

제 1 형 당뇨병 환자의 인지적 부담 감소를 위한 미래 계획 기반 혈당 예측 모델 개발*

김태현⁰, 박상근

경희대학교 소프트웨어융합학과

kth000928@khu.ac.kr, sk.park@khu.ac.kr

Development of a Future Plan-based Blood Glucose Prediction Model to Reduce Cognitive Load for Patients with Type 1 Diabetes

Taehyeon Kim⁰, Sangkeun Park

Department of Software Convergence, Kyung Hee University

요약

제 1 형 당뇨병 환자의 다회 인슐린 주사요법은 식사, 신체 활동, 인슐린 주입 등 복합적인 변수들을 실시간으로 고려해야 하므로 환자에게 높은 인지적 부담을 야기한다. 기존 혈당 예측 연구들은 지연성 고혈당 및 '복합 미래 계획' 반영에 한계가 있었다. 본 연구는 환자 1 인의 3 주 데이터를 활용해, '복합 미래 계획'(식사, 운동)을 입력받아 6 시간의 장기 혈당을 예측하는 Temporal Fusion Transformer (TFT) 모델을 제안한다. 평가 결과, 제안 모델은 LSTM 대비 장기 예측 성능이 우수했으며, 복합 계획 시뮬레이션에서 상용 서비스(PASTA)보다 실제 혈당 궤적과 더 유사했다. 본 연구는 MDI 환자가 미래 시나리오를 시뮬레이션하여 인지적 부담을 줄이고 정밀한 인슐린 용량 결정을 보조하는 모델을 제안한다는 데 의의가 있다.

1. 서론

2024 년 기준 전 세계 성인 9 명 중 1 명이 당뇨병을 앓고 있을 정도로, 당뇨병은 21 세기 주요 공중 보건 문제로 대두되고 있다. 당뇨병은 발병 원인과 특징에 따라 제 1 형과 제 2 형으로 구분된다. 제 2 형 당뇨병은 인슐린 저항성이나 상대적 인슐린 분비 결핍으로 인해 발생하는 반면, 제 1 형 당뇨병은 췌장의 베타세포 파괴로 인해 인슐린 분비가 거의 이루어지지 않아 평생 외부의 인슐린 주입에 절대적으로 의존해야 하는 심각한 질환이다[1].

제 1 형 당뇨병 환자의 혈당 관리가 어려운 주된 이유는 혈당 변동에 영향을 미치는 요인이 매우 다양하고 복잡적이기 때문이다. 탄수화물은 식후 30 분에서 1 시간 이내에 혈당을 직접 상승시키며, 지방과 단백질은 위 배출 지연 및 포도당 신생합성을 통해 식후 2~6 시간 후 지연성 고혈당을 유발한다[2]. 또한, 신체 활동은 인슐린 감수성을 향상시켜[3] 급성 저혈당 및 장기적으로 혈당이 떨어지는 위험을 초래할 수 있으며, 스트레스 호르몬과 불규칙한 수면은 인슐린 저항성을 증가시켜 혈당 조절을 악화시킨다[4,5]. 이러한 변수들은 개인 간의 편차가 크기 때문에, 일반화된 규칙이나 모델만으로는 최적의 혈당 관리를 달성하기 어렵다.

이로 인해 제 1 형 당뇨병 환자는 24 시간 내내 식사, 활동, 수면 등 수많은 변수를 고려하여 혈당 변화를 예측하고 인슐린 용량을 조절해야 하는 높은 인지적 부담을 안게 된다. 환자들이 보편적으로 사용하는 다회 인슐린 주사요법(MDI, Multiple Daily Injections)은 하루에도 여러 번 스스로 인슐린을 주입하는 방식이지만, 환자 스스로가 이러한

복잡성을 실시간으로 고려하여 매번 정밀한 용량을 주입하기에는 현실적인 어려움이 따른다

이에 제 1 형 당뇨병 환자의 인슐린 용량 결정을 보조하기 위해, 식사량, 운동량 등의 다양한 요소를 고려한 혈당 변화 예측 연구들이 활발히 수행되어 왔다. 하지만 기존 연구는 4 시간 이내의 단기 예측에 머무르거나, 식사 및 운동 계획을 복합적으로 고려한 예측이 불가능하다는 한계가 존재한다.

