

# 반향 소리를 이용한 기계 학습 기반 수박의 당도 예측

김기훈<sup>1</sup>, 우지환<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>울산대학교 의용생체공학전공 석사과정, <sup>2</sup>울산대학교 전기공학부 의공학전공 교수

## Prediction of watermelon sweetness using a reflected sound

Ki-Hoon Kim<sup>1</sup>, Ji-Hwan Woo<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Master's Course, Department of Biomedical Engineering, School of Electrical Engineering, University of Ulsan

<sup>2</sup>Professor, Department of Biomedical Engineering, School of Electrical Engineering, University of Ulsan

**요약** 수박의 맛을 평가하는 다양한 방식이 있으나, 기존의 방법들은 주관적 방식, 평가 비용, 대상의 손상 등과 같은 평가 방식의 한계점이 있다. 최근에는 이러한 단점들을 해소하기 위해 소리를 이용하여 수박을 평가하는 연구들이 진행되고 있다. 본 연구에서는 수박을 두드렸을 때 나는 반향 소리를 AI기반의 기계 학습을 이용하여 수박의 당도를 예측하는 모델을 개발하였다. 수박의 당도가 높을수록 높은 주파수 성분이 특이점으로 나타나며, 따라서 반향소리 시간-주파수 특이점에 기반 하여 기계 학습 방법을 개발하였다. 2개의 수박 당도별 그룹을 구분 시에 83.2%, 3개의 그룹을 구분 시에 59.6%의 정확도로 당도를 예측 할 수 있었다.

**주제어** : 수박, 반향 소리, 스펙트로그램, 당도, 기계 학습

**Abstract** There are various approaches to evaluate a watermelon sweetness. However, there are some limitations to evaluating cost, watermelon damage, and subjective issue. In this study, we developed a novel approach to predict a watermelon sweetness using reflected sound and the machine learning algorithm. It was observed that higher brix watermelon produced higher spectral power is reflected sound. Based on the spectral-temporal features of reflected sound, the machine learning algorithms could accurately predict the sweetness group at a rate of 83.2 and 59.6 % in 2-groups and 3-groups classification, respectively.

**Key Words** : Watermelon, Reflected sound, Spectrogram, Brix, Machine-learning

## 1. 서론

맛있는 수박을 평가하기 위하여 다양한 방법들이 활용되고 있으며, 이러한 방법들은 주관적인 방법과 객관적인 방법으로 나누어진다. 주관적인 방법으로는 수박 외부의 모양이나 색깔 등을 경험적인 방법에 의하여 맛을 예측하거나, 또는 소량을 직접 시식하여 맛을 평가하는 방법이 있다. 그러나 이러한 주관적인 예측 및 평가 방식은 정확한 기준을 정하지 않고 개인의 기준에 따르기 때문

에 평가 및 예측에 한계가 있다. 최근에는 이러한 주관적 평가·예측 방식의 한계를 극복하고자, 다양한 방식의 객관적인 평가 방식이 활용되고 있다. 빛을 이용하는 방식은 근적외선 분광 법(vis / NIR)기술에 기반하여 빛의 확산 및 투과 스펙트럼의 특성변화를 이용하는 평가 방식이다[1,2]. 그러나 이러한 빛을 이용하는 방식은 측정 시에 빛이나 온도 등의 외부적 환경에 민감할 수 있다는 단점이 있다. 또한, X-ray 영상이나 MRI[3-5]에 기반한 과일 맛을 평가하는 방법도 활용되고 있다. 수박은 일반

\*Corresponding Author : Jihwan Woo(jhwoo@ulsan.ac.kr)

Received May 26, 2020

Accepted August 20, 2020

Revised June 22, 2020

Published August 28, 2020

적으로 충분히 익을수록 당도가 증가하고, 이에 따라 밀도가 증가하기 때문에 앞서 말한 방식에 기반한 밀도의 측정으로 수박의 당도 및 맛을 예측하는 방법을 사용한다[6,7]. 그러나 X-ray나 MRI 장치는 비교적 고가여서, 수박의 맛을 예측하기 위한 대중적인 방법으로 사용하기에는 제한 점이 있다.

