

반복 연산 스트레스에 대한 감성 평가 시스템 구현

박광훈* · 하은호+ · 김동윤** · 김승태* · 김동선** · 임영훈***

*연세대학교 전산학과, **연세대학교 의공학과, +연세대학교 통계학과, ***세명대학교 전기전자공학부
(2000년 5월 8일 접수, 2001년 1월 3일 채택)

Development of the Emotion Evaluation System for the Repeated Computational Stress

G.H. Park*, E.H. Ha+, D.Y. Kim**, S.T. Kim*, D.S. Kim**, Y.H. Lim***

*Dept. of Computer Science, **Dept. of Medical Engineering,

+Dept. of Statistics, Yonsei University, *** Dept. of Electricity & Electronics, Semyung Univ.

(Received May 8, 2000. Accepted January 3, 2001)

요약 : 본 연구에서는 20대 남자 대학생 45명에게 반복 연산 스트레스를 유발시키기 위하여 세 단계의 난이도를 갖는 덧셈 연산을 수행하게 하였으며, 이때 각 피검자들로부터 이에 대한 생체 신호를 측정하였다. 측정된 생체 신호로부터 제시된 연산 스트레스에 대한 감성을 평가하기 위하여 7개의 생체 파라미터를 사용하였고, 비선형 특성을 갖는 연산 스트레스에 대한 감성을 평가하기 위하여 세 단계의 구조를 갖는 감성 평가 시스템을 구성하였다. 또한 감성 평가 시스템의 성능을 비교하기 위하여 평가 시스템의 각 단계를 선형 판별 알고리즘인 Least Mean Square Algorithm을 이용한 경우와 비선형 판별 알고리즘인 Radial-Based Functional-link Net을 이용한 경우를 사용하였다. 각 감성 평가 시스템은 Cross Validation을 사용하여 성능을 비교하였으며, 전체 감성 평가 시스템에서의 연산 스트레스에 대한 감성 평가 정확도는 선형 알고리즘을 이용할 경우 63.02%, RBFLN을 이용한 경우는 83.07%를 얻었다.

Abstract : In this paper, we used the computational task, which consists of 3 level addition calculation difficulties, to induce the emotional stresses for the 45 college male students. Then the physiological signals are measured from each subject while he is performing the computational task. We measured the physiological signals to evaluate the emotion levels for the presented computational stresses. To evaluate the emotion levels which have non-linearity, we used seven physiological parameters and designed a three-layer emotional evaluation system. We constructed two emotion evaluation systems. One used the Least Mean Square(LMS) algorithm and the other used the Radial-Based Functional-link Net(RBFN) to train each stage of the emotion evaluation system. To compare the performance of each system, we used the cross-validation and the achieved overall performance of LMS was 63.02% and that of RBFN was 83.07%.

Key words : Emotion evaluation system, Feature extraction, Least Mean square algorithm, Radial -Based Functional -link net, Multi Linear Discriminant Network

서론

외부의 자극에 대해 반응하는 인간의 생체 신호로부터 인간 내부에서 발생하는 감성을 측정하고 평가하기 위한 연구가 의공학, 심리학 분야 등에서 많은 진전이 되고 있다. 특히 일본

에서는 Research Institute of Human Engineering for Quality Life(HQL)[1]을 중심으로 많은 연구가 수행되고 있는 실정이다. 한국에서도 정부 주도의 G7사업의 일환으로 이 분야에 대한 연구 지원이 이루어지고 있다. 그 동안 감성을 평가하기 위한 심리적, 의학적, 공학적 등의 다양한 연구가 진행되어 왔으며 특히 생체 신호 분석을 통한 평가 연구가 활발히 진행되고 있다. 인간의 감성은 제 3자의 인위적 조작에 의한 감성 상태 설정이 어려우며 주관에 의한 작용에 의존하는 성격 때문에 실험의 상황 설정과 분석이 매우 어려운 실정이다.

외부 자극들에 의해 발생하는 인체의 반응들의 근원은 크게 중추신경계(Central Nervous System)와 말초신경계(Peri-

본 연구는 과학기술부지원 G7 감성공학과제의 연구비지원을 받아 수행되었음. (과제번호 : G17-B-01)

통신저자 : 김동윤, (220-710) 강원도 원주시 흥업면 매지리 234

연세대학교 의공학과

Tel. (033) 760-2434, Fax. (033) 762-3743

E-mail. dongkim@dragon.yonsei.ac.kr

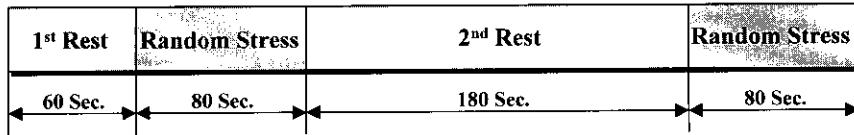


그림 1. 실험 순서

Fig. 1. Experimental protocol

pheral Nervous System)로 나눌 수 있다. 외부의 감성 자극에 대해 중추신경계의 활성화 지표인 뇌가 반응하며, 뇌에서 발생된 정보는 체신경계(Somatic Nervous System)와 자율신경계(Autonomous Nervous System)로 전달된다. 체신경계는 외부의 자극에 대한 감각과 수용에 관여하는 신경계이며, 자율신경계는 교감신경계(Sympathetic Nervous System)와 부교감신경계(Parasympathetic Nervous System)에 의해 인체의 장기들을 지배한다[2]. 감성의 변화에 민감하게 반응하는 신체의 반응들(심박수, 땀, 피부온도, 호흡 등)은 자율신경계의 지배를 받으므로 감성과 자율신경계는 밀접한 관계가 있다. 그러므로 자율신경계의 변화로부터 감성을 측정할 수 있을 것이다[3].

