

가속도센서를 이용한 운전패턴 인식기법

Recognition of Driving Patterns Using Accelerometers

허근섭, 배기만, 이상룡, 이춘영*

(Gun Sup Hhu, Ki Man Bae, Sang-Ryong Lee, and Choon-Young Lee)

Abstract: In this paper, we proposed an algorithm to detect aggressive driving status by analysing six kinds of driving patterns, which was achieved by comparing for the feature vectors using mahalanobis distance. The first step is to construct feature matrix of 6×2 size using frequency response of the time-series accelerometer data. Singular value decomposition makes it possible to find the dominant eigenvalue and its corresponding eigenvector. We use the eigenvector as the feature vector of the driving pattern. We conducted real experiments using three drivers to see the effects of recognition. Although there exists differences from individual drivers, we showed that driving patterns can be recognized with about 80% accuracy. Further research topics will include the development of aggressive driving warning system by improving the proposed technique and combining with post-processing of accelerometer signals.

Keywords: driving patterns, eigenvector, SVD, assistive warning system

I. 서론

최근에는 차량 제어 시스템(vehicle control system)에 관한 요구조건이 고성능을 추구하는 것에서 인간친화적인 방향으로 변화하고 있고, 이러한 경향은 지능시스템(intelligent system)의 적용이 강조되어 다양한 분야의 연구개발이 자동차 산업에 융합되는 패러다임을 가져오게 되었다. 또한 도로교통 안전을 향상시키기 위한 정책적인 노력은 국가차원의 이슈가 되고 있다. 미국의 National Highway Traffic Safety Administration의 통계에서는 사람의 잘못에 의한 교통사고가 전체의 약 75%를 상회한다는 보고가 있으며[1], 우리나라에서도 과거 10년간 탱크로리 차량과 관련하여 발생한 사고분석에서 운전자의 과실로 인한 것이 87%를 상회하는 통계가 보고되었다[2].

난폭운전(aggressive driving)은 “의도적으로 다른 운전자 또는 보행자에게 위협을 유발하거나 불쾌감을 주는 운전행위”로 정의되며[3], 급차로 변경, 지그재그 운전, 등 주변의 다른 운전자들의 통상적인 교통흐름에 따르지 않는 운전으로 생각할 수 있다. 도로와 차량간 통신시스템을 비롯한 크루즈 제어 시스템으로 구성된 첨단 도로 시스템(AHS)에서의 운전 양식을 심리학적 모델과 관련하여 연구한 결과는 도로 교통 안전에 영향을 끼치는 운전자 행동을 정량적으로 측정할 수 있음을 보였다[4]. 이와 같은 연구가 차량 제어 시스템에 적용되기 위해서는 다양한 운전자를 대상으로

한 운전 행동에 관한 수학적 모델이 구성되어져야 하며, 센서를 이용한 감지 및 분류 기법이 개발되어야 한다. 운전 행동 모델링기법은 많은 운전자들에 의해 관심을 유발하였고, 비선형 회귀 모델(nonlinear regression model), 신경회로망(neural networks), 퍼지 시스템(fuzzy system) 등을 이용한 기법이 제안되었으나, 너무 복잡한 모델로써 물리적인 개념과의 연관이 어려운 단점이 있었다[5-8]. 운전 모델을 하이브리드 동역학 시스템(HDS: Hybrid Dynamic Systems)으로 고려하여, 통계학적인 모드 변화를 가진 SS-ARX (stochastic switched ARX) 모델이 제안되었고, 이것은 은닉 마르코프 모델(hidden Markov model, HMM)의 확장된 기법으로, 운전자가 감지하는 센서정보 (차간거리 및 변화율, 차량간 측면거리 등)와 운전자의 행동 출력값 (조향 제어 등)의 관계를 표현하였다[9].

가속도센서(accelerometers)는 중력과 모션에 의해 발생하는 가속도 성분을 전기적인 신호로 변환하는 센서로 사람의 동작과 자세의 방향을 측정하는데 적합하다[10]. 가속도 센서를 허리와 허벅지에 장착하고, 5가지의 행동 상태 (서기, 앉기, 걷기, 뛰기, 눕기)를 분류하는 기법을 RFID를 함께 이용하여 강인한 인식률을 보이도록 구현하였으며[12], Assembly 작업의 21개 과정을 인식하기 위해 마이크로폰과 가속도센서를 이용한 기법[11], 그리고 고유벡터 기법을 이용하여 앞으로 넘어지기, 뒤로 넘어지가, 일어서기, 앉기, 일어나기, 눕기, 및 걷기 상태를 분류하는 기법도 연구되었다[13].

가속도센서를 차량시스템에 이용한 연구로는, 주행기록센터(VMIC: Vehicle Movement Information Center)에서 운전자의 차량 조작형태 및 각종정보를 수집하고 내장된 위험 운전 판단알고리즘을 이용하여 운전조작에 의한 급가속, 급제동, 과속운행, 급격한 차선변경 및 선회구간에서의 안전속도 미 준수 등 각종 위험운전 여부를 실시간으로 분석하고 판단하여, 수집된 정보와 위험운전분석결과를 CDMA모뎀으로 통신센터로 전송하고 운행분석 프로그램(VMDRA:

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 3. 15., 수정: 2010. 4. 15., 채택확정: 2010. 4. 30.

