



음성 특징 파라미터를 이용한 SVM 기반 육체피로도 진단모델*

An SVM-based physical fatigue diagnostic model using speech features

김 태 훈 · 권 철 홍**

Kim, Tae Hun · Kwon, Chul Hong

Abstract

This paper devises a model to diagnose physical fatigue using speech features. This paper presents a machine learning method through an SVM algorithm using the various feature parameters. The parameters used include the significant speech parameters, questionnaire responses, and bio-signal parameters obtained before and after the experiment imposing the fatigue. The results showed that performance rates of 95%, 100%, and 90%, respectively, were observed from the proposed model using three types of the parameters relevant to the fatigue. These results suggest that the method proposed in this study can be used as the physical fatigue diagnostic model, and that fatigue can be easily diagnosed by speech technology.

Keywords: physical fatigue, diagnosis, speech features, SVM

1. 서론

피로는 현대사회에서 매우 중요한 문제이다. 피로가 누적되면 불안증과 우울증 같은 정신적인 장애를 유발할 수 있고 사고로 이어질 가능성이 있다. 따라서 피로가 발생한 경우 즉각적인 조치를 취하여 생활의 쾌적함 및 삶의 질 향상을 도모해야한다. 이를 위해서 피로에 대한 자가진단이 중요하며 정량적으로 피로를 평가하기 위한 기술에 대한 연구가 필요하다. 피로는 정신적인 요소와 육체적인 요인에 의한 것으로 구분 지을 수 있다. 본 논문에서는 음성기술을 이용하여 육체피로의 진단을 통한 피로에 대한 객관적인 평가방법을 제안한다.

기존의 정량적인 피로 측정 연구로는 개인이 느끼는 피로에 대해 설문지 응답을 통해 직접적으로 평가하는 주관적 피로도

측정법이 있으며, 인체의 생체신호인 심박변화율, 피부온도, 뇌전도, 혈압 등의 생체신호 변화를 측정하는 방법이 있다[1][2]. 이외에도 신체 조직의 산화도를 측정하는 방법과 안면 피부온도의 차이를 측정하여 평가하는 방법 등의 연구가 진행되었다[3].

육체피로에 대해 인간의 뇌파 및 생체신호를 이용한 연구에서, 운전자 피로 수준에 따라 심장박동, 호흡속도, 뇌의 활동, 근육 등의 수치 변화를 확인하였는데, 그 중에서 두뇌 활동의 전기적 리듬이 가장 큰 변화를 보인다는 것이 보고되었다[4]. 장시간 운전한 피험자의 심박수 및 근육 피로에 대한 연구에서 근전도 및 심전도를 측정한 결과, 근전도 측정에서 근육과 요추 부위에 피로를 확인하였고 운전에 따른 피로가 심전도 감소에 기인한 것으로 보고되었다[5].

* 이 논문은 2015년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단 기초연구사업의 지원을 받아 수행된 연구임(과제번호: NRF-2013R1A1A4A01005974)

** 대전대학교, chkwon@dju.ac.kr, 교신저자

Received 20 January 2016; Revised 20 February 2016; Accepted 29 February 2016

본 연구의 목표는 피험자의 음성을 이용하여 육체피로를 진단하는 모델을 만들어 개인의 자가진단을 통해 피로에 대해 객관적인 평가가 가능하게 하는 것이다. 이를 위하여 본 연구실에서 사전에 수행한 육체피로 측정실험에서 도출한 유의미한 음성 파라미터에, 기계학습 방법인 Support Vector Machine(SVM)을 적용하여 육체피로를 진단하는 모델을 만들어, 개인의 피로도를 진단하는 방법을 제안하고자 한다.

2. 사전에 수행된 육체피로 측정실험 요약

음성기술을 이용하여 육체피로를 진단하는 모델을 고안하기 위해서 먼저 피로를 측정하는 연구를 사전에 수행할 필요성이 있다. 피험자에게 피로를 부과하여 그에 따른 음성신호를 수집하여 피로가 음성과 상관관계가 있는지를 규명한다. 본 연구실에서는 사전에 육체피로를 측정하는 실험을 수행했는데[6], 실험방법 및 결과에 대해 요약하여 기술한다.