현대 인간 생활의 가치와 질을 높여주는 감성 파라미터 중의 하나는 쾌적감이며, 이는 스트레스와 피로가 적게 유발되는 환경을 조성함으로써 얻어질 수 있다. 또한, 쾌적한 환경을 조성하고 평가하기 위해서는 쾌적감과 관계가 높은 스트레스와 피로를 정량적 평가 할 수 있는 기술이 필요하다.[4] 이를 위하여 다양한 신체의 반응을 측정하고 이로부터 적절한 파라미터들을 추출하여 종합적인 감성을 판별하는 방법이 일반적으로 사용된다. 그러나 기존에 주로 사용되는 선형 판별 방법들은 비선형 특성을 갖는 인간의 감성에 적합하지 못하므로 적절한 비선형 판별 알고리즘의 적용이 필요하다.

본 연구에서는 다양한 스트레스 자극 중 주거, 사무 환경에서 발생하는 동일한 업무의 계속적인 수행에서 발생할 수 있는 반복 스트레스에 대한 감성 평가를 위해 반복 연산(演算)작업을 스트레스 유발 실험으로 설정하여 이에 대한 스트레스(stress)를 평가하고자 하였다. 이를 위해 반복 연산 작업을 피검자에게 제시하고 이때의 생리 신호의 반응을 측정하고 이로부터 다양한 파라미터들을 추출하여 비선형 감성 평가 시스템을 개발하고자 하였다. 또한 단순 반복 스트레스에 대한 생리 신호 측정을 위한 실험 프로토콜과 측정 환경을 제안한다.

본 론

실험 프로토콜

본 연구에서는 피험자에게 정신적 스트레스를 유발시키기 위하여 사전에 5단계의 난이도를 가지는 연산 작업을 구성하였다. 사전에 구성한 연산 작업의 난이도가 적당한가를 평가하기 위하여 피험자에게 연산작업을 하면서 느끼는 정도를 5점 척도의 설문지를 사용하여 주관평가를 실시하였다. 연구자가 제시한 연산 레벨과 주관 평가와의 일치도를 알아보기 위하여

연산 레벨과 주관 평가 점수간의 상관계수를 조사하니 그 값이 0.823(p -value=0.0)으로 조사되어 본 연구에서 제시한 연산 레벨이 타당함을 보였다. 연산레벨 (1), (2)와 연산레벨 (4), (5)는 통계적인 다중비교법을 사용한 결과 유의적인 차이가 없으므로 본 실험에서는 3단계의 연산 작업 Low, Mid, High를 실시하였다. 연산레벨 (k)는 덧셈을 k번 실시함을 나타낸다 [9-10].

본 실험에서 건강한 20대 남자 45명에게 덧셈을 하는 게임을 수행하도록 하여 정신적 스트레스를 유발하였다. 게임의 내용은 0부터 9까지의 한 자리 숫자를 더하는 것으로 다음과 같은 3단계의 레벨을 가지고 있다.

Low Level(1) : 두 개의 숫자를 더한다.

Mid Level(3) : 네 개의 숫자를 더한다.

High Level(5) : 여섯 개의 숫자를 더한다.

각 레벨은 20개의 문제를 가지며 각 레벨에 소요되는 시간은 80초이다. 실험 순서는 그림 1과 같다. 최초 60초는 편안히 휴식하도록 한 후 무작위로 선출한 연산 레벨의 게임을 80초간 실시하였다. 첫 번째 게임이 끝난 후 3분간 휴식을 취하고 무작위로 재배치한 동일한 게임을 다시 실시하였다.

생체 신호는 BIOPAC사의 MP100 System과 AcqKnowledge 3.0 소프트웨어를 사용하여 1000 Hz/sec로 획득하였다. 각 실험 단계에 대하여 연구자는 다음과 같은 절차를 거침으로써 실험으로부터 얻는 자료의 타당성을 확보하고 실험 목적을 달성할 수 있도록 하였다.

단계 1 : 최초 60초는 편안한 휴식 상태에서 생체 신호를 측정함으로써 다음단계에서 받게 될 연산 레벨의 생체 신호에 대한 기준치(reference value)를 마련한다.

단계 2 : 연구자는 사전에 준비한 난수표의 난수를 사용하여 실험에 참여한 피험자를 연산 레벨에 랜덤하게 배치함으로써 연산 레벨 외의 다른 요인이 파라미터에 영향을 끼치지 않도록 하였다. 즉, 피험자와 실험을 측정하는 실험자는 사전에 피험자가 어떤 연산을 받게 될지를 알 수 없게 하는 Double Blinding 방법을 사용하여 실험자와 피험자의 편의(bias)가 없도록 실험을 설계하였다. 피험자로서는 갑자기 연산자극을 받은 형태로, 본 연구에서는 반복 연산 작업에 대한 감성평가가 목적이므로 본 단계의 데이터는 사용하지 않았다.

단계 3 : 첫 번째의 게임이 끝난 후 3분간 휴식을 취하면서

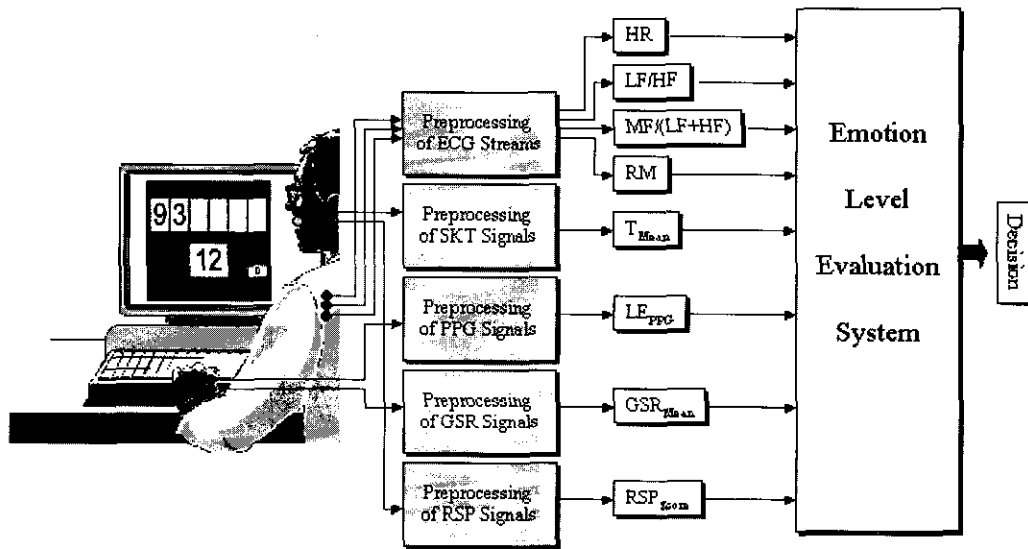


그림 2. 연산 스트레스에 대한 감성 평가를 위한 시스템 구성도

Fig. 2. Block diagram of the emotion evaluation system for the computation stress

