

변형된 BBI 알고리즘에 기반한 음성 인식기의 계산량 감축*

김건용(부산대), 김동화(부산대)

<차 례>

- | | |
|-----------------|-------------------------------------|
| 1. 서론 | 4.1 BBI 알고리즘을 이용한
인식 실험 및 결과 |
| 2. BBI 알고리즘 | |
| 3. 변형된 BBI 알고리즘 | 4.2 변형된 BBI 알고리즘을 이용한
인식 실험 및 결과 |
| 4. 실험 및 결과 | |
| | 5. 결론 |

<Abstract>

Computational Complexity Reduction of Speech Recognizers Based on the Modified Bucket Box Intersection Algorithm

Keun Yong Kim, Dong Hwa Kim

Since computing the log-likelihood of Gaussian mixture density is a major computational burden for the speech recognizer based on the continuous HMM, several techniques have been proposed to reduce the number of mixtures to be used for recognition. In this paper, we propose a modified Bucket Box Intersection (BBI) algorithm, in which two relative thresholds are employed: one is the relative threshold in the conventional BBI algorithm and the other is used to reduce the number of the Gaussian boxes which are intersected by the hyperplanes at the boxes' edges. The experimental results show that the proposed algorithm reduces the number of Gaussian mixtures by 12.92% during the recognition phase with negligible performance degradation compared to the conventional BBI algorithm.

* Keywords: Bucket Box Intersection (BBI), Gaussian box, Relative threshold, Continuous HMM.

1. 서론

Hidden Markov Model(HMM)에 기반한 음성인식 시스템은 높은 인식률을 위하여 주로 CHMM(Continuous HMM)을 사용한다[1]. 그러나 CHMM은 DHMM(Discrete HMM)에 비해 많은 계산량이 요구되므로 내장형(embedded) 시스템과 같은 실시간 음성 인식 시스템에 적용하기 위해서는 인식성능을 유지하면서 계산량을 감소시키는 방법이 요구된다.

CHMM 방식에서 계산량 감축을 위한 일반적인 접근 방법은 현재 관찰벡터와 가까운 곳에 위치하는 분포들에 대해서만 가우시안 계산을 수행하고, 현재 관찰벡터와 멀리 떨어진 분포, 즉 관찰확률에 거의 영향을 미치지 못하는 분포들에 대해서는 가우시안 계산을 하지 않음으로써 인식성능에는 크게 영향을 주지 않고 계산량을 줄인다. 이러한 접근 방법에는 개략모델(rough model)과 상세모델(detail model)을 이용한 방법[2], tree-based nearest neighbor search 방법[3], 벡터양자화(VQ)를 이용한 방법[4], Bucket Voronoi Intersection(BVI) 알고리즘[5], Bucket Box Intersection(BBI) 알고리즘[6] 등이 있다. [2]는 재 훈련 과정과 큰 저장용량을 필요로 하고, [3]은 인식시 훈련에 의해 구성된 트리를 탐색하여서 현재 관찰벡터가 속한 단말노드를 결정하고 선택된 단말노드에 속한 가우시안 분포들에 대해서만 가우시안 계산을 하는 방법이고, [4]는 인식시 관찰벡터와 가장 가까운 코드북을 찾기 위해 가중 유클리디안 거리를 이용해 코드북을 모두 탐색해야하는 부가적인 계산량이 존재하며, [5]는 BVI 트리가 훈련용 데이터를 대상으로 하기 때문에 재훈련 과정이 필요하다. [6]은 BVI 알고리즘의 변형으로서 훈련이 끝난 가우시안 분포의 영역을 직평행 6면체가 되도록 근사화 시킨 뒤 이 영역을 대상으로 트리를 구성하는 방식으로 재훈련 과정이 필요치 않으며, 부가적인 계산량의 증가가 거의 없다는 장점을 가진다.

본 연구에서는 BBI 알고리즘을 사용되는 시스템에서 추가적인 계산량 감축을 위한 방법을 제안하였다. BBI 트리를 만드는 과정에서 초평면(hyperplane)에 교차되는 가우시안 박스(Gaussian box)들이 자주 나타내게 되는데 이러한 교차되는 가우시안 박스들은 자식 노드들에 계속 포함됨으로서 인식과정 동안 계산에 사용되는 가우시안들의 수에 상당한 영향을 준다. 그러므로 교차하는 가우시안 박스들 중에서 평균으로부터 일정한 확률범위 이내에서 초평면과 교차하는 경우에만 선택적으로 분할하는 새로운 방식을 제안하였다. 본 논문에서는 변형된 BBI 알고리즘에 대하여 기술하고, 인식실험 결과를 분석하였다.

2. BBI 알고리즘

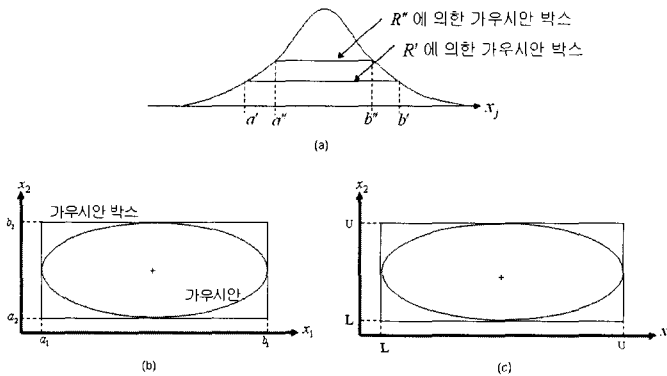
이 장에서는 본 연구의 베이스라인 시스템에서 사용된 BBI 알고리즘에 대하여 기술한다.

