

A Method of Detecting the Aggressive Driving of Elderly Driver

Dong-Woo Koh[†] · Hang-Bong Kang^{**}

ABSTRACT

Aggressive driving is a major cause of car accidents. Previous studies have mainly analyzed young driver's aggressive driving tendency, yet they were only done through pure clustering or classification technique of machine learning. However, since elderly people have different driving habits due to their fragile physical conditions, it is necessary to develop a new method such as enhancing the characteristics of driving data to properly analyze aggressive driving of elderly drivers. In this study, acceleration data collected from a smartphone of a driving vehicle is analyzed by a newly proposed ECA(Enhanced Clustering method for Acceleration data) technique, coupled with a conventional clustering technique (K-means Clustering, Expectation-maximization algorithm). ECA selects high-intensity data among the data of the cluster group detected through K-means and EM in all of the subjects' data and models the characteristic data through the scaled value. Using this method, the aggressive driving data of all youth and elderly experiment participants were collected, unlike the pure clustering method. We further found that the K-means clustering has higher detection efficiency than EM method. Also, the results of K-means clustering demonstrate that a young driver has a driving strength 1.29 times higher than that of an elderly driver. In conclusion, the proposed method of our research is able to detect aggressive driving maneuvers from data of the elderly having low operating intensity. The proposed method is able to construct a customized safe driving system for the elderly driver. In the future, it will be possible to detect abnormal driving conditions and to use the collected data for early warning to drivers.

Keywords : Safe Driving for Elderly, K-means Algorithm, Expectation Maximization Algorithm, Gaussian Mixture Model, Smartphone Accelerometer

노인 운전자의 공격적인 운전 상태 검출 기법

고 동 우[†] · 강 행 봉^{**}

요 약

공격적인 성향의 운전은 자동차 사고의 주요한 원인이 된다. 기존 연구에서는 공격적 성향의 운전을 검출하기 위해, 주로 청년을 대상으로 연구가 이뤄졌으며 기계학습의 순수한 Clustering 또는 Classification 기법을 통해 이뤄졌다. 그러나 노인들은 취약한 신체적 조건에 의해 젊은 운전자와는 다른 운전 강도를 가지고 있어 기존의 방식으로는 검출이 불가능 하며, 데이터를 보정하는 등의 새로운 방법이 필요하다. 그리하여, 본 연구에서는 기존의 클러스터링 기법(K-means, Expectation-maximization algorithm)에, 새롭게 제안하는 ECA(Enhanced Clustering method for Acceleration data)기법을 추가하여, 주행 차량에 위치한 스마트폰으로부터 수집된 가속도 데이터를 분석하고 공격적인 운전 형태를 검출해 낸다. ECA는 모든 피험자의 데이터에서 K-means와 EM을 통해 검출된 군집군의 데이터 중 높은 강도의 데이터를 선별하여, 특징을 스케일링한 값을 통해 모델링한다. 본 방식을 통해 기존의 연구의 순수한 클러스터링 방식과는 달리, 모든 청년 및 노인 실험 참가자 개인들의 공격적인 운전 데이터가 검출되었으며, 클러스터링 기법간의 비교를 통해 K-means 기법이 보다 높은 검출 효율을 갖고 있음을 확인했다. 또한, K-means 방식을 검출한 공격적인 운전 데이터에서는 젊은 운전자가 노인운전자에 비해 1.29배의 높은 운전 강도를 가지고 있음을 발견했다. 이와 같이 본 연구에서 제안된 방식은 낮은 운전 강도를 갖고 있는 노인의 데이터에서 공격적인 운전을 검출 가능하게 되었으며, 특히, 제안된 방법은 노인 운전자를 위한 맞춤형 안전운전 시스템을 구축이 가능하며, 추후 다양한 연구를 통해 이상 운전 상태를 검출하고 조기 경보하는데 활용이 가능할 것이다.