휴식 상태의 생체 신호를 측정함으로써 연산 스트레스를 받은 후의 생체 신호에 대한 특성을 살펴볼 수 있을 것이다. 그리고, 단계 1에서 측정된 연산 스트레스를 받기 전의 휴식 상태의 생체 신호와 비교할 수 있는 자료를 획득하고 다음 단계에서 받게 될 연산 레벨의 생체신호에 대한 기준치를 마련한다.

단계 4: 단계 2에서 받은 연산 레벨에 대하여 다시 한번 게임을 실시한다. 단계 2와 같은 게임을 무작위로 재배치하여 동일인에게 반복하여 측정하였다. 본 연구의 관심사인 반복 연산 스트레스의 연산 레벨을 결정할 수 있는지의 측정치로 데이터를 사용하였다.

생리 파라미터의 추출

a. 심전도(electrocardiogram ; ECG) : 일반적으로 심박(heart rate ; HR)은 인체의 항상성(homeostasis)을 유지하려는 자율신경계에 의해 끊임없이 변화하며 심박 변화율(heart rate variability ; HRV)은 심박에 분포하는 자율신경계의 활동을 간접적으로 반영한다[5]. LA, RA, RF에서 ECG를 측정하고 HRV를 구한 후에 자기회귀(autoregressive; AR) 스펙트럼을 계산하여 Low Frequency(LF), Mid Frequency(MF), High Frequency(HF)를 구하였고 또한 회귀도(return map; RM)의 2차원 분산을 구하였다[6]. 이들로부터 HR, LF/HF, MF/(LF+HF), RM을 파라미터로 선정하였다.

b. 피부온도(skin temperature ; SKT) : 자율신경계의 변화에 의해 피부의 땀샘과 모세관이 변화하고 이것은 피부 온도의 변화를 초래한다. 피부 말초의 체온은 자율신경계의 변화에 민감하게 변화하는 것으로 알려져 있다. 코끝에서 피부 온도를 측정하여 평균값 (Temp-MEAN)을 파라미터로 선정하였다.

c. 말초혈류량(photoplethymography ; PPG) : 혈류량의 상대적인 변화를 측정하는 것으로 심혈관계와 내분비계 등의 복합

적인 원인에 기인한다. 생체 카오스의 대표적 신호로 잘 알려져 있다[7]. 카오스를 정량적으로 측정하기 위한 많은 방법들이 있으나 상관 차원과 같은 경우 계산 시간이 길어 실시간 처리가 현재의 기술로는 불가능하므로 리아프노프 지수(Lyapunov exponents: LE)[8]를 구하여 사용하였으며 왼손의 검지에서 측정하였다.

d. 피부전기반사(galvanic skin response ; GSR) : 피부 전도도를 측정한 것으로 자극 후 약 2초 후에 발생한다. 자율신경계의 변화에 의해 피부의 땀샘과 모세관이 변화하고 이것은 피부 저항에 변화를 초래한다. 왼손의 중지 및 약지에서 측정하고 평균(GSR-MEAN)을 사용하였다.

e. 호흡(Respiration ; RSP) : 호흡수(RSP-SCORE)를 사용하였다. 그리고 측정된 생리신호를 이용하여 총 8개의 파라미터들을 산출하였다.

감성 평가를 위한 생체 신호 파라미터의 선정(9-10).

감성 평가 시스템의 성능은 시스템 구성과 판별 알고리즘의 성능뿐만 아니라 입력 값의 특징을 적절히 추출여부(Feature Extraction)가 시스템의 인식 성능을 결정하는 주요한 변수가 된다. 특징 추출에 있어서, 때때로 연구자의 직감으로 선정하거나, 또는 통계적으로 유의한 차이가 나는 변수들만을 선택하는 예가 많으나, 일반적으로 인식 시스템의 구성을 하기 위해서는 통계적으로 유의적인 차이 (Mean이나 Median 차이)가 나고 상관 관계가 전혀 없는 특징뿐만 아니라, 전연적으로 (Global Variation)는 차이가 나지 않지만 지역적으로(Local Variation) 차이가 나는 입력 값의 판별을 위하여 어느 정도 중복성 (Redundancy)을 부여하는 과정도 필요하다. 그 예로서, 측정된 파라미터의 분포가 정규 분포를 따르지 않을 때 적절한 변환을 사용하여 분포를 정규화 하는 것이 필요하다. 본 논문

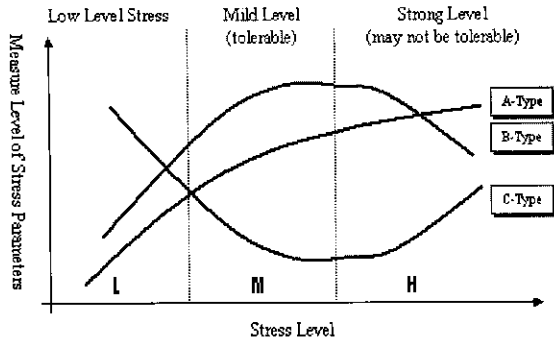


그림 3. 측정된 생리파라미터의 특성.
Fig. 3. The characteristics of the measured physiological parameters

서는 Log함수를 취하여 정규화 하였다. 입력 파라미터의 선정에 있어서 개인간의 차이에 관계없이 일관성이 있는 패턴을 보이게 하는 것이 인식 시스템의 성능 향상에 매우 중요하다. 추출된 생리 파라미터 값에 대하여 휴식시간 동안의 값을 보면 개인간의 차이가 매우 심하게 나타나는 것이 보이는 것들이 있었다. 따라서 이들 파라미터들은 휴식시의 값을 기준점으로 하여 스트레스를 받았을 때 나온 측정치와 값의 차(Difference)를 구하여 확률 분포를 확인한 결과 일관성 있는 분포로 도시됨이 발견되었다.

