
통계적 비선형 차원축소기법에 기반한 잡음 환경에서의 음성구간검출

한학용* · 이광석** · 고시영*** · 허강인****

Voice Activity Detection in Noisy Environment based on Statistical Nonlinear Dimension Reduction Techniques

Hag-Yong Han* · Kwang-Seok Lee** · Si-Yong Go*** · Kang-In Hur****

요 약

본 논문은 잡음 환경하에서 적응 가능한 음성구간검출을 구축하기 위하여 우도기반의 음성 특징 파라미터의 비선형 차원축소 방법을 제안한다. 제안하는 차원축소 방법은 음성/비음성 클래스에 대한 가우시안 확률 밀도 함수의 비선형적 우도값을 새로운 특징으로 취하는 방법이다. 음성구간검출기의 음성/비음성 결정은 우도비 검증(LRT)의 통계적 방법을 이용하며, 선형판별분석(LDA)에 의한 차원축소 결과와 성능을 비교한다. 실험 결과 제안된 차원 축소 방법으로 음성 특징 파라미터를 2차원으로 축소한 결과가 원래 특징벡터의 차원에서의 결과와 대등한 성능을 확인하였다.

ABSTRACT

This paper proposes the likelihood-based nonlinear dimension reduction method of the speech feature parameters in order to construct the voice activity detector adaptable in noisy environment. The proposed method uses the nonlinear values of the Gaussian probability density function with the new parameters for the speech/nonspeech class. We adapted Likelihood Ratio Test to find speech part and compared its performance with that of Linear Discriminant Analysis technique. In experiments we found that the proposed method has the similar results to that of Gaussian Mixture Models.

키워드

Voice Activity Detection, Dimension Reduction, Linear Discriminant Analysis

I. 서 론

자동 음성 인식(ASR) 시스템은 비약적인 발전을 이루었음에도 불구하고 잡음 환경에서의 음성 인식 시스템의 구축에는 많은 어려움을 겪고 있다. 또한 음성구

간검출은 음성이 포함된 임의의 신호에서 음성 구간의 시작과 끝을 찾아내는 전처리 과정을 말하는데 이 기술은 음성인식의 전처리에서 뿐만 아니라 음성 통신에서 음성 신호의 유무를 판별하여 평균 전송률을 높이기 위한 가변 전송률 음성 부호화기에서의 핵심 기술

* 동명정보대학교 정보공학부 겸임교수
** 진주산업대학교 전자공학과 교수
*** 경일대학교 전자정보공학부 교수
**** 동아대학교 전자공학과 교수

이기도 하다. 음성구간검출 방식은 크게 규칙-기반(Rule-Based) 방식과 분류-기반(Classification-Based) 방식으로 나눌 수 있다.

규칙-기반 방식은 몇 가지 특징을 사용하여 음성구간검출 규칙을 유도하여 이용하는 방식으로 대표적인 방법이 에너지의 변화를 이용하는 것이다. 이 방식은 환경에 따라서 음성/비음성 이벤트의 지속시간, 영교차율, 피치등과 같은 특징을 사용하여 보완되기도 한다. 그러나 이 방식은 적용되는 규칙들이 특징 파라미터에 고정되며, 특징의 수에 따라 규칙의 수도 많아지게 되고, 적용된 규칙들이 특정한 환경에 종속되는 단점을 가지고 있다. 반면에 분류-기반 방식은 음성/비음성 이벤트를 통계적으로 모델링하여 음성 구간 검출을 이진 분류 문제로 다룬다. 일반적으로 모델은 단일 가우시안 혹은 혼합 가우시안 확률밀도함수의 통계적인 파라미터로 표현되며 규칙-기반 방식과 같이 추정된 모델이 학습 환경에 고정되는 단점이 있다. 예를 들어, 깨끗한 환경에서 학습되었다면 잡음 환경에서는 수행 성능이 떨어진다. 반대의 경우도 마찬가지이다. 이 문제는 모델에 대한 적응화로 해결 가능하지만 음성인식에서 사용되는 특징벡터가 고차원으로 표현되므로 통계적 모델의 파라미터를 적용시키기 위해서는 많은 양의 데이터가 필요하며, 파라미터 갱신을 위해 많은 계산 시간을 요구한다. 이러한 고차원 음성 특징벡터의 적용처리에 의한 시간 지연은 분류-기반 방식의 실시간 적용에 문제점으로 지적되고 있다.[1-4]

본 논문은 잡음에 적응하는 음성구간검출기를 구축하기 위한 선결 과제인 고차원 특징벡터로 인하여 야기되는 문제점을 해결하기 위하여 특징벡터의 차원 축소 방법으로 통계적인 우도에 기반한 특징벡터의 비선형적 차원축소 방법을 제안한다. 그리고 음성구간검출기의 음성/비음성 분류는 우도비 검증(Likelihood Ratio Test) 방법을 이용하며, 제안된 방법의 유효성을 검증하기 위하여 차원축소하지 않고 구성된 혼합 가우시안 모델(GMM)의 결과, 그리고 차원축소 방법으로 널리 사용되고 있는 선형 판별 분석법(Linear Discriminant Analysis)의 결과와 비교 평가한다.

