

# 라이프로그 데이터를 활용한 개인 맞춤 수면 점수 예측 모델

## Personalized Sleep Score Prediction Model Using Lifelog Dataset

### 요 약

건강을 위해 수면의 질을 관리하는 것은 중요하다. 본 논문에서는 이러한 수면의 질을 개인의 라이프로그 데이터를 바탕으로 맞춤식으로 수면 점수를 제공하는 예측 모델을 만든다. 우선 수면 데이터를 바탕으로 개인의 Sleep score를  $y$  값으로 하는 회귀식을 만든다. 그 후 센서 데이터를 통해 개인의 행동을 예측하는 모델을 만든다. 이 예측값을 바탕으로 이전에 만든 수면 회귀식을 보정하여 새로운 회귀식을 만들고 개인에 상황과 행동에 알맞은 수면 점수를 제공한다. 이를 통해 개인이 본인의 생활과 체질에 맞춰진 수면 점수를 바탕으로 수면의 질을 관리할 수 있도록 한다.

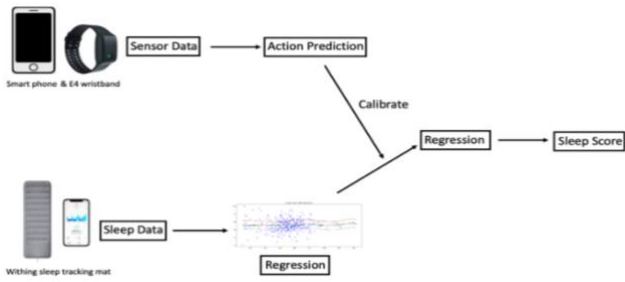
### 1. 서론

수면은 인간의 신체적 건강 정신적 건강에 매우 큰 영향을 미치는 요소이다. 선행연구에 따르면 수면이 부족한 사람이 일반사람보다 사망률이 높다는 연구 결과가 있다. 하지만 건강하기 위해 수면을 무조건 많이 자는 것 또한 좋은 방향이 아니고 적절한 시간의 수면을 하는 것이 중요하다고 알려져 있다.[1] 그러므로 건강을 위해 수면의 양을 늘리는 것이 아니라 수면의 질을 지속해 관리하는 것이 중요하다. 실제로 수면의 질이 낮은 사람의 경우 당뇨 발병뿐만 아니라, 심장질환, 고혈압 등 여러 방면에서 건강에 이상이 발생하는 경우 많다는 연구가 있다.[2]

수면의 질을 측정하는 방법으로는 수면다원검사(PSG)와 같은 방법이 있지만, 이는 시간적, 경제적 비용이 많이 드는 방법으로 매년 PSG를 통해 수면의 질을 측정하는 것은 비현실적이다. 이러한 상황에서 스마트 워치와 같은 웨어러블 기기나 Sleep Tracker와 같은 수면 측정 센서기기 통해 수면의 질을 측정한다면, PSG검사와 비교하여 경제적, 시간적으로 비용을 절감할 수 있다. 하지만 비용이 절감된다고 하여도 가장 중요한 점은 수면의 질을 잘 측정하고 알려주는 것이다. 그러나 이러한 기기들로 수면의 질을 측정하는 것은 아직 정확도면에서 발전해야 할 부분이 많고[3], 수면은 개인마다의 차이가 있으므로 기기에 의해 측정된 결과를 일반화하는 것에도 문제가 발생한다.

개인마다 수면의 질적 차이가 발생하는 이유는 크게 세 가지이다. 첫 번째로는 개인별 수면 체질이다. 선행연구에 따르면 개인마다 수면 단계에 머무는 시간이 다르고, 어떤 개인은 3~4단계에 수면 단계에서 오랜 시간을 보내지만, 어떤 개인은 1~2단계의 수면 단계에서 더 시간을 오래 보내는 것과 같은 개인별 차이가 있다는 연구가 있다. [4] 두 번째로는 건강 상태이다. 선행연구에 따르면 신체적, 정신적 건강 상태는 수면의 질에 크게 영향을 미치는 것으로 나타났다. 그렇기에 개인의 건강 상태에 따라 수면의 질에도 차이가 발생한다는 것을 알 수 있다. 세 번째는 생활습관이다. 선행연구에 따르면 개인의 일과와 모든 행위에 의해 수면의 질이 달라진다고 알려져 있다.[5] 개인별로 이러한 이유로 수면의 질은 상대적으로 모두 차이가 있지만, 현재 상용화된 많은 수면 측정 센서 기기들은 절대적 점수를 바탕으로 개인에게 수면의 질을 제공하고 있다. 이는 개인의 생활 환경이나 체질의 차이를 고려하지 않은 방법으로, 어느 정도 정확성을 가질 순 있지만, 각 개인에게 최적화된 수면의 질을 파악하는 것에는 어려움을 갖는다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 스마트폰, 스마트 워치(Empatica e4), 수면 측정 센서 기기(Withings Sleep Tracking Mat)에 의해 생성된 데이터가 담긴 개인의 라이프로그 데이터셋[6]을 학습하여 개인에게 더 최적화된 수면의 질을 Sleep score라는 점수의 방식으로 제공하는 모델을 제안한다. 모델의 예측 과정은 다음과 같다.