허근섭, 배기만: 경북대학교 기계공학부 대학원

(angriu@hotmail.com/tank5436@nate.com)

이상룡, 이춘영: 경북대학교 기계공학부

(srlee@knu.ac.kr/cylee@knu.ac.kr)

※ 본 연구는 지식경제부의 에너지기술혁신 프로그램으로 지원되었으며, 이 논문은 “차세대에너지안전연구단”의 연구결과임 (세부과제번호: 2007-M-CC23-P-04-1-000). 이 논문은 2010년 교육과학기술부로부터 지원받아 수행된 연구임 (지역거점연구단육성사업/노화극복·웰빙을 위한 융합의료기술개발사업단).

Vehicle Movement Data Report and Analysis)에서 데이터베이스로 구축되어 자동적으로 일일 운행분석, 운행관리 및 위험운전 집계, 운전자의 운전성향 분석하여 관리하는 방법이 제안되었다[14].

본 논문에서는 3축 가속도 센서를 이용하여, X축 및 Y축 가속도 성분을 사용한 난폭운전 감지 기법 개발을 제안하며, 원신호 (raw signal)로부터 사용하는 특징값 추출과 FFT (Fast Fourier Transform)를 이용한 고유벡터의 생성, 그리고 거리척도(Distance Measure)에 의한 운전패턴 분류 및 인식기법을 제안한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 II 장에서는 데이터 획득 환경과 관련된 시스템에 대해 설명하고, III 장에서는 운전패턴 인식기법을 제안하며, IV 장과 V 장에서는 실험결과와 분석 및 향후연구계획을 포함한 결론을 제시한다.

II. 데이터 획득 환경

하드디스크(HDD) MP3 플레이어 및 노트북 컴퓨터의 낙하방지(freefall detection), 휴대폰의 이미지 안정화(image stability), 모션 다이얼(motion dialing), 전자 컴퍼스 (E-compass), 보도계(pedometer), 네비게이션 및 위치추정기법 (dead reckoning)의 기울어짐 감지(tilt), 게임 및 로봇의 모션 감지(motion sensing) 등에 사용될 수 있는 저가, 저전력, 고감도 3축 가속도 센서 (MMA7260Q, freescale semiconductor)를 사용하였다. 이 센서에 대한 특징은 표 1에 정리하였다. 이 센서의 X축 및 Y축 신호를 그림 2에서와 같이 이용하였다.

알고리즘 개발 및 시험을 위한 데이터 획득을 위해, 승용차의 변속기어 뒷부분에 가속도 센서 보드를 장착하고, AVR 마이크로컨트롤러에서 AD 변환을 수행하여, 시리얼 통신으로 노트북으로 전송하도록 구성하였다. 가속도센서 보드는 가속도센서, 마이크로컨트롤러, 전압조정기, 직렬통신모듈 등으로 구성된다. 그림 1은 데이터 획득 시스템 블록 다이어그램을 보여준다. 가속도 센서 보드는 차량의 움직임에 반응하여, X축 및 Y축의 가속도 성분을 AD 변환되어 전송한다. 노트북 컴퓨터는 전송된 데이터를 구간별로 저장하고, 알고리즘을 적용하여 화면에 표시하는 기능을 담당하며, 최종 알고리즘은 노트북이 아닌 가속도 센서 보드에 포팅(porting)하여 시험하였다. AD 변환은 10비트 연속비교

표 1. 가속도 센서의 사양 및 특징.

Table 1. Specification and characteristics of 3-axis accelerometer (MMA7260Q).

가속도 범위	$\pm 1.5\sim 6g, (g=9.81m/s^2)$
낮은 소모전류	500 μA (Sleep Mode: 3 μA)
저전압 동작	2.2~3.6 V
높은 민감도	800mV/g @1.5g
	600mV/g @2.0g
	300mV/g @4.0g
	200mV/g @6.0g
신호처리부 내장	저역통과 필터
Max. Acc. Rating	$g_{max} = \pm 2000g$
대역폭 (Bandwidth)	$f_{3dB} = 350$ Hz (XY axis)
	$f_{3dB} = 150$ Hz (Z axis)
Cross-Axis Sensitivity	5% (XY, YZ, ZX)
동작 온도	-20~+80 °C
Noise	4.7 mVrms (0.1 Hz ~ 1 kHz)

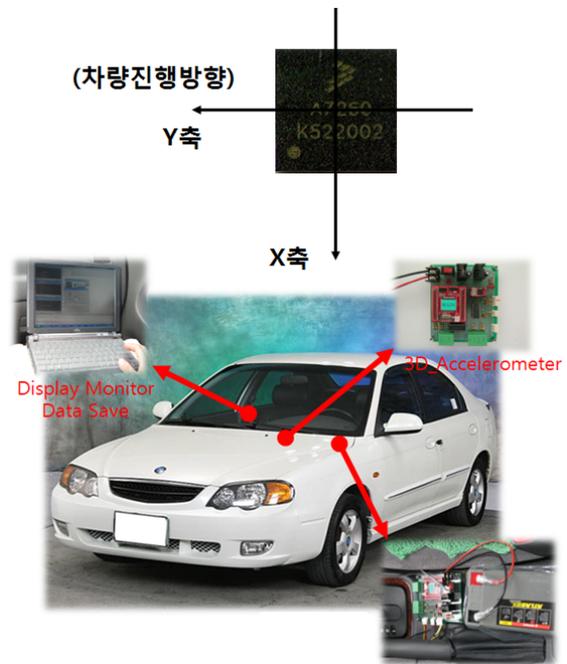


그림 2. 실험 시스템 (가속도 센서의 좌표계: 차량 진행방향이 Y축, 차량의 왼쪽방향이 X축, 중력방향이 Z축임).