II. 선형/비선형 차원축소

2.1 적응화와 차원축소의 필요성

음성구간은 에너지의 강도, 에너지 변이 패턴, 스펙트럼

패턴 등의 특징이 비음성 구간과는 큰 차이를 보인다. 음성인식에서 사용되는 특징벡터들은 MFCC와 같이 신호의 단구간 퓨리에 변환으로부터 유도된 스펙트럼에 기초한 기본 특징과 그 변화량인 델타 성분과 같은 동적 특징들을 추가하여 사용되고 있다. 음성인식에 적용되는 음성/비음성 분류기의 특징벡터는 일반적으로 음성구간검출과 음성인식과정의 중복 계산을 피하기 위하여 음성인식에서 사용되는 특징 파라미터들을 사용한다.

잡음 환경에 적응하는 음성구간검출기의 적응화 방법으로는 MAP(Maximum A Posteriori)과 확장된 MAP(Extended MAP) 적용법 그리고 MLLR(Maximum Likelihood Linear Regression)과 같은 ML적용 방법 등이 있다. 일반적으로 MAP 방식은 적용 데이터가 충분히 많을 경우에 사용되며, MLLR 방식은 적용 데이터가 적은 경우에 사용된다. 그러나 고차원 특징벡터에 대한 MAP과 ML 적용 방식은 많은 데이터를 필요로 하며, 데이터 상에서 다중 패스로 인하여 많은 계산량을 요구하며, 이러한 요구사항은 음성구간검출기의 실시간 적응화가 어렵게 되는 주요 원인중의 하나이다. 그리고 고차원 공간상에서 야기되는 많은 문제들은 저차원 공간상으로 축소함으로써 최소화하고 제거될 수 있으므로 특징벡터의 차원축소가 필요하게 된다. 그러나 KL(Karhunen-Loeve) 변환과 LDA(Linear Discriminant Analysis)와 같은 방법은 선형적으로 사영을 취하는 방식으로 특징벡터의 차원을 축소하므로 축소 공간의 차원이 작을수록 원래 데이터의 가지고 있는 정보의 손실이 커지게 되는 단점이 있다. 그러므로 분류 성능의 저하를 최소화하는 비선형 차원축소 방법이 필요하게 된다.[5][6][7][8]

2.2 제안하는 통계적 비선형 차원축소 기법

본 논문에서는 통계적 우도에 기초한 비교적 간단한 특징벡터의 비선형적 차원축소 방식을 제안하고 음성/비음성 분류에 적용한다. 이 기법은 베이스 분류기를 비선형적인 사영에 해당하는 우도 값에 대하여 선형 판별규칙을 적용한 분류기라고 보고, 음성/비음성의 통계적 모델의 비선형적인 우도 값을 새로운 특징벡터로 취하는 기법이다. 이때, 각 차원은 개별 클래스에 대한 확률 값으로 단조함수인 로그함수를 사용한 로그우도를 사용한다. 이를 이용하면 식(1)과 같이 d차원 벡터 X는 N차원 벡터 Y상으로 간단히 축소될 수 있다.

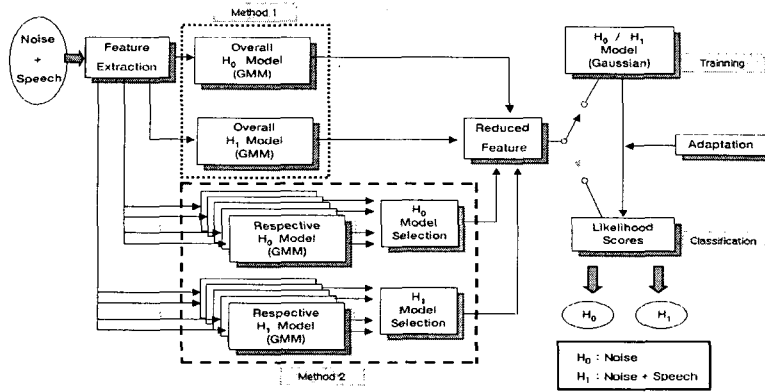


그림 1. 우도-기반 차원 축소를 이용한 음성구간검출 과정
 Fig. 1. The Process of VAD using likelihood-based dimension reduction

$$Y = [\log(P(X|C_1)), \dots, \log(P(X|C_N))] \\ = [Y_1, Y_2, \dots, Y_N] \quad (1)$$

여기서, $\log(P(X|C_i))$ 는 클래스 C_i 에 대한 벡터 X 의 로그 우도이며, 이를 통하여 새로운 특징 Y 의 i 번째 요소인 Y_i 를 구성하여 N 차원으로 축소된 새로운 특징벡터를 얻을 수 있다.

