

생체 신호 기반 음주량 예측 및 음주량에 따른 운전 능력 평가

박승원^{1†} · 최준원^{2‡} · 김태현² · 서정훈² · 정면규³ · 이강인³ · 김한성^{1*}

¹연세대학교 의공학과, ²연세대학교 의공학부, ³현대자동차

Prediction of Alcohol Consumption Based on Biosignals and Assessment of Driving Ability According to Alcohol Consumption

Seung Won Park^{1†}, Jun won Choi^{2‡}, Tae Hyun Kim², Jeong Hun Seo², Myeon Gyu Jeong³,
Kang In Lee³ and Han Sung Kim^{1*}

¹Department of Biomedical Engineering, Yonsei University, Korea

²Department of Biomedical Engineering, Yonsei University College of Health Sciences, Yonsei University, Korea

³Hyundai Motor Company

(Manuscript received 22 December 2021 ; revised 7 February 2022 ; accepted 8 February 2022)

Abstract: Drunk driving defines a driver as unable to drive a vehicle safely due to drinking. To crack down on drunk driving, alcohol concentration evaluates through breathing and crack down on drinking using S-shaped courses. A method for assessing drunk driving without using BAC or BrAC is measurement via biosignal. Depending on the individual specificity of drinking, alcohol evaluation studies through various biosignals need to be conducted. In this study, we measure biosignals that are related to alcohol concentration, predict BrAC through SVM, and verify the effectiveness of the S-shaped course. Participants were 8 men who have a driving license. Subjects conducted a d2 test and a scenario evaluation of driving an S-shaped course when they attained BrAC's certain criteria. We utilized SVR to predict BrAC via biosignals. Statistical analysis used a one-way Anova test. Depending on the amount of drinking, there was a tendency to increase pupil size, HR, normLF, skin conductivity, body temperature, SE, and speed, while normHF tended to decrease. There was no apparent change in the respiratory rate and TN-E. The result of the D2 test tended to increase from 0.03% and decrease from 0.08%. Measured biosignals have enabled BrAC predictions using SVR models to obtain high Figs in primary and secondary cross-validations. In this study, we were able to predict BrAC through changes in biosignals and SVMs depending on alcohol concentration and verified the effectiveness of the S-shaped course drinking control method.

Key words: Breath alcohol concentration, Driving simulator, Biosignals, Autonomic nervous system, Support vector machine

I. Introduction

Borkenstein, Crowther[1]은 음주 운전을 운전자가 음주로 인해 차량을 안전하게 운전할 수 없는 상태에서 운전하는 것으로 정의했다. 음주 운전은 운전자의 주의력, 시각 기능, 반응,

정보처리, 인지 등에 영향을 끼치며, 전체 교통사고의 40%가 음주 운전으로 인한 교통사고로 알려져 있다[2-4]. 이러한 음주 운전을 예방하기 위해 국가 차원에서 단속을 시행하고 있으며, 세계보건기구는 음주 운전자에 대한 강력한 단속과 처벌을 통해 세계 인구의 70%가 보호받을 수 있는 것으로 결론지었다[5].

기존 음주 단속 방법으로 혈중 알코올 농도(Blood Alcohol Concentration; BAC) 평가법과 호흡중 알코올 농도(Breath Alcohol Concentration; BrAC) 평가법이 활용되고 있다 [6,7]. 최근 코로나 바이러스 감염증-19(COVID-19)의 유행으로 인해, 차량 실내 공기 중 알코올을 감지하는 비접촉식

*Corresponding Author : Han Sung Kim
1, Yeonsedae-gil, Heungeop-myeon, Wonju-si, Gangwon-do, Republic of Korea

Tel: +82-33-760-2913

E-mail: hanskim@yonsei.ac.kr

‡Contributed equally to this work.

본 연구는 (주)현대자동차의 지원을 받아 수행하였음.

감지 방법과 곡선 형태의 도로를 주행하여 의심 차량을 단속하는 S자 코스 음주 단속 방법과 같은 비접촉 단속 방법이 활용되고 있다[8,9]. 하지만, 이러한 비접촉식 감지 방법은 정확도에 대한 문제가 지속적으로 발생하는 것으로 알려져 있으며, S자 코스 음주 단속 방법은 현장의 단속 경찰의 주관적 판단에 의존한다는 점에서 정량적 데이터 기반의 실효성 검증이 수행될 필요가 있다.

한편, 이와 같은 음주 단속 방법은 운전자가 능동적으로 BAC 또는 BrAC를 평가할 수 없다는 점과 자동으로 운전자의 음주 운전을 감지해 음주 운전을 예방할 수 없다는 점이 있다. 이러한 배경으로 세계의 많은 자동차 제조사들은 음주 운전을 예방하고 근절하기 위한 장치를 자동차에 설치하는 방법을 연구하고 있으며, 이를 위해 운전자의 생체신호를 통해 음주 수준을 평가하기 위한 다양한 연구가 수행되어 왔다[10].

음주는 자율신경계의 변화를 주며, 생체 신호를 통해 관찰 가능하다[11]. Molnár, Boha [12]은 심전도(Electrocardiogram; ECG)와 광혈류량(Photoplethysmogram; PPG)를 측정하고 알코올 섭취량에 따라 비교 연구를 수행하였다. Wang, Yang [13]은 ECG와 PPG를 측정하고 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine; SVM)내 회귀 문제를 다루는 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression; SVR)를 이용하여 BrAC 수준에 따라 분류하였다. Castro, Pozo[14]은 알코올 섭취량 증가에 따라 동공이 확장되는 것을 확인하였으며, Langhan[15]은 알코올 섭취량에 따라 호흡 역제가 나타나며 호흡률이 떨어지는 것을 관찰하였다. 이와 같은 연구와 더불어, 음주에 대한 개인 특이성을 반영하기 위해, 다양한 생체 신호들을 통한 음주 평가 연구가 수행될 필요성이 있다.