이에 본 연구에서는 미래의 식사량과 운동량을 미리 계획하고 입력했을 때 혈당의 변화를 보다 정확하고 장기적으로 예측할 수 있는 시계열 모델을 제안하고, 이를 제 1 당뇨병 환자가 실제로 사용해볼 수 있는 데이터 수집 및 혈당 변화 모니터링 모바일 앱을 개발한다.

2. 관련 연구

2.1. 다양한 요소를 고려한 혈당 변화 예측

혈당 변화에는 식사량, 운동량 등의 다양한 요소가 영향을 끼친다. 혈당에 가장 민감하게 반응하는 탄수화물 섭취를 중심으로 혈당 변화를 예측하는 연구들이 있었으며[6,10,11]. 탄수화물 외에도 단백질, 지방 등 복합적인 식사 성분을 함께 고려한 연구들이 수행되었다[7,8,13]. 보다 정확한 혈당 변화 예측을 위해, 심박수나 걸음 수와 같은 신체 활동 데이터를 식사 정보와 통합하여 혈당 변화를 예측한 연구도 있다[12]. 그러나 이러한 연구들은 식후 4 시간 이내의 단기 예측에 머무른다는 단점이 있다. 단백질과 지방 섭취로 인해 식후 2 시간에서 6 시간 사이에 발생하는 비선형적인 '지연성 고혈당'을 포착하고 이에 기반한 인슐린 용량을 조절하기 위해서는 더 긴 시간의 예측을 제공할 필요가 있다.

*본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 2025 년 도 SW 중심대학사업의 결과로 수행되었음 (2023-0-00042)

2.2 혈당 변화 예측을 위한 다양한 정보 입력 시점

사용자가 입력하는 정보의 시점에 따라 혈당 변화를 예측하는 다양한 연구가 수행되었다. 과거 섭취한 탄수화물 이력을 입력받아 혈당 변화를 예측하는 연구[2-AC], 이미 섭취한 식사와 수행한 운동량을 기록받아 혈당 변화를 예측한 연구[11,12,13] 등이 있다. 또는 카카오의 '파스타'[15] 서비스와 같이 현재 시점의 행동을 입력받아 즉각적인 피드백을 제공하는 연구도 있으며[7,8,9], 사용자의 미래 '식사 계획'을 미리 입력받아 인슐린 투여를 조언하는 선제적 방식도 제안되었다[10]. 기존 연구들은 이처럼 과거 이력에 기반한 예측이나 현재 행동 입력을 기반으로 혈당 변화를 예측하고 인슐린 투여량을 조언하는 데 집중되어 있다.

2.3 기존 연구의 한계 및 본 연구의 차별점

기존 연구는 4 시간 이내의 단기 예측에 머물거나, 식사, 운동, 인슐린 주입 계획 등을 복합적으로 고려한 예측이 어렵다는 한계가 존재한다. 이에 본 연구에서는 미래의 식사량과 운동량을 미리 계획하고 입력했을 때 혈당의 변화를 보다 정확하고 장기적으로 예측할 수 있는 시계열 모델을 제안한다.

3. 시계열 기반의 혈당 변화 예측 모델 개발

3.1. 데이터 수집 및 시스템 아키텍처

혈당 변화 예측 모델 개발을 위해, 2025 년 9 월 28 일~2025 년 10 월 19 일까지 약 3 주 동안 현재 제 1 형 당뇨병을 앓고 있는 저자 1 인의 데이터를 수집했다. 수집한 데이터는 다음과 같다.