2.1. 육체피로 부과 실험

육체피로 정도에 따른 음성의 변화를 알아보기 위해 설계한 실험은, 트레드밀에서 달리기를 통하여 육체피로를 부과하는 실험이다[6]. 트레드밀은 운동시간 및 속도의 조정이 가능하고 운동량을 통해 피험자에게 어느 정도의 피로를 부과하였는지 파악할 수 있기 때문에 육체피로 부과 실험에 적합하다고 볼 수 있다. 수행한 육체피로 부과 실험은 총 4단계로, 단계별로 100미터/분, 116.7미터/분, 133.3미터/분, 150미터/분 등 속도를 증가시키며 달리기를 하여 피로감이 누적되도록 설계했다. 각 단계 사이에 피험자의 피로 수준을 묻는 주관적 설문지에 응답하고 생체신호를 측정하고 음성 녹음을 마치는 대로 다음 단계를 진행한다. 실험을 시작하기 전에 피험자의 육체상태 파악을 위해 주관적 설문지에 대한 응답과 생체신호 및 음성 DB를 수집하고, 트레드밀 달리기 작업을 단계마다 10분간 실시하고, 달리기 작업 사이에 설문지/녹음 구간이 5분간 진행되어 총 실험은 1시간 10분이 소요된다. 실험은 조용한 연구실에서 수행되며, 피험자는 남자 대학생 30명이며 이들은 모두 후두 및 성대에 대한 병력이 없다.

2.2. 주관적 설문지, 생체신호 및 음성 DB 수집

Borg-RPE 척도[7]를 이용하여 설계한 주관적 설문지는, ‘숨이 가쁘다, 입안이 마른다, 드러눕고 싶다, 발이 무겁다, 몸이 둔하다, 손발이 떨린다, 의욕이 넘치다, 신체적 피로’ 등 8개 항목으로 구성되어 있다. 설문지의 각 질문 항목에 대해 6점에서 20점까지 15개 구간으로 점수를 부과할 수 있도록 구성되어 있다. 피험자의 응답 데이터 분석을 통하여 설계한 실험과정이 육체피로를 부과하는지 여부를 검증한다[6].

수집한 생체신호는 심박수(HR), 맥박수(PR)와 쿿등에서 측정된 피부온도(SKT) 등으로 E2-KIT 장비[8]로 측정한다.

피험자는 모음 ‘아’를 2초간 2회씩 발성하고, 다음에 한국전 자통신연구원에서 화자인식 음성 DB 수집을 위해 작성한 11개

의 단문과, 음성치료학에서 널리 사용되는 ‘산책’이라는 문단[9]의 일부분인 장문을 연속해서 발성한다. 음성 DB는 AKG-D880 마이크를 사용하여 PCM 16비트, 모노 형식, 샘플링 주파수 16,000Hz로 수집한다. 수집한 음성 DB에서 음성분석 툴인 Praat[10], VoiceSauce[11]와 MDVP[12] 등을 이용하여 음원정보와 성도필터에 관련되어 있는 39종류의 음성 파라미터를 추출한다[13].

2.3. 육체피로 측정 실험결과

육체피로 부과 실험 결과는 다음과 같다[6]. 트레드밀 달리기 운동이 육체피로 부과 작업으로서 타당함을 알아보기 위해 피험자들이 답변한 주관적 설문지 응답 데이터와 생체신호 데이터를 분석한 결과, 응답 점수와 생체 데이터가 단계별로 변별력이 있어 설계한 트레드밀 운동이 육체피로를 부과하는 실험으로 적절함을 알 수 있다. 음성 파라미터를 통계 처리하여 분석한 결과로부터, 육체피로가 누적되면서 발성할 때 입이 작게 벌어지며 기식화 되면서 피치주기의 변화가 커진다는 사실을 규명하였다.

3. 육체피로 진단 모델

3.1. SVM을 이용한 육체피로 진단 모델 설계

기계학습 방법은 전체 데이터를 훈련과 테스트 데이터로 나누어 훈련 데이터를 이용하여 학습을 수행하여 판별 모델을 만들고, 테스트 데이터를 이 모델에 입력시켜 어떤 부류로 판별되는지를 예측하는 방법이다. 다양한 기계학습 방법 중에서 본 연구에서는 이진분류에서 우수한 성능을 보여주는 SVM을 사용한다.