<그림 1> 모델의 흐름도

- 1) 스마트폰, 스마트 워치의 센서 데이터를 학습하여 개인의 행동(Action)을 예측하는 모델을 만든다.
- 2) 수면 데이터를 바탕으로 Sleep score를 y 값으로 갖는 회귀식을 만든다.
- 3) 회귀식의  $\pm 3\%$ 를 기준으로 A, B, C로 나누고 센서 데이터를 바탕으로 Random forest로 집단을 예측한다.
- 4) 그 후 C 클래스의 회귀식에 Action 예측을 기반으로 오차를 줄이는 회귀식을 추가하여 보정한다.

## 2. 관련 연구

스마트 워치(E4)로 측정한 센서 데이터 중 Blood volume Pressure(BVP), Electro-dermal activity(EDA)를 바탕으로 시계열 분석 기반 머신 러닝 모델을 통해 수면의 질을 예측하는 선행 연구가 존재한다.[7] 이 연구에서는 두 데이터(EDA, BVP)를 바탕으로 수면의 질을 측정하였다. 본 연구에서도 이러한 방법에 착안하여 해당 데이터를 분석하여 수면 점수를 구성하는 데 사용하려고 시도해보았지만, 데이터 결측이 많아 적용하지 못하였다. 그러나 선행 연구에서 개인의 센서 데이터를 바탕으로 수면의 질을 예측하려던 부분을 더 발전시켜 수면 중 데이터를 통한 수면의 질 분석과 수면 시간 이외의 활동을 바탕으로 수면 점수를 보정하는 데 사용하여 개인 수면의 질을 더 포괄적으로 분석, 예측하고자 하였다.

## 3. 실험

### 3.1 데이터 셋

본 연구에서는 2019년 피실험자 20명, 2018년 피실험자 30명의 라이프로그 데이터를 사용했다. 데이터는 E4 무선 기기(스마트워치)와 휴대폰, 그리고 수면 측정센서(Withings Sleep Tracking Mat)로 수집되었다.

센서의 경우 유저별로 각 센서가 분 단위로 파일이 나뉘어 기록되어 있었으며, 분 단위로 저장된 파일 내에서도 센서의 측정빈도(Hz)에 맞게 0.01초 등 서로 다른 간격을 두고 기록되어 있었다. 이러한 특성 때문에 센서별로 측정되는 시간이 달라 서로 다른 시간에 센서가 측정되어 서로 싱크가 맞지 않는 문제가 존재했다. 예를 들어 e4Bvp 센서는 0.016초 단위로 측정하는 반면, e4Acc 센서는 0.031초 단위로 측정되어 서로 다른 시

간의 센서 값을 저장하고 있었다. 서로 싱크가 맞지 않는 데이터를 맞추기 위해 선형 보간 법을 사용해 서로의 time stamp를 맞추는 연구도 있었다.[8] 하지만 위 연구의 경우 센서의 데이터 수집 주기가 32Hz와 20Hz로 두 가지 종류밖에 없는 반면 본 연구에서 활용한 데이터는 32Hz, 1Hz, 64Hz, 4Hz, 30Hz, 매 5초 등 모든 센서가 각기 다른 수집 주기를 가지고 있었기 때문에 보간 법을 사용해 시간을 맞추어 주는 것에 한계가 있었다. 그래서 본 연구에서는 분 단위로 센서 값의 평균과 표준편차를 계산하여 해당 센서의 실제 값과 변동 수준을 파악하기 위한 변수로 사용하였다.

