G007	요원들이 체포되고 특히 당내투쟁에 의해서 대중과 유리되어 조직은 매우 약화되었던 것이다
G008	민족주의와 절충주의의 두 성격은 러시아의 현대음악에서도 쉽게 찾아볼 수 있다
G009	러시아의 옛 수도원과 사원에서는 러시아 최초의 연대기들이 발견되는데 이들은 전부 이때부터 기록이 시작된 것이다
G010	그는 태어날 때부터 농노였으나 자유의 몸이 되었고 왕립 예술학교에 보내졌다
G011	꿈에서 깬 듯 황급히 지폐와 티켓을 바꿔들고 돌아서던 윤종혁은 뒤에서 급히 달려들던 흑인과 정면으로 부딪혔다
G012	이상이 전력 계통이나 동력 계통이 아니라 전자뇌와 위상 동기 장치에 있음은 확실했다
G013	복숭아빛 피부가 햇빛에 반짝이고 푸른 수염이 이 순간에도 몇 밀리의 몇천 분의 일씩 자라고 있다
G014	학교 당국의 지나친 관료주의적 교육 방법과 뚜렷한 차별 교육은 없는 집 아이들을 소외시키고 미래의 꿈을 잃게 만들었다
G015	뒤를 힐끗 돌아보던 김주사는 못 볼 것이라도 본 듯 황망히 범바우쪽으로 피한다
G016	쉴 새 없는 질문 끝에 마침내 내가 일부러 맨 마지막으로 빼놓았던 질문이 튀어 나왔다
G017	제법 재미가 있을 것 같아 그 책을 좀더 자세히 살펴본다
G018	그 어린이의 답의 정확성이 마이크로 컴퓨터에 부착된 음성 식별기에 의해 평가된다
G019	네이비 블루 빛깔의 시트가 씌워진 트윈 베드와 커다란 창문이 바다쪽을 향해 시원스레 틔어 있어 분위기가 좋은 방이었다
G020	공기 중의 먼지와 땀으로 더러워지기 쉬운 피부에는 무엇보다 깨끗한 세안이 중요하다
G021	우유가 너무 뜨거우면 화상을 입기 쉽고 또 너무 차가우면 모공이 열리지 않아 때를 없애기가 어렵다
G022	무기질 특히 활동성 결핵 환자의 경우 칼슘 소모가 많아 칼슘 평형 유지를 위해 칼슘이 많이 든 음식을 먹어야 한다
G023	어쨌든 경북궁을 짓고 성을 쌓고 성 주위에는 문을 여덟개나 세웠지요
G024	임진각 망향의 제단 앞에서 북녘을 향해 엎드려 울고 있는 둘째 사위의 모습이 눈앞 가득히 보였기 때문입니다
G025	영양분이 자꾸 씻겨 가는데 어떻게 깨끗한 물이 있을 수 있습니까
G026	밤낮 휴일 없이 직장만 알고 직장 일에 전념해 온 직장 생활풍토가 점차 약화됨에 따라 직장풍속도도 크게 변화하고 있다
G027	음극선은 두꺼운 검은색 종이에 싸여 있었으므로 그 빛이 음극선일리가 없었다
G028	그리고 바로 이런 절차를 통해 왼쪽 뇌 우위의 상태에서 오른쪽 뇌 우위의 상태로 바뀐다고 말할 수 있겠다
G029	어떤 사람을 기억해 낼 때 왼쪽 뇌는 그 사람의 얼굴 모습보다는 그의 이름을 기억해 낸다
G030	아들 똘이 녀석과 같은 유치원에 다니는 이웃집 현아 엄마의 전화였습니다
G031	세제를 절약하려면 와이셔츠의 칼라나 양말의 발뒤꿈치는 세탁기에 넣기 전에 부분 세탁이 필요하다
G032	꽃 빛깔로 치자면 싸리꽃의 보라빛이 조금은 더 붉은 빛을 띠었다
G033	저 멀리 희양의 넓고 넓은 눈 덮인 광야가 햇빛을 받아 찬란하게 펼쳐져 있었다
G034	컴퓨터 시스템도 이 권위주의 조직 문화의 도구로 이용되었기 때문에 독재형 패턴을 가질 수밖에 없다
G035	가겟방 여자의 말마따나 물통은 그 색깔과 크기 또 모양새 등 여러 종류였다
G036	불쌍한 물고기들은 너무나 뜨거워서 각자 있는 힘껏 프라이팬 위에서 펄쩍펄쩍 뛰고 있었다
G037	부처 앞에는 위패나 향로 이외에 빨간 초가 산처럼 녹아 있어서 우리를 놀라게 했다
G038	그 후에 이들 부부 사이에 열 명의 아이가 생겨 모두 열다섯 명의 어머니가 되었다
G039	적도지역은 태양 에너지의 순흡수 지역이며 극지역은 태양 에너지의 순방출 지역이다
G040	그래서 견우 아저씨께 큰공을 세우시게 하여 옥황 상제님의 용서를 받게 하고 싶어요
G041	이 집 저 집으로부터 방아 찧는 소리가 쿵덕쿵 쿵더쿵 들려 왔습니다
G042	돌아오셔서는 큰 병이 심해져 그 외투를 입고 외출할 기회도 별로 없었으니까요
G043	그 예쁜 외투가 아마 아직도 수옥이 옷장 어디엔가 걸려 있을 겁니다
G044	세제의 세척작용은 주로 계면활성제의 역할에 의한 것으로 빨래에 붙어 있는 때와 세척액 사이의 표면장력…(중략)
G045	성상세포의 축색돌기는 추체세포의 축색돌기와는 달리 백색질까지 뻗치지 않고 회색질내에서 연장이 그친다
G046	특히 유충의 타액 섭취에 의한 영양 저하에 관한 생리학적 증거가 입증되지 않고 있다
G047	해양오염 문제에 대한 연구와 바다에서 생명의 기초에 대한 연구는 공히 밀접하고 복잡하게 얽혀 있다
G048	왜냐하면 원래의 가트 회원국은 기존의 자국 무역관련 법규를 유지할 수 있기 때문이다
G049	그런데 요즈음 매우 주목할 만한 경향이 우리 학계의 일부에 싹트고 있음을 본다
G050	국민 앞에서의 약속을 지키지 못할 경우라면 그 이유와 책임소재를 공식 기구를 통해 충분히 논의해야 한다