본 연구에서는 음주로 인한 생체신호의 변화를 관찰하기 위해 알코올 섭취량과 관련이 있는 것으로 알려진 생체신호들을 측정하고 SVR을 통해 BrAC를 예측하고자 하였다. 또

한 S자 코스 음주 단속 방법에 대한 실효성 검증을 위해 음주 운전 능력에 영향을 미치는 것을 관찰하고자 한다.

II. Method & Materials

1. Participants

본 연구에는 운전 면허를 소지한 20대 남성 8명(나이: 23.22 ± 1.23 years, 키: 173.33 ± 5.12 cm, 몸무게: 69.33 ± 7.57 kg)이 참여하였다. 연세대학교 미래캠퍼스 생명윤리 심의위원회(IRB)로부터 본 연구 과정에 대한 승인을 받았다(1041849-202104-BM-056-02). 실험 참가자에게 실험 과정에 대해 충분한 설명을 제공하였으며, 이에 대한 동의를 구한 후 실험을 진행하였다.

2. Design of Experiments

실험 과정에 앞서서 실험 참가자는 생체신호를 측정하기 위한 전극을 부착하였으며, Driving Simulator에서 별도 도로 환경에서 30분 이상의 사전 적응 주행을 진행하였다(그림 1).

피험자는 하루동안 알코올을 섭취하지 않은 상황과 BrAC가 특정 기준을 넘는 상황에서 S자 코스를 주행하는 시나리오 평가와 인지 평가를 위한 d2 test를 수행하였다. 현행 도로 교통법에서 사용하는 기준을 활용하여 BrAC가 0.03%와 0.08%를 넘었을 때 시나리오 평가와 d2 test를 수행하였다.

3. Biosignals & Pupil Size

본 실험에서 운전자의 BrAC를 예측하기 위한 생체신호로 ECG, 피부 전도도(Electrodermal activity; EDA), 호흡(Respiration; Resp), 피부 온도(Skin temperature; SKT)를 다중 생체신호 측정 장비(biosignalsplux Professional;

28

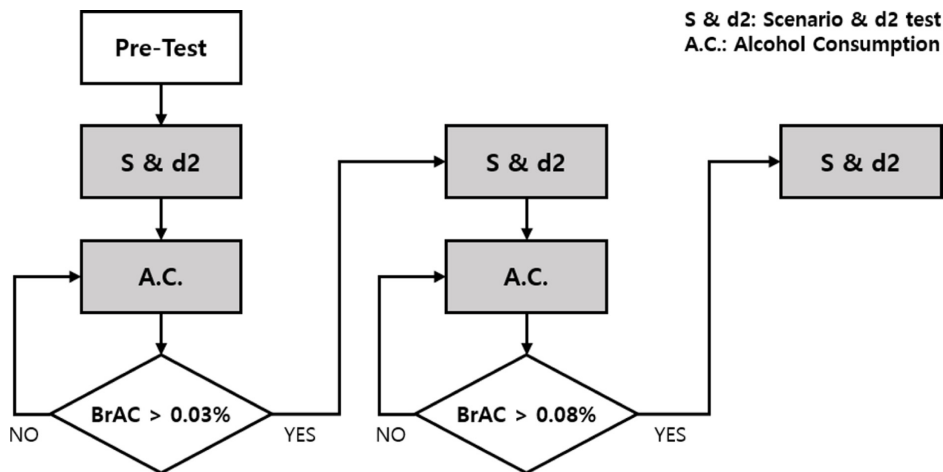


그림 1. 실험 과정
Fig. 1. Design of Experiments

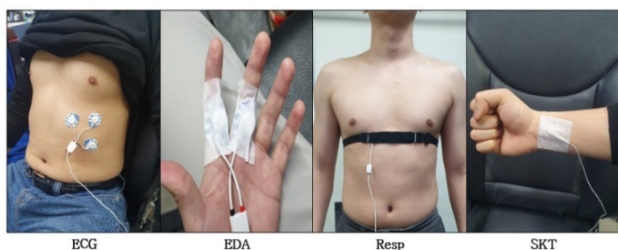


그림 2. 부착된 전극 위치
Fig. 2. Attachment position of electrodes

biosignalsplux, Portugal)를 사용하여 300 Hz의 Sampling rate로 측정하였다. 생체신호를 측정하기 위해, 지름 30 mm의 일회용 Ag/AgCl 전극(Medi-Trace 100, Kendall Healthcare, Canada)을 biosignalsplux에서 제공하는 사용자 지침(User manual)에 따라 부착하였다(그림 2).

각각의 생체신호를 대역 통과 필터(Band Pass Filter; BPF)와 저역 통과 필터(Low Pass Fiter; LPF)를 통해 필터링하였다(그림 3). ECG 신호는 3-45 Hz의 4차 BPF를 통해 필터링 후, 시간 영역에서의 심박변이도(Heart rate variability; HRV) 분석을 수행하였다[16,17]. Pan & Tomkins Algorithm을 통해 심박수(Heart rate; HR)를 분석하였다[18]. FFT(Fast Fourier Transform)를 통해 주파수 영역에서의 Power Spectrum 분석을 수행하였다. 0.04-0.15 Hz 영역의 저주파 전력 성분(Low Frequency; LF)과 0.15-0.40 Hz 영역의 고주파 전력 성분(High Frequency; HF)을 검출하여, 저주파 비율(normLF; $LF/(LF + HF)$)과 고주파 비율(normHF; $HF/(LF + HF)$)를 분석하였다[19]. EDA 신호는 5 Hz의 4차 LPF로 필터링하였으며, 피부 전기 전도도 수준(Skin conductance level; SCL)의 변화를 관찰하였다[16]. Resp는 0.1-0.35 Hz의 1차 BPF를 통해 1분 동안의 호흡 횟수를 나타내는 호흡률(Respiratory rate; RR)을 분석하였다[16]. 실험 참가자의 손목에서 SKT