### 3.2 실험 방법

서론에서 언급했듯, 모델은 크게 1) 스마트폰, 스마트 워치의 센서 데이터를 학습하여 개인의 행동(Action)을 예측하는 모델, 2) 수면시간을 바탕으로 Sleep score를 y 값으로 갖는 회귀모델, 3) 회귀식의  $\pm 3\%$ 를 기준으로 A, B, C로 나누고 센서 데이터를 바탕으로 각 데이터를 A, B, C로 분류하는 모델, 4) 그 후 C 클래스의 회귀식에 Action 예측을 기반으로 오차를 추정하는 회귀모델로 구성되어 있다. 먼저 1) 센서 데이터를 학습하여 개인의 행동(Action)을 예측하는 모델의 경우, 앞서 분 단위로 처리해주었던 센서별 평균 및 표준편차값을 독립 변수로, 이용자의 action을 y로 놓아 분류 Task를 수행하였다. 모델로는 Random Forest와 LightGBM을 사용하였다.

Action Predict with RF, GBM						
년도	2018		2019		2020	
Model	RF	GBM	RF	GBM	RF	GBM
acc(단순제거)	85.7	81.0	81.0	85.2	74.4	72.8
acc(값 대체)	85.4	81.4	84.3	87.3	74.7	74.8

<표1 모델 별 action 예측 정확도>

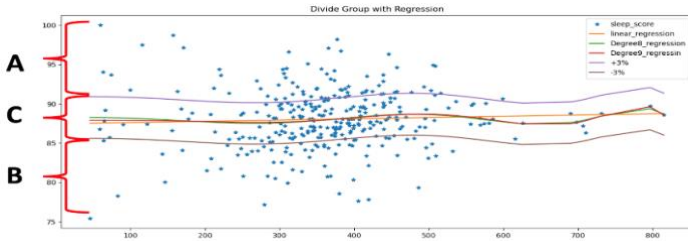
2) 수면 시간을 바탕으로 Sleep score를 예측하는 회귀 모델에서 스마트 워치나 수면 매트 등 간소화된 장비로 측정하는 수면 점수의 경우 수면 시간에 가장 큰 영향을 받는다. 하지만 이러한 측정 방식에는 수면시간으로만 설명할 수 없는 오차가 많이 존재하게 되기 때문에, 이 오차를 예측하기 위해 회귀 모델이 적합한다.

오차 작은 순		오차 큰 순		차수에 의한 개선정도
	오차 평균		오차 평균	
8	2.8153	31	2.897	2.83 %(8,31)
9	2.8159	33	2.872	1.95 %(8,33)
10	2.8163	36	2.85	1.21 %(8,36)
12	2.8164	85	2.84	0.87 %(8,85)

<표2 다중 선형 차수 별 오차>

<표2>에서 알 수 있듯 차수를 높이며 오차를 줄일 수

있는 최대 개선 정도는 2.83%이다. 따라서 차수를 높이며 데이터 셋에 적합한 식을 찾는 것보다 높은 개선 정도를 갖는지를 기준으로 삼는다. 이 모델을 적합 시킨 후 추정 회귀식과 추정값의  $\pm 3\%$ 로 그래프를 그려보면 다음 그림과 같이 나오는데, 본 연구에서는 회귀식의 설명력이 높은 구간인 C 구간에서 오차를 추정하였다.



<그림 2> 회귀식 그래프

회귀식의 설명력이 높은 C 구간에 대해 오차를 추정할 것이기 때문에, 3) 센서 데이터를 바탕으로 클래스(A, B, C)를 분류하는 모델을 통해 데이터가 속하는 클래스를 예측해주었다.

Classifier (RF, GBM)		
지표 \ model	RF	GBM
acc	80.4	73.0
F1	80.4	73.1
Recall	80.4	73.1
Precision	80.4	73.1

클래스를 구분하는 것에는 RF모델이 적합하다 판단된다. 이후 최종적으로 4) C 구간에 대해 오차를 추정하는 회귀모델을 적합하였고, 이를 통해 오차를 보정하게 되었다. 오차를 추정하는 회귀식은 다음과 같았다.

$$\epsilon_{(i,p)} = 2.83 - 9.5e^{-5}x_1 - 3.7e^{-4}x_2 - 1.8e^{-4}x_3 + 1.2e^{-4}x_4 - 8.5e^{-4}x_5 - 1.7e^{-3}x_6 - 1.7e^{-3}x_7 - 1.4e^{-4}x_8 + 1.8e^{-3}x_9 - 2.5e^{-3}x_{10} - 1.3e^{-3}x_{11} - 7.4e^{-3}x_{12}$$

