

뉴로-피지를 이용한
만성적인 스트레스 평가

연세대학교 대학원
의료공학협동과정
의용전자공학전공
설 아 람

뉴로-퍼지를 이용한
만성적인 스트레스 평가

지도 윤 영 로 교수

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2002년 6월 일

연세대학교 대학원

의료공학협동과정

의용전자공학전공

설 아 람

설아람의 석사 학위논문을 인준함

심사위원 _____ 인

심사위원 _____ 인

심사위원 _____ 인

연세대학교 대학원

2002년 6월 일

감사의 글

대학원 생활동안 많은 분들의 도움과 격려가 있었습니다. 저에게 참스승으로서 학문적으로나 인격적으로 많은 가르침을 주신 윤영로 교수님께 감사드립니다. 바쁜 와중에도 정성껏 논문을 지도해주신 이철규 교수님과 신태민 교수님께 감사드립니다. 학부와 대학원 과정을 공부하는 동안 아낌없는 가르침을 주시고 연구자로서의 모범을 보이신 윤형로 교수님, 이윤선 교수님, 이경중 교수님, 김동윤 교수님, 김영호 교수님, 조효성 교수님, 김법민 교수님, 문인혁 교수님에게도 감사드립니다. 학과의 일을 위해 애쓰고 계신 안중수 선생님 및 여러 선생님들에게도 감사드립니다.

2년이 넘는 세월 동안 같은 연구실에서 가족처럼 생활한 생체신호처리 연구실 구성원들에게 감사드립니다. 성홍모, 신재우, 장승진, 이주성 선배님과 동기 민석 이, 그리고 연구실의 막내가 될 정훈이와 세림이에게 고맙다는 말을 전하고 싶습니다. 함께 공부하면서 많은 추억을 함께 한 의공학과 대학원생들에게도 감사드립니다.

힘들고 지칠 때마다 용기를 준 재활학과 영희 언니와 수영이 언니, 임상병리학과 은숙이 언니, 화학과 진경이, 환경학과 설이, 그리고 후배 윤이에게 감사드립니다. 특히, 많은 조언을 해주었던 동기 영주에게 고맙다는 말을 전하고 싶습니다. 자주 만나지는 못하지만 변함없는 우정을 보여준 오랜 친구들인 지은, 지연, 정아, 희진, 유경, 민경, 지현, 서연, 경화, 정현, 지현, 유희, 미향이에게도 감사드립니다. 이외에도 여기서 일일이 언급하지는 못했지만, 정말 많은 분들에게 도움을 받았습니다. 그 모든 분들에게 진심으로 감사드립니다.

마지막으로, 제가 부족함 없이 공부에만 전념할 수 있게 해주신 부모님과 착한 동생인 아침이에게 감사드리며, 이 작은 결실을 바칩니다.

2002년 6월

설아람 올림

차 례

그림 차례	iii
표 차례	v
국문 요약	vi
제1장 서론	1
제2장 스트레스에 대한 인체의 방어기전	4
2.1 스트레스 상태에서 코티솔의 기능	5
2.2 스트레스 상태에서 교감신경계의 기능	6
2.3 스트레스 동안에 방출되는 다른 호르몬들	7
제3장 시간생물학적 분석방법	8
3.1 생체시계	8
3.2 생체리듬	10
3.3 1/f 변동	11
3.4 Cosinor 분석	12
제4장 통계학적 기법	14
4.1 상관계수	14
4.2 다중선형회귀	15
제5장 뉴로-퍼지 기법	17
5.1 퍼지논리	17
5.1.1 퍼지집합	17
5.1.2 소속함수	17
5.1.3 논리 연산자	18
5.1.4 If-then 규칙	19
5.2 퍼지추론시스템	20
5.2.1 Sugeno 형태의 퍼지추론	20

5.2.2 Mamdani 형태와 Sugeno 형태의 퍼지추론 비교	21
5.3 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템	22
5.3.1 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 통한 모델 학습과 추론	22
5.3.2 모델 확인	23
5.3.3 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용하기 위한 제약조건	24
제6장 실험 및 분석	26
6.1 실험 대상	26
6.2 실험 절차	26
6.3 실험 프로토콜	27
6.4 생체신호로부터 파라미터 추출	28
6.4.1 체온 신호로부터 파라미터 추출	28
6.4.2 심전도 신호로부터 파라미터 추출	29
6.4.3 행동량 신호로부터 파라미터 추출	29
6.4.4 혈압 신호로부터 파라미터 추출	29
6.5 호르몬 양으로부터 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 목표값 도출	29
6.6 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템으로부터 퍼지추론시스템 구축	33
6.6.1 퍼지추론시스템의 생성	34
6.6.2 퍼지추론시스템의 훈련	35
제7장 결과	37
7.1 다중선형회귀를 이용한 분석결과	37
7.2 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 훈련 데이터 집합	37
7.3 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 학습회수 결정	39
7.4 퍼지추론과 Cosinor 분석을 이용한 만성적인 스트레스 평가	42
제8장 결론 및 고찰	47
참고 문헌	49
ABSTRACT	52

