

<http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2022.8.2.1>

JCCT 2022-3-1

## 헬스케어에서 인공지능을 활용한 라이프로그 분석과 미래

# Lifelog Analysis and Future using Artificial Intelligence in Healthcare

박민서\*

Minseo Park\*

**요약** 라이프로그는 다양한 디지털 센서로부터 수집되는 개인의 디지털 기록으로, 활동량, 수면 정보, 체중 변화, 체질량, 근육량, 지방량 등이 포함된다. 최근, 웨어러블 디바이스가 보편화되면서 양질의 라이프로그 데이터가 많이 생산되고 있다. 라이프로그 데이터는 개인의 신체의 상태를 보여주는 데이터로, 개인의 건강관리 뿐만 아니라, 질병의 원인 및 치료에도 활용될 수 있다. 그러나, 현재는, AI/ML 기반의 상관관계 분석 및 개인화를 반영하지 못하고 있다. 단순 기록이나 단편적인 통계치를 제시하는 수준에 그치고 있다. 이에 본 논문에서는, 라이프로그 데이터와 질병과의 연관성 및 AI/ML 기술의 라이프로그 데이터의 적용 사례를 살펴보고, 더 나아가, AI/ML을 활용한 라이프로그 데이터 분석 프로세스를 제안하고, 실제 갤럭시워치에서 수집된 데이터를 사용하여, 분석 프로세스를 실증한다. 더불어, 미래의 헬스케어 서비스인, 라이프로그 데이터와 식단, 건강정보, 질병정보와의 융복합 서비스 로드맵을 제안한다.

**주요어** : 라이프로그, 인공지능/머신러닝, 질병, 헬스케어, 융복합 서비스

**Abstract** Lifelog is a digital record of an individual collected from various digital sensors, and includes activity amount, sleep information, weight change, body mass, muscle mass, fat mass, etc. Recently, as wearable devices have become common, a lot of high-quality lifelog data is being produced. Lifelog data shows the state of an individual's body, and can be used not only for individual health care, but also for causes and treatment of diseases. However, at present, AI/ML-based correlation analysis and personalization are not reflected. It is only at the level of presenting simple records or fragmentary statistics. Therefore, in this paper, the correlation/relationship between lifelog data and disease, and AI/ML technology inside lifelog data are examined, and furthermore, a lifelog data analysis process based on AI/ML is proposed. The analysis process is demonstrated with the data collected in the actual Galaxy Watch. Finally, we propose a future convergence service roadmap including lifelog data, diet, health information, and disease information.

**Key words** : Lifelog, AI/ML, Disease, Healthcare, Convergence Service

\*정희원, 서울여자대학교 조교수 (제1저자)  
2004~2009 메사추세츠 대학교 공학박사  
2010~2019 삼성 SDS 수석연구원  
2015~2019 SK 텔레콤 부장 및 팀리더  
2019~2021 한화시스템 AI 랩장 (상무)  
2018~2021 KAIST 기술경영전문대학원 겸직교수  
2021~ 서울여자대학교 데이터사이언스학과 조교수)  
접수일: 2021년 10월 13일, 수정완료일: 2022년 3월 1일  
게재확정일: 2022년 3월 8일

Received: October 13, 2021 / Revised: March 1, 2022  
Accepted: March 8, 2022  
\*Corresponding Author: mpark@swu.ac.kr  
Dept. of Data Science, Seoul Women's Univ, Seoul, Korea

