

■ 論 文 ■

도로위험도를 평가하는 요구/노력모형의 신뢰도 향상을 위한 신경망 모형 개발

The Development of Neural Network Model to Improve the Reliability of the Demand/Effort Model for Evaluating Highway Safety

정 봉 조
(한국도로공사 도로교통연구원)

강 재 수
(한국도로공사 기술본부장)

장 명 순
(한양대학교 교통시스템공학과 교수)

목 차

- I. 서론
 - II. 기존생체신호 파라미터의 유용성 검증
 - III. 신경망모형 구축과 검증
 - 1. 신경망구축
 - 2. 생체신호자료의 수집·가공
 - 3. 생체신호 파라미터의 패턴구축
 - 4. 판별절차
 - 5. 신경망 알고리즘 검증
 - IV. 도로현장 적용 및 데이터 수집
 - 1. 운전자 생체신호 수집
 - 2. 생체신호 데이터 처리
 - V. 신경망을 적용한 요구-노력모형에 의한 도로위험도 분석
 - VI. 결론 및 향후연구과제
 - 1. 결론
 - 2. 향후연구과제
- 참고문헌

Key Words : 요구-노력모형, 인간공학, 신경망, 교통안전, 군집분석
Demand-Effort Model, human factors, Neural Network Model, safety, Cluster Analysis

요 약

도로환경요인과 운전자의 능력의 부조화상태에서 교통사고 위험성이 높아진다는 개념으로부터 도로위험수준을 평가를 하고자 하는 것이 요구-노력모형이다. 본 연구에서는 요구-노력모형의 노력수준을 결정하는 운전자 생체신호의 재분석을 통하여 요구-노력모형의 신뢰성을 높일 수 있는 새로운 신경망 모형구조를 제안하였다. 영동, 호남 및 서해안고속도로에서 149명의 피실험자를 대상으로 검증한 연구결과는 다음과 같이 나타났다. 첫째, 생체신호 파라미터 값에 대하여 Normality Test, Cluster Analysis와 Mann-Whitney 분석에서 기존 요구-노력 모형에서 사용하던 10개의 생체신호 중 5개의 생체신호만이 통계적으로 유의함을 입증하였다. 둘째, 신경망모형은 운전자의 노력수준의 평가에 대한 정확도는 매우 높게 나타났다. 신경망구축을 위해 사용한 집단1의 피실험자별 전체 노력수준의 정확도는 80.0%, 집단 2의 피실험자별 전체 노력수준의 정확도가 74.3%로 나타났다. 셋째, 요구-노력모형에서 노력수준 경계값 결정방법에 따라 호남고속도로 전주IC→회덕JCT구간의 단위분석지점에 대하여 도로위험도를 판별한 결과, 2중 오류가 신경망모형 40.5%, 기존 모형 58.8%로 나타났다. 요구-노력모형에 의한 도로위험도 평가가 최종적이기 보다는 전문가 그룹에 의한 상세한 도로안전진단에 앞서 도로위험도를 대략적으로 판별하고자 하는 의도였다고 한다면 보다 많은 검토대상구간을 판별하고, 더 낮은 2중 오류비율을 보인 신경망을 이용한 방법이 요구-노력모형의 취지에 적합하다고 볼 수 있다.

Traffic accidents on highways are likely to happen when there is an imbalance in the complex relationships among key elements such as road geometries, driver related factors, and mechanical performances. The Demand-Effort Model (DEM), which evaluates highway safety, can be explained by the imbalance, which occurs when the level of demand of the driver's attention to the road environment exceeds that of the response from the driver. This study suggests a new model that improves the reliability of the current DEM through the reinterpretation on the physiological signals with the help of the Neural Network Model (NNM). The data were collected from 149 subjects, who drove a test vehicle on the Yongdong, Honam, and Seohaean Expressways in Korea. Three important results could be drawn from the recursive tests as follows: ① Only 5 out of 10 parameters on the physiological signals which are currently used were proven to be meaningful through the Normality Test, Cluster Analysis, and Mann-Whitney Analysis. ② The revised DEM, which internally uses the NNM, showed more reliable results than existing DEM. Group 1, which is based on the new DEM showed 80.0% of accuracy in measuring the level of driver's efforts, however, that of Group 2 based on the current DEM was 74.3%. ③ Field tests on the Honam Expressway showed lower 'type II error' with the new DEM (40.5%) than the old DEM (58.8%). The DEM is designed as a quick and easy way to determine highway safety prior to the minute road safety audit (RSA) by a professional audit team. Then a new DEM, which is based on the NNM, needs to be considered since it showed higher reliability and lower error.

I. 서론

도로에서 발생하는 교통사고는 발생원인에 따라 인적 요인, 도로 및 환경요인, 차량요인으로 나누고 교통사고는 이러한 요인들의 독립적이거나 상호간의 복합적인 관계의 부조화에서 일어난다고 알려져 있다(도철용, 1997).

2000~2002년까지 3년 동안 고속도로에서 발생한 교통사고를 발생원인별로 분류해보면 운전자의 과실과 관련되어 발생한 교통사고가 전체 11,505건 중 9,517건으로 나타나 82.7%에 달하고 있다(한국도로공사, 2004). 특히 운전자가 과도한 외부환경에 노출되어 복잡한 과업을 수행하거나(Alexander, 1989) 그 반대의 경우에도 실수를 하는 것으로 알려져 있다(AASHTO, 2001). 대부분 교통사고가 운전자 요인에 의해서 발생되고 있으나 지금까지는 교통사고와 관련된 갖가지 운전자 요인에 대한 미시적인 연구부족으로 운전자 과실을 최소화하는 효과적인 교통안전대책을 수립하는데 어려움이 있었다.

도로환경요소와 이에 대응하는 운전자의 작업부하와의 관계비교를 통한 교통사고 원인설명은 Blumenthal, M(1968)에 의해서 제안된 도로환경요인과 운전자 능력의 비교를 통한 사고발생 모형에서 정의되었다. Wilson, J. R. & Corlett, E. N.(1996)의 자극(Stimuli)과 작업부하(Workload)와의 상관관계 연구에서는 주변 자극이 높은 경우 작업을 원만히 수행하기 위해 작업자의 정신적 작업부하(Workload)가 증가하는 것을 설명하였고, Fuller, R.(2000)은 도로 및 교통 환경이 요구하는 Task Demand¹⁾가 운전자의 Capability²⁾보다 클 때 사고가 발생하고 운전자의 Capability가 Task Demand보다 클 때는 안전하게 운행이 가능해진다는 Task-Capability Interface Model을 발표하였다. Thomas C, Hankins 외 (1998)는 비행 중인 조종사의 정신적 부하측정 방법으로 HR³⁾, HRV⁴⁾, 눈 깜빡임, EEG⁵⁾ α 파와 θ 파가 설명력을 갖는지 확인하였고, Alexander Gundel 외(1995)는 EEG α 파, θ 파, β 파, δ 파와 EOG⁶⁾를 조사하여 야간비행에서 민간비행 조종사의 졸음을 평가하였다.