그림 차례

그림 2.1 코티솔 호르몬의 구조	4
그림 2.2 스트레스 자극과 코티솔 분비와의 관계	5
그림 3.1 교차상핵	9
그림 3.2 심박변이도 스펙트럼	11
그림 3.3 Cosinor 분석으로부터 도출되는 파라미터	13
그림 5.1 소속함수	18
(a) 삼각형 형태의 소속함수	
(b) Gaussian 분포 형태의 소속함수	
그림 5.2 진리표 그래프	19
그림 5.3 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템 모델의 구조	25
그림 6.1 실험 그림	27
그림 6.2 실험 프로토콜	28
그림 6.3 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 출력 데이터 집합 도출	33
(a) 휴식기 직후에 대한 생체신호 파라미터들의 통합값 도출	
(b) 스트레스기 직후에 대한 생체신호 파라미터들의 통합값 도출	
(c) 회복기 직후에 대한 생체신호 파라미터들의 통합값 도출	
그림 6.4 Gaussian 분포 형태의 소속함수 곡선	35
그림 7.1 (Type I)의 실험에 대한 훈련 데이터 집합	38
(a) 평균 체온	
(b) 평균 심박률	
(c) 심박변이 지수	
(d) 평균 행동량	
(e) 출력 데이터 집합	
그림 7.2 (Type II)의 실험에 대한 훈련 데이터 집합	39
(a) 평균 수축기혈압	

(b) 평균 확장기혈압	
(c) 평균 심박률	
(d) 심박변이 지수	
(e) 평균 체온	
(f) 출력 데이터 집합	
그림 7.3 학습회수에 따른 RMSE의 변화	40
그림 7.4 입력과 출력간의 3차원 평면도	41
(a) X = 평균 체온, Y = 평균 심박률, Z = 출력인 경우	
(b) X = 평균 체온, Y = 심박변이도 지수, Z = 출력인 경우	
(c) X = 평균 체온, Y = 평균 행동량, Z = 출력인 경우	
(d) X = 평균 심박률, Y = 심박변이도 지수, Z = 출력인 경우	
(e) X = 평균 심박률, Y = 평균 행동량, Z = 출력인 경우	
(f) X = 심박변이도 지수, Y = 평균 행동량, Z = 출력인 경우	
그림 7.5 퍼지추론 결과	43
(a) 스트레스 부과 직전	
(b) 스트레스 부과 14일째	
(c) 회복 7일 후	

표 차례

표 3.1 생체리듬의 분류	10
표 6.1 코티솔의 양으로부터 목표값 도출	31
(a) (Type I) 방법의 실험	
(b) (Type II) 방법의 실험	
표 7.1 정량적인 분석결과	45
(a) 퍼지통합 결과와 Cosinor 분석결과간의 상관계수	
(b) 스트레스 정도	
표 7.2 선행연구의 결과	46
(a) 각 파라미터와 Cosinor 분석결과간의 상관계수	
(b) 값 환산 결과	

국 문 요 약

뉴로-퍼지를 이용한 만성적인 스트레스 평가

본 논문에서는 생체신호 파라미터들을 이용해서 만성적인 스트레스를 평가하는 방법을 개발하고자 하였다. Wistar 쥐에게 14일간의 소음 스트레스를 부과하고, 매 시간마다 생체신호를 획득하였다. 생체신호로부터 얻어진 파라미터들을 통합하기 위한 퍼지추론시스템을 구축하기 위해서, 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용하여 퍼지추론시스템의 파라미터들을 결정하였다. 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 훈련 데이터 집합 중 입력 데이터 집합은 생체신호로부터 추출한 파라미터들을, 출력 데이터 집합은 코티솔 호르몬의 생성량을 통해서 추정된 생체신호 파라미터들의 통합값으로 설정하였다. 퍼지추론시스템으로 생체신호 파라미터들을 통합하고, 그 결과를 24시간마다 구분하여 cosinor 분석법을 적용하여 생체리듬의 변화를 관찰하였다. 생체리듬이 깨어진 정도에 의해서 만성적인 스트레스를 평가하였다.