키워드 : 노인 안전 운전, K-평균 알고리즘, 기댓값 최대화 알고리즘, 가우시안 혼합 모델, 스마트폰 가속도계

1. 서 론

매년 미국에서 약 680 만 건의 사고가 발생하며 공격적 인 운전으로 인해 많은 사고가 발생했다[1]. 미국 고속도로 교통

안전국(NHTSA, National Highway Traffic Safety Administration)은 사람들 또는 재산을 위협에 빠뜨릴 수 있는 자동차의 모든 작동을 공격적 성향의 운전으로 간주하고 있고 교통 사고의 주요 원인으로 분석하고 있다[2]. 특히, 미 교통안전재단(AAA Foundation for Traffic Safety)의 2015년 보고서에 따르면 대다수의 사람들이 공격적인 운전을 심각한 도로상의 위협으로 판단했고, 운전자의 절반 이상이 도로위의 분노(Road Rage)가 교통 사고의 가장 큰 문제로 판단했

[†] 준 회원 : 가톨릭대학교 디지털미디어학과 박사과정

^{**} 종신회원 : 가톨릭대학교 디지털미디어학부 교수

Manuscript Received : July 24, 2017

Accepted : September 2, 2017

* Corresponding Author : Hang-Bong Kang(hbkang@catholic.ac.kr)

다[3]. 이러한 문제는 젊은 사람만의 문제가 아니라, 전 세계적으로 고령화가 가속됨에 따라 다양한 신체 취약점이 있는 노인 운전자의 문제로도 판단되고 있다. 특히 노인운전사고는 운전자에게 심각한 부상을 불러오고[4] 대형 사고로 연결되는 경향이 있다. 예로, 미국 시카고에서는 81세 노인의 공격적인 운전으로 3명이 사망하고 20 여명 부상당하는 대형 사고가 발생되었다[5]. 우리나라에서는 65세 이상 노인 운전자가 일으킨 교통사고가 점차 증가함에 따라, ‘고령자 운전 면허 관리 강화 방안’이 추진되었다. 65세 이상 노인 운전자가 일으킨 교통사고는 2011년 1만 3,596건에서 4년 만에 2만 3063건으로 69.6%(9467건) 늘었기 때문이다[6]. 특히 거동이 불편한 노인들은 필수적으로 운전을 해서 이동하는 경우가 많아 특히 사고 유발 환경을 예측하고 검출 하는 것이 매우 중요하다[7].

공격적인 운전 행동을 특성 짓는데 중요한 요소 중 하나는 운전 스타일에서 공격성을 감지하는 것이다. 그러나 공격적인 운전의 개념은 운전자의 나이와 관련해서는 잘 정의되어 있지 않으며, 교통 안전에 미치는 전반적인 영향은 이용 분석 가능한 데이터 수집의 한계로 인해 정량화되지 못했다. 본 논문에서는 보다 수집이 쉬운 스마트 폰의 가속도 센서를 통해 도로 주행 가속도 정보를 수학적으로 모델링하여 공격적인 운전을 검출하는 방법을 제안한다. 이를 위해 기존의 대표적인 클러스터링 기법인 K-means와 EM 알고리즘에 가속도 센서 데이터의 특성을 살린 새로운 ECA (Enhanced Clustering method for Acceleration data) 방식을 제안한다. 이 방식은 클러스터링된 값들 중 절대값 강도가 큰 그룹의 일부 데이터를 공격적인 운전의 비지도 학습 모델(Unsupervised learning model)로 정의하고, 각 개인의 운전자의 값과 로그 우도(尤度, likelihood)의 비교를 통해 공격적 성향의 운전을 검출해 내도록 하였다.

2. 관련 연구

가속도 센서를 통해 운전 상태를 분석하는 연구는 다양한 방식으로 이뤄지고 있다. 과거에는 차량 움직임을 포착하기 위해서는 차량 내부의 OBD-II 포트에 데이터 로깅 장치를 연결한 뒤 CAN-Bus 데이터를 자동차 회사에서 제공하는 전문적 툴로 분석해야, 운전 습관을 분석할 수 있었다. 그러나 가속도 센서 보드의 보급에 따라 별도의 장치를 차량에 장착하고 분석이 가능해졌다. 초창기 운전 습관에 대한 연구는 주로 단편적인 감, 감속, 턴 등을 분석했고, 점차 연구가 심화 됨에 따라 기계학습(Machine Learning)을 통해 운전자의 공격적인 운전 성향이 분석 및 검출되었다. González[8] 등은 실제운전 중 공격성을 도출하기 위해 참가자에게 공격적인 운전코스과 부드러운 코스를 반복 운전하게 하였고, 수집된 가속도 센서 데이터를 통해 공격적인 운전 습관을 모델링하였다. 하지만, 고가의 고해상도 가속도 센서를 별도로 부착해서 운전 상태를 검출 할 수 있었다. 반면에, 최근 저비용의 연구 방식으로 가속도 센서가 포함된 스마트 폰을