Fig. 2. Experimental System (Coordinate system for 3-axis accelerometer: Y-axis is vehicle forward direction, X-axis is left-side direction, Z-axis is the direction of gravity).

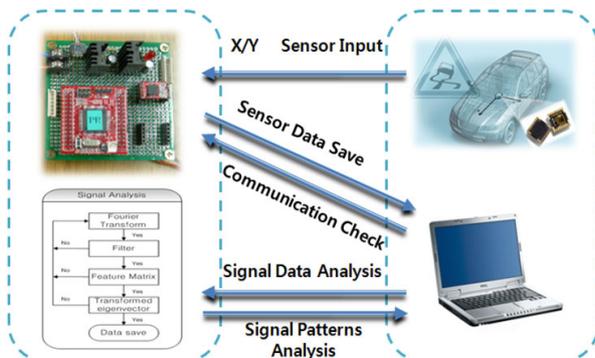


그림 1. 데이터 획득 시스템 블록 다이어그램.
Fig. 1. System block diagram for data acquisition.

(successive approximation) 방법을 사용하고, 타이머를 이용하여, 1초에 256개의 샘플을 변환하고, 직렬통신은 9600 bps로 전송한다.

실차 테스트는 급제동, 급출발, 차선변경(우), 차선변경(좌), 유턴, 추월(우), 추월(좌), 등으로 테스트를 진행하였다. 실험은 시간을 두고 여러 번 하였으며, 운전자별 운전 특성을 반영하기 위해서 20대 남성의 3명의 운전자 (운전경력 5년 미만)가 시나리오별 실험을 수행하였다. 급제동, 차선변경, 추월시의 차량 속도는 일반적인 도로에서의 속도에 해

당하는 50~60km/h로 제한하였고, 7가지 운전 패턴에 대해서 3회씩 실시하고, 이중 1회는 알고리즘 검증용으로 사용하였다.

III. 운전 패턴 인식 기법

3축 가속도 센서 중 X축 및 Y축 가속도 신호를 각각 256Hz로 샘플링한 데이터를 노트북에 전송한다. 전송된 데이터는 노이즈를 포함하고 있어, 5 포인트 Moving Average 기법에 의한 필터링을 수행하고, 256 포인트 DFT (Discrete Fourier Transform)을 수행하였다. 각각의 운전패턴에 대한 고유벡터를 찾기 위해 시간에 대한 데이터를 주파수 영역으로 변경한 FFT 결과를 이용하여, 6가지 특징을 추출한다. 각 축별로 6가지 feature를 이용하므로, 6x2 매트릭스가 될 것이다.

동작 또는 행동을 특징짓는 패턴을 분리하기 위해 일반적으로 세가지 영역(Domain)에서 처리한 결과를 이용한다.

① 시간 영역(Time Domain)에서는 일반적으로, 평균(mean), 표준편차(standard deviation), 최대(maximum) 및 최소(minimum) 값들이 사용된다. ② 주파수 영역(frequency domain)에서는 DC성분을 제외한 PSD (Power Spectral Density) 함수를 정규화하여, 정보의 엔트로피를 사용하여 주기적인 특징을 이용하거나, 스펙트럼의 위상공간 또는 크기값의 평균 또는 표준편차 성분을 사용한다. 그리고, ③ 공간 영역(spatial domain)에서는 입력신호의 공간적인 관계를 이용한 방향 성분(orientation)을 사용한다. 이를 위해 적절한 좌표계 공간을 정의하고, 수직 또는 수평 평면에서의 방향정보를 특징으로 사용한다[15].

본 연구에서는 가속도센서의 시계열 신호를 입력으로 받아, X축 및 Y축 각각에 대해 6가지 특징을 계산하여 특징 매트릭스를 생성하고, 이는 운전 패턴별로 계산되어 진다.

먼저, i 번째 운전자의 p 번째 운전패턴에 대한 가속도 센서의 신호를

$$x_{ip}(n), y_{ip}(n) \tag{1}$$

라고 하자. 여기서, n 은 이산시간의 인덱스이며, x^n 는 X축의 가속도값이며, y^n 는 Y축에 대응한다.

FFT를 이용하여 이산 주파수에 대한 스펙트럼을 구한다.

$$X_{ip}(k), Y_{ip}(k) \tag{2}$$

여기서

$$X_{ip}(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x_{ip}(n)e^{-j\frac{2\pi nk}{N}}, k=0,1,\dots,N-1$$

$$Y_{ip}(k) = \sum_{n=0}^{N-1} y_{ip}(n)e^{-j\frac{2\pi nk}{N}}, k=0,1,\dots,N-1$$

이다.

먼저 특징 매트릭스(feature matrix)를 구성하기위해서 6개의 특징을 표 2에 나타낸 것과 같이 정의하고, X축 및 Y축에 대하여 특징값을 계산하여, 특징 매트릭스 D_{ip} 를 만든다.