최근에는 수박 내부 밀도와 당도 관계에 기반하여, 밀도를 예측할 수 있는 수박의 반향 소리에 기반한 수박의 익은 정도를 평가하는 방식이 연구되고 있다[8-11]. 이러한 방식은 최근 대중화된 스마트폰의 마이크폰을 사용할 경우 저비용이고, 접근성이 용이하며, 과일에 크게 손상이 가지 않는 장점이 있으나, 수박의 익은 정도에 대한 정보만을 제공한다. 수박이 충분히 익더라도 토양의 영양 상태나 공급되는 물의 양에 따라 당도에 차이가 있다[12]. 일반적으로 수박을 구매하려는 사람들이 토양의 상태와 수박의 재배 및 수확 과정에 대한 정보를 얻기 힘들기 때문에 익은 정도에 대한 정보만 이용하여 수박을 평가하는 것은 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 수박의 반향 소리를 이용하여 수박의 질의 한 요소인 당도(Brix)를 예측할 수 있는 방법을 개발하였다. 수박의 반향 소리의 주파수 성분을 기계 학습모델(machine-learning model)을 학습시키기 위한 특이점으로 사용하였으며, 이에 기반하여 당도의 정도를 예측하고자 한다.

## 2. 연구 방법

본 연구에서는 수박의 반향 소리에 기반한 당도 예측을 위한 모델 개발 및 검증을 위하여 30개의 수박을 사용하여 반향 소리 데이터를 수집하였으며, 수박은 계절별 특이성을 고려하여 구매시기가 3개월 내의 수박을 사용하였다.

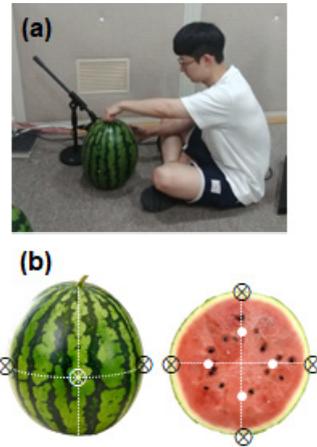


Fig. 1. Example of recording the reflected sound of watermelon in a noiseless room and (b) The position where the watermelon was knocked to record the reflected sound of the watermelon (⊗) and the position of measuring the sugar content of the watermelon (•)

반향 소리는 손으로 두드린 뒤 콘덴서 마이크폰(Cardiod Polar Pattern, AudioTechnica Co., Japan)을 이용하여 3 cm 거리를 두고 측정하였으며, Fig. 1 (a)와 같이 수박의 중심선을 기준으로 4곳의 위치를 순차적으로 3번씩 두드린 소리를 측정하였다. 수박의 두드림을 위해서 5명(남성 4명, 여성 1명)이 참여하였으며, 수박을 두드릴 때는 일상생활에서 수박을 두드리듯 네 손가락의 중간부분을 이용하여 두드리도록 하였다. 반향 소리의 측정은 소음이 통제된 차음실(sound-proof room)에서 진행하였으며, 소리의 측정 및 저장은 본 연구팀에서 개발한 Matlab(Mathwork Co., USA) 기반의 프로그램을 활용하였다. 수박의 당도는 수박의 위치에 따라 다르다[13]. 따라서 반향 소리 측정을 마친 후 수박을 잘라 Fig. 1 (b)에 표시된 5곳의 샘플을 채취하였고, 당도기(Refractometer) (Atago 3810, Japan)를 이용하여

Table 1. Watermelon grouping for predicting Brix and the number of watermelon reflected sound for machine learning

	Group	Brix range (°Bx)	The number of train watermelon	The number of test watermelon
Brix prediction model I	1	8.5 - 10.0	10	2
	2	10.5 - 13.0	10	2
Brix prediction model II	1	8.5 - 9.6	6	2
	2	9.6 - 10.5	8	2
	3	10.5 - 13	10	2