SVM은 특정 공간 내에서 훈련 데이터를 2가지 클래스로 분류하는 초평면을 찾는 기법이다[14][15]. SVM은 초평면으로부터 가장 가까운 벡터까지의 거리를 최대화시키는 초평면을 찾는다. 두 가지 클래스 사이의 결정 경계에서 가까이 놓여 있는 벡터가 서포트 벡터인데, 초평면과 서포트 벡터 사이의 여백(margin) 값이 클수록 분류 성능은 좋아지게 된다. 그러나 모든 훈련 데이터를 정확하게 2가지 클래스로 분류하는 초평면을 찾기는 어려우므로, 일부 데이터가 여백 공간 사이 또는 상대편 영역에 존재하는 것을 허용하는 슬랙(slack) 변수를 두어 최소한의 오류를 허용하면서 최대 여백을 갖는 초평면을 찾는다. 어떤 데이터 집합은 선형으로 2가지 클래스로 분류될 수 있지만, 데이터 집합의 분포가 비선형적인 경우에는 커널 함수를 사용하여 데이터를 고차원 공간으로 매핑시켜 선형적인 분류가 가능하게 한다[16]. 많이 사용되는 커널 함수에는 linear, polynomial, sigmoid, radial basis function(RBF) 등이 있다.

본 연구에서는 SVM을 이용하여 육체피로 진단 모델을 설계하는데, 이를 위해 SVM 공개 툴인 libsvm[17]을 사용한다. libsvm은 파이썬, 자바, C언어 등 다양한 언어를 지원하고, 여러 가지 옵션을 선택할 수 있으며, 여러 가지 형태의 SVM 유형과 커널의 형태를 지정할 수 있다. 본 연구에서는 SVM 유형으로

분류를 위한 C-SVC(C-Support Vector Classification)를, 커널의 형태로 RBF를 사용한다. C-SVC 타입은 훈련 오차의 범위를 최소화시켜 훈련의 정확도를 높여주고, RBF 커널은 가장 일반적인 커널 유형으로, 데이터 집합을 더 높은 차원 공간으로 매핑시켜 최적의 초평면을 찾아준다. 또한 libsvm은 RBF 커널 함수의 감마 값과 슬랙 변수 값을 구해준다.

먼저 모델 학습 및 테스트를 위해 libsvm에서 요구하는 형태의 훈련 및 테스트 데이터 파일을 <표 1>과 같이 작성한다. 이 표에서 [레이블]이란 +1 또는 -1을 갖는 두 가지 클래스의 번호를 의미하고, [파라미터 번호]는 특징 파라미터를 구분해 주는 번호로 1부터 하나씩 증가시키면 되고, [파라미터 값]에는 해당 파라미터의 값이 들어간다.

표 1. 훈련 및 테스트 데이터 형태
Table 1. An example of training and test data

[레이블] [파라미터 번호1]:[파라미터 값1] [파라미터 번호2]:[파라미터 값2]...
--

훈련 데이터를 생성한 후에 <표 2>와 같은 형태로 SVM 학습 및 테스트를 수행한다. 여기서 data 파일은 훈련 데이터이고, data_t는 테스트 데이터이다. 학습에 사용된 다양한 종류의 특징 파라미터 값을 동일한 범위로 조정해 주기 위해 svm-scale을 사용하는데 범위는 [0, 1]로 설정하였고, 범위가 조정된 훈련 및 테스트 데이터의 파일명은 data.scale와 data_t.scale이다.

훈련 데이터 data.scale을 입력으로 svm-train을 이용하여 모델을 학습하는데, 학습된 SVM 모델 파라미터들이 저장될 파일은 data.scale.model로 자동 생성된다. 다음에, 테스트 데이터 data_t.scale을 입력으로 svm-predict를 이용하여 학습 모델의 예측 정확도를 산출하여 결과가 svm_t.predict 파일에 저장된다.

예측 정확도가 낮은 경우 grid.py 스크립트를 수행한다. grid.py 스크립트는 본 연구에서 사용하는 C-SVC를 위한 cost(-c) 옵션과 RBF 커널을 위한 gamma(-g) 옵션을 최적의 값으로 찾아서 SVM의 예측 성능을 향상시킨다. 실제로 학습 시에 기본 파라미터를 이용하는 것과 최적의 파라미터를 이용하는 것은 최종 정확도에서 큰 차이가 난다. 따라서 grid.py 스크립트를 사용해서 찾은 최적의 파라미터 값으로 svm-train과 svm-predict를 다시 수행하여 학습의 정확도를 높인다.