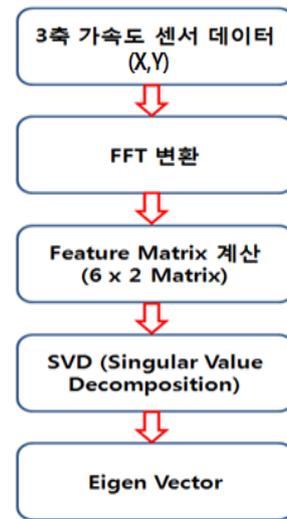


그림 3. 고유벡터 구하는 과정.

Fig. 3. Procedures to find eigenvector.

표 2. 특징 매트릭스의 구성요소 (6x2 매트릭스).

Table 2. Components of Feature matrix (6x2 matrix).

번호	특징(Feature)	x_{ip}	y_{ip}
1	Mean of Phase spectrum	6x2 Feature Matrix	
2	Standard Deviation of Phase spectrum		
3	Mean of Magnitude spectrum		
4	Standard Deviation of Magnitude spectrum		
5	Peak Value of signal		
6	Lowest Value of signal		

특정한 운전패턴에 대한 특징 매트릭스는 X축과 Y축을 독립적으로 고려한 행렬이며, 차원의 축소를 위해 그것을 대표할 수 있는 고유벡터를 찾고자 한다. 주성분 분석(principal component analysis)은 데이터 공간에 대해 분포가 많은 축부터 시작하여 차례대로 서로 직교하는 새로운 축들을 하나씩 정의하고, 이들 직교축에 대한 값을 계산하여 사용한다. 각각의 축에 데이터를 투영하여 얻은 정사영 값들이 해당 축의 주성분값이 된다. 수학적으로는 데이터를 정규화하여 상관행렬을 생성하면, 상관행렬의 열 공간이 데이터 공간이 되며, 열 공간을 span하는 고유 벡터는 데이터 공간에서의 주성분이 된다. 고유값이 큰 고유벡터방향으로 데이터의 분포에서 분산이 큰 것을 의미하므로, 이 고유벡터는 데이터를 대표하는 값이 된다.

따라서, SVD (Singular Value Decomposition)방법에 의해, 특징 매트릭스의 고유벡터(eigenvector)를 구하여, 이를 특정한 운전자 i 의 운전패턴 p 에 대한 특징벡터로 사용한다.

$$(D_{ip}D_{ip}^T)v_{ip} = \lambda_{ip}v_{ip} \tag{3}$$

여기서 D_{ip} 는 i 번째 운전자 ($i=1,2,3$)의 p 번째 운전패턴에 대한 특징 매트릭스이며, v_{ip} 는 $D_{ip}D_{ip}^T$ 매트릭스의 고유벡터이고, λ_{ip} 는 $D_{ip}D_{ip}^T$ 매트릭스의 고유치이다. 다시 표현하면,

$$D_{ip}D_{ip}^T=Q\Lambda_{ip}Q^T \quad (4)$$

여기서 $Q=[v_{ip}(1), v_{ip}(2), \dots, v_{ip}(6)]$,

$$\Lambda_{ip}=\begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_6 \end{bmatrix} \text{이고, } \lambda_k \geq \lambda_{k+1}$$

이다.

운전 패턴에 대한 최종 특징 벡터로 가장 큰 고유치에 대한 고유벡터를 할당하여 사용한다. 따라서 가장 고유치가 큰 λ_1 에 해당하는 고유벡터 $v_{ip}(1)$ 을 운전자 i 의 운전패턴 p 에 대한 특징 벡터(feature vector), f_{ip} 로 정의한다.

주의할 점은 고유벡터 v_{ip} 의 부호가 유일하지 않다는 것이다. v_{ip} 가 고유벡터이면, $-v_{ip}$ 도 (4)를 만족하는 고유벡터가 될 수 있다. 따라서 이러한 부호 교정 문제(sign correction problem)가 발생한다. 운전 패턴 p 에 대한 특징벡터 f_p 는 다음과 같이 계산된다.

$$f_p = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M f_{ip} \quad (5)$$

여기서 M 은 특징벡터를 계산하는 데 사용된 학습 데이터의 개수가 되며, f_p 는 운전패턴 분류의 참조 패턴으로 사용된다.

어떠한 새로운 신호 y 에 대하여,

$$\text{pattern} = \arg \min_p \sqrt{(f_p \pm y)^T \Sigma^{-1} (f_p \pm y)} \quad (6)$$

를 이용하여, Mahalanobis distance가 최소인 것을 인식된 패턴으로 간주한다. 여기서 거리 계산에서 \pm 가 사용된 것은 부호 교정 문제에 의해, 반대 방향의 벡터도 고려해야 하기 때문이다. (6)에서 Σ^{-1} 는 거리계산에서 벡터의 각 요소별로 적용되는 웨이트(weighting value)를 의미한다. 이는 각 특징 매트릭스에 사용된 정보의 표준편차를 반영한 정규화 유클리드 거리(normalized Euclidean distance)로 생각할 수 있다.

IV. 실험 결과

그림 4에서 그림 7은 운전 패턴별로 실제 측정된 데이터와 신호처리 결과를 표시하였다. 급제동, 우차선변경, 좌측 추월, 유턴의 네가지 패턴에 대한 데이터로, 원신호(raw data)는 노이즈를 포함하고 있어, 저역통과필터가 필요함을 알 수 있다. 각각의 그림은 6개의 서브그래프를 포함하고 있다. 상단 2개는 시간 샘플에 따른 가속도 센서의 출력값을 나타낸다. 빨간색이 Z축, 파란색이 Y축, 초록색이 X축의 신호를 나타낸다. 중단의 2개 그림은 주파수 응답의 크기 스펙트럼(magnitude spectrum)을 표시한다. 하단의 2개 그림은 주파수 응답의 위상 스펙트럼(phase spectrum)을 나타낸다. 그림의 좌측그림은 원신호에 대한 처리이며, 우측그림은 필터된 신호에 대한 처리결과를 의미한다.

