

웨어러블 ECG의 심박 변이도 데이터 분석을 통한 운전자의 졸음 감지

장현탁*

*아주자동차대학교 미래자동차계열

e-mail:wslong@motor.ac.kr

Driver's Drowsiness Detection with Wearable ECG on HRV Data Analysis

Hyun-Tak Jang*

*Dept. of Future Mobility , Ajou Motor College

요약

본 연구의 목표는 웨어러블 기기에서 수집한 심전도(ECG) 신호의 심박 변이도(HRV) 특징을 활용하여 자동차 운전자의 졸음 상태를 감지하는 데 가장 적합하고 정확한 분류 모델을 결정한다. 연구 방법으로는 HRV 특징의 통계적 유의성을 평가한다. 또한, 랜덤 포레스트를 사용하여 HRV 특징의 중요도를 선별한다. 가장 중요한 HRV 특징은 NN_{mean} , PNN50, VLF, LF, TP 순으로 나타났다. 본 연구에서는 선별된 특징에 네 가지 머신러닝 알고리즘(SVM, KNN, Naive Bayes, Logistic Regression)을 적용하여 졸음 상태를 예측했다. 실험 결과, KNN 분류기가 교차 검증에서 75.5%의 정확도와 0.74의 AUC 값을 보여 졸음 상태를 예측하는데 효과적이다.

1. 서론

전 세계적으로 졸음운전은 도로 사고의 주요 원인 중 하나이며, 교통사고 사망자의 10~30%를 차지합니다. 연구 결과에 따르면, 주의력 저하, 반응 시간 지연, 의사결정 능력 저하 등이 피로 관련 사고의 주요 원인으로 밝혀졌다. 연구자들은 이 문제의 증가 추세를 줄이기 위해 조기 감지 및 예방을 위한 창의적인 해결책을 개발하고 있다. 기존의 졸음 감지 시스템은 카롤린스카 졸음 척도(KSS), 얼굴 표정, 눈 깜빡임 속도, 핸들 조작 패턴, 차선 이탈 등 주관적, 행동적, 차량 기반 요인에 초점을 맞추었다. 많은 식별 방법이 효과적이지만, 조명 조건이나 카메라 위치와 같은 외부 요인이 필요하고, 움직임 때문에 사람을 잘못 식별하는 등의 문제가 있다. 일부 연구는 생리학적 기반을 두고 있으며 매우 저렴하고 스마트워치에서 수집한 데이터 심박수 값의 정확도가 향상되고 있다. 최신 건강 정보 기술의 발전과 스마트 팔찌와 같은 스마트 웨어러블 기기의 보급으로 실시간 원격 건강 모니터링 및 관리가 가능해졌다. 최근에는 휴대용 심전도, 블루투스 무선 전송 기능을 갖춘 심박수 및 혈압 센서와 같이 생리적 매개변수를 지속적으로 수집하는 스마트 센서가 많이 등장했다. 그중 심전도(ECG)는 실시간 정신 피로 모니터링 장치로서 유망하다. Meneses [1] 등의 연구에서는 웨어러블 기기인 Empatica E4

스마트워치로 수집한 PPG의 HRV 데이터를 사용하여 졸음 수준을 분류했다. 그들은 Random Forest, K-nearest Neighbors(KNN) 분류기와 같은 머신러닝 알고리즘을 사용하여 각성 상태와 졸음 상태를 감지하는 데 좋은 결과를 얻었다. 다른 연구에서는 행동적 수면 상태가 복잡성을 포함한 HRV 매개변수를 크게 변화시킨다는 것을 밝혀냈다. 수면 중 HRV의 중추 제어 분석이 수행되었으며, 수면 단계별로 HRV에 차이가 있다고 보고했다.

Baty et al.의 또 다른 연구에서는 웨어러블 기기를 통해 수집된 데이터를 사용하여 수면 무호흡증을 분류하기 위해 머신러닝(ML) 알고리즘을 사용하여 결과를 얻었다. 여러 연구에서는 심박 변이도(HRV)를 기반으로 졸음을 감지하기 위해 서포트벡터머신(SVM)을 사용했다. 더욱이, 운전자 졸음의 조기 감지 가능성은 여러 분류기를 통합하여 졸음 감지의 견고성과 정확도를 향상시킬 수 있는 앙상블 학습 방법을 통해 입증되었다.

