

Modified ISODATA 집단화 방법을 이용한 불특정화자 단독어 인식

* 황우근 안태옥 이형준 김순철
 (* 광주대학교 전자계산기공학과)

Speaker-Independent Isolated Word Recognition Using A Modified ISODATA Method

* W. G. Hwang T. O. An H. J. Lee S. H. Kim
 (* Dept. of Computer Engineering, Kwangju Univ.)

요 약

본 논문은 불특정화자의 한국어 단독어인식에 관한 연구로서 새로운 집단화 방법인 Modified-ISODATA 집단화 방법을 제안한다. 본 알고리즘의 목적은 종래의 ISODATA 알고리즘에서 외부 노점 제거 및 분리과정을 단순화 하고, Lumping 과정을 제거하여 정확하고도 자동화된 집단의 중심점을 찾는 것이다. 본 알고리즘을 적용한 결과, 10 명의 남성 화자와 4 명의 여성 화자 가 발음한 11개의 숫자음에 대하여, 최근에 발표된 Modified K-means 방법보다 좋은 인식율을 나타내어, 보다 정확한 집단의 중심점을 찾는 내재성을 입증해 보였다.

1. 서론

인간이 통신을 하는 가장 수월적인 방법은 음성이다. 또한 인간만이 정보 단계를 벗어나 정보를 부호화하고 전달할 수 있는 음성기관을 발달 시켜 왔다.

여기에 디지털 컴퓨터의 개발로 인해, 이 컴퓨터를 이용한 자연스러운 기계와의 통신을 할 수 있도록 하는 연구가 1950년 이후 계속되어 왔다. (1, 2) 그에 이후로, 상당히 많은 어휘 (100-1000)까지도 불특정화자 시스템에서는 성과를 보여 왔으나, 불특정 화자 시스템인 경우에는 어휘가 상당히 한정되어, 최근 몇몇의 연구자들이 많은 어휘에 대한 불특정 화자 인식 시스템을 연구하고 있다. 또한 최근 연구에서는 단어당 다중 표준 패턴을 잡아 중심으로의 인식율을 높여 왔다. (3, 4, 5, 6)

집단화 방법에서 ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques A), Classification Shared Nearest Neighbor (SN) 등은 수작업이 필요하고, Unsupervised Without Averaging (UWA)은 반자동적인 방법이다. 그러나, 이들 방법은 정확성이 결여되거나 시간소비가 많고 외부노점 (Outlier)을 다루지 않았다. (3, 4, 5, 7)

또한 최근에는 계층적 집단화 방법이 소개되었으나, 실제적인 거리계산을 사용하지 않는 순위제 방식으로 신뢰할 수 없고, 집단화될 자동화 시킨 최신의 Modified K-means 방법도 외부노점들을 다루지 않아 정확한 집단화를 하지 못하였다. (6, 8)

따라서, 본 논문은 종래의 ISODATA 알고리즘의 외부노점 제거 및 분리과정에서 많은 파라미터를 줄이고, Lumping 과정을 제거하여, 처리를 간단화 시켜 정확하고도 자동화된 집단의 중심점을 찾는 데 그 목적이 있다. 또한 집단의 중심점을 찾는 방법에 대한 차이점

구별하기 위해 Minimax 방법과 Minsum 방법을 사용하였다. 이 방법에 의해 구해진 집단의 중심점은 평균화 과정을 통하여 실제적인 표준편차를 생성하도록 하였다.

II. 음성 인식을 위한 집단화 방법들

1. 집단의 중심점 계산 방법들

가). Minimax 방법 (7)

만약 N개 패턴을 가진 집단 A를 $A = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ 으로 표시하면

$$\bar{X} = X_1 * \underset{1 \leq i \leq N}{\text{max}} d(X_i, X_1) \leq \min \underset{1 \leq i \leq N}{\text{max}} d(X_m, X_1) \quad (1)$$

여기서 $d(a, b)$ 는 a와 b간의 거리를 말한다.