- 사용자 수동 입력 데이터: 앱을 통해 사용자가 직접 기록한 식사(탄수화물, 단백질, 지방), 인슐린(종류, 주입량), 미래 계획(식사/운동) 데이터
- 자동 수집 데이터 (5 분 간격으로 샘플링): Google Health Connect API 를 활용하여 통합된 혈당(연속 혈당 측정기 - 케어센스 에어), 걸음 수, 심박수, 수면 (스마트워치 - 갤럭시워치 8) 데이터

3.2 데이터 가공

인슐린 프로파일을 바탕으로 주입시간 경과에 따른 '체내 잔여 인슐린'과 '활성 인슐린 효과'를 계산했다[14]. 또한, 단백질과 지방이 최대 10 시간동안 혈당을 느리게 상승시키는 현상을 반영하기 위하여 '과거 10 시간동안의 누적 섭취 지방량', '과거 8 시간동안의 누적 섭취 단백질량', '과거 4 시간동안의 누적 섭취 탄수화물량'의 영양소 지연 특징을 생성하여 모델의 입력 값으로 사용하였다.

3.3 예측 모델 개발

본 연구에서는 Google 에서 개발한 딥러닝 모델인 Temporal Fusion Transformer (TFT) 모델을 활용한다. 이 모델은 과거의 사건이 현재 및 미래 혈당에 미치는 영향을 효과적으로 학습할 수 있다.

모델 아키텍처에 따라서 입력은 과거의 측정값에만 의존하는 과거변수와 예측 시점에도 알 수 있거나 계획할 수 미래 변수로 구분하였다. 특히, 생리학적 파생 특징(체내 잔여 인슐린, 활성 인슐린 효과, 영양소 지연 특징)을 미래 변수로 분류했다. 이는 사용자가 식사 및 운동 계획을 입력할 시, 해당 계획이 유발할 미래 효과까지 TFT 모델에 전달하기 위함이다.

혈당 시계열은 식사, 인슐린 주입, 운동, 스트레스, 수면 주기에 따라 데이터의 전체적인 평균이 계속해서 변동하는 비정상성 특성이 강하므로 학습의 안정성을 위해 모델이 혈당의 절대값을 예측하는 대신 변화량을 예측하도록 하여 혈당의 동역학에 집중하도록 구현했다.

3.4 모델 평가 결과

3.4.1. 모델 예측 성능 평가

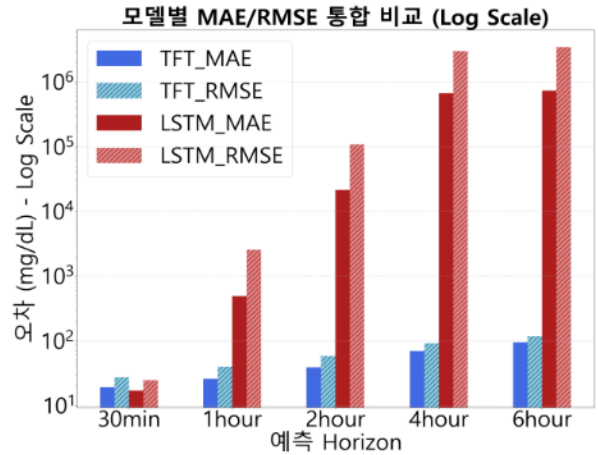


그림 1. 모델별 성능 비교(MAE / RMSE, mg/dL)

본 연구에서 수집/가공한 특징을 사용한 TFT 모델과 LSTM 모델의 혈당 변화 예측 성능을 비교했다. 이 때 성능 평가 지표는 MAE 와 RMSE 를 사용했다. [그림 1]은 슬라이딩 윈도우 방식을 적용하여 시계열 데이터를 겹치지 않는 총 10 개의 6 시간 단위 검증 세트로 나누어 모델의 예측 성능을 순차적으로 평가한 그래프이다. 모델 비교 결과, 30 분 미래 예측에서는 LSTM 이 제안 모델 대비 대비 근소한 우위를 보였으나, 1 시간 미래 예측부터 TFT 모델의 성능이 훨씬 우수하며 오차도 작게 유지되는 것을 확인할 수 있다.

