

피로 인식을 위한 베이지안 네트워크 모델

정희원 이영식**, 박호식*, 배철수*

Bayesian Network Model for Human Fatigue Recognition

Young-sik Lee**, Ho-sik Park*, Cheol-soo Bae* *Regular Members*

요약

본 논문에서는 피로를 인식하기 위하여 베이지안 네트워크를 기반으로 한 확률 모델을 제안하고자 한다. 먼저 적외선 조명을 조사하여 눈꺼풀의 움직임, 시선 방향, 얼굴의 움직임 및 얼굴 표정 같은 얼굴특징정보를 측정하였다. 그러나 각각의 얼굴특징정보만으로 생체 피로를 결정하기에는 충분하지 않다. 그러므로, 본 논문에서는 생체 피로를 확률적 추론하기 위하여 가능한 많은 피로 원인에 대한 정보와 얼굴특징정보들로 베이지안 네트워크 모델을 구성하여 BN 피로지수를 산출하였다. 또한, BN 피로지수의 문턱치값은 MSBNX 시뮬레이션 결과 0.95로 산출되었다. 실험 결과 BN 피로지수와 TOVA 응답 시간을 비교한 결과 밀접한 상관관계가 있음을 확인하여 제안한 피로인식모델의 유효성을 입증하였다.

Key Words : Bayesian Network, Face Feature, Human Fatigue, Pupil Tracking, PERCLOS

ABSTRACT

In this paper, we introduce a probabilistic model based on Bayesian networks (BNs) for recognizing human fatigue. First of all, we measured face feature information such as eyelid movement, gaze, head movement, and facial expression by IR illumination. But, an individual face feature information does not provide enough information to determine human fatigue. Therefore in this paper, a Bayesian network model was constructed to fuse as many as possible fatigue cause parameters and face feature information for probabilistic inferring human fatigue. The MSBNX simulation result ending a 0.95 BN fatigue index threshold. As a result of the experiment, when comparisons are inferred BN fatigue index and the TOVA response time, there is a mutual correlation and from this information we can conclude that this method is very effective at recognizing a human fatigue.

I. 서론

피로에 의한 순간적인 실수는 자동차 운전을 비롯한 각종 산업 현장에서 산업 재해, 인명 피해 등과 같은 치명적 사고를 수반하여 이를 예방하기 위한 생체 피로 인식이 요구되어 진다.

육체피로, 정신피로 및 과로 등에 의해 신체에 다양한 변화가 발생하여 작업능률이나 집중력 등이 떨어지게 되는데 이와 같은 현상을 피로의 결과라

할 수 있다. 특히 고속도로나 장거리 운전시의 교통 사고는 대부분 피로 누적에 의한 졸음에서 기인한다. 운전자가 피로 상태에 직면하게 되면 주의력이 크게 감소하고 운전 및 방어 조작 능력이 현저하게 저하된다. 이러한 상태가 지속되면 사고를 유발할 수 있으므로, 이를 미연에 방지하기 위해 운전자의 피로를 사전에 인식하고 각성 상태를 유지시켜 주어야 한다.

피로 인식 방법은 다양한 방법으로 연구되었으며

* 관동대학교 전자통신공학과 영상처리연구실 (mediana@netsgo.com)

** 경동대학교 컴퓨터미디어공학부 전자상거래공학전공 (young@k1.ac.kr)
논문번호 : KICS2005-08-335, 접수일자 : 2005년 8월 16일

크게 다음과 같이 3가지로 요약할 수 있다. 첫째, 생체 신호 변화를 측정하여 판단하는 방법^[1,2]으로 주로 뇌파, 근전도, 심전도 등을 이용한다. 이러한 방법은 피로인식에 매우 높은 정확성을 갖고 있으며, 특히 뇌파는 운전 중 주의력 변동을 평가할 수 있는 가장 적절한 변수로서 이용된다. 그러나 이 방법은 전극 등을 신체에 부착하는 접촉방식이기 때문에 실제 적용함에 있어서는 매우 부적합하다. 둘째, 피검자의 행동변화를 측정하여 판단하는 방법^[3]이 연구되어 왔는데, 주로 핸들 조작 패턴, 핸들에 가해지는 손의 압력변화와 운전 지속 시간 등을 이용한다. 이 방법의 단점으로는 사람마다 매우 다양한 패턴을 가지고 있고 그 측정치가 매우 불규칙적이기 때문에 범용으로 적용하기 어렵다. 마지막으로 컴퓨터 비전 기술을 이용하여 얼굴특징 변화를 측정함으로써 피로 여부를 판단하는 방법^[4]이다. 이 방법은 비접촉 방식이기 때문에 운전자와 같이 활동 중인 사람에게 적용하기 매우 용이하여 활발히 연구되고 있다.

예를 들어 얼굴표정으로부터 피로를 파악하기 위해 시선 방향 및 머리 방향 등을 이용하여 집중 정도 및 피로 상태를 측정한다. 이러한 방법 중 눈꺼풀의 움직임을 통한 방법^[5]이 가장 일반적인 방법으로 알려져 있다. 그 외에 눈의 개폐 여부를 인식함으로써 피로 상태 및 각성 상태를 파악하는 방법^[6]에 대해서도 많은 연구가 진행되고 있다. 그러나 하나의 얼굴특징정보만을 이용하는 기존의 방법들은 피로의 상태를 어느 정도 인식할 수 있지만, 피로 상태를 단정하기에는 불충분하다.

본 논문에서는 피로를 확률적 추론하기 위하여 가능한 많은 피로 원인에 대한 정보와 얼굴특징정보들로 베이지안 네트워크 모델을 구성하였다. 먼저 적외선 조명을 사용하여 실시간으로 얼굴 영상을 획득한다. 적외선 조명은 다양한 조명 환경으로부터 얼굴특징정보를 손쉽게 검출할 수 있도록 한다. 카메라를 적외선 광축과 일직선상에 설치하고 실시간으로 적외선을 조사함으로써 동공을 검출하고 추적한다. 추적된 동공으로부터 크기, 명암, 타원 정도, 좌우 동공간 거리, 동공 및 글린트 좌표 등을 측정하여 여러 가지 얼굴특징정보를 구할 수 있다.

획득한 얼굴영상에서 검출 할 수 있는 얼굴특징 정보들과 수면의 질, 신체조건 등과 같은 피로 원인에 대한 정보들로 베이지안 네트워크(BN: Bayesian Network) 피로 모델을 구성한다. 베이지안 네트워크는 변수사이의 확률적 의존성을 정의하는 방향성 그래프로 변수들간의 원인-결과 관계를 모델링하는

데 많이 사용된다. 피로 모델을 이용하여 피로의 확률적 의존성을 추론하여 BN 피로지수를 산출한다.

실험을 통하여 얼굴특징정보와 피로와의 상관관계를 입증하고, 추론된 BN 피로지수와 TOVA(Test Of Variable of Attention) 응답 시간을 비교하여 제안한 피로인식방법의 유용함을 입증하고자 한다.

II. 전처리

본 논문에서 제안하고자 하는 피로인식시스템은 실시간으로 얼굴특징정보를 검출한다. 이를 검출하기 위해서는 전처리 과정으로 동공을 검출하고 추적하여 특성을 측정하여야 한다.

