

# SVM을 이용한 음성 사상체질 분류 알고리즘

강재환 · 도준형 · 김종열

한국한의학연구원

## Abstract

### Voice Classification Algorithm for Sasang Constitution Using Support Vector Machine

Jae-hwan Kang, Jun-hyeong Do, Jong-yeol Kim

Korea Institute of Oriental Medicine

#### 1. Objectives

Voice diagnosis has been used to classify individuals into the Sasang constitution in SCM(Sasang Constitution Medicine) and to recognize his/her health condition in TKM(Traditional Korean Medicine). In this paper, we purposed a new speech classification algorithm for Sasang constitution.

#### 2. Methods

This algorithm is based on the SVM(Support Vector Machine) technique, which is a classification method to classify two distinct groups by finding voluntary nonlinear boundary in vector space. It showed high performance in classification with a few numbers of trained data set. We designed for this algorithm using 3 SVM classifiers to classify into 4 groups, which are composed of 3 constitutional groups and additional indecision group.

#### 3. Results

For the optimal performance, we found that 32.2% of the voice data were classified into three constitutional groups and 79.8% out of them were grouped correctly.

#### 4. Conclusions

This new classification method including indecision group appears efficient compared to the standard classification algorithm which classifies only into 3 constitutional groups. We find that more thorough investigation on the voice features is required to improve the classification efficiency into Sasang constitution.

**Key Words :** Voice Classifier, Support Vector Machine, SCM, TKM

• 접수일 2009년 10월 22일; 심사일 2009년 11월 05일  
승인일 2009년 12월 02일  
• 교신저자 : 김종열  
대전시 유성구 엑스포로 483(전민동 461-24) 한국한의학연구원 체질의학연구본부  
Tel : +82-42-868-9486 Fax : +82-42-868-9480  
E-mail : ssmmed@kiom.re.kr

## I. 緒 論

조선 후기 동무 이재마에 의해 창시된 사상체질의 학은 장부의 성리(性理)에 따라서 인간을 네 가지 체질(태양, 태음, 소양, 소음)로 나누어 동일한 병증에 대해서도 치료의 방법을 달리하고 있다.<sup>1)</sup> 한의학에서 음성은 기본 진단방법인 4진(望聞問切) 중의 하나이면서도 사상체질 감별 연구의 큰 주제이기도 해왔다.<sup>2-4)</sup> 사상체질과 음성과의 관계는 김구익은 『사상임해지남』 「사성론(四聲論)」에서 “태양인은 호흡기가 크므로 소리가 높다. 성음이 맑고 원만하니 상음(商音)과 화합한다. 태음인은 성량이 풍부하여 소리가 무겁다. 성음이 탁하고 방정하니 궁음(宮音)과 화합한다. 음은 양을 이기므로 음량이 풍성하다. 소양인 호흡기가 작으므로 소리가 가볍고 낮다. 성음이 급하고 멀리 가니 징음(徵音)과 화합한다. 소음인은 성량이 넓으므로 소리가 활발하다. 성음은 느리고 평안하니, 우음(羽音)과 화합한다. 음은 양을 이기므로 음량이 풍성하다”라고 밝히고 있다.<sup>2)</sup> 이러한 사상체질과 음성과의 한의학적 근거를 바탕으로 이들 간의 관계를 과학적이고 정량적인 방법으로 해석하고자 하는 시도는 여러 연구를 통해 현재까지도 진행 중이다. 하지만 이 중 많은 연구가 몇몇 대표적인 음성변수와 체질간의 모수적 통계방법을 적용하여 그 가능성 정도만을 제시하고 있거나<sup>3)</sup> 여러 분류 방법을 도입하더라도 체질 분류에서는 유의미한 결론을 도출하지 못하는 실정이다.<sup>4)</sup> 이러한 연구 결과는 안면, 피부, 성격 등과 같은 체질 판별에 필요한 다양한 정보 없이 음성만으로 체질 판별하는 연구에서 가지는 피할 수 없는 한계로 여겨진다. 본 연구에서는 이러한 현실적인 한계를 인정하면서도 음성을 통해 정량적이고 신뢰성이 보장되는 체질 알고리즘을 구현하고자 하였다. 이를 위해 음성으로 판별이 어려운 데이터에 대해서는 특정한 체질 판정으로 내리기보다 “관정 보류”를 내리는 형식을 취하고 개개인의 음성 특징을 잘 반영하는 144개의 음성변수를 추출 후 이를 SVM(Support Vector Machine) 분류 기법을 이용한 체질 판별 알고리즘을 구현하였다.