발견된 생체 신호의 특징을 살펴보면 :

- 첫 번째 휴식 후 일시 자극 생체 신호와 두 번째 반복 자극 생체 신호의 특징은 다르다.
- 연산 스트레스의 유/무 판단은, 판별 파라미터에 간단한 임계치 값을 적용하여 구별해 낼 수 있는 선형적 관계에 있다.
- 휴식간의 베이스 레벨의 측정치가 다르다. 그러므로 바로 전의 휴식의 측정치와 스트레스시 받은 측정치와의 차이를 구해서 레벨의 정규화가 이루어 져야 한다.
- 호흡수는 스트레스 유무 판단의 중요 수치가 되며 휴식시의 베이스 레벨에 관련된 수치가 매우 일정하다.
- 스트레스 레벨의 문체에 있어서 우리가 부여한 객관적인 레벨과 실제 인간이 받는 스트레스는 그림 3에 도시된 것과

Table 1. Input parameters of the emotion evaluation system for the computation stress.

표 1. 연산스트레스에 대한 감성평가를 위한 입력 파라미터 (*A-diff : A 신호로서 스트레스를 받아서 나온 측정치에서 바로 전 휴식기간동안 측정된 값과의 차이 값.)

스트레스 유/무 판단	스트레스 레벨 판단
LF/HF	HR-diff*
MF/(LF+HF)	Log(LF/HF)-diff*
Log(LE)	Log(MF/(LF+HF))-diff*
RSP-SCORE	Log(RM)
	Temp-MEAN-diff*
	GSR-MEAN
	RSP-SCORE-diff*

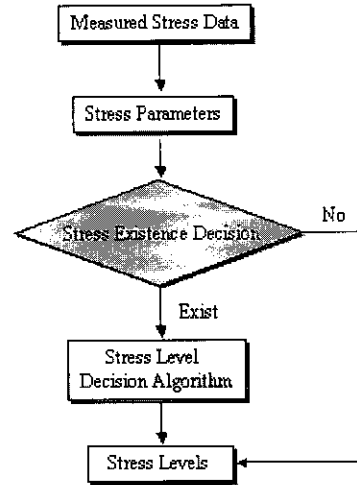


그림 4. 연산 스트레스에 대한 감성평가 시스템의 흐름도
Fig. 4. The flowchart of the emotion evaluation system for the computation stress

같이 비선형 관계가 있다. 본 실험에서는 RSP-SCORE-diff, HR-diff, GSR-MEAN은 A-type, log(LF/HF)-diff, log(RM)은 B-type, 그리고 log(MF/(LF+HF))-diff, Temp-MEAN-diff, log(LE)는 C-type에 속하였다.

- 감성 평가 시스템의 입력 파라미터로서, 표 1에 도시된 것과 같이 스트레스 유/무 판단에 4개, 스트레스의 레벨 판단에 7개를 최종적으로 결정하였다.

연산 스트레스 감성 평가를 위한 시스템

감성 레벨 판별에 있어서, 3절에서 설명한 것과 같이, 연산 스트레스의 유/무 판단은, 4개의 판별 파라미터에 간단한 임계치 값을 적용하여 구별해 낼 수 있는 선형적 관계가 있다. 또한 휴식간의 베이스 레벨의 측정치가 개인별로 다르므로 바로 전 휴식의 측정치와 스트레스시 받은 측정치와의 차이를 구해서 스트레스 레벨의 정규화가 이루어 져야만 보다 정확하게 감성 레벨을 판별해 낼 수 있다. 즉 스트레스가 있을 때는 휴식시간의 측정치와의 차이를 구하는 정규화 과정이 필요하므로 감성 평가 시스템 구성에 있어서, 그림 4와 같이 먼저 스트레스 유/무 판단을 위한 알고리즘이 필요하고 만약 스트레스가 없다고 판별된 것은 판결을 종결하고, 스트레스가 있다고 판별된 입력 데이터에 한해서 그들을 감성 레벨 판별 알고리즘에 적합하게 변경한 후 판별 알고리즘에 입력하였다.

스트레스 유/무 판단은 그림 5에 도시된 것과 같이 판별 파라미터(LF/HF, MF/(LF+HF), Log(LE)와 RSP-SCORE)를 입력으로 하여 스트레스가 존재할 경우(그림에서 Y(Yes) : 연산 레벨이 Low(1), Mid(3), High(5)로 판별될 수 있다)와 휴식상태 (N(No) : Level 0)를 판별해낼 수 있도록 설계하였다.

스트레스가 있다고 판별되었을 때는, 그림 6에 도시된 것과 같이 현재 받고 있는 스트레스의 측정치와 이전에 휴식으로

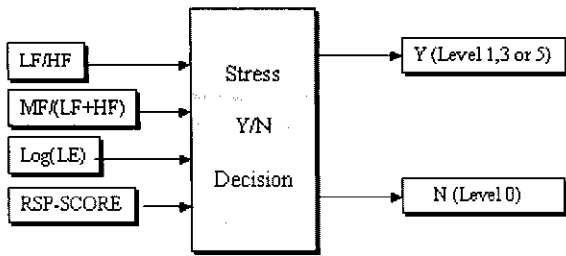


그림 5. 스트레스 유/무 판단을 위한 레이어의 구성도
 Fig. 5. The block diagram of the stress Y/N decision layer

판별된 측정치와의 차이를 구할 수 있으므로, 이러한 파라미터들을 감성 평가 시스템의 입력으로 사용하였다. 파라미터 입력 값은 HR-diff, Log(LF/HF)-diff, Log(MF/(LF+HF))-diff, Log(RM), Temp-MEAN-diff, GSR-MEAN, RSP-SCORE-diff 값 등 7개이며 인식 시스템의 출력은 스트레스 레벨(L, M 혹은 H)이 되도록 설계하였다.