2.1 영상 획득

실시간으로 동공을 검출하기 위해 다양한 환경에서 비교적 일관성 있는 조명의 특성을 유지하는 적외선을 사용하여 얼굴 동영상을 획득한다. 적외선은 880nm의 근적외선으로 붉은 색의 파장을 가지지 않는 비가시광선에 가까운 특성을 갖고 있으며, 이를 활용하면 동공 검출 및 추적하는데 중요한 밝은 동공효과^[6]와 어두운동공효과를 얻을 수 있다.

그림 1에 밝은동공 영상과 어두운동공 영상을 얻기 위해 제작된 영상획득장치의 블록 다이어그램을 나타내었다. 영상획득장치에는 약 5cm 거리를 두고 두 개의 고리형태로 구성하였으며 각 고리에는 광량을 강하게 하기 위해 8개의 880nm LED를 사용하였다. 또한 카메라는 다른 주변광의 영향을 최소화하기 위해 적외선 필터가 장착된 CCD 카메라를 두 고리의 중앙에 설치하였다.

CCD 카메라를 둘러싼 안쪽 LED는 밝은동공효과를, 바깥쪽의 LED는 어두운동공효과를 얻기 위하여 비월주사시 짝수 필드와 홀수 필드에서 교차 조사하기 위한 컨트롤러를 구성하였다.

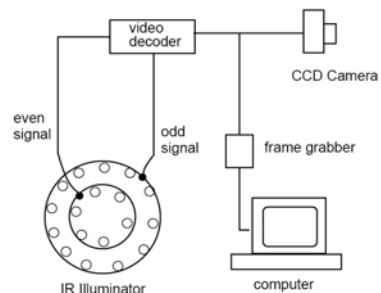


그림 1. 영상 획득 장치의 블록 다이어그램
Fig. 1. Block diagram of the image subtraction circuitry.

2.2 동공 검출

영상획득장치를 사용하여 짝수와 홀수 필드에서 그림 2의 (a), (b)와 같은 밝고, 어두운동공 영상을 획득하였다. 즉, 두 개의 영상은 같은 배경과 외부 조명을 사용하지만 짝수 필드의 동공이 홀수 필드보다 밝게 나타난다. 배경과 외부조명의 간섭을 제거하고자 짝수 필드 영상에서 홀수 필드 영상을 감하여 그림 2(c)와 같은 차영상을 만들었다. 차영상에서는 대부분의 배경과 외부 조명의 간섭 효과가 제거되었다.



그림 2. (a) 짝수 필드 영상 (b) 홀수 필드 영상 (c) 차영상
Fig. 2. (a) Even field image (b) Odd field image (c) Differential image

차영상에서 타원적합법에 의하여 동공후보영역을 선정하고 선정된 영역에서 SVM(Support Vector Machine)^[7]을 이용하여 동공을 자동으로 검출하는 방법을 사용하였다.

2.3 동공 추적

밝은동공을 추적하기 위하여 칼만필터를 사용하였다. 칼만필터는 현재와 과거 측정치로부터 정확한 시스템 상태변수의 추정치를 순환적으로 얻는 알고리즘으로, 간단하고 수렴성이 좋고 시간 영역에서 직접적인 처리가 가능하여 디지털 컴퓨터에서 사용하기에 적합한 방법이다. 그러나 밝은동공이 검출되지 않을 경우 칼만필터에 의한 추적이 불가능함으로 평균이동알고리즘을 사용하여 보완하였다.

즉, 칼만필터로 동공 추적 시 눈이 감기거나 얼굴 움직임에 의하여 밝은동공이 검출되지 않을 경우 추적이 불가능해진다. 이런 경우 평균이동알고리즘을 이용하여 동공 추적의 정확성을 높였다. 그림 3에 칼만필터와 평균이동알고리즘에 의한 동공 추적 방법을 나타내었다. 동공을 검출한 후 칼만필터에 의해 동공 추적이 시작된다. 그러나 밝은동공효과가 나타나지 않을 경우 칼만필터에 의한 추적이 불가능함으로 평균이동알고리즘에 의한 동공 추적이 시작된다. 이후 밝은동공이 다시 나타나면 칼만필터에 의한 추적이 수행됨으로 동공 추적의 정확성을 높였다.

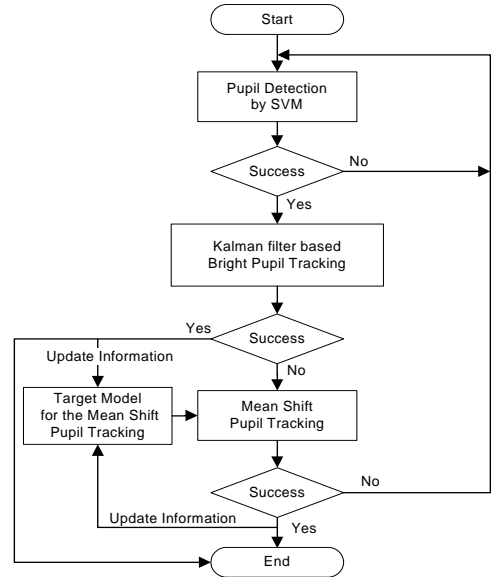


그림 3. 동공 추적 알고리즘.
Fig. 3. Pupil tracking algorithm.

동공 표적의 특징 확률 분포를 표현한 m 과 회색조의 어두운 동공 영상을 끌어낸 1차원 히스토그램을 사용하였다. 히스토그램을 계산하기 전에, 동공 표적의 중심에서 먼 위치일수록 가중을 작게 할당하는 불룩하고 단조 감소하는 커널 프로파일 k 를 선택하였다. $\{x_i^*\}_{i=1:K, n_s}$ 를 이전 프레임에서 y 의 중심인 눈 표적의 화소 위치라 하면, 눈 표적에서 명암의 분포 u 에 대한 확률 $\hat{q}_u(y)$ 는 식(1)으로 구할 수 있다.

$$\hat{q}_u(y) = \frac{\sum_{j=1}^{n_s} k \left(\left\| \frac{y - x_j}{h} \right\|^2 \right) \delta [b(x_j) - u]}{\sum_{i=1}^{n_s} k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (1)$$

여기서, $b(x_i)$ 는 히스토그램의 지표이고, h 는 커널 프로파일의 반지름, δ 는 크로네커 델타함수이다. 표적 후보 분포 p 는 유사한 형태로 구축할 수 있었다. 추적의 정확도를 높이기 위해 밝은동공 추적시 동공 모델을 계속하여 갱신한다. 또한 동공특징정보 계산을 위해 그림 4에 40×40 픽셀의 해상도로 추적된 동공의 동공간 거리, 좌·우 동공 크기, 좌·우 동공 명암 및 좌·우 동공 타원비를 나타내었다.