## II. 本 論

### 1. SVM(Support Vector Machine)

SVM는 Vapnik에 의해 제안된 통계적 학습이론 기반의 분류 알고리즘으로 뛰어난 인식 성능으로 현재 패턴인식을 포함한 다양한 분야에서 분류, 회귀 문제를 해결하는데 널리 사용되고 있다.<sup>5)</sup> SVM은 기본적으로 일반화의 오류를 줄일 수 있는 SRM(Structural Risk Minimization) 원칙을 적용하기에 신경회로망과 같은 ERM(Empirical Risk Minimization)을 기본으로 하는 알고리즘보다 적은 학습데이터를 가지고도 높은 차원의 공간으로 일반화 할 수 있는 장점을 가진다.<sup>6)</sup> SVM은 (Figure 1)과 같이 정의된 이진 집단을 가장 잘 분류하기 위해서 두 집단 간의 최대 마진(Maximum Margin) 영역을 보장하는 최적의 초평면(OSH, Optimal Separating Hyperplane) 방정식 찾는 것을 목적으로 한다.

분류를 위한 초평면은 식 (1)과 같은 weight vector( $w$ )와 bias( $b$ )의 함수형태로 표현할 수 있고 같은 공간상의 임의의 입력 데이터를  $x$ 라고 가정하게 되면 초평면과  $x$ 와의 거리는 식 (2)로 나타낼 수 있다.

$$w^T \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

$$\frac{|w^T \cdot x + b|}{|w|} \quad (2)$$

초평면과 가장 가까운 각 집단의 경계면에 위치한 샘플들을 support vector로, 이 샘플을 지나는 초평면은 정규경계면(Canonical Hyperplane)으로 정의하며 이는 식 (3)로 표현된다.

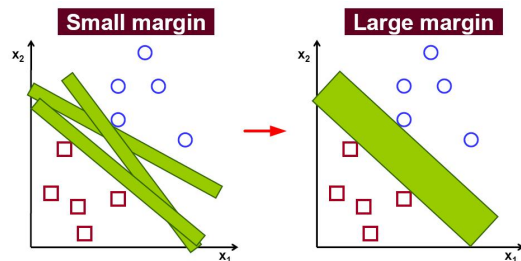


Figure 1. Small/Large margin in feature space

$$|w^T \cdot x_i + b| = 1 \quad (3)$$

결과적으로 서로 다른 각 집단 경계면간의 거리 즉, Margin는  $2/|w|$ 로 놓을 수 있다. (Fig 2)

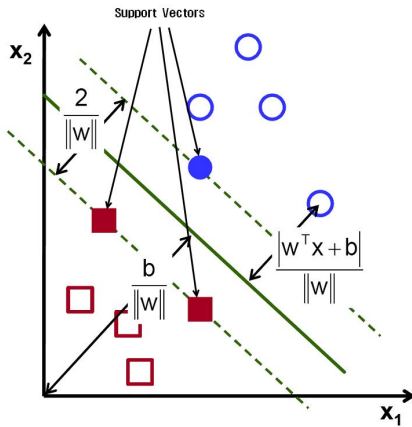


Figure 2. Support vectors

최대 margin을 가지는 초평면은 식 (4)과 같이 cost function 즉,  $J(w)$ 를 이용한 constrained optimization problem으로 표현할 수 있다.

$$\text{minimize } J(w) = \frac{|w|^2}{2} \quad (4)$$

$$\text{subject to } y_i(w^T \cdot x_i + b) \geq 1 \quad \forall i$$

Data set  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ ,  $y \in \{-1, 1\}$

