

스마트폰 센서스트림을 이용한 운전 패턴 인식 시스템[†]

(Driving Pattern Recognition System Using Smartphone sensor stream)

송충원*, 남광우**, 이창우***

(Chung Won Song, Kwang Woo Nam, and Chang Woo Lee)

요약 운전자의 도로 주행 데이터를 데이터베이스화한 정보는 다양하게 이용될 수 있다. 이러한 주행 정보를 이용한다면 운전자의 운전 성향을 분석하는데 도움이 될 것이다. 따라서 본 논문에서는 스마트폰을 이용하여 도로 주행 시의 센서 데이터들을 기록하고 주행 패턴을 인식하는 방법을 제안한다. 운전 성향을 분석하기에 앞서 패턴 별 주행 정보를 제공하기 위해 주행 패턴을 인식하는데 중점을 두었다. 좌회전, U턴, 우회전, 급감속, 급출발, 급가속, 과속방지턱에 해당하는 7개의 패턴을 인식하기 위한 과정으로 데이터 전처리를 통해 이벤트가 발생한 구간을 검출 후, DTW(Dynamic Time Warping) 알고리즘을 이용한 결정 방식을 적용하여 패턴을 인식한다. 제안된 방법은 운전자의 정보 제공을 위해 인식된 패턴과 함께 동시에 녹화된 비디오 스트림도 제공되며, 이는 안전운전시스템이나 운전습관분석시스템의 중요한 요소라 할 수 있다.

핵심주제어 : 3축 가속도 센서, 주행 패턴 인식, 이벤트 구간 검출, 동적 시간 정합

Abstract The database for driving patterns can be utilized in various system such as automatic driving system, driver safety system, and it can be helpful to monitor driving style. Therefore, we propose a driving pattern recognition system in which the sensor streams from a smartphone are recorded and used for recognizing driving events. In this paper we focus on the driving pattern recognition that is an essential and preliminary step of driving style recognition. We divide input sensor streams into 7 driving patterns such as, Left-turn(L), U-turn(U), Right-turn(R), Rapid-Braking(RB), Quick-Start(QS), Rapid-Acceleration(RA), Speed-Bump(SB). To classify driving patterns, first, a preprocessing step for data smoothing is followed by an event detection step. Last the detected events are classified by DTW(Dynamic Time Warping) algorithm. For assisting drivers we provide the classified pattern with the corresponding video stream which is recorded with its sensor stream. The proposed system will play an essential role in the safety driving system or driving monitoring system.

Key Words : 3-axis Accelerometer, Driving Pattern Recognition, Event Section Detection, Dynamic Time Warping

[†] 이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2009-0067958).

* 군산대학교 컴퓨터정보공학과, 제1저자

** 군산대학교 컴퓨터정보공학과, 제2저자

*** 군산대학교 컴퓨터정보공학과, 교신저자

1. 서 론

자동차에 텔레매틱스 기술을 접목하면서부터 자동차 공간 내 스마트 서비스들이 점점 확대되고 있는 상황이다. 최근 자동차에는 차량사고나 도난감지, 주차 위치 확인, 원격시스템, 차선 이탈 등을 감지할 수 있는 시스템들이 장착되고 있다. 이처럼 자동차의 성능이 고도화되면서 운전자의 안정성에 대한 관심도 높아졌으며 이에 따라 안정성을 높이기 위해 운전자의 행동 패턴을 인식하기 위한 연구들이 진행 중이다[1].