BBI 알고리즘은 관찰확률에 큰 영향을 미치는 가우시안 분포들만을 계산하고 나머지 가우시안 분포들은 계산에서 제외함으로써 인식을 위한 계산량을 감소시킨다. 이를 위하여 먼저 훈련이 끝난 후 최종적으로 만들어진 모델들의 전체 가우시안 분포를 대상으로 음향학적으로 유사한 모델들을 분류하는 트리를 구성한다. 이 때 가우시안 분포를 그대로 사용하는 것이 아니라 각 가우시안 분포에 해당하는 가우시안 박스를 정의한 뒤, 이러한 가우시안 박스들을 사용하여 트리를 생성한다.

식 (1)은 대각 공분산을 가지는 가우시안 분포에서 상대 임계값(Relative threshold)이 R 일 때 그 가우시안의 좌표축 j 에 대한 사영구간(projection interval) $[a_j, b_j]$ 을 나타낸다. 가우시안 박스는 각 축의 사영구간들이 모여서 만들어지며, 여기서 축의 수는 훈련된 특징벡터의 차수와 동일하다.

$$[a_j, b_j] = \mu_j \pm \sqrt{-2\sigma_j^2 \log(R)}, \quad 0 \leq R \leq 1 \quad (1)$$

여기서 $[a_j, b_j]$ 는 j 번째 축에서의 가우시안 박스의 크기를 나타내고, μ_j 와 σ_j 는 각각 j 번째 성분들의 평균과 표준편차를 의미하며, R 은 가우시안 박스의 크기를 조절할 수 있는 상대 임계값이다. 실제로 식 (1)에 의한 최적의 $[a_j, b_j]$ 는 주로 $\mu_j \pm \sigma_j$ 근방에서 결정된다.



<그림 1> 가우시안 박스

- (a) 1 차원 공간에서 상대 임계값 $R', R'' (R' < R'')$ 에 의해 생성되는 가우시안 박스들의 예
- (b) 2 차원 공간에서 가우시안 박스의 예
- (c) 2 차원 공간의 가우시안 박스 레이블링

<그림 1>은 BBI 알고리즘에서 적당한 상대임계값 R 을 이용하여 생성되는 가우시안 박스를 나타낸다. 가우시안 박스의 크기는 R 의 값이 커질수록 작아진다.

BBI 트리를 구성하는 과정은 다음과 같다.

Step 1: 훈련된 HMM의 모든 상태(state)에 대해서 각 분포마다 수식 (1)을 이용하여 가우시안 박스를 만든다.

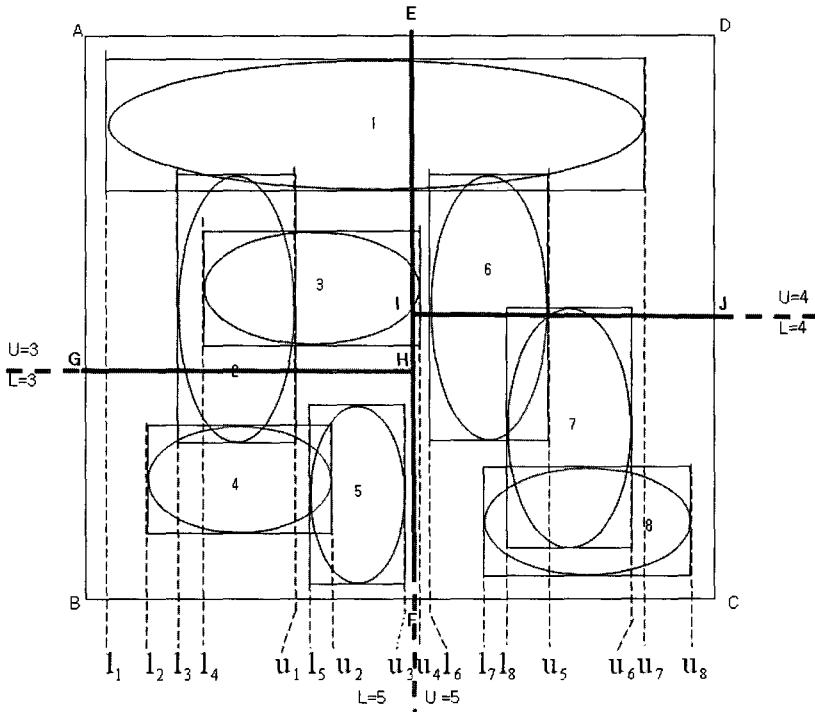
Step 2: 루트 노드부터 시작하여 현재 트리 깊이에 해당하는 각각의 노드에 속하는 모든 가우시안 박스를 찾는다.

Step 3: 특징 벡터 차수에 해당하는 모든 축(x_j)에 대해서 현재의 노드에 속하는 모든 가우시안 박스의 경계를 L(ower)와 U(pper)로 레이블링(<그림 1>의 (c)한 후 레이블링된 L와 U를 <그림 2>의 $l_1, l_2, \dots, u_1, l_5, \dots, u_8$ 과 같이 각 축마다 정렬한다. 왼쪽의 L 레이블들과 오른쪽의 U 레이블들의 수가 같아지는 $x_j = h$ 를 축 x_j 의 분할 초평면으로 정하고 현재 노드를 분할하기 위해 사용한다. h 는 양쪽에 위치한 경계 l_j 와 u_j 의 평균값으로 정한다. 그리고 현재 초평면과 교차하는 가우시안 박스의 개수 (C_j)를 계산한다.