코드북을 사용한 경우(CSVQ2) 그리고 균일 초격자 생성법으로 구성한 공간 분할 코드북을 사용한 경우(CSVQ3)이다.

4.3 실험결과 및 분석

<표 2>는 코드북 증가에 따른 인식률을 기존 알고리즘과 비교하여 보여주고 있다. <표 2>는 발음한 500개의 음성을 가지고 문맥 독립 화자 인식 실험하였을 때 코드북 증가에 따른 화자 인식률을 비교하여 보여주고 있다. <표 2>에서 CSVQ1과 CSVQ2는 기존 VQ와 비교하여 코드북 크기가 증가하고 학습 문장수가 증가함에 따라 안정적으로 동일한 100%의 인식률을 나타내고 있다. 이러한 사실로 볼 때 공간 분할 벡터 양자기 설계는 문맥 독립 화자 인식기로서 효율적으로 동작한다는 것을 알 수 있다. 또한 CSVQ1과 CSVQ2가 비슷한 인식률과 양자화 오차를 가지는 것을 고려할 때 문맥 독립된 음성에 대한 특징 벡터 공간의 적절한 분할은 한 화자의 학습만으로도 충분히 가능함을 보여준다고 생각할 수 있다. CSVQ3은 CSVQ1, 2에 비하여 전반적으로 인식률이 매우 떨어지는 것을 볼 수 있다. 이러한 현상의 원인을 고찰하여 보면 균일 초격자 생성법으로 생성된 코드북은 다차원 공간에서 균일 확률 분포로 가정된 공간의 분할과 그것을 대표하는 공간분할 코드북이므로 음성의 다차원 공간에서의 분포 형태를 제대로 분할하지 못하였음을 시사하고 있다.

<표 3>은 코드북 증가에 따른 에러값의 누적치를 보여주고 있다. VQ가 코드북 크기가 증가함에 따라 양자화 오차가 감소하는 것처럼 제안된 설계법(CSVQ1, 2)도 코드북 크기가 증가함에 따라 양자화 오차가 감소하는 것을 볼 수 있고, 이는 공간 분할 코드북을 이용한 각 화자의 군집화가 효과적으로 이루진다는 것을 나타낸다. 이에 반해 CSVQ3은 양자화 오차가 코드북의 증가에 따라 수렴하지 않는 모습을 나타낸다. 이는 균일 초격자 생성법에 의한 공간분할 코드북이 특징 벡터의 존재 범위에 설정되어 생성 되었음에도 음성의 특징 벡터 공간의 분포 특성을 잘 분할하지 못하였다는 것을 나타낸다. 그 이유를 추측하여 보면 음성 특징 벡터의 존재 범위에서 공간 분할을 했을지라도, 다차원 공간상의 음성 특징 벡터의 분포 형태는 매우 복잡하고 특정한 형태를 띠고 있다고 볼 수 있다. 따라서 균일 초격자 구조 생성법의 균일 분포의 가정과 격자 구조의 분할은 음성 특징 벡터의 다차원 공간 분포를 적절히 분할하지 못한다는 결론을 낼 수 있다.