본 논문에서는 축소된 특징벡터의 차원을 형성하는 비선형적인 우도 값을 단일 가우시안 확률밀도함수보다 견고한 모델인 혼합 가우시안 모델(GMM)을 통하여 얻는다. 그리고 이 기법은 실제 적용상에서 다음과 같은 두 가지 방법이 가능하다.

첫 번째 방법(Method I)은 전체 음성/비음성에 대한 GMM으로부터 우도 값을 취하여 차원 축소하는 방법이다. 두 번째 방법(Method II)은 준비된 각 잡음에 대한 GMM으로부터 최우(Maximum Likelihood)값을 발생하는 모델을 일차적으로 선택하여 그 모델로부터 음성/비음성의 우도 값을 취하여 차원 축소하는 방법이다. 그리고 음성구간검출은 위의 방법 중의 하나를 이용하여 차원 축소된 새로운 특징벡터를 이용하며, 분류는 우도비 검증(Likelihood Ratio Test) 방법으로 이루어진다. 그림1은 제안하는 우도에 기반한 비선형적 차원 축소를 통한 음성구간검출의 전체과정을 나타낸다.

그림2는 Babble 잡음과 음성을 신호대잡음(S/N)비가 25dB와 5dB로 혼합한 14가지 잡음 전체에 대한 GMM

모델링 후, 이로부터 발생된 로그 우도값을 특징으로 취한 경우의 축소된 2차원 데이터의 분포이다. 그림3은 Babble 잡음에 대하여 미리 준비된 개별 잡음모델을 선택하여 그 잡음 모델로부터 로그 우도값을 특징으로 취한 경우의 분산 그림이다.

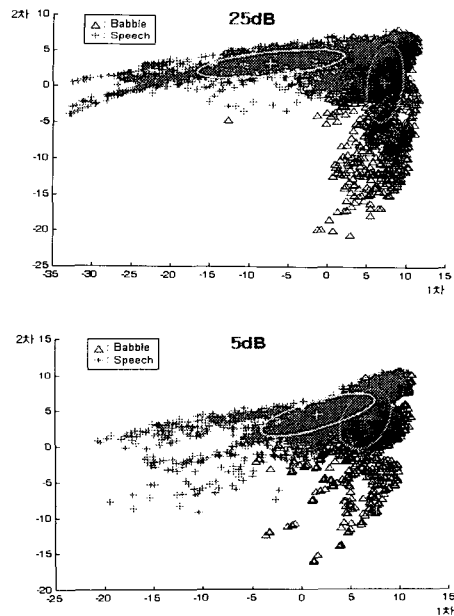


그림 2. 14개의 서로 다른 전체 잡음 모델을 통한 배블잡음 분산 그림(Method I, 25dB, 5dB)
 Fig. 2. Scatter plot through the overall noise model for babble noise (Method I, 25dB, 5dB)

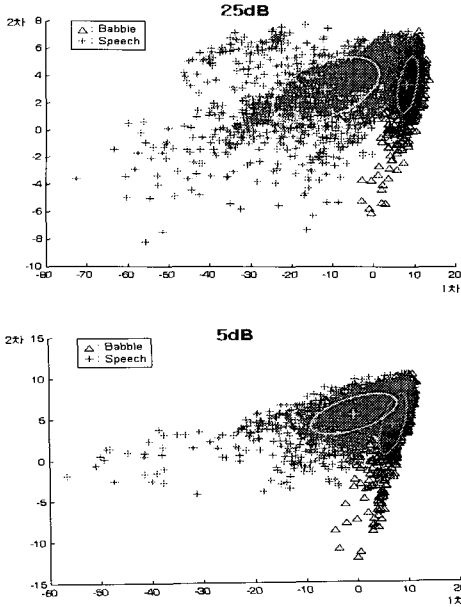


그림 3. 개별 잡음 모델을 통한 배블잡음 분산 그림(Method II, 25dB, 5dB)

Fig. 3. Scatter plot through the respective noise model for babble noise (Method II, 25dB, 5dB)