## I. 서론

이 논문에서는 AI/ML 기술을 활용하여 라이프로그 데이터가 헬스케어에 미치는 영향을 살펴보고, 더 나아가 서비스 방향을 제시한다. 라이프로그는 다양한 디지털 센서로부터 수집되는 개인의 디지털 기록으로, [1], 활동량, 수면 정보, 체중 변화, 체질량, 근육량, 지방량 등이 포함된다. 특히, 웨어러블 디바이스가 출시되면서 많은 양의 데이터가 생산되고 있으며, 데이터의 질 역시, 더 정확하고 정밀한 측정이 가능하게 되었다. 그러나, 현재 출시된 앱에서는, 단순 기록이나 단편적인 통계치를 제시하는 수준에 그치고 있다. 설령, 라이프로그에 대한 피드백 기능이 있다 하더라도 이용자별 특성을 고려한 피드백이 아닌 모든 사용자에게 같은 기준을 적용한 피드백을 제시하고 있다. 이에 따라 본 논문에서는, 보다 효과적인 개인의 건강관리를 위해, AI/ML 기술을 활용하여, 라이프로그 분석이 필요함으로 제시하고자 한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 라이프로그와 질병과의 관계를 살펴봄으로써, 라이프로그 데이터의 중요성을 살펴본다. 제 3장에서는 라이프로그 데이터를 이용한 AI/ML 활용사례, 4장에서는 AI/ML을 활용한 라이프로그 데이터 분석 프로세스를 소개하고 실증한다. 제 5장에서는 라이프로그 데이터 기반의 헬스케어 서비스 전략적 로드맵을 제안한다.

## II. 라이프로그 데이터 활용 및 중요성

### 1. 걷기와 질병과의 관계

세계보건기구(WHO)의 ‘건강을 위한 신체활동 권장 지침’에 따르면, 걷기를 포함한 신체활동은 만성질환 사망률에 영향을 주는 주요 요인 중 하나이며, 충분치 못한 신체활동은 충분한 신체활동을 한 집단에 비해 20~30% 사망위험이 크게 나타났다. 만성질환에 대한 영향 외에도 신체활동은 치매 발병 지연[2], 정신건강 [3][4], 삶의 질 향상[5]에 도움을 주는 것으로 나타났다.

또한 ‘미국 신체활동 가이드라인 (US Department of Health and Human Services, 2018)과 영국 공중보건국 (Public Health England, 2017)에 따르면 걷기운동은 심혈관질환을 비롯한 각종 질병 예방에 도움을 주며, 일상생활과 직장생활 중 누구나 쉽게 실천할 수 있다.

### 1) 심혈관 질환과의 관계

50세에서 79세의 폐경기 여성 약 70,000명에 대한 코호트 연구에 따르면, 5개의 그룹으로 나누어, 운동량을 5분위로 측정된 결과, 걷기 운동량이 적은 그룹이 걷기 운동량이 많은 그룹보다 심혈관 질환 발병 위험도가 높았다( 1, 0.91, 0.82, 0.75, 그리고 0.68 로 걷기 운동량이 많을수록 위험도가 낮았다). 또한 활동적인 운동을 한 경우와 비교하였을 때, 걷기와 유사한효과를 보여 주었다[6].

### 2) 당뇨와의 관계

10개의 코호트 연구 (약300,000명)를 종합한 결과, 걷기를 포함한 중간 정도의 신체활동 (Moderatelyintense physical activity)에 대하여 적게 활동을 한 집단에 비해 많이 활동한 집단은 제2형 당뇨 위험도(0.69)가 낮았으며, 걷기에 대해 조사 역시, 걷기를 적게 한 집단보다 많이 걸은 집단은 2형 당뇨 위험도(0.70)가 낮았다 [7]. 또한 14명의 62세 전후 남성을 대상으로 한 연구에서도 30분마다 3분간의 가벼운 걷기가 혈당조절에 도움이 되는 것으로 나타났다[8]

### 3) 암과의 관계

걷기를 포함한 일상생활의 신체활동과 암 발생 위험 간의 연구에서도, 암과의 관련성을 찾을 수 있었다. 특히, 대장/직장암(Colon cancer), 유방암(Breast cancer), 자궁내막암(Endometrial cancer) 등이 신체활동과 관련이 높은 것을 알 수 있었다[9].

신체활동이 적은 집단과 신체활동이 많은 집단 간의 암 발생 위험을 비교하였을 때, 직장암은 60여 개의 연구에서 신체활동이 많은 집단에서 20~25%의 위험 감소를 보였다. 유방암의 경우 73개의 연구 중 3/4 이상의 연구에서 신체활동이 유방암 위험 감소에 도움을 주는 것으로 나타났으며 그 위험 감소 정도는 25% 정도로 나타났다. 자궁내막암은 20개의 연구 결과에서 20~30%의 위험 감소 효과가 있는 것으로 나타났다.