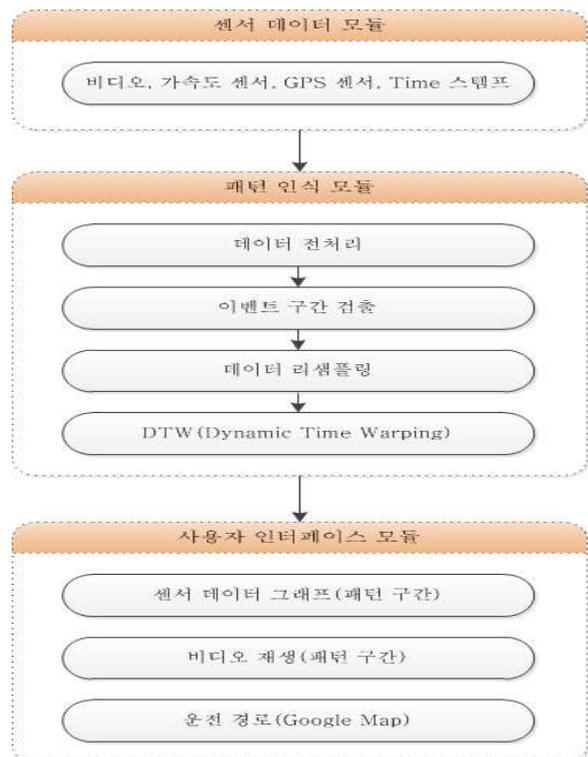
최근 뛰어난 휴대성과 함께 다양한 종류의 센서들을 적용한 모바일 기기의 일종인 스마트폰은 다양한 분야에 접목시킬 수 있다는 장점을 가지고 있어 여러 분야에서 연구가 진행 중에 있다[16]. 특히 가속도 센서는 행동/상태 등을 인식하는데 유용하게 이용된다. 가속도 센서를 이용하여 사람의 보행 인식[2], 제스처 인식[3-5, 15]등의 다양한 분야에서 연구되고 있다. 뿐만 아니라 스마트폰의 가속도 센서 등을 이용하여 안전운전을 위한 관리 시스템을 구현하기 위한 연구들이 진행되고 있다[6-11].

제안된 연구의 선행연구[6-7]에서는 유사 패턴인 좌회전과 U턴을 분류하기 위해 가속도 센서와 방향 센서를 이용하여 운전 패턴을 인식하는 방법을 제안하였다. 하지만 방향 센서는 주변 자기장의 영향에 따라 오인식의 원인이 되기도 한다. 또한 참고문헌[7]에서 제시한 패턴 결정 방법은 과속방지턱과 가속 패턴을 분류하기에는 적합하지 않아 보완이 필요하였다. 허근섭[8]등은 3축 가속도 센서 신호를 사용하여 특징값 추출과 FFT(Fast Fourier Transform)를 이용한 고유벡터의 생성, 거리척도(Distance Measure)에 의한 운전 패턴 분류 및 인식 기법을 제안하였다. Dai[9]등은 스마트폰의 가속도 센서와 방향 센서를 이용하여 가속을 계산하고 실제 주행 실험을 통해 추출한 음주운전 패턴과 비교하여 사용자에게 경고를 통한 알림 시스템을 개발하였다. 또한 Langle 과 Dantu[10]는 안전운전과 위험운전을 분류하기 위해 안드로이드 기반의 스마트폰에 내장되어있는 가속도 센서와 나침반 센서를 이용하였으며 스마트폰 장치의 방향 변환을 위해 2D, 3D 회전 매트릭스를 적용하였다. Johnson 과 Trivedi [11]도 안전운전과 위험운전을 인식을 위한 연구를 하였으며 iPhone의 가속도 센서와 자이로스코프 센서, 나침반 센서를 접목하여 DTW 알고리즘을 통한 분류

방법을 제안하였다.

스마트폰을 이용하지 않은 기존 안전운전 관련 시스템으로 한인환과 양경수[12]는 차량용 블랙박스를 활용한 실차 실험을 통해 획득한 데이터를 이용하여 위험 운전의 빈도와 교통사고의 경험 유무 등을 평가하여 위험운전을 인식하는 알고리즘을 검증하였다. 오주택[13]등은 위험운전 유형을 분류하고 그에 따른 임계값을 개발하여 제안하였다.

이러한 연구를 통해 운전자의 평소 주행 정보로부터 교통사고를 유발할 수 있는 위험운전에 대한 분석을 하여 운전자의 운전 패턴 및 성향 평가를 통해 위험운전을 억제시키는 효과를 가져 올 수 있다. 이와 같이 가속도 센서는 다양한 상태를 분석할 수 있으며 운전 패턴 분석에 적용하면 유용한 정보가 될 것이라 판단된다. 따라서 본 논문에서는 스마트폰의 가속도 센서 데이터를 이용하여 차량의 주행 패턴을 인식하고 영상정보와 함께 그 결과를 제공하는 방법을 제안한다. 이를 위하여 패턴이 발생한 구간을 검출하기 위한 이벤트 구간 검출과 패턴을 인식하기 위한 패턴 비교 기술이 필요하다. <그림 1>에서는 차량의 주행



<그림 1> 주행 패턴 인식 방법의 흐름도

패턴을 인식하는 방법의 개괄을 보여준다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 주행 패턴을 인식하는 알고리즘에 대해서 설명하고 3장에서는 제안한 방법으로 실험을 평가하고, 오인식을 분석한다. 마지막으로 4장에서는 결론을 맺고, 향후 과제에 관하여 언급한다.