표 2. SVM 학습 및 테스트 과정
Table 2. A procedure for SVM training and test

1. svm-scale -l 0 -u 1 -s range data > data.scale
2. svm-scale -r range data_t > data_t.scale
3. svm-train data.scale
4. svm-predict data_t.scale data.scale.model data_t.predict
5. python grid.py data.scale
6. svm-train -c 숫자 -g 숫자 data.scale
7. svm-predict data_t.scale data.scale.model data_t.predict

3.2. 피로 진단 모델에 사용된 특징 파라미터

본 절에서는 3.1절에서 설계한 SVM 기반 육체피로 진단 모델에 적용할 여러 가지 특징 파라미터에 대해 기술한다. 사용된 파라미터는 설문지 응답 데이터, 유의미 음성 파라미터와 생체신호 데이터 등이다.

설문지 항목 8개에 대해 응답 점수의 단계별 변화 추이를 살펴본 결과[6], 모든 항목이 피로가 누적됨에 따라 값의 변화가 의미 있게 변별력이 있으므로, 8개 항목 모두에 대한 설문지 응답 데이터를 피로 진단 모델에 사용할 수 있다.

음성 및 생체 파라미터에 대해서는, 2.1절에서 기술한 바와 같은 육체피로를 부과하는 실험에서 피로 부과 실험 전과 모두 마친 후의 2개 데이터 집합을 이용하여 대응표본 t-검정으로 통계 처리하여, 유의수준 0.05에서 유의미한 차이를 보이는 음성 및 생체 파라미터를 육체피로 진단 모델에 사용한다.

유의미한 음성 특징 파라미터는[6], 첫 번째와 두 번째 포먼트 주파수(F1, F2), Long Term Average Spectral Slope (LTAS)[18], 대역별 Harmonics to Noise Ratio(HNR05, 15, 25, 35)[19], Cepstral Peak Prominence(CPP)[20], 첫 번째와 두 번째 하모닉 진폭 차이 (H1-H2)[21], Relative Average Perturbation (RAP)[6], Pitch Perturbation Quotient(PPQ)[6], smoothed PPQ (sPPQ)[6] 등 12종류이다.

생체신호 데이터 중에서 맥박수와 피부온도는 유의수준 0.00으로 통계적으로 유의미하여[6], 이 두 가지 파라미터는 피로 진단 모델에 사용 가능함을 알 수 있다.

4. 실험 결과

본 논문에서 제안한 SVM 기반 육체피로도 진단모델의 성능은 두 종류의 실험 결과를 통해 제시된다. 하나는 leave-one-out cross validation 방식으로, 총 30명 중에서 29명은 훈련 데이터, 1명은 테스트 데이터로 선정하여 검증을 수행하고, 테스트 데이터를 다른 것으로 교체하여 30번 반복하여 실험결과와 평균을 구하는 방식이다. 다른 하나는 총 30명의 피험자 중에서 임의로 20명은 훈련 데이터, 10명은 테스트 데이터로 분할하여 한 번 실험하는 전통적인 검증 방식이다. 전통적인 검증 방식의 실험 결과는 알고리즘의 성능을 평가할 때 많이 사용되는 <표 3>과 같은 혼동 행렬(confusion matrix)을 이용하여 정리한다[22].

표 3. 혼동 행렬
Table 3. Confusion matrix

혼동 행렬		예측	
		P	N
실제	P	TP	FN
	N	FP	TN

혼동 행렬에서 정확성을 측정하는 지표로서 많이 사용하는 F-measure(F_1)는 식 (1)과 같다. 실험결과에서 구한 F_1 ,

Precision, Recall 등은 <표 4>, <표 5>, <표 6>에 정리되어 있다.

$$F_1 = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

<표 4>, <표 5>와 <표 6>은 세 가지 종류의 파라미터를 사용하여, SVM 알고리즘을 이용하여 설계한 육체피로 진단 모델에 대해 전통적인 검증 방식의 성능 결과를 보여준다. 여기서 ‘피곤하지 않다’는 육체피로 부과 실험 전, ‘피곤하다’는 4단계 실험을 모두 마친 후의 상태를 말한다.