Table 2. Brix prediction accuracy according to time and frequency window to find optimized feature

		Brix prediction accuracy (%)		
		Frequency window (Hz)		
Time window (ms)		45	25	12
	21	75.0	80.0	79.0
	31	79.2	81.0	83.0
	36	77.5	76.0	82.0
	46	70.6	80.0	<b>83.5</b>
	53	69.0	80.5	80.6
	63	66.3	79.0	80.0
	71	67.0	82.7	82.7
	83	66.0	79.8	83.0

측정된 당도의 평균값을 해당 수박의 당도로 정하였다.

본 연구에서는 수박의 당도 예측을 위하여 Table 1과 같이 당도 예측 모델 I과 당도 예측 모델 II로 나누었으며, 당도 예측 모델 I은 당도에 따른 2개의 그룹, 당도 예측 모델 II는 3개의 그룹으로 분류하여 각각의 수박이 해당되는 그룹을 예측하고자 하였다. 2개의 그룹 분류 시에는 당도를 8.5-10.0와 10.5-13.0 °Bx의 두 그룹으로 나누었으며, 3개의 그룹 분류 시에는 8.5-9.6, 9.6-10.5, 10.5-13.0 °Bx의 그룹으로 수박을 나누었다. 그룹별 Brix의 범위는 동일한 수박의 표본 수를 가질 수 있도록 정하였으며, 각 그룹에서의 분류 모델 구성을 위한 훈련 데이터 (training set)와 테스트 데이터 (test set)는 Table 1과 같다. Fig. 2는 각각의 분류 방식에 따른 수박의 당도 분포도를 나타내고 있다.

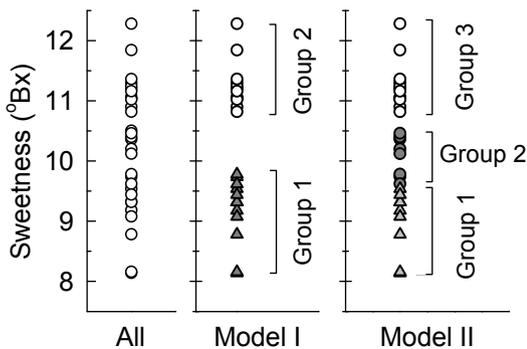


Fig. 2. Sugar distribution of the entire watermelon and sugar distribution by group of arbitrary watermelon models I and II for sugar prediction.

수박의 반향 소리는 Short-Time Fourier Transform (STFT)을 활용하여 시간-주파수 영역의 데이터로 변형하여 특성을 추출하였다(Fig. 3 참고)[14]. 특징 윈도우의 최적화된 값은 minimum Redundancy and Maximum Relevance (mRMR) 방식을 이용하여 분류에 효과적인 시간-주파수 대역의 특징의 중요도에 따라 순서를 정하였다[15]. 계산된 특이점들을 Bagged Trees, Coarse K Nearest Neighbor (KNN), Linear Support Vector Machine (SVM), Medium KNN, Medium Tree, Subspace KNN, Simple Tree, Quadratic SVM, Weighted KNN의 9가지의 기계 학습 알고리즘 (machine-learning algorithm)에 기반하여 2개의 당도 그룹 또는 3개의 당도 그룹에 대한 분류의 정확도를 평가하였다.