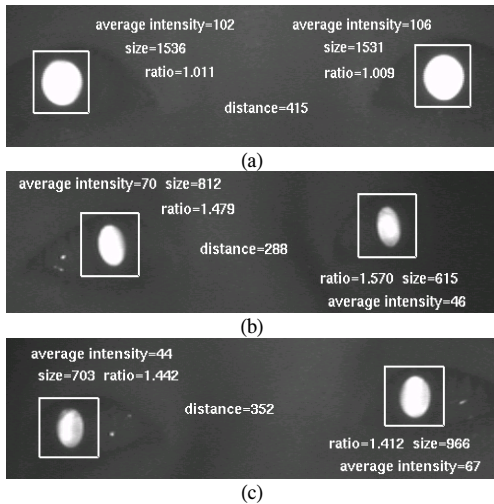


그림 4. 동공 특성 측정 예
Fig. 4. Measurement of pupil property.

III. 얼굴특징정보를 이용한 피로 측정 방법

피로 상태를 파악하기 위해서는 얼굴의 특징 정보를 실시간으로 획득하는 것이 가장 중요하다. 전처리 과정에서 추출한 동공을 기준으로 하여 여러 가지 얼굴특징정보를 검출할 수 있다. 동공 추적시 그림 4와 같은 동공간 거리, 동공 크기, 명암, 타원 비율, 동공의 좌표와 어두운동공의 글린트 좌표를 이용하여 얼굴특징정보를 검출한다. 기존의 피로인식 방법들은 눈꺼풀의 움직임과 관련된 PERCLOS를 주로 이용하였으나, 본 논문에서는 기존의 방법은 물론 얼굴의 움직임 정도를 나타내는 NodFreq, 시선 분포인 GazeDis, 얼굴표정 중 하품의 정도인 YawnFreq를 복합적으로 사용하였다.

3.1 눈꺼풀의 움직임

피로상태에서는 눈의 감겨 있는 비율이 높아지며 눈을 감는 속도는 각성상태와 비해 확연히 떨어진다. 따라서 눈꺼풀의 움직임은 피로 상태를 반영할 수 있는 얼굴특징정보 중 하나이며, 이 특징 정보를 가지고 피로를 측정하는 방법으로 PERCLOS와 AECS가 있다. PERCLOS는 눈이 감겨 있는 비율이고 AECS는 눈을 감는데 필요한 시간으로 정의할 수 있다. 이들은 피로 상태를 파악하는데 가장 신뢰도가 높은 방법^[8]이다.

그림 5는 시간에 대한 동공 크기 변화를 나타낸 것이다. 이 중 최대 동공 범위 설정을 위하여 초기 30초간 측정된 동공의 크기에서 가장 큰 값을 100%로 한다. 최대 동공 크기의 20~80%까지를

눈을 뜬 정상적인 상태, 20% 미만을 눈을 감은 상태로 정의한다. PERCLOS는 식 (2)와 같고 AECS는 식 (3)과 같다.

$$PERCLOS = \frac{(t3 - t2)}{(t4 - t1)} \quad (2)$$

$$AECS = t2 - t1 \quad (3)$$

식 (2)와 식 (3)에서 t1은 동공의 크기가 80%, t2는 20%보다 작아지는 시점을 의미하고 t3은 20%, t4는 80% 보다 커지는 시점을 의미한다.

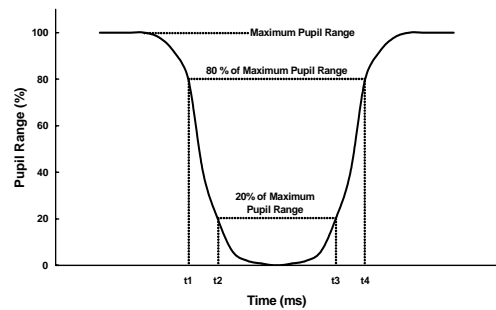


그림 5. 눈감은 지속 시간과 눈감는 속도의 정의
Fig. 5. Definition of eye closure duration and eye close speed.

3.2 얼굴 방향 추적

얼굴 방향은 사람의 주의, 시선 그리고 졸음 정도에 관한 정보를 포함하고 있다. 얼굴의 상하, 좌우 회전과 같은 머리 움직임을 검출하기 위해서 3차원 얼굴 방향 및 위치를 계산함으로써 얼굴 방향을 결정할 수 있다. 따라서 머리 움직임 정도인 NodFreq는 졸음 상태를 나타내는 특징으로 사용될 수 있다.

전처리 과정에서 얻어진 동공간 거리, 좌·우 동공 크기, 좌·우 동공 명암 및 좌·우 동공 타원비를 이용하여 동공특징공간(PFS: Pupil Feature Space)을 구성하고 얼굴 방향을 분석할 수 있다. 동공 특징들이 일관성을 가지도록 얼굴 정면에서 측정된 값으로 나누어 정규화한다. 그림 6은 3차원 동공특징공간에서의 표본 데이터 투영도를 나타내며, 얼굴 방향에 해당하는 5개의 클러스터들이 있음을 확인할 수 있다. 실질적으로 데이터 투영은 7가지 특성에 의해 구축되어지므로 클러스터들은 더욱 뚜렷하게 구별되어질 수 있다. 따라서 얼굴 방향은 동공특징공간에서의 동공 특성에 대한 투영을 통해 결정할 수 있다.

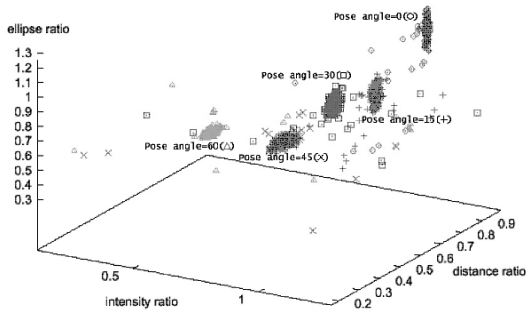


그림 6. 동공특징공간에서의 얼굴 방향 클러스터
Fig. 6. Face pose clusters in pupil feature space.

서로 다른 방향의 클래스들이 가능한 멀리 떨어질 수 있도록 동공특징공간을 표시하기 위해 PCA와 고유공간 알고리즘(Eigen Space Algorithm)을 사용한다. 이는 서로 다른 클러스터 사이의 구분을 최대화하기 위해서이다.

얼굴 방향 추적 알고리즘은 그림 7과 같다. 초기 프레임에서 얼굴 영상과 동공 특성에 의해 얼굴 방향이 결정되고 다음 프레임에서 얼굴의 방향을 추적하기 위해 칼만필터를 사용한다. 그러나 칼만필터 기반의 예측은 얼굴의 움직임이 부드러운 상태로 제약됨으로 얼굴이 갑자기 움직인다면 추적이 불가능하다. 이러한 문제를 처리하기 위해 각 프레임에서 동공이 검출되었을 때 각 프레임 당 동공과 얼굴의 움직임은 미세하다고 가정하고 얼굴 방향은 칼만필터와 검출된 동공을 조합하여 획득한다. 칼만필터와 검출에 의한 동공의 움직임을 병렬적으로 사용함으로써 빠른 움직임 상에서도 정확한 얼굴의 방향을 측정할 수 있도록 한다.