2.3. LDA에 의한 선형 차원축소[10]

선형판별분석법에 의하면 원 특징벡터($x \in \mathbb{R}^n$)에 포함된 분류 정보는 충분한 학습 샘플을 통하여 추정된 선형변환행렬(Θ)에 의하여 축소된 특징벡터($y \in \mathbb{R}^p, p \leq n$)로 완전히 표현될 수 있다고 가정한다.

$$y = \Theta^T x \quad (2)$$

J 개의 클래스 중, $j \in \{1, \dots, J\}, 1 \leq i \leq N_j$ 의 범위에서 N_j 개의 성분을 특징벡터로 하는 클래스 j 를 $x_{j,i}$ 라고 가정하면, 특징벡터의 총 수는 $N = \sum_{j=1}^J N_j$ 가 되며 각 클래스는 식(3)과 식(4)와 같이 평균(\bar{x}_j)과 공분산(S_j)을 파라미터로 모델링된다.

$$\bar{x}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} x_{j,i} \quad (3)$$

$$S_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} (x_{j,i} - \bar{x}_j)(x_{j,i} - \bar{x}_j)^T \quad (4)$$

만약, \bar{x} 를 클래스에 관계없이 모든 특징벡터의 평균이라면, 식(5)와 같고

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{N_j} x_{j,i} \quad (5)$$

클래스 정보는 두 개의 scatter 행렬 W, B 로 표현되며 식(6)(7)와 같다.

$$W = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^J N_j S_j \quad (6)$$

$$B = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^J (\bar{x}_j - \bar{x})(\bar{x}_j - \bar{x})^T \quad (7)$$

선형 판별 분석은 식(8)의 목적함수를 최대화하는 변환행렬(Θ)을 찾아내는 분석법으로 within-class scatter 상에서 between-class scatter를 최대화하는 분석법이다.

$$J(\Theta) = \frac{|\Theta^T B \Theta|}{|\Theta^T W \Theta|} \quad (8)$$

그리고 구해진 변환행렬에 의하여 각 클래스는 클래스 평균이 잘 분리되는 사영 공간상으로 축소된다. 비록 위의 목적 함수가 비선형이지만 일반화된 고유값 문제를 이용하면 p 개의 가장 큰 고유값(λ)과 관련된 고유 벡터(V)를 식(9)와 같이 구할 수 있다.

$$B V = \lambda W V \quad (9)$$

$$W^{-1} B V = V \Lambda \quad (10)$$

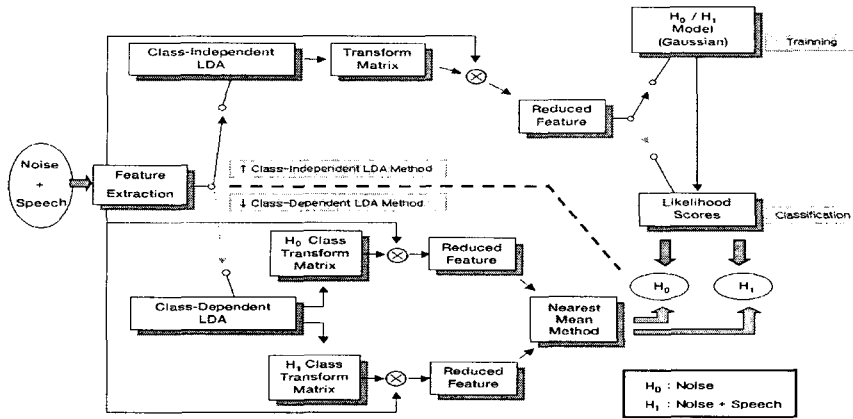


그림 4. LDA-기반 차원 축소를 이용한 음성구간검출 과정
 Fig. 4. The Process of VAD using LDA-based dimension reduction

여기서,

$$V = (V^1 \dots V^p) \tag{11}$$

$$\Lambda = \text{diag}(\lambda^1 \dots \lambda^n) \tag{12}$$

$$\Theta = (V^1 \dots V^p) \tag{13}$$

2.4. LDA에 의한 선형 차원축소시 고려사항

이 절에서는 LDA를 이용한 Fisher's의 선형 판별기를 음성구간검출기로 이용할 경우의 고려사항 등을 제시한다. 식(8)에 나타난 목적함수를 최대화하는 변환행렬을 구하기 위해서는 각 클래스에 종속적인 최적화된 변환행렬을 구하는 방법(클래스 종속-LDA)과 클래스에 독립적인 최적화된 변환행렬을 구하여 이용하는 방법(클래스 독립-LDA)의 두 가지 방법이 있다. 식(8)는 후자의 경우이며 전자의 경우는 식(14)와 같이 표현된다.

$$J_c(\theta) = \frac{|\theta^T B \theta|}{|\theta^T W_c \theta|},$$

여기서, W_c 는 클래스간 분산 행렬 (14)

클래스 종속-LDA를 음성/비음성 클래스에 적용할 경우는 변환행렬이 음성/비음성 클래스 마다 존재하

므로 시험 데이터를 각 변환행렬로 축소하여 최근접 평균 분류기에 의하여 판별하는 방법이 적용 가능하다.