단일 리드 방식의 휴대용 ECG 장치는 기존의 다중 리드 방식 장비에 비해 신호 획득 정확도에 한계가 있다. 본 연구의 목적은 휴대용 ECG에서 기록된 데이터를 이용하여 심박 변이도를 감지하는 방법을 검증하여 운전자 졸음 수준을 감지한다. 그리고 의학 진단의 근거를 제공하기보다는 공학적 졸음 측정의 타당성 검토 방안을 제시하고, 건강 관리 차원에서 졸음 감지를 보조하는 데 휴대용 ECG 장치를 활용하는 가능성을 탐색한다.

2. 심박 변이도

ECG 신호는 심장 주기마다 심박 조율기, 심방, 심실의 연속적인 흥분에 의해 발생하는 생체 전기적 변화이다. 심박변이도(HRV)는 자율신경계의 활동을 반영하고 심장 교감신경과 미주신경의 긴장과 균형을 정량적으로 평가하는 일련의 정량적 지표이다. 이는 연속적인 R-R 간격의 변이도를 측정하여 심박수 변화의 과정과 패턴을 반영하므로 정신 활동을 포함한 전신 기관에 미치는 종합적인 영향을 판단하는 데 사용할 수 있다. HRV 지표를 사용하여 인체의 피로 상태를 판단하면 의학 이론적 관점에서 더욱 포괄적인 평가 결과를 얻을 수 있다.

심박 변이도(HRV) 지표 시스템은 일반적으로 시간 영역 지표와 주파수 영역 지표로 나뉜다. 시간 영역 지표는 RR 간격의 통계적 분석을 기반으로 추출된다. 주요 지표에는 평균 정상 심박 간격(NN_{mean}), 정상 심박 간격의 표준 편차(SDNN), 단기 평균 정상 심박 간격의 표준 편차, 연속 정상 심박 간격 차이의 제곱근 평균(SDANN), 인접한 정상 심박 간격 간 차이가 50ms 이상인 심박수(NN50), 그리고 PNN50(NN50)을 전체 정상 심박 간격 수로 나눈 후 100을 곱한 값이 포함된다. 계산식은 표 1에 제시되어 있습니다. 주파수 영역 지표는 푸리에 변환을 이용하여 원래 ECG 시간 영역 신호를 주파수 영역으로 변환하고, 각 주파수 대역의 스펙트럼 밀도(PSD)를 계산하여 얻는다. 주파수 영역 지표는 주로 총 출력(TP, 0~0.4Hz), 초저주파 출력(VLF, 0.003~0.04Hz), 저주파 출력(LF, 0.04~0.15Hz), 고주파 전력(HF, 0.15~0.4Hz)의 네 가지 주파수 대역으로 나뉜다. 저주파 대 고주파 출력비 LF/HF이다. 연구에 따르면 VLF는 체온 조절, 혈관 확장 및 체액 시스템 조절을 반영하고, LF는 심장 교감신경과 부교감신경 활동의 이중 조절을 반영하며, HF는 주로 미주신경 활동의 조절 역할을 반영한다. LF/HF는 교감신경계와 부교감신경계 사이의 균형을 반영한다. 본 실험에서 ECG 신호의 샘플링 주파수는 250Hz였다. HRV 지수 계산을 위한 시간 범위는 5분이었다. 본 논문에서는 NN_{mean}, SDNN, SDANN, PNN50, rMSSD, TP, HF LF, VLF, LF/HF 등 총 10개의 HRV 지수를 계산하였다.

3. 데이터 분석

3.1 실험 대상

2025년 8월부터 10월까지 30~50세의 건강한 남성 지원자 20명을 모집하여 줄음 실험을 진행했습니다. 실험에 앞서 설문지를 통해 참가자들의 운전 경력, 건강 상태, 수면 습관을 조사했습니다. 모든 지원자는 건강했으며 규칙적인 일상생활을 유지했습니다. 실험 중에는 운전에 대한 능동적 또는 수동적 자극을 방지하기 위해 껌을 씹거나 음악을 듣거나 전화를 받는 것을 금지했다. 본 실험은 모든 참가자는 실험 내용에 대해 충분한 설명을 듣고

동의서를 작성했다.