각 항에 들어가는 값은 다음 순서와 같다. (기준: 분)

<sup>1</sup>study, <sup>2</sup>recreation, <sup>3</sup>travel, <sup>4</sup>meal, <sup>5</sup>household, <sup>6</sup>personal\_care, <sup>7</sup>work, <sup>8</sup>hobby, <sup>9</sup>entertainment, <sup>10</sup>household, <sup>11</sup>community\_interaction, <sup>12</sup>socializing

$$\epsilon_p = (\epsilon_{(0,p)} + \epsilon_{(1,p)} + \epsilon_{(2,p)}) / 3$$

$$result_i = \left| \frac{\epsilon_i - \epsilon_p}{\epsilon_i} \right| \times 100\%$$

	$\epsilon_0$ (선형오차)	$\epsilon_1$ (8차오차)	$\epsilon_2$ (9차오차)	$\epsilon_p$ (보정 값)
std	2.87	2.85	2.86	0.56
Max	6.59	6.33	6.38	6.06
min	-6.67	-6.90	-6.8	1.4
result	20.04%	20.31%	-20.52%	

이 방식으로 추정된 오차를 최종적으로 수면 점수 회귀식에 넣어 오차를 보정한 결과 평균 20%가량 보정되었고, 각 오차를 통합 경우엔 24.9% 보정 효과가 발생했다. 따라서 수면 점수에 끼치는 Action의 영향을 수식적으로 표현하여 이에 대한 오차를 좁혔다.

## 4. 결론

본 연구에서는 라이프로그 데이터셋을 바탕으로 수면 회귀식을 만들고, Action 예측 모델로 이를 보정하여 개인에 최적화된 수면 점수를 제공하는 회귀식을 만들었고, 이를 통해 개인의 수면의 질을 더욱 잘 측정할 수 있음을 보였다. 그 결과 평균적으로 20% 정도의 오차를 보정할 수 있었고, 개인의 수면의 질을 보다 정확한 수면 점수로 제공할 수 있었다.

이번 연구에서는 데이터의 결측 등의 이유로 수면 회귀식이나 보정에 사용하지 못한 데이터들이 있었다. 이러한 데이터들과 더불어 더 많은 개인의 라이프로그 데이터가 추가 된다면, 모델의 성능이 유의미하게 향상되고 보다 정확한 수면 점수를 제공할 수 있다고 예측된다.

## 참고문헌

[1]Cappuccio, F. P., D'Elia, L., Strazzullo, P., & Miller, M. A. (2010). Sleep duration and all-cause mortality: a systematic review and meta-analysis of prospective studies. *Sleep*, 33(5), 585-592.

[2]Institute of Medicine. (2013). *The Importance of Sleep and Sleep Disorders in the United States: Priorities for Policy*. Washington, DC: The National Academies Press.

[3]Buysse, D. J., Hall, M. L., Strollo Jr, P. J., Kamarck, T. W., Owens, J., Lee, L., ... & Matthews, K. A. (2015). Validation of a consumer-grade sleep-tracking device for assessment of sleep in adults. *Journal of clinical sleep medicine: JCSM: official publication of the American Academy of Sleep Medicine*, 11(7), 897-905.

[4]Kwon, Y. J., Lee, C. J., & Oh, B. M. (2004). 개인별 수면체질: 수면-각성 임계점 및 수면 단계와의 관련성. *수면과 생물리학*, 8(1), 14-22.

[5] Voderholzer, U., Al-Shajlawi, A., Weske, G., Feige, B., & Riemann, D. (2011). Are lifestyle factors associated with insomnia when controlling for depressive symptoms?. *Sleep medicine*, 12(8), 679-685.

[6]라이프로그 데이터셋:

[https://nanum.etri.re.kr/share/schung1/ETRILifelogDataset2020?lang=ko\\_KR](https://nanum.etri.re.kr/share/schung1/ETRILifelogDataset2020?lang=ko_KR)

[7]강효정, 곽주현, 조원근, 김동일.(2022).머신러닝 기반 E4 라이프로그 데이터를 활용한 수면의 질 예측.한 국정보과학회 학술발표논문집,( ),603-605.

[8]임호연, 정승은, 정치윤, 정현태. (2020). 라이프로그 기반 일상생활 활동유형에 대한 탐색적 연구. 한국정보처리학회 학술대회논문집. 27권 2호. 761-764.