

# 반복 연산 스트레스의 레벨 인식 시스템 구성에 관한 연구

박광훈\*, 김승태\*, 이윤진\*, 장중식\*, 고한우\*\*, 김동선\*\*\*, 신동규\*\*\*

\*연세대학교 전산학과, \*\*한국표준과학연구원, \*\*\*연세대학교 의용전자공학과

## A Study on the Construction of Emotion Level Recognition System for Repeated Computational Stresses

Gwang Hoon Park\*, Seung Tae Kim\*, Youn Jin Lee\*, Jung Sik Chang\*,  
Han Woo Ko\*\*, Dong Sun Kim\*\*\* and Dong Kyu Shin\*\*\*

\* Dept. of Computer Science Yonsei Univ., \*\*Korea Institute of Standard and Science,  
\*\*\*Dept. of Medical Engineering, Yonsei Univ.

본 연구에서는 20 대 남자 대학생 45 명에게 세단계의 난이도를 갖는 덧셈연산을 수행하게 하여 반복 연산 스트레스를 유발시켰고, 각각의 피검자들로부터 생체신호를 측정하였다. 측정된 생체신호로부터 8 개의 감성 파라미터를 추출하였다. 연산스트레스의 감성지수화를 위하여 세단계의 감성지수 인식 시스템을 구성하였으며 각 단계의 감성지수 판별을 위하여 선형 판별 알고리즘을 이용하였다. 판별성능 분석은 Cross Validation 을 통하여 수행하였으며 연산스트레스의 감성지수 인식율은, 학습용 데이터에서는 77.66%, Cross Validation 에서는 63.02%의 일반화된 감성지수 인식성능을 보였다.

### 1. 서론

외부의 다양한 자극에 대해 인간 내부에서 발생하는 감성의 실체를 파악하고자 하는 노력이 꾸준히 있어 왔다. 감성 상태를 평가하기 위하여 심리적, 의학적, 공학적 등의 다양한 연구가 진행되어 왔으며 특히 생리 신호 분석을 통한 평가 연구가 활발히 진행되고 있다. 인간의 감성은 제 3 자의 인위적 조작에 의한 감성 상태 설정이 어려우며 주관에 의한 작용에 의존하는 성격 때문에 실험의 상황 설정과 분석이 매우 어렵다.

외부 자극들에 의해 발생하는 인체의 반응들의 근원은 크게 중추신경계(Central Nervous System)와 말초신경계(Peripheral Nervous System)로 나눌 수 있다. 외부

의 감성 자극에 대해 중추신경계의 활성화 지표인 뇌가 반응하며, 뇌에서 발생된 정보는 체신경계(Somatic Nervous System)와 자율신경계(Automatic 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. 감성의 변화에 민감하게 반응하는 신체의 반응들(심박수, 땀, 피부온도, 호흡 등)은 자율신경계의 지배를 받으므로 감성과 자율신경계는 밀접한 관계가 있다. 그러므로 자율신경계의 변화를 정량적으로 측정할 수 있다면 감성을 정량화시킬 수 있다는 가설을 세울 수 있다. 본 연구에서는 감성 상태의 일종인 연산(演算) 스트

레스(stress)에 대한 생리 신호의 반응을 측정하고 이로부터 다양한 파라미터들을 추출하여 선형 평가 방법에 의하여 정량화 하였다.

## 2. 실험 프로토콜

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

- Level Low (1): 두개의 숫자를 더한다.
- Level Mid (3): 네개의 숫자를 더한다.
- Level High (5): 여섯개의 숫자를 더한다.

각 레벨은 20 개의 문제를 가지며 각 레벨에 소요되는 시간은 80 초이다. 실험 순서는 그림 1 과 같다.

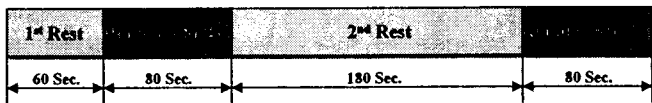


그림 1. 생리신호 측정 실험 순서.