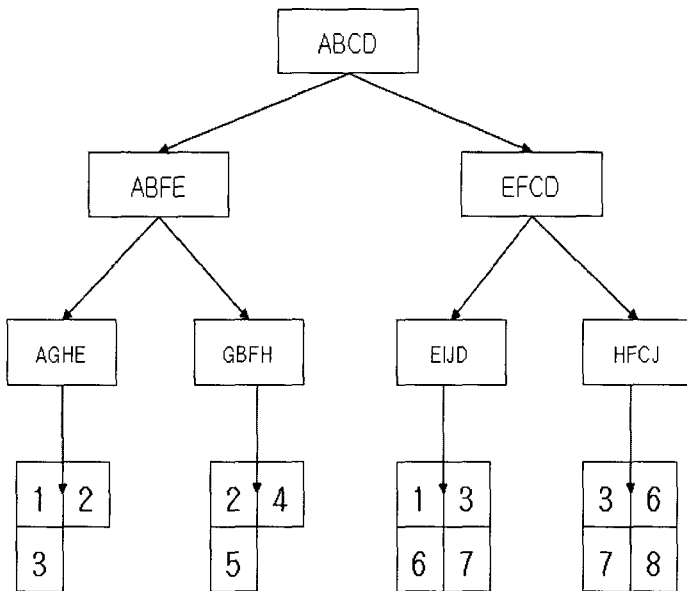
Step 4: C_j 를 최소화하는 초평면을 현재 노드의 분할 초평면으로 선택한다. <그림 2>에서 선분 EF는 트리 깊이 1에서, GH, IJ는 트리 깊이 2에서의 분할 초평면을 의미한다.

Step 5: 원하는 트리 깊이가 될 때까지 step 2, 3, 4를 반복한다.

<그림 2>에서는 2차원의 음향 공간에서 BBI 알고리즘을 적용한 경우의 예를 나타낸 것이다. 가우시안 박스 내부의 번호는 각 가우시안 박스의 인덱스를 나타낸다. <그림 3>은 <그림 2>로부터 최종적으로 만들어진 트리를 나타낸다. 각 노드에 표시된 ABCD, ABFE, EFCD 등은 각 트리 깊이의 음향 공간들을 나타낸다.



<그림 2> 2차원의 음향 공간에서 BBI 알고리즘을 적용한 예



<그림 3> <그림 2>에 의해 만들어지는 트리의 예

이진 트리를 구성할 때, 모든 중간 노드들은 축에 직교하는 초평면에 의해 2개의 영역으로 분리된다. 따라서 트리 깊이가 n 일 때 트리는 최종단계에서 2^n 개의 단말 노드를 가지며, 인식시 관찰 벡터에 대한 트리 탐색은 트리 깊이에 해당하는 횡수의 스칼라 비교 계산만으로 수행될 수 있으므로 인식시 트리 탐색으로 인한 부가적인 계산량은 가우시안 분포의 확률계산에 비하면 극히 미미하다. 트리탐색으로 관찰벡터에 대한 단말 노드가 결정되면 그 단말 노드에 속해 있는 가우시안 분포들에 대해서만 계산을 수행하고 나머지 가우시안 분포들은 제외함으로써 계산량을 감소시킬 수 있다. 트리 깊이가 증가하고, 상대 임계값이 커질수록 각 단말 노드에 속하는 가우시안 분포의 개수가 줄어들어 계산량이 감소하는 반면, 단어오차율은 커지게 되므로 트리 깊이와 인식률, 상대 임계값과 인식률 사이에는 trade-off 관계가 있다.

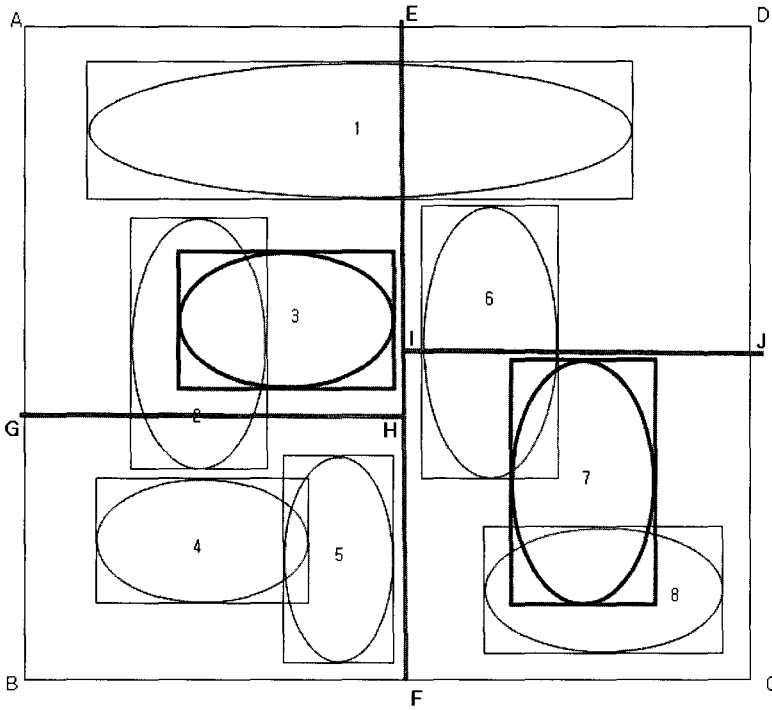
3. 변형된 BBI 알고리즘

BBI 트리를 만들 때 초평면과 교차되는 가우시안 박스가 많이 존재한다. 트리의 부모노드에서 교차되는 가우시안 박스의 수가 많아지면 후손 노드들에 계속 포함되어 결과적으로 단말 노드에 포함되는 가우시안 분포들의 수를 증가시키게 된다.

