

자동차 운행 시뮬레이션에서 Hidden Markov Model 을 이용한 운전자 감성인식

박희환(한양대 대학원), 송성호(한양대 대학원), 지용관*(한양대 대학원), 허건수(한양대), 조동일(서울대), 박장현(한양대)

Emotion Recognition by Hidden Markov Model at Driving Simulation

H. H. Park(HYU), S. H. Song(HYU), Y. K. Ji (HYU), K.S. Huh(HYU), D.I. Cho(SNU), J.H. Park(HYU)

ABSTRACT

A driver's emotion is a very important factor of safe driving. This paper classified a driver's emotion into 3 major emotions, can be occur when driving a car: Surprise, Joy, Tired. And It evaluated the classifier using Hidden Markov Models, which have observation sequence as bio-signals. It used the 2-D emotional plane to classfy a human's general emotion state. The 2-D emotional plane has 2 axes of pleasure-displeasure and arsual-relaxztion. The used bio-signals are Galvanic Skin Response(GSR) and Heart Rate Variability(HRV), which are easy to acquire and reliable. We classified several moving pictures into 3 major emotions to evaluate our HMM system. As a result of driving simulations for each emotional situations, we can get recognition rates of 67% for surprise, 58% for joy and 52% for tired.

Key Words : HMM (히든마코브모델), Emotion recognition (감성인식), Driving simulation (운행 시뮬레이션)

1. 서론

운전자의 건강상태 및 감정상태는 자동차의 안전한 운행을 위해서 중요한 역할을 한다. 이에 최근 자동차 공학의 발전은 차량의 지능화, 고급화에 따라 운전자 중심의 운전환경 및 운전자의 편의증진에 많은 노력을 기울이고 있다. 본 논문에서는 자동차 주행 시뮬레이션을 이용하여 주행도중 발생 할 수 있는 각종 상황에 대한 운전자의 감성상태를 확률적 모델인 Hidden Markov Model(HMM)을 이용하여 측정하고자 한다.

현재 많은 연구자들이 인간의 감성을 연구하기 위해 행동변화, 주관적평가, 생리적 반응등을 포함하는 여러가지 측정방법을 사용하고 있다. 먼저 P.Ekman 은 얼굴 각 부분의 표정변화와 감성변화와의 상관관계를 밝히는 연구를 수행하였다. 그리고 R.Nakasu 는 인간의 음성을 뉴럴 네트워크(Neural Network)를 이용하여 8 개의 대표적인 인간 감성을 인식하고자 하였다. 또한 김경환은 심전도, 피부전도, 피부온도 등 세 가지의 생체신호를 Feature Vector 로 사용하여 3 가지의 대표감성상태를 파악하

는 시도를 행하였다.

자동차의 주행 중 운전자의 감성 평가를 위하여 본 연구팀은 우선 생체신호로써 얼굴표정, 음성 등 의 신호를 배제하기로 하였다. 따라서 운전자의 주행에 방해 되지 않고 측정 가능한 심박변화율과 피부전도도를 사용하기로 한다. 또한 생체신호의 처리 방법으로는 HMM 을 이용하여 주행중 발생할 수 있는 대표감성 3 가지(놀람, 피곤함, 즐거움)를 구분하도록 한다. HMM 은 Florida 대학의 Lang 에 의해 제안된 International Affective Picture System(IAPS)를 이용하여 각 감성에 대하여 취득한 생체신호를 이용하여 훈련 하였다. 이어지는 2 장에서는 감성인식시스템에 대한 설명과 HMM 에 대한 간단한 소개를 하고, 3 장에서는 본 논문을 위한 실험조건, 장비, 및 전체적인 시스템의 구성을 설명하도록 한다. 마지막으로 결론 및 향후 연구과제에 대한 언급을 하도록 한다.

2. 감성인식 시스템

2.1 감성인식 시스템의 개요

사람이 다른 사람의 감성을 인식해 나가는 과정을 살펴보면 얼굴의 변화, 손의 제스처 음성의 크기나 말투 등의 저급신호(Low-level signal)를 파악하여 그 변화 패턴을 분석하는 과정을 거치게 된다. 이 저급신호들의 패턴을 종합하여 각 감성상태에 대한 신호의 특징과 비교하여 상대방의 감성을 유추하게 된다. 한 마디로 감성인식 시스템은 이처럼 사람이 감성을 인식하는 과정을 수학적으로 모방한 것이라고 할 수 있을 것이다. Fig. 1은 이러한 일련의 과정을 도식적으로 나타낸 표현한 그림이다. 본 논문에서는 Fig.1과 같은 과정을 자동차 운행중 발생할 수 있는 대표감성 3 가지로 구분하는 과정을 수행하고자 한다.