김정룡(2002, 2003)은 운전자의 작업부하를 분석하여 도로환경이 요구하는 요구수준과 운전자가 도로환경을 주행하면서 나타내는 작업부하인 노력수준과의 상호관계를 토대로 하여 도로의 위험도를 판단할 수 있는 요구-노력(Demand-Effort)모형을 제시하였다. 정봉조(2005)는 기존의 요구-노력모형에서 생체신호의 정규분포에 대한 기본가정에 문제가 있음이 지적하였고 유용한 분석 파라미터를 제시하였다.

본 연구에서는 도로위험도를 평가하기 위해서 개발된 요구-노력모형의 노력수준을 정하는데 있어서 사용된 운전자의 생체신호에 대하여 신경망을 이용한 분석을 통하여 모형의 신뢰성을 높일 수 있는 새로운 방안을 제안하고자 한다. 공간적 범위는 우리나라 고속도로의 가장 일반적인 형태로서 전체 고속도로의 74.6%인 1,940km를 차지하고 있으며 연속류 도로의 기본적인 형태로서 도로용량이나 안전과 관련된 각종 평가의 기본이 되는 양방향 4차로 고속도로를 대상으로 하고 있다. 고속도로 교통사고 통계는 1996년~2000년까지의 교통사고발생 현황자료를 사용하였다.

II. 기존 생체신호 파라미터의 유용성 검증

김정룡(2002)은 영동고속도로의 사고다발지점(High), 기타 선형이 양호한 구간(Moderate), 서해안 고속도로의 양호한 선형구간(Low)구간 등 3개구간에서 수집된 139명의 생체신호로부터 계산된 EOG-H, GS R⁷⁾의 크기값 2개와 EOG-H, EOG-V, SKT⁸⁾, GSR, 좌측전두엽 β/α , 우측전두엽 β/α , 중심엽 θ , 두정엽 θ 의 기울기값 8개 등 총 10개의 파라미터 값을 사용하였다. 본 연구에서 이들 10개의 생체신호 파라미터값에 대하여 Shapiro-Wilk를 이용한 Normality Test를 한 결과, 서해안고속도로 Low 노력수준에서 10개의 파라미터 중에서 두정엽 EEG의 기울기 값만 정규분포를 갖고 영동고속도로 Moderate 노력수준에서는 우측전두엽, 중심엽, 두정엽 EEG의 기울기 값, High 노력수준에서는 우측전두

1) 도로 및 교통환경의 복잡수준에 따라 운전자에게 부과되는 작업량

2) 도로 및 교통환경의 복잡수준에 따라 적응하는 운전자의 능력

3) 심박수, heart rate

4) 심박변위도, heart rate variation

5) 안구운동도, electroencephalograph

6) 뇌파도, electrooculomotorgraphy

7) 피부전기반응, Galvanic Skin Response

8) 피부온도, skin temperature

엽, 두정엽 EEG의 기울기 값만이 정규분포를 갖는 것으로 나타났다. 기존의 모형에서 생체신호 파라미터가 정규성을 갖는 것으로 가정하였기 때문에 기존모형의 수정이 필요하였다.

따라서 본 연구에서는 생체신호 파라미터 값인 모집단을 3개 수준으로 구분하기 위해서 비슷한 성향을 갖는 데이터의 그룹으로 분류하기 위하여 비슷한 성향을 가지고 있는 데이터를 그룹화 하는데 사용되는 Cluster Analysis를 실시하였다. 그 결과 10개의 파라미터중 Sample수가 적은 SKT, GSR, 좌측전두엽 β/α , 중심엽 θ 기울기의 값 등 4개를 파라미터에서 제외하였고, Mann-Whitney분석을 실시하여 생체신호 파라미터 값들이 수준별로 군집의 성향이 같은지 다른지를 검증하기 위하여 신뢰수준 95%에서 Chi-Square값이 0.001보다 작을 경우 귀무가설을 기각하고 대립가설을 받아드려 중앙값이 통계적으로 차이가 있음을 검정하였다. 분석결과 6개의 생체신호 파라미터 값들 중 High, Moderate, High Effort의 3수준에서 EOG-V의 기울기 값만 Chi-Square가 0.4694를 나타내어 대립가설을 기각하는 것으로 나타났고 나머지 5개의 파라미터는 각 수준별로 중앙값이 95%의 신뢰수준에서 통계적으로 차이가 있는 것으로 나타났다. 결과적으로 10개의 생체신호 파라미터 중에서 운전자의 노력수준을 결정하는 생체신호 파라미터로 EOG-H, GSR의 크기값과 EOG-H, 우측전두엽 β/α , 두정엽 θ 기울기값 등 5개를 사용하기로 결정하였다.

III. 신경망모형 구축과 검증

1. 신경망 구축

인간의 행동은 자극의 집합(Stimulus Set)에 대한 반응(Response)이다. 여러 가지 상황을 접하면서 학습을 수행하게 되고 과거의 경험을 통하여 학습된 기억은 새로운 자극에 대한 반응의 판단자료로서 활용하게 된다. 인공신경망은 이러한 자극과 반응간의 연결체계(System)를 인공적으로 네트워크(Network)를 구성하여 자극에 대한 반응을 이끌어 내는 알고리즘이다.

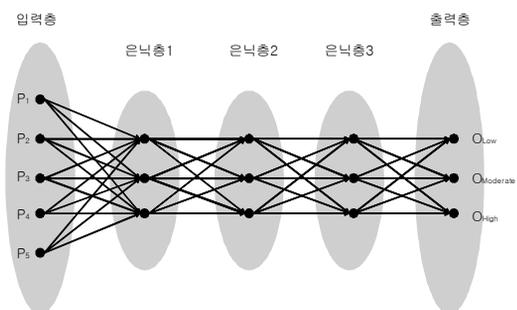
본 연구에서 사용하고자 하는 생체신호 파라미터는 외부자극에 대한 운전자의 생체신호 반응값이기 때문에 상호 비독립적이나 생체신호 파라미터는 상호간에 영향을 미치고 개별 운전자의 행태는 매우 다양하게 나타나

므로 생체신호간의 상호 연관관계를 정량화, 계량화 과정으로 모형화하는데 현실적으로 한계를 가지고 있다.