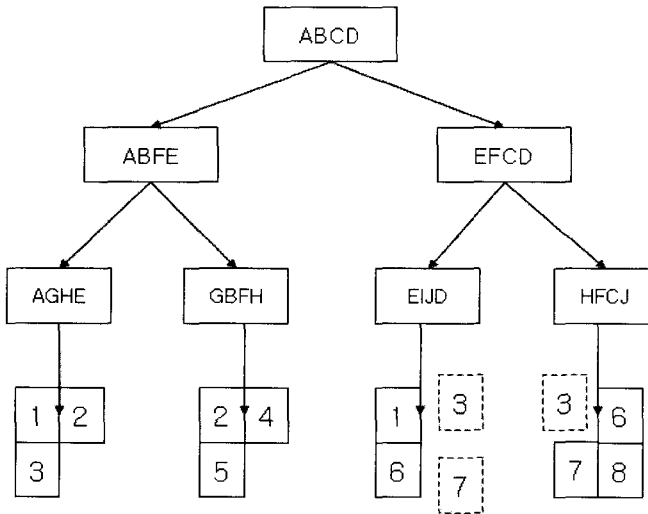
본 논문에서는 이러한 교차 가우시안 박스의 수를 줄이기 위하여, BBI 트리 생성을 위한 최적 상대 임계값(R)에 대한 가우시안 박스가 해당 가우시안의 평균으로부터 약 69% 확률범위에서 생성되는 점을 고려하여 교차하는 가우시안 박스들 중에서 해당 가우시안의 평균으로부터 약 65% 확률범위 이내에서 초평면과 교차하는 경우에는 기존의 방법대로 분할한다. 그 구간 밖에서 초평면과 교차하는 경우에는 새로운 상대 임계값(R_2)를 사용하여 가우시안 박스의 크기를 줄인 후 분할을 수행한다. 이렇게 함으로써 인식률에는 영향을 거의 미치지 않으면서 인식과정에서 계산에 사용되는 가우시안들의 수를 줄이고자 한다.

기존의 BBI 알고리즘에서 단순히 상대 임계값만을 증가시켰을 경우에는 전체 가우시안 박스의 크기가 작아져서 모든 단말노드에 포함되는 가우시안 분포들의 수가 줄어들어서 인식률의 저하를 필연적으로 수반하게 된다. 그러나 변형된 BBI 알고리즘은 기존의 BBI 알고리즘의 최적 상대 임계값을 사용하면서 초평면과 가장자리에서 교차하는 가우시안 박스만을 선별적으로 줄임으로써 인식률은 유지하면서 단말노드에 포함되는 가우시안 수를 줄일 수 있다.

변형된 BBI 알고리즘은 BBI 알고리즘의 Step 3과 Step 4 사이에 초평면과 교차되는 가우시안 박스를 처리하는 새로운 Step을 추가한다.



<그림 4> 2차원의 음향 공간에서 변형된 BBI 알고리즘을 적용한 예



<그림 5> <그림 4>에 의해 만들어진 트리

Step 3-1 : Step 3에서 초평면으로 각 가우시안 박스를 자식 노드로 분할한 후, <그림 2>에서 초평면에 교차되는 가우시안 박스들에 대해서 새로운 상대 임계값(R_2)을 사용하여 가우시안 박스를 다시 만든 후 Step 3에서 구한 분할 초평면을 기준으로 가우시안 박스들을 자식 노드에 분할한다.

$$[a_j, b_j] = \mu_j \pm \sqrt{-2\sigma_j^2 \log(R_2)}, \quad R_2 > R \quad (3)$$

<그림 2>와 <그림 4>를 비교하였을 때 <그림 2>에서 가우시안 박스 1번과 3번이 초평면 EF에 교차되는 경우로 변형된 BBI 알고리즘을 적용하면 1번만 초평면 EF에 교차되고 <그림 2>에서 초평면 II에 교차하는 가우시안 박스 3, 6, 7번의 경우는 변형된 BBI 알고리즘을 적용하면 6번만 해당 초평면 II에 교차하게 된다.

<그림 5>는 인식과정에서 사용되는 트리를 나타낸 것이다. 기존의 BBI 트리에서 포함되었던 3, 7번은 변형된 BBI 트리의 단말노드에서 포함되지 않는다.

4. 실험 및 결과

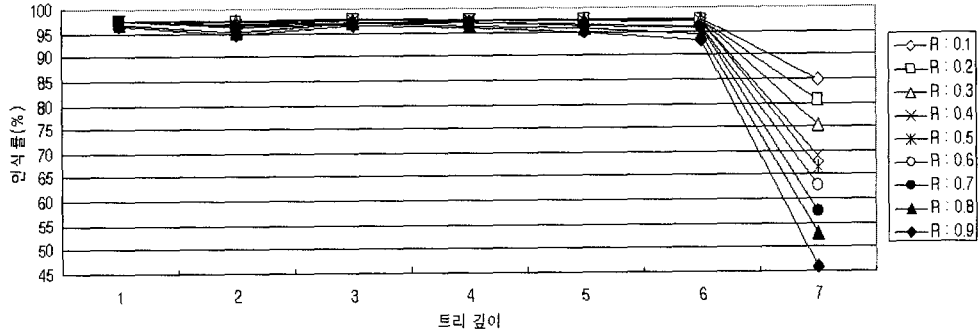
본 연구에서 훈련을 위하여 한국전자통신연구소(ETRI)에서 구축한 POW (Phonetically Optimized Word) 음성 데이터베이스[8]를 사용하였다. 이 데이터베이스는 총 3,848개의 단어를 8등분하여 남녀 각각 40명(총 80명)이 한 부분씩(481개의 단어)을 1회씩 발성한 것이다. 훈련은 공개 소프트웨어인 HTK(Hidden Markov Model ToolKit)를 사용하였고, Frame-Synchronous Network Search 알고리즘[9]에 기반한 인식기를 사용하였다. 총 state 수는 4032개고, state 당 분포 수는 12개이며 사용한 음성 특징 파라미터로는 20ms Hamming window를 10ms씩 이동시키면서 12차 MFCC, delta, delta-delta, delta E(energy) 및 delta-delta E를 구하여 총 38차의 파라미터를 사용하였다.