그림 4는 급제동 패턴으로, Y축 가속도 값이 기준값 아래로 급격히 떨어지는 것 (음의 가속도)을 관찰할 수 있다.

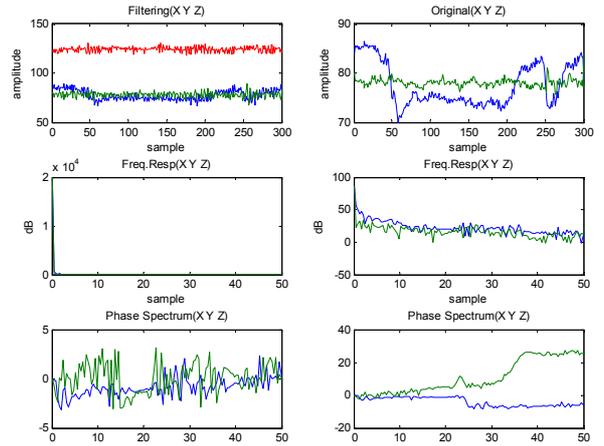


그림 4. 급제동 패턴.

Fig. 4. Emergency braking pattern.

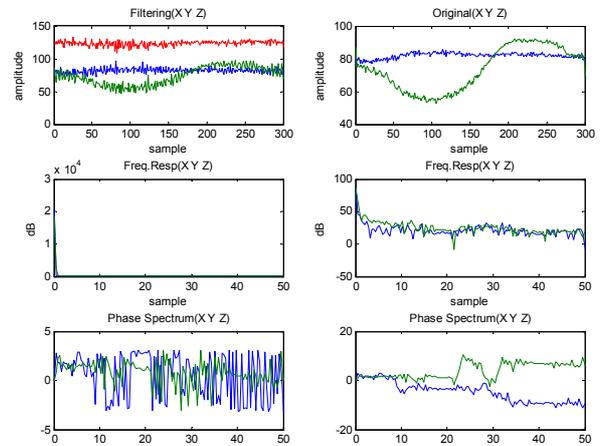


그림 5. 우차선변경 패턴.

Fig. 5. Right lane change pattern.

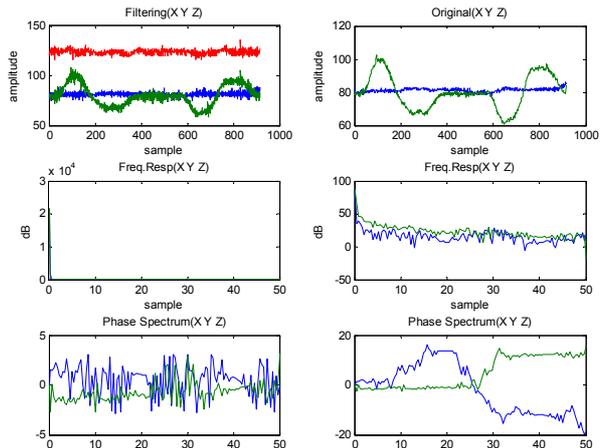


그림 6. 좌측 추월 패턴.

Fig. 6. Left passing pattern.

그림 5는 우차선 변경 패턴에 관한 데이터로, X축 가속도 값이 음으로 되었다가 기준값이 되는 패턴을 보인다. 이는 X축의 기준방향이 좌측이기 때문이다. 좌차선 변경 데이터

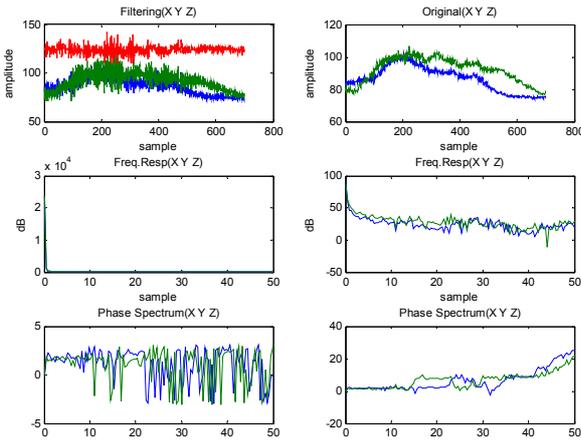


그림 7. 유턴 패턴.

Fig. 7. U-tum pattern.

표 3. 운전패턴별 특징 벡터.

Table 3. Feature vectors for each driving pattern.