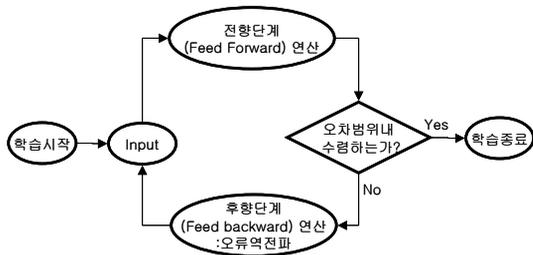
생체신호 파라미터는 외부자극에 대한 운전자의 반응이며 또한 다른 생체신호 파라미터에 자극으로 반응을 한다. 그리고 개별 생체신호 파라미터의 집합은 결국 전체적인 운전자의 반응으로 표출된다. 이러한 과정을 생체신호 파라미터간의 상호 자극의 정도와 반응에 대한 기여도를 인공신경망을 이용하여 모형화 할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 운전자의 생체신호 파라미터를 이용하여 노력수준을 판별하고자 다층퍼셉트론 구조의 인공신경망을 이용하였으며 Back propagation 알고리즘을 사용하였다. 생체신호 파라미터간의 상호 자극의 정도와 반응에 대한 기여도를 인공신경망을 이용하여 5개 생체신호 파라미터 값이 입력되는 입력층과 중간에 5개의 뉴런으로 구성되는 3개의 은닉층 그리고 1개 뉴런으로 구성되는 출력층으로 구성되는 다층 퍼셉트론구조로 모형화하였다.

본 연구에서 이용되는 다층퍼셉트론은 <그림 1>과 같이 5개 파라미터 값이 입력되는 입력변수층과 중간에 개별 Neuron처리기로 처리되는 3개의 은닉 층 그리고 3개 뉴런으로 구성되는 출력층으로 구성된다. 은닉층의 개수를 증가시키면 수렴은 빨라지질 수 있고 안정된 신경망을 구성할 수 있으나 입력값에 대한 출력값이 민감하지 않을 수 있어 위험도 판단의 오류를 발생시킬 수 있다. 또한 은닉층을 너무 작게하면 신경망은 빠른 수렴과정을 보일 수 있고 민감할 수 있으나 발산의 가능성이 커지므로 일반적으로 적절하다고 판단되는 3개의 은닉층을 이용하였다. 출력층에서는 High, Moderate, Low의 Effort를 의미하는 세 개의 Neuron 별로 0부터 1사이의 출력값이 얻어지며, 이중 가장 큰 값을 보이는 Neuron의 Effort



<그림 1> 본 연구에서 사용한 다층 퍼셉트론 구조



〈그림 2〉 인공신경망 전·후향단계의 학습과정

를 최종 출력으로 결정한다.

즉, 생체신호 파라미터간의 상호관계와 반응에 대한 기여도는 신경망의 구성단위(Unit)인 개별 뉴런(Neuron) 간의 연결강도(Weight)로 구성되는 인식·판단 체계와 인간의 뇌에 해당하는 연산기억장치를 이용하여 과거의 학습효과를 현재의 생체신호 파라미터의 자극들에 대한 과거의 기억으로 활용할 수 있다.

구축된 신경망의 연결된 연결강도의 값(w_{ij})의 조정은 책임할당문제(Credit Assignment Problem)로 해결하고 오차에 대한 책임의 할당은 오류역전파의 방식으로 오차를 조정해 나가며 오류역전파의 학습과정은 〈그림 2〉와 같이 입력층에서 출력층으로 연산을 수행하는 전향 단계와 출력층에서 입력층으로 오차를 보정해 나가는 후향단계로 구성되어있다. 이상의 과정은 신경망 시스템이 발산하지 않고 수렴될 때까지 즉, 출력 값이 목표 값의 허용오차범위까지 도달할 때까지 반복 수행하게 된다. 출력 값이 오차범위에 수렴하면 학습을 종료하게 된다.

초기 가중치는 0~1사이로 무작위적으로 설정하였고 연결강도(학습강도)는 타겟값(0~1)과 학습된 출력값(0~1)의 ± 0.01 오차범위 내에서 학습을 종료하도록 하였다. 출력함수로 시그모이드 함수를 이용하였고 학습회수는 최대 50,000으로 하였으며 발산하여 수렴이 수행되지 않은 경우 다시 초기로 환류(Feed back)하여 발산을 방지 하였다. 또한 오차범위내에 혼련된 출력값이 도달하더라도 10,000번 이상의 학습을 더 수행함으로써 발산여부를 검증하였다.

2. 생체신호자료의 수집 · 가공

생체신호자료의 수집은 기존 요구-노력모형 구축시 수집된 영동고속도로의 사고다발지점(High), 기타 선형이 양호한 구간(Moderate), 서해안 고속도로의 양호한 선형구간(Low)구간에서 실제 운전경력 3년 이상의 피



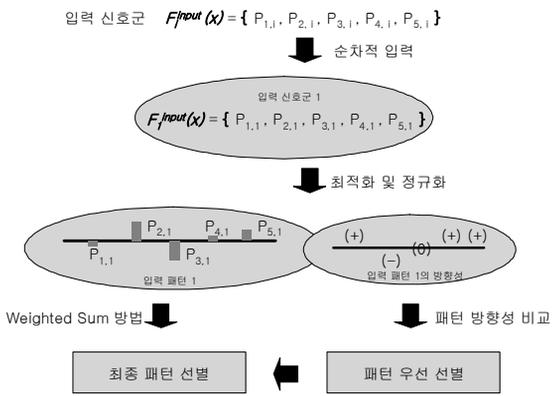
〈그림 3〉 수집 자료의 내용적 활용 방법

실험자 139명에게서 수집한 생체신호 파라미터를 이용하였다. 피실험자들의 생체신호 파라미터의 분석을 위한 Sampling은 무작위 추출방법을 이용하여 무작위 50%의 제1집단과 나머지 50%의 제2집단으로 구성된다.

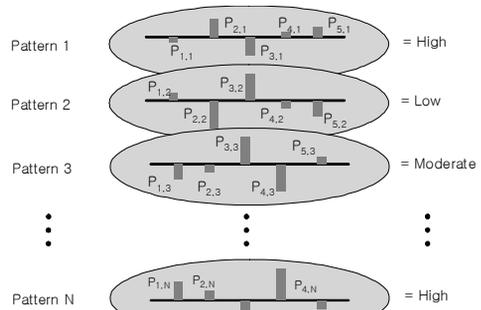
피실험자의 생체신호 파라미터 집합은 생체신호별 통계분석을 통하여 생체신호 파라미터별로 각 노력수준의 기준값과 유효범위의 결정, 피실험자 생체신호 파라미터별로 각 노력수준 판별에 이용된다. 제1집단은 신경망 학습을 위한 생체신호 파라미터의 패턴구축과 학습된 자료를 이용한 연산기억자료의 구축, 그리고 노력수준 판별방법의 검증에 활용된다. 제2집단은 제1집단을 이용하여 구축된 노력수준 판별모형과 연산기억자료를 기반으로 하여 제2집단의 노력수준을 판별에 적용하고 이를 평가하는데 이용한다.