2. 주행 패턴 인식 방법

센서 데이터를 획득하는 과정에서 도로의 노면 상태나 작은 차량의 흔들림에도 각각의 센서들은 민감하게 반응하기 때문에 주행 패턴을 인식하기 앞서 수집된 데이터의 전처리 과정이 선행되어야 한다. 전처리 과정에서는 스무딩(smoothing)과 정규화(normalize) 과정을 통해 데이터를 처리 한다. 스무딩 작업은 센서 데이터를 획득하는 과정에서 센서의 동작과 잡음 때문에 발생 가능한 미세한 변동과 불연속성 등을 제거하기 위해 적용한다. 가속도 센서 스트림은 각 축별로 k 구간의 평균을 취해 스무딩 작업을 한다. 스무딩은 센서 스트림이 $D = \{d_1, d_2, d_3, \dots, d_n\}$ 라고 할 때, 다음 <수식 1>과 같다.

$$S_{ij} = \frac{1}{k} \sum_j^{j+k-1} d_{ij}, \text{ for } i = \{x, y, z\} \quad (1)$$

정규화 과정은 3축 가속도 센서 데이터의 x, y, z 축의 각 기준값이 상이하므로 동일하게 처리하기 위해 적용한다. 정규화를 통해 각 축들의 기준값을 원점으로 이동 시킬 수 있다. 정규화는 아래 <수식 2>와 같다.

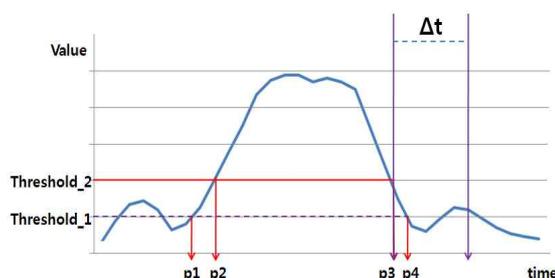
$$\tilde{d}_{ij} = S_{ij} - E_i \quad (2)$$

$$E_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n S_{ij} \quad (3)$$

2.1 이벤트 구간 검출

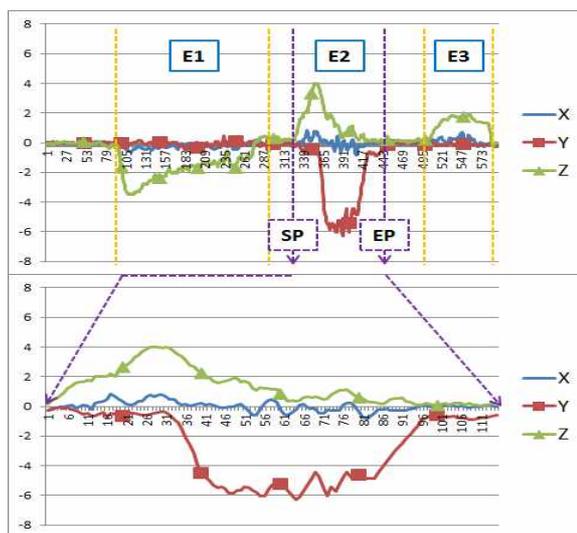
주행 패턴을 인식하기 위해서는 패턴이 발생한 구간을 검출해야 한다. 이벤트 구간 검출 방법은 음성 인식에서 사용되는 끝점검출 방식을 참고하였다[14]. 음성인식 분야에서는 에너지값과 영교차율 방식을 적용하는데 음성 데이터와 가속도 센서 데이터는 특성의 차이가 있기 때문에 영교차율 방식을 제외하고 에

너지값 만을 적용하여 검출한다. 또한 [14]에서 제안한 방법과 같이 좀 더 정확한 이벤트 구간의 시작점(Start Point, **SP**)과 끝점(EndPoint, **EP**)을 검출하기 위해 이중 임계값(Threshold_1, Threshold_2)을 사용한다. 검출 방법은 첫 번째 임계값 Threshold_1을 만족하는 점(p1)들을 임시로 저장한다. 이후, 처음으로 Threshold_2 이상이 된 점(p2)을 찾으면 가장 최근에 저장된 점(p1)을 이벤트 구간의 시작점으로 결정한다. 끝점의 검출은 임계값 Threshold_2를 일정 시간(Δt) 동안 만족하지 못하고 동시에 임계값 Threshold_1 보다 작은 점(p4)을 이벤트 구간의 끝점으로 결정한다.