	급제동	급출발	우차선	우추월	유턴	좌차선	좌추월
특징 벡터	-0.0060	-0.0021	-0.0091	-0.0070	-0.0096	0.0011	0.0012
(표 2의 특징에 대한 기준치)	-0.0119	0.0128	-0.0148	-0.0137	-0.0136	-0.0122	-0.0125
	-0.2074	0.1701	-0.1881	-0.1698	-0.2048	-0.1724	-0.1875
	-0.0806	0.0911	-0.0869	-0.0881	-0.0758	-0.0916	-0.0853
	-0.7602	0.7461	-0.7850	-0.7984	-0.7830	-0.7815	-0.7979
	-0.6086	0.6368	-0.5832	-0.5702	-0.5814	-0.5921	-0.5648

는 반대의 형태를 보일 것이다. 그림 6은 좌측 추월 패턴으로 Y축 가속도를 살펴보면, 먼저 좌차선변경 패턴이 나타나고, 그 다음 우차선변경 패턴이 발생한다. 우측 추월 패턴은 물론, 우차선변경과 좌차선변경이 연속적으로 합쳐진 것이다. 그림 7은 유턴 패턴으로 좌측으로 완전히 180°회전하며 가속하기 때문에, X축 및 Y축 모두 기준값을 상회하는 양의 가속도값을 보인다.

식 (5)에 의한 특징 벡터를 운전 패턴별로 계산하기 위해, 하나의 운전패턴에 대해 3명의 운전자별로 2개씩 데이터를 취합하여 평균벡터를 사용하였다. 표 3에 7개의 운전 패턴별로 계산된 특징 벡터를 정리하였다. 표 3의 가로축은 급제동, 급출발, 우차선변경, 우추월, 유턴, 좌차선변경, 좌추월의 7가지 패턴을 의미하며, 세로축은 표 2에서 정의한 위상스펙트럼의 평균 및 표준편차, 크기 스펙트럼의 평균 및 표준편차, 입력신호의 최대값 및 최소값에 대한 X축, Y축의 축소된 차원에서의 가중치값을 의미한다.

이런 특징 벡터는 공간상에서 각 패턴을 대표하는 벡터로써, 만약 어떤 신호의 특징값에 대한 고유벡터를 계산하고, 이와 가장 유사한 특징 패턴이 있다면, 그 신호의 동작 패턴으로 간주할 수 있다. 특징벡터를 생성하는데 사용하지 않은 운전 패턴 데이터를 활용하여, 도출한 운전패턴별 특징벡터의 적용가능성을 검토하여 보았다.

그림 8은 7가지 운전패턴 중 급출발에 대한 결과를 보여주고 있다. 운전자#3의 경우는 급출발 패턴이 좌추월 패턴으로 잘못 인식되는 결과를 보인다. 빠르게 인식되더라도 거리 척도로 볼때, 급출발 패턴은 좌차선변경과 좌추월과도

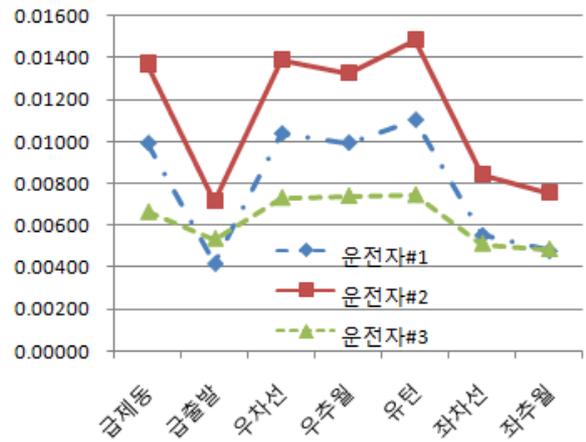


그림 8. 급출발 패턴의 인식 결과 (세로축은 Distance값).

Fig. 8. Recognition of quick start pattern.

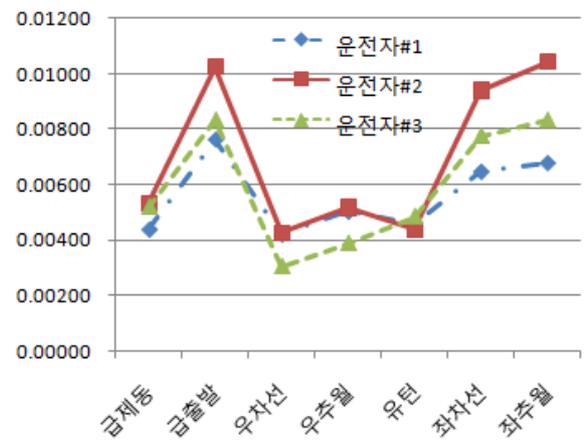


그림 9. 우차선변경 패턴의 인식 결과 (세로축은 Distance값).

Fig. 9. Recognition of right lane change pattern.

상당히 유사한 패턴을 보이는 것을 알 수 있다. 일반적인 운전자가 추월차선인 좌측차선으로의 이동 및 좌측으로의 추월에서 가속패턴을 보이기 때문인 것으로 판단된다.

그림 9는 우차선변경에 대한 인식결과이다. 우차선변경 데이터는 우추월 데이터와 유사한 거리 척도에서의 차이를 보이고 있으며, 유턴과도 상당히 유사한 점을 보이고 있다. 이는 운전자의 개인의 특성에 따르지만, 우차선으로 변경할 때, 감속을 하는 패턴이 상당히 영향을 끼치고 있는 것으로 판단된다.

그림 10은 유턴에 대한 인식 결과이다. 유턴은 다른 운전 패턴과 달리 X 및 Y축 가속도 성분 모두가 중요한 영향을 끼치고 있어, 가장 잘 인식되는 패턴이다.