3. 생체신호 파라미터의 패턴 구축

피실험자에게서 수집한 5개의 생체신호 파라미터는 그 종류와 차원 및 단위가 서로 다르므로 다중객체 최적화 방법을 이용하여 생체신호 파라미터를 패턴화하여 피험자별 다섯 종류의 생체신호 파라미터를 하나의 5차원 신호군 벡터 $F(x)$ 로 구성하였다. 다음으로, 신호군에 속한 각각의 생체신호 파라미터에 대하여 피험자별 생체신호 파라미터의 거리와 방향을 그 파라미터 값의 최소값과 최대값 사이, 즉, 파라미터 값이 존재하는 공간에 대하여 산술평균값을 기준으로 평균값 이상의 값에 대해서는 0부터 1사이의 값으로, 평균값 이하의 값에 대해서는 -1부터 0사이의 값으로 정규화하여 패턴 군을 구성하였다. 입력 패턴과 연산기억장치에 기억되어 있는 패턴들과 비교하고 선택을 하기 위해서 우선 입력 벡터의 각 요소별 방향성을 연산기억장치에 저장되어 있는 입력패턴과 비교하여 일치되는 패턴들을 선정하였다. 다음으로 다중객체 최적화 방법의 연장선상에 있는 Weighted Sum방법을 이용하여 비교대상인 입력패턴과 연산기억장치에서 방향성 검사를 하여 우선적으로 선정된 패턴들 사이의 벡터



〈그림 4〉 패턴선별 처리

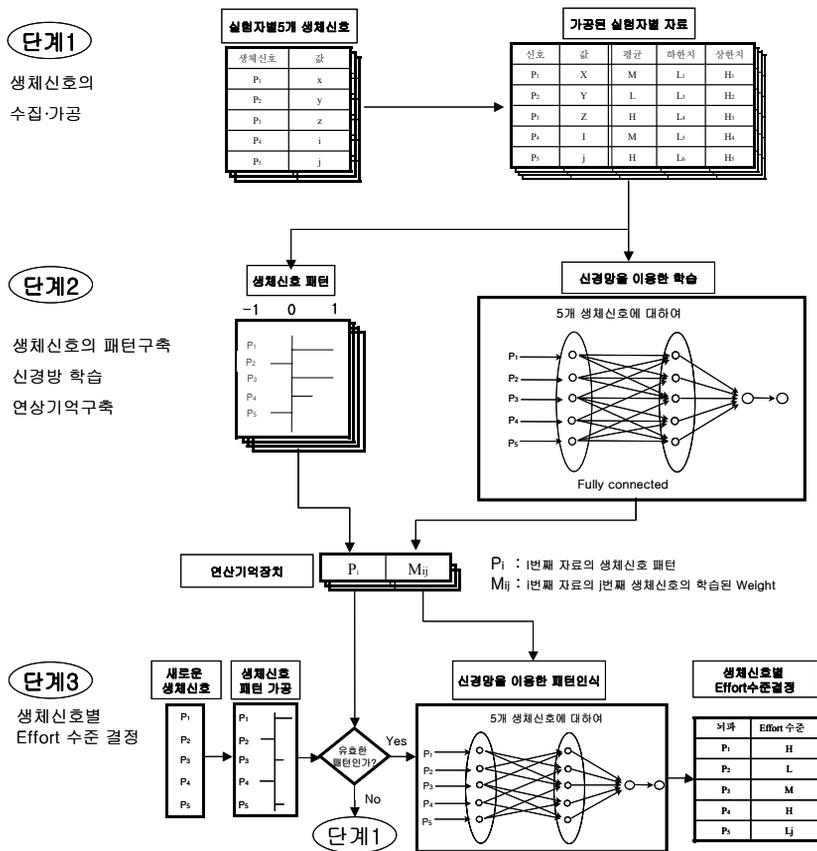


〈그림 5〉 패턴화 과정후 신호집단

공간내 최단거리를 측정하고 그 값이 최소인 패턴을 최종적으로 선정하게 된다. 패턴선별절차는 〈그림 4〉와 같다. 최종 선정된 패턴은 연산기억장치에 〈그림 5〉처럼 구성된 패턴 군과 그 각각의 노력수준(Low, Moderate, High)을 연산저장소에 저장한다.

4. 판별절차

판별의 1 단계는 피실험자별로 생체신호 파라미터별 노력수준으로 가공된다. 2 단계는 생체신호 파라미터별 패턴 구축, 신경망 학습과 연산기억장치 구축. 3 단계는



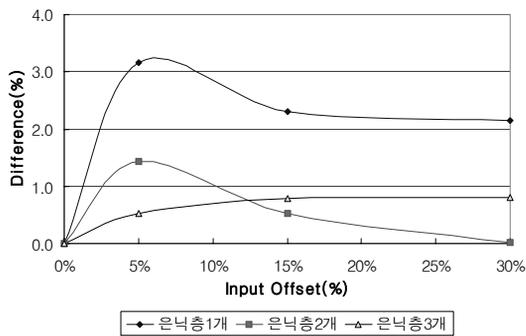
〈그림 6〉 인공신경망을 이용한 노력수준 결정과정

생체신호 파라미터별 노력수준을 판별한다. 유효한 생체신호 파라미터 패턴이 아닐 경우에는 다시 Filtering과정을 거쳐 유효한 패턴 판단될 경우 1단계와 2단계를 수행함으로써 연산기억을 추가한다. 노력수준 판별과정을 위한 자료의 구축과 노력수준 판별모형의 검증, 그리고 노력수준 판별모형의 적용·평가는 <그림 6>과 같은 절차와 내용으로 진행된다.

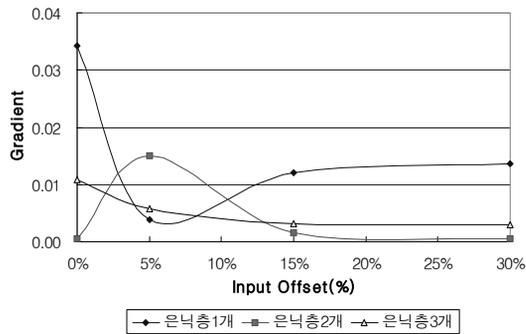
5. 신경망 알고리즘 검증

구축된 신경망 구조의 적용 적합성을 검증하기 위하여 입력값과 목표값을 고정하고 원래 입력값, 원래 입력값의 5% 오차 입력값, 원래 입력값의 15% 오차 입력값, 원래 입력값의 30% 오차 입력값의 조작 입력 모델을 생성하고 은닉 층의 개수를 한 개에서 세 개까지 변경하며 각각의 상황에 따라 목표 값에 수렴하는 경우의 수렴성과 민감도의 경향성을 평가하였다.