본 논문에서 설계된 스트레스 유/무 판단 인식 시스템(그림 5)과 스트레스 레벨 인식 시스템(그림 6)을 이용하여 스트레스 감성평가 시스템을 그림 7과 같이 세 단계 인식 시스템(3-Layered System)으로 구성하였다.

그림 4에서 도시된 것과 같이 8개의 생리 파라미터가 인식 시스템에 입력되면 우선 4개의 생리 파라미터를 판별 파라미터로 재구성한 후(LE에 Log함수를 취함) 스트레스 유/무 판단

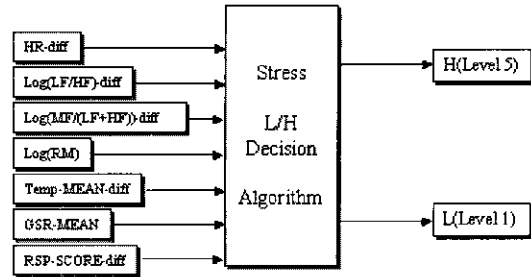


그림 6. 스트레스 레벨 L/H를 구분하기 위한 레이어 구성도
 Fig. 6. The block diagram of stress L/H decision layer.

을 한다. 스트레스가 없다고 판단되면, 즉 휴식 상태라고 판단되면 해당 생리 파라미터의 값을 시스템에 기억시킨 후 판별을 종료한다(기억된 값은 향후 레벨 판별시 필요). 스트레스가 있다고 판별되면 입력된 생체 파라미터와 미리 기억된 휴식시의 파라미터 값을 이용하여 스트레스 레벨 판별에 필요한 판별 파라미터를 생성시킨다. 생성된 판별 파라미터를 스트레스의 강도가(Low, High) 혹은 Mid 인지를 판별할 수 있는 인식 시스템에 입력하고 만약 그 결과가 Mid 이면 스트레스 레벨이 중간이라고 출력하고, (Low, High)일 경우로 판단되면, 앞서 입력된 동일한 판별 파라미터를 스트레스가 높은지 낮은지를 판별할 수 있는 인식 시스템에 재입력하여 판별 결과를 출력하는 세 단계 인식 시스템으로 구성하였다. 위와 같이 인식 시스템을 구성한 이유는 그림 3에서 찾아볼 수 있다.

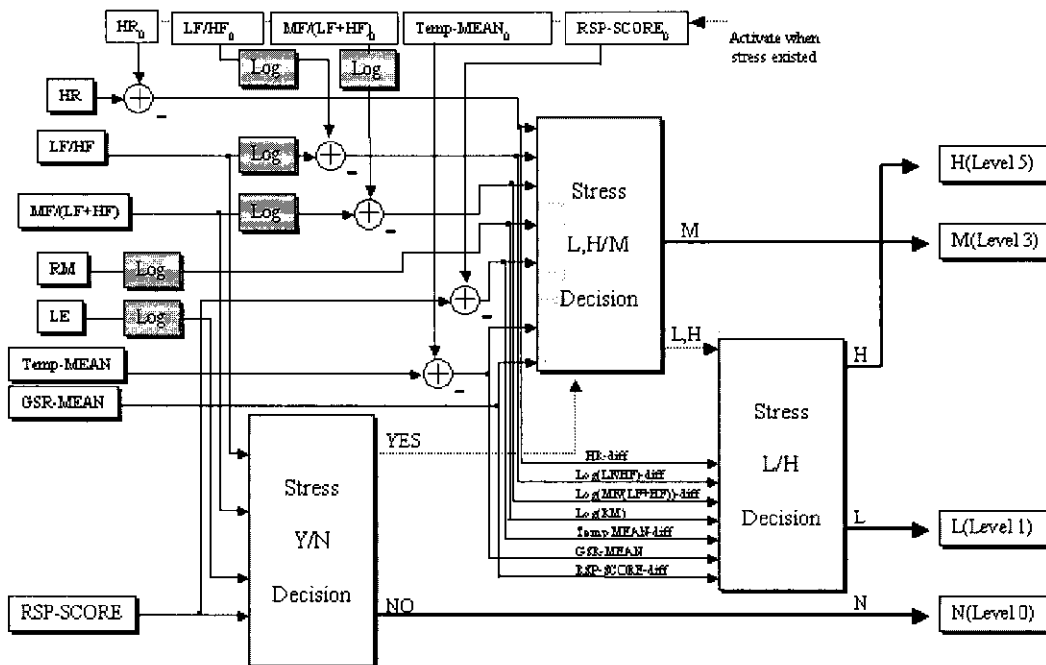


그림 7. 연산 스트레스에 대한 감성 평가 시스템
 Fig. 7. The emotion evaluation system for the computation stress