통해 공격적인 운전 성향을 분석하려는 다양한 연구[9-11]가 발표되고 있다. 스마트 폰은 휴대하기가 편리하고 운전 정보를 풍부하게 기록할 수 있어, 운전 스타일 프로파일을 확립하는 데 활용이 가능하다. 이에 Hong 등[9]은 스마트폰으로 공격적인 운전 성향, 즉 범칙금을 많이 납부한 사람들을 피험자로 모집해 공격적인 운전을 모델링하였다. 하지만, 역시 주로 청년들을 대상으로 분석하여 노인의 무모한 운전 데이터로 활용하기에는 어려움이 있다. 반면, 기존의 노인운전에 관한 연구들을 살펴보면, 실험시 사고의 위험성을 고려하여, 주로 설문지[12]를 통한 통계적인 분석 또는 시뮬레이터[13, 14]에서 주로 연구되었다. 그러므로, 본 연구와 같이 실차에서의 노인에 대한 연구는 매우 중요한 의미를 갖고 있다. 예로, Amado 등[15]의 연구에서는 실제운전능력 과는 달리, 본인의 운전능력에 대해 과대평가 하는 결과를 보여 주어 설문지 방식의 연구의 문제점을 증명했다. 내용을 살펴보면 피험 운전자의 94.8 %는 관찰자의 평가보다 자신의 수행능력이 더 좋다고 평가했다. 비록 다양한 연령층(19-63세)의 많은 남성 피험자가(N=158)가 참가했지만, 이러한 방식의 연구는 정량적인 값으로 절대적인 운전 능력 및 습관을 평가하기는 어렵다. 또한, Moon 등[16]의 연구에서는 시뮬레이터에서 사고 발생 상황을 가상으로 재현하여 노인 운전자의 신체 반응성으로 운전 능력에 대한 연구가 이루어졌지만 공격성에 대한 연구는 없었다. Koh 등[17]은 노인의 공격성에 대한 연구가 이뤄졌지만, 분석 방법의 문제점으로 노인 피험자 모두의 공격적인 운전 데이터를 검출해 내지 못했다.

3. 실험 및 모델링 방법

본 연구의 주요한 목적은 운전 중 스마트 폰의 가속도 정보를 통해 연령에 관계없이 비지도 기계학습을 통해 공격적인 운전을 모델링하고 검출하는 것이다. 이를 위해 실제 자동차 주행을 통해 가속도 센서 데이터가 수집되었고, 특별한 전처리(pre-processing) 없이 제안하는 ECA를 통해 모든 운전자의 공격적인 운전을 모델링하고 개개인의 공격적인 운전 데이터가 검출되었다. 이 방법을 통해 모델링 기법 간의 효율성의 비교가 이뤄졌으며, 특히 청장년과 노인 간의 공격적인 운전의 강도 비교가 이뤄졌다.

3.1 가속도 센서 수집

피험자의 가속도 정보를 수집하기 위해, Fig. 1과 같이 운전자와 조수석 사이의 콘솔 박스에 스마트 폰을 위치하고, 내장된 가속도 센서를 사용하기 위해 0.07(±0.05) 초당 모든 방향 가속도 값을 수집 가능한 ‘Sensorstream IMU + GPS’ 앱을 이용하였다. 노인 운전자와 젊은 운전자 모두 동일한 날씨, 주행 코스, 실험 차량 조건에서 실험에 참가했다. 모든 참가자에게 실험에 대해 자세히 설명하고, 실험 동의서에 서명 하도록 했다. 본 실험 전 사고 방지를 위해 주행 연습을 진행하였고, 피험자 스스로 코스가 충분히 익숙해졌다고 생각했을 때 실험을 시작하였다. 본 실험의 참가자는 67-83



Fig. 1. Mounting Position of Samsung Smart Phone

세(평균 71.5세)사이의 노인 7명과, 26-43세(평균 30.28세)사이의 청장년 7명이 실험에 참여했다. 참고로, 대한민국 법률 제13102호[18]에 따르면 만 65세 이상의 자를 노인으로 규정하고 해당 복지를 제공하고 있어, 본 연구에서도 만 65세 이상을 대상으로 노인 피험자를 모집하였다.

운전자의 공격성을 측정하고, 그에 대한 비교를 진행하기 위해 공격적인 운전을 유도할 수 있는 급격한 U턴 코스와, 그 반대의 부드러운 코스를 유도하기 위해 평범한 직사각형 코스를 만들었다. 모든 운전자는 각 코스에서 3분 동안 코스를 반복하여 운전했다. 매 운전 실험 시 2명의 운영자가 같이 탑승했으며, 만일 피험자가 공격적으로 운전을 하지 않는 경우 지속적으로 강하게 운전할 것을 요구하였다. 이러한 요구는, 운전자에게 지속적으로 스트레스를 주도록 하여, 공격성을 유도하도록 하기 위함이었다.