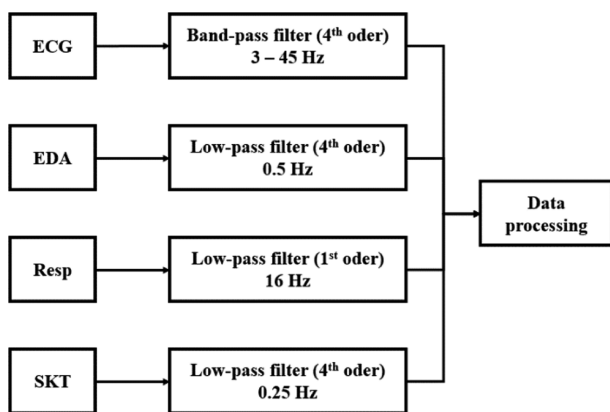


그림 3. 생체 신호 전처리 과정
Fig. 3. The process of preprocessing biosignals



그림 4. 운전 시뮬레이터 주행 코스
Fig. 4. Driving simulator's driving course

(Skin temperature)를 측정하였다[20]. SKT는 0.25 Hz의 4차 LPF를 통해 필터링하였다[16].

운전자의 동공 직경 크기(Pupil Size; PS)를 아이트래커(Tobbi Pro Glasses 2; Tobbi, Sweden)를 통해 평가하였으며, 50 Hz의 Sampling rate로 측정하였다. 좌우 동공 크기의 평균치를 분석에 사용하였다

4. Driving Simulator & Scenario test

본 실험에서는 Driving Simulator를 통해 운전자의 S자 코스 주행을 평가하였다. Driving Simulator는 Avante MD Model Seat(Hyundai Motor Group, Seoul, Korea)와 스티어링 휠, 페달, 변속기어로 구성된 T300RS(Thrustmaster, USA)를 사용하여 제작하였다. 50 m의 S자 코스를 2회 반복하는 시나리오를 위해 운전 시뮬레이터(Carnetsoft driving simulator; Carnetsoft, Netherlands)를 통해 도로 환경을 구성하였다(그림 4). 운전자가 주행하는 과정에서 도로의 방향과 스티어링 휠 간의 오차(Steering Error; SE)를 평가하였다.

5. d2 test

운전자의 알코올 섭취량에 따른 인지 능력 평가를 위해 d2 test를 수행하였다[21]. d2 test는 1~4개의 작은 막대가 포함된 문자 'd' 또는 'p'로 구성되어 있다(그림 5). 1행마다 47개의 문자가 할당되며, 총 14개의 행로 구성되어 있다. 각 구성은 매 시행 때 마다 다르게 배치하였으며, 1행당 20초의 시간이 주어지며 피검자는 2개의 작은 막대가 포함된 문자 'd'를 지우는 작업을 수행한다. 작업 결과에서 전체 오류는 지워졌어야 하지만 지워지지 않은 '누락 오류'와



그림 5. d2 테스트 예시
Fig. 5. Example of d2 test

지워지지 않았어야 하지만 지워진 ‘오답 오류’로 구분된다. 본 연구에서는 전체 평가 항목 수에서 전체 오류 수를 뺀 Total Norm-Error(TN-E)를 항목을 분석에 활용하였다.

6. Alcohol Consumption & BrAC

1회 음주 섭취 시, 16.9%(v/v)의 알코올을 0.4 ml/kg 제공하였다[22]. 운전자의 BrAC를 측정하기 위해 0.00~0.40%의 측정 범위를 가지는 음주측정기(ALCOSCAN AL800; SENTECH, Korea)를 사용하였다. 구강 내 잔류 알코올의 영향을 배제하기 위해, 음주 20분 후 BrAC를 측정하였다[23].

7. Support Vector Regression(SVR)

본 연구에서는 운전자의 BrAC를 생체신호를 통해 예측하기 위해 SVM 중에서 회귀 문제를 다루는 Support Vector Regression(SVR)을 활용하였다. 고차원 데이터를 다루는 비선형 SVR에는 일반적으로 Polynomial function, Radial basis function(RBF) 등이 Kernel function으로 사용되며, RBF 기반의 SVR은 다른 Kernel function을 사용한 SVR 보다 뛰어난 성능을 보이는 것으로 보고되었다[24]. Python 3.8.5(64 bit), pandas 1.1.3, numpy 1.16.4, matplotlib 3.3.2, scikit-learn 0.23.2을 통해 모델을 개발하였다.

데이터셋은 입력 데이터인 Feature과 예측할 결과인 Target으로 4264개의 데이터로 구성되어 있으며, 모든 입력 데이터는 MinMaxScaler를 통해 0.0~1.0 사이의 데이터로 정규화하였다. 생체신호와 동공 크기 분석 결과를 Feature로 분류하였으며, BrAC를 Target으로 분류하였다. 모델 정확성을 높이기 위해 일반적으로 사용하는 비율(8:2)을 통해 데이터셋을 훈련 데이터와 테스트 데이터로 분류하였다[25].