나). Minsum 방법 (7)

집단에 모든 다른 패턴들에 대한 거리의 합이 최소가 되는 패턴을 집단의 중심점으로 정한다.

$A = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ 일때 Minsum 집단의 중심점은

$$\bar{X} = X_1 * \underset{1 \leq i \leq N}{\text{min}} \sum d(X_i, X_1) \quad (2)$$

다). Pseudo average 방법 (3)

각 집단 W에 대해 평균 거리 D를 구하고 모든 점들간의 표준편차를 구한다.

$$D = \frac{1}{J(J-1)} \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^J d(X_j, X_m) \quad (3)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{J(J-1)} \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^J d^2(X_j, X_m)} \quad (4)$$

1번째 패턴에 대해, 패턴 X_1 에 대한 거리가 결정적으로 선택된 문턱치 $T = 0.1 - 0.5 \sigma D$ 보다 작은 패턴들의 수를 세어서 각 표준에 대한 카운트 C_i 를 계산한다. 가장 큰 갯수를 가진 패턴 X_i 의 가장적인 집단의 중심점으로 선택된다. 만약 두 패턴의 갯수가 똑같은 경우에는 그 집단에 속한 모든 노드에 대한 평균거리가 가장적이고 패턴 X_i 집단의 중심점이 된다.

2. 집단의 중심점들을 구하기 위해 사용된 평균과 기법 (7)

이 방법을 설명하기 위해서 전체 토콘집합 Ω 에서 두개 토콘 x, y 를 고려해 보면, 토콘 x 는 N_x 프레임의 LPC계수를 갖고있고 토콘 y 는 N_y 프레임의 LPC계수를 갖고 있다고 생각하자. 각 프레임은 $P+1$ 차의 자음 상관 계수를 갖는다.

만약 x (혹은 y)의 i 번째 프레임을 $x(i)$ (혹은 $y(i)$)로 쓰면 x, y 는 각각 다음과 같은 벡터를 갖는다.

$$x = (x(1), x(2), \dots, x(i), \dots, x(N_x)) \quad (5)$$

$$y = (y(1), y(2), \dots, y(i), \dots, y(N_y)) \quad (6)$$

여기서 $x(i) = (x_0(i), x_1(i), \dots, x_p(i))$, $y(i)$ 의 경우도 동일함.

토콘 x, y 를 평균하기 위해 x 의 프레임들과 y 의 프레임들 일치 시켜야 한다. 그래서 DTW 절차가 적합하기 위해 사용된다.

$$x(i) \rightarrow y(k), y(w(i)) \quad (7)$$

$$\text{즉, } k=w(i), \quad i=1, 2, \dots, N_x$$

토콘 x, y 를 평균할때 다음과 같은 Z 이 얻어진다.

$$Z = (z(1), z(2), \dots, z(N_x)) \quad (8)$$

$$\text{여기서 } z(i) = 1/2 * [x(i) + y(w(i))]$$

$$\text{그리고 } z(i) \text{의 } k \text{번째 요소 } z_k(i) \text{는}$$

$$z_k(i) = 1/2 * [x_k(i) + y_k(w(i))] \quad (9)$$

로 얻어진다.

전체집합 Ω 에서 Q 개 토콘을 평균할 때 각 토콘을 집단의 예상 집단에 연속적으로 위핑한 다음 $1/Q$ 로 나누어 평균화 한다. 여기서 얻어진 집단의 중심점이 실제적인 표준 패턴이 된다.

3. Modified K-means 알고리즘 (MKM) [9]

원하는 집단수가 J 일때 K 번째 반복인 i 번째 집단을 $(W_i^{(j)})$ 로 표시한다. 여기서 $i=1, 2, \dots, J$ 또한 $K=0, 1, \dots, K_{max}$. (여기서 K_{max} 는 최대 반복 허용 횟수) J 값은 2에서 J_{max} (최대 집단개수) 까지 계산한다.

MKM 집단화 과정은 다음과 같다.

