

# 웨어러블 디바이스를 활용한 실시간 혈중 젖산농도 비율 예측 모델 설계

이수빈, 고정길\*

연세대학교 IT융합공학과, 지능형반도체IT융합전공

subin.lee@yonsei.ac.kr, \*jeonggil.ko@yonsei.ac.kr

## Design of a Real-time Blood Lactate Concentration Ratio Prediction Model Using Wearable Devices

Subin Lee, JeongGil Ko

BK21 Graduate Program in Intelligent Semiconductor Technology,  
School of Integrated Technology, Yonsei University

### 요약

본 논문은 심박수를 측정할 수 있는 웨어러블 디바이스를 사용하여 혈중 젖산농도를 비침습적인 방법으로 예측하는 방법을 설계했다. 심박수를 측정할 수 있는 Polar H10과 휴대용 혈중 젖산 측정장비 Accutrend Plus를 사용하여 정확한 심박수와 혈중 젖산 농도를 운동 단계별로 측정하였으며 운동강도는 Modified Bruce Protocol에 따라 일정하게 향상, 하강 시켰다. 수집된 데이터는 BiLSTM 회귀 모델 학습에 사용되었으며 학습을 위한 데이터 전처리 과정에서는 다항 보간법을 사용하여 젖산 농도를 심박수 데이터에 맞게 확장하였다. 상대적인 젖산 농도로 데이터를 변환하기 위해 표준화를 진행하였다. 위와 같이 설계된 모델은 운동 강도 설정 및 훈련 효과 극대화에 중요한 실시간 피드백을 제공할 수 있으며 기존의 침습적 방식과 비교하여 더 접근성이 높은 방법을 제시한다.

### I. 서론

혈중 젖산은 운동 중 대사 과정의 중요한 매개물질로, 에너지의 원천, 포도당 합성의 전구체, 신호 분자, 혈당 유지 물질 등 다양한 역할을 수행한다. 특히, 운동 강도 변화에 따른 혈중 젖산 농도(이하 젖산 농도) 변화는 운동 강도 설정 및 휴식의 중요한 지표로 사용된다. 현재 젖산 농도를 측정하는 일반적인 방법은 혈액 샘플을 직접 손끝에서 채혈하여 분석하는 방식이다[1,2]. 그러나 이러한 방법은 각 운동 강도 단계마다 일시적으로 운동을 멈추고 측정해야 하는 불편함과 고가의 젖산 농도 측정 장비를 필요로 하는 접근성 문제를 가진다.

이러한 문제점을 해결하고자, 운동 선수들의 젖산 농도 기반 훈련 방법을 위해 혈중 젖산 역치(Blood Lactate Threshold)와 심박수의 상관관계를 분석하는 연구[3]가 진행되어 왔다. 그러나 기존의 연구들은 실시간으로 변화하는 젖산 농도의 변화를 예측할 수 없어, 현재 젖산 농도를 기반으로 한 젖산 역치 훈련을 설계하는 데 한계가 있었다. 젖산 농도 기반 훈련 설계에서는 절대적인 젖산 수치보다는 젖산 역치 또는 최대 젖산 농도 대비 현재 젖산 농도가 얼마나 축적되어 있는지를 파악하는 것이 핵심이다.

따라서 본 논문에서는 최대 젖산 농도 대비 현재 젖산 농도 비율을 실시간으로 측정할 수 있는 시스템을 제안한다. 이를 위해 웨어러블 디바이스를 통해 실시간으로 심박수를 측정하고, 학습된 머신러닝 모델을 활용하여 최대 젖산 농도에 대한 현재 젖산 농도의 비율을 예측한다. 제안하는 시스템은 실시간 피드백을

제공하여 운동 강도 조절 및 훈련 효과를 극대화할 수 있는 가능성을 제시한다.