식 (4)의 최적의 해를 찾는 문제에는 Lagrange multipliers 방법을 도입하면 식 (5)로 표현할 수 있다.

$$L_p(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} |w|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1] \dots \dots \dots (5)$$

결국 식 (5)는 lagrangian 함수의 안장점(Saddle point)을 찾는 문제로서, 식 (6)~(8)와 같은 KKT(Karush-Kuhn-Tucker) 조건을 이용하여 식 (9)를 최대화하는  $\alpha$ (Lagrange Multiplier)를 찾는 문제로 바꿀

수 있다.<sup>8</sup>

$$\frac{\partial}{\partial w} J(w, b, \alpha) = 0 \quad (6)$$

$$\frac{\partial}{\partial b} J(w, b, \alpha) = 0 \quad (7)$$

$$\alpha_i [d_i (w^T x_i + b) - 1] = 0 \quad (8)$$

$$L_D(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (10)$$

식(10)을 만족하면서 식(9)을 최대화하는  $\alpha$ 를 구한 다음 식 (11)(12)에 의해  $w^*$ ,  $b^*$ 를 구한다.

$$w_* = \sum_{i=1}^N \alpha_{*i} d_i x_i \quad (11)$$

$$b_* = 1 - w_*^T x^{(s)} \quad \text{for } d^{(s)} = 1 \quad (12)$$

여기서  $x^{(s)}$ 는 support vector들을 의미한다.

결론적으로 입력된 음성 변수 벡터  $x$ 는 식 (13)에 의해 -1을 갖는 그룹과 1을 갖는 그룹으로 분류된다.

$$f(x) = \text{sign}(w_*^T x + b) \quad (13)$$

## 2. 음성 데이터 및 체질 분류를 위한 변수

### 1) 음성 데이터 수집

음성 수집을 위한 피험자 선정은 자가 생활이 가능하고 신체적, 정신적으로 심각한 질환이 없는 20대와 60대 남성과 여성을 우선 선정하고 사상체질분야에서 5년 이상의 경력을 지닌 2명의 사상체질 전문가의 체질 진단을 받아 두 한의사의 체질 진단 결과가 동일한 사람을 대상으로 선정하였다. 체질 진단은 안면, 피부, 설문지, 체형, 음성, 면담을 이용한 종합적인 체질 진단으로 피험자의 체질을 결정하였으며 우리나라 전체 인구의 1% 이하에 해당되는 태양인 샘플은 제외하였다. 최종적으로 (Table 1)에 정리 되었듯이 총 854명의 체질 확진 피험자를 선정할 수 있었다. 본 실험은 한국 한의학연구원 임상연구 및 생명 윤리심의위원회 승인 하에 이루어졌다(IRB No. 10903-01-02). 모든 음성 데

Table 1. Distribution of Speech Samples by Constitution.

	소음	소양	태음	총
20대 남성	55	70	92	217
20대 여성	53	75	85	213
60대 남성	46	72	83	201
60대 여성	57	78	88	223
전체	211	295	348	854

이터는 동일하게 배경 잡음이 30dB 이하인 조용한 공간에서 수집되었다. 사용된 마이크는 Sennheiser e-835이며 마이크 스탠드에 고정하여 입과 마이크 거리가 4-5cm가 되도록 유지하였다. 피험자는 편안히 앉은 상태에서 독립된 5개의 모음(아, 에, 이, 오, 우)을 각각 2초 이상 자연스럽게 발성하고 각 모음 사이는 약 1-2초 정도 공백을 유지하도록 하였고 연속해서 하나의 문장(“우리는 높은 산에 올라가 맑은 공기를 마시고 왔습니다.”)을 두 번 반복하도록 하였다. 음성 데이터는 모두 PCM signed 16bits, mono형식으로 표본화율(sampling rate) 44,100Hz로 수집되었다.