최초 60 초는 편안히 휴식하도록 한 후 무작위로 선출한 단계의 게임을 80 초간 실시하였다. 첫 번째 게임이 끝난 후 3 분간 휴식을 취하고 무작위로 재배치한 동일한 게임을 다시 실시하였다. 연산 게임의 화면은 그림 2 와 같다.

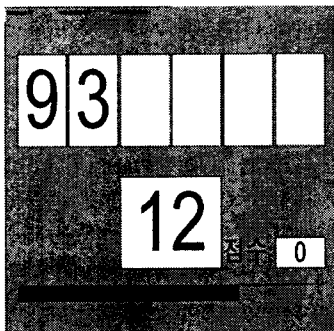


그림 2. 연산 게임 화면.

생체신호는 BIOPAC 사의 MP100 System 과 Acq Knowledge 소프트웨어를 사용하여 1000Hz/sec 로 획득하였으며 측정된 생체 신호 및 전극의 부착 부위는 표 1 과 그림 3 에 도시하였다.

표 1. 생체신호 측정을 위한 전극과 부착위치.

Electrocardiogram (ECG)	LA, RA, RF
Galvanic Skin Resistant (GSR)	왼손의 중지 및 약지
Respiration (RSP)	코밑
Photoplethymograph (PPG)	왼손의 검지
Skin Temperature Amplifier (SKT)	코밑

각 실험단계에 대하여 연구자는 다음과 같은 절차를 거침으로써 실험으로부터 얻는 자료의 타당성을 확

보하고 실험목적에 달성할 수 있도록 하였다.

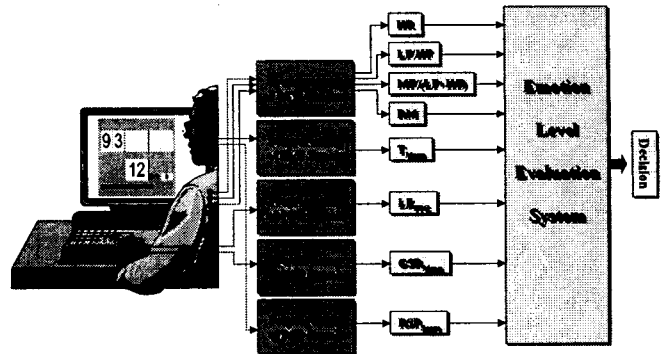


그림 3. 연산 스트레스 측정을 위한 생리신호 측정.

단계 1: 최초 60 초는 편안한 휴식상태에서 생체신호를 측정함으로써 다음단계에서 받게 될 연산레벨의 생체신호에 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 편(bias)이 없도록 실험을 설계하였다.  
 단계 3: 첫 번째의 게임이 끝난 후 3 분간 휴식을 취하면서 휴식상태의 생체신호를 측정함으로써 연산 스트레스를 받은 후의 생체신호에 대한 특성을 살펴볼 수 있을 것이다. 그리고, 단계 1 에서 측정된 연산 스트레스를 받기 전의 휴식상태의 생체신호와 비교할 수 있는 자료를 획득하고 다음단계에서 받게 될 연산레벨의 생체신호에 대한 기준치를 마련한다.  
 단계 4: 단계 2 에서 받은 연산레벨에 대하여 다시 한번 게임을 실시한다. 단계 2 와 같은 게임을 무작위로 재배치하여 동일인에게 반복하여 측정하였다. 본 연구의 관심사인 반복 연산 스트레스의 연산 레벨을 결정할 수 있는지의 측정치로 데이터를 사용하였다.