[표 1] HRV feature classifications

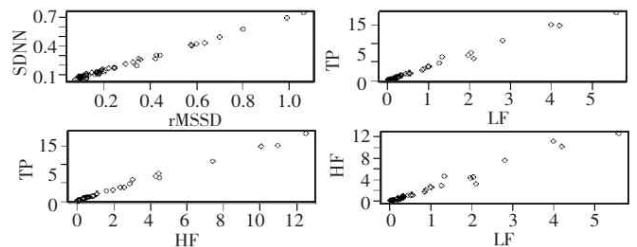
NN. mean	$\frac{\sum_{i=1}^N (NN_i)}{N}$	ms
SDNN	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (NN_i - m_{NN})^2}{N-1}}$	ms
SDANN	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\overline{NN_i} - \overline{NN_{5min}})^2}{N-1}}$	ms
rMSSD	$\sqrt{\text{mean}((NN_{i+1} - NN_i)^2)}$	ms
NN50	$\text{count}(NN_{i+1} - NN_i) > 50 \text{ ms}$	-
PNN50	$\frac{\text{count}(NN_{i+1} - NN_i) > 50 \text{ ms}}{N-1} \times 100\%$	-

3.2 주행 시뮬레이션

매우 사실적인 주행 경험을 제공하는 주행 게임기(파나텍 DDI, ClubSport Pedal, 레이싱 휠, 트랙레이서 TR80 모터), 소형 심전도 시스템(MIC-12DL, Wellue), 실험 전 과정에 걸쳐 250Hz의 샘플링 주파수로 ECG 신호를 기록; 심박 변이도 분석 시스템(AI S/W), 유럽 심장학회 가이드라인에 부합하는 계산 방식을 사용하며, 각 HRV 지표의 의미를 충분히 분석하였다. 약 45분간의 주행 세션 동안 참가자는 고속도로, 시골길, 도심 도로 등 다양한 도로에서 주행하며 여러 주행 시나리오의 데이터를 수집했다.

3.3 다중 공분산 분석

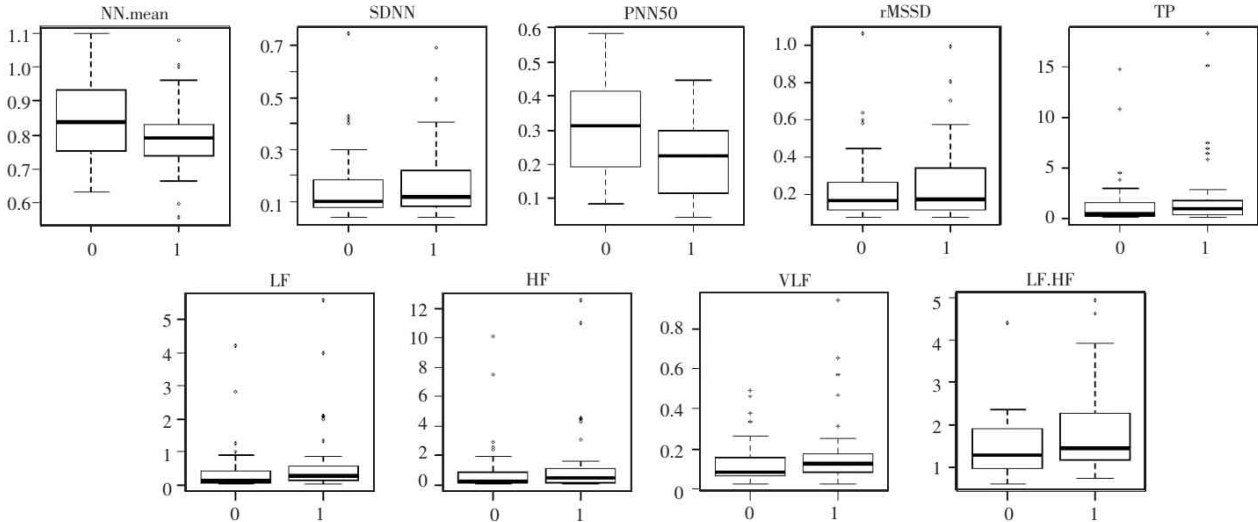
두 지표 간의 상관관계가 0.7을 초과할 경우 다중 공분산이 존재한다고 판단하고, 하나의 지표만 사용하였다. 그림 1에서 볼 수 있듯이, SDNN과 rMSSD는 유의미한 다중 공분산을 나타내며, TP, LF, HF 또한 높은 다중공선성이 존재한다. 따라서 모델링에서는 SDNN과 rMSSD 중 하나만 선택하고, TP, LF, HF 중 하나만 유지할 수 있다.



[그림 1] HRV 공분산

만-휘트니스 U 검정은 줄음 상태와 정상 상태에서 다양한 심박 변이도(HRV) 지표 간의 통계적 차이를 검증하는 데 사용한다. 현재 가장 널리 사용되는 표본 순위 합 검정인 만-휘트니스 U 검정은 정규 분포, 분산의 동질성 등의 T 검정 요건을 충족하지 못하는 경우 T 검정을 대체할 수 있는 적합한 검정이다. 이 검정은 각 표본의 측정값 순위를 고려하여 두 모집단의 평균 간에 유의미한 차이가 있는지 검증한다.