클래스 독립-LDA를 음성/비음성 클래스에 적용할 경우는 단일한 변환행렬을 통하여 특징벡터를 2차원으로 축소되므로 우도비 검증의 방법을 적용할 수 있다. 그러나 클래스 종속과 독립 모두 선형적인 차원 축소 방법이며, 전체 데이터에 대한 between-class scatter를 구해야 하므로 실시간 적용화가 사실상 어려운 단점이 있다. 그림4는 위의 방법을 적용한 음성구간검출 과정의 전체과정이다.

그림5는 잡음과 음성을 신호대잡음비(S/N)비가 25dB와 5dB로 혼합한 14가지 전체 잡음에 대하여 클래스 종속-LDA 방법으로 생성된 변환행렬만을 통하여 배분 잡음을 2차원으로 차원 축소한 데이터의 분포이다. 그림6은 클래스 독립-LDA 방법으로 차원 축소한 결과이다. 그림에서 관찰할 수 있듯이 클래스 종속-LDA의 방법으로 축소된 경우가 분별력이 우수하지만 클래스에 종속적이므로 단일한 특징벡터를 요구하는 우도비 검증의 방법 적용이 불가능하여 각 변환행렬을 통하여 축소된 특징벡터에 대한 최근접 평균 (nearest mean) 분류기를 이용한다.

III. 실험결과 및 고찰

3.1. 실험조건 및 DB

음성구간검출 실험에 사용된 음성 데이터는 한국 전자통신연구원(ETRI)에서 제공하는 한국어 중가 마이크 음성 인식용 낭독체 문장 데이터를 사용하였다. 음성/비음성 분류는 학습 데이터에 독립적인 성능을 요구하므로 학습에는 모델 파라미터를 안정하게 얻을 수 있는 충분한 양으로 3명이 각각 1문장씩(문장 당 약 7초) 3문장으로 학습 하였고, 테스트에는 학습자 외의 10명의 10문장으로 음성구간검출 실험을 행하였다. 잡음 데이터는 표1과 같은 잡음 유형을 가진 NOISEX-92 잡음 데이터[11]를 사용하였다. 이 잡음은 19.98kHz, 16Bit의 anti-aliasing 필터링된 데이터로 본 실험에서는 16kHz, 16Bit로 변환하여 사용하였다. 잡음 환경 설정을 위해 5dB, 10dB, 15dB, 20dB, 25dB의 레벨로 음성 데이터와 잡음 데이터를 섞어서 학습 및 테스트 데이터를 구축하였다.

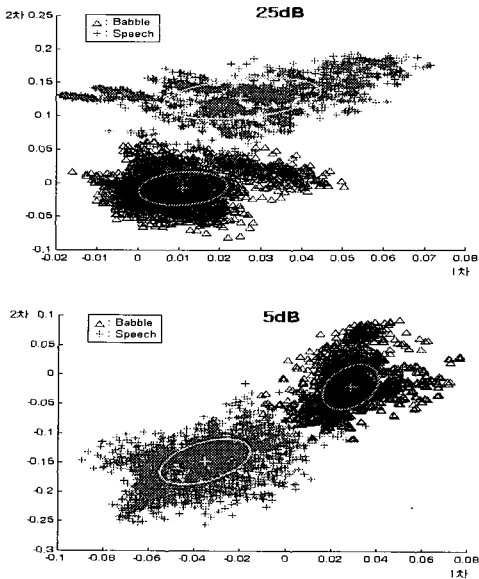


그림 5. 종속-LDA를 통한 배בל 잡음의 분산 그림(25dB, 5dB)

Fig. 5. Scatter plot through the dependent LDA for babble noise(25dB, 5dB)