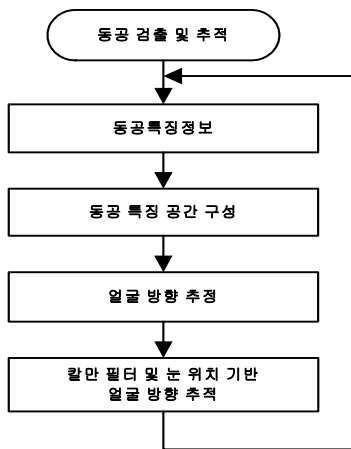


그림 7. 얼굴 방향 추적 알고리즘 순서도
Fig. 7. The flowchart of face pose tracking.

3.3 시선 식별 및 추적

시선 방향은 얼굴 방향과 눈의 방향에 의해서 결정된다. 얼굴 방향은 전역적인 시선 방향을 결정하는 반면에 눈의 방향은 국부적인 방향을 결정한다. 따라서 전역적인 방향과 국부적인 방향을 조합하여 최종적인 시선 방향을 결정할 수 있다. 시선 방향은 사람의 주의력 및 지각 상태를 측정할 수 있는 수단으로 피로하거나 졸린 사람은 좁은 시선 범위를 갖는다. 그러므로 시선 분포를 나타내는 GazeDis로 피로 상태를 판단할 수 있다.

GRNN은 확률 밀도 함수들의 추정에 근거한 기억 기반 피드 포워드 네트워크로 빠른 학습 시간과 비선형 기능의 모형을 만들 수 있고, 충분한 데이터가 주어질 경우 복잡한 환경에서도 원활하게 동작하기 때문에 교정 작업을 일반화할 수 있다.

그림 8은 글린트, 동공의 위치와 시선과의 공간적 연관성을 나타낸다. 시선 식별을 위해 동공-글린트 벡터를 구성하고, 동공-글린트 벡터를 모니터 상에 매핑하는 기능을 수행한다.

동공과 글린트에 관한 매개변수가 충분히 주어지면 시선에 따라 유일한 동공과 글린트 매개변수를 찾고자 GRNN을 이용하여 교정을 일반화한다.

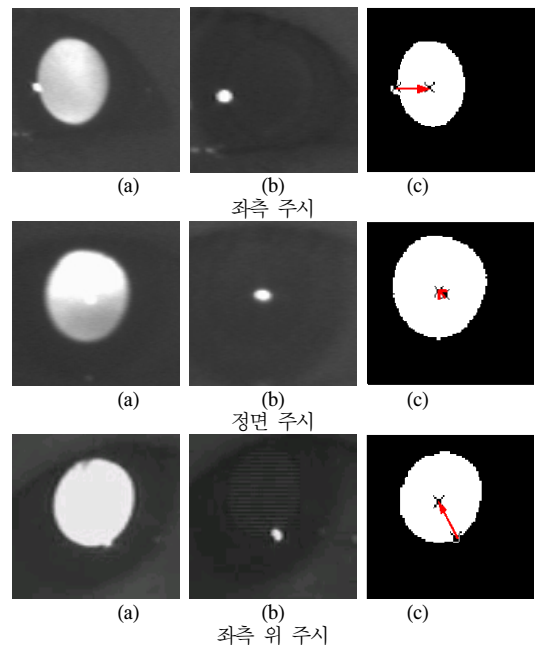


그림 8. 글린트와 밝은동공 중심과의 공간적 연관성
Fig. 8. Relative spatial relationship between glint and bright pupil. (a) Bright pupil images (b) Glint images (c) Pupil-glint relationship

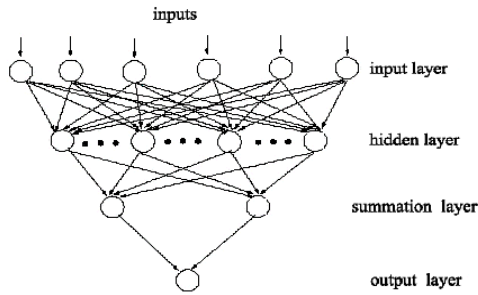


그림 9. 시선 교정을 위한 GRNN 구조
Fig. 9. GRNN architecture used for gaze calibration.

그림 9는 GRNN 구조를 보여주고 있다. GRNN 위상은 입력층, 숨은층, 합산층과 출력층으로 구성된다. 입력층은 1개의 출력층에 대하여 6개의 입력을 갖고, 숨김 노드의 수는 학습 표본의 수와 같게 하며 합산층의 노드 수는 출력 노드 수에 1을 더한 것과 같다.

수직 수평 공간적 시선 분석에 의하여 출력 노드에서 시선 좌표 s_x 와 s_y 를 나타내는 두 개의 동일한 GRNN을 구성한다. 입력층에 사용할 매개변수는 얼굴 거리와 방향에 따라 다양한 변화를 주어야 한다. 입력 벡터는 GRNN에서 사용되기 전에 정규화 되어야하며, 정규화는 모든 입력 특징들이 같은 범위에 있게 한다. 각기 다른 얼굴 방향에 대한 대량의 학습 데이터가 GRNN의 학습으로 모아지며, 학습 데이터가 수집되는 동안 피실험자는 각 시선 영역에 시선을 고정하여야 하고 GRNN에 사용할 입력 벡터는 식 (4)와 같다.

$$g = \{\Delta x, \Delta y, r, \theta, g_x, g_y\} \quad (4)$$

여기서 Δx 와 Δy 는 동공과 글린트 사이의 변화이고 r 은 동공 타원 비율이며 θ 는 타원의 기울기이고 g_x 와 g_y 는 글린트 영상의 좌표이다. Δx 와 Δy 는 글린트와 동공 사이의 상대 이동을 위하여 사용하며, 글린트-동공 벡터의 크기는 카메라와 피사체의 거리에 영향을 받는다. r 은 얼굴 방향을 계산하기 위하여 사용하며, 정면을 향하고 있다면 비율은 1에 가깝고 얼굴이 좌우, 상하로 움직인다면 비율은 1보다 커지거나 작아진다. θ 는 얼굴 회전을 위하여 사용하며, g_x, g_y 는 평면 얼굴 변환을 위하여 사용된다. 이러한 변수들을 사용하여 얼굴 움직임과 동공 이동을 계산하여 적합한 매개변수로 갱신하고 머리 움직임에 따른 영향을 감소시킨다. 또한 매개변수들은 동공 크기에 독립적이므로 시선 매핑 기능을 일반화

시킬 수 있어 다른 사용자를 위한 재계산 작업을 효과적으로 제거할 수 있다.

시선 영역을 그림 10과 같이 3×3의 9개 영역으로 양자화 분할하였다.

Top Left	Top Center	Top Right
Middle Left	Middle Center	Middle Right
Bottom Left	Bottom Center	Bottom Right

그림 10. 양자화된 시선 영역
Fig. 10. Quantized eye gaze regions.

3.4. 얼굴표정 분석

시선 및 머리의 움직임 이외에 졸음 또는 피로 상태를 측정할 수 있는 얼굴특징정보 중 하나는 얼굴표정⁹⁾이다. 사람은 주의력 정도에 따라 서로 다른 얼굴표정을 나타낸다. 예를 들어 졸음 상태의 얼굴 표정은 축 늘어진 얼굴 근육, 무표정 또는 하품 등에 의해 특성화 될 수 있다. 특히 눈과 입주위의 얼굴특징들은 얼굴표정을 만드는 데 가장 중요한 공간적 요소이다. 시·공간 상에서 변화되는 이러한 패턴들은 얼굴표정을 특성화하는데 사용될 수 있다. 따라서 입 주위의 특징점을 이용한다면 하품의 정도인 YawnFreq를 구할 수 있고 이를 바탕으로 피로 상태를 분석한다.