- 1) 초기화 $J=1, K=1, i=1$, 거리 행렬 $D = \delta(X_l, X_m), 1 \leq l, m \leq N$ 계산
- 2) 전체 집합 Ω 의 집단의 중심점 $C(\Omega)$ 를 계산한다.

집단의 중심점은 Minimax 방법과 Pseudo-average, 두 방법으로 각각 구한다.

- 3) $(W_i^{(j)}) = \Omega, C(W_i^{(j)}) = C(\Omega)$ 로 놓음.
- 4) 각 패턴 Ω 의 X_l 을 X_l 에서 집단의 중심점 $C(W_i^{(j)})$ 까지 최소 거리를 갖는 집단을 선택함으로써 집단을 $C(\Omega), C(W_i^{(j)}), i=1, 2, \dots, K$ 중의 하나에 속하게 분류시킨다.
- 5) 각각의 결과적으로 생성된 집단 $(W_i^{(k)}), i=1, 2, \dots, K$ 에 대해 하나의 집단의 중심점 $C(W_i^{(k)})$ 을 계산한다. (여기서 Minimax 또는 Pseudo-average center 방식으로)
- 6) 만약 이전 반복시 현재의 집단의 중심이 변하지 않았으면 수렴한 것으로 한다. 만약 집단이 변했으면 반복 횟수를 증가시키고 최대 반복 허용 횟수와 비교한다. 만약 반복 횟수가 최대 반복 허용 횟수를 넘지 않으면 K-means 반복을 계속한다. 4-5단계
- 7) 모든 집단에 대해 평균 집단내의 거리 D_i 를 계산한다.

$$D_i = \frac{1}{|W_i^{(k)}|} \sum_{l \in W_i^{(k)}} \delta(X_l, C(W_i^{(k)})) \quad (10)$$

여기서 $\delta(X_l, C(W_i^{(k)}))$ 는 마지막 K-means 반복에서 집단 $(W_i^{(k)})$ 에 포함되는 l 의 패턴 수이다.

3) 만약 수렴한 경우는 그 집단 $(W_i^{(k)})$ 을 최적의 K 개 집단으로 저장시킨다. 그리고 K 를 하나 증가시키고 그것의 최대 집단의 크기 K_{max} 와 비교해 본다. 만약 K 비교에서 K 가 K_{max} 보다 크면 모든 과정을 끝 내고 모든 집단에 대해 마지막 집단의 중심점을 만든다.

9) 만약 K 가 K_{max} 보다 작거나 같을 경우는 최대 집단내 거리를 갖는 집단 $(W_i^{(k)})$ 을 찾아서 이 집단은 2개의 집단으로 분리된다. 그리고 반복

횟수는 $M=1$ 로 다시 정해진다.

10) K-means 반복은 이전에서처럼 (4-5단계) 정해진다.

4. 제안된 Modified ISODATA 알고리즘

가). 알고리즘의 도입

종래의 ISODATA 알고리즘의 경험적인 파라메타 값을 근거로 한 실험에서, 그 경험적인 값의 애매성 때문에 파라메타 값 변경에 따른 계산시간의 과다 때문에, 단순화시킨 ISODATA 알고리즘을 사용하였다.

즉, 종래의 원하는 집단의 중심점 수를 정하는 파라메타인 K 값을 정할경우에도 꼭 원하는 개수의 집단 중심점 수가 생기지 않을 수 있는 경우를 제거하여 원하는 개수의 집단의 중심점 수를 위주로 하는 알고리즘으로 변경하였으며, 또한 이 변경된 ISODATA 알고리즘에서는 분리시 파라메타로 사용되는 표준 편차 파라메타를 제거 시키고, 묶음 과정시 파라메타로 사용되는 묶음 파라메타를 제거 시켜서 묶음 파라메타에 수반되는 묶음수 있는 집단의 중심점의 최대 쌍수 파라메타를 자연스럽게 제거 시킬수 있도록 하였다. 따라서 사용된 파라메타는 원하는 집단의 중심점 수 K , 집단영역에서 샘플수와 비교된 파라메타 Θ_n , 허용되는 반복횟수 M 등으로 축소시켜 수행시간 및 계산량을 상당히 줄일수 있도록 하였다. 이 알고리즘을 수행시키면 종래의 ISODATA 알고리즘 자체에서 생기는 원하는 집단의 중심점 수 K 에 따라 그 중심점 수가 일치되지 않을수 있는 경우를 완전히 제거 시켰다.