선형 SVR에서는 다음과 같이 저차원(R)에서의 Feature (x_i)과 Target(y_i)들을 고차원(R^M)의 형상 공간에 Mapping하여 복잡한 모델을 빠르고 간단하게 개발할 수 있다[26]. SVR에서 목표하는 예측 함수 $\hat{f}(x)$ 는 x_i에 대한 각각의 가중치(Weight; w)와 편향(Bias; b)을 반영하여 선형 모델이 되며, $\hat{f}(x)$ 은 목표 값 y에 대한 예측 값이다.

$$\hat{f}(x) = w^T \cdot \Phi(x) + b = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b \quad (1)$$

회귀 모형에서 복잡성과 정확성의 균형을 조정하기 위해 정규화 항 $\frac{1}{2}\|w\|^2$ 이 포함되며, C는 경험적 위험과 정규화 항의 균형을 조절하기 위한 정규화된 상수이다. K(x_i, x_j)는 \hat{f} 를 비선형 형태로 확장하기 위한 Kernel Function을 의미한다. Radial Basis Function(RBF) 기반의 Kernel Function은 다음과 같다.

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) = \exp(-\gamma\|x_i - x_j\|^2) \quad (2)$$

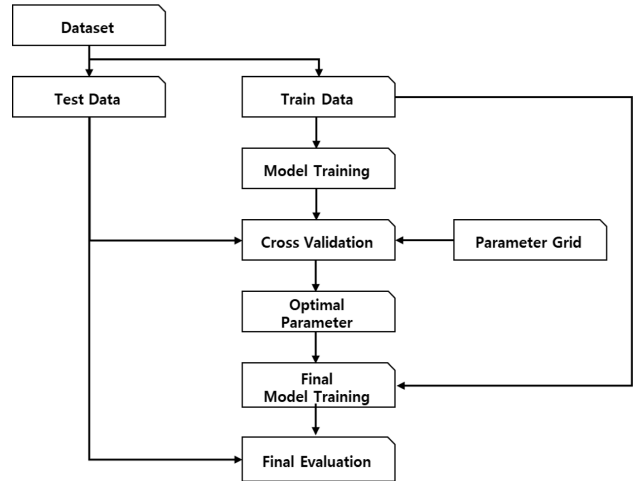


그림 6. SVR 모델 개발 과정
Fig. 6. The process of developing the SVR model

매개변수 C와 γ 는 RBF 기반 비선형 SVR 모델의 정확도에 큰 영향을 끼치는 매개변수로, 최적의 매개변수를 선정하는 것은 예측 정확도를 결정하는 중요한 과정으로 여겨진다[27]. 본 모델 개발 과정에서는 매개변수 C와 γ 에 대한 매개변수 그리드를 설정하고, 최적의 매개변수를 얻기 위해 각 매개변수 조합별로 2회의 교차 검증을 진행하였다(그림 6).

8. Analysis

본 연구에서는 운전자의 BrAC에 따른 동공 크기 및 생체신호 분석 결과, d2 test 및 시뮬레이터 평가 결과에 대해 유의수준 0.05에서 일원배치 분산분석(One-way ANOVA test)을 수행하였으며, 모든 평가 결과들의 상관계수를 분석하였다. SVR 모델을 평가하기 위해, MAE(Mean absolute error), MSE(Mean squared error), RMSE(Root mean squared error), MSLE(Mean squared log error), 결정 계수(Coefficient of determination; R²)을 평가하였다.

III. Results

1. BrAC

시나리오 평가 및 d2 test 진행을 위해 운전자의 BrAC를 측정하였다. 시나리오 평가 및 d2 test 진행을 위한 기준치는 0.03%, 0.08%이다. 운전자의 BrAC 수치가 기준치를 정확하게 도달한 경우와 초과한 경우가 존재하였다. 기준치가 0.03%일 때, 총 4명의 운전자가 해당 수치를 초과하였으며 초과 수치는 각각 0.04%(N=3)와 0.05%(N=1)로 나타났다. 기준치가 0.08%일 때, 1명의 운전자가 해당 수치를 초과하였으며, 그 수치는 0.09%로 나타났다.

2. PS & Biosignals

운전자의 BrAC에 따른 PS와 생체신호의 변화를 평가하였다(그림 7). 운전자는 BrAC가 증가함에 따라 PS, HR, normLF, normHF, SCL, SKT가 선형적인 변화를 보였다. 각 평가 항목에 대해서 BrAC 0.00% 기준으로 0.08%에서의 변화율을 분석한 결과, PS는 16.26%, HR는 8.87%, normLF는 22.85%, SCL는 46.88%, SKT는 5.52% 증가하였으며, normHF는 -34.08% 감소하였다. 반면, RR에서는 뚜렷한 변화가 나타나지 않았다. 일원배치 분산분석 결과, 모든 변수에서 통계적으로 유의한 차이가 나타나지 않았다.

3. d2 test & Driving Simulator

운전자의 BrAC에 따른 TN-E와 Driving Simulator의 평가 결과를 분석하였다(그림 8). TN-E는 BrAC 0.03%에서 7.35% 증가하였으나, BrAC 0.08%에서 -5.48% 감소하였다. 반면, SE와 속도는 선형적으로 증가하는 경향이 나타났으며, SE는 BrAC 0.08%에서 38.48% 증가하고, 속도는 BrAC 0.08%에서 17.46% 증가하였다. 일원배치 분산분석

결과, SE는 통계적으로 유의한 차이가 나타났으며($p < .05$) 나머지 변수들은 통계적으로 유의한 차이가 나타나지 않았다.

4. Correlation coefficient

연구 과정에서 평가한 모든 변수에 대해 상관계수를 분석하였다(그림 9). BrAC와의 상관계수는 $-0.46 \sim 0.50$ 로 낮은 상관성이 나타났으며, BrAC 예측을 위한 과정에서 비선형 SVR모델의 필요성을 확인하였다.