### 2. 수면과 질병과의 관계

수면은 생명 유지에 필수적인 활동으로서, 성인 기준 7~8시간의 충분한 수면을 취하지 못하면 심혈관 질환, 당뇨, 비만 등의 발생 위험에 영향을 주어 사망률이 높아지는 것으로 나타났다[10]. 심혈 질환과 관련된 수면의 영향은 다음과 같다.

### 1) 심혈관질환과의 관계

78시간 수면을 기준으로 수면 시간이 줄어들수록 고혈압 위험이 커졌는데, 수면 시간이 6시간 미만일 때 OR(odds ratio)이 1.66(95% CI(confidential interval): 1.35-2.04), 6~7시간 일 때 1.19(1.02-1.39)이었다. 또한 수면 시간이 길어진 경우에도 고혈압 위험이 커졌는데, 8~9시간 일 때 1.19(1.04-1.37), 9시간 이상일 때 1.30(1.04-1.62)로 나타났다[11]. 즉, 78시간의 적절한 수면이 심혈관 질환에 도움이 되는 것을 알 수 있다.

### 2) 신진대사와의 관계

5시간 미만의 짧은 수면은 비만 위험을 1.5배 높이는 것으로 나타났으며, 수면시간이 1시간 감소할수록 BMI가 0.35 kg/m<sup>2</sup> 만큼 증가하는 것으로 나타났다 [12]. 일부 연구에서는 8시간 이상의 긴 수면도 비만과 BMI 증가와 관련이 있는 것으로 나타났다 [13][14].

또한 6시간 미만의 적은 수면은 2형 당뇨병의 위험을 높이는 것으로 나타났으며[15], 9시간 이상의 긴 수면에 서도 2형 당뇨병의 위험이 커졌다[16].

### 3) 암과의 관계

수면 시간과 암은 상관관계가 있다. 짧은 수면 시간은 유방암, 대장암, 전립선암의 발병 위험을 높인다고 한다 [17][18][19]. 유방암의 경우 9시간 이상의 수면을 취한 여성에게서 발생 위험이 낮아지는 것으로 나타났다[20]. 또한 역학연구 결과 야간근무 교대자에게서 유방암, 대장암, 전립선암, 자궁내막암의 발병 위험이 증가하는 것으로 나타났다[21][22].

### 3. 체중과 질병과의 관계

체중은 비만을 측정할 수 있는 지표이며, 체중 증가는 2형 당뇨병, 관상동맥질환, 고혈압[23], 담석증[24], 및 암[25]의 위험을 높일 수 있다. 미국 여성 92,837명(18세~55세)과 남성 25,303명(21세~55세)에 대한 코호트조사 결과를 보면, 체중이 증가할수록 제2형 당뇨병, 고혈압, 심혈관질환, 비만 관련 암, 담석증, 심각한 골관절염, 백내장 등 각종 만성질환의 발생 위험이 커졌다. 특히 제2형 당뇨병의 경우 20kg 이상 체중이 증가한 집단에서 여성의 경우 11배, 남성의 경우 8배 위험이 증가하는 것으로 나타났다.

## III. 라이프로그에 AI/ML 적용 활용사례

라이프로그 데이터를 이용한 AI/ML 활용사례로는, 소아 비만의 위험 요인을 추출하는 영국의 코호트 연구 [26], 과체중 및 비만 성인 환자들의 체중 감량 예측 및 중요 변수 연구[27], 성인 비만의 위험 요소들을 탐색하고 이를 기반으로 비만 상태를 예측하는 연구[28], 심리적 변수를 사용하여 BMI를 예측하는 연구 [29]등이 있다.