나). Modified ISODATA 알고리즘

이 알고리즘의 흐름도는 그림 2에 나타내고 있다.

Modified ISODATA 알고리즘의 처리는 다음과 같다.

- 1) 한 음성에 대한 모든 훈련 데이터의 거리 행렬을 작성한다.
- 2) 허용하는 반복횟수 $M=1, C(W_i^{(j)}) = C(\Omega)$, 전체 반복 횟수 $IT=0$ 로 초기화 시킨다.
- 3) 전체 반복횟수를 하나 증가시킨다.
- 4) 모든 집단의 패턴수가 샘플수와 비교된 파라메타 Θ_n 보다 작거나 같으면, 그리고 분리 과정에서 분리현상이 일어났다는 표시인 JFLAG=1이 아닌 경우에는 외무고립점 처리를 행한다. 이 경우, 전체 집단수를 하나 감소 시킨다.

- 5) 모든 데이터들에 대해서 기존의 집단의 중심점에 대해 가장 가까운 집단의 중심점에 속하도록 재할당한다.

$$x_p \in W_i^{(j)} \text{ iff } \text{Min} \delta(x_p, C(W_i^{(j)})) \leq \text{Min} \delta(x_p, C(W_{i+1}^{(j)})) \quad p=1, \dots, N, \quad i=1, \dots, N_c \quad (11)$$

분리과정에서 발생했다는 표시인 JFLAG를 0으로 고정시켜 분리과정의 영향을 받지 않음을 표시한다.

- 6) 모든 집단에 대해 새로운 집단의 중심점을 계산한다. 여기에서는, Minimax 와 Minsum 방법으로 모든 집단의 중심점을 구한다.

- 7) 만약, 현재 집단의 수 N_c 가 원하는 집단의 수 K 보다 작으면 분리 과정을 수행 시킨다.

i 번째 집단이 분리 될때 이것은 식 (12)과 같이 두부분으로 나누어진다.

$$i \text{ 번째 } U = \dots \quad (12)$$

이러한 분리의 예를 그림1에 제시하고 있다. 다시말하면 $\delta(x_p, x_q)$ 가 최대가 되는 두 패턴 x 와 x 를 찾고 x 나 x 에 대한 거리의 차가

비교적 작은 쪽으로 w_i 의 각 토큰은 w_i 나 w_i' 에 배정되며 이때 x_i 와 x_i' 는 새로 결정되어야 하는 집단의 중심점으로 적합치 못하기때문에 보다 좋은 중심점을 결정해 주기 위하여

$$r_i = \delta(x_i, xp_i^{(k)}) \quad (13)$$

$$r_i' = \delta(x_i, xp_i'^{(k)}) \quad (14)$$

와 같이 정의하고

$$d_i = \delta(x_i, xp_i^{(k)}) - \delta(xp_i, xp_i'^{(k)}) \quad r_i - r_i' \quad (15)$$

$$c_i = \delta(x_i, xp_i^{(k)}) + \delta(xp_i, xp_i'^{(k)}) \quad r_i + r_i' \quad (16)$$

위 두식이 최소가 될수 있는 두 패턴 xp_i 와 xp_i' 를 집단의 중심점으로 결정해 준다.

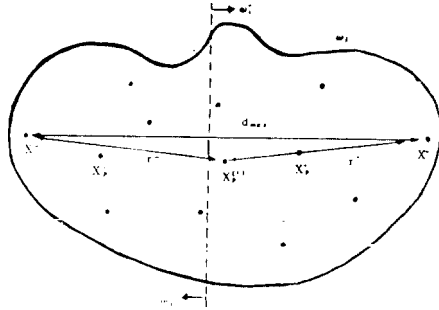


그림 1. 분리도
Fig. 1. Two splitting procedures

또한 분리과정을 수행한 표시를 JFLAG=1로 정한다. 이것은 분리 과정 즉시 외부표점을 제거하는 것보다 안정적이기 때문이다.