## 2) 음성 변수

사상체질 분류를 위한 변수로 개인의 목소리 특성을 잘 반영할 수 있는 3개 그룹, 144개 변수를 수집된 음성 데이터에서 추출하였다. 변수는 첫 번째로 각 모음과 문장에 대해서 음의 기본주파수(F0, fundamental frequency)와 포먼트(formant), 강도(intensity), 진폭(amplitude) 변화를 음성 분석 프로그램인 praat을 이용하여 추출하였다. 이후에 특정 분석 윈도우 크기 내에서 F0의 변화량을 나타내는 jitter계열 변수와 진폭 변화를 나타내는 shimmer계열 변수를 다시 계산하여 이를 알고리즘에 활용하였다. Jitter와 shimmer계열 변수는 복합적이고 다변적인 음성의 특성을 고려한 분석에 활용되며 특히 발생기관의 임상적인 진단, 치료분야에서 많이 사용되고 있다. 두 번째로 인간의 청감을 반영하기 위한 목적으로 주파수 영역 내에서 log-scale 적용과 DCT(Discrete Cosine Transform) 기술을 이용하여 음성 변수로 변환시킨 MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficient) 변수를 사용하였다. MFCC 변수는 뛰어난 효용성으로 최근 음성 인식, 분류에서 가장 많이 사용되고 있는 변수이다. MFCC 변수 추출에는

음성 분석 툴인 HTK(Hidden Markov Toolkit)을 사용하였다. 세 번째로 문장구간 분석을 위해 구간 내 기본주파수와 강도의 변화를 구하고 두 변수간의 Pearson 상관계수와 각각의 10, 50, 90 percentile비를 계산하여 이를 변수로 활용하였다. 최종적으로 (Table 2)에 이번 연구에 사용된 144개 음성 변수가 정리되어 있다.

## 3) 통계 분석

수집된 음성데이터는 성별 나이별로 아래 (Table 1)와 같이 4그룹으로 나누어서 통계분석을 실시하였다.

통계분석에서는 분류, 인식 성능향상을 위해서만 사용되고 물리적인 의미를 부여하기 어려운 MFCC 변수는 제외한 79개의 음성변수를 대상으로 하여 체질별 One-way ANOVA(Analysis of Variance)와 Scheffe's 테스트를 실시했다. ANOVA 테스트 결과 체질 그룹별 통계적으로 유의미하다고 판단할 수 있는 p-value 0.05 이하를 가지는 변수를 조사하였더니 20대 남성에서는 3개(aJitt, eSTD, uBw2), 20대 여성에서는 4개(aF0, eF0, iBw1, oBw2), 60대 남성에서는 1개(oSTD), 60대 여성에서는 4개(eBw2, iF2, P50, P90)로 밝혀졌다. 하지만 이 중에 20대 남성의 aJitt, 60대 남성의 oSTD는 Scheffe's 테스트 결과 체질별 변별력이 없으므로 밝혀지고, 나머지 변수에서도 실질적으로 체질 구분에 의미 있는 변수를 찾아보기 힘들었다. 이는 기존의 사상체질과 음성 변수에 모수적 통계방법을 적용한 여러 연구에서도 유사한 결과를 보이고 있다.<sup>5-8)</sup>

## Ⅲ. 實驗 및 結果

### 1 전처리 작업

체질 분류 알고리즘 적용에 앞서 수집된 데이터와

Table 2. The Definition of Speech Features

	변수명	변수 정의
모음	xFO	average fundamental frequency
	xT0	period of the average glottal period
	xSTD	standard deviation of FO
	xJITA	absolute jitter
	xJITT	jitter percent
	xRAP	relative average perturbation
	xPPQ	pitch period perturbation quotient
	xSHDB	shimmer in dB
	xSHIM	shimmer percent
	xAPQ	amplitude perturbation quotient
	xF1	1st formant
	xBW1	1st 3dB bandwidth
	xF2	2nd Formant
	xBW2	2nd 3dB Bandwidth
	xMFCC1~12	1~12th MFCC
	xC0	energy
문장	CORR	correlation between FO and intensity
	P10	10th percentile of FO
	P50	50th percentile of FO
	P90	90th percentile of FO
	PHL	$(P90-P50)/(P50-P10)$
	I10	10th percentile of intensity
	I50	50th percentile of intensity
	I90	90th percentile of intensity
	IHL	$(I90-I50)/(I50-I10)$