<그림 7>은 각 은닉층 개수별로 입력값의 오차에 따른 출력값의 경향성을 나타낸 것으로 은닉층이 한 개인



<그림 7> 출력 값의 변화율



<그림 8> Gradient의 변화

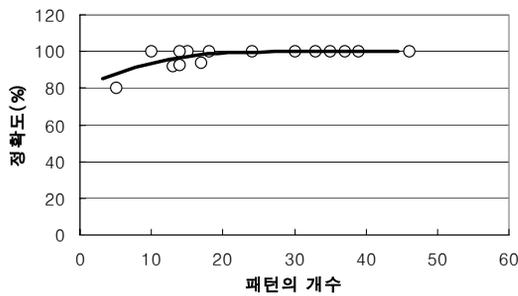
경우와 두 개인 경우는 5% 입력 오차까지는 그 출력값이 점차적으로 증가하며 변화하지만 5% 이상의 입력 오차에 대해서 출력값이 다시 감소하여 신경망 구조에서 역전파의 경우에 비가역적인 성향을 나타낼 수 있음을 알 수 있다. 은닉층이 세 개인 경우에는 입력 오차가 증가할수록 그에 따른 출력 역시 서서히 증가함을 알 수 있다. <그림 8>은 출력 값의 증감 경향성을 예측하기 위해 도식화한 것으로 은닉층이 한 개인 경우와 두 개인 경우는 5% 입력 오차까지는 그 출력 값의 증감이 점차적으로 증가하며 변화하지만 5% 이상의 입력 오차에 대해서는 출력값의 증감이 다시 감소하여 파동성이 매우 강함을 알 수 있다. 은닉층이 세 개인 경우에는 입력 오차가 증가할수록 그에 따른 출력의 증감 역시 서서히 감소하여 안정적인 양상을 보여줌을 알 수 있다.

민감도의 측면으로 볼 경우 은닉층이 한 개인 경우와 두 개인 경우가 뛰어나다고 할 수 있지만 신경망 구조의 총체적인 안정성과 출력값의 신뢰도에 비중을 크게 두기 때문에 비파동형이며 가역적인 출력값을 도출하는 은닉층이 세 개인 경우를 본 연구의 신경망 구조로 채택하였다.

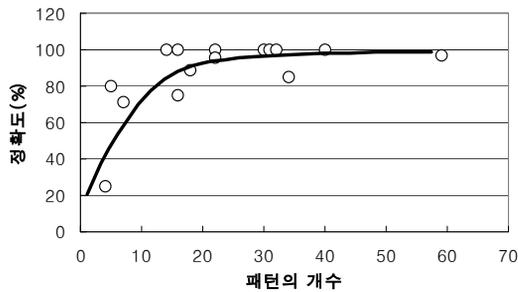
구축된 알고리즘의 검증을 위해 피실험자들의 생체신호 파라미터의 분석은 기존연구에서 사용한 139명의 Sample을 무작위 추출방법을 이용하여 무작위 50%를 제1집단으로 신경망 학습을 위한 생체신호 파라미터의 패턴구축과 학습된 자료를 이용한 연산기억자료의 구축, 노력수준 판별방법의 검증에 활용하였고, 나머지 50%의 제2집단은 제1집단을 이용하여 구축된 노력수준 판별모형과 연산기억자료를 기반으로 하여 제2집단의 노력수준을 판별에 적용하고 이를 평가하는데 이용하였다.

피실험자 1집단에서 각 피실험자 집단($p_i = \{p_1, \dots, p_5\}$)에서 개별 생체신호 파라미터($\{p_1, \dots, p_5\}$)에 대한 노력수준의 판별 정확도와 각 생체신호 파라미터별 패턴자료의 개수에 대한 정확도, 개별 생체신호 파라미터 집합(p_i)의 i 대한 5개 생체신호 파라미터 값의 종합적인 노력수준의 판별 정확도를 검증하였다.

검증결과 개별 생체신호 파라미터에 대한 노력수준의 판별 정확도는 Low수준 96.5%, Moderate수준 100.0%, High수준 98.3%의 정확도를 나타내었다. 각 생체신호 파라미터의 패턴개수에 따른 정확도는 <그림 9>에서 보는 바와 같이 80%이상의 정확도를 나타내었다. 특히, 10개 이상의 생체신호 파라미터 패턴이 구축된 경우에 93%이상의 정확도를 보이는 것으로 분석되었다. 개별 생체신호 파라미터를 종합한 노력수준의 정확도는



(집단 1)



(집단 2)

〈그림 9〉 패턴개수별 파라미터수준 정확도

81.8% 이상의 정확도를 보이고 있으며 생체신호 파라미터의 패턴이 많은 경우 더 높은 정확도를 보이는 것으로 나타났다.

알고리즘의 적용은 피실험자 1집단을 이용하여 만든 생체신호의 패턴, 신경망 알고리즘, 그리고 구축된 신경망의 연산기억자료를 이용하여 피실험자 2집단의 생체신호별 노력수준과 개별 생체신호 파라미터 집합의 종합적인 노력수준을 판단하는 과정으로 수행하였다. 생체신호 파라미터별 노력수준에 대한 판별 정확도는 Low수준 94.3%, Moderate수준 97.8%, High수준 90.9%의 정확도를 나타냄으로써 본 연구에서 구축한 노력수준 알고리즘의 적용성은 매우 높다고 할 수 있다.

각 생체신호 파라미터의 패턴개수에 따른 정확도에서는 20개 이상의 파라미터 패턴자료가 존재하는 경우 〈그림 9〉에 나타난 바와 같이 최소 80.0%이상의 정확도를 보이고 있으며 생체신호 파라미터별 그리고 노력수준별 패턴자료가 많을수록 높은 노력수준 결정능력을 보이는 것으로 나타났다.

집단2의 적용결과 피실험자별 전체 노력수준의 정확도를 보여주고 있으며, 노력수준별 정확도는 Low 76.2%, Moderate 55.6%, High 95.5% 으로서 노력

수준별로 차이를 보였으나 전체 노력수준은 74.3%로 나타나 고속도로의 지점 또는 구간의 피실험자 집단에 대한 노력수준 결정에 적절한 것으로 평가되었다.