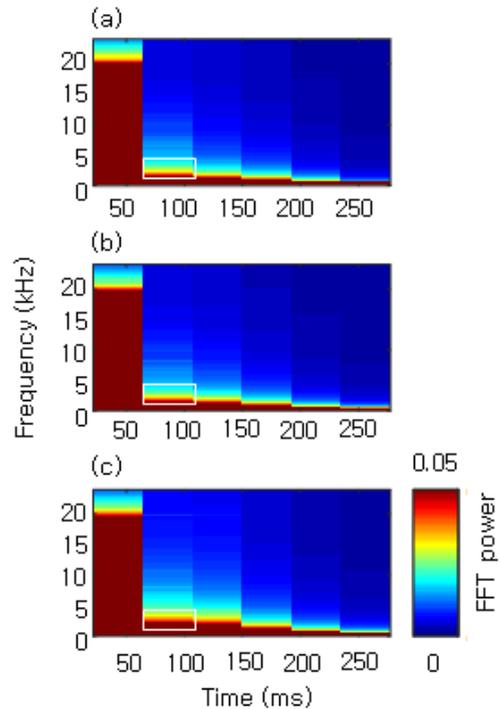


Fig. 3. Example of frequency analysis of the reflected sound of (a) group 1, (b) group 2, (c) group 3 according to the brix of watermelon. The white box shows the time-frequency band where group-specific differences are observed.

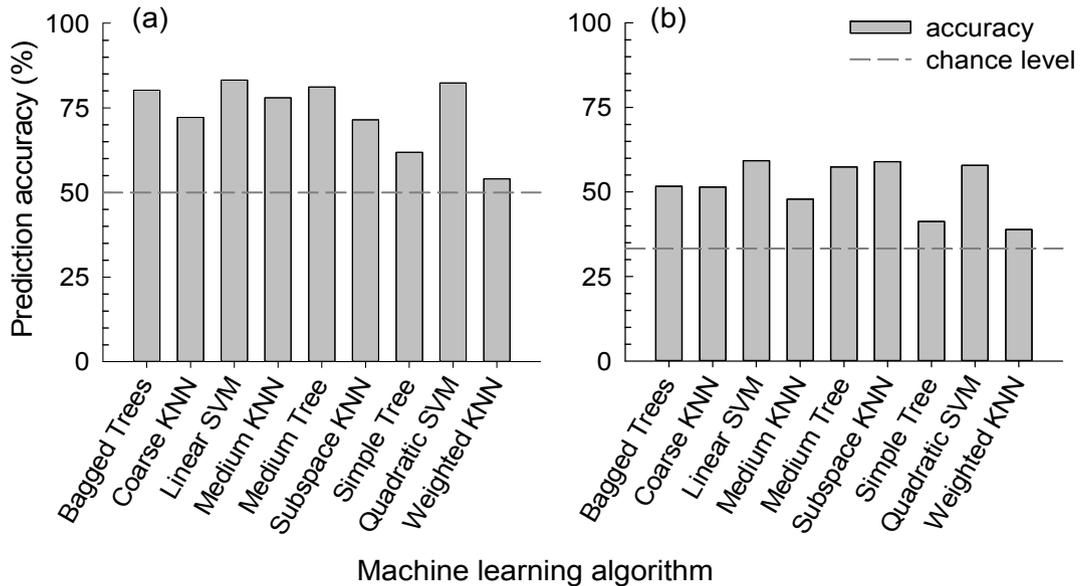


Fig. 4. Brix prediction accuracy according to machine learning algorithm in (a) brix prediction model I and (b) brix prediction model II

### 3. 결과

본 연구에서는 시간-주파수 영역의 spectrogram으로부터 최적의 특이점을 추출하기 위하여, Table 2와 같이 주파수 window 사이즈는 12, 25, 46 Hz로 시간 window 사이즈는 21, 31, 36, 46, 53, 63, 71, 83 ms로 하여 Linear SVM 방식으로 두 그룹의 분류를 진행하였다. 이에 대해 주파수 window가 12 Hz, 시간 window가 46 ms인 경우 최고 분류 정확도를 도출할 수 있었으며, 따라서 본 연구에서는 위의 방식에 기반하여 특이점을 계산하였다. Fig. 3은 각 그룹별 시간-주파수 영역의 특이점을 평균한 값을 나타내며, 당도가 높아 질수록 수박을 두드리고 46 ms 후에 더 높은 주파수 영역이 강하게 나타나는 것을 볼 수 있다.