<그림 2> 이벤트 구간 검출 방법

<그림 3>은 실제 촬영된 데이터로 3개의 패턴을 포함하고 있다. 이벤트 구간 검출 방법을 적용하여 3개의 패턴 구간을 분류하였으며 하단은 분류한 결과 중 우



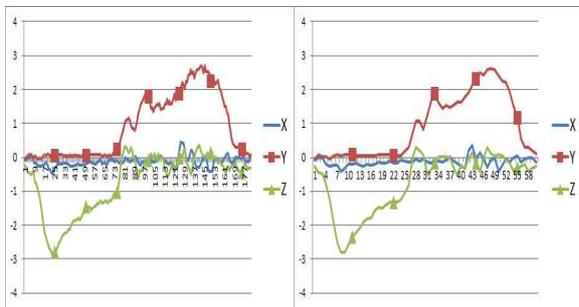
<그림 3> 이벤트 구간 검출 결과

E1 : 급출발, E2 : 우회전, E3 : 감속 SP : 328 , EP : 442

회전 패턴(E2) 구간의 센서 스트림을 확장한 예이다.

2.2 데이터 리샘플링

제안된 방법에서 특징 템플릿을 생성하기 위해서 입력데이터의 길이가 모두 동일하게 처리한다. 이를 위해 데이터의 길이를 60개의 샘플 포인트(3초)로 리샘플링(Resampling)한다. 리샘플링은 이벤트 구간 검출 과정을 통해 패턴이 발생한 구간의 데이터를 이용하여 일반적으로 많이 사용되는 선형 보간법(Linear Interpolation)을 적용한다. <그림 4>는 리샘플링을 적용한 결과이다.



<그림 4> 데이터 리샘플링 결과

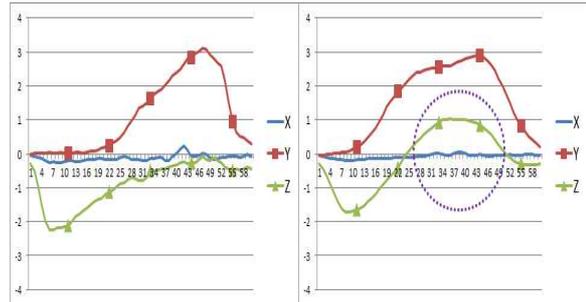
오른쪽의 그래프가 리샘플링 후의 데이터로 처리 전과 비교하면 길이가 182개의 샘플 포인트에서 60개의 샘플 포인트로 줄어든 결과를 확인할 수 있으며 보간법에 의해 데이터 스트림이 필터링된 결과도 확인할 수 있다.

2.3 특징 템플릿 구성

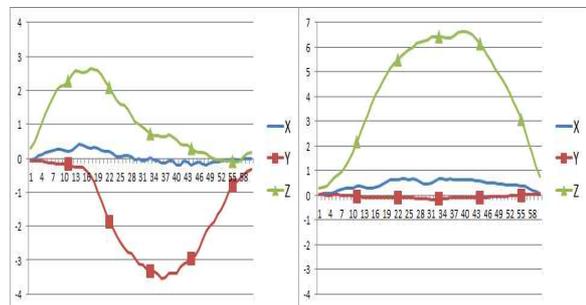
DTW를 적용하기 앞서 비교 대상이 되는 특징 템플릿을 구성한다. 특징 템플릿의 구성은 리샘플링을 통해 길이가 동일한 데이터인 훈련 집합(Training Set)의 평균 계산을 적용하여 만든다. 특징 템플릿을 생성하기 위해 훈련 집합에 사용된 데이터의 수는 각각 30개씩 사용한다. 다음 <그림 5-9>는 각 패턴별 훈련 집합의 평균에 의해 만들어진 특징 템플릿이다.

특징 템플릿을 살펴보았을 때 <그림 5>의 U턴 그래프에서 표시된 부분은 브레이크 조작에 의해 나타난 결과가 아니라 가속도의 특성상 180도 회전하면서 차량이 앞으로 나아가려는 힘(전방으로 쏠림)에 의해

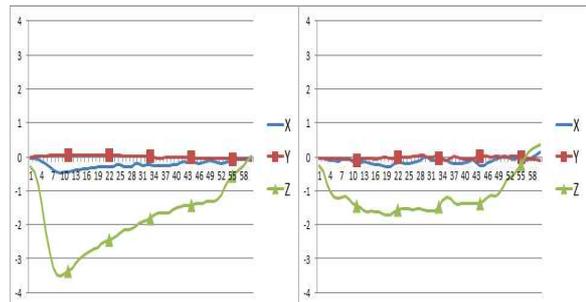
감속효과와 비슷한 형태를 보인 결과이다. <그림 8-9>는 과속방지턱의 특징 템플릿으로 보다 정확한 인식 결과를 얻기 위하여 데이터 스트림의 흐름을 살펴보고 4분류로 구성한 결과이다.