본 연구에서 사용한 다층퍼셉트론 신경망의 출력값은 시그모이드(sigmoid)함수를 이용하여 0~1사이로 정규화(normalization)되어 입력되므로 0과 1근처의 출력값이 민감하지 않아 0.15~0.85정도 사이로 입, 출력값을 수정하여야 할 것으로 판단된다. 각 뉴런의 모든 층간 뉴런이 연결되는 다층퍼셉트론 신경망을 이용하였으나 각 생체신호간의 어떤 관계가 있으며 어떤 영향을 미치는지에 대한 연구가 부족하여 뉴런의 연결은 모두 연결하였다. 본 검증에서는 139명의 생체신호를 사용하여 전체적인 위험도를 측정함으로써 개인의 국부최적해에 빠져 잘 못된 판단을 하더라도 다수의 판단이 동일 도로구간에 적용됨으로 위험도 판단에는 지장이 없을 것으로 판단된다.

IV. 도로현장 적용 및 데이터 수집

1. 운전자 생체신호 수집

현장적용 대상구간은 호남고속도로 구간중에서 현장답사 및 기하구조, 교통량 자료분석을 토대로 호남고속도로 전주IC→회덕JCT 구간을 실험구간으로 결정하였다. 자료수집을 위한 구간길이는 생체신호 측정장비가 장비 부착 후 1시간 이내에서 신호수집이 효과적인 것을 감안하여 대략 78km구간으로 결정하였다. 본 구간은 최근 5년간에 사고발생건수가 2건 이상인 지역이 다수 존재하고 최근 기하구조의 개선이 많이 이루어지지 않아 과거의 사고이력과 운전자의 반응자료를 손쉽게 비교 분석할 수 있었다.

Human Factors 분야의 연구에 있어서는 데이터 수집의 어려움으로 인해 대략 5명 ~10명 내외의 피실험자를 대상으로 자료를 수집, 분석하는 것을 인정하고 있다. 10명의 피실험자를 대상으로 현장 주행실험을 주간에 1회씩 실시하였으며 실험 실시 전에는 약물 복용이나 흡연, 커피, 알코올을 복용하지 않도록 하였으며, 피실험자는 피로가 누적되지 않은 상태에서 실험에 참여하도록 하였다. 피실험자는 우리나라 운전자의 운전면허취득 기간에 의한 운전자의 비율에 따라 선정하였다.

실험 차량은 깰로퍼 V6차량에 운전자 생체신호 수집을 위한 장비와 주변 환경 정보 모니터링 장비를 부착하

여 사용하였다. 운전자의 생체신호 수집장비는 사람의 자율신경과 중추신경에서 나오는 신호수집에 가장 널리 사용 중인 MP100을 사용하였다. 주행 중인 운전자의 생체신호 수집을 위한 전극(electrode) 부착은 국제 뇌 과학회(국제 뇌파, 임상신경 생리학회 연합)에서 사용하는 10-20 방식을 사용하였다(20). 피부전도도를 측정하기 위하여 왼손의 검지와 중지에는 전극을 부착하였다. 안구운동도는 오른쪽과 왼쪽 정수리 부위에 전극을 부착하였고, 눈의 상하 움직임을 측정하기 위하여 오른쪽 안구의 위쪽과 아래쪽에 각각 전극을 부착하였다.

10명의 피실험자들은 실험 전일 음주와 약물투여를 하지 말도록 사전 교육받았으며 실험실시 2시간 전에 식사를 하도록 조치하였다. 피실험자가 도착하면 먼저 피실험자에게 본 실험의 목적과 절차를 간략하게 설명하고, 실험과 관련된 주의사항을 설명하였다. 운전자가 충분한 적응시간을 가진 후에 안정상태의 생체신호를 5분 이상 수집하였으며 육안 및 구두질문으로 안정상태를 확인하였다.

시험일자는 2002년 5월 20일~6월 21일의 14:00~15:00 동안 실시하였으며 평일의 맑은 날을 대상으로 하였다. 실험차량의 주행속도는 95~100km/h를 유지하고 가급적 2차로로 주행토록 하였으며 실험조건인 주행속도 90~100 km/h를 만족하지 못하는 경우 앞차를 앞지르는 것을 허용하였다. 신호수집 구간에 진입하기 전에 운전자가 차량에 대한 적응시간을 충분히 가질 수 있도록 20분간의 사전주행 시간을 갖도록 실험하였다. 수집된 생체신호는 운전자 노력수준 분석에 유의하다고 판명된 운전자의 우측 전두엽(Frontal Lobe) β/α 기울기, 두정엽(Parietal Lobe) θ 기울기, GSR의 크기, EOG-H의 기울기 및 크기 등 5개의 생체신호를 수집하였으며, 2초 간격으로 각각 1개씩 Sampling을 하였다.

2. 생체신호 데이터 처리

Sampling 데이터는 분석목적에 맞도록 적절한 간격으로 구분하여 정리하였는데 본 연구에서는 호남고속도로 전주IC→회덕JCT 구간을 2초 주행시간단위로 생성된 원시 데이터를 토대로 각각 5개 원시 데이터를 묶어 1개 분석 단위 데이터로 분류하였다. 이것은 김정룡연구(2002)에서 생체신호 분석의 효과적인 단위시간으로

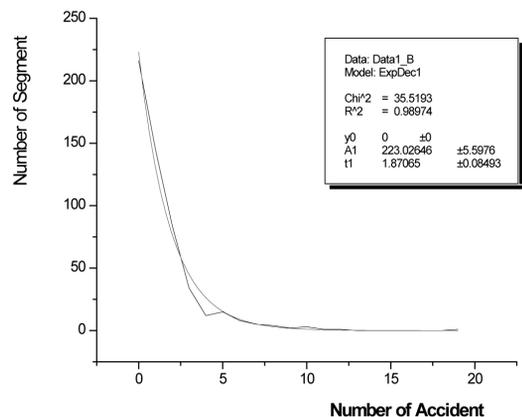
10초를 제시한 것에 따른 것이다. 결과적으로 10명의 피실험자에게서 전주IC→회덕분기점구간에서 각각의 파라미터별로 총 171개의 생체신호 데이터가 생성되었다. 수집된 원시 데이터 처리는 기존 요구-노력모형에서 사용하고 있는 생체신호 분석방법에 따라 우선 수집된 생체신호에서 신호 노이즈를 제거하기 위해 필터링 작업을 수행하였다. 필터링과정에 있어서 High Pass Filter는 0.5Hz, Low Pass Filter는 30Hz를 사용하였다. 그리고 FFT⁹⁾분석→파워값 산출→상대 파워스펙트럼값 계산($\alpha, \beta, \theta, \rho$)→생체신호변수 계산(β/α , 상대에너지계수, root mean square)→생체신호 파라미터값 계산(Slope, Amplitude)의 순서에 따라 진행하였다.