템플릿을 얼굴특징의 세밀한 형상 정보를 나타내기 위해 사용하며, 얼굴특징점 템플릿을 그림 11에 나타내었다. 눈 윤곽에 배치된 8개의 점은 눈의 형태를 나타내고, 이들 중 2개는 눈 양쪽 끝에 위·아래쪽 각 3점은 눈 양끝으로부터 동일 거리로 배분하여 위치한다. 마찬가지로 눈썹의 형태는 3개의 점, 코의 형태는 4개의 점, 입의 형태는 8개의 점으로 표현한다.

얼굴특징점을 추적하기 위하여 동공 위치로부터 양쪽 눈과 입의 영역을 분할하여 사용한다. 특징을 위한 템플릿 매개변수는 표본 영상을 가지고 학습하는 과정에서 구성된 PCA 기저(Basis)를 사용하여 추출된 영상에서 PCA 분석에 의해 구한다.

Tian은 눈 양끝과 중앙 지점의 템플릿 매개변수를 추출하여 사용¹⁰⁾하였으나, 더 많은 특징점을 추적함으로써 얼굴특징 형태를 더욱 세밀하고 정확하게 표시하였다.

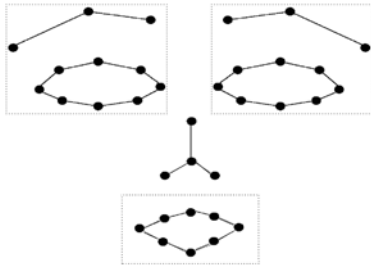


그림 11. 얼굴특징점과 분할 영역
Fig. 11. Face feature point and divided region.

그림 12와 같은 입주위의 특징점은 움직임에 파악하고 얼굴표정을 분석하는데 사용된다. 하품의 경우 입의 움직임을 관측함으로써 인식할 수 있으며 입을 다물고 있는 상태에 비하여 수직 방향으로 입술 형태가 변하게 된다. 윗 입술과 아랫 입술 사이의 거리와 좌우 입술 모서리 영역으로부터 얻은 길이를 이용하여 입의 개폐 여부를 확인할 수 있다. 그러므로 하품 주기가 얼굴표정의 새로운 측정 단위로 사용된다.

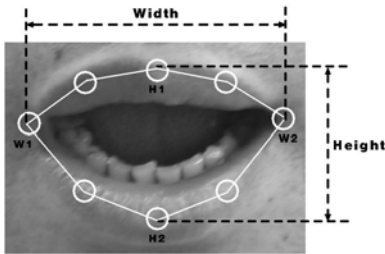


그림 12. 입주위의 특징점
Fig. 12. The facial features around the mouth.

IV. 베이지안 모델 구성

본 논문에서 베이지안 네트워크 모델의 주된 목적은 얼굴특징정보들과 피로의 내·외적 요인 정보를 융합하여 BN 피로지수를 추론하는 것이다.

4.1 베이지안 네트워크 모델

피로를 발생시킬 수 있는 많은 요소^[11,12,13,14]들 중에 가장 중요한 요소는 수면의 질, 신체조건, 24시간주기, 작업환경 및 작업조건 등이 있다. 수면의 질에 영향을 주는 요소는 수면환경, 수면시간, 선잠과 수면상태가 있다. 이 중 수면환경은 불규칙 소음, 조명상태, 열기와 습도에, 수면상태는 근심여부에 영향을 받는다. 또한 신체조건은 수면장애 여부와 관계가 되며, 24시간주기는 시간과 시간대의 변

화에 영향을 받는다. 작업환경 요소는 온도, 기후 및 소음에 영향을 받고, 작업조건은 작업량과 작업종류에 영향을 받는다.

또한 피로의 결과로는 얼굴표정이 변화하고 눈과 머리가 움직이며, 피로하여 얼굴표정이 졸린 상태로 되면 하품을 유발할 수 있다. 또한 눈의 움직임이 비정상적인 상태가 되어 눈꺼풀이 쳐지고 시선의 변화를 발생시킨다. 눈꺼풀이 쳐지게 되면 눈을 감고 있는 시간 비율이 높아지고 눈깜박임 속도는 느려진다. 또한 시선은 전반적으로 아래를 향하게 되며, 머리의 움직임이 부자연스럽게 끄덕이는 경우도 나타난다.

이러한 피로의 원인과 결과 중 한정적 상황으로 설정된 정보 중 측정 가능한 내·외적 요인 정보는 불규칙 잡음, 조명, 열기, 습도, 수면시간, 선잠여부, 근심여부, 수면장애, 시간, 시간대, 온도, 기후, 소음, 작업량과 작업종류가 있다. 또한 피로에 의해 발생된 얼굴특징정보 즉, PERCLOS, AECS, NodFreq, GazeDis와 YawnFreq도 정보노드가 된다.

베이지안 네트워크는 각 노드마다 하나의 조건확률표를 갖고, 다른 노드들에 배정된 값들을 기초로 목표노드가 가질 값에 대한 조건확률을 계산하는데 이용한다. 따라서 베이지안 네트워크는 정보노드에 값이 주어졌을 때 숨김노드의 확률 분포를 구할 수 있다. 한정된 상황으로 설정된 정보 중 숨김노드는 수면의 질, 수면환경, 수면상태, 신체조건, 24시간주기, 작업환경, 작업조건, 얼굴표정, 눈 움직임, 눈꺼풀의 움직임, 시선 및 머리 움직임이 있다.

위 과정에서 생성된 노드들을 인과 관계에 따라 각 노드간 가지를 연결한다.

결국 그림 13과 같이 피로지수 측정을 베이지안 네트워크 모델을 구성한다. 목표노드는 피로이며, 목표노드 상위에 분포한 노드는 피로의 원인이 되는 다양한 피로 원인 요소이다. 또한 목표노드의 하위에 위치한 노드는 피로에 의하여 발생하는 현상으로 측정된 얼굴특징정보를 포함한다.

4.2 조건 확률

베이지안 네트워크 모델을 사용하기 전에 각 노드별 확률이 필요하다. 즉, 정보노드의 사전확률과 숨김노드의 조건확률을 구성해야 한다. 사전확률은 정보노드의 사건 발생 확률이며, 조건확률은 부모노드 조건에 의한 자식노드 사건 발생 확률이다.