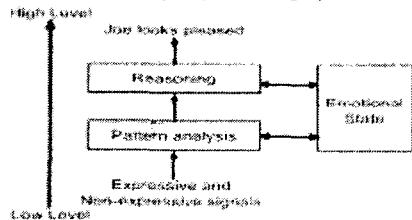


Fig. 1 Information flow for emotion recognition.

2.2 저급신호의 선정

감성인식을 위하여 이용할 수 있는 생체신호로 써는 뇌파, 근전도, 심전도, 심박변화율, 피부전도도, 피부온도, 표정, 제스처, 음성 등의 많은 저급신호들이 있다. 표정, 제스처, 음성 등의 저급신호는 감성상태와 비교적 독립적으로 피 실험자가 조작이 가능하고, 또한 자동차를 운전하는 한정적이고, 제한적인 상황에서는 측정에의 곤란함이 있기 때문에 배제하게 되었다. 따라서 본 실험에서는 비교적 신뢰성을 인정할 수 있고, 측정이 용이한 심박변화율과 피부전도도를 이용하여 운전자의 감성상태를 파악한다.

2.3 감성상태의 표현법

인간의 감성상태는 많은 부분이 상관관계를 가지고 있고, 그 표현 또한 명확하지 않기 때문에 실현을 위해서는 감성상태를 나타내는 방법이 우선되어야 한다. 본 실험에서는 2 차원 감성 평면을 이용하여 운전자의 감성을 표현하도록 한다. 2 차원 평면의 불쾌-쾌, 긴장-이완의 축을 기준으로 하여 Fig.2 와 같은 많은 감성을 평면위에 표시할 수 있다.

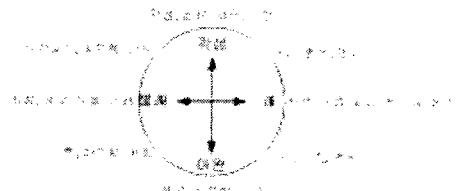


Fig. 2 Emotional plane.

2.4 Hidden Markov Model

Hidden Markov Model(HMM)은 특정 신호의 순차적인 변화를 확률적인 이론으로 모델링 하는 기법 중 하나이며, 패턴인식, 음성인식, 필기체인식 등 많은 부분에서 유용하게 쓰이고 있다. 이는 직접적인 관측이 불가능한 HMM 내부 프로세스와 관측순서를 생성하는 확률적 프로세스로 구성되는 이 중 확률 모델이다. 즉 HMM은 신호의 상태간의 전이 확률(Transition probability), 신호의 관측 값과 상태를 연관 지어주는 관측확률(Observation probability)로 이루어져 있으며, 이를 이용하여 신호의 거동을 모델링 하는 방법이다.

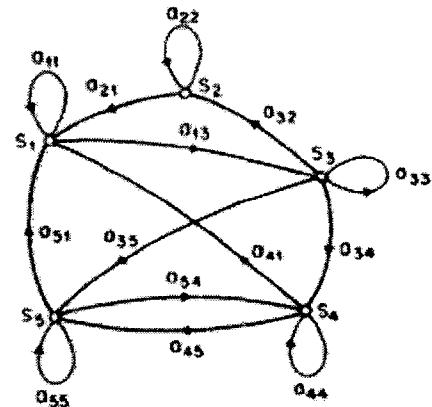


Fig. 3 Structure of Hidden Markov Model.

Fig.3 의 도식에서는 HMM의 기본적인 구조를 보여 주고 있다. HMM의 파라미터인 확률값을 업데이트 하는 방법에는 Baum-Welch algorithm 이 사용되며, 각각의 파라미터를 업데이트 하는 수식은 아래와 같다.

$$\pi_i = \frac{\partial P}{\partial \pi_i}$$

$$\sum_{t=1}^T \pi_t = \frac{\partial P}{\partial \pi_t}$$

$$A_{ij} = \frac{\alpha_i \frac{\partial P}{\partial A_{ij}}}{\sum_{k=1}^n \alpha_k \frac{\partial P}{\partial A_{kj}}} \quad \hat{B}(k) = \frac{b_i(k) \frac{\partial P}{\partial b_i(k)}}{\sum_{j=1}^m b_j(k) \frac{\partial P}{\partial b_j(k)}}$$