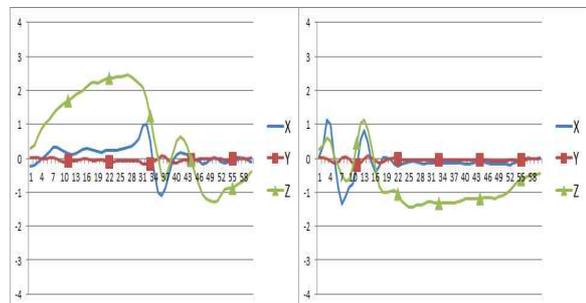
<그림 5> 좌회전, U턴



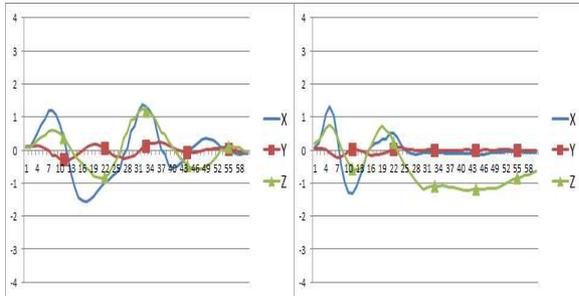
<그림 6> 우회전, 급감속



<그림 7> 급출발, 급가속



<그림 8> 감속 중 과속방지턱, 저속 주행 중 과속방지턱



<그림 9> 저속 주행 중 과속방지턱

2.4 DTW(Dynamic Time Warping)

DTW는 음성인식에서 주로 사용되는 알고리즘으로 시계열 패턴에 적용 가능한 패턴 인식 방법이다. 즉 DTW 알고리즘은 열의 길이가 일치하지 않는 두 시퀀스의 유사도를 측정하는 매칭 방법에 적합하다. 본 논문에서는 DTW 알고리즘을 적용하여 유사도를 평가하지만 시험 집합(Test Set)의 데이터 또한 선형 보간법에 의한 리샘플링을 적용한다. 그 이유는 음성 인식등의 패턴 인식에 비해 비교하고자 하는 패턴의 수가 상당히 적으며 음성 데이터와 달리 각 패턴의 가속도의 변화는 유관으로도 쉽게 구분되며 데이터 값보다 흐름의 변화에 중점을 두어 리샘플링을 적용하여도 무관하다고 판단되었기 때문이다. 또한 리샘플링을 통해 DTW 알고리즘의 연산 과정이 단축되어 처리 속도의 향상 효과도 볼 수 있다. DTW 알고리즘은 다음 수식들에 의해 결정된다[4]. $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 와 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ 일 때,

$$D(i, j) = \text{dist}(x_i, y_j) + \min \left\{ \begin{array}{l} D(i, j-1) \\ D(i-1, j) \\ D(i-1, j-1) \end{array} \right\} \quad (4)$$

$\text{dist}(x_i, y_j)$ 는 거리(cost)이며 $\text{dist}(x_i, y_j)$ 는 다음 수식에 의해 구해진다.

$$\text{dist}(x_i, y_j) = |x_i - y_j| \quad (5)$$

X, Y 두 시퀀스의 유사도는 다음 수식에 의해 결정된다. <수식 6>에 의한 결과의 값이 작을수록 유사도가 높다고 볼 수 있다.

$$DTW(X, Y) = D(n, m) \quad (6)$$

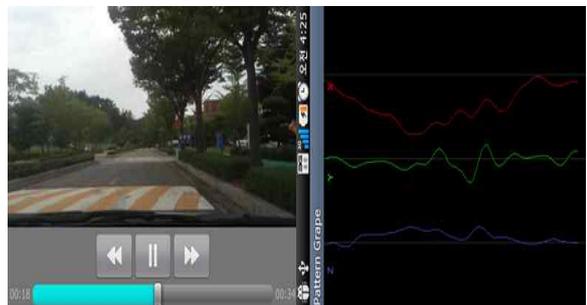
즉, 입력된 데이터와 특징템플릿을 DTW 알고리즘을 통해 비교하여 유사도가 높은 패턴을 결정하게 된다. DTW 알고리즘에 의해 검출된 주행패턴 결과는 센서스트림상의 시간과 검출 구간을 함께 저장한다.