인식 실험을 위해서는 ETRI의 452 PBW(Phonetically Balanced Words) 데이터베이스의 앞부분 100단어에 대해서 일반인 남녀 각각 8명씩 총 16명이 발성한 것을 사용하였다.

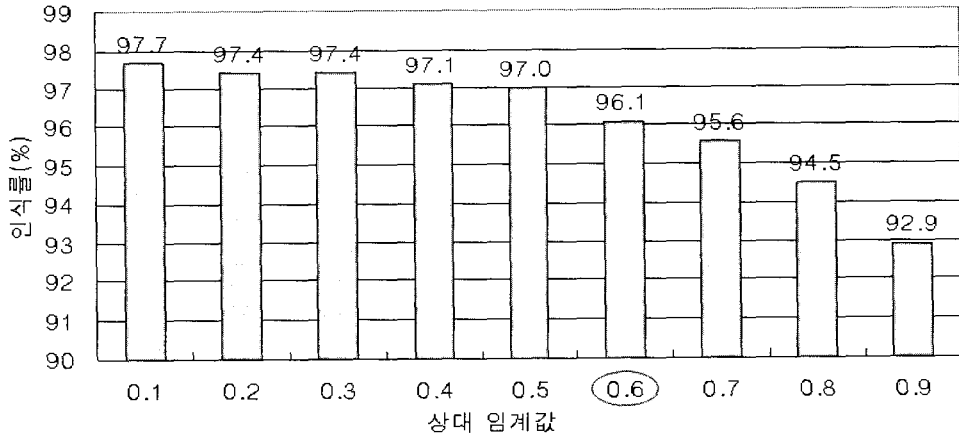
4.1 BBI 알고리즘을 이용한 인식 실험 및 결과

<그림 6>은 BBI 알고리즘을 사용한 결과로써 상대 임계값(R)과 트리 깊이를 변화해 가면서 얻은 인식률을 나타낸 것이다. 인식률이 떨어지기 시작하는 부분인 트리 깊이 6을 베이스라인의 트리 깊이로 사용한다. 그리고, <그림 7>은 트리 깊

이 6에서 상대 임계값의 변화에 따른 인식률을 나타낸다.



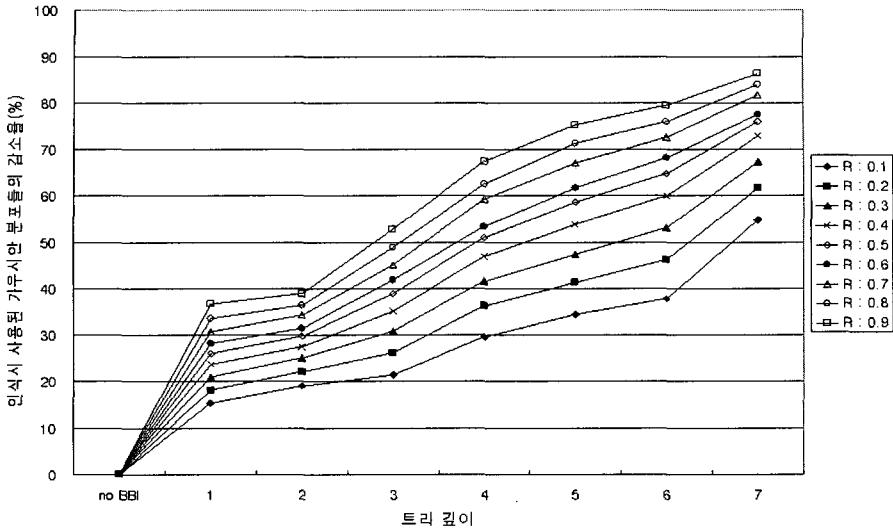
<그림 6> BBI 알고리즘에서 사용된 상대 임계값(R)과 트리 깊이 변화에 따른 인식률