4.4 계산 복잡도

계산 복잡도는 공간 복잡도와 시간 복잡도를 나누어 고찰해 볼 수 있다[11]. 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 준비반복 벡터 양자기의 일반화이므로 공간분할 벡터 양자기 설계법의 계산량은 준비반복 벡터 양자기의 계산량과 같은 결과를 가진다. 공간 분할 벡터 양자기 설계법의 공간 복잡도는 앞서의 설명과 같이 공간 분할 코드북 만큼의 공간이 더 필요하나 표본 벡터 생성법(CSVQ1)의 경우 임의의 한 화자를 공간 분할 코드북으로 생성하면 공간의 증가를 막을 수 있다. 시간 복잡도는 사용되는 명령의 수와 그 명령이 실행 되는 시간을 곱해서 합한 것을 $O(\cdot)$ 표기법으로 산출한다. 시간 복잡도를 계산하기 위해 학습 자료의 수를 m, 코드북의 수를 n, 알고리즘이 수렴할 때까지의 반복횟수를 l이라 하자. 일반적으로 벡터 양자기 설계법은 K-means 방법을 사용하므로 한 화자의 코드북을 학습하기위해 필요한 계산량은 m×n의 비교 연산 후 m번의 덧셈과 n번의 곱셈을 한 후 1회의 반복 학습을 필요로 한다. 따라서 시간 복잡도는 O(mnl) 이 된다. 이에 반하여 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 모든 화자에 대해 반복학습을 사용하지 않음으로 시간 복잡도는 O(mn) 이 된다. 정리하여 한 화자의 코드북을 생성하기 위한 시간 복잡도는 <표 4>와 같다.

〈표 4〉 클러스터링 기법의 시간 복잡도 비교

양자화 기법(학습시)	시간 복잡도
VQ	$O(mnl)$
CSVQ	O(mn)

〈표 2〉 코드북 증가에 따른 인식률

코드북 크기	16		32		64		128	
학습문장수	2	8	2	8	2	8	2	8
VQ	99.6%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
CSVQ1	99.6%	99.8%	99.8%	100%	99.8%	100%	100%	100%
CSVQ2	99.6%	99.6%	99%	100%	99.8%	100%	100%	100%
CSVQ3	58.4%	52.2%	65.2%	53.4%	49.8%	44.8%	41.4%	45.8%

〈표 3〉 코드북 크기에 따른 누적된 scaled MSE 비교

코드북 크기	16		32		64		128	
학습문장수	2	8	2	8	2	8	2	8
VQ	3116.3	2999.8	3039.1	2506.2	2292.2	1983.2	1843.6	1718.0
CSVQ1	3684.3	3477.3	3238.0	3004.6	2701.4	2598.1	2429.7	2302.7
CSVQ2	3648.3	3432.5	3237.1	2978.5	2892.8	2584.9	2611.8	2294.1
CSVQ3	14051.9	14954.9	13067.3	13665.5	13442.2	14053.7	13217.2	14587.0

5. 결 론

본 논문에서는 일반화된 공간 분할 벡터 양자기 설계법을 제안하고 문맥 독립 화자인식에 적용하였다. 그리고 공간 분할 벡터 양자기 설계의 일반화를 위하여 공간 분할 코드북을 생성하는 방법을 제안하고 실험하였다. 표본 벡터 생성법에 의해 생성된 공간 분할 코드북은 실험을 통한 성능 평가 결과 기존의 벡터 양자기의 코드북의 인식 성능과 유사한 성능을 보임을 문맥독립 화자인식을 통하여 확인하였다. 일반화된 공간 분할 벡터 양자기의 성능은 기존의 벡터 양자기의 계산 복잡도를 O(nml)에서 O(nm)으로 감소시킬 수 있음을 확인하였고, 생성된 양자점이 공간 분할 코드북의 영역 안에서 최적의 양자점을 가짐을 설명하였다. 또한 이렇게 구해진 공간 분할 코드북의 양자 영역 안에서 구해진 각각의 양자점은 변별될 수 있으며 그러한 변별력으로 인식이 가능함을 보였다. 이러한 인식 능력의 평가를 위하여 문맥 독립 화자인식에 적용한 결과, 표본 벡터 생성법에 의한 공간 분할 벡터 양자기의 경우 기존의 벡터 양자기와 유사한 인식 능력을 가짐을 확인하였다. 균일 초격자 생성법에 의해 생성된 코드북의 경우는 화자 인식률이 떨어지고 코드북의 증가에도 양자화 오차가 줄어들지 않는 것을 확인하였다. 이러한 사실로 균일 분포로 가정된 공간 분할은 음성 벡터 공간의 다차원 분포를 제대로 반영하지 못함을 알 수 있고 따라서 공간 분할 코드북의 역할은 복잡한 다차원 공간의 분포를 적절히 분할함에 있다고 사료된다. 공간 분할 코드북의 성능 차이를 고찰하여 볼 때 공간 분할 벡터 양자기의 인식 엔진으로의 일반화된 적용에 있어 인식하고자 하는 다차원 공간의 분포를 평가하고 공간을 나누는 것이 중요하다.