## 3. 생리 파라미터의 추출

- a. **ECG**: 일반적으로 심박(heart rate; HR)은 인체의 항상성(homeostasis)을 유지하려는 자율신경계에 의해 끊임없이 변화하며 심박 변화율(heart rate variability; HRV)은 심방에 분포하는 자율신경계의 활동을 간접적으로 반영한다<sup>[1]</sup>. HRV로부터 AR 스펙트럼을 구하여 Low Frequency(LF), Mid Frequency(MF), High Frequency(HF)를 구하였고 또한 회귀도 (Return Map: RM)의 2 차원 분산을 구하였다<sup>[2]</sup>. 이들로부터 HR, LF/HF, MF(LF+HF), RM 을 파라미터로 선정하였다.
- b. **SKT**: 자율신경계의 변화에 의해 피부의 땀샘과 모세관이 변화하고 이것은 피부 온도의 변화를 초래한다. 피부 말초의 체온은 자율신경계의 변화에 민감하게 변화하는 것으로 알려져 있다. 피부 온도를

측정하여 평균값 (Temp-MEAN)을 파라미터로 선정하였다.

c. **PPG**: 혈류량의 변화를 측정하는 것으로 심혈관계와 내분비계등의 복합적인 원인에 기인한다. 생체 카오스의 대표적 신호로 잘 알려져 있다<sup>[3]</sup>. 카오스를 정량적으로 측정하기 위한 많은 방법들이 있으나 상관차원과 같은 경우 계산 시간이 길어 실시간 처리가 현재의 기술로는 불가능하므로 리아프노프 지수 (Lyapunov Exponents: LE)<sup>[4]</sup>를 구하여 사용하였다.

d. **GSR**: 피부저항을 측정한 것으로 자극 후 약 2 초 후에 발생한다. 자율신경계의 변화에 의해 피부의 땀샘과 모세관이 변화하고 이것은 피부저항에 변화를 초래한다. 평균(GSR-MEAN)을 사용하였다.

e. **RSP**: 호흡수(RSP-SCORE)를 사용하였다. 측정된 생리신호를 이용하여 총 8 개의 파라미터들을 산출하였으며, 이를 그림 3에 종합적으로 도시하였다.

#### 4. 감성지수화를 위한 판별 파라미터 선정

인식 시스템의 성능은 시스템 구성과 판별 알고리즘의 성능 뿐만 아니라 입력 값의 특징을 적절히 추출하였는가 (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 (Mean 이나 Median 차이)가 나고 상관 관계가 전혀 없는 특징뿐만 아니라, 대의적으로 (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 논문에서는 Log 함수를 취하여 정규화 하였다. 입력 파라미터의 선정에 있어서 개인간의 차이에 관계 없이 일관성이 있는 패턴을 보이게 하는 것이 인식 시스템의 성능 향상에 매우 중요하다. 추출된 생리 파라미터 값에 대하여 휴식 기간 동안의 값을 보면 개인간의 차이가 매우 심하게 나타나는 것이 보이는 것들이 있었다. 따라서 이들 파라미터들은 휴식시의 값을 기준으로 하여 스트레스를 받았을 때 나온 측정치와 값의 차 (Difference)를 구하여 확률 분포를 확인한 결과 일관성있는 분포로 나타나는 것이 발견되었다.

발견된 생체 신호의 특징을 살펴보면:

- 첫번째 휴식 후 일시 자극 생체 신호와 두번째 반복 자극 생체신호의 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 지수화의 문제에 있어서 우리가 부여한 객관적인 레벨과 실제 인간이 받는 스트레스는 그림 4에 도시된 것과 같이 비선형 관계가 있다.

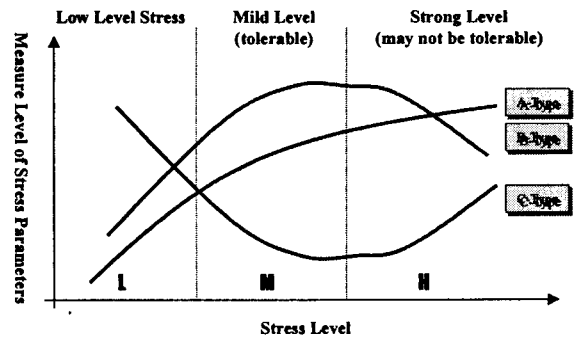


그림 4. 추출된 생리신호의 특성.