Baum-Welch algorithm 으로 반복적인 훈련으로

인하여 업데이트 되어진 HMM 을 이용하여 임의의 순차적인 신호에 대하여 각 모델에 대응하는 확률값을 구할 수 있다. 이 방법에는 순방향 법이 이용되며, 이는 시간 t 에서의 시스템의 상태 S_t 에 도달 할 수 있는 확률을 순차적으로 구한 값이다. 순방향법에 의한 확률 변수는 다음과 같이 결정되어 진다.

$$\alpha_t(i) = \pi_i b_i(O_t)$$

$$\alpha_{t+1}(i) = \sum_{j=1}^n \alpha_j a_{ji} b_j(O_{t+1})$$

이때 각 HMM 모델의 해당하는 관측열의 확률은

$$P(O | \lambda) = \sum_{i=1}^n \alpha_i(i)$$

으로부터 구해진다.

3. 실험 및 결과

3.1 대표감성별 HMM 확률모델 훈련

앞서 언급한 대표감성(놀람, 피곤함, 즐거움)에 대한 HMM 확률 모델이 실험에 전에 준비가 되어 있어야 한다. 이는 IAPS 를 이용하여 각 해당 감성을 시 자극 시키면서 생체신호를 입력 받아 HMM 을 훈련하는 방법을 이용하도록 한다. HMM 을 위한 훈련은 Fig.4 에 도식된 바와 같이 진행하였다.

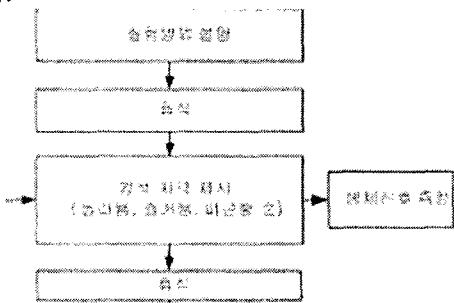


Fig. 4 Experiment sequence for acquire bio-signals.

시자극을 통한 감성측정은 특정 감정을 유발하는 그림을 30 초 동안 지속하여 피 실험자들에게 보여 주고, 감성의 중립을 위해 30 초간 휴식을 취하는 형식을 반복한다. 실험을 위해서 건강한 성인 남성 30 명을 실험 대상으로 하여 생체신호를 추출하였다.

데이터 수집 장비로는 National Instrument(NI)사의 PCMCIA1024E Data acquisition card 를 사용하고, 수집된 심전도 신호를 이용하여 심박변화율(HRV) 으로의 신호처리를 위해서는 National Instrument 사

의 LabVIEW 7.0 을 사용하였다. Fig. 6 은 심전도와 피부전도도를 측정하는 장비이며, Fig .7 는 실험으로 측정한 생체신호를 나타내고 있다. 측정된 각 대표감성별 생체신호를 Baum-Welch algorithm 으로 HMM 을 구축하였다. 훈련된 HMM 을 이용하여 대표감성인식을 검증한 결과 놀람:50%, 즐거움:62%, 피곤함:69%의 결과를 얻을 수 있었다.

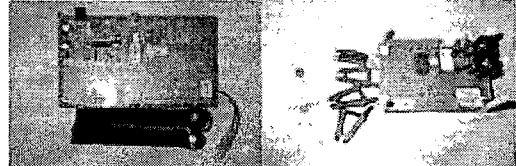


Fig. 6 Devices for bio-signal data acquisition.

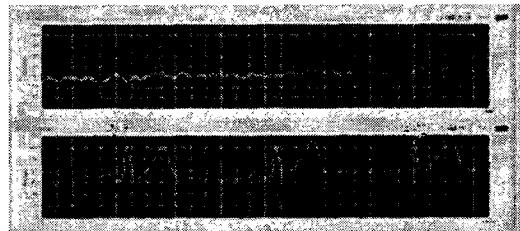


Fig.7 Measured bio-signal(GSR and ECG)

3.2 시뮬레이션 시스템

훈련된 HMM 을 이용하여 시뮬레이션에 응용하기 위한 시뮬레이션 시스템으로는 자동차 주행 동영상을 이용하였다. 피 실험자는 생체신호 측정 장비를 부착한 상태로 자동차 운행 동영상을 시청하게 된다. 시뮬레이션 진행 중 수집된 생체신호는 훈련된 HMM 에 입력되어 각 순간에서의 대표감성을 측정한다. 시뮬레이션 실험을 위하여 동영상이 유발하는 감성에 대한 구분 및 분류가 필요하다. 동영상별로 유발되는 감성을 구분하기 위해서 성인 남성 20 명을 대상으로 여러 가지 자동차 운행 동영상을 보여준 후 감성 평가 설문지인 Self Assessment Manekin(SAM) 설문조사를 하였다. SAM 설문 조사결과를 바탕으로 감성 평면에서 대표감성인 놀람, 피곤함, 즐거움에 가장 가까운 위치를 보이는 동영상을 각각의 대표감성을 유발하는 동영상으로 선정 하였다.