3.4.2 혈당 변화 예측 시뮬레이션

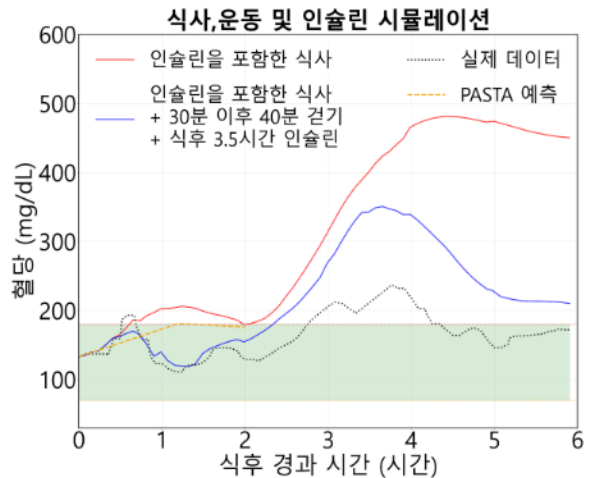


그림 2. 미래 활동 계획 기반 혈당 변화 예측

[그림 2]는 현재(0 시간) 막 인슐린을 포함한 식사(식사 시 인슐린도 동시 주사)를 마쳤을 때의 혈당 변화(빨간색 선), 그리고 여기에 추가로 신체 활동 계획(30 분 이후 40 분 걷기)과 3.5 시간 이후 추가 인슐린 주입 계획을 모델에 입력했을 때의 혈당 변화(파란색 선)를 시뮬레이션한 그래프이다. 모델의 성능을 타 비교하기 위해, 카카오에서 출시한 식사 기반의 식후 2 시간 혈당 예측 서비스인 PASTA 를 비교 대상으로 선정했다(주황색 선). PASTA 는 식사 외에 신체 활동 계획이나 인슐린 주입 계획을 입력할 수 없으므로 식사에 기반한 예측만 가능하다. 그래프를 보면, 운동 계획 및 추가 인슐린 주입 계획까지 반영된 혈당 변화 예측이 실제 혈당 변화(검은색 선)와 가장 유사함을 확인할 수 있다.

3.5. 혈당 변화 예측 및 모니터링 앱

본 연구에서 개발한 모델의 실효성을 확인하기 위해, 개발된 TFT 시계열 모델을 기반으로, 사용자가 식사 계획, 운동 계획, 인슐린 주입 계획 등의 '미래 계획'을 입력하면 그에 맞는 혈당 변화를 예측할 수 있는 혈당 변화 예측 및 모니터링 앱을 개발하였다 [그림 3].