감성지수화 입력 파라미터로서, 표 2에 도시된 것과 같이 스트레스 유/무 판단에 4개, 스트레스의 레벨 판단에 7개를 최종적으로 결정하였다.

표 2. 스트레스 감성지수 인식을 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
<ul style="list-style-type: none"> <li>● LF/HF</li> <li>● MF/(LF+HF)</li> <li>● Log(LE)</li> <li>● RSP-SCORE</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● HR-diff*</li> <li>● Log(LF/HF)-diff*</li> <li>● Log(MF/(LF+HF))-diff*</li> <li>● Log(RM)</li> <li>● Temp-MEAN-diff*</li> <li>● GSR-MEAN</li> <li>● RSP-SCORE-diff*</li> </ul>

#### 5. 연산 스트레스 감성지수화를 위한 인식 시스템

감성 지수 판별에 있어서, 4장에서 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 감성지수를 판별해 낼 수 있다. 즉 스트레스가 있을 때는 휴식시간의 측정치와의 차이를 구하는 정규화 과정이 필요하므로 감성지수화를 위한 인식시스템 구성에 있어서, 먼저 스트레스 유/무 판단을 위한 알고리즘이 필요하다. 만약 스트레스가 없다고 판별된 것은 판결을 종결하고, 스트레스가 있다고 판별된 입력 데이터에 한해서 그들을 감성지수 판별 알고리즘에 적합하게 변경한 후 지수판별 알고

리즘에 입력하여 보다 높은 판별 성능을 얻어 낼 수 있다. 지수화 인식시스템의 흐름도를 그림 5에 도시하였다.

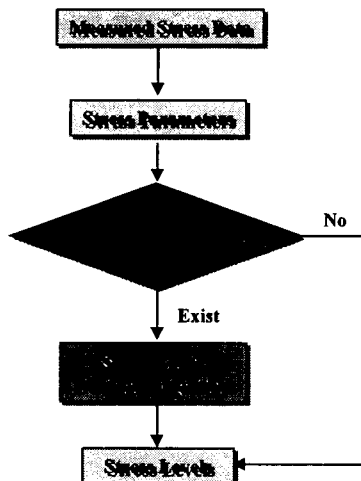


그림 5. 연산 스트레스 감성지수화를 위한 시스템 흐름도.

스트레스 유/무 판단은 그림 6에 도시된 것과 같이 4장에서 선정된 판별 파라미터 (LF/HF, MF/(LF+HF), Log(LE)와 RSP-SCORE)를 입력으로 하여 스트레스가 존재한다는 것(그림에서 Y(Yes): 감성지수 레벨이 Low(1), Mid(3), High(5)로 판별될 수 있다)과 휴식상태 (N(No):Level 0)를 판별해낼 수 있도록 설계하였다.

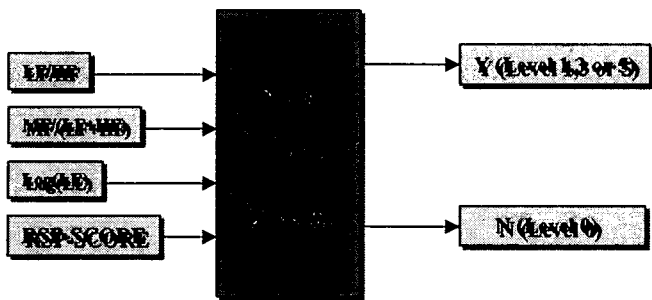


그림 6. 스트레스 유/무 판단을 위한 인식 시스템.

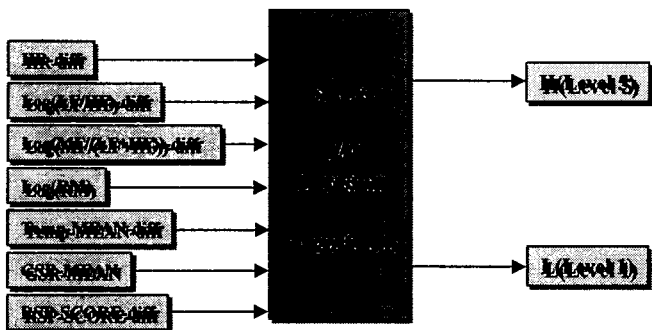


그림 7. 스트레스 레벨을 구분하기 위한 인식 시스템.