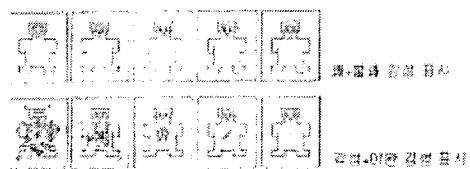


Fig. 8 SAM questionnaire.

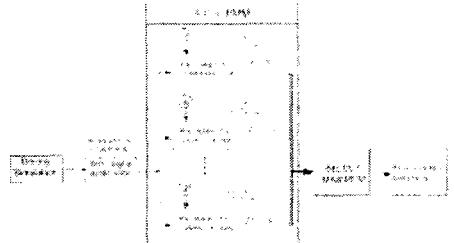


Fig. 9 Concept for simulation experiment.

Fig. 9 은 전체 시뮬레이션 실험의 시스템 개념도이다. 앞서 언급 하였듯이 시뮬레이션 실험은 우선적으로 HMM 을 훈련시키는 실험이 우선되어 훈련된 대표감성별 HMM 이 있어야 한다. 동영상 시뮬레이션은 2 분내외의 시간동안 재생이 되고 동영상이 재생되는 동안 생체신호를 수집한다. 또한 감성상태의 종립을 위해서 1 분간 휴식을 취하게 된다. 즉 HMM 훈련방식과 실험 과정은 같은 순서로 이루어졌다. 본 실험은 실험의 사실성을 높이기 위해 운전면허가 있고, 최근 6 개월 이상의 도로 운전 경험이 있는 성인 남성 20 명을 대상으로 실험을 하였다.

3.3 실험결과 및 분석

앞서 제시한 실험의 절차대로 실험을 수행하여 각 감정별 HMM data base를 구축할 수 있었고, 이렇게 구축된 정보를 이용하여 자동차 운행 동영상을 피실험자에게 시청하게 한 후 감성측정 시스템의 신뢰도를 평가하였다.

3.3.1 HMM 훈련결과

각 대표 감성별 HMM 을 훈련한 결과 HMM 의 파라미터인 상태천이 확률 $A(i,j)$ 의 결과는 아래 Fig. 10, Fig. 11, Fig. 12 와 같다. Fig. 10 에서 알 수 있듯이 놀라움에 대한 HMM 의 상태 천이 확률은 모든 상태에서 14 상태로 천이할 확률이 가장 높게 나왔으며, 즐거움에 대한 HMM 상태 천이 확률은 모든 상태에서 14 의 상태, 17 의 상태로 천이 할 확률이 가장 높게 나왔다. 그리고 피곤함에 대한 상태 천이 확률은 14 번 상태에 존재할 확률이 가장 크게 나타난다. 또한 각 감성별 초기상태 확률로는 Fig.13 과 같이 나타난다. 즉 즐거움과 놀람에 대한 초기 확률 분포가 비슷하게 나타났다. 비록 이 초기 확률이 비슷하다 하더라도 상태 천이 확률이 각각 다르기 때문에 대표 감성을 구분 할 수 있다. 각 결과 확률을 종합하여 대표 감성별 감성 인식 확률을 비교 하면 놀람:50%, 즐거움:62%, 피곤함:69%의 결과를 얻을 수 있었다.

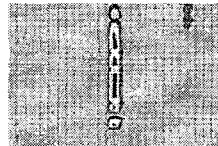


Fig. 10 $A(i,j)$ for surprise.



Fig. 11 $A(i,j)$ for happy.



Fig. 12 $A(i,j)$ for tired.

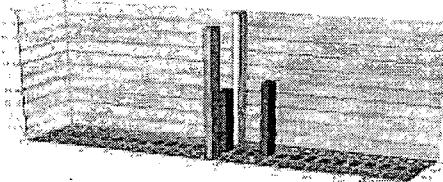


Fig.13 π for each emotion. s1:tired, s2:happy, s3:surprise.