5. BrAC prediction through SVR model

본 연구에서는 운전자의 BrAC를 예측하고자 SVR 모델을 개발하였다. 보다 높은 정확도의 모델을 개발하기 위해, 매개변수 C와 γ 를 변경하여 2차례의 교차 검증을 수행하였다. 1차 교차 검증은 C와 γ 모두 [0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100, 1000] 범위에서 수행되었으며, 92.7032점의 훈련 점수와 91.12점의 테스트 점수를 얻었다(그림 10). 2차 교차 검증은 [83.7, 83.8, 83.9, 84.0, 84.1, 84.2, 84.3]의 C와 [11.8, 11.9, 12.0, 12.1, 12.2, 12.3, 12.4]의 γ 로 구성된 범위에서 수행

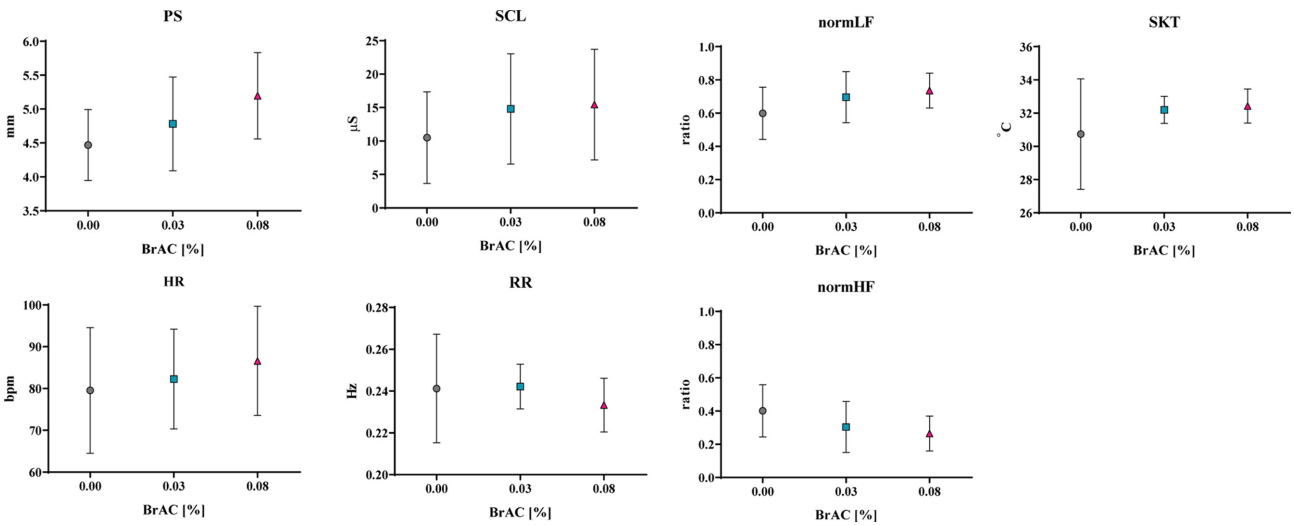


그림 7. 생체신호, 동공크기 결과
Fig. 7. Results of biosignals and PS

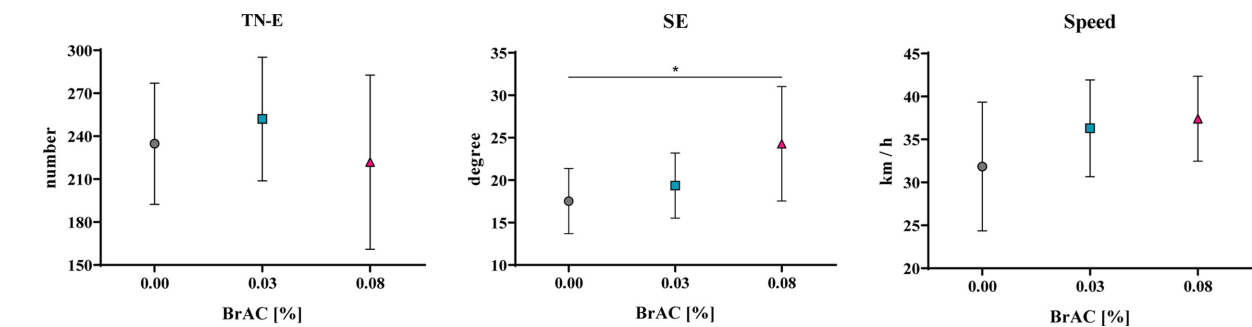


그림 8. 운전 시뮬레이터, d2 테스트 결과
Fig. 8. Results of d2 test and driving simulator