본 논문에서 각 노드별 조건확률을 구하는 방법은 다음과 같다. 첫째, 실험을 통하여 획득한 얼굴

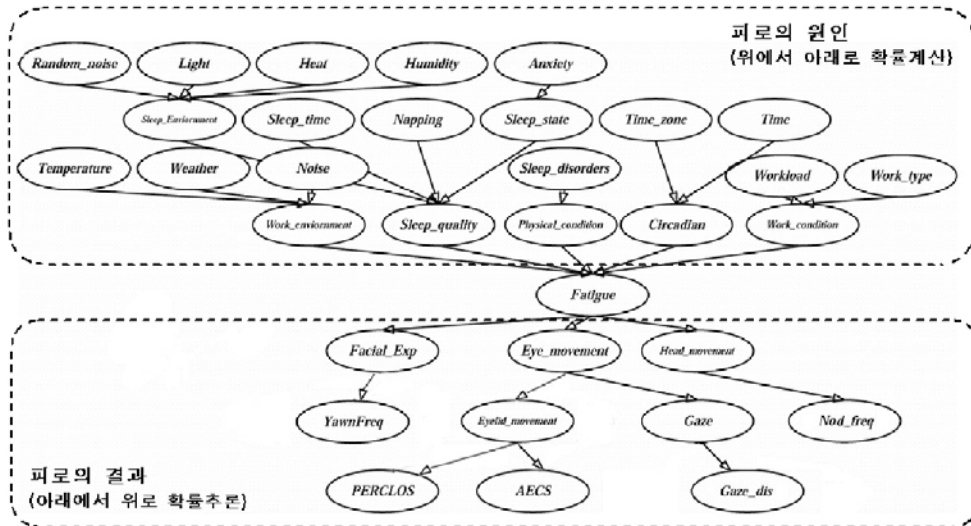


그림 13. 피로도 추정을 위한 베이지안 네트워크 모델
 Fig. 13. Bayesian network model for monitoring human fatigue.

특징정보인 PERCLOS, AECS, GazeDis, YawnFreq 및 NodFreq를 이용하여 베이지안 네트워크 피로 모델 하단부 숨김노드의 조건확률을 추론한다. 둘째, 미항공우주국에서 실시한 승무원 피로에 관한 설문 조사^[11,12,14]를 통해 정보노드의 사전확률과 노드간 상호 연관성에 대한 자료를 근간으로 피로모델 상단부의 조건확률을 추론한다. 이 설문 조사가 베이 지안 네트워크 모델의 조건확률을 구하기 위해 제 작된 것은 아니지만, 식(5)와 같은 Noisy-or 법칙^[15]을 통하여 모든 조건확률을 구하였다.

$$P(B = \eta | A_1, A_2, K, A_n) = \prod_{j=1}^n q_j \quad (5)$$

표 1에 Noisy-or 법칙^[15]으로 구한 조건 확률을 일부 나타내었다. 또한 표 2에서는 미항공우주국에서 실시한 “항공 운항시 피로 요인에 대한 설문 조 사”^[11,12]에 의해 조사된 사전확률을 나타내고 있다.

표 1. 작업조건 노드의 조건확률
 Table 1. Conditional probabilities for work condition node.

Parent Nodes		Work condition	
Workload	Work type	poor	normal
heavy	tedious monotonous	0.89	0.11
	normal	0.62	0.38
normal	tedious monotonous	0.72	0.28
	normal	0.05	0.95

표 2. 사전확률표
 Table 2. Prior probability table.

Nodes	State	Probability
Randomnoise	yes	0.15
	no	0.85
Light	on	0.13
	off	0.87
Heat	high	0.24
	normal	0.76
Humidity	high	0.19
	normal	0.81
Sleeptime	sufficient(> 6h)	0.90
	loss(< 6h)	0.10
Napping	> 30min	0.22
	No	0.78
Anxiety	yes	0.28
	no	0.72
Sleepdisorder	yes	0.08
	no	0.92
Time	drowsytime	0.26
	Activetime	0.74
Timezone	changed	0.17
	no	0.83
Temperature	high	0.15
	normal	0.85
Weather	abnormal	0.10
	normal	0.90
Noise	high	0.15
	normal	0.85
Workload	heavy	0.15
	normal	0.85
Worktype	tedious	0.20
	normal	0.80

4.3 피로 추론

베이지안 네트워크 모델의 피로 추론은 부모노드와 자식노드 간의 확률 전파를 통하여 이루어진다. 본 논문에서는 전파와 추론을 위해 베이지안 네트워크 프로그램 MSBNX^[16]를 사용한다. MSBNX으로 모델링을 구축하고 사전확률을 입력하여 시뮬레이션한 BN 피로지수의 확률값은 0.95이다. 이 값을 피로노드의 문턱치값으로 사용하며, BN 피로지수가 0.95이하이면 피로하지 않은 상태, 그 이상이면 피로한 상태를 나타낸다.

그리고 각 정보노드의 설정에 따라 BN 피로지수의 값은 2²⁰개의 경우의 수를 가지게 되며, 그 일부를 표 3에 나타내었다. 정보노드에서 입력 정보가 없을 때의 피로지수는 약 0.57을 나타내고 있다. PERCLOS가 높은 경우에 BN 피로지수는 문턱치값인 0.95에 미치지 못하는 0.87을 나타내었고, 하나의 얼굴특징정보로는 문턱치값을 넘지 못하는 것을

확인하였다. 이는 하나의 얼굴특징정보로는 피로 여부를 결정하기에 불충분하다는 것을 의미한다.

상호 연관성 있는 정보들이 복합적으로 입력되었을 때 높은 BN 피로지수 확률을 나타내고, 이것은 정보 상호간의 중요한 연관관계를 의미한다. 예를 들어 표 3의 Ref. No.19와 같이 비정상적인 AECS, NodFreq가 동시에 입력되면 문턱치값보다 높은 0.96의 BN 피로지수를 나타낸다. 또한 세 가지 이상의 비정상적 복합 얼굴특징정보가 입력되면 BN 피로지수는 문턱치값을 초과한다는 것을 확인할 수 있었다. 그리고 Ref. No.22처럼 얼굴특징정보없이 여러 피로 요인만 입력될 때 BN 피로지수는 문턱치값에 미치지 못하였으나 비교적 높은 0.90을 나타내고 있다.

V. 실험 결과 및 고찰

실시간 피로인식시스템의 피로 매개변수와 BN 피로지수의 유효성을 증명하기 위해 실험을 하였다. 첫째, 얼굴특징정보를 검출하기 위해 오후 2시경에 5명의 피실험자를 대상으로 각 6분(15 frame/sec)간의 영상을 획득하였다. 피실험자와 카메라의 사이의 거리는 약 70cm이고 모니터 위에 영상획득장치를 부착하여 실험하였다. 둘째, 베이지안 네트워크의 피로 매개변수와 BN 피로지수의 유효성을 증명하기 위해 주의력 및 피로도 검출에 가장 효율적 방법인 TOVA를 동시에 수행하였다.

5.1 얼굴특징정보와 피로의 상관관계

얼굴특징정보 중 PERCLOS와 피로의 상관관계를 증명하고자 별도의 실험을 실시하였다. 한명의 피실험자에게 아침과 저녁 두 차례 각각 PERCLOS를 측정하여 비교하였다. 저녁 시간에는 각성 상태에서 측정하였고 24시간 이상 잠을 자지 않은 상태 즉, 피로 상태인 아침시간에 측정하였다. 표 4와 그림 14는 PERCLOS 수치가 의식이 분명한 저녁에 측정 한 것이 피로한 아침에 측정한 것보다 현저히 낮음을 보여주고 있다. 이것은 PERCLOS가 피로를 규정 하는데 있어서 효과적이라는 것을 의미할 뿐만 아니라 PERCLOS를 통한 측정의 정확성을 증명해준다.