또한 라이프로그 데이터는 환자의 치료에도 활용된다. 환자를 실시간 모니터링하는 것은, 치료 과정의 핵심 구성 요소가 될 수 있다. IoT 건강 모니터링 기기 및 스마트폰을 활용하여 지속적인 건강 데이터를 수집한 다음, AI/ML로 분석 후, 결과는 다시 사용자 장치로 재전송된다. PPG 신호를 사용하여 심박수 모니터링 [30], 웨어러블 장치를 사용하여 환자의 원격 모니터링 [31] 등, 다양한 ML 기술이 환자 모니터링에 사용되고 있다. 서론에서 언급했듯이, 아직은, 많은 시스템 및 앱에서, 라이프로그 데이터를 단순 기록이나 단편적인 통계치를 제시하는 수준에 그치고 있지만, AI/ML 기술의 발달로 향후에는, 개인 맞춤 건강관리 시스템으로 발전할 것으로 예상된다.

## IV. AI/ML을 활용한 라이프로그 분석 방법 및 실증

AI/ML 기술 활용은 수집된 데이터의 특징 표현 (Feature representation)과, 학습 알고리즘을 적용하여 내재된 분류 또는 군집화 규칙을 발견한다[32]. 알고리즘은 반복 과정을 통해 입력 데이터로부터 분류 또는 군집화를 수행하는 모델(Model)을 생성하며, 테스트 데이터에 대해 예측 결과를 출력한다. 여기서 학습 과정에 참여하는 데이터를 훈련 데이터(Training data)로, 학습에 나타나지 않은 데이터를 테스트 데이터 (Testing data)로 구분하며, 문헌에 따라 데이터를 예(Example) 또는 사례 (Instance)라 한다. 헬스케어 데이터 분석에 AI/ML의 잠재력을 최대한 활용하려면 데이터 수집, 데이터 이해와 처리 방법, 그리고 전문가 자문과 지식 활용 등 체계적 데이터 수집이 우선되어야 한다 [33]. 원시 데이터(Raw data)로부터 의도하는 지식 발견에 적절한 데이터 표현은 인공지능과 기계학습 알고리즘의

성능에 영향을 준다. 그림 1은 실제 갤럭시 워치에서 수집된 라이프로그를 이용하여 AI 기반 BMI예측을 실험한 프로세스이다.

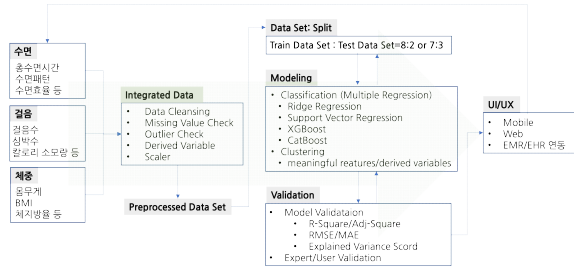


그림 1. AI/ML 기반 라이프로그 데이터 분석 프로세스  
Figure 1. AI/ML-based Lifelog Analysis Process

본 연구에서는 2021년 2월~8월 기간 동안 삼성 갤럭시 워치 (Samsung Galaxy watch active2)를 통해 수집한 수면, 걸음 및 체중 데이터(약 2,000,000개)를 사용하여, 그림 1의 프로세스로 실험을 하였다. 먼저 수집된 데이터를 전처리 하였다. 결측치 제거(Missing Value), 단위 통일 및 정규화(Scaler), 그리고, 설명 변수의 세분화 및 설명력을 높이기 위해, BMI 와 연관도가 높을 수 있는 다양한 파생변수 (수면 총 시간, 수면 효율성, 아침 시간대 평균 걸음 속도, 사용자의 신장 등의 신체 데이터 등)를 생성하고 통합하였다. 전처리를 마친 데이터를 상관 관계 분석에 많이 쓰는 4가지 알고리즘 (Ridge 회귀모델, SVR 모델, XGBoost 모델, CatBoost 모델)으로 학습하고, 이것을 R-Square/Adj R- Square, RMSE, MAE로 평가하였다. 이후, 실제 데이터와의 비교 및 전문가들에 의해서 한번 더 검증하였다.