이 연구에서 주로 분석하는 횡가속도는 선회력(Cornering Force), 즉, 선회 가속도(Cornering Acceleration, 단위: m/sec^2)를 측정하는 것이다. 횡가속도는 기본적으로 '코너를 달리는 속도'와 '코너의 반지름'과 깊은 관련이 있다[19]. 실험시 노인 운전자의 안전 위해 장애물이 없는 공간에서 강한 선회력으로 공격적인 운전을 유도하였고, 최대한 작은 회전 반경을 고려하여 주행 코스를 개발하였다. 안전한 실험을 위해 최대한 직진 급가속은 절제하였으므로, 종가속도 값은 데이터 분석에서 배제하였다.

3.2 가속도 센서 데이터 분석

우리는 가속도 센서의 횡가속도 데이터를 분석하기 위해, 기계학습 분야에서 비지도 학습(Unsupervised Learning)의 대표적인 방법인 K-means Clustering과 EM알고리즘에 사용하였고, 여기에 가속도 센서의 특성에 맞춰 ECA (Enhanced Clustering method for Acceleration data) 제안하여 분석한다. 이러한 방식을 통해 본 연구에서는 클러스터링 이전 별도의 다른 데이터 전처리 기법을 사용하지 않았고, 공격적인 운전 특성을 강화시키는 ECA 방식을 통해 보다 정확한 모델링이 가능하다. 기존의 Koh 등[17]의 연구에서는 노인의 데이터에 특별히 청장년의 데이터와의 강도 비교를 통해 보정 값으로 분석이 이뤄졌다. 하지만 본 연구에서는 특정 연령대에 데이터 보정 처리를 진행하지 않고, 노인 청장년 모두 동일한 방식으로 검출했다. 또한 검출된 모델링 데이

터에서, 로그 우도 비교를 통해 각 운전자들의 공격적인 운전과 부드러운 운전을 구별 가능하도록 하였다.

젊은 사람과 달리 노인 운전자는 공격적인 운전과 부드러운 운전의 차별성은 크지 않음을 예상할 수 있다. 왜냐하면, 신체적 나이는 항상 실제 나이와 비례하지는 않지만, 노인들은 젊은 운전자에 비해 노안 등의 약한 신체적 조건[7]을 가지고 있기 때문이다. 그러므로, 기존의 평범한 K-means Clustering과 EM 알고리즘으로 노인의 운전 데이터의 공격적인 운전 모델을 작성하는 것은 쉽지 않다. 이에 따라 본 연구에서는 노인 운전자의 공격적인 데이터의 특성을 정교화하고 강화시키기 위해 ECA를 사용하여 검출한다. 우선, 기본적으로 K-means Clustering 기법 사용시에는 아래의 Equation (1)을 사용하며, 참고로 S는 검출된 10개의 군집군 $\{S_1, S_2, \dots, S_{k=10}\}$ 을 의미한다.

$$\operatorname{argmin}_S \sum_{s=1}^k \sum_{i=1}^n \|X_i^{(s)} - \mu_i\|^2 \quad (1)$$

여기서 k는 군집된 클러스터 개수 즉 10이며, X는 연령대별 모든 운전자의 횡가속도 값이다. n은 가속도 센서 데이터의 개수이고, μ 는 각 검출된 클러스터 군의 평균을 의미한다. 또한 본 연구에서 사용한 다른 방식인, EM 알고리즘의 기본적 동작은 기대단계(E-Step, Expectation step)와 최대화 단계(M-Step, Maximization step)를 반복적으로 적용한다. 이와 동시에 주변 우도의 MLE(maximum likelihood estimation) 즉, 가능도 함수 $L(\theta; X)$ 의 최대 가능도를 구한다. 기대 단계(E-Step)에서는 $\theta^{(t)}$ 가 주어지고 새로운 θ 를 사용할 때 가능도의 기댓값 Q 를 아래 Equation (2)에서 구한다.

$$Q(\theta|\theta^{(t)}) = E_{Z|X, \theta^{(t)}}[\log L(\theta; X, Z)] \quad (2)$$

최대화 단계(M-Step)에서는 Q 를 최대화하는 매개 변수를 Equation (3)에서 찾는다.

$$\theta^{(t+1)} = \operatorname{argmax}_{\theta} Q(\theta|\theta^{(t)}) \quad (3)$$

그러나 위의 Equation (1), (2), (3) 방식으로 결정된 군집군들을 공격적인 운전 형태를 모델링하는데 모두 사용되지는 않는다. 본 논문에서는 제안하는 ECA(Fig. 2)가 그것인데, 우선 검출된 모든 군집군의 대표 평균 값들이 공격적인 운전의 특성을 결정하는데 유의미하지 않는다는 것을 전제로 한다. 그래서, 군집 군의 대표 평균값들의 절대평균 값을 계산하여 평균이하의 값을 갖고 있는 군집군들은 모델링 대상에서 제외하도록 한다.