3) 집단의 중심점이 이전의 반복과정과 비교해서 변화했다를 검사한다. 변했으면 4) 단계로 간다.

9) 집단의 중심점이 변하지 않는 경우에는, 이 수렴 과정표시가 반복 최대 허용 횟수 mm_{max} 보다 큰 값이 될때까지 3) 단계로 되돌아 가는 반복을 수행시킨다.

이것은 한번의 수렴으로 안정된 집단의 중심점을 얻을수 없다는 것에서 기인한 것이다.

10) 집단의 중심점이 반복 최대 허용횟수를 넘어 안정된 수렴을 나타낸 경우에는 현재집단의 중심점과 집단에 속한 패턴을 저장 시킨다. 전하는 집단의 중심점수를 증가시켜 2) 단계로 가서 이 과정을 반복 수행시킨다.

11) 집단의 수가 최대 허용 집단수를 넘으면 동작을 끝낸다.

이 알고리즘의 흐름도는 그림 2 와 같다.

III. 인식 실험 결과 및 고찰

본 연구에서는 인식 실험에 단독 숫자음 11자(1영, 2영, 3영, 4영, 5영, 6영, 7영, 8영, 9영, 0영, 10영)를 성인 남성 10인과 여성 4인이 3번씩 발음한 것을 2번씩의 발음을 표준 패턴을 형성하는 데이터로 사용 하였고 나머지 1개를 인식을 위한 입력 데이터로 사용 하였다.

1. 인식 실험

가) Modified ISODATA 알고리즘에서 다음경수 각각에대해 구해진 실제적인 집단의 중심점들을 템플레이트로 잡고 K=2, 3, 4에 대해 인식 실험을 행하였다.

a. 집단의 중심점 결정 방법을 Minimax 로 사용한 경우

b. 집단의 중심점 결정 방법을 Minsum 으로 사용한 경우

나) 비교 실험을 위해서 Modified K-means 알고리즘에 대해 K=2, 3, 4 인 경우에 다음의 두가지 집단의 중심점을 잡는 방법을 사용하여 인식 실험을 행하였다.

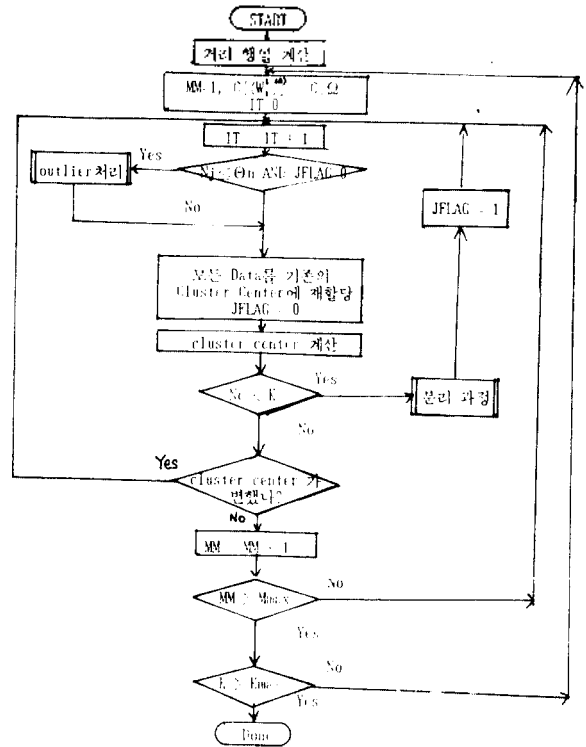


그림 2. Modified ISODATA 알고리즘의 흐름도
The flowchart of Modified ISODATA algorithm.