그림 2는 피로 상태와 정상 상태에서의 HRV 지표들 상자그림으로 보여준다. 그림 2에서 PNN50은 정상 상태보다 피로 상태에서 유의미하게 낮으며, NN_{mean} 또한 마찬가지로 유의미한 지표로 피로 상태에서 뚜렷하게 감소한다. rMSSD, TP, VLF 및 LF 지표는 정상 상태보다 졸음 상태에서 약간 증가하는 경향을 보인다.



[그림 1] HRV 정상상태와 졸음상태에 대한 그림상자

3. 분류기 알고리즘

심박 변이도(HRV) 특징 기반의 머신러닝 모델을 사용하여 운전자를 졸음 상태와 각성 상태의 두 가지로 분류한다. 이 방법은 머신러닝에서 이진 분류 문제, 즉 두 개의 클래스 레이블을 가진 분류 작업으로 요약할 수 있다. 본 연구에서는 운전자 졸음 식별을 위해 일반적으로 사용되는 다섯 가지 고전적인 이진 분류 머신러닝 모델인 서포트 벡터 머신(SVM), KNN, 나이브 베이즈(NB), 의사결정 트리(DT), 로지스틱 회귀(LR)를 사용한다.

SVM은 특징 공간에서 최적의 분류 초평면을 찾는 것을 주된 목적으로 하는 고전적인 지도 학습 알고리즘으로, 클래스 특징 마진을 최대화하여 모델의 견고성을 증가한다.

KNN은 분류 원리에 기반한 대표적인 지도 학습 알고리즘이다. KNN은 특징 공간에서 가장 가까운 이웃의 범주를 기준으로 해당 인스턴스의 범주를 결정한다. 따라서 KNN 방법은 특징 공간에서 클래스 영역이 상당히 겹치는 인스턴스에 더 적합하다.

Naive Bayes 알고리즘은 베이즈 정리와 특징 조건부 독립성 가정을 기반으로 하는 분류 방법이다. 주어진 훈련 데이터셋에 대해, 먼저 특징 조건부 독립성 가정을 바탕으로 입력과 출력의 결합 확률 분포를 학습한다. 그런 다음, 이 모델을 기반으로 주어진 입력 x 에 대해 베이즈 정리를 사용하여 사후 확률이 가장 높은 출력 y 를 찾는다. 즉, 특징 확률에 기반한 분류 방법이다.

DT(Derivative Tree)는 루트 노드에서 시작하는 트리 구조 모

델이다. 인스턴스의 특정 기능을 검사하여 해당 인스턴스를 자식 노드에 할당 여부를 결정한다. 각 자식 노드는 기능 속성에 대한 검사에 해당한다. 인스턴스는 리프 노드에 도달할 때까지 재귀적으로 검사되고 할당된다.

일반적으로 DT에서 자식 노드를 분할 기준은 정보 획득 또는 정

보 획득 비율이다.

회귀(Regression)라는 이름과는 달리, 로지스틱 회귀(LR)는 본래 이진 분류 문제에 주로 사용되는 분류 방법이다. LR은 시그모이드 함수(로지스틱 함수)를 이용하여 예측값과 실제값 사이의 편차를 나타내는 비용 함수를 설정한다. 모델의 최적 매개변수는 반복 학습을 통해 편차를 줄이며 찾는다.

4. 분류기 성능비교

본 논문에서는 SVM(Support Vector Machine), 나이브 베이즈(Naïve Bayes), KNN, 로지스틱 회귀의 네 가지 머신러닝 분류 알고리즘을 비교한다. 그리드 탐색을 통해 최적의 파라미터를 도출하고, 교차 검증을 통해 분류기 성능을 평가한다. 최종 성능 평가는 교차 검증 정확도와 AUC를 기준으로 했다. 표 2~5은 다양한 심박 변이도(HRV) 값 개수에 따른 네 가지 분류 모델의 최적 성능을 보여준다. KNN 알고리즘이 다른 세 가지 알고리즘보다 월등히 우수한 성능을 보였으며, HRV 값이 NN_{mean} , TP, LF인 경우 교차 검증 정확도 75.5% (K=3)를 달성했다. SVM 분류기는 KNN 다음으로 우수한 성능을 보였으며, HRV 값 조합이 NN_{mean} , PNN50인 경우 교차 검증 정확도 71.6%이다. 나이브 베이즈와 로지스틱 회귀 모델은 각각 65.6%와 69.9%의 교차 검증 정확도를 보여 KNN보다 다소 낮은 성능을 나타냈다. 표 6 각각 네 가지 알고리즘의 AUC 값을 보여준다. 결과에 따르면 KNN이 0.74로 가장 높은 AUC 값을 나타냈고, SVM은 0.68의 AUC 값을 보였으며, NB와 LR은 각각 0.64와 0.65로 상대적으로 낮은 AUC 값을 나타냈다.