※ x : 5모음(a, e, i, o, u)

추출한 144개의 음성변수에 대한 유효성 검토를 위해 신호의 크기와 전체 FO의 변화를 직접 그래프로 확인하는 작업을 거쳤다. 이를 통해 부적절한 음도 수준으로 발음하여 정상적인 음성보다 한 옥타브 내지 두 옥타브 정도 갑자기 높거나 낮은 일탈현상을 보이는 음도 일탈(pitch break)이나 발음 시 피험자가 일정한 성량을 유지하지 못하는 음성 일탈(voice break)이 발생한 데이터가 있는지 확인하고 특히 모음 내에 이런 음도/음성 일탈 현상이 조금이라도 발생한 데이터에 대해서는 정확한 알고리즘 학습과 성능 테스트를 위해 모두 제거하였다.

## 2. SVM을 이용한 체질 분류 알고리즘

체질 분류 알고리즘은 출력되는 결과에 따라서 2가지 형태로 나누어진다. 첫 번째는 입력된 모든 음성 데이터는 반드시 특정(태음, 소음, 소양)체질을 판정받

게 된다. 즉 전처리 작업을 통과하여 분류 알고리즘의 입력으로 들어온 데이터에 대해서는 체질 판정률 100%이다. 두 번째는 “판정 보류” 기능을 추가하여 음성을 통해 특정 체질이 분류할 수 없을 시에는 “판정 보류”를 결과로 제공하게끔 하였다. 이는 체질 판정률을 낮추더라도 대신 판정 정확률을 높이도록 하는 목적이다. 두 가지 종류 모두 알고리즘 성능 검증은 5 folds CV(Cross Validation) 테스트 방법으로 실시하였다. 즉 전체 데이터를 임의로 5개 블록(block)으로 나누고 이 중에 4개의 블록에 해당되는 데이터를 이용하여 SVM 학습에 필요한 train set을 설정한다. 학습된 알고리즘 모델은 나머지 한 개의 블록에 해당되는 test set 데이터를 적용하여 그 결과를 확인한다. 이를 블록의 순서를 바꿔가면서 5번 반복하게 되면 모든 데이터에 대해 알고리즘 결과를 얻을 수 있게 되며 알고리즘 모델은 이 결과를 확인하여 알고리즘 성능을 파악할 수 있다.

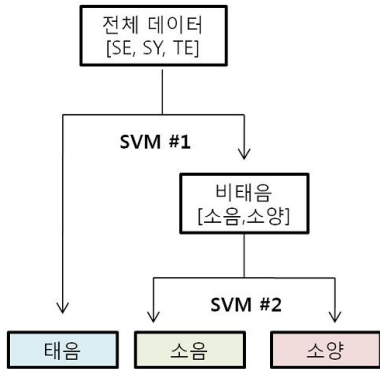


Figure 3. 3 Constitution decisions by SVM #1,2

1) 판정 보류 없는 체질 분류 알고리즘

입력된 모든 음성 데이터에 특정 체질을 반드시 판정하도록 하였다. SVM은 기본적으로 이진분류이고 정의된 두 집단의 N수가 가장 차이가 나지 않도록 순서를 정해주는 것이 가장 좋은 성능 향상을 보이고 있다. 본 연구에서도 각 체질의 데이터 수를 고려하여 태음과 비태음을 나누는 SVM #1과 비태음 중에서 소음과 소양을 나누는 SVM #2로 분리하였다. (Fig. 3)