- 집단의 중심점 결정 방법을 Minimax 로 사용한 경우
- 집단의 중심점 결정 방법을 Pseudo-average 로 사용한 경우

2. 인식 결과 및 고찰

가) 수행 시간
수행 반복 횟수에 대해서는 Modified K-means 에 비해 Modified ISODATA 방법이 Minimax의 경우에는 많아지나 Modified K-means와 Pseudo-average 방법 보다 Modified ISODATA의 Minsum방법이 수행 횟수가 상당히 적어 진다.

나) 인식율
인식율은 표 1 과 같다.

이 인식의 결과표로부터 다음과 같은 결론을 얻을수 있었다.

1) Modified ISODATA 알고리즘이 Modified K-means 알고리즘 보다 최소한 같거나 나은 인식율을 나타내고 있다.

2) Modified K-means 알고리즘에서 Minimax 방법이 Pseudo-Average 방법보다 인식율이 훨씬 좋다는 것을 나타내준다. 이것은 외국의 연구결과와는 다른 현상이며, 이 이유는 Pseudo-Average 방법의 문턱치 T 값이 경험적으로 얻어진 값이므로 일반적인 경우에 동일한 값으로 작용하기 어렵다는 것을 보여준 것이다.

	Modified K means						Modified ISODATA					
	MINIMAX			Pseudo-Average			MINIMAX			MINSUM		
K	2	3	4	2	3	4	2	3	4	2	3	4
영	7	11	10	10	8	13	7	11	13	9	11	9
공	9	7	8	3	5	2	9	7	8	3	6	9
립	11	10	11	8	8	7	11	10	10	4	8	11
이	12	14	14	12	13	13	12	13	14	12	12	11
상	9	3	9	8	7	8	9	8	7	4	7	8
사	10	11	12	10	9	11	10	12	14	10	10	11
오	11	13	13	10	11	13	11	13	13	10	12	13
유	13	12	13	12	12	11	13	13	13	7	12	11
일	10	12	14	6	14	13	10	11	14	10	13	13
말	11	11	10	5	12	12	11	12	13	12	11	11
구	10	11	11	12	9	8	10	11	11	10	11	11
계	117	120	127	96	107	111	113	120	130	96	112	115
인자율	73.4	77.9	82.5	62.3	69.3	72.1	73.4	77.9	84.4	62.3	73.4	74.7

표 1. 인식 결과
Table 1. Recognition Results

(여기서, 최대 집단 갯수는 4, 최대 반복 회수는 MKM방법에서는 34(Pseudo-average 경우), Modified ISODATA 방법에서는 12(Minsum 인 경우), $\Theta=1$)

- 3) Modified ISODATA 알고리즘에서는 Minimax 방법이 Minsum 방법보다 나음을 알수 있다.
- 4) 이 실험에서는 K=2, 3, 4 에 대해 실험하여 K가 증가함에 따라 인식율이 높아지고 있음을 나타내 준다.
- 5) 단어별로 볼때, '공', '삼'의 인식률이 다른 단어에 비해 떨어지는 것을 알수 있다. 이것은 '공'이 '오'나 '구'로 오인식되는 경우가 있었고, '삼'이 '사'로 오인식 되는 경우가 발생되었기 때문이다. 이것은 시작점과 끝점의 잘못된 검출의 영향 뿐만 아니라 집단의 중심점을 평균화하는 데서 생기는 오류임을 알수 있다.
- 6) K=5 이후에는 Modified K-means 알고리즘에서는 집단내의 패턴갯수가 1개인 경우가 생겨 집단화의 의미를 부여할수 없어, K=4 까지로 한정시켜 실험 하였다.

IV. 결론

본 논문에서는 단순화시킨 ISODATA 알고리즘을 이용한 한국어 숫자음의 불분명 화자에 대한 표준 패턴 생성을 제안 하였다. 본 알고리즘의 복잡성을 외부고립점을 제거하여 정확한 집단을 형성하고 그에 따른 집단의 중심점을 정확히 정확할수 있고, 또한 복잡한 ISODATA 알고리즘을 단순화시킨으로서, 많은 파라메타 값을 변형시킴으로서 생기는 많은 반복횟수와 계산시간, 기억용량등을 최소화 시킬수 있다.