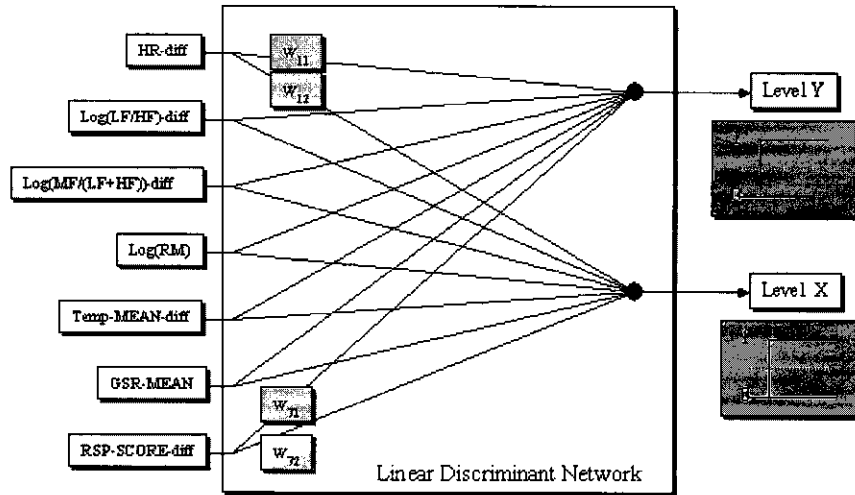


그림 8. LMS 알고리즘을 이용한 MLDN 알고리즘
 Fig. 8. MLDN algorithm using LMS algorithm

그림에서 보는 바와 같이 추출된 생리신호는 비선형적인 특성을 갖고 있다. 하지만 스트레스가 낮을 때 (L)와 높을 때 (H)의 특성이 비슷하고 이들은 스트레스 레벨이 중간일 때(M)와 판이한 선형적 특성을 보인다. 또한 스트레스가 낮을 때와 높을 때만을 비교하면 이들 역시 선형적인 관계에 있다. 즉 비선형적인 특성을 내포한 문제를 선형적인 특성을 갖도록 분할하

여 각각 정복해내는 Divide-and-Conquer 방법을 사용하여 인식 시스템의 성능 향상을 도모하였다. 이 방법의 단점은 각 단계의 시스템 성능이 우수하다면 문제가 없지만 오차가 크게 발생하면 그 결과가 누적되어 시스템의 성능이 현저히 낮아진다는 점이다. 그러므로 각각의 단계에 필요한 판별 알고리즘의 선택을 신중히 하여야 할 필요가 있다.

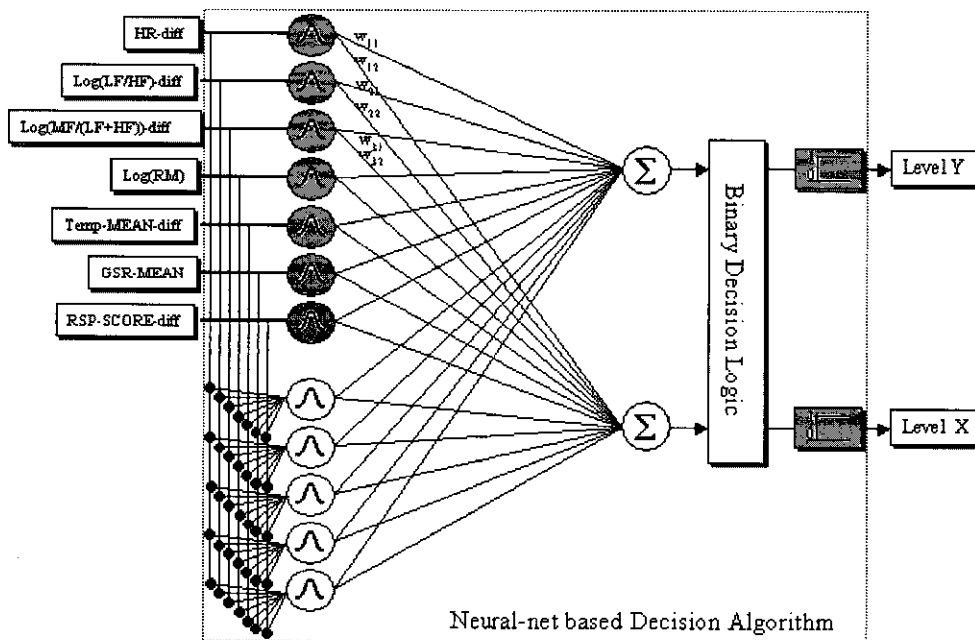


그림 9. RBFLN을 이용한 비선형 판별 알고리즘
 Fig. 9. Nonlinear decision algorithm using the RBFLN

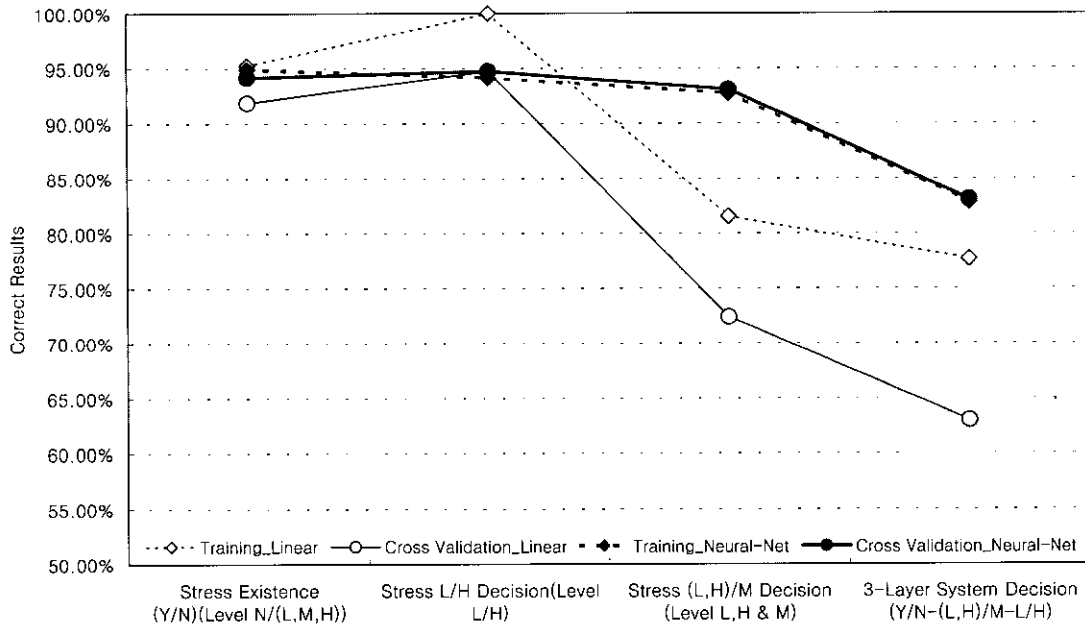


그림 10. 연산 스트레스 감성 평가 시스템의 성능 비교.