이러함은 횡가속도의 특성상 낮은 강도의 값은 공격적인 운전의 특징을 가지고 있지 않다고 판단했기 때문이다. 이후, 선택된 값으로 모델링하기 위해 GMM(Gaussian Mixture

Algorithm 1 ECA Algorithm

```

[TOP]:
CluNum ← ClusteredNumber
μS ← MeanValueOfClusters
x ← x ∈ S
ECAThreshold ← (μS0 + μS1 + μS2 + ... μSCluNum)/CluNum
i ← 0
while i < CluNum do
  if μSCluNum < ECAThreshold then
    n ← i
    goto ArrayShift
  else
    ECACluNum ← ECACluNum + 1
  end if
  i ← i + 1
end while
goto GettingWeightAndModeling

[ArrayShift]:
j ← 0
while j < CluNum do
  Sn ← Sn+1
  j ← j + 1
end while
return

[GettingWeightAndModeling]:
Xsum = ∑i=1CluNum x ∈ Si
xsumi = ∑ x ∈ Si
j ← 0
while j < ECACluNum do
  Wj ← xsumj/Xsum
  j ← j + 1
end while
j ← 0
while j < ECACluNum do
  P(x) ← P(x) + WjμSj
  j ← j + 1
end while
```

Fig. 2. ECA Algorithm

Model)을 사용였다. GMM에서는 weight 값이 중요한 요소이므로, 제외된 군집군의 데이터를 보상하기 위해 검출된 군집군의 데이터 개수에 비례하여, 총합이 1이 되는 비례 weight 값을 재계산한다. 그리고 검출된 군집군의 대표 평균값에 weight에 비례하여 공격적인 성향의 운전 $p(x)$ 를 모

델링한다. K-means와 EM을 ECA를 적용하여 검출된 데이터를 모두 동일하게 Equation (4)의 GMM에 대입하여, $p(x)$ 모델링하는 것이다. 또한, 노인과 청장년의 비교를 위해 연령 그룹별로 공격적인 운전 형태를 모델링한다.

$$p(x) = w_1p_1(x) + w_2p_2(x) + \dots + w_np_n(x) \quad (4)$$

여기서 n 은 클러스터링의 개수, w 는 weight이다. 이렇게 연령 그룹 별로 모델링된 Equation (5)의 $p(x)$ 를 통해 각 운전자의 공격적인 운전과, 부드러운 운전을 로그우도(Log Likelihood) $L(x|w, \mu, \sum)$ 를 아래 Equation (6)에서 계산하여 공격적인 운전을 검출해내도록 한다.

$$p(x) = \sum_{i=1}^n w_i N(x|\mu_n, \sum n) \quad (5)$$

$$L(x|w, \mu, \sum) = \sum_{i=1}^n \ln p(x) \quad (6)$$

4. 실험 결과

본 연구에서는 실험 결과를 분석하기 위해 연령대 별로 모델링한 공격적인 운전 데이터를 표본으로 하여 각 운전자의 데이터의 유사도를 분석했다. 이때 기존의 순수한 K-means Clustering과 EM알고리즘 사용한 기존방식과, 제안하는 ECA를 적용한 개선 방식 간의 성능 비교 분석을 했다. 기존 방식(Fig. 3)으로는 EM 알고리즘에 의해 청장년층의 데이터는 검출이 되었으나, 그 외의 K-means 클러스터링 방식에서는 실패하였다. 반면에 본 연구에서 제안한 ECA 방식으로는