2) 판정 보류 있는 체질 분류 알고리즘

음성을 통한 체질분류가 어려운 경우 “판정 보류” 기능을 추가하여, 체질 판정률을 낮추는 대신에 판정 정확률을 높이도록 구현한 알고리즘이다. 이를 위해 먼저 train set에서 대해서 태음과 비태음을 구분하는 SVM #1과 소음과 소양을 구분하는 SVM #2를 학습시키고 그 결과를 사상체질 전문의 진단 결과와 비교한다. 이 때 진단이 일치한 경우를 ‘참’ 집단, 일치하지 않는 경우를 ‘거짓’ 집단으로 새로 생성하고 이 데이터를 이용해 ‘참/거짓’ 집단을 구별하는 새로운 SVM #3을 학습시킨다. 학습된 SVM #1,2,3는 분류 알고리즘에서 입력된 음성 데이터는 SVM #3을 먼저 통과시켜 train set에서 체질이 맞은 ‘참’ 집단과 그렇지 않는 ‘거짓’ 집단으로 분류한다. 이후 ‘거짓’ 집단은 체질 구분이 힘든 “판정 보류” 판정을 내리고 ‘참’ 집단에 대해서만 SVM #1,2를 이용하여 체질 판정을 내리도록 하였다. (Fig. 4)

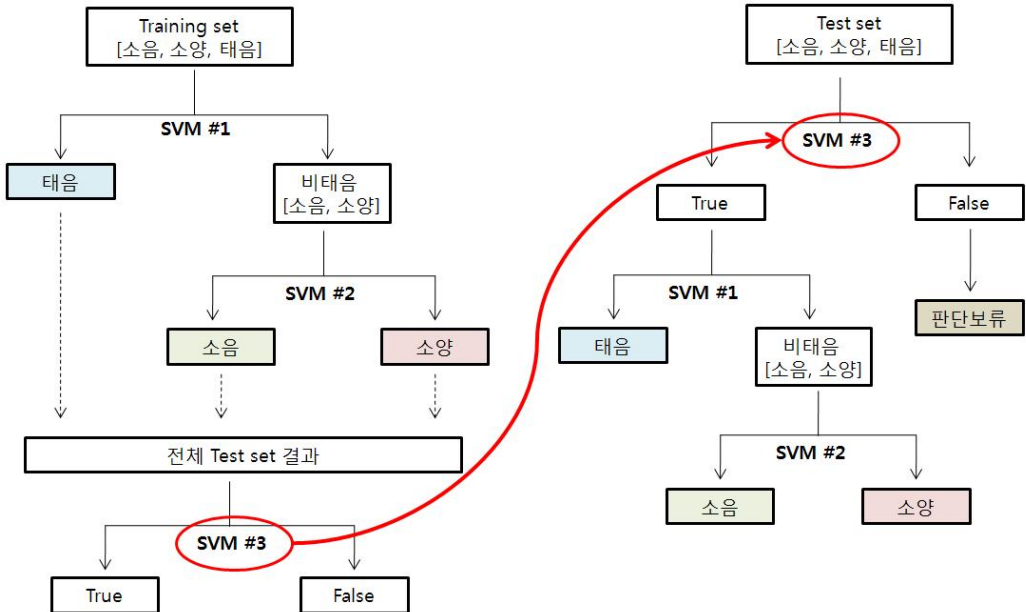


Figure 4. 3 Constitution decisions and indecision group by SVM #3 + SVM #1,2

Table 3. General Result of SVM #1,2 Method

	데이터 개수	전처리 통과	체질판정	True
20대 남성	217	146	146	67
20대 여성	213	122	122	46
60대 남성	201	177	177	63
60대 여성	223	151	151	54
Total	854	596	596	230

Table 4. Results of SVM #1,2 Method by Group.

20대 남성	Pred_SE	Pred_SY	Pred_TE	60대 남성	Pred_SE	Pred_SY	Pred_TE
True_SE	13	13	10	True_SE	15	14	12
True_SY	13	25	15	True_SY	10	21	30
True_TE	13	27	29	True_TE	14	34	27

20대 여성	Pred_SE	Pred_SY	Pred_TE	60대 여성	Pred_SE	Pred_SY	Pred_TE
True_SE	13	11	7	True_SE	7	15	13
True_SY	11	22	13	True_SY	9	30	20
True_TE	8	26	11	True_TE	13	27	17

SE : 소음, SY : 소양, TE : 태음  
 True : 사상체질전문의 진단 체질  
 Pred : 알고리즘 진단 체질

Table 5. General Result of SVM #3 + SVM #1,2 Method

	데이터 개수	전처리 통과	체질판정	True
20대 남성	217	146	70	51
20대 여성	213	122	37	32
60대 남성	201	177	47	38
60대 여성	223	151	41	34
Total	854	596	195	155

3. 체질 분류 결과

1) SVM #1,2

알고리즘 입력으로 들어온 모든 음성 데이터에 대해서 “판정 보류” 없이 체질 판정을 내리도록 한 알고리즘 결과는 (Table 3)과 같다.