각 분류 모델에 대하여 9가지의 기계학습 알고리즘을 적용하여 수박의 당도를 예측한 결과는 Fig. 4와 같다. Linear SVM 방식이 2 그룹의 분류에서 83.2 % (chance level = 50.0 %), 3 그룹의 분류에서 59.6 % (chance level = 33.3 %)로 계산되었다. Quadratic SVM은 각각 82.4 %, 57.9 %의 정확도를 보여 두 번째로 정확한 당도 분류 정확도를 도출하였다. Fig. 5는 Linear SVM 및 Quadratic SVM으로 계산된 당도 그룹별 예측에 대한 confusion matrix를 보여주고 있다. 세

로측은 test group을, 가로측은 각 예측 알고리즘에 의해서 예측한 predicted group을 나타내며, 각 셀의 값은 예측된 정도를 나타내고 있다. 또한, 예측 정도를 각 셀의 색으로 나타내었으며, 주대각선에 해당하는 셀의 색이 짙을수록 높은 정확도를 나타낸다. 2개의 당도 그룹 분류 방법에서는 Fig. 5 (a)에서 보이는 바와 같이 그룹 1, 그룹 2에서 각각 약 80 %의 분류 정확도를 보여주고 있다. 반면에, 3개의 당도 그룹으로 분류한 방법에서는 그룹 1과 그룹 2간에, 또한 그룹 2와 그룹 3간의 잘못된 예측이 많이 나타남을 볼 수 있다. 그러나 그룹 1과 그룹 3간의 분류 오류는 15 % 이하의 수준으로 나타나고 있다.

### 4. 결론 및 토의

본 연구에서는 수박을 두드렸을 때 나는 반향소리의 시간-주파수 영역의 특이점이 수박의 당도를 예측 할 수 있는 지표로 판단되었다. 당도에 따라 수박을 그룹화 하였으며, 이를 토대로 기계학습 방식을 적용하여 당도 그룹을 예측하였을 때, 높은 정확도로 예측하였다. 따라서 본 연구에서는 반향소리를 이용한 수박의 당도 예측이 가능함을 보여줄 수 있었으며, 일반적으로 사용하는 수박을 두드렸을 때 나는 반향소리에 기반한 수박의 주관적

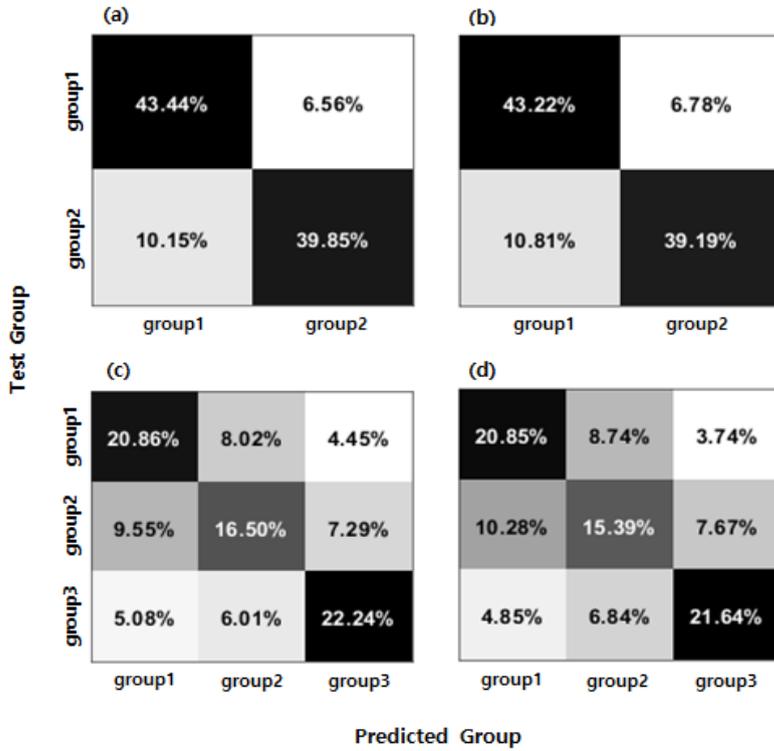


Fig. 5. Confusion Matrix showing the accuracy of brix prediction according to (a) Linear SVM, (b) Quadratic SVM method in model I watermelon, and (c) Linear SVM and (d) brix prediction according to Quadratic SVM method in Model II watermelon