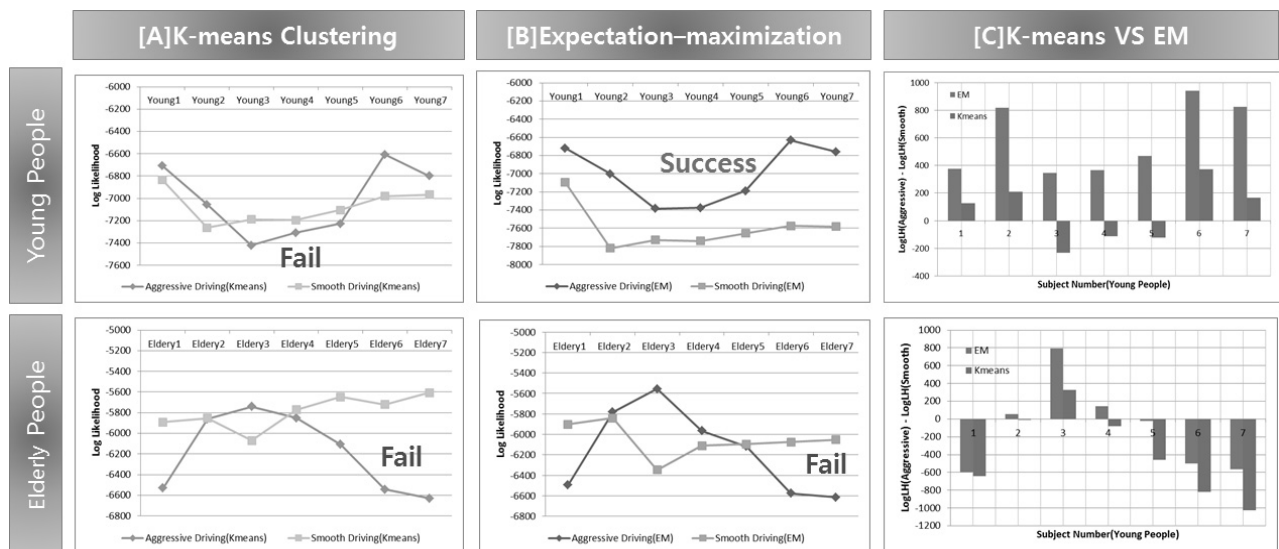


Fig. 3. The Failed Results of Aggressive Driving Data Detection with Common Clustering Method - [A] GMM Clustering with ECA [B] Expectation -Maximization with ECA [C] The Gap of Log LH(Likelihood) between Aggressive and Smooth Driving for Young/Elderly People

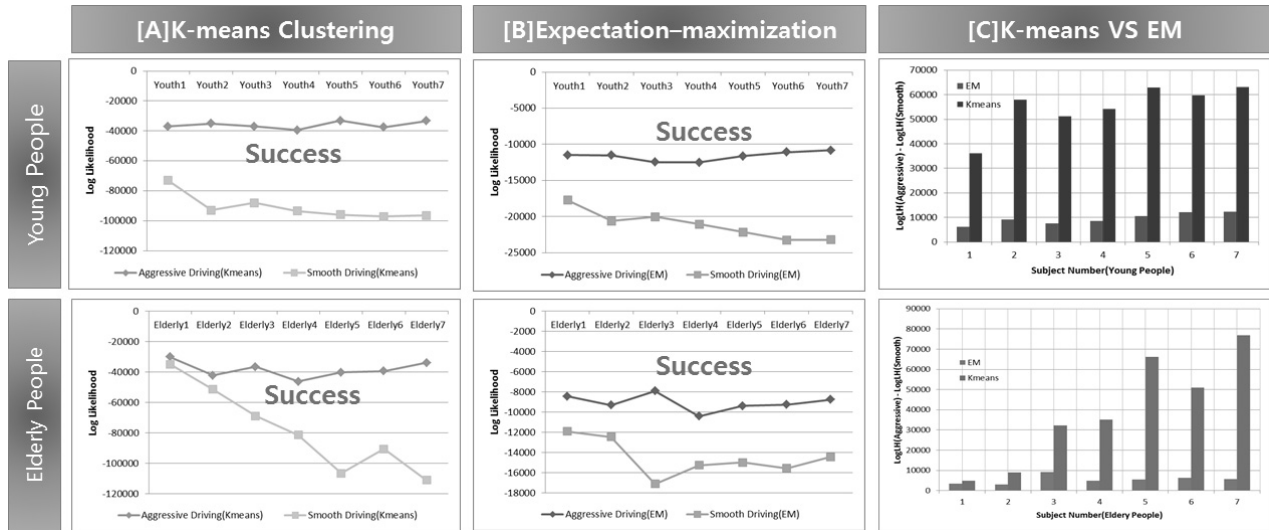


Fig. 4. The Success Results of Aggressive Driving Data Detection with ECA Clustering - [A] GMM Clustering with ECA [B] Expectation-maximization with ECA [C] The Gap of Log LH(Likelihood) between Aggressive and Smooth Driving for Young/Elderly People

Fig. 4와 같이 모든 방식과 연령층의 데이터에서 공격적인 운전 검출에 성공하였다. 특히, K-means 클러스터링 방법에서는 청장년 및 노인층의 공격적인 운전이 모두 정상적으로 검출되어 있으며, EM 알고리즘 방식보다 노인은 평균 6.95배, 청장년층은 평균 5.89배 좋은 성능을 가지고 있었다.