스트레스가 있다고 판별되었을 때는, 그림 7에 도시된 것과 같이 현재 받고 있는 스트레스의 측정치와 이전에 휴식으로 판별된 측정치와의 차이를 구할 수 있어, 4장에서 선정된 판별 파라미터를 인식시스템의 입력으로 사용할 수 있다. 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 인식시스템의 출력은 스트레스 레벨 (L, M 혹은 H)가 되도록 설계하였다.

본 논문에서 설계된 스트레스 유/무 판단 인식시스템(그림 6)과 스트레스 레벨 인식 시스템(그림 7)을 이용하여 스트레스 감성지수화를 위한 인식시스템을 그림 8과 같이 세단계 인식 시스템(3-Layered System)으로 구성하였다.

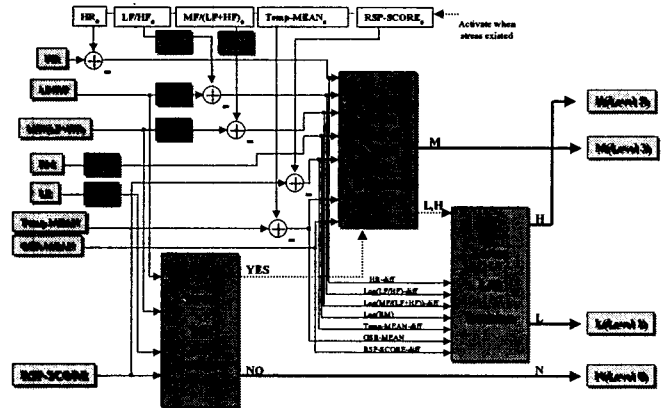


그림 8. 스트레스 감성 지수화를 위한 인식 시스템.

그림 3에서 도시된 것과 같이 8개의 생리 파라미터가 인식시스템에 입력되면 우선 4개의 생리 파라미터를 판별 파라미터로 재구성한 후 (LE에 Log 함수를 취함) 스트레스 유/무 판단을 한다. 스트레스가 없다고 판단되면, 즉 휴식 상태라고 판단되면 해당 생리 파라미터의 값을 시스템에 기억시킨 후 판결을 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")인지 "Mid"인지를 판별할 수 있는 인식시스템에 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 인식시스템에 재입력하여 판별 결과를 출력하는 세단계 인식시스템으로 구성하였다. 위와 같이 인식시스템을 구성한 이유는 그림 4에서 찾아볼 수 있다. 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 문제(Problem)를 선형적인 특성을 갖도록 분할하여 각각 정복해내는 Divide-and-Conquer 방법을 사용하여 인식시스템의 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.

## 6. 선형 판별 알고리즘

5 장에서 구현된 스트레스 감성 지수화를 위한 세단계 인식 시스템 구성에 있어 여러 가지 판별(인식) 알고리즘을 적용할 수 있지만 본 논문에서는 선형 판별 알고리즘을 이용하여 시스템을 구성하였다.

선형 판별 알고리즘은 그림 9 와 같이 MLDN (Multi linear Discriminant Network)을 사용하였고 학습 알고리즘으로는 LMS<sup>[5]</sup> 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 0 의 값을 갖는 임계 함수를 두어 판별하도록 하였다.

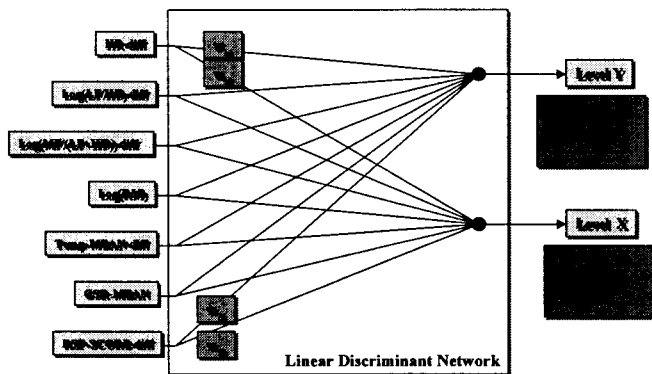


그림 9. LMS 알고리즘을 이용한 MLDN 알고리즘.