<표 4>에서 설문지 응답 데이터를 파라미터로 적용한 전통적인 검증 방식의 실험결과를 보면, 실제로 측정된 피곤하지 않다고 피곤하다인 경우 모두 100%의 정확도를 보여준다. leave-one-out cross validation 방식도 실험 결과 100%의 정확도를 보여 주었다.

<표 4>에서 보듯이 설문지 응답 데이터의 실험 정확도가 100%라는 결과는, 본 연구실에서 사전에 수행한 육체피로를 측정하기 위한 일련의 과정이 올바르게 설계되었음을 다시 확인 해주는 결과라고 볼 수 있다.

표 4. 설문지응답 데이터에 대한 전통적인 검증방식 실험결과
Table 4. Experimental results of the conventional validation method for questionnaire responses

혼동 행렬		예측		
		피곤하지 않다	피곤하다	Recall
실제	피곤하지 않다	10	0	1.0
	피곤하다	0	10	
	Precision	1.0		

$F_1 = 1.0$
정확도 = 20/20 = 100%

<표 5>는 두 가지 생체신호 파라미터를 적용하여 전통적인 검증 방식으로 실험한 결과를 보여 주는데, 피곤하지 않다인 경우 10명 중에서 10명, 피곤하다인 경우 8명의 데이터를 올바르게 예측하여 전체적으로 90%의 정확도를 보여준다. leave-one-out cross validation 방식의 실험 결과는 93.33%의 정확도를 나타내었다.

표 5. 생체신호 파라미터에 대한 전통적인 검증방식 실험결과
Table 5. Experimental results of the conventional validation method for bio-signal parameters

혼동 행렬		예측		
		피곤하지 않다	피곤하다	Recall
실제	피곤하지 않다	10	0	1.0
	피곤하다	2	8	
	Precision	0.83		

$F_1 = 0.907$
정확도 = 18/20 = 90%

<표 6>에 12가지 음성 파라미터를 사용하여 전통적인 검증 방식으로 실험한 결과가 보이는데, 피곤하지 않다인 경우는 90%, 피곤하다인 경우 100%의 정확도가 나와 전체적으로 95%의 정확도를 보여준다. 피곤하다를 피곤하지 않다고 오판정하는 경우 보다 피곤하지 않다고 피곤하다로 오판정하는 경우의 위험도가 작다고 볼 수 있는데, 이는 피곤하다를 피곤하지 않다고 판정하는 경우 사용자에게 무리가 따를 수 있기 때문이다. 실험결과는 전자의 오판정률이 0%이고 후자가 10%이므로 바람직한 실험결과라고 판단된다. leave-one-out cross validation 방식의 실험 결과도 전통적인 검증 방식의 결과와 유사한 94.83%의 정확도를 보여주었다.

표 6. 유의미한 음성파라미터의 전통적인 검증방식 실험결과
Table 6. Experimental results of the conventional validation method for significant speech parameters

혼동 행렬		예측		
		피곤하지 않다	피곤하다	Recall
실제	피곤하지 않다	9	1	0.9
	피곤하다	0	10	
	Precision	1.0		

$F_1 = 0.947$
정확도 = 19/20 = 95%

<표 5>와 <표 6>을 비교해 보면 생체신호 데이터보다 음성 파라미터가 더 좋은 결과를 보여주는데, 이는 사람의 신체 상태를 측정하는데 생체신호가 음성신호보다 정확할 거라는 예상과 다른 결과로, 고가의 의료장비를 요구하는 생체신호 측정 대신에 수집이 용이한 음성신호만으로도 충분히 육체피로를 진단할 수 있다는 것을 보여준다. 또한, 심박수, 맥박수와 피부온도 등 생체신호를 수집하는데 걸리는 시간은 측정 장비의 착용을 포함하여 3분 정도 소요되는 데 반해, ‘아’모음 2회, 11개의 단문과 1개의 장문 등 음성신호를 수집하는 데는 1분 30초 정도

소요되므로 측정시간도 단축할 수 있다. 따라서 피로 진단 모델을 스마트폰에 앱 형태로 구현하면 음성 DB 수집 시에 별도의 장비가 필요 없으며 수집의 편의성도 좋아, 본 연구의 결과로부터 음성 기술을 이용하여 간편하게 육체피로를 진단할 수 있음을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 먼저 본 연구실에서 사전에 수행한 트레드밀 달리기 운동을 통한 육체피로 측정 실험과정에 대해 요약 기술하였다. 이 실험을 통해 주관적 설문지 응답 데이터, 생체신호 데이터와 음성 DB를 수집하였다.