총 854건의 음성데이터 중에서 음성/음도일탈이 전혀 없어 분류 알고리즘 입력으로 들어온 데이터는 596건으로 69.8%에 해당된다. 체질 판정은 596건 모두에 대해서 이루어졌고, 이 중에서 230건에 대해서 정확히 맞았기에 판정 정확률은 38.6%이다.

판정 정확도는 20대 남성의 경우 태음에서 53.7%, 20대 여성의 경우 소음에서 40.6%, 60대 남성의 경우

태음에서 39.1%, 60대 여성의 경우 소양에서 41.7%로 가장 높았다. 이러한 결과는 태음, 소음, 소양 체질을 무작위로 분류한다고 해도 33% 이상이 나오는 사실을 놓고 비교해보면 체질 분류 알고리즘으로는 부적합한 결과로 여겨진다. (Table 4)

2) SVM #3 + SVM #1,2

SVM #3를 추가하여 “판정 보류” 결과를 제시하는 알고리즘으로 체질 분류한 결과는 <Table 5>과 같다.

앞서 SVM #1,2 테스트와 동일하게 전처리를 통과한 데이터는 596건으로 동일하며 이 중에서 195건에 대해서만 체질을 판정하고 나머지 401건에 대해서는

Table 6. Results of SVM #3 + SVM #1,2 Method by Group.

20대 남성	Pred_SE	Pred_SY	Pred_TE
True_SE	7	2	2
True_SY	3	17	3
True_TE	2	7	27

20대 여성	Pred_SE	Pred_SY	Pred_TE
True_SE	7	2	0
True_SY	0	16	1
True_TE	1	1	9

60대 남성	Pred_SE	Pred_SY	Pred_TE
True_SE	9	2	1
True_SY	0	13	3
True_TE	1	2	16

60대 여성	Pred_SE	Pred_SY	Pred_TE
True_SE	4	1	0
True_SY	0	19	4
True_TE	0	2	11

SE : 소음, SY : 소양, TE : 태음  
 True : 사상체질전문의 진단 체질  
 Pred : 알고리즘 진단 체질

체질 판정을 보류하였다. 즉 체질 판정률은 32.2%이다. 체질이 판정된 195건 중에 155건에 대해 체질을 정확히 맞추어 판정 정확률은 79.4%로 분석되었다.

판정에 대한 정확도를 그룹별로 살펴보면 20대 남자의 경우 태음(84.4%) > 소양(65.4%) > 소음(58.3%), 20대 여성의 경우 태음(90.0%) > 소음(87.5%) > 소양(84.2%), 60대 남성 소음(90.0%) > 태음(80.0%) > 소양(76.5%), 60대 여성 소음(100.0%) > 소양(86.4%) > 태음(73.3%) 순으로 높게 나왔다. 체질 분류 알고리즘 성능을 나이에 따라 살펴보면 20대 여성(86.5%) > 60대 여성(82.9%) > 60대 남성(80.9%) > 20대 남성(72.9%)로 남성보다는 여성이 높았으며 20대 여성그룹에서 가장 좋은 성능을 발휘하였다. 체질별로는 태음(81.8%) > 소음(79.4%) > 소양(77.4%)로 음성을 통해 태음인을 구분하는데 좋은 성능을 보이고 있다. (Table 6)