Fig. 10. The comparison of the performance of each layer and the 3-layer emotion evaluation system

선형 및 신경회로망 (비선형) 판별 알고리즘

4장에서 구현된 스트레스 감성 레벨 평가를 위한 시스템 구성에 있어 여러 가지 판별 알고리즘을 적용할 수 있지만 본 논문에서는 LMS (Least Mean Square) 알고리즘을 이용한 선형 판별 알고리즘과 신경회로망 (비선형 판별 알고리즘)의 일종인 RBFLN (Radial-Based Functional-link Net) 알고리즘을 이용하여 시스템을 구성하였다.

(a) LMS알고리즘을 이용한 선형 판별 알고리즘

본 논문에서, 선형 판별 알고리즘은 그림 8과 같이 MLDN (Multi linear Discriminant Network)을 사용하였고 학습 알고리즘으로는 LMS[11] 알고리즘을 사용하였다. LMS 알고리즘에서는, 타겟 신호를 추정하기 위하여, 평균 자승오차(MSE)를 최소화하는 방향으로 가중치를 반복적으로(Recursive) 갱신한다. 출력단에서는, 한쪽이 다른 것의 결과보다 크면 1, 작으면 0의 값을 갖는 임계 함수를 두어 판별하도록 하였다.

(b) RBFLN알고리즘을 이용한 비선형 판별 알고리즘

추출된 생리신호의 특징은 그림 3에 도시된 것과 같이 비선형 특성을 가지고 있다. 인식 시스템을 가급적 선형 특성을 갖게 문제를 분할하여 풀 수 있게 구성하였지만 어느 정도는 비선형 특성을 내포하고 있다. 이에 본 논문에서는 신경회로망 판별 알고리즘을 도입하여 인식 시스템의 성능 향상을 이루고자 하였다. 인식 시스템을 구성할 때는 임의의 연산 레벨이 주

어졌을 때 해당 생체신호를 측정하였으므로 Supervised Learning기법을 사용하였다. Supervised Learning에는 크게 Multi-layer Neural Net (MLN), Radial-Basis Function Neural Net (RBFNN), Functional-Link Net (FLN) 등이 있다[12,13]. MLN기법은 현재 가장 많이 사용되고 있지만, 이는 Non-Quadratic Approach로서 학습 속도가 느리고, 잡음 환경에 (Noisy Environment) 약하고, 항상 Global Minimum에 도달할 수 없는 (Local Minima에 빠질 확률이 매우 크다) 약점을 갖고 있다[13,14]. 약점을 극복하기 위한 여러 방법론 등이 발표되고 있지만 근본적인 해결책은 아니다. MLN의 약점을 보완하기 위하여 Pao와 그의 동료 등은 FLN 알고리즘을 발표하였고[12,14,15], Random-Vector FLN 등의 다양한 방법론을 발표하여 왔다[13,14,15]. 이 방법론 등은 근본적으로 Quadratic Approach로 설계되어, 잡음 환경에 매우 강하며, 최소로 고정된 반복 학습 시간 내에 항상 Global Minimum에 도달할 수 있는 방법이라는 것이 입증되고 있다[13,14,15]. 본 논문에서는 FLN과 RBFNN의 혼합 형태인 RBFLN을 감성평가 시스템에 사용하였다.

RBFLN 알고리즘을 그림 9에 간략화 하여 도시하였으며 1개의 출력단에 대한 식은 (1)과 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 f(x) &= \sum_{i=1}^N \omega_i \delta(\|x - a_i\|) + \sum_{i=N+1}^{N+M} \omega_i \delta(\|x - b_i\|) \\
 &= \sum_{i=1}^{L=N+M} \omega_i \delta(\|x - x_i\|) \quad (1)
 \end{aligned}$$

Table 2. The comparison of the performance of each layer and 3-layer emotion evaluation system

표 2. 연산 스트레스 레벨에 따른 감성 평가 시스템 각 단계의 성능 비교

Recognition Accuracy(%)	Linear Discriminant		RBFLN(Neural-net)	
	Training	Cross Validation	Training	Cross Validation
Stress Existence (Level N/(L,M,H))	95.24 %	91.86 %	94.91 %	94.19 %
Stress L/H Decision (Level L/H)	100.00 %	94.74 %	94.15 %	94.74 %
Stress (L,H)/M Decision	81.54 %	72.41 %	92.73 %	93.10 %
3-Layer System Decision	77.66 %	63.02 %	82.86 %	83.07 %

위의 식에서 $\delta(\|x - x_i\|)$ 는 Radial Base 함수로서 원점을 중심으로 구형대칭(Spherically Symmetric) 형태를 갖고 있다. $\| \cdot \|$ 는 Euclidean norm, N 은 입력단의 개수, M 은 Density-based Enhancements의 개수이다. 본 시스템 구성에서 사용한 N 은 7이고 M 은 4이다. a_i 값은 "0"값으로 지정되었으며 b_i 값은 K-MEANS[13], ISODATA[13] 또는 SOFM[13] 등의 Density Estimation을 할 수 있는 알고리즘으로부터 얻어질 수 있다. a_i 와 b_i 값 모두 Radial Basis 함수의 중심점으로 적용된다. RBFLN의 신경망 구조가 항상 Global Minimum을 얻어낼 수 있는 Quadratic Approach이므로 잡음 환경에 매우 강하고, 학습용 알고리즘으로 CG(Conjugate Gradient) 방법[13,14,15]을 사용할 수 있다. CG 방법을 사용하면 위의 식에서 단지 L 번만 반복(Iteration, Epoch)하면 항상 학습오차를 최소화시킬 수가 있기 때문에 실제 시스템 구현에 매우 용이하며 필요시 최단 시간에 신경망의 재학습(Retraining)이 가능하다.