2.5 비디오 데이터 검색

검출된 구간의 시간 정보를 이용하여 각 주행 패턴에 해당하는 비디오 영상과 매칭하여 운전자에게 제공하여줌으로써 주행 패턴을 분석하는데 용이하게 한다. 다음 그림은 스마트폰에서의 실제 작동 결과 영상이다. <그림 10>의 좌측은 데이터 촬영 시의 작동 화면이며 우측은 운전자의 주행 경로를 구글맵을 통해 출발점과 도착점을 표시해주는 결과 화면이다. <그림 11>의 좌측은 인식된 패턴과 매칭되는 비디오 영상의 구간을 재생해주는 화면이며, 우측은 인식된 패턴의 센서 스트림을 그래프로 출력하는 화면이다.



<그림 10> 데이터 촬영(좌), 주행 경로(우)



<그림 11> 패턴 구간 영상, 센서 그래프

3. 실험 결과 및 분석

본 장에서는 제안된 방법의 성능 평가를 위해 유사 내용의 Johnson[11]의 실험과 비교하여 설명한다.

3.1 데이터 획득 환경

LG-LU3000 기종의 안드로이드 스마트폰을 차량의 전면 유리에 부착된 거치대에 설치하였으며 군산대학교 캠퍼스에서 실제 주행을 통해 주행 정보들을 획득하였다. 실제 주행을 통해 좌회전, U턴, 우회전, 급감속, 급출발, 급가속, 과속방지턱(감속하며 과속방지턱, 지속 주행 중 과속방지턱) 총 7개의 패턴 데이터를 수집하였다. 모든 패턴은 60km 이내의 속도에서 촬영하였으며 획득한 데이터의 상세 정보는 아래 <표 1-2>와 같다. <표 1>은 스마트폰 장치를 통해 획득하는 데이터의 차이를 비교한 표이다.

Johnson과의 실험환경을 비교하였을 때, 패턴을 인식하기 위해 사용되는 센서의 수에서 가장 큰 차이를 나타낸다. 본 논문에서는 3축 가속도 센서만을 이용하여 접근하였으며 Johnson의 실험에서는 3가지 센서를 혼합하여 접근한다. 또한 본 논문에서는 비디오 영상과 매칭하기 위해 부가적으로 비디오 데이터와 시간 정보를 획득한다. 비디오 데이터는 mp4 파일 형태로 16 프레임(frames per second) 영상(320*240)을 획득하였다.

<표 1> 센서 장치로부터 획득하는 데이터의 비교

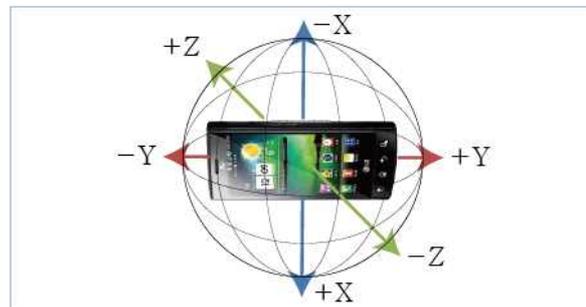
구분	A(본 논문)	B(Johnson's Method)
장치	· Android (LG-LU3000)	· iOS (iPhone 4)
사용 센서	· 3축 가속도 센서	· 3축 가속도 센서 · 나침반 센서 · 자이로스코프 센서
획득 주기	· 20 Hz	· 25 Hz
GPS	· 위치 정보	· 위치 정보 · 속도 계산
기타	· Time 스탬프 · 비디오 센서	·

<그림 12>는 본 실험에 실제 사용된 스마트폰의 가속도 센서 좌표계이다. 스마트폰은 그림과 같이 거치

<표 2> 패턴 별 데이터의 정보

구분	상세 내용
좌회전, U턴	좌회전과 U턴은 일시 정지 후 선회
우회전	주행 중 감속하며 선회
급출발	정지 상태에서 급격하게 가속 3000 ~ 3500 RPM
급가속	주행 중 급격하게 가속 3000 ~ 3500 RPM
급감속	주행 중 급격하게 감속하며 정지
과속방지턱	주행 중 감속하며 과속방지턱 구간 지속 주행 중 과속방지턱 구간

대에 가로로 설치하였으며 X축이 중력 방향, Y축이 차량의 좌우 방향, Z축이 차량의 진행 방향에 해당된다.