그결과, 최신의 Wilpon 이 제안한 Modified K-means 방법보다 좋은 인식률을 나타내었다. 이것은 외부고립점을 제거하여 생기는 정확한 집단의 중심점을 찾았음을 입증하는 것이다. 또한 평균화 과정을 이용하여 실제 패턴을 표준 패턴으로 사용하는 것보다 인식률이 좋다는 사실을 알수 있었다. 이것은 데이터 구조가 엉성할 경우에는 평균화 과정에 의해 집단의 중심점이 정확히 중심되는 부분으로 이동해간다는 것을 보여준 것이다.

앞으로, 음성의 정확한 시작점과 끝점을 검출할수 있는 표준적인 방법제시와 공통적으로 사용하여 인식결과를 비교할 음성의 데이터

베이스가 필요하며, 이것을 바탕으로 많은 화자 (100명 이상)를 대상으로 실험하여 인식 결과의 신뢰성을 확인 할수 있을 것이다. 또한 거리계산을 하는 과정에서 전체 경로 제약에 따른 영향까지 보아야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] D. R. Reddy, "Speech Recognition by Machine: A Review," Proc. IEEE, Vol. 64, No. 4, pp. 501-531, Apr. 1976.
- [2] 김 순 협, "한국어 음성의 분석과 자동인식에 관한 연구," 박사학위 논문, 연세 대학 대학원, 1982, 12.
- [3] L. R. Rabiner, "On Creating Reference Templates for Speaker Independent Recognition of Isolated Words," IEEE, Trans. on A.S.S.P. Vol. ASSP-16, No. 1, pp. 34-42, Feb. 1978.
- [4] L. R. Rabiner and J. G. Wilpon, "Considerations in Applying Clustering Techniques to Speaker - Independent Word Recognition," J.A.S.A. Vol. 66, No. 3, pp. 663-673, Sept. 1979.
- [5] L. R. Rabiner, S. E. Levinson, A. E. Rosenberg and J. G. Wilpon, "Speaker - Independent Recognition of Isolated Words using Clustering Techniques," IEEE, Trans. on A.S.S.P. Vol. ASSP-27, No. 4, pp. 336-349, Aug. 1979.
- [6] T. Kameko and N. R. Dixon, "A Hierarchical Decision Approach to Large - Vocabulary Discrete Utterance Recognition," IEEE, Trans. on A.S.S.P. Vol. ASSP-31, No. 5, pp.1001-1006, Oct. 1983.
- [7] S. E. Levison, L. R. Rabiner, A. E. Rosenberg and J. G. Wilpon, "Interactive Clustering Techniques for Selecting Speaker-Independent Reference Techniques for Isolated Word Recognition," IEEE, Trans. on A.S.S.P. Vol. ASSP 27, No. 2, pp.134-141, Apr. 1979.
- [8] J. G. Wilpon and L. R. Rabiner, "A Modified K-Means Clustering Algorithm for use in Isolated Word Recognition," IEEE, Trans. on A.S.S.P. Vol. ASSP-233, No. 3, pp. 537-534, June. 1985.
- [9] J. T. Ton and R. C. Gonzalez, Pattern Recognition Principles, Massachusetts, Addison - Wesley Publishing Company, pp. 75-109. 1974.
- [10] Lori F. Lamel, "Methods of Endpoint Detection for Isolated Word Recognition," a paper for the degree of M.S., M.I.T., Feb. 1980.
- [11] F. Itakura, "Minimum Prediction Residual Principle Applied to Speech Recognition," IEEE, Trans. on A.S.S.P. Vol. ASSP-23, pp. 67-72, Feb. 1975.
- [12] 장 익 현, "복합 화자 고립 단어 인식에 있어서의 CLUSTERING 방법에 관한 연구," 석사학위 논문, KAIST, December, 1985.