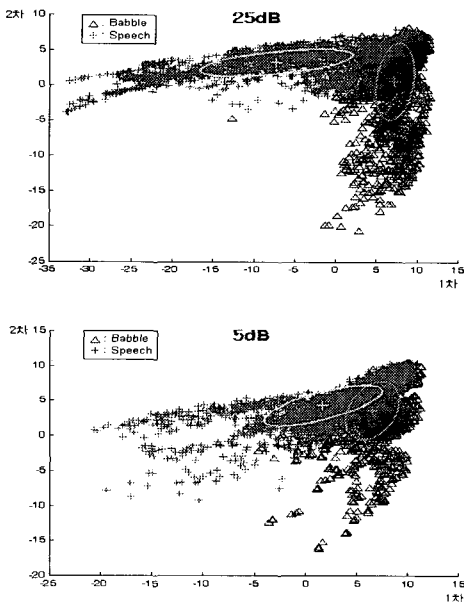


그림 6. 독립-LDA를 통한 배בל 잡음의 분산 그림(25dB, 5dB)

Fig. 6. Scatter plot through independent LDA for babble noise(25dB, 5dB)

표 1. NOISEX-92 DB 내용
Table 1. NOISEX-92 DB Contents

Index	Noise Types
N1	Speech babble
N2	Jet cockpit noise2
N3	Destroyer engine room noise
N4	Destroyer operators room noise
N5	F-16 cockpit noise
N6	Factory floor noise1
N7	Factory floor noise2
N8	HF channel noise
N9	Military vehicle noise
N10	Tank noise
N11	Machine gun noise
N12	Pink noise
N13	Car interior noise
N14	White noise

3.2. 실험결과 및 고찰

음성구간검출 실험은 목적에 의한 결과를 기준으로 하여 잡음의 종류에 따라서 차원을 축소하지 않고 GMM에 의하여 분류하는 경우와 제안하는 방법으로 차원 축소한 경우 그리고 LDA를 이용하여 차원 축소한 경우의 결과를 서로 비교하였다.

GMM을 이용하는 경우는 ①전체 14가지 잡음모델을 사용한 GMM I, ②개별 잡음모델을 사용한 GMM II로 나누어 실험하였다. ①②의 경우는 모두 특징 파라미터가 차원 축소를 적용하지 않은 10차원으로 이루어지며 음성/비음성 분류는 GMM을 이용하였다.

제안하는 차원축소 방법을 이용하는 경우는 ③전체 잡음에 대하여 제안하는 비선형 차원축소 방법으로 2차원으로 차원 축소한 경우(Method I)와 ④개별잡음에 대하여 최우값으로 잡음모델을 선택한 후에 제안하는 방법으로 차원을 2차원으로 축소한 경우(Method II)가 있다.

LDA를 이용한 차원 축소 방법을 이용하는 경우는 ⑤클래스 독립 LDA로 2차원으로 차원 축소하는 경우(Class-Indep. LDA)와 ⑥클래스 종속 LDA로 2차원으로 차원을 축소하는 경우(Class-Dep. LDA)가 있다.

제안된 ③④의 방법은 모두 축소된 특징에 대하여 우도비 검증(LRT)의 방법으로 음성/비음성 분류 실험이 가능하다. 그러나 ⑥의 경우는 차원 축소 변환행렬이 각 클래스마다 존재하여 단일한 특징벡터를 요구하는 우도비 검증의 방법을 적용할 수 없으므로 최근접 평균 분류기로 음성/비음성 분류를 수행하였다.

실험결과 그림.7~그림.11에서와 같이 잡음의 종류

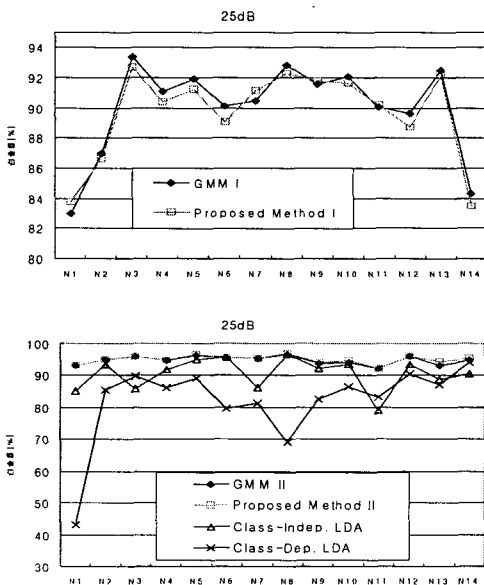


그림 7. 테스트 데이터에 대한 VAD 결과(25dB)
Fig 7. Results of VAD for test data (25dB)