이를 바탕으로 본 연구에서는 육체피로를 진단하는 모델을 설계하기 위해 기계학습 방법인 SVM을 사용하였다. SVM을 이용하여 설계한 육체피로 진단 모델에 육체피로와 관련된 설문지 응답 데이터, 생체신호 파라미터와 유의미한 음성 파라미터를 적용하여 실험한 결과, 정확도는 각각 100%, 90%, 95% 등이다. 이는 매우 높은 성능을 보여주는 수치이며, 제안한 방법이 육체피로 진단 모델로 사용 가능함을 알 수 있다. 또한, 음성 파라미터를 사용한 실험의 정확도가 높다는 실험결과로부터 육체피로 진단에 음성기술을 사용하는 것이 유용하다고 판단할 수 있다.

앞으로, 본 연구에서 도출한 세 가지 종류의 파라미터를 이용하여, 다른 기계학습 방법이나 음성인식에서 널리 사용되는 알고리즘으로 육체피로 진단 모델을 구현하여 정확도를 개선할 계획이다. 또한, 본 연구에서 개발된 육체피로 진단 모델을 스마트폰에 구현하기 위해 앱 프로그램을 개발 중에 있다.

참고문헌

[1] Lee, C. M., Ko, H. W., & Yun, Y. H. (2000). The study on Korean-version-questionnaire for measurement of mental fatigue during monotonous task. *Proceedings of Spring Conference of the Korean Society for Emotion and Sensibility* (pp. 195-202). (이창미·고한우·윤용현 (2000). 단조작업시 정신피로도 측정을 위한 한국어판 질문지에 관한 연구. *한국감성과학회 춘계 학술대회 논문집*, 195-202.)

[2] Yun, Y. H., Ko, H. W., Kim, D. Y., & Lee, C. M. (1999). Assesment of mental fatigue during monotonous task. *Proceedings of Autumn Conference of the Korean Society for Emotion and Sensibility* (pp. 222-226). (윤용현·고한우·김동윤·이창미 (1999). 단조작업에 의한 정신피로의 평가 - 생리신호를 중심으로. *감성공학 추계학술대회 논문집*, 222-226.)

[3] Ko, H. W., Yun, Y. H., Kim, D. Y., & Lee, C. M. (2000). Measurement and assessment of mental fatigue using bio-signals during monotonous task. *Korean Journal of the Science of Emotion & Sensibility*, 3(1), 1-6. (고한우·윤용현·김동윤·이창미 (2000). 생리신호를 사용한 단조작업 수행시 정신피로도의

측정과 평가, *한국감성과학회지*, 3(1), 1-6.)

[4] Lin, C. T., Wu, R. C., Jung, T. P., Liang, S. F., & Huang, T. Y. (2005). Estimating driving performance based on EEG spectrum analysis. *European Association for Signal Processing (EURASIP) Journal on Applied Signal Processing*, 19, 3165-3174.

[5] Kim, S. W. & Park, S. J. (2002). An assessment method of fatigue in a long-term driving. *Proceedings of Spring Conference of the Korea Industrial and Systems Engineering* (pp. 785-791). (김선웅·박세진 (2002). 장시간 주행에 따른 피로도 평가방법에 관한 연구. *대한산업공학회/한국경영과학회 2002 춘계공동학술대회*, 785-791.)

[6] Kim, T. H. & Kwon, C. H. (2015). Correlation between physical fatigue and speech signals. *Phonetics and Speech Sciences*, 7(1), 11-17. (김태훈·권철홍 (2015). 육체피로와 음성신호와의 상관관계. *말소리와 음성과학*, 7(1), 11-17.)

[7] Borg, G. (1982). Psychophysical bases of perceived exertion. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 14(5), 377-381.

[8] E2-KIT. (2010). KTMed Inc. Retrieved from <http://www.ktmed.co.kr/ekit> on January 10, 2016.

[9] Jeong, O. R. (1994). Speech overall evaluation. *Proceedings of the 2nd Conference of the Korean Society of Spoken Language* (pp. 101-109). (정옥란 (1994). 음성총괄평가. *제2회 대한음성언어학회 학술대회 논문집*, 101-109.)