당도 예측 방법을 객관적으로 구분할 수 있는 방법으로 제시하였다. 수박의 반향소리를 주관적으로 판단 할 때 잘 익은 수박은 맑고 청아한 소리가 나며 잘 익지 않은 수박은 둔탁한 소리가 난다고 알려져 있으며, 한 연구에 따르면 잘 익은 수박은 잘 익지 않은 수박에 비해 소리가 더 오래 지속되며, 높은 주파수 대역이 더 강하게 나타난다고 보고하고 있다[5]. 수박의 익은 정도와 수박의 당도는 관계가 있기 때문에, 본 연구에서 당도가 높은 수박이 당도가 낮은 수박에 비해 수박을 두드리고 일정 시간 후에 더 높은 주파수 대역에서 강한 파워가 나타나는 것을 볼 수 있다. 이러한 결과는 반향 소리를 이용하여 수박의 당도를 예측하는 지표 및 특이점으로 사용 가능성을 보여 준다.

그러나 본 연구에서는 수박을 당도에 따라 그룹화 하여 수박의 당도를 예측하였다. 추후 그룹의 세분화 또는 당도의 수치화에 기반한 당도의 예측 연구가 필요하다. 또한 본 연구에서는 일상생활에서의 데이터 기반으로 하기 위해 각 참여자 별로 수박의 두드리는 힘, 속도, 시간

을 제어하지는 않았다. 이러한 조건의 비구속이 예측의 오류의 한 원인으로 판단된다. 또한, 본 연구에서는 반향 소리의 주파수-시간 영역의 스펙트로그램에 기반한 특이점만을 사용하였으나, 소리의 지속시간, 소리의 포락선 형태와 같은 다양한 특이점을 이용한 예측의 접근이 필요하다고 본다. 또한, 단순 기계학습 방식 외에 많은 학습 데이터 확보 후 심층 학습 (deep-learning)과 같은 방식을 적용한다면 예측정확도를 향상 시킬 수 있으리라 기대한다. 또한 본 연구에서 개발한 모델이 적용된 휴대폰 어플리케이션이나 당도 예측용 디바이스가 개발 된다면, 전문지식이 없는 일반인들도 간편하게 맛있는 수박을 구분 할 수 있을 것이라고 판단된다.

## REFERENCES

[1] Jie, D. F., Xie, L. J., Fu, X. P., Rao, X. Q. & Ying, Y. B. (2013). Variable selection for partial least squares