표 1. 4가지 AI/ML알고리즘(모델)성능 비교  
Table 1. Comparison with 4 AI/ML Algorithms(Models)

모델	R-Square	Adj R-Square	MAE	RMSE
Ridge	-20.487	-22.171	11.807	12.104
SVR	0.149	0.082	1.875	2.409
<b>XGBoost</b>	<b>0.591</b>	<b>0.559</b>	<b>1.248</b>	<b>1.670</b>
<b>CatBoost</b>	<b>0.605</b>	<b>0.574</b>	<b>1.240</b>	<b>1.641</b>

표 1은 4가지 모델에 대한 결과 값이다. 앙상블 방법론의 일종인 CatBoost와 XGBoost에서 가장 좋은 결과 값을 보였다. 표1에서 보여주듯이, 라이프로그 데이터를 AI/ML알고리즘을 활용하면, BMI를 효과적으로 예측할 수 있다. 이 결과는, 단편적인 예시일 뿐이다. 라이프로그가 AI/ML 기술에 적용되면, 더 많은 만성질환 및 건강

관리를 보다 과학적으로 할 수 있을 것이다.

## V. 결 론: 라이프로그를 활용한 헬스케어서비스의 전략적 로드맵 제안

웨어러블 디바이스가 보편화 되면서, 라이프로그 데이터가 많이 생산되고 있으며, 데이터의 질 또한, 보다 정확하고 정밀한 측정이 가능하게 되었다. 데이터 별 독립된 서비스로도 사용될 수 있지만, 직접 또는 간접적으로 연관되는 다른 데이터들과 연계 통합 분석 후 서비스가 제공되면, 보다 정확한 분석이 가능할 것이다. 본 논문에서는 헬스케어 서비스를 위한 전략적 로드맵을 그림2과 같이 제안한다.

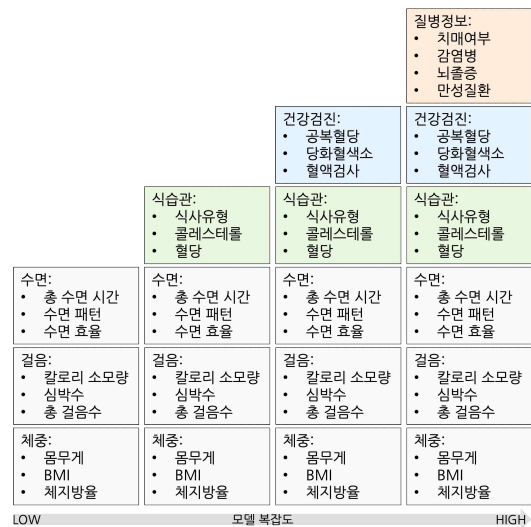


그림 2. 시를 활용한 라이프로그 기반의 헬스케어 서비스 전략적 로드맵

Figure 2. Lifelog-based Healthcare Service Roadmap using AI Algorithms

개별 서비스는 데이터의 상관관계와 모델 복잡도가 낮아 분석하기는 쉽지만, 다른 종류의 데이터와의 융합 서비스보다 질 좋은 맞춤형 건강 가이드가 어려울 수도 있다. 예를 들어, 라이프로그 데이터와 식단 데이터, 질병정보, 건강검진 데이터의 융복합 분석을 할 경우, 질병 및 건강 이상의 원인을 더 정확히 파악할 수 있을 것이다. 이러한 데이터의 통합 분석은 독립된 서비스에 비해 분석 모델의 복잡도가 높다. 즉, 그림 2에서, 왼쪽에서 오른쪽으로 서비스가 진행될 경우, 데이터 상관관계 및 AI(ML) 학습 모델의 복잡도는 증가한다. 독립된 서비스를 위한 분석의 경우는 통계, 회귀 분석, 임계값

처리, 데이터 간의 증감 차이 분석, 이진 분류 (2-Class classification) 등 단순 처리 방법과 AI/ML 모델이 적합하다. 반면, 오른쪽 서비스에 근접하면서, 다중 변수 분석, 다중 변수 다중 분류, 딥 러닝, 앙상블 모델, 의사 결정 트리 등 높은 복잡도에 적합한 AI(머신러닝) 학습 모델들이 사용된다. 가까운 미래에, 웨어러블 디바이스와 함께 성장한 개인 데이터 시장에 더 많은 AI/ML 기술들이 라이프로그 뿐만 아니라, 다양한 헬스케어 데이터에 적용되어, 개인 맞춤형 건강관리가 보다 체계적으로 이루어질 것으로 기대된다.