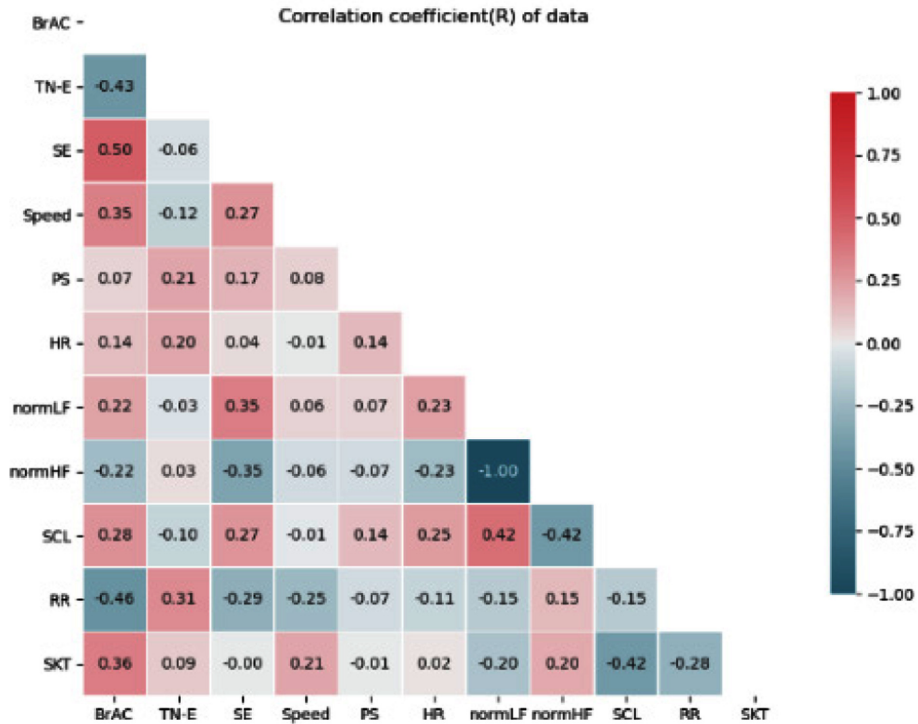


그림 9. 데이터의 상관계수
Fig. 9. Correlation coefficient of data

32

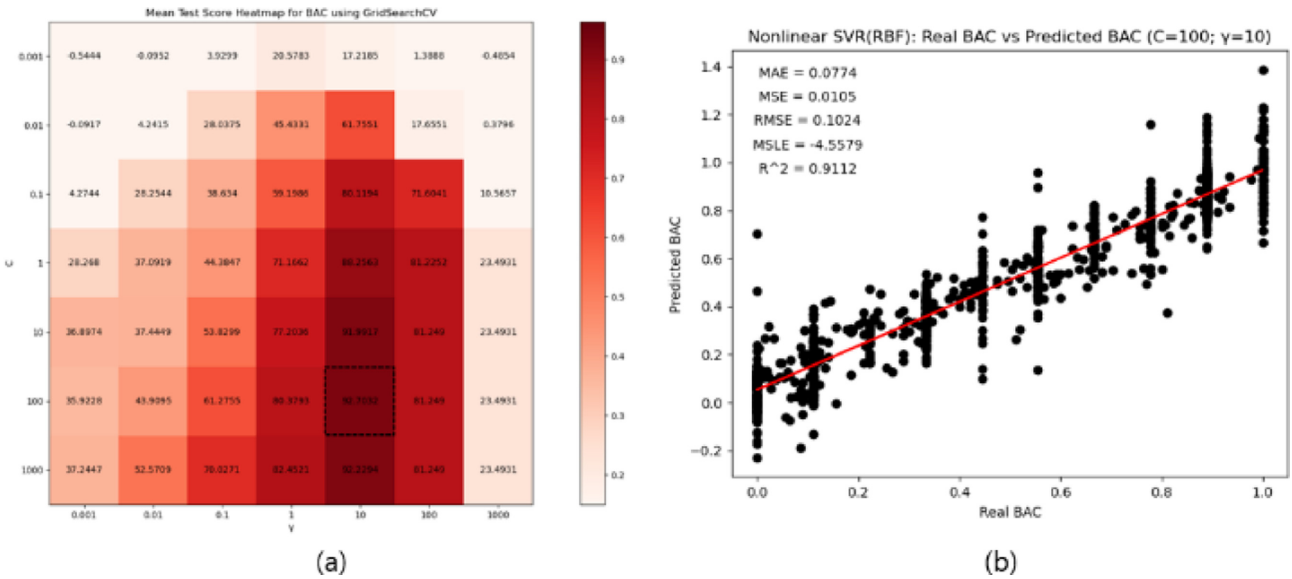


그림 10. (a) 1차 교차 검증, (b) 회귀 모델의 오차 평가
Fig. 10. (a) 1st-order cross-validation, (b) Error evaluation for regression model.

되었으며, 92.8729점의 훈련 점수와 91.43점의 테스트 점수를 얻었다(그림 11).

IV. Conclusion

본 연구에서는 알코올 섭취량과 관련이 있는 것으로 알려진 생체신호들을 측정하고 SVM을 통해 BAC를 예측하고

자 하였으며, S자 코스 음주 단속 방법에 대한 실효성을 검증하고자 하였다.

일반적으로 알코올 섭취는 자율 신경계(Autonomic nervous system; ANS) 중에서 교감 신경계(Sympathetic nervous system; SNS)의 활성도를 증가시키는 것으로 알려져 있다[28]. 시간 영역에서의 HRV 분석에서 HR의 증가는 SNS 활성도 증가와 밀접한 관련이 있는 것으로 보고되었으며, 본 연구