<그림 12> 3축 가속도 센서의 좌표계

3.2 실험 결과 비교

실험은 훈련 집합의 데이터를 포함한 모든 데이터를 기반으로 인식률을 판별하였다. 인식률의 판별은 전체 데이터의 스트림에서 이벤트 구간 검출 알고리즘을 적용하여 인식된 구간의 데이터를 비디오 스트림과 비교, 각 패턴을 수작업으로 분류한 후 인식기를 통해 정확도를 계산하였다. <표 3>은 패턴 별 전체 인식률을 나타낸 결과이다. 왼쪽의 분류에서 T는 데이터의 총 개수(Total)이며 C는 정인식(Correct)의 개수이며, I는 오인식(Incorrect)의 개수이다. 또한 <표 3-5>에서 표기된 **BB**는 감속하며 과속방지턱(Braking-Speed-Bump), **DB**는 주행 중 과속방지턱(Driving-Speed-Bump) **HL**은 급좌회전(Hard Left), **HU**는 급U턴(Hard U-Turn), **HR**은 급우회전(Hard Right), **SL**은 급좌차선변경(Swerve Left) **SR**은 급우차선변경(Swerve Right)에 해당한다.

<표 3> 주행 패턴 인식 결과

	L	U	R	RB	QS	RA	BB	DB	총계
T	60	60	60	60	60	60	60	60	480
C	56	60	60	56	57	58	60	60	467
I	4	0	0	4	3	2	0	0	13
%	93	100	100	93	95	96	100	100	97

<표 4>와 <표 5>는 패턴 인식 결과의 혼동 행렬 (Confusion Matrix)로 실제와 예측 간의 관계를 나타낸다. 표에서 왼쪽의 분류는 실제 패턴이며 상단의 분류는 DTW 알고리즘에 의해 인식된 패턴이다. 두 연구의 전체 인식결과를 살펴보면 본 실험에서는 약 97%의 인식률을 보였으며 Johnson의 실험은 약 91%의 인식률을 나타냈다. 전체 인식률을 비교하기에는 두 연구의 실험 데이터의 수와 인식하고자 하는 패턴의 종류의 차이로 다소 무리가 있다. 하지만 본 실험에서는 3축 가속도 센서만을 이용하여 같은 종류의 패턴(좌회전, U턴, 우회전)에서 통계적으로 비교하였을 때 좀 더 나은 결과를 나타낸다.

<표 4> 혼동 행렬(본 논문)

	L	U	R	RB	QS	RA	BB	DB
L	56	4	0	0	0	0	0	0
U	0	60	0	0	0	0	0	0
R	0	0	60	0	0	0	0	0
RB	0	0	0	56	0	0	3	1
QS	0	0	0	0	57	3	0	0
RA	0	0	0	0	2	58	0	0
BB	0	0	0	0	0	0	60	0
DB	0	0	0	0	0	0	0	60

<표 5> 혼동 행렬(Johnson's Method)

	L	U	R	HL	HU	HR	SL	SR
L	83	0	0	11	0	0	6	0
U	23	77	0	0	0	0	0	0
R	0	0	92	0	0	6	1	1
HL	0	0	0	100	0	0	0	0
HU	0	0	0	0	100	0	0	0
HR	0	0	0	0	0	100	0	0
SL	17	0	0	0	0	0	83	0
SR	0	0	0	0	0	0	0	100

본 논문에서의 실험결과 오인식을 살펴보면 유사 패턴에 의한 오인식과 이벤트 구간 검출에 의한 오인식으로 크게 두 종류로 구분할 수 있다. 먼저 <그림 5-9>의 특징 템플릿에서 확인할 수 있듯이 좌회전과, U턴, 그리고 급출발과 급가속은 유사도가 높아 오인식을 유발할 가능성이 크다. 두 번째로 이벤트 구간 검출에 의한 오인식은 두 패턴이 짧은 시간에 연속적으로 이어져 발생함으로써 이벤트 검출 과정에서 하나의 구간으로 인식하여 오인식이 발생한다.