V. 신경망을 적용한 요구-노력모형에 의한 도로위험도 분석

김정룡(2002)의 요구-노력모형에서는 요구수준 결정에 대하여 명확한 언급이 없고 고속도로 주행환경에서 안전운전을 위해 운전자에게 요구되는 정신적 부하(Mental

〈표 1〉 Demand수준을 결정하는 예측모형 기준 값

구분		Low	Moderate	High
직선부	본 선	< 0.86	0.86~6.42	6.42 <
	유출입	< 1.24	1.24~9.03	9.03 <
곡선부	본 선	< 0.67	0.67~4.94	4.94 <
	유출입	< 1.06	1.06~8.26	8.26 <
완화 곡선부	본 선	< 0.42	0.42~3.11	3.11 <
	유출입	< 0.50	0.50~4.00	4.00 <



〈그림 10〉 완화곡선 본선부의 Curve Fitting 결과

9) 고속푸리에변환(Fast Fourier Transform)

Stress)를 요구로 정의하고 있다. 요구수준을 정하는 데는 여러 가지 방법이 있을 수 있겠으나 본 연구에서는 국내에서 개발된 교통사고추정모형 중에서 4차로 고속도로를 대상으로 도로의 기하구조와 교통량을 독립변수로 하는 미시적인 교통사고추정모형이며 호남고속도로를 대상으로 개발된 강정규 모형(2002)을 기초로 하였다.

〈표 1〉과 〈그림 10〉은 모형의 적용결과 지수합수로 표현되는 도로구분별 결과값의 Curve Fitting결과와 요구수준 분류표를 나타낸 것이다. 도출된 상하위 수준별 경계값을 상용 도로설계검사 프로그램인 RD-2000을 사용하여 요구수준별로 구분한 정봉조(2005) 연구방법에 따라 연구대상구간을 분류하였다. 그 결과 High 요구는 14개소, Moderate 요구는 128개소, Low 요구는 29개소로 나타났다.

신경망을 이용한 노력수준 판별방법을 이용하여 호남고속도로 전주IC→회덕JCT(87km)구간의 171개 단위 분석지점에 대한 노력수준을 결정하였다. 이 결과를 신경망모형에서 도출된 요구수준과 단순 비교한 결과 High 요구구간에서 3개소, Moderate 요구구간에서 24개소, Low 요구구간에서 2개소, 총 29개소를 교통안전상 문제가 있는 것으로 평가한 불일치 판별하였다.

이 결과를 실제 교통사고 데이터와 비교한 결과 High 요구구간에서 1개소가 실제 교통사고가 발생한 구간과 일치하였고 나머지 2개구간에서는 교통사고가 발생하지 않았다. Moderate 요구구간에서는 14개구간에서 교통사고가 발생하였고, 12개구간에서는 교통사고가 발생하지 않았다. Low 요구구간에서는 1개구간에서 교통사고가 발생하였고 나머지 1개구간에서는 교통사고가 발생하지 않았다. 전체적으로 연구대상구간 171개소 중에서 16.9%인 29개소의 불일치 판별구간 중에서 16개구간에서 교통사고가 발생하여 교통사고 발생 비율이 55.2%, 교통사고가 발생하지 않는 비율이 44.8%로 나타났으며 일치 판별구간 중에서 교통사고가 발생하지 않는 비율은 40.5%로 나타났다.

기존 김정룡연구(2002)의 최대·최소값의 범위 방법에 의한 노력수준 결정방법에 의한 분석결과 총 9개소의 불일치구간이 나타났으며 그중 실제 교통사고가 발생한 비율은 66.7%이고, 교통사고가 나지 않는 비율이 33.3%, 34개 일치구간에서 교통사고가 발생하지 않는 비율은 41.2%, 발생한 비율이 58.8%로 나타났다.

도로관리자가 교통사고위험지점을 보다 적극적으로 추출하고 개선하여야 한다는 점에 중점을 둔다면 2중 오

류를 최소화하는 방향으로 교통사고 위험구간을 판별하는 것이 타당할 것이다. 본연구의 신경망분석에 의한 노력수준 결정방법은 기존방법에 비해 보다 3배정도 많은 29개소를 추정하여 적극적으로 도로위험구간을 판별하고 있으며 도로이용자측면에서 더 관심이 높은 2중 오류가 기존모형의 58.8%에 비해 40.5%로 나타나 교통사고 위험도평가 모형개발의 취지에 부합한다고 볼 수 있다. 또한 전문가 그룹에 의한 상세한 도로안전진단에 앞서 도로위험도를 대략적으로 판별하고자 하는 도로위험도 예측모형의 취지에 적합하다고 볼 수 있다.

VI. 결론 및 향후연구과제

1. 결론

도로교통사고는 대부분이 인적요인과 관련되어 발생하는 것으로 나타나고 있음에도 불구하고 운전자요인에 대한 충분한 연구부족으로 교통사고 감소를 위한 노력의 대부분은 도로시설의 기하구조를 개선하거나 차량의 성능을 향상시키는데 집중되어 왔다. 본 연구에서는 도로위험도 평가시 운전자의 인적요인을 중요요소로 고려하기 위하여 운전자의 심리적 작업부하와 도로환경이 운전자에게 요구하는 수준과의 부조화에 의하여 교통안전에 심각한 문제를 일으킨다는 것에 착안하였다. 기존 연구를 통하여 운전자의 심리적 작업부하를 평가할 수 있는 각종 생체신호와 이들을 처리하는 분석방법에 대하여 조사하였다. 이를 통하여 운전 중인 운전자에게서 수집된 생체신호 파라미터 값의 특성을 파악하고 심리작업부하를 평가하여 도로위험도를 평가하는 새로운 방법을 제시하였다. 본 연구를 통하여 얻은 결과는 다음과 같다.

첫째, 기존모형에서 제시한 10개의 생체신호 파라미터의 문제점과 통계적 분석에 기초한 유용한 5개의 생체신호파라미터를 제시하였다.

둘째, 신경망은 유연한 비선형 모형으로 강력한 패턴 인식 능력을 가지고 있기 때문에 비선형적 관계를 가지면서 복합적인 유기체인 생체신호 집단에 대한 Effort수준의 평가에 대한 정확도는 매우 높게 나타났다. 신경망 구축을 위해 사용한 집단1의 피실험자별 전체 노력수준의 정확도는 80.0% 이상의 높은 정확도를 보였으며 집단 2의 피실험자별 전체 노력수준의 정확도가 74.3%로 나타났다.