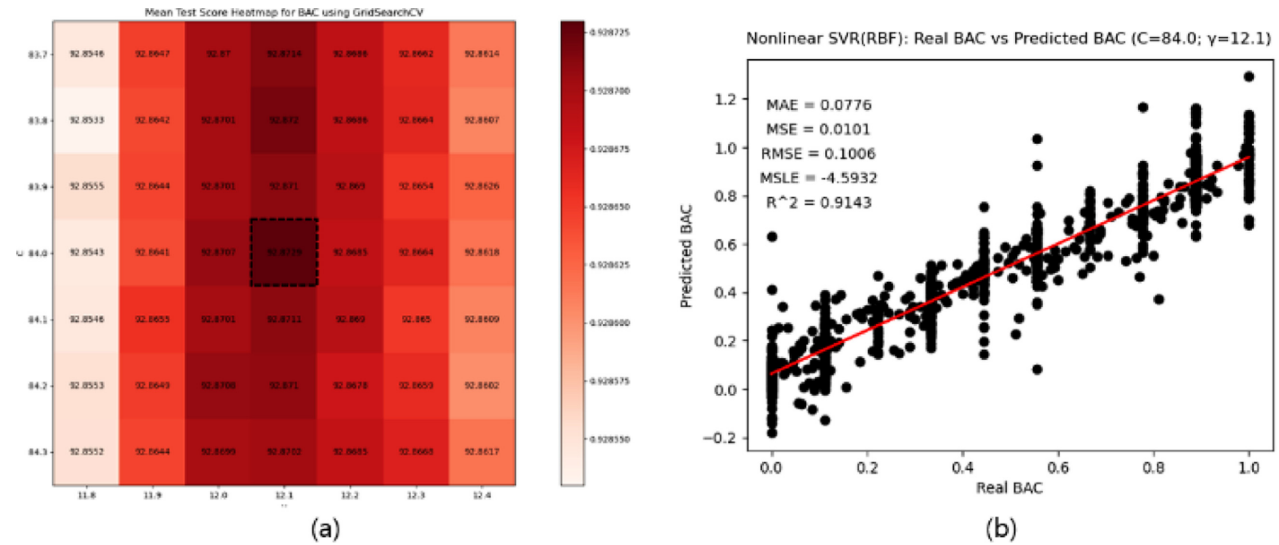


그림 11. (a) 2차 교차 검증, (b) 회귀 모델의 오차 평가
 Fig. 11. (a) 2nd-order cross-validation, (b) Error evaluation for regression model

결과에서 알코올 섭취량 증가에 따라 HR가 증가하는 경향이 나타났다[29]. 주파수 영역에서의 HRV 분석에서 normLF는 SNS 활성도를 반영하고, normHF는 SNS와 부교감 신경계(Parasympathetic nervous system; PNS)의 활성도 모두를 반영한다[30]. 본 연구에서는 normLF가 증가하고, normHF가 감소하는 추세가 나타났으며, 이는 알코올 섭취로 인해 SNS 활성도가 증가한 결과로 보인다. SNS에 의해 조절되는 땀샘 운동성(Sudomotor)의 활성을 정량적으로 평가하기 위해서 EDA를 통해 SCL을 평가하였다[31-35]. 본 연구 결과에서도 알코올 섭취량이 증가하며 SCL이 증가하였는데, 이는 알코올 섭취로 인해 SNS 활성도가 증가한 결과로 보인다. 이전 연구 결과를 고려하면 SNS가 활성화됨에 따라 RR이 증가하였으나, 이번 연구에서는 RR 수치에 대한 유의미한 변화가 나타나지 않았다[36]. SNS 활성도가 증가함에 따라, 혈관이 수축되고 혈류가 감소하여 신체의 열 손실이 증가하는 것으로 알려져 있다[37]. 이러한 원리는 SNS 활성도 증가와 SKT 감소는 밀접한 연관성이 있다는 것을 나타낸다. 이와 같이, 알코올 섭취로 인해 SNS 활성도가 증가하고, 이와 관련한 생체신호 변화가 나타났다.

운전자의 알코올 섭취량 증가에 따라 d2 test를 진행한 결과, 초기에는 정확도가 증가하였으나, BrAC 0.08%에 도달한 이후에 정확도가 감소한 것으로 보인다. Driving simulator 평가 결과, 알코올 섭취량이 증가함에 따라 SE와 속도가 증가하였다. 알코올 섭취는 차선 유지, 속도 조절에 어려움을 겪는 것으로 알려진 이전 연구 결과와 유사한 결과가 나타났다 [38,39]. 이러한 알코올 섭취 증가에 따른 운전 양상의 변화는 기존에 사용되던 S자 코스 음주 단속 방법의 타당성을 뒷받침할 수 있을 것으로 보인다.

연구 과정에서 평가한 모든 파라미터에 대한 상관계수를 평가한 결과, BrAC와 나머지 파라미터 간에 낮은 선형성이 나타났으며, BrAC를 예측하기 위해 비선형 SVR 모델을 적용하였다. 2회의 교차 검증을 통해, 91.43%의 정확도로 BrAC를 예측할 수 있는 모델을 개발하였으며, 이러한 방식의 BrAC 평가 방식의 가능성을 확인하였다.

본 연구는 시나리오 평가와 d2 test 진행을 위해 BrAC의 알코올 농도를 측정하는 과정에서 기준치를 넘겨 평가를 진행하는 경우가 있었다. 이는 개인마다 상이한 알코올 분해 능력을 반영할 수 없다는 점으로 인해 연구 결과에 대한 범용성에 있어서 한계가 있다고 사료된다. 또한 성인 남성 8명에 한해서 진행된 점의 한계점이 있었다. 본 실험의 한계점을 해결하고자 다양한 연령과 성별에 대한 연구가 필요할 것으로 예상된다. 또한 얼굴 인식 시스템을 적용한 개인 맞춤형 평가 모델 개발 연구가 수행된다면, 개인마다 상이한 알코올 분해 능력이 반영 가능하여 더욱 높은 정확도와 향상된 범용성을 확보할 수 있을 것으로 사료된다.

Acknowledgements

This work was funded by grants from Hyundai Motor Group.

References

[1] Borkenstein RF, Crowther RF, Shumate R. The role of the drinking driver in traffic accidents (The Grand Rapids Study). *Blutalkohol*, 1974;11(Suppl):1-131.
 [2] Ogden EJ, Moskowitz H. Effects of alcohol and other drugs