### II. 데이터 수집

모델 학습에 필요한 입력 데이터셋은 심박수이고, 정답 데이터셋은 혈중 젖산 농도이다. 본 연구에서는 세계적으로 널리 사용되는 심박수 측정 장비인 Polar H10[4]과 휴대용 혈중 젖산 측정 장비인 Accutrend Plus[5]를 사용하여 운동 강도에 따른 데이터를 수집하였다. 운동 강도 설정은 Modified Bruce Protocol[6]에 따라 진행하였다.

심박수는 실험 시작 지점부터 종료 지점까지 1초당 1회씩 연속적으로 수집되었다. 젖산 농도는 손끝에서 채혈침을 사용하여 약 0.5mM의 혈액 샘플을 채취하여 분석하였다. 젖산 측정은 운동 전과 각 Stage가 끝나는 지점에서 수행되었다. 수집 과정에서 <표 1>과 같이 Borg scale RPE(운동 자각도)가 10에 이르러 피험자가 스스로 탈진에 이르렀다고 판단되는 경우 해당 Stage를 즉시 종료하고, Stage를 단계적으로 낮추어가며 Stage 0에 도달할 때까지 역순으로 측정을 진행하였다. 이를 통해 상승 시 젖산 농도 데이터와 하강 시 젖산 농도의 변화를 측정하여 젖산 농도의 방출과 흡수에 관한 특징들을 모두 학습할 수 있도록 하였다.

Stage	Speed(km/h)	Incline(%)	Duration(min)
Stage 0	2.7	0	3
Stage 1	2.7	10	6

Stage 2	4	12	9
Stage 3	5.4	14	12
Stage 4	6.7	15	13.7
RPE 10 (Borg scale)			
Stage 3	5.4	14	16.7
Stage 2	4	12	19.7
Stage 1	2.7	10	22.7
Stage 0	2.7	0	25.7

표 1. Modified Bruce Protocol에 따른 운동 강도 변화 예

수집한 데이터는 다항 보간법을 사용하여 심박수 데이터의 크기에 맞게 젖산 농도 데이터를 확장하고, 표준화를 통해 심박수에 대한 젖산 농도의 상대적 비율을 나타냈다. 이를 통해 심박수에 대한 젖산 농도의 상대적 수치를 학습시킬 수 있었으며, 개인마다 다른 절대적인 젖산 농도 수치 차이로 인한 문제점을 극복할 수 있었다. 이러한 데이터 전처리 과정을 통해 모델의 학습에 필요한 고품질의 데이터셋을 구축하였다. <그림 1>은 운동강도에 따른 심박수와 젖산 농도 그래프이다.

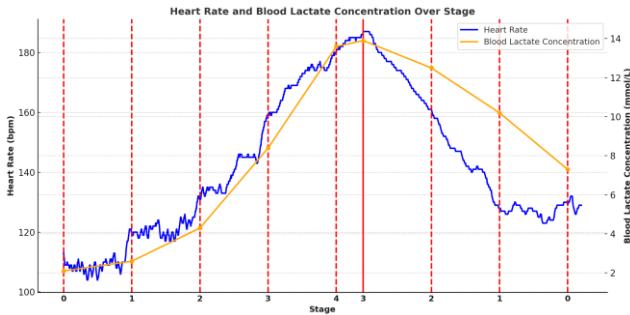


그림 1. Stage에 따른 심박수와 젖산 농도의 변화

### III. 모델 설계

본 연구에서 제안하는 모델은 시계열 데이터를 효과적으로 학습하고, 실시간으로 스마트폰과 같은 모바일 장비에서 추론이 가능한 모델을 설계하는 데 있다. 이를 위해 BiLSTM(Bidirectional Long Short-Term Memory) 회귀 모델을 사용하여 TensorFlow Lite로 구현하고 이는 모바일 및 임베디드 디바이스에 최적화되어 있어 실시간 애플리케이션에서 낮은 추론 시간을 보장하고, 플랫폼 호환성이 뛰어나 다양한 디바이스에서 지원되는 장점이 있다.