그림 11은 좌차선변경에 대한 인식 결과이나, 모두 좌추월로 인식되었다. 좌추월은 좌차선변경을 포함하는 운전패턴이므로, 이 둘의 명확한 구분을 위해서는 주파수성분에 의한 것 보다 시간영역의 신호형태를 조사하는 것이 바람직하다.

표 4는 우추월과 우차선변경을 동일한 운전패턴으로 하고, 좌추월과 좌차선변경을 역시 동일한 운전패턴으로 하였을때, 인식률을 정리한 것이다. 본 실험에서 우차선변경, 우

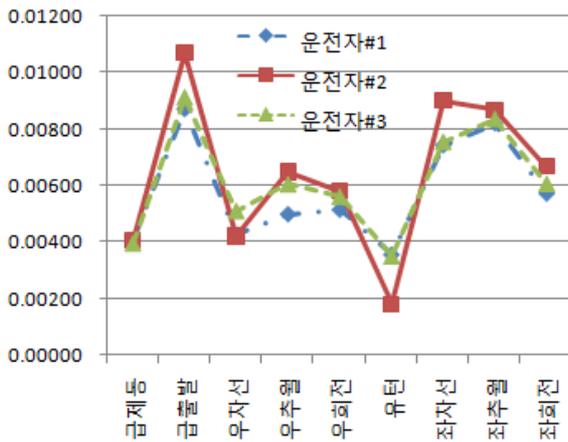


그림 10. 유턴 패턴의 인식결과.
Fig. 10. Recognition of U-turn pattern.

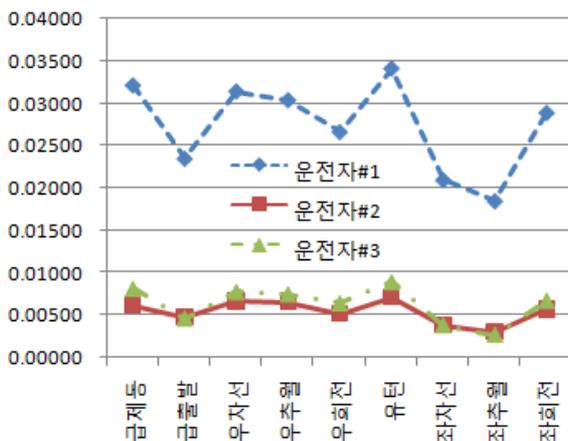


그림 11. 좌차선변경 패턴의 인식 결과.
Fig. 11. Recognition of left lane change pattern.

표 4. 운전패턴 인식률.

Table 4. Recognition accuracy for driving patterns.

운전패턴	급제동	급출발	우차선 /우추월	유턴	좌차선 /좌추월
인식률	67%	67%	83%	100%	83%

추월, 유턴, 좌차선변경, 좌추월 등은 80% 이상의 인식률을 보였으나, 급제동과 급출발은 67% 정도의 상대적으로 낮은 인식률을 보이고 있다. 그 이유는 급제동은 유턴의 특징과 유사하여 오인식하는 경우가 많았으며, 급출발은 추월패턴으로 오인식하는 경우가 많이 발생하였다. 급출발/급제동 패턴은 본 연구에서 정한 특징 매트릭스에 대하여, 다른 운전패턴과 일정구간에서 유사한 가속도 패턴이 포함되어 나타난 결과로 해석된다.

운전 패턴에 관한 데이터를 시간축에서 신호의 파형을 비교하지 않고, 주파수 영역에서의 특징점을 사용하여 분류/인식할 수 있는 가능성을 확인하였다. 본 분석은 많은 데이터를 이용하지 않았지만, 운전패턴의 개인차이가 상당히 많아, 운전자마다 인식률의 차이가 많았다.

본 연구를 통해, 난폭운전 감지라는 측면에서 운전 패턴의 분류 및 인식기법을 개발하고자 하였다. 3축 가속도 센서의 X축 및 Y축 신호를 이용하여, 시간축의 파형 모양이 아닌 주파수 영역의 특징점이 분류 및 인식에서 효과를 검토하였다. 이를 이용하여, 마이크로 컨트롤러를 기반으로 한 난폭운전 경고 시스템 등으로 응용이 가능할 것으로 판단된다. 개별 운전 패턴의 인식률은 전체적으로 80% 정도이나, 난폭운전 감지 및 경고로는 후처리 기법을 이용하여 충분히 활용가능할 것이다.

V. 결론

최근 가속도 센서를 이용하여 난폭운전에 대한 실시간으로 데이터를 저장하여 저장된 데이터를 바탕으로 분석하여 난폭 운전자를 대상으로 교육을 실시하는 등의 연구가 2007년부터 활발히 진행되고 있으며, 본 논문에서는 3축 가속도 센서의 X축 및 Y축 가속도 성분을 이용하여 얻어진 데이터 값에 특징 매트릭스를 적용하여 특징 벡터 값을 구하고, 구해진 특징벡터 값과의 거리척도를 바탕으로 난폭운전자의 행동 패턴을 감지하는 기법을 제안하고, 실험을 통해 운전자의 행동 패턴을 80% 정도의 정확도로 분석할 수 있다는 가능성을 보여주었다.

차량 운행 상태의 실시간 모니터링을 통해 차량의 주행 정보를 기록하고, 운전자의 위험운전 여부를 실시간으로 판단하고 운전형태를 분석하여 관리하는 시스템과 본 논문의 운전패턴 인식기법을 함께 활용하면 인간 친화적 차량 제어 시스템에 일부 적용될 수 있을 것이다.