이는 100%의 판정률을 기본으로 하는 대부분의 판정 알고리즘과 비교해 낮은 판정률을 보이고 있지만 음성 및 화자 인식 알고리즘의 최대 한계는 인간의 인식 수준 이상일 수 없는 사실과 사상체질 진단시 사상체질전문의가 음성을 반영하는 비율이 대부분 0-40%인 점<sup>9)</sup>을 감안하면 적절한 수준의 결과를 보이고 있다고 결론지을 수 있다. 알고리즘 성능은 체질별로는 태음인이 성별로는 여성그룹에서 좋은 성능을 발휘하고 있었다. 본 연구와 동일한 실험방법, 동일한 144개 음성변수를 사용한 姜<sup>10)</sup>의 연구에서는 남성에서는 피치계열 변수, 여성에서는 포만트계열 변수가 체질 판별에 큰 영향을 미치며 이는 피치계열 변수와 남성호르몬인 테스토스테론(Testosterone)간에는 직접적인 관련이 있기 때문에 체질과 남성호르몬 사이의 밀접한 관련성을 유추하고 있다. 차후 연구에서는 이를 확장하여 SVM 분류 학습에서 분류에 가장 영향을 미치는 변수와 관련 호르몬간의 연관성을 밝혀보고자 한다.

#### IV. 考察 및 結論

본 연구에서는 144개의 음성 변수 추출 후 SVM 기법을 적용한 음성을 이용한 사상체질 알고리즘을 구현하고 5 folds CV 테스트로 검증해보았다. 태음과 비태음 분류기와 소음과 소양 분류기를 이용하여 모든 데이터에 대해 100% 진단 알고리즘에서는 38.6%이라는 낮은 정확률을 기록하였다. 이런 낮은 정확률을 보정하기 위해 “판정 보류”기능을 추가하여 판정률을 100%에서 32.2%정도로 낮추는 대신에 판정 정확률은 38.6%에서 약 80%로 높이는 결과를 얻었다.

#### V. 感謝의 글

이 논문은 지식경제부 차세대기술개발사업 중 지능형 한방컨텐츠 개발(10028438)의 지원과 2009년도 한국한의학연구원의 지원을 받아 기관고유사업의 일환으로 수행된 연구임(KO9012)

#### VI. 參考文獻

1. WHO. "WHO International Standard Terminologies



- on Traditional Medicine in The Western Pacific Region". 2007. Available from : URL : <http://www.who.int>
2. 김달래. 동의수세보원초고. 청담. 1999. (Korean)
  3. Cho DU. Sasang Constitution Classification by Speech Signal Processing, J of Korea Information and Communications Society. 2006;31(5C):548-555. (Korean)
  4. Moon SJ, Tak JH, Hwang HJ. A Phonetic study of 'Sasang Constitution'. Malsori. 2005;55:1-14. (Korean)
  5. V. N. Vapnik, Statistical Learning Theory, Wiley, New York, 1988.
  6. Kim CK, Park JW, Hur KI. Robust Feature Parameter for Implementation of Speech Recognizer Using Support Vector Machines. J of the Institute of Electronics Engineers of Korea SP. 2004;41(3):195-200. (Korean)
  7. Choi JW, Song HS, Han DY, Cho SE, Wang HL, Jeon JW, et al. A Study on the Characteristics of the Korean Adult Male Sound According to Sasang Constitution Using PSSC with a Sentence. J of Sasang Constitutional Med. 2006;18(3):64-74. (Korean)
  8. Youn JY, Yoon WY, Cho SE, Wang HL, Jeon JW, Yoo JS, et al. A Study on the Characteristics of the Korean Adult Female Sound According to Sasang Constitution Using PSSC with a Sentence. J of Sasang Constitutional Med. 2006;18(3):75-93. (Korean)
  9. 한국한의학회연구원 용역보고서. <오감형 센서기반 체질건강 모니터링 시스템>을 위한 사상체질진단과 변증에 대한 임상정보/지식 구축. 2007.
  10. Kang JH, Yoo JH, Lee HJ, Kim JY. Automated Speech Analysis Applied to Sasang Constitution Classification. J of the Korean society of Speech Sciences. 2009;1(3): 159-165. (Korean)