## References

- [1] Dodge, M. and Kitchin, R., "Outlines of a world coming into existence," *Pervasive computing and the ethics of forgetting. Environment and Planning B: Planning and Design*, Vol. 34, No. 3, pp.431 - 445, 2007. DOI:10.1068/b32041t
- [2] Livingston et al., "Dementia prevention, intervention, and care.," *Lancet*, Vol. 16, No. 390 (10113), pp.2673 - 2734, 2017. DOI: 10.1016/S0140-6736(20)30367-6
- [3] Schulam, P. and Saria, S. "Integrative Analysis using Coupled Latent Variable Models for Individualizing Prognoses," *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 17, No. 232, pp. 1 - 35. url: <http://jmlr.org/papers/v17/15-436.html>, 2016.
- [4] Mammen, G. and Faulkner G., "Physical activity and the prevention of depression: a systematic review of prospective studies.," *Am J Prev Med*, Vol. 45, No. 5, pp. 649 - 657, 2013. DOI: 10.1016/j.amepre.2013.08.001
- [5] Das, P. et al., "Rethinking our approach to physical activity," *Lancet*, Vol. 380, No. 9838, pp.189 - 190, 2012. DOI: 10.1016/S0140-6736(12)61024-1
- [6] JoAnn, E. et al., "Walking Compared with Vigorous Exercise for the Prevention of Cardiovascular Events in Women," *N Engl J Med*, 347, pp.716-725, 2002. DOI: 10.1056/NEJMoa021067
- [7] Christie, Y. et al., "Physical activity of moderate intensity and risk of type 2 diabetes, A systematic review.," *Diabetes Care*, Vol. 30, No. 3, pp. 744-752, 2007. DOI: 10.2337/dc06-1842
- [8] Paddy, C. et al., "Benefits for Type 2 Diabetes of Interrupting Prolonged Sitting With Brief Bouts of Light Walking or Simple Resistance Activities," *Diabetes Care*, Vol. 39, No. 6, pp. 964-972, 2017. DOI: 10.2337/dc15-2336
- [9] Christine, M et al., "State of the epidemiological evidence on physical activity and cancer prevention," *European Journal of Cancer*, Vol. 46, No. 14, pp. 2593-2604, 2010. DOI: 10.1016/j.ejca.2010.07.028
- [10] Faith, S., Luyster et al., "Sleep: A Health Imperative," *Sleep*, Vol. 35, No. 6, pp. 727 - 734, 2012. DOI: 10.5665/sleep.1846
- [11] Daniel, et al., "Shapley values for feature selection: The good, the bad, and the axioms," *arXiv:2102.10936*, 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2102.10936
- [12] Cappuccio, F. P. et al., "Meta-analysis of short sleep duration and obesity in children and adults," *Sleep*, Vol. 31, pp. 619-626, 2008. DOI: 10.1093/sleep/31.5.619
- [13] Marshall, N. S., Glozier, N., Grunstein, R. R., "Is sleep duration related to obesity. A critical review of the epidemiological evidence," *Sleep Med Rev*, Vol. 12, pp. 289-298, 2008. DOI: 10.1016/j.smrv.2008.03.001
- [14] Patel, S. R. , et al., "Short sleep duration and weight gain: a systematic review," *Obesity*, Vol. 16, pp. 643-653, 2008. DOI: 10.1038/oby.2007.118
- [15] Knutson, K. L., "Sleep duration and cardiometabolic risk: A review of the epidemiologic evidence," *Best Pract Res Clin Endocrinol Metab*, Vol. 24, pp.731-743, 2010. DOI: 10.1016/j.beem.2010.07.001
- [16] Gottlieb, DJ, et al., "Association of sleep time with diabetes mellitus and impaired glucose tolerance," *Arch Int Med*, Vol. 165, pp. 863-867, 2005. DOI: 10.1001/archinte.165.8.863
- [17] Kakizaki, M. et al., "Sleep duration and the risk of prostate cancer: the Ohsaki Cohort Study," *Br J Cancer*, Vol. 99, pp.176-178, 2008.
- [18] Thompson, C. L. et al., "Short duration of sleep increases risk of colorectal adenoma," *Cancer*, Vol. 117, pp. 841-847, 2010. DOI:10.1002/cncr.25507
- [19] Wu, A. H. et al., "Sleep duration, melatonin and breast cancer among Chinese women in Singapore," *Carcinogenesis*, Vol. 29, 1244-1248, 2008. DOI: 10.1093/carcin/bgn100
- [20] Verkasalo, P. K. et al., "Sleep duration and breast cancer: a prospective cohort study," *Cancer Res*, pp. 65-95, 2005. DOI: 10.1158/0008-5472.CA.N-05-2138
- [21] Kolstad, H. A., "Nightshift work and risk of breast cancer and other cancers: a critical review of the epidemiologic evidence," *Scand J Work Environ Health*, Vol. 34, pp. 5-22, 2008. DOI:

- 10.5271/sjweh.1194
- [22]Viswanathan, A. N. et al., "Night shift work and the risk of endometrial cancer," *Cancer Res*, Vol. 67, No. 21, pp. 10618-10622, 2007. DOI: 10.1158/0008-5472.CAN-07-2485.
- [23]Hu, F. B., et al., *Obesity Epidemiology*, NY: Oxford University Press, New York, 2008.
- [24]Maclure, K. M. et al., "Weight, diet, and the risk of symptomatic gallstones in middle-aged women," *N Engl J Med*, Vol. 321, No. 9, pp. 563-569, 1989. DOI: 10.1056/NEJM198908313210902
- [25]Song, M. et al., "Adulthood weight change and risk of colorectal cancer in the Nurses'Health Study and Health Professionals Follow-up Study.," *Cancer Prev Res (Phila)*, Vol. 8, No. 7, pp. 620-627, 2015. DOI: 10.1158/1940-6207.CAPR-15-0061
- [26]Balbir, S. et al., "A Machine Learning Approach for Predicting Weight Gain Risks in Young Adults," IEEE International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT), 2019. DOI: 10.1109/DESSERT.2019.8770016
- [27]Kim, B. Y. and Shin, M. H., "Procedure for the Selection of Principal Components in Principal Components Regression," *The Korean Statistical Society*, Vol. 23, No. 5, pp. 967 - 975, 2010. <https://doi.org/10.5351/KJAS.2010.23.5.967>
- [28]Thamrin, S. A., Arsyad, D., and Nasir, S., "Predicting Obesity in Adults Using Machine Learning Techniques: An Analysis of Indonesian Basic Health Research 2018," *Frontiers in Nutrition*, Vol. 8, No. 252, 2021.
- [29]Delnevo, G., Mancini, G., Roccetti, M., Salomoni, P., Trombini, E., and Andrei, F., "The Prediction of Body Mass Index from Negative Affectivity through Machine Learning: A Confirmatory Study," *Sensors*, Vol. 21, No. 7, 2361, 2021. DOI:10.3390/s21072361
- [30]V. Jindal. "Integrating Mobile and Cloud for PPG Signal Selection to Monitor Heart Rate during Intensive Physical Exercise," *2016 IEEE/ACM International Conference on Mobile Software Engineering and Systems (MOBILESoft)*, pp. 36 - 37, 2016. DOI: 10.1109/MobileSoft.2016.027.
- [31]F. Attal et al. "Physical Human Activity Recognition Using Wearable Sensors," *Sensors*, Vol. 15, No. 12, pp.31314-31338, 2015. DOI:10.3390/s151229858
- [32]K. Yu and Andrew Beam and I. Kohane. "Artificial intelligence in healthcare," *Nature Biomedical Engineering*, Vol.2, pp. 719 - 731, 2018.
- [33]Ton Cellophane and Aeilko Zwinderman. *Machine Learning in Medicine - A Complete Overview*. Jan. 2015. isbn: 978-3-319-15194-6. DOI: 10.1007/978-3-319-15195-3.

※ 이 논문은 서울여자대학교 교내연구비의 지원을 받았음(2022-0107). This work was supported by a research grant from Seoul Women's University(2022-0107).