[표 2] SVM 성능지수

NN. mean	59.1
PNN50	63.4
NN. mean + PNN50	71.6
NN. mean + PNN50 + TP	64.1
NN. mean + PNN50 + LF + VLF	64.1

[표 3] Naive성능지수

NN. mean	60.0
PNN50	65.6
NN. mean + PNN50	64.3
NN. mean + PNN50 + TP	54.7

[표 4] KNN 성능지수

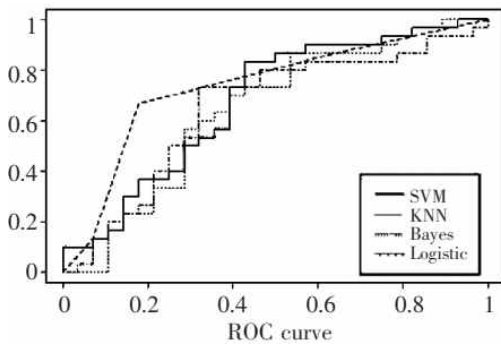
NN. mean + TP	73.5 ($k=3$)
PNN50 + TP	69.7 ($k=4$)
NN. mean + PNN50	68.7 ($k=9$)
NN. mean + TP + LF	75.5 ($k=3$)
NN. mean + TP + VLF	73.5 ($k=3$)

[표 5] LR 성능지수

PNN50	65.6
NN. mean	66.1
NN. mean + PNN50	62.5
NN. mean + PNN50 + VLF	63.1
NN. mean + PNN50 + LF + TP	68.3
NN. mean + PNN50 + TP + LF + VLF	69.9

[표 6] AUC 값

분류기	SMV	NB	KMM	LR
AUC	0.68	0.64	0.74	0.65



[그림 2] ROC 곡선

5. 결론

본 연구는 휴대용 ECG 장치로 수집한 ECG 데이터를 결합하여 통계 분석을 수행하고 졸음 상태를 식별했다.

본 논문은 Mann-Whitney U 검정을 사용하여 PNN50 지표가 유의미한 효과를 보이며, NN_{mean}, LF, VLF 또한 유의미성에 근접함을 보여준다. 분류 정확도 측면에서 가장 중요한 다섯 가지 지표는 VLF, LF, TP, NN.mean, PNN50 이고, Mann-Whitney U 검정 결과를 종합하여 NN.mean, PNN50,

TP, LF, VLF를 졸음 중요한 지표로 식별했다.

네 가지 머신러닝 분류기의 성능을 평가했다. 결과는 KNN 알고리즘이 NN_{mean}, TP, LF HRV 지표 조합에서 75.5%(K=3)의 교차 검증 정확도를 달성하여 가장 우수한 성능을 보였으며, AUC 값 또한 0.74로 가장 높았다.

본 논문에서는 휴대용 심전도(ECG)를 이용하여 인체의 졸음 상태를 식별하는 졸음운전에 적용 가능한 방안을 제시했다. 또한, ECG 신호와 졸음 간의 관계를 탐구하고 분석하여, 향후 효과적인 인 식별, 예측을 위한 기초를 마련했다.

참고문헌

- [1] Miguel V. P. R. Meneses, A. Antunes, Joaquim Gonçalves, "Driver Drowsiness Classification using Machine Learning and Heart Rate Variability", 2023 11th International Symposium on Digital Forensics and Security (ISDFS), May 2023
- [2] Baty et al., "Drowsiness detection using heart rate variability", Med Biol Eng Computer. 2016 Jun;54(6):927-37
- [3] Murata, Atsuo, Hiramatsu, Yasutaka, "Evaluation of Drowsiness by HRV Measures - Basic Study for Drowsy Driver Detection -", Proceedings : Fourth International Workshop on Computational Intelligence & Applications, volume 2008, issue 1, 99-102, 2008
- [4] Yuichi Saito, Makoto Itoh, Toshiyuki Inagaki, "Driver Assistance System with a Dual Control Scheme : Effectiveness of Identifying Driver Drowsiness and Preventing Lane Departure Accidents"