3.3.2 시뮬레이션 결과

시뮬레이션 동안 대표감성을 유발하는 동영상을 시청할 때 피 실험자의 생체신호를 측정하고, 그 신호를 HMM 에 대입하여 운전자의 감성상태를 평가한 결과 아래와 같은 생체신호가 측정되었다.



Fig.14 Bio-signals for Surprise.

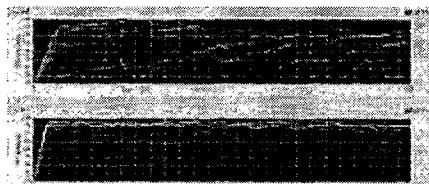


Fig.15 Bio-signals for Joy.

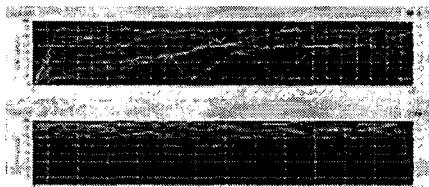


Fig.16 Bio-signals for Tired.

피실험자들에게 놀람의 시뮬레이션을 한 결과 공통적으로 피부 전도도가 떨어지는 것을 관찰 할 수 있었으며, 놀람을 느끼는 순간보다 잠시 시간이 지연됨을 볼 수 있었다. 또한 심박 변화율은 짧은 시간에 급격하게 변화함을 볼 수 있었다.

반면에 즐겁거나 파괴한 감정에서는 심박 변화율이 놀라움 보다 급격하게 변화하지를 않고, 피부 전도도의 값도 급격히 변화하지 않음을 볼 수 있었다.

이와 같이 수집된 생체신호를 대표 감성별 HMM에 적용하여 감성인식 시스템을 평가해본 결과 놀람: 67%, 즐거움: 58%, 파괴함: 52%의 감성 인식률을 보였다. 이는 앞서 HMM 훈련과정에서의 감성인식률 보다 전반적으로 낮은 인식률을 보여 준다.

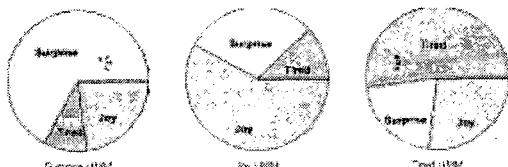


Fig.17 Recognition results.

4. 결론

인간의 감성상태를 추정하기 위하여 두 가지 생체신호(피부 전도도, 심박변화율)를 이용하여 확률적인 접근 방법인 Hidden Markov Model을 이용하였다.

HMM을 훈련하기 위해 IAPS 시 자극을 이용하였으며, 훈련된 HMM에 대하여 대표감성(놀람, 즐거움, 파괴함)인식을 검증하였다. 차량 운행 중 감성인식을 위하여 대표감성을 유발하는 자동차운행 동영상을 선별하기 위해 SAM 설문조사를 이용한 실험을 하였으며, 선정된 대표감성을 유발하는 동영상 시뮬레이션을 이용하여 생체신호를 취득하였다.

운행 시뮬레이션으로부터 취득된 생체신호를 이용하여 감성 인식 시스템을 평가해 보았다.

앞으로 발전된 감성인식 시스템의 구축을 위하여 자동차운행에 알맞은 HMM 훈련 기법과, 좀 더 의미 있는 생체신호의 선정, 실험 방법의 개선이 필요하다. 또한 다양한 피 실험자의 선정으로 인하여 좀더 신뢰성 있는 감성인식 시스템의 개발이 필요하다.

후기

본 연구는 한국과학재단 목적기초연구 지원으로 수행되었음 (과제번호: R01-2003-000-10109-0)

참고문헌

1. L. Rabiner, B. Juang., "An Introduction to Hidden Markov Models.", IEEE ASSP Magazine, pp. 4-16, 1996.
2. Rabiner, L. R., "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," Proceedings of the IEEE, VOL. 77, pp. 257 ~ 266, 1989.
3. T. Mitchell., "Machine Learning.", McGraw-Hill Companies, 1997.
4. Nakatsu, R., Solomides, A., Tosa, N., " Emotion recognition and its application to computer agents with spontaneous interactive capabilities." IEEE International Conference on, Volume: 2 , pp.804 -808, 1999.
5. Kim, K.H, Bang, S.W, Kim, S.R., "Development of person-independent emotion recognition system based on multiple physiological signals," Proceedings of the Second Joint EMBS/BMES Conference, pp.50~51,2002.