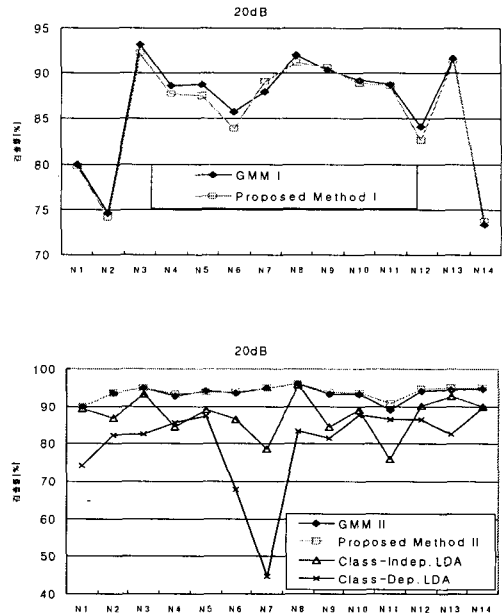


그림 8. 테스트 데이터에 대한 VAD 결과(20dB)
Fig 8. Results of VAD for test data (20dB)

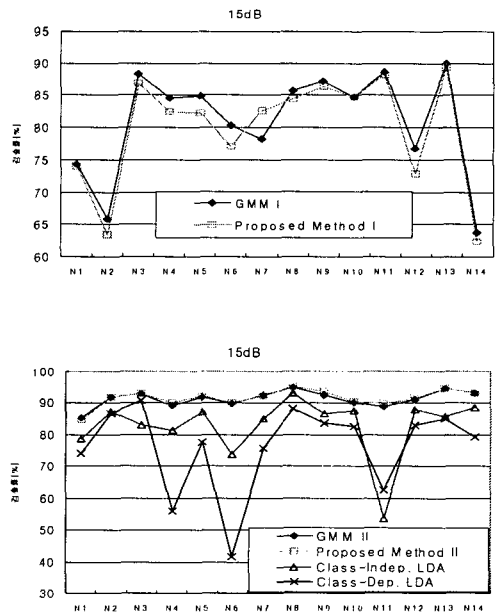


그림 9. 테스트 데이터에 대한 VAD 결과(15dB)
Fig 9. Results of VAD for test data (15dB)

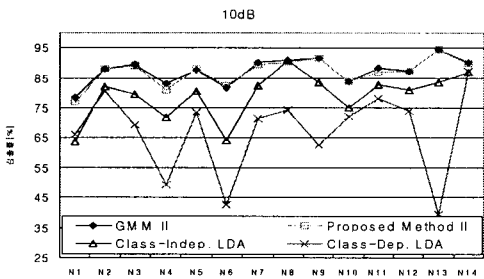
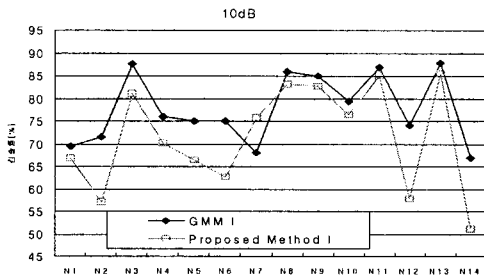


그림 10. 테스트 데이터에 대한 VAD 결과(10dB)
Fig 10. Results of VAD for test data (10dB)

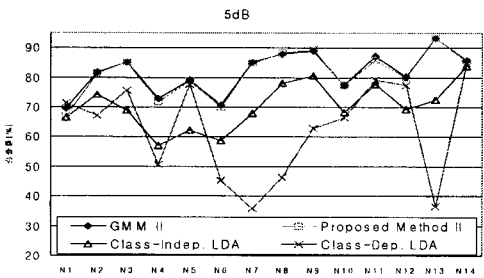
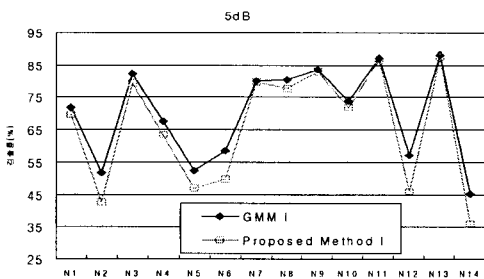


그림 11. 테스트 데이터에 대한 VAD 결과(5dB)
Fig 11. Results of VAD for test data (5dB)

에 따라서 검출률에 많은 차이가 있음을 확인하였다.

그리고 제안된 차원 축소 방법으로 축소된 특징벡터를 단일 가우시안 우도비 검증을 통하여 분류한 결과가 원래 특징벡터를 단일 가우시안 모델보다 견고한 확률 모델인 GMM으로 분류한 경우와 거의 대등한 결과를 나타냄을 확인하였다. 이에 반하여, LDA 방법으로 축소한 경우에는 제안한 방법과 비교할 경우 상대적으로 낮은 검출률을 보임을 확인하였다.