[10] Boersma, P. & Weenink, D. (2016). Praat: doing phonetics by computer [Computer program]. Version 6.0.10. Retrieved from <http://www.praat.org/> on January 10, 2016

[11] Shue, Y. L., Keating, P., Vicens, C., Yu, K. (2011). VoiceSauce: A program for voice analysis. *Proceedings of the 17th International Congress of Phonetic Sciences* (pp. 1846-1849).

[12] Multi-Dimensional Voice Program. (2016). Pentax Medical. Retrieved from <http://pentaxmedical.com/pentax/en/99/1/Speech/> on January 10, 2016.

[13] Kim, J. I. & Kwon, C. H. (2014). Measuring correlation between mental fatigues and speech features. *Phonetics and Speech Sciences*, 6(2), 3-8. (김정인·권철홍 (2014). 정신피로와 음성특징과의 상관관계 측정. *말소리와 음성과학*, 6(2), 3-8.)

[14] Kim, H. S., Kwon, Y. H., & Cha, S. D. (2003). Efficient masquerade detection based on SVM. *Journal of Korea Institute of Information Security and Cryptology*, 13(5), 91-104. (김한성·권영희·차성덕 (2003). SVM 기반의 효율적인 신분위장기법 탐지. *한국정보보호학회 정보보호학회 논문지*, 13(5), 91-104.)

[15] Lee, S. J. & Lee, M. H. (2011). Development of electrocardiogram identification algorithm using SVM classifier. *Journal of Korea Institute of Electrical Engineering*, 60(3), 651-661. (이상준·이명호 (2011). SVM 분류기를 이용한 심전도 개인인식 알고리즘 개발. *대한전기학회 논문집*, 60(3), 651-661.)

[16] Sim, W. S., Sung, S. Y., & Jung, C. K. (2009). Performance analysis of Kernel function for support vector machine.

Proceedings of 2009 Symposium on Information and Control Systems (pp. 405-407). (심우성·성세영·정차근 (2009). Support vector machine 에 대한 커널 함수의 성능 분석. 2009 대한전기학회 정보및제어심포지엄 논문집, 405-407.)

- [17] Chang, C. C. & Lin, C. J. (2011). LIBSVM : a library for support vector machines. *Association for Computing Machinery(ACM) Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2(27), 1-27, Retrieved from <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/> on January 10, 2016.
- [18] Klatt, D. H. & Klatt, L. C. (1990). Analysis, synthesis, and perception of voice quality variations among female and male speakers. *Journal of the Acoustical Society of America*, 87(2), 820-857.
- [19] Hwang, Y. S. & Seong, C. J. (2008). Comparative study on the acoustic characteristics of the Korean vowel /a/ before and after LMS. *Malsori*, 67, 33-60. (황연신·성철재 (2008). 후두미세수술 전후 /아/의 음향적 특성 비교. *말소리*, 67, 33-60.)
- [20] Hillenbrand, J. & Houde, R. A. (1996). Acoustic correlates of breathy vocal quality: dysphonic voices and continuous speech. *Journal of Speech and Hearing Research*, 39, 311-321.
- [21] Park, H. S. (2007). An acoustic study of phonation types in vowels following consonant clusters in Korean. *Malsori*, 64, 53-76. (박한상 (2007). 한국어 자음군의 후행모음에 나타난 발성유형의 음향음성학적 연구. *말소리*, 64, 53-76.)
- [22] Kim, Y. M. & Choi, K. H. (2000). Mathematical programming application for clustering problems in conjunction with confusing matrix. *Proceedings of 2000 Conference of the Korea Industrial and Systems Engineering* (pp. 605-608). (김영민·최경현 (2000). 혼동 행렬을 이용한 클러스터링 문제의 수리 계획적 접근. *대한산업공학회/한국경영과학회 2000년도 학술대회 논문집*, 605-608.)

• **김태훈 (Kim, Tae Hun)**

대전대학교 정보통신공학과
대전광역시 동구 용운동 96-3
Tel: 042-280-2555 Fax: 042-280-2559
Email: jk96181@naver.com
관심분야: 음성기술

• **권철홍 (Kwon, Chul Hong)** 교신저자

대전대학교 전자·정보통신공학과
대전광역시 동구 용운동 96-3
Tel: 04-280-2555 Fax: 042-280-2559
Email: chkwon@dju.ac.kr
관심분야: 음성기술, 음성기술과 의학 분야의 융합연구