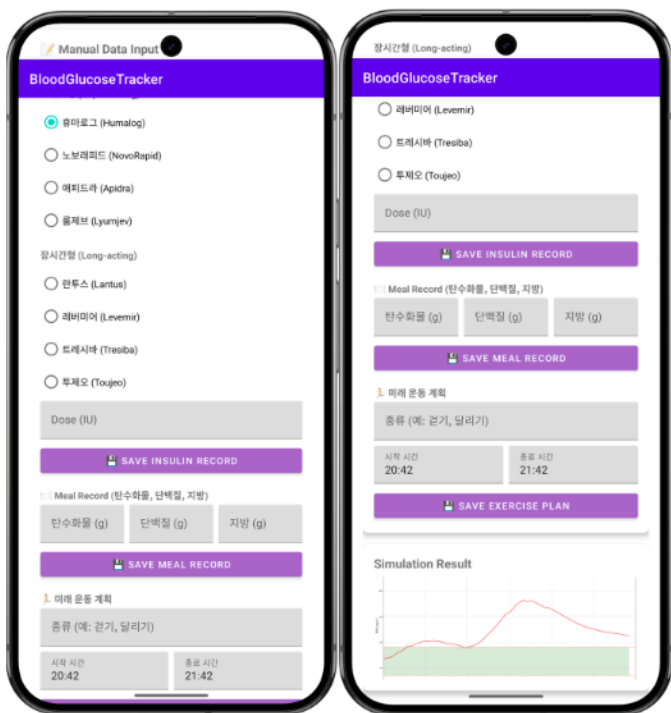


그림 3. 혈당 변화 예측 및 모니터링 앱

4. 결론

본 연구는 다회 인슐린 주사요법을 사용하는 제 1 형 당뇨병 환자가 식사, 신체 활동, 인슐린 주입 등 '복합적인 미래 계획'을 반영하여 6 시간 후의 혈당 변화를 예측할 수 있는 TFT 기반 시계열 모델을 제안했다. 제안 모델은 LSTM 대비 우수한 장기 예측 성능을 보였으며, 상용 서비스(PASTA)가 예측하지 못하는 미래 변수의 효과를 반영하여 실제 혈당과 가장 근접한 예측을 제공함을 확인했다. 이는 환자가 복잡한 일상 변수들을 고려한 의사결정을 내릴 때, 본 모델을 통해 혈당 변화를 미리 시뮬레이션 함으로써 인지적 부담을 줄이고 정밀한 인슐린 용량 조절을 지원할 수 있음을 시사한다.

참고문헌

- [1] Ogle et al., "Global Type 1 Diabetes Prevalence, Incidence, and Mortality Estimates 2025: Results from the International Diabetes Federation Atlas, 11 Edition, and the T1D Index Version 3.0," in *Diabetes Res Clin Pract*, vol. 225, 2025.
- [2] Smart et al., "Both Dietary Protein and Fat Increase Postprandial Glucose Excursions in Children With Type 1 Diabetes, and the Effect Is Additive," in *Diabetes Care*, vol. 36, 2013.
- [3] Rabasa-Lhoret et al., "Guidelines for Premeal Insulin Dose Reduction for Postprandial Exercise of Different Intensities and Durations," in *Diabetes Care*, vol. 24, 2001.
- [4] Sharma et al., "Stress-Induced Diabetes: A Review," in *Cureus*, vol. 14, 2022.
- [5] Reutrakul et al., "Association Between Sleep Variability and Time in Range of Glucose Levels in Patients With Type 1 Diabetes: Cross-Sectional Study," in *Sleep Health*, vol. 9, 2023.
- [6] Karagoz et al., "A Comparative Study of Transformer-Based Models for Multi-Horizon Blood Glucose Prediction," in *arXiv preprint arXiv:2505.08821*, 2025.
- [7] Annuzzi et al., "Impact of Nutritional Factors in Blood Glucose Prediction in Type 1 Diabetes Through Machine Learning," in *IEEE Access*, 2022.
- [8] Xiong et al., "Prediction of Personalised Postprandial Glycaemic Response in Type 1 Diabetes Mellitus," in *Frontiers in Endocrinology*, 2024.
- [9] Bergford et al., "The Type 1 Diabetes and Exercise Initiative: Predicting Hypoglycemia Risk During Exercise for Participants With Type 1 Diabetes Using Repeated Measures Random Forest," in *Diabetes Technology & Therapeutics*, 2023.
- [10] Dodek and Miklovičová, "Optimal Model-Based Insulin Bolus Advisor for Subjects With Type 1 Diabetes Using Continuous Glucose Monitoring," in *Computers in Biology and Medicine*, 2025.
- [11] Hobbs et al., "Improving Glucose Prediction Accuracy in Physically Active Adolescents With Type 1 Diabetes," in *Journal of Diabetes Science and Technology*, 2019.
- [12] Pikulin et al., "Enhanced Blood Glucose Levels Prediction With a Smartwatch," in *PLoS ONE*, 2024.
- [13] Moon et al., "Personalized Blood Glucose Prediction in Type 1 Diabetes Using Meta-Learning With Bidirectional Long Short Term Memory-Transformer Hybrid Model," in *Scientific Reports*, 2025.
- [14] Rafi et al., "Navigating Insulin Options for Diabetes Management," in *The Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism*, 2025.
- [15] Kakao Healthcare, "PASTA," Available from: <https://pastahealth.com/product/pasta-blood-sugar-management.html>.