제안된 설계법은 벡터 공간의 분포를 평가하는데 공간 분할 코드북으로 형성된 군집 안에 평가된 각 양자점 사이의 변별력이 있는 경우 작은 계산 복잡도로 성능을 발휘한다. 양자화 오차의 측면에서 기존의 벡터 양자화와 비교 할 때 K-means 알고리즘과 같은 반복 학습은 벡터 집합 전체 분포에 최적화 된 코드북을 생성하므로 계산 복잡도는 반복 학습 횟수만큼 증가하게 되며 보다 적은 양자화 오차를 가지게 된다. 그러나 인식의 측면에서 볼 때 제안된 설계법의 변별력은 분포의 분할을 적절히 할 경우 기존의 벡터 양자기 설계법과 동일한 성능을 나타난다. 따라서 공간 분할 벡터 양자기 설계법은 작은 계산 능력의 이점을 가지는 효율적인 인식기의 구현이 가능하며 화자 인식 외에도 일반적 인식기로서 다양한 응용에 적용이 가능할 것으로 사료된다.

앞으로의 연구 과제는 일반적 벡터 공간의 특징 분포의 평가와 분할을 적절히 함으로써 공간 분할 벡터 양자기의 성능을 향상시키는 것과 그 밖에도 다른 종류의 인식 응용에 적용하는 연구가 진행 되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] 임동철, 이행세, "문맥종속 화자인식을 위한 준비반복 벡터양자기 설계 알고리즘", 정보처리학회논문지B, 제10-B권 제1호, pp.67-72, 2003.

[2] T. Kinnunen, T. Kilpelinen and P. Frnti, "Comparison of clustering algorithms in speaker identification," Proc. IASTED Int. Conf. Signal Processing and Communications (SPC 2000), Marbella, Spain, pp.222-227, 2000.

[3] Y. Linde, A. Buzo and R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," IEEE Trans. On Communications, 28(1), pp.84-95, January, 1980.

[4] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, "Pattern Recognition," 1st Ed., Academic Press, 1999.

[5] H. Gish and M. Schmidt, "Text-independent speaker identification," IEEE Signal Processing Mag., Vol.11, pp.18-32, 1994.

[6] 정광우, "화자인식을 위한 음성신호처리", 전자공학회지, 제26권 제11호, pp.53-63, 1999.

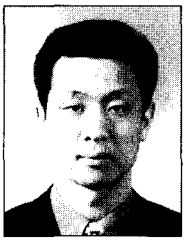
[7] http://www.sitec.or.kr/.

[8] D. A Reynolds, "An overview of automatic speaker recognition technology," Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2002 IEEE International Conference on, Vol.4, pp. 4072-4075, 2002.

[9] S. Furui, "Cepstral analysis technique for automatic speaker verification.," IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, 29(2), pp.254-272, 1981.

[10] J. Deller, J. Proakis and J H. Hansen, "Discrete-Time Processing of Speech Signal," 1st Ed., Macmillan Publishing Company, 1993.

[11] R. Neapolitan and K. Naimipour, "Foundations of Algorithms," 1st, Johns & Bartlett Pub, 1997.



임 동 철

e-mail : thedove@hanmail.net

1996년 아주대학교 전자공학 학사

1996년 LG 반도체 근무

1999년 아주대학교 전자공학 석사

1999년~현재 아주대학교 전자공학부 박사 수료

관심분야 : 음성 및 영상 신호처리, 패턴인식

이 행 세

e-mail : haingsei@madang.ajou.ac.kr

1966년 전북대학교 전기공학과(학사)

1972년 서울대학교 전자공학과(공학석사)

1984년 고려대학교 전자공학과(공학박사)

1968~1970년 해군사관학교 교관

1982~1983년 Columbia Univ.n.y 객원교수

1987년~1988년 INRIA PARIS 객원교수

1992년~1994년 거제전문대학장

1973년~현재 아주대학교 전자공학부 교수

관심분야 : 음성인식, 인공지능 및 신경망