표 3. 피로 베이지안 네트워크 모델의 추론 결과
Table 3. The inference results of fatigue Bayesian network model.

Ref. No.	Evidences Instantiated	Fatigue Probability
1	No any evidence	0.57
2	YawnFreq (high)	0.82
3	PERCLOS (high)	0.87
4	AECS (abnormal)	0.86
5	Gaze_dis (narrow)	0.81
6	Nod_freq (high)	0.85
7	Temperature (high)	0.72
8	Weather (abnormal)	0.72
9	Noise (high)	0.70
10	Time_zone (changed)	0.63
11	Sleep_disorders (yes)	0.72
12	Napping (no)	0.58
13	Workload (heavy)	0.72
14	Work_type (tedious_monotonous)	0.74
15	Anxiety (yes)	0.64
16	Random_Noise (yes)	0.60
17	PERCLOS (high), Gaze_dis (abnormal)	0.95
18	PERCLOS (abnormal), YawnFreq (high)	0.96
19	AECS (slow), Nod_freq (high)	0.96
20	PERCLOS (high), Nod_freq (high), AECS (slow)	0.99
21	Nod_freq (high), YawnFreq (high) Temperature (high), Anxiety (yes)	0.98
22	Sleep (disorders yes) Time (drowsy_time), humidity (high) Weather (abnormal), Workload (heavy) Sleep_time (loss>6h), Anxiety (yes) Work_type (tedious_monotonous),	0.90

표 4. PERCLOS와 TOVA 반응 시간의 비교
Table 4. PERCLOS versus TOVA response time.

TOVA Response Time (ms)	200	250	300	350	400	450	500	550
PERCLOS (%)	20	30	35	32	38	49	39	53

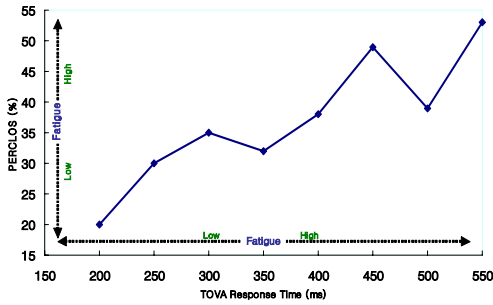


그림 14. PERCLOS와 TOVA 반응 시간의 비교
Fig. 14. PERCLOS versus TOVA response time.

5.2 얼굴특징정보와 BN 피로지수의 상관관계

베이지안 네트워크에 얼굴특징정보와 피로의 원인이 되는 정보를 입력하여 BN 피로지수를 추론하였다. 또한 얼굴특징정보와 BN 피로지수의 상관관계를 그림 15에 나타내었다.

얼굴특징정보만 가지고 피로 상태를 추론 하기에는 불충분하다. 예를 들어 그림 15와 같이 PERCLOS가 최고치에 도달하는 18,000ms에서도 BN 피로지수는 0.87로 문턱치값인 0.95에 미치지 못하고 있다. 즉, 하나의 얼굴특징정보만으로 피로 여부를 결정하기에 불충분하다는 것을 의미한다.

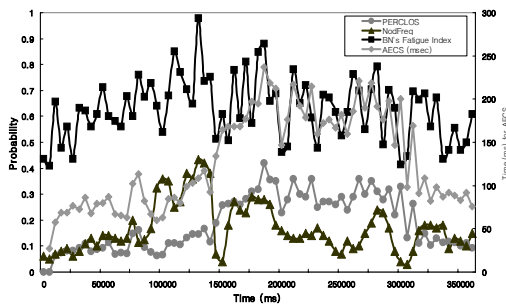


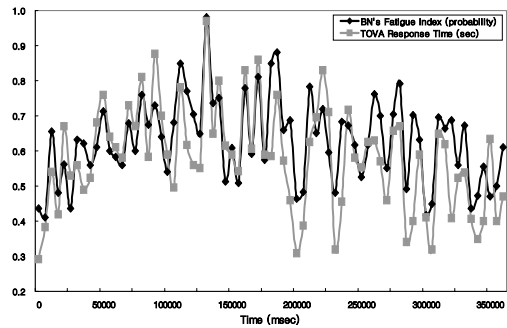
그림 15. 얼굴특징정보와 BN 피로지수의 상관관계
Fig. 15. Relationship between facial feature information and the BN's fatigue index.

5.3 BN 피로지수와 TOVA 반응시간의 상관관계

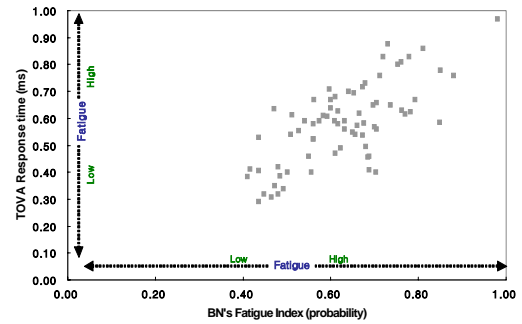
베이지안 네트워크에 의해 추론된 BN 피로지수의 유효성을 증명하기 위해 TOVA 결과와 BN 피로지수 상관관계를 표 5에 나타내었다. 실험 결과 여러 피로 상태를 종합한 BN 피로지수가 TOVA 반응 시간과 상관관계가 있음을 확인하였다. 그림 16에서 나타난 것처럼 BN 피로지수와 TOVA 응답시간의 곡선이 유사함으로 BN 피로지수의 유효성이 증명되었다.

표 5. BN 피로지수와 TOVA 반응 시간의 상관관계
Table 5. The relationship between BN's fatigue index and TOVA response time.

Time (sec)	BN's Fatigue Index (probability)	TOVA Response Time (sec)
50	0.71	0.76
100	0.54	0.59
150	0.61	0.59
200	0.46	0.31
250	0.53	0.55
300	0.42	0.41
350	0.47	0.63



(a)



(b)

그림 16. BN 피로지수와 TOVA 반응 시간의 상관관계
Fig. 16. The relationship between BN's fatigue index and TOVA response time.

VI. 결론

본 논문에서 피로인식을 위한 베이지안 네트워크를 모델을 제안하여 피로를 인식하고자 하였다. 제안한 방법은 먼저 동공을 검출 및 추적하고, 얼굴특징정보를 수치화하였다. 수치화 한 얼굴특징정보의 단일 정보만을 가지고 정확한 피로 상태를 인식하기에는 불충분하기 때문에 여러 가지 특징 정보를 복합적으로 활용하기 위해 베이지안 네트워크 모델을 구성하여 정보를 융합하였다.