- analysis of soluble solids content in watermelon using near-infrared diffuse transmission technique. *Journal of Food Engineering*, 118(4), 387-392.  
DOI:10.1016/j.jfoodeng.2013.04.027
- [2] Jie, D. F., Zhou, W. H. & Wei, X. (2019). Nondestructive detection of maturity of watermelon by spectral characteristic using NIR diffuse transmittance technique. *Scientia Horticulturae*, 257. DOI:108718, 10.1016/j.scienta.2019.108718
- [3] Fuzeng Yang, L. Y., Qing Yang & Likui Kang. (2009). Nondestructive detection of the internal quality of apple using X-ray and machine vision. *LWT-Food Science and Technology*, 41(9), 1720-1725. DOI:10.1007/978-1-4419-0213-9\_20
- [4] Milczarek, R. R., Saltveit, M. E., Garvey, T. C. & McCarthy, M. J. (2009). Assessment of tomato pericarp mechanical damage using multivariate analysis of magnetic resonance images. *Postharvest Biology and Technology*, 52(2), 189-195. DOI:10.1016/j.postharvbio.2009.01.002
- [5] Sun, T. et al. (2010). Research advances in nondestructive determination of internal quality in watermelon/melon: A review. *Journal of Food Engineering*, 100(4), 569-577. DOI:10.1016/j.jfoodeng.2010.05.019
- [6] Diezma-Iglesias, B., Ruiz-Altisent, M. & Barreiro, P. (2004). Detection of internal quality in seedless watermelon by acoustic impulse response. *Biosystems Engineering*, 88(2), 221-230. DOI:10.1016/j.biosystemseng.2004.03.007
- [7] Kyriacou, M. C., Leskovar, D. I., Colla, G. & Roupheal, Y. (2018). Watermelon and melon fruit quality: The genotypic and agro-environmental factors implicated. *Scientia Horticulturae*, 234, 393-408. DOI:10.1016/j.scienta.2018.01.032
- [8] Shah Rizam M. Shah Baki, M. Z. M. a., Ihsan M. Yassin, Hasliza A. Hassan & Azlee Zabidi. (2010). Non-Destructive Classification of Watermelon Ripeness using MelFrequency Cepstrum Coefficients and Multilayer Perceptrons. *The 2010 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 1-6. DOI:10.1109/ijcnn.2010.5596573
- [9] Chen, X., Yuan, P. P. & Deng, X. Y. (2018). Watermelon ripeness detection by wavelet multiresolution decomposition of acoustic impulse response signals. *Postharvest Biology and Technology*, 142, 135-141. DOI:10.1016/j.postharvbio.2017.08.018
- [10] Zeng, W., Huang, X. F., Arisona, S. M. & McLoughlin, I. V. (2014). Classifying watermelon ripeness by analysing acoustic signals using mobile devices. *Personal and Ubiquitous Computing*, 18(7), 1753-1762. DOI:10.1007/s00779-013-0706-7
- [11] Ikeda, T., Choi, P. K., Ishii, T., Arai, I. & Osawa, M. (2015). Firmness evaluation of watermelon flesh by using surface elastic waves. *Journal of Food Engineering*, 160, 28-33. DOI:10.1016/j.jfoodeng.2015.03.020
- [12] Leskovar, D., Othman, Y. & Dong, X. J. (2016). Strip tillage improves soil biological activity, fruit yield and sugar content of triploid watermelon. *Soil & Tillage Research*, 163, 266-273. DOI:10.1016/j.still.2016.06.007
- [13] Qian, M., Huang, W. Q., Wang, Q. Y., Fan, S. X., Zhang, B. H. & Chen, L. P. (2016). Assessment of Influence Detective Position Variability on Precision of Near Infrared Models for Soluble Solid Content of Watermelon. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 36(6), 1700-1705. DOI:10.3964/j.issn.1000-0593(2016)06-1700-06
- [14] Muller, M., Ellis, D. P. W., Klapuri, A. & Richard, G. (2011). Signal Processing for Music Analysis. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 5(6), 1088-1110. DOI:10.1109/Jstsp.2011.2112333
- [15] Peng, H. (2005). Feature Selection Based Mutual Information: Criteria of Max-Dependency, Max-Relevance and Min-Redundancy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27, 1226-1238. DOI:10.1109/tpami.2005.159

## 김기훈(Kihoon Kim)

[학생회원]



- 2019년 8월 : 울산대학교 전기공학부 의공학전공(공학사)
- 2019년 8월 ~ 현재 : 울산대학교 의용생체공학전공 석사과정
- 관심분야 : 신호처리, 생체신호 분석
- E-Mail : kimkh9564@gmail.com

## 우지환(Jihwan Woo)

[정회원]



- 1996년 2월 : 한국과학기술원 기계공학(공학사)
- 2006년 8월 : 한양대학교 의용생체공학전공(공학박사)
- 2010년 9월 ~ 현재 : 울산대학교 전기공학부 의공학전공 교수
- 관심분야 : 생체신호처리, 인공지능, 계산신경공학
- E-Mail : jhwoo@ulsan.ac.kr