기존의 순수한 클러스터링 기법의 결과로 보면, 마치 청년의 데이터가 EM방식으로 공격적인 운전이 검출되어 K-means 비해 다소 좋은 성능을 갖고 있어 보였지만, 노인의 데이터는 어떤 방식으로든 검출해 내지 못했다. 제한한 ECA 방식으로 보면 K-means의 클러스터링 기법이 EM 방식보다 좋은 성능을 갖고 있다. Table 1에서 Equation (7a),(7b)을 통해 비교된 자세한 분석 결과를 살펴볼 수 있다. 아래 Ax는 Aggressive 운전 데이터, 그리고 Sx는 Smooth 운전 데이터를 의미한다.

$$AS = L(Ax|w, \mu, \Sigma) - L(Sx|w, \mu, \Sigma) \quad (7a)$$

$$KE = \frac{Kmeans_{AS}}{EM_{AS}} \quad (7b)$$

Table 1. Performance Comparison Result between K-means Clustering and EM Algorithm with ECA

Subject Number	KE of Elderly	KE of Youth
1	1.41	5.78
2	2.88	6.35
3	3.51	6.77
4	7.29	6.34
5	11.85	5.99
6	8.12	4.91
7	13.60	5.08
Mean Value	6.95	5.89

Table 2. Driving Strength Clustering Result with ECA and Comparison between Elderly and Young Drivers

Clustering Number	Acceleration (m/sec ³)			
	K-means		EM	
	Elderly	Youth	Elderly	Youth
1	3.48	-6.02	2.96	-2.27
2	-3.74	4.5	-4	4.03
3	-4.87	-4.88	-2.99	-4.63
4	-2.86	-3.95	2.2	-4.35
5	2.63	3.33	-	2.91
Absolute Mean Value	3.516	4.536	3.037	3.63

반면 노인과 청장년의 비교에 있어서는, 예상대로 노인이 낮은 운전 강도를 보인다. K-means 알고리즘 방식에 있어서는 Table 2에서 보여주는 것과 같이, 청장년의 운전가 노인 운전자에 비해 1.29배, EM 알고리즘 방식에 있어서는 1.19배 높은 강도를 가지고 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 노인 운전자의 공격적인 운전 성향을 탐지하는 방법을 제안했다. 기존의 순수한 K-means의 클러스터링 방식과 EM 알고리즘으로는 노인의 데이터에서 공격적인 운전 성향 데이터를 구분해 내지 못하였다. 이러한 문제점을 극복하기 위해, 본 연구에서는 ECA를 제안하여 기존 클러스터링 방식을 개선하였으며, K-means 클러스터링 방식과 EM 알고리즘의 성능에 대한 비교 평가를 진행하였다. 본 연구에서 제안한 ECA는 가속도 데이터의 특성을 고려한 방식으로, K-means 클러스터링 방식이 EM방식보다 전체 연령 평균 6.42배가 보다 우수했다. 또한, 운전 강도에 있어서는 청년 운전자가 노인운전자보다 1.29배(K-means), 1.19배(EM)

높은 운전강도를 가지고 있음을 정량적으로 밝혀냈다. 추후 연구에서는 보다 정확한 공격적인 운전자의 상태 검출을 위해 다양한 도로 상황을 비롯 감정 상태를 분석해야하며, 심전도 등의 생체 정보와의 연동을 한다면 보다 정확한 사전 정보 및 예측 시스템 구현이 가능 할 것으로 보인다.

References

[1] Justia.com. (2017). Aggressive Driving Accidents Overview : [online] Available at: <https://www.justia.com/injury/motor-vehicle-accidents/car-accidents/aggressive-driving-accidents/>

[2] A. Driving, "Research Update," AAA Foundation for Traffic Safety, 2009.

[3] AAA Foundation for Traffic Safety(July 2016). Prevalence of Self-Reported Aggressive Driving Behavior: United States, 2014.