4. 결론 및 향후 과제

논문에서는 스마트폰을 이용하여 도로 주행 시의 센서 데이터들을 기록하고 주행 패턴을 인식하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 생활의 일부분인 운전자의 주행 정보를 기록하고 정보를 제공하는데 목적을 두고 연구하였다. 제안된 연구의 장점은 첫째, 주행 패턴 별로 운전 성향을 판단할 수 있도록 주행 패턴을 검출 및 인지하는 방법이다. 둘째, 각 패턴 별로 데이터를 획득하여 훈련시킴으로써 인식률을 향상시킨 방법이다. 향후 과제로 패턴 별 주행 데이터를 비포장도로와 같은 다양한 환경에서 획득하여 보완하고자 한다. 또한 적응적 이벤트 검출을 통해 위험 운전에 대한 데이터를 획득하고 운전자의 위험 패턴을 인식하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] 김선웅, 지용구, "Smart 자동차 환경에서의 운전자 중심 상황인식 서비스 제안," 한국정보과학회 논문지, 제29권, 제9호, pp.27-34, 2011.
- [2] C. Nickel, C. Busch, S. Rangarajan, and M. Mobius, "Using Hidden Markov Models for accelerometer-based biometric gait recognition," IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and its Applications (CSPA), pp.58-63, 2011.
- [3] T. Marasovic, V. Papić, "Accelerometer-Based Gesture Classification Using Principal Component Analysis," 19th International Conference on

Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM), pp.1-5, 2011.

[4] A. Akl, S. Valaee, "Accelerometer-based gesture recognition via dynamic-time warping, affinity propagation, & compressive sensing," IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), pp.2270-2273, 2010.

[5] 최봉환, 민준기, 조성배, "지역화된 템플릿기반 동적 시간정합을 이용한 모바일 제스처인식," 한국정보과학회 논문지, 제16권, 제4호, pp.482-486, 2010.

[6] 송충원, 남광우, 이창우, "GeoVision을 위한 멀티센서 기반 운전 패턴 인식," 한국정보처리학회 제35회 춘계학술발표대회 논문집, 제18권, 제1호, pp.1185-1187, 2011.

[7] 송충원, 남광우, 이창우, "3축 가속도 센서와 방향 센서를 이용한 운전패턴 인식," 한국컴퓨터정보학회 동계학술발표대회 논문집, 제20권, 제1호, pp.7-10, 2012.

[8] 허근섭, 배기만, 이상룡, 이춘영, "가속도센서를 이용한 운전패턴 인식기법," 제어·로봇·시스템학회 논문지, 제16권, 제6호, pp.517-523, 2010.

[9] J. Dai, J. Teng, X. Bai, Z. Shen, and D. Xuan, "Mobile phone based drunk driving detection," 4th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth), pp.1-8, 2010.

[10] L. Langle, R. Dantu, "Are You a Safe Driver," International Conference on Computational Science and Engineering, pp.502-507, 2009.

[11] D.A. Johnson, M.M. Trivedi, "Driving Style Recognition Using a Smartphone as a Sensor Platform," 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), pp.1609-1615, 2011.

[12] 한인환, 양경수, "차량용 블랙박스를 활용한 위험 운전 인지," 대한교통학회 논문지, 제25권, 제5호, pp.149-160, 2007.

[13] 오주택, 조준희, 이상용, 김영삼, "위험운전 유형에 따른 임계값 개발," 한국도로학회 논문지, 제11권, 제1호, pp.69-83, 2009.

[14] 도삼주, 손일현, 구명완, "실시간 음성 끝점검출 알고리즘," 대한전자공학회 논문지, 제5권, 제1호,

pp.11-14, 1992.

[15] 정도준, 윤정오, "모델기반의 시선 방향 추정을 이용한 사람 행동 인식," 한국산업정보학회논문지, 제16권 제4호, pp. 9-18, 2011.

[16] 이문봉, "스마트폰 사용의도에 영향을 미치는 요인 연구," 한국산업정보학회논문지, 제16권 제4호, pp. 139-150. 2011.



송 충 원 (Chung Won Song)

- 학생회원
- 군산대학교 컴퓨터정보공학과 공학사
- 군산대학교 컴퓨터정보공학과 석사과정

• 관심분야 : 텔레매틱스, 패턴인식, 컴퓨터비전



남 광 우 (Kwang Woo Nam)

- 정회원
- 충북대학교 전자계산학과 이학사
- 충북대학교 전자계산학과 이학석사
- 충북대학교 전자계산학과 이학박사
- 군산대학교 컴퓨터정보공학과 부교수

• 관심분야 : 데이터베이스, GIS, LBS 정책 및 기술, 데이터스트림, 지오센서 네트워크



이 창 우 (Chang Woo Lee)

- 정회원
- 경일대학교 컴퓨터공학과 공학사
- 경북대학교 컴퓨터공학과 공학석사
- 경북대학교 컴퓨터공학과 공학박사
- 군산대학교 컴퓨터정보공학과 부교수

• 관심분야 : 텔레매틱스, 패턴인식, 컴퓨터비전, 상황인식

논문접수일 : 2012년 05월 22일
 1차수정완료일 : 2012년 06월 21일
 게재확정일 : 2012년 06월 25일