- on driver performance. *Traffic injury prevention*, 2004;5(3): 185-198.
- [3] Penning R, et al., Drugs of abuse, driving and traffic safety. *Current drug abuse reviews*, 2010;3(1):23-32.
 - [4] Organization WH. Drinking and driving: a road safety manual for decision-makers and practitioners. *Drinking and driving: a road safety manual for decision-makers and practitioners.*, 2007.
 - [5] Organization WH. Global status report on road safety 2013: supporting a decade of action: summary. 2013, World Health Organization.
 - [6] Organization WH. Global status report on road safety 2015. 2015: World Health Organization.
 - [7] Kroj GL, et al., Worldwide trends in alcohol and drug impaired driving. 2004.
 - [8] <https://www.donga.com/news/Society/article/all/20200421/100753386/1>. Accessed on 05 Feb 2022.
 - [9] <https://www.joongang.co.kr/article/23780934>. Accessed on 05 Feb 2022.
 - [10] Fillmore MT, Blackburn JS, Harrison EL. Acute disinhibiting effects of alcohol as a factor in risky driving behavior. *Drug and alcohol dependence*, 2008;95(1-2):97-106.
 - [11] Barter F, Tanner A. Autonomic neuropathy in an alcoholic population. *Postgraduate medical journal*, 1987;63(746):1033-1036.
 - [12] Molnár M, et al., The acute effect of low-dose alcohol on working memory during mental arithmetic: II. Changes of nonlinear and linear EEG-complexity in the theta band, heart rate and electrodermal activity. *International Journal of Psychophysiology*, 2009;73(2):138-142.
 - [13] Wang W-F, Yang C-Y, Wu Y-F. SVM-based classification method to identify alcohol consumption using ECG and PPG monitoring. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2018; 22(2):275-287.
 - [14] Castro JJ, et al., Retinal-image quality and night-vision performance after alcohol consumption. *Journal of ophthalmology*, 2014;2004.
 - [15] Langhan ML. Acute alcohol intoxication in adolescents: frequency of respiratory depression. *The Journal of emergency medicine*, 2013;44(6):1063-1069.
 - [16] Heinisch JS, Hübener I, David K. The Impact of Physical Activities on the Physiological Response to Emotions. in 2018 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops). 2018. IEEE.
 - [17] Pan J, Tompkins WJ. A real-time QRS detection algorithm. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 1985;(3):230-236.
 - [18] Pan J, Tompkins W. Real time algorithm detection for QRS. *IEEE Trans. Eng. Biomed Eng.*, 1985;32(3):230-236.
 - [19] Camm AJ, et al., Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. 1996.
 - [20] Blazquez A, et al., Wrist skin temperature, motor activity, and body position as determinants of the circadian pattern of blood pressure. *Chronobiology international*, 2012;29(6):747-756.
 - [21] Chu H, et al., Effects of transcutaneous electrical nerve stimulation on motion sickness induced by rotary chair: a crossover study. *The Journal of Alternative and Complementary Medicine*, 2012;18(5):494-500.
 - [22] Nishimura FT, et al., Effects of aldehyde dehydrogenase-2 genotype on cardiovascular and endocrine responses to alcohol in young Japanese subjects. *Autonomic Neuroscience*, 2002; 102(1-2):60-70.
 - [23] Haffner H, et al., Concentration dependency of the BAC/BrAC (blood alcohol concentration/breath alcohol concentration) conversion factor during the linear elimination phase. *International journal of legal medicine*, 2003;117(5):276-281.
 - [24] Cheng-Ping Z, Chuan L, Hai-wei G. Research on Hydrology Time Series Prediction Based on Grey Theory and [epsilon]-Support Vector Regression. in 2011 International Conference on Computer Distributed Control and Intelligent Environmental Monitoring. 2011. IEEE.
 - [25] Fine TL, Feedforward neural network methodology. 2006: Springer Science & Business Media.
 - [26] Saha P, Debnath P, Thomas P, Prediction of fresh and hardened properties of self-compacting concrete using support vector regression approach. *Neural Computing and Applications*, 2019;1-16.
 - [27] Yan C, et al., A novel model modification method for support vector regression based on radial basis functions. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2019;60(3):983-997.
 - [28] Van De Borne P, et al., Effects of alcohol on sympathetic activity, hemodynamics, and chemoreflex sensitivity. *Hypertension*, 1997;29(6):1278-1283.
 - [29] Nakamura Y, Yamamoto Y, Muraoka I. Autonomic control of heart rate during physical exercise and fractal dimension of heart rate variability. *Journal of Applied Physiology*, 1993; 74(2):875-881.
 - [30] Mackersie CL, Calderon-Moultrie N. Autonomic nervous system reactivity during speech repetition tasks: Heart rate variability and skin conductance. *Ear and Hearing*, 2016;37:118S-125S.
 - [31] Benedek M, Kaernbach C. A continuous measure of phasic electrodermal activity. *Journal of neuroscience methods*, 2010;190(1):80-91.
 - [32] Ellaway P, et al., Sweat production and the sympathetic skin response: Improving the clinical assessment of autonomic function. *Autonomic Neuroscience*, 2010;155(1-2):109-114.
 - [33] Healey JA, Picard RW. Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 2005;6(2):156-166.
 - [34] Illigens BM, Gibbons CH. Sweat testing to evaluate autonomic function. *Clinical Autonomic Research*, 2009;19(2):79.
 - [35] Setz C, et al., Discriminating stress from cognitive load using a wearable EDA device. *IEEE Transactions on information technology in biomedicine*, 2009;14(2):410-417.
 - [36] Lin HP, et al., Effects of stress, depression, and their interaction on heart rate, skin conductance, finger temperature, and respiratory rate: sympathetic-parasympathetic hypothesis of stress and depression. *Journal of clinical psychology*, 2011; 67(10):1080-1091.
 - [37] Harris W, Wagnon R. The effects of chiropractic adjustments on distal skin temperature. *Journal of manipulative and physiological therapeutics*, 1987;10(2):57-60.
 - [38] Nhtsa U. The visual detection of DWI motorists. US Department of Transportation, 2011.
 - [39] Ronen A, et al., Effects of THC on driving performance, physiological state and subjective feelings relative to alcohol. *Accident Analysis & Prevention*, 2008;40(3):926-934.