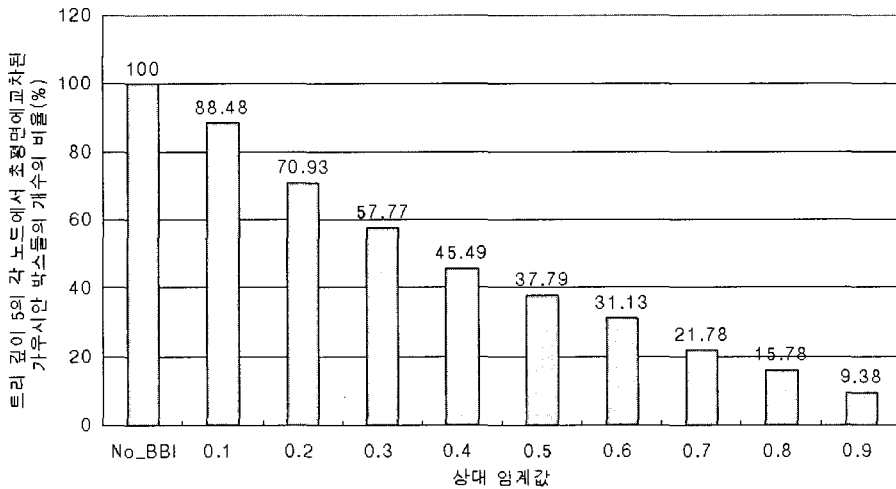
<그림 7> 트리 깊이 6에서 상대 임계값의 변화에 따른 인식률

<그림 8>은 상대 임계값과 트리 깊이 변화에 대해서 인식하는 동안 계산에 사용된 가우시안 분포 수의 감소하는 경향을 보여준다. 트리 깊이가 증가할수록, 또 상대 임계값이 커질수록 단말 노드에 포함되는 가우시안 분포들의 수가 줄어들어 결과적으로 인식과정 동안 계산에 사용되는 가우시안 분포들의 총 수가 감소하게 된다.

<그림 6>, <그림 7>과 <그림 8>로부터 인식률과 계산량을 고려하여 인식률이 떨어지기 시작하는 R은 0.6, 트리 깊이는 6을 BBI 알고리즘에서 사용한다. 선행연구[6][7]들에서도 BBI 트리 생성을 위하여 본 실험에서와 동일하게 최적 상대 임계값 0.6과 트리 깊이 6을 사용하였다.



<그림 8> 상대 임계값(R)과 트리 깊이 변화에 대한 인식과정 동안 계산에 사용된 가우시안 분포들의 감소율



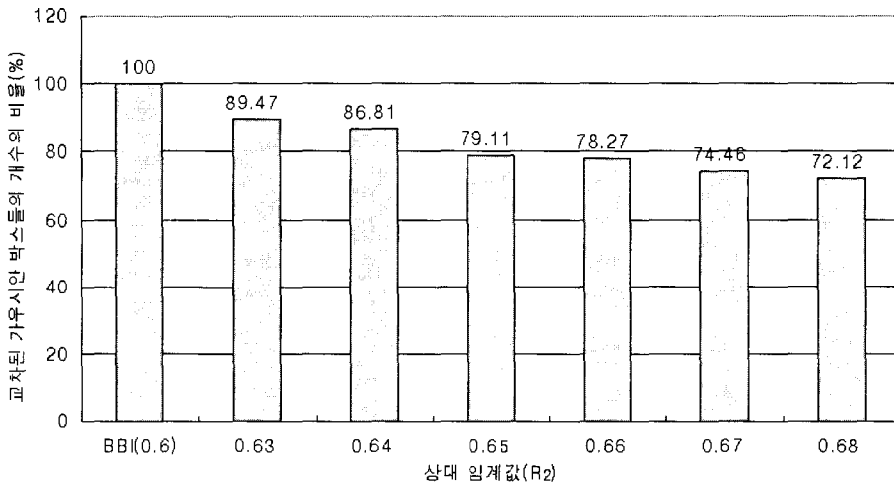
<그림 9> 다양한 상대 임계값에 대하여 트리 깊이 5의 각 노드에서 초평면에 교차되는 가우시안 박스들의 개수의 비율

<그림 9>는 상대 임계값의 변화에 대해서 초평면과 교차되는 가우시안 박스들의 총합에 대한 감소율을 나타내었다. 전체 가우시안 수를 기준으로 다양한 상대 임계값에 대해서 단말 노드의 부모노드에 해당하는 트리 깊이 5의 각 노드에서 초평면에 교차되는 가우시안 박스들의 개수의 비율을 나타내었다. <그림 8>, <그림 9>에서 R 이 커질수록 교차되는 가우시안 박스의 수가 줄어드는 것과 인식하는 동안 계산에 사용된 가우시안 분포들의 수가 줄어드는 것을 확인할 수 있다.

4.2 변형된 BBI 알고리즘을 이용한 인식 실험 및 결과

이 절에서는 본 연구에서 제안한 변형된 BBI 알고리즘을 적용한 실험결과에 대하여 기술한다.

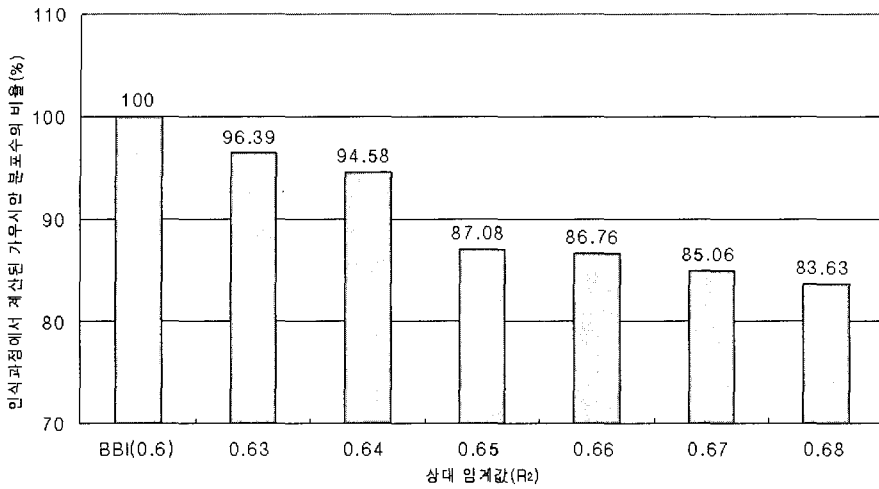
<그림 10>은 변형된 BBI 알고리즘을 사용했을 때 베이스라인을 기준으로 트리 깊이 5의 각 노드에서 초평면에 교차되는 가우시안 박스들의 개수의 비율을 나타내었다. 결과적으로 R_2 가 증가할수록 초평면에 교차되는 가우시안 박스들의 총수가 계속 감소함을 확인할 수 있다.