IV. 결론

본 논문에서는 잡음 환경에서의 효과적인 모델 적용화를 위하여 고차원 특징벡터를 저차원으로 축소하는 차원축소 방법으로 비교적 간단하면서도 최적의 검출률을 가지는 통계적 비선형 차원축소 방법을 제안하였다. 그리고 선형판별분석법에 의한 선형 차원축소와 비교 실험한 결과, 제안된 방법으로 축소된 특징벡터를 단일 가우시안 우도비 검증(LRT)을 이용하여 분류한 결과가 고차원의 특징벡터를 혼합확률모델을 이용하는 결과와 거의 대등한 성능을 얻을 수 있음을 확인하였다. 반면에 선형판별분석법에 의한 선형 차원축소 방법은 잡음에 따라 큰 폭의 편차를 보여줌을 확인하였다. 따라서 제안된 방법으로 특징벡터를 차원축소할 경우, 음성/비음성 분류를 위한 통계적 모델의 파라미터를 실시간으로 추정하는 처리가 가능할 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] Rabiner, L.R. and Sambur, M.R., "An Algorithm for Determining the Endpoints of Isolated Utterances". The Bell System Technical Journal, Vol. 54, No. 2, pp. 297-315, February 1975
- [2] Jean-Claude Junqua, Brian Mak and Ben Reaves, "A Robust Algorithm for Word Boundary Detection in the Presence of Noise". IEEE Trans. Speech and Audio Processing, Vol. 2, No. 3, pp. 406-412, July 1997
- [3] M.H. Savoji, "Endpointing of Speech Signals". Speech Communication, Vol. 8, No. 1, pp.46-60, March 1989

- [4] Q. Li, J. Zheng, A. Tsai, and Q. Zhou, "Robust endpoint detection and energy normalization for real-time speech and speaker recognition," IEEE Trans. Speech and Audio Processing, Vol. 10, Issue 3, pp. 146-157, Mar. 2002.
- [5] Nikos Doukas, Patrick Naylor and Tania Stathaki : "Voice Activity Detection Using Source Separation Techniques", Signal Processing Section, Proc. Eurospeech 1997.
- [6] J.L. Shen, J.Hung, L.S.Lee : "Robust Entropy-based Endpoint Detection for Speech Recognition in Noisy Environments", Preceeding of ICLP-98, 1998.
- [7] J.Sohn and W.Sung : "A voice activity detector employing soft decision based noise spectrum adaptation", in Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, pp. 356-368, 1998.
- [8] L. F. Lemel, "An improved endpoint detection for isolated word recognition," IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing, Vol.2, No.3, pp.406-412, 1994.
- [9] J.D. Hoyt and H. Wechsler : "Detection of human speech in structured noise" in Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, pp. 237-240, 1994
- [10] R.O. Duda, P.E. Hart and D.G. Stork, "Pattern Classification,"2th ed. Wiley, 2001

저자약력



한학용 (Hag-Yong Han)

1994년 2월 동아대학교 전자공학과
공학사
1998년 2월 동아대학교 전자공학과
공학석사
2004년 8월 동아대학교 전자공학과
공학박사

2001년 3월~2004.12 (주)이지하모니 부설기술연구소장
2001년 3월,~현재 (사)KTE 책임연구원, 동명정보대학
교 정보공학부 겸임교수

※ 관심 분야 : 신호처리, 패턴인식, DSP응용



이광석(Kang-Suk Lee)

1983년 2월 동아대학교 전자공학과
졸업 공학사
1985년 2월 동아대학교 전자공학과
공학석사
1992년 2월 동아대학교 전자공학과
공학박사

2004년 2월 ~ 2005년 1월 미국 애리조나 주립대학 객
원교수

※ 관심 분야 : 음성 신호처리 및 인식, 생체 신호처리,
지능화 기술



고시영(Si-Young Koh)

1979년 2월 영남대학교 전자공학
과 공학사
1983년 2월 영남대학교대학원 전
자공학과 공학석사
1992년 8월 동아대학교대학원 전
자공학과 공학박사

1986년~현재 경일대학교 전자정보공학과 교수

※ 관심 분야 : 음성신호처리, 생체신호처리



허강인(Kang-In Hur)

1980년 2월 동아대학교 전자공학과
공학사
1982년 2월 동아대학교 전자공학과
공학석사
1990년 8월 경희대학교 전자공학과
공학박사

1984년~현재 동아대학교 전기·전자·컴퓨터공학부
교수

1988년 9월~1989년 8월: 일본筑波大學 객원연구원

1992년 9월~1993년 8월: 일본豊橋大學 객원연구원

※ 관심 분야 : DSP, 음성인식,합성, 신경회로망