모델의 성능을 최적화하기 위해 추론 시간과 정확도를 고려한 하이퍼파라미터 튜닝을 실시하였다. 구체적으로 입력 데이터의 윈도우 크기(window size), 레이어 수, 각 레이어의 유닛 수를 조절하여 모델의 복잡성을 제어하고 과적합을 방지하기 위해 드롭아웃(dropout)을 적용하였다. 이러한 하이퍼파라미터 튜닝은 여러 실험을 통해 최적의 값을 찾고자 하였다.

모델 학습은 모바일 기기에서 직접 이루어지지 않고, 고성능 서버에서 수행된다. 서버에서 학습된 모델을 모바일 디바이스로 배포하여 실시간 추론이 가능하도록 하였다. 이를 통해 모바일 환경에서도 높은 정확도와 낮은 지연 시간을 유지할 수 있는 모델을 구현하였다. 이러한 설계는 웨어러블 디바이스를 통해 실시간으로 심박수를 측정하고, 학습된 머신러닝 모델을 활용하여 최대 젖산 농도에 대한 현재 젖산 농도의 비율을 예측하는 시스템을 제공한다.

본 연구의 모델 설계는 운동 강도 조절 및 훈련 효과 극대화를 위한 실시간 피드백 시스템을 구축하는 데 기여할 수 있으며, 기존의 침습적 방법에 비해 접근성과 편의성을 크게 향상시킬 수 있다.

### IV. 결론

본 논문에서는 웨어러블 디바이스를 활용하여 실시간으로 혈중 젖산 농도 비율을 예측하는 모델을 제안하였다. 심박수와 젖산 농도 데이터셋을 구축하고 BiLSTM 회귀 모델을 통해 실시간 모바일 디바이스에서 젖산 농도 비율 예측 시스템을 제안하였다.

앞으로 연구 방향으로는 젖산농도 예측을 위한 데이터셋 수집 시 다른 생리학적 신호(호흡수, 체온 등)를 함께 고려하여 모델의 예측 정확도를 향상시키는 연구, 다양한 연령과 성별의 데이터를 통한 일반화, 실제 운동 환경에서의 평가 연구가 될 것이다.

본 논문이 제안하는 모델과 시스템은 운동선수 뿐만 아니라 일반인들의 건강 관리 및 운동 효율성을 높이는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 지속적인 연구와 개선을 통해 웨어러블 디바이스를 활용한 실시간 건강 모니터링 시스템의 발전을 도모할 수 있을 것이다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024 년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(P0020535, 2024 년 산업혁신훈인재성장지원사업). 이 논문은 2023 년도 두뇌한국 21 사업(4 단계 BK21 사업)에 의하여 지원되었음.

### 참 고 문 헌

- [1] Bouhlel, E., Jouini, A., Gmada, N., Nefzi, A., Abdallah, K. B., & Tabka, Z. (2006). Heart rate and blood lactate responses during Taekwondo training and competition. *Science & Sports*, 21(5), 285-290.
- [2] Butios, S., & Tasika, N. (2007). Changes in heart rate and blood lactate concentration as intensity parameters during simulated Taekwondo competition. *Journal of sports medicine and physical fitness*, 47(2), 179.
- [3] Ringwood, J. V., O'Neill, J., Tallon, P., Fleming, N., & Donne, B. (2014, October). Non-invasive anaerobic threshold measurement using fuzzy model interpolation. In 2014 IEEE Conference on Control Applications (CCA) (pp. 1711-1715). IEEE.
- [4] Hernando, D., Garatachea, N., Almeida, R., Casajus, J. A., & Bailón, R. (2018). Validation of heart rate monitor Polar RS800 for heart rate variability analysis during exercise. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 32(3), 716-725.
- [5] Baldari, C., Bonavolontà, V., Emerenziani, G. P., Gallotta, M. C., Silva, A. J., & Guidetti, L. (2009). Accuracy, reliability, linearity of Accutrend and Lactate Pro versus EBIO plus analyzer. *European journal of applied physiology*, 107, 105-111.
- [6] Lundgaard, E., Wouda, M. F., & Strøm, V. (2017). A comparative study of two protocols for treadmill walking exercise testing in ambulating subjects with incomplete spinal cord injury. *Spinal Cord*, 55(10), 935-939.