실 험 결 과

본 논문은 반복 연산 작업시 작업자가 받는 스트레스 레벨에 대한 감성 평가 시스템 구성이 목표이므로 첫 번째 연산 작업은 갑자기 받은 자극이므로 제외하고, 두 번째 반복하여 연산 문제를 풀 때 추출한 생리 신호를 이용하여 반복 연산 스트레스에 대한 감성 평가 시스템을 구현하였다. 45명의 남자 대학생으로 하여금 3가지 난이도를 갖는 덧셈을 수행하도록 하여 연산 스트레스를 유발 시켰으며, 생리신호는 ECG, GSR,

RSP, PPG, SKT 등의 신호를 추출하여 표 1에 제시한 판별 파라미터를 선정하고, 이들을 3단계의 구조를 가지는 감성 평가 시스템에 적용하여 인식 성능을 분석하였다. 감성 평가 시스템의 판별 함수로는 선형 판별 알고리즘과 RBFLN을 이용한 비선형 판별 알고리즘을 이용하였으며 비교 성능을 표 2와 그림 10에 도시하였다.

RBFLN에서 Density Based Enhancement의 개수는 각각 4개씩을 사용하였다. 성능비교는 학습시의 인식 결과뿐만 아니라 Cross Validation한 결과를 비교하였다. 최종적으로 세 단계 인식 시스템을 구현한 결과는 선형 판별 알고리즘을 사용한 결과, 학습 시는 77.66%, Cross Validation의 결과는 63.02%를 얻었으며, RBFLN을 이용한 판별 결과는 각각 82.86%, 83.07%를 얻어내었다. 본 인식 시스템을 실제 Field에 적용할 때는 학습시의 인식 결과가 아닌 Cross Validation의 일반화된(generalized) 결과가 신빙성이 있으므로, RBFLN을 이용한 인식 시스템의 결과 선형 판별 알고리즘을 사용한 결과보다 약 20%정도 우수함을 실험 결과에서 알 수 있었다.

결 론

본 연구에서는 20대 남자 대학생 45명에게 세 단계의 난이도를 갖는 덧셈 연산을 수행하게 하여 반복 연산 스트레스를 유발시켰고, 피검자 개개인들로부터 ECG, Skin Temperature, Photoplethymography, Galvanic Skin Resistance 및 호흡수를 측정하였고 이로부터 7개의 생체 신호에 대한 파라미터를 추출하였다. 비선형 특성을 갖는 연산 스트레스에 대한 객관적인 감성 평가를 위하여 세 단계의 구조를 갖는 감성 평가 시스템을 구성하였으며 각 단계는 선형 판별 알고리즘인 LMS를 이용한 시스템과 비선형 판별 알고리즘인 RBFLN을 이용한 경우에 대한 두 가지의 감성 평가 시스템을 구성하였고, 이에 대한 감성 판별 성능을 비교하였다. 연산 스트레스 레벨에 대한 감성 평가의 정확도가 통계적으로 유의한가를 Cross Validation을 통하여 살펴보았다. 감성 평가의 정확도는 RBFLN을 이용할 경우가 83.07%의 성능을 보여 선형 알고리즘을 이용할 경우의 63.02%에 비해서 약 20% 정도 우수함을 보였다.

참 고 문 헌

1. <http://www.hql.or.jp>
2. Vander, Sherman, Luciano, Human Physiology 6th Edition, McGrawHill, 1994
3. 永村寧一, "感性の生理心理學的計測", 日本音響學會誌, 49권, 10호, pp. 742-746, 1993
4. 大順賀美惠子, 寺下裕美, 下野太海, 戸田眞美子, "ストレス反應の定量的評價法", 日本人間工學, 29권, 6호, pp. 353-356, 1993
5. Otto Rompelman, Ben J. Ten Voorde, "Analysis of

- Heart Rate Variability*”, *Advances in Processing and Pattern Analysis of Biological Signals*, New York, Inbar Plenum Press, pp. 225-235, 1996
6. T. Bieberle, A. Bolz, M. Schaldach, “*Characterization of Heart Rate Variability using a nonlinear model*”, *IEEE Engineering in Medicine & Biology Conference*, 1995
 7. 이병채, 이명호, “생체 카오스의 비선형 시계열 데이터 분석에 관한 연구”, *의용생체공학회지*, 15권, 3호, pp. 379-386, 1994
 8. A. Wolf et. al., “*Determining Lyapunov Exponents from a Time Series*”, *Physica*, 16D, pp. 285-317, 1985
 9. 하은호, 김동윤, “연산스트레스에 대한 감성 추정을 위한 생리 파라미터 추출에 대한 연구”, *한국감성과학회 추계 학술대회논문집*, pp. 139-144, 1999.11.26
 10. 하은호, 박광훈 외 4인 “연산 작업에 대한 자율 신경계의 반응에 대한 연구”, *감성과학회지*, 3권, 1호, pp.63-70, 2000
 11. B. Widrow and S.D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*, McGraw-Hill, 1983
 12. Y.H. Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison Wesley, 1989
 13. C.G. Looney, *Pattern Recognition using Neural Networks*, Oxford, 1997
 14. Y.H. Pao, G.H. Park and D.J. Sobajic, “*Learning and Generalization Characteristics of the Random Vector Functional-Link Net*”, *Neurocomputing*, Vol. 6, No. 2, pp. 163-180, 1994
 15. G.H. Park, Y.H. Pao, B. Igelnik, K.G. Eyink, and S. R. Leclair, “*Neural-Net computing for interpretation of semiconductor film optical ellipsometry parameters*”, *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 7, No. 4, pp. 816-829, 1996