BN 피로지수의 문턱치값은 MSBNX 시뮬레이션

결과 0.95로 산출되었다. 그리고 정보노드에서 입력 정보가 없을 때 BN 피로지수는 0.57를 나타내었다. PERCLOS가 높은 경우에 BN 피로지수는 문턱치값인 0.95에 미치지 못하는 0.87을 나타내었고, 이는 하나의 얼굴특징정보로는 피로 여부를 결정하기에 불충분하다는 것을 의미한다. 또한 비정상적인 AECS, NodFreq가 동시에 입력되면 문턱치값보다 높은 0.96의 BN 피로지수를 나타내었고, 세 가지 이상의 비정상적 복합 얼굴특징정보가 입력되면 BN 피로지수는 문턱치값을 초과하는 것을 확인하였다. 이는 얼굴특징정보들의 중요한 상호연관성을 의미한다. 얼굴특징정보 없이 여러 피로 요인만 입력될 때 BN 피로지수는 문턱치값에 미치지 못하였으나 비교적 높은 피로 확률을 나타내었다.

실험 결과 제안한 피로인식방법이 효과적임을 알 수 있었으며, BN 피로지수와 TOVA 응답 시간을 비교한 결과 밀접한 상관관계가 있음을 확인하여 제안한 피로인식방법의 유효성을 입증하였다.

향후에는 국내 실정에 적합한 피로 원인을 규명하고 베이지안 네트워크의 사전확률을 세분화함으로써 BN 피로지수의 정확도를 보다 향상 시켜야 할 것이다. 또한, 얼굴특징정보의 측정 범위를 확대함으로써 운전석과 같은 정적인 공간이 아닌 산업 현장 같은 동적인 공간에서도 활용이 가능하리라 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] Julie H, Skipper, Walter W. Wierwille, "An investigation of low-level stimulus-induced measures of driver drowsiness.", Proceedings of the Conference on Vision in Vehicles, pp.139-148, September, 1985.
- [2] David J. Mascord, Jeannie Walls and Graham A Starmer, "Fatigue and Alcohol: interactive effects on human performance in driving-related tasks.", Fatigue and Driving. Taylor & Francis, pp.189-205, 1995.
- [3] 이상국, B. Decoux, R. Debrie, M. Hubin, "Traffic security and detection of the driver's low vigilance state.", 제6회 센서기술학술대회 논문집, 10/11, pp.54-62, Nov. 1995.
- [4] Boverie. S, Leqellec. J, and Hirl. A, "Intelligent systems for video" monitoring of vehicle cockpit.", International Congress and Exposition ITS: Advanced Controls and Vehicle Navigation Systems, pp. 1-5, 1998.
- [5] Ueno. H, Kaneda. M, and Tsukino. M, "Development of drowsiness detection system.", Proceedings of Vehicle Navigation and Information Systems conference, Yokohama, Japan, pp.15-20, August 1994.
- [6] T. E. Hutchinson, "Eye movement detection with improved calibration and speed.", United States Patent, (4,950,069), 1988.
- [7] Cortes. C, and Vapnik. V, "Support-vector networks.", Machine Learning 20, pp.273-297, 1995.
- [8] Takchito. H, Katsuya. M, Kazunori. S and Yuji. M, "Detecting drowsiness while driving by measuring eye movement - A pilot study.", International Conference on Intelligent Transportation Systems, IEEE, 3-6 September 2002.
- [9] Qiang. J, and Xiaojie. Y, "Real-time eye, gaze, and face pose tracking for monitoring driver vigilance.", Real-Time Imaging, Volume 8, Issue 5 pp.357-377, 2002.
- [10] Y. Tian, T. Kanade, and J. F. Cohn, "Recognizing upper face action units for facial expression analysis.", In Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 2000.
- [11] M. R. Rosekind, E. L. Co, K. B. Gregory, and D. L. Miller, "Crew factors in flight operations xiii: A survey of fatigue factors in corporate/executive aviation operations," National Aeronautics and Space Administration, Ames Research Center Moffett Field, California 94035, NASA/TM-2000-209610, 2000.
- [12] E. L. Co, K. B. Gregory, J. M. Johnson, and M. R. Rosekind, "Crew factors in flight operations xi: A survey of fatigue factors in regional airline operations.", National Aeronautics and Space Administration, Ames Research Center Moffett Field, California 94035, NASA/TM-1999-208799, 1999.
- [13] P. Sherry, "Fatigue countermeasures in the railroad industry-past and current developments.", Counseling Psychology Program, Inter-modal Transportation Institute, University of Denver, 2000.

[14] M. R. Rosekind, K. B. Gregory, E. L. Co, D. L. Miller, and D. F. Dinges, "Crew factors in flight operations xii: A survey of sleep quantity and quality in on-board crew rest facilities.," National Aeronautics and Space Administration, Ames Research Center Moffett Field, California 94035, NASA/TM-2000-209611, 2000.

[15] F. V. Jensen, "Bayesian networks and decision graphs," Statistics for Engineering and Information Science, Springer, 2001.

[16] Microsoft Research Center, "online msbnx editor manual and software download," <http://research.microsoft.com/adapt/MSBNx/>.

[17] Zhiwei Zhu, Qiang Ji, "Real time and non-intrusive driver fatigue monitoring," IEEE Conference on ITS, pp.657-662, 2004.

[18] Liangyu Lei, "Fatigue life prediction of driving axle based on virtual prototype technology," IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp. 3793-3798, 2004

[19] 이영식, 배철수, "실시간 눈과 시선 위치 추적.", 한국해양정보 통신학회논문지, 8권 2호, 2004.

[20] 박호식, 배철수, "휴먼 컴퓨터 인터페이스를 위한 실시간 시선 식별.", 한국통신학회논문지 30권, 3C호, 2005.

이 영 식 (Young-Sik Lee)

정회원



1986년 2월 한국항공대학교 통신정보공학과 졸업(공학사)

1996년 2월 경희대학교 정보통신공학과 졸업(공학석사)

2005년 8월 관동대학교 대학원 전자통신공학과 졸업(공학박사)

1995년 12월~1992년 2월 삼성

전자 정보통신부분 통신종합연구소

1992년 3월~1995년 2월 경북대학 전자계산과 전임강사

1995년 3월~2001년 2월 동우대학 컴퓨터정보과 조교수

2001년 3월~현재 경동대학교 컴퓨터미디어공학부 부교수

<관심분야> 영상처리, 신호처리시스템, 영상압축

박 호 식 (Ho-Sik Park)

정회원



1994년 2월 연세대학교 의용전자공학과 졸업(공학사)

2001년 2월 관동대학교 대학원 전자통신공학과 졸업(공학석사)

2005년 2월 관동대학교 대학원 전자통신공학과 졸업(공학박사)

<관심분야> 영상처리, 신호처리

시스템, 영상압축

배 철 수 (Cheol-soo Bae)

종신회원



1979년 2월 명지대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1981년 2월 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업 (공학석사)

1988년 8월 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업 (공학박사)

1999년 3월~2001년 5월 관동대

학교공과대학 학장

2000년 3월~2002년 2월 관동대학교 양양캠퍼스 창업보육센터 소장

2001년 6월~2003년 8월 관동대학교 평생교육원장

2001년 3월~현재 해양정보통신학회 강원지부장

2003년 1월~현재 한국통신학회 국내저널 편집부위원장

2003년 1월~현재 대한전자공학회 이사

1981년~현재 관동대학교 전자정보통신공학부 교수

<관심분야> 영상처리, 신호처리시스템, 영상압축