## 7. 실험 결과

본 논문은 반복 연산 작업시 작업자가 받는 스트레스의 감성지수화가 목표이다. 그러므로 첫번째 연산 작업은 갑자기 받은 자극이므로 제외하고, 두번째로 반복하여 연산 문제를 풀 때 추출한 생리신호를 이용하여 반복 연산 스트레스에 대한 감성지수 인식 시스템을 구현하였다. 45 명의 남자 대학생으로 하여금 3 가지 난이도를 갖는 덧셈을 수행하도록 하여 연산 스트레스를 유발 시켰으며, 생리신호는 ECG, GSR, RSP, PPG, SKT 등의 신호를 추출하여 표 2 에 제시한 판별 파라미터를 선정하고, 이들을 3 단계 감성지수 인식 시스템에 적용하여 인식 성능을 분석하였다. 감성인식 시스템의 판별 함수로는 선형 판별 알고리즘을 이용하였으며 인식성능을 표 3 에 도시하였다.

성능비교는 학습시의 인식결과 뿐만 아니라 Cross Validation 한 결과를 비교하였다. 최종적으로 세단계 인식 시스템을 구현한 결과는 선형 판별 알고리즘을 사용한 결과, 학습시는 77.66%, Cross Validation 의 결과는 63.02%를 얻었다. 본 인식 시스템을 실제 Field 에 적용할 때는 학습시의 인식 결과가 아닌 Cross Validation 의 일반화된 (generalized) 결과가 신빙성이 있다.

표 3. 스트레스 감성 지수화 인식성능.

Recognition Accuracy (%)	Linear Discriminant	
	Training	Cross Validation
Stress Existence (Level N/(L,M,H))	95.24%	91.86%
Stress L/H Decision (Level L/H)	100.00%	94.74%
Stress (L,H)/M Decision	81.54%	72.41%
3-Layer System Decision	77.66%	63.02%

## 8. 결론

본 연구에서는 20 대 남자 대학생 45 명에게 세단계의 난이도를 갖는 덧셈연산을 수행하게 하여 반복 연산 스트레스를 유발시켰고, 각각의 피검자들로부터 생체신호를 측정하였다. 측정된 생체신호로부터 최적의 감성 파라미터를 8 개 추출하였다. 비선형 특성을 갖는 연산스트레스의 감성지수화를 위하여 세단계의 감성지수 인식 시스템을 구성하였으며 각 단계의 감성지수 판별을 위하여 선형 판별 알고리즘을 이용하였다. 판별 성능 비교는 Cross Validation 을 통하여 수행하였으며 연산스트레스의 감성지수 인식율은 63.02%의 일반화된 감성지수 인식성능을 보였다.

## 9. 참고문헌

- [1] Otto Rempelman, Ben J. Ten Voorde, "Analysis of Heart Rate Variability", Advances in Processing and Pattern Analysis of Biological Signals, Inbar Plenum Press, New York, pp.225 ~ 235, 1996.
- [2] T. Bieberle, A. Bolz, M. Schaldach, "Characterization of Heart Rate Variability using a nonlinear model", IEEE Engineering in Medicine & Biology Conference, 1995
- [3] 이병채, 이명호, "생체 카오스의 비선형 시계열 데이터 분석에 관한 연구", 의용생체공학회지, 제 15 권, 제 3 호, pp.379-386, 1994
- [4] A. Wolf et. al., "Determining Lyapunov Exponents from a Time Series", Physica 16D, pp.285-317, 1985.
- [5] B. Widrow and S. D. Stearns, Adaptive Signal Processing, McGraw-Hill, 1983.