본 논문에서 3명의 운전자 실제 데이터를 이용하였으나, 향후, 알고리즘 개발 효율성을 위해서는 이전의 운전 패턴에 대한 재현기능이 중요하므로, 차량 동역학 시뮬레이션 소프트웨어를 활용한 개발이 추후 연구과제이다. 또한, Carsim 등의 상용 S/W를 통해, 다양한 차량, 센서의 위치 변화 등의 효과를 분석할 필요가 있다. 또한 운전패턴의 인식률을 높이기 위해, 시간 영역, 주파수 영역, 그리고 공간적인 영역에서 효율적인 특징을 반영하는 파라미터에 대해 추가적인 연구가 진행될 것이며, 각각의 운전패턴별로 시계열 데이터의 전처리 (시작점과 끝점의 파악, 노이즈 제거 등) 과정에서의 지능적인 기법도 고려되어야 한다.

참고문헌

- [1] National Highway Traffic Safety Administration, National Survey of Speeding and Other Unsafe Driver Actions. Volume II: Driver Attitudes and Behavior, <http://nhtsa.dot.gov/people/injury/risky/unsafe/att-beh/cov-toc.html>,1998
- [2] 배기만, 박근영, 이동진, 임정식, 이상룡, 이춘영, “지능형 단말기를 사용한 탱크로리 운행 안전 모니터링 시스템 개발,” 한국가스학회지, vol. 12 no. 2 pp. 42-47, 2008.
- [3] 신용근, 강수철, 류준범, 권오정, 한성호 “운전자 난폭 운전 근절방안에 관한 연구,” 도로 교통 안전공단, 2007.
- [4] Y. Luo and X. Guo, “Driving behavior analysis applying

- driving behavior in the AHS,” *Proc. of the IEEE ITSC 2006*, pp. 701-706, 2006.
- [5] J. Sjoberg, Q. Zhang, L. Ljung, A. Benveniste, B. Deylon, P. Y. Glorner, H. Hjalmarsson, and A. Juditsky, “Nonlinear black-box modeling in system identification: A unified overview,” *Automatica*, vol. 31, no. 12, pp. 1691-1724, Dec. 1995.
- [6] K. S. Narendra and K. Pathasarathy, “Identification and control of dynamical systems using neural networks,” *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, Mar. 1990.
- [7] J. H. Kim, Y. Matsui, S. Hayakawa, T. Suzuki, S. Okuma, and N. Tsuchida, “Acquisition and modeling of driving skills by using three dimensional driving simulator,” *IEICE Trans. Fundam.*, vol. E88-A, no. 3, pp. 770-778, Mar. 2005.
- [8] J. H. Kim, S. Hayakawa, T. Suzuki, K. Hayashi, S. Okuma, N. Tsuchida, M. Shimizu, and S. Kido, “Modeling of driver’s collision avoidance maneuver based on controller switching model,” *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, Cybern.*, vol. 35, no. 6, pp. 1131-1143, Dec. 2005.
- [9] S. Sekizawa, S. Inagaki, T. Suzuki, S. Hayakawa, N. Tsuchida, T. Tsuda, and H. Fujinami, “Modeling and recognition of driving behavior based on stochastic switched ARX model,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 8, no. 4, pp. 593-606, 2007.
- [10] M. J. Mathie, B. G. Celler, N. H. Lovell, and A. C. F. Coster, “Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer,” *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 42, pp. 679-687, 2004.
- [11] Jamie A. Ward, P. Lukowicz, G. Tröster, and Thad E. Starner, “Activity recognition of assembly tasks using body-worn microphones and accelerometers,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 10, pp. 1553-1567, 2006.
- [12] S. M. Im, I.-J. Kim, S. C. Ahn, and H.-G. Kim, “Automatic ADL classification using 3-axial accelerometers and RFID sensor,” *Proc. of IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pp. 697-702, 2008.
- [13] M. N. Nyan, Francis E. H. Tay, and K. H. W. Seah, “Signal identification based on an eigenvector approach,” *Proc. of the Thirty-Sixth Southeastern Symposium on System Theory*, pp. 137-140, 2004.
- [14] 조준희. 이운성. “안전운전 관리시스템 개발,” *Transactions of KSAE*. vol. 15, no. 1, pp. 71-77, April 2007.
- [15] X. Long, B. Yin, and R. M. Aarts, “Single-accelerometer-based daily physical activity classification,” *Proc. of 31st Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pp. 6107-6110, 2009.



허근섭

2009년 경북대 기계공학과 졸업. 2009년~현재 경북대학교 기계공학과 석사과정. 관심분야는 로봇시스템 및 지능제어.



배기만

2005년 경일대 기계공학과 졸업. 2009년 경북대학교 기계공학과 대학원 석사. 관심분야는 제어시스템 및 메카트로닉스.



이상통

1980년 서울대학교 기계공학과 졸업. 1982년 한국과학기술원 석사. 1989년 Georgia Institute of Technology 박사. 1982년~현재 경북대학교 기계공학부 교수. 관심분야는 시스템 제어 및 자동화.



이춘영

1996년 한양대 전자공학과 졸업. 1998년 한국과학기술원 대학원 석사. 2003년 한국과학기술원 박사. 2005년~현재 경북대학교 기계공학부 교수. 관심분야는 지능제어 및 메카트로닉스.