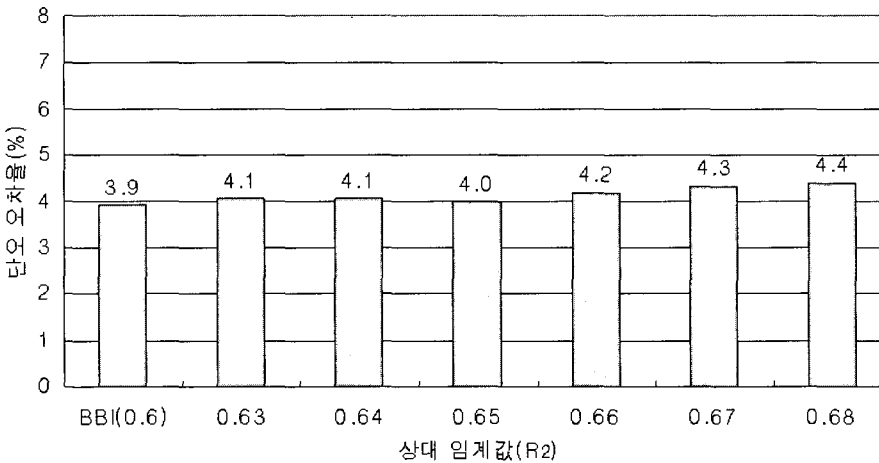
<그림 10> 트리 깊이 5에서 기존의 BBI 알고리즘에 대한 변형된 BBI 알고리즘의 상대 임계값에 따른 교차되는 가우시안 박스들의 개수의 비율

<그림 11>은 베이스라인과 변형된 BBI 알고리즘에서 R_2 를 다양하게 적용한 경우에 대하여 인식과정 동안 계산에 사용된 가우시안 분포들의 수의 비율을 나타내었다. <그림 10>과 <그림 11>로부터 R_2 를 사용하는 변형된 BBI 알고리즘이 BBI 알고리즘보다 초평면에 교차되는 가우시안 박스들의 총합이 작고 인식하는 동안 계산에 사용된 가우시안 분포들의 수도 감소되는 것을 확인할 수 있다.

<그림 12>에서는 다양한 R_2 를 사용하는 변형된 BBI 알고리즘과 기존의 BBI 알고리즘의 단어 오차율을 비교하였다. 그림의 결과에서 기존의 BBI 알고리즘과 변형된 BBI 알고리즘을 비교하였을 때 R_2 가 0.65인 경우에 1.0%의 상대 단어 인식을 감소를 보였다.



<그림 11> 베이스라인에 대한 변형된 BBI 알고리즘이 다양한 R_2 를 사용하여 인식하는 동안 계산에 사용된 가우시안 분포들의 개수의 비율



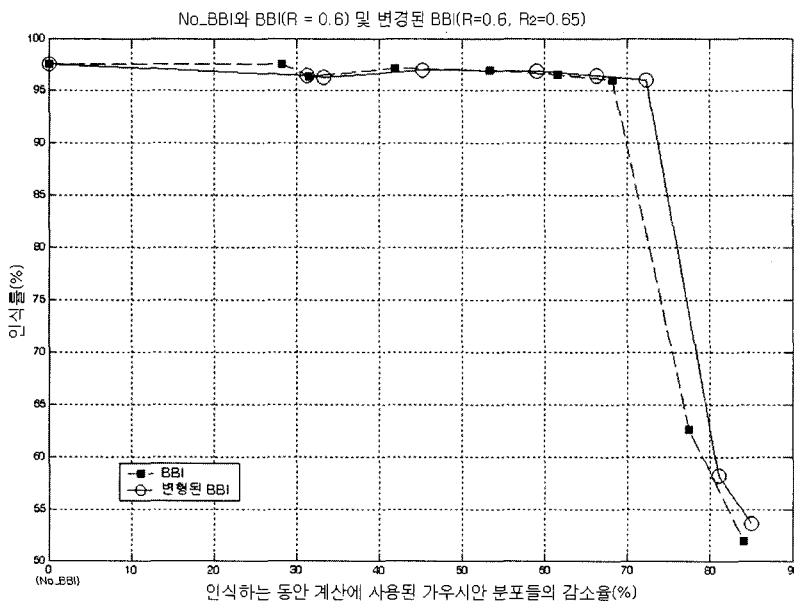
<그림 12> 기존의 BBI 알고리즘과 다양한 R_2 를 사용하는 변형된 BBI 알고리즘의 단어 오차율

<표 1>은 No_BBI, BBI 알고리즘 및 변형된 BBI 알고리즘의 인식 실험결과를 나타낸다. No_BBI는 BBI 알고리즘을 적용하지 않은 경우를 나타낸다. R_2 가 0.65 일 때 R 이 0.6인 경우와 비교하면 인식률의 변화는 거의 없으면서 초평면에 교차되는 가우시안 박스의 수가 감소하였으며 인식과정에서 사용된 가우시안 분포의 총 수가 감소한 것을 볼 수 있었다. R_2 가 0.65일 때 R 이 0.65인 경우와 비교하면 인식률의 향상과 계산량이 감소를 확인할 수 있고 R 이 0.7인 경우도 역시 인식률이 저하되는 것을 볼 수 있다.