[4] G. F. McCoy, R. A. Johnstone, and R. B. Duthie, "Injury to the elderly in road traffic accidents," *Journal of Trauma and Acute Care Surgery*, Vol.29, No.4, pp.494-497, 1989.

[5] T. Chachkevitch, 2014. Neighbors puzzled by actions of driver who caused 11-car pileup in Oak Lawn. [online] [chicagotribune.com](http://www.chicagotribune.com/news/local/breaking/chi-3-dead-in-oak-lawn-fatal-crash-20141005-story.html). Available at: <http://www.chicagotribune.com/news/local/breaking/chi-3-dead-in-oak-lawn-fatal-crash-20141005-story.html>

[6] Nam-Lim Cha, (2016). Strengthen management of elderly driver's license, not discrimination. [online] Available at: <http://www.esilver.me/news/articleView.html?idxno=14410>

[7] Owsley, C. "Driving mobility, older adults, and quality of life," *Gerontechnology*, Vol.1, No.4, pp.220-230, 2002.

[8] González, Ana Belén Rodríguez et al., "Modeling and detecting aggressiveness from driving signals," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol.15, No.4, pp.1419-1428, 2014.

[9] Jin-Hyuk Hong, Ben Margines, and Anind K. Dey, "A smartphone-based sensing platform to model aggressive driving behaviors," *Proceedings of the 32nd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, 2014.

[10] Derick A. Johnson and Mohan M. Trivedi, "Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform," *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2011 14th International IEEE Conference on*. IEEE, 2011.

[11] Zheng, Yang and John HL Hansen, "Unsupervised driving performance assessment using free-positioned smartphones in vehicles," *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2016 IEEE 19th International Conference on*. IEEE, 2016.

[12] De Winter, J. C. F., and D. Dodou, "The Driver Behaviour Questionnaire as a predictor of accidents: A meta-analysis," *Journal of Safety Research*, Vol.41, No.6, pp.463-470, 2010.

[13] Pradhan, Anuj Kumar et al., "Using eye movements to evaluate effects of driver age on risk perception in a driving simulator," *Human Factors*, Vol.47, No.4, pp.840-852, 2005.

[14] Brouwer, Wiebo H. et al., "Divided attention in experienced young and older drivers: lane tracking and visual analysis in a dynamic driving simulator," *Human Factors*, Vol.33, No.5, pp.573-582, 1991.

[15] Amado, Sonia et al., "How accurately do drivers evaluate their own driving behavior? An on-road observational study," *Accident Analysis & Prevention*, Vol.63, pp.65-73, 2014.

[16] Moon, Myung Kug, Murali Subramaniam, and Se Jin Park. "Older Drivers' Physiological Responses during Last-Minute Braking in a Driving Simulator." No. 2013-01-1245. SAE Technical Paper, 2013.

[17] Dong-Woo Koh and Hang-Bong Kang, "Smartphone-based modeling and detection of aggressiveness reactions in senior drivers," *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2015 IEEE. IEEE, 2015.

[18] Korea Ministry of Government Legislation(2015): Elderly Welfare Law [online] Available at:[http://www.law.go.kr/EB%2B%2%95%EB%A0%B9/%EB%85%B8%EC%9D%B8%EB%B3%B5%EC%A7%80%EB%B2%95/\(13102,20150128](http://www.law.go.kr/EB%2B%2%95%EB%A0%B9/%EB%85%B8%EC%9D%B8%EB%B3%B5%EC%A7%80%EB%B2%95/(13102,20150128)

[19] Sung-Kuk Chang, "What is Data Logging?"- Part ⑨ Lateral acceleration (1). *AutoJournal*, Vol.32, No.3, pp.76-79, 2010.



고 동 우

e-mail : metamo7@gmail.com
 2001년 가톨릭대학교 컴퓨터 전자공학부 (학사)
 2003년 서강대학교 컴퓨터학과(석사)
 2014년~현 재 가톨릭대학교
 디지털미디어학과 박사과정
 관심분야 : Automotive Safety System, Biometric Signals



강 행 봉

e-mail : hbkang@catholic.ac.kr
 1980년 한양대학교 전자공학과(학사)
 1986년 한양대학교 전자공학과(석사)
 1989년 Ohio State Univ. 컴퓨터공학 (석사)
 1993년 Rensselaer Polytechnic Institute 컴퓨터공학(박사)
 1993년~1997년 삼성종합기술원 수석연구원
 1997년~현 재 가톨릭대학교 디지털미디어학부 교수
 관심분야 : Computer Vision, Machine Learning, HCI, Artificial Intelligence, Computer Graphics, Big Data