셋째, 신경망을 이용한 요구-노력모형과 기존 모형간

의 호남고속도로 전주IC→회덕JCT(78km)구간의 171개소의 단위분석지점에 대하여 도로위험도를 판별결과를 비교한 결과, 2종 오류가 신경망모형 40.5%, 기존 모형의 58.8%로 나타났다. 요구-노력모형에 의한 도로위험도 평가가 최종적이기 보다는 전문가 그룹에 의한 상세한 도로안전진단에 앞서 도로위험도를 대략적으로 판별하고자 하는 의도였다고 한다면 보다 많은 검토대상구간을 판별하고 2종 오류에서 낮은 비율을 보인 신경망을 이용한 방법이 요구-노력모형의 취지에 적합하다고 볼 수 있다.

2. 향후 연구과제

운전 중인 운전자의 생체신호를 수집하여 도로위험도를 판단하려는 본 연구의 기존성공에도 불구하고 현장 적용시 보다 신뢰성 있는 결과를 도출하려면 향후 이 분야에 대하여 추가연구가 필요할 것으로 판단된다. 첫째, 본 연구에서 사용한 생체신호는 EEG, EOG, GSR이다. 기존 연구에서 나타나고 있듯이 운전상황에서 중요한 요소로서 ECG¹⁰⁾ 등과 같은 심장활동과 관련된 다양한 생체신호의 적용과 EEG의 각 파형에서 운전자의 운전특성을 보다 명확하고 신뢰성 있게 설명할 수 있는 파라미터의 개발이 요청된다.

둘째, 생체신호를 이용하여 운전자의 심리적·육체적 작업부하상태를 파악하여 현실에 적용하기 위해서는 생체신호 계측센서와 분석방법의 개발이 필요할 것이다.

셋째, 본 연구의 주요한 대상이었던 노력수준 결정과정에 있어서 보다 많은 데이터 수집과 노력수준을 결정을 위한 파라미터별 최적의 경계값을 결정하는 것은 아직도 많은 보완이 필요할 것으로 보인다.

넷째, 기존의 요구-노력모형은 요구수준을 결정하는데 특별한 제안을 하지 않고 있다. 요구수준을 결정하는 방법은 후속연구자의 연구목적에 맞추어 결정하도록 위임하고 있다. 노력수준 결정에서와 마찬가지로 요구수준 결정을 위한 예측모형이 단순히 도로기하구조와 교통특성만을 반영하여 기후·환경적 요소에 대한 검증에는 어려움이 있을 것이다. 따라서 후속연구에서는 예측모형의 개발단계에서부터 다양한 조건을 반영하여 보다 신뢰성 있는 요구수준을 결정하는 방법을 제시하여야 할 것이다.

요구-노력모형은 도로교통사고에 있어서 대부분의 원인을 제공하고 있는 운전자 측면에서 도로위험도를 평가

한다는데 큰 의의가 있는 모형이다. 연구초기인 만큼 일부한계에도 불구하고 향후 지속적인 연구를 진행한다면 교통안전연구 분야에 있어서 새로운 연구영역으로 자리매김할 것으로 기대된다.

참고문헌

1. 도철웅(1997), 교통공학원론(하편) p687.
2. 한국도로공사(2004), 2003년도 고속도로 교통사고 통계 p26.
3. Alexander, G. J.(1986.5), Driver expectancy in highway design and operations, report no. FHWA-TO-86-1, DOT, FHWA.
4. AASHTO(2001), A policy on geometric design of highways and streets.
5. Blumenthal, M.(1968), Dimension of the traffic safety problem, Traffic safety Research Review, pp.7~12.
6. Wilson, J. R & Corleff, E. N, Taylor & Francis(1995), Evaluation of human work: A practical ergonomics methodology 2nd, pp.864~884.
7. Fuller, R.(2000), The Task-Capability Interface Model of the driving process, Recherche Transports Securite, 66, pp.47~59.
8. Thomas C. Hankins(1998), A comparison of heart rate, eye activity, EEG and subjective measures of pilot mental workload during flight, aviation, space, environmental medicine.
9. Alexander Gundel(1995), Sleepiness of civil airline pilots during two consecutive night flights of extended duration, BIOLOGICAL PSYCHOLOGY.
10. Jung-Yong KIM(2002), The development of Demand-Effort Model to evaluate the psychophysiology response of drivers on highway, Proceeding of the 4th International Conference on Psychophysiology in Ergonomics.
11. Bong-Jo Chung, Jae Beam Park, Ju Young Kim, Jung Young Kim(2003), A study on analysis

10) 심전도, electrocardiograph

- methodology of drivers' psycho-physiological signal to evaluate road safety level, EAST Journal.
12. 정봉조·장명순·김정룡·박재완(2005), Demand/Effort 모형의 수준결정을 위한 수리적 방법연구, 대한인간공학회.
 13. 한국도로공사(2002), 2002 업무통계.
 14. 한국도로공사(1996, 1997, 1998, 1999, 2000), 고속도로 교통사고 통계.
 15. 김대수(1993), 신경망 이론과 응용, 하이테크정보.
 16. LAWRENCE R. ZEITLIN(1995), Estimates of driver mental workload : a long-term field trial of two subsidiary tasks, Human factors journal, 37(7), pp.611~621.
 17. 김주영·장명순(1996), 고속도로 합류부에서 운전자의 심리·생리적 작업 부하 연구, 대한교통학회지, 17권 제2호, 대한교통학회, pp.69~79.
 18. 정봉조·강정규·김주영·장명순(2002), 운전자 작업부하를 고려한 최장 허용 직선길이 결정에 관한 연구, 대한교통학회지, 제20권 제2호, 대한교통학회, pp.17~26.
 19. 강정규·이성관(2002), 고속도로 선형조건별 교통사고 위험도 평가모형 개발 (호남고속도로를 중심으로), 대한교통학회지, 제20권 제4호, 대한교통학회, pp.163~175.
 20. 정봉조·장명순·김정룡·박재완(2005), Demand/Effort 모형의 수준결정을 위한 수리적 방법 연구. 대한인간공학회지, 제24권 제1호, 대한인간공학회.

✎ 주 작 성 자 : 정봉조
 ✎ 교 신 저 자 : 장명순
 ✎ 논문투고일 : 2007. 11. 14
 ✎ 논문심사일 : 2008. 4. 22 (1차)
 2009. 2. 16 (2차)
 2009. 3. 17 (3차)
 ✎ 심사판정일 : 2009. 3. 17
 ✎ 반론접수기한 : 2009. 8. 31
 ✎ 3인 익명 심사필
 ✎ 1인 abstract 교정필