<표 1> No_BBI와 BBI 및 변형된 BBI 알고리즘을 사용한 인식 실험결과 비교

	No_BBI	BBI (R)					변형된 BBI
							(R) R_2
상대 임계값	-	0.5	0.55	0.6	0.65	0.7	(0.6) 0.65
인식률	97.7%	97.0%	96.3%	96.1%	95.6%	95.5%	96.0%
트리 깊이 5에서 교차되는 총 가우시안 박스 수	-	292,554	271,080	240,974	193,720	168,606	190,629
인식 동안 사용된 가우시안 분포들의 수	736,420,596	258,904,034	252,500,073	234,065,643	212,122,799	202,577,205	203,814,128

마지막으로 <그림 13>은 No_BBI와 기존의 BBI 알고리즘 및 변형된 BBI 알고리즘의 인식률 및 계산량 감소율을 비교하였다. 그림에서 사각모양과 원모양은 트리 깊이를 나타내는 것으로서 오른쪽으로 갈수록 트리의 깊이가 한 단계씩 증가하는 것을 나타내고 있다. 인식률을 나타내는 왼쪽 축 상의 점들은 BBI 알고리즘을 사용하지 않은 경우를 나타낸다. 두 방법의 인식률을 비교했을 때 인식률의 변화는 미미한 반면에 인식과정 동안 계산에 사용된 가우시안 분포의 수는 상당히 감소하였음을 실험결과로 확인할 수 있다.



<그림 13> No_BBI와 BBI 알고리즘 및 변형된 BBI 알고리즘의 인식결과 비교

실험결과를 종합하면 트리 깊이가 6에서 두 알고리즘을 비교하였을 때 변형된 BBI 알고리즘의 R_2 가 0.65인 경우에 R 이 0.6인 기존의 BBI 알고리즘에 대하여 인식률은 비슷하게 유지하면서 인식하는 동안 계산에 사용된 가우시안의 수는 상대적으로 12.92% 감소하였다.

5. 결론

본 논문에서는 CHMM 기반 음성인식 시스템에서 관찰확률계산을 보다 빠르게 수행하기 위하여 변형된 BBI 알고리즘을 제안하고 실험을 통하여 결과를 확인하였다.

제안한 변형된 BBI 알고리즘은 기존의 BBI 알고리즘에서 각 노드의 초평면과 교차되는 가우시안 박스들의 수를 줄임으로써 후손 노드들에 포함되는 가우시안들의 수를 효과적으로 감소시킨다. 이러한 교차 가우시안 박스를 줄이는 방법으로 교차하는 가우시안 박스들 중에서 해당 가우시안의 평균으로부터 일정 거리 이내에서 초평면과 교차하는 경우에는 기존의 방법대로 분할하고 그렇지 않은 경우에는 새로운 상대 임계값을 사용하여 가우시안 박스의 크기를 줄인 후 분할을 수행한다. 이러한 방법으로 트리를 구성함으로써 인식률에는 영향을 거의 미치지 않으면서 인식과정에서 계산에 사용되는 가우시안들의 수를 줄일 수 있었다.

앞으로 더 다양한 음성 데이터베이스를 사용하여 본 연구에서 제안한 방법에 대한 실험을 진행할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] 김형순, "음성인식", *대한음성학회: 제 1회 음성학 학술대회 자료집*, pp. 156-165, 1994.
- [2] Y. Komori, M. Yamada et al., "An efficient output probability computation for continuous HMM using rough and detail models", *Proc. EUROSPEECH*, pp. 1087-1090, 1995.
- [3] F. Seide, "Fast likelihood computation for continuous-mixture densities using a tree-based nearest neighbor search", *Proc. EUROSPEECH*, pp. 1079-1082, 1995.
- [4] E. Bocchieri, "Vector quantization for the efficient computation of continuous density likelihoods", *Proc. IEEE ICASSP*, pp. 692-695, 1993.
- [5] J. Fritsch, I. Rogina et al., "Speeding up the score computation of HMM speech recognizers with the Bucket Voronoi Intersection algorithm", *Proc. ICASSP96*, 1996.
- [6] J. Fritsch, I. Rogina, "The Bucket Box Intersection (BBI) algorithm for fast approximate evaluation on diagonal mixture Gaussians", *Proc. ICASSP96*, 1996.
- [7] K. H. Lee, H. S. Kim, "Computational reduction in keyword spotting system based on the Bucket Box Intersection (BBI) algorithm", *The Journal of the Acoustical Society of*

Korea, Vol. 19, No 2E, pp. 27-32, 2000.

- [8] Y. Lim, Y. Lee, "Implementation of the POW (Phonetically Optimized Words) algorithm for speech database", *Proc. ICASSP95*, pp. 89-91, 1995.

접수일자: 2006년 8월 7일

게재결정: 2006년 12월 20일

▶ 김건용(Keun Yong Kim)

주소: 609-735 부산광역시 금정구 장전동 산30번지 부산대학교

소속: 부산대학교 전자공학과

전화: 051) 510-1704

E-mail: kykim@pusan.ac.kr

▶ 김동화(Dong Hwa Kim) : 교신저자

주소: 609-735 부산광역시 금정구 장전동 산30번지 부산대학교

소속: 부산대학교 수학교육과

전화: 051) 510-2661

E-mail: dhgim@pusan.ac.kr