생체신호 파라미터들을 퍼지추론으로 통합하고, 그 결과에서 생체리듬을 분석하여 스트레스 정도를 계산했다. 휴식기의 스트레스 정도를 1이라고 가정하면, 14일간의 소음 스트레스를 받은 후에는 1.37, 7일간의 회복기 후에는 1.47의 스트레스 정도가 나왔다. 즉, 쥐는 14일간의 소음으로 휴식 때보다 37% 증가된 스트레스를 받았고, 7일의 회복기를 통해 스트레스로부터 회복되지 않았다.

본 연구의 결과에 대한 데이터베이스를 구축한다면, 호르몬 데이터 없이 생체신호 파라미터 만으로도 스트레스를 평가하는 것이 가능할 것이다.

핵심되는 말 : 스트레스, 생체신호, 뉴로, 퍼지, 호르몬

제1장 서론

Hans Selye의 정의에 따르면, 스트레스는 신체의 적응을 필요로 하는 위협, 도전 등의 변화에 따른 신체의 비특이성 반응이다[1]. 적정수준의 스트레스는 생활에 활력을 주고 동기를 부여하는 등의 긍정적인 가치를 지닌다. 하지만, 과도한 스트레스가 지속적으로 가해지는 경우에는 질병을 유발할 수 있고, 업무의 효율성과 정확성이 저하된다. 의학보고서에 따르면, 전체 질병의 60~90%가 스트레스와 관련되어 있으며, 성인병의 70%가 스트레스로 인한 것이라고 한다. 이렇게 스트레스는 현대인들의 건강이나 업무에 부정적인 영향을 끼치고 있고, 사회적인 손실을 초래하고 있다. 따라서, 삶의 질을 향상시키고 생산성을 증대시키기 위해서는 스트레스가 적게 유발되는 환경을 조성해야 한다. 이를 위해서는 우선적으로 스트레스의 정량화가 가능해야 하며, 스트레스를 객관적으로 평가할 수 있어야 한다.

스트레스 반응은 자극 호르몬인 아드레날린이나 다른 스트레스 호르몬이 혈중 내로 분비되어 우리 몸을 보호하려고 하는 반응으로, 위협에 대항하여 싸우거나 위협으로부터 멀리 피하기 위한 힘과 에너지를 제공한다. 이러한 인체의 스트레스에 대한 방어기전을 투쟁-도피반응(fight-or-flight response)이라고 한다. 인체는 위협상황이 발생한 것을 감지하면, 그 위협에 대처하려고 한다. 따라서, 심진대사의 속도가 증가하고, 심박동이 빨라지고, 호흡률이 증가하며, 근육이 수축하고, 소화계가 닫히기 시작하고, 혈액의 응고속도가 빨라진다. 위협요소가 사라지면, 그러한 반응들은 정상적으로 되돌아간다. 스트레스에 만성적으로 노출되는 경우에는 인체가 정상상태로 되돌아갈 수 있는 시간이 없기 때문에, 스트레스에 대한 인체의 방어기전에 문제가 생기게 된다. 동맥이 수축된 상태로 있게 되어 혈압이 높아지고, 관상동맥에 응혈이 생긴다. 또한, 스트레스 하에서는 코티솔(cortisol)이나 아드레날린과 같은 호르몬들이 방출되어, 동맥에 장애물들이 더 빨리 생기고 인체의 면역계를 손상시키게 된다. 급성 스트레스보다는 만성적인 스트레스가 인간에게 더 빈번하게 발생하고, 인간의 건강에 더욱 해로운 영향을 끼친다고 한다[2]. 따라서, 본 논문에서는 만성적인 스트레스의 연구에 초점을 맞추었다.

동물을 실험대상으로 하여 반복적으로 스트레스에 노출시키는 실험은 인간의 시상하부, 뇌하수체, 부신피질 시스템에 이상이 있는 경우와 가장 유사한 모델이다. 만성적인 스트레스가 뇌의 생체리듬 활동에 영향을 끼치게 되면 생리적, 내분비적, 행동학적으로 생체리듬에 이상이 생긴다. 따라서, 만성적인 스트레스와 생체리듬의 교란 사이에는 밀접한 관계가 있다. 기존에 나온 연구에서 만성적인 스트레스에 노출되는 동안, 혹은 노출된 직후에 생체리듬에 이상이 발생하는 결과가 나왔다[2]. 동물의 경우, 생체리듬을 관장하는 시간 조절 시스템에 이상이 생기는 것은 스트레스를 받고 있음을 나타내는 유용한 지표이다[3][4].

Takeuchi 등의 연구에서는 만성적인 소음 스트레스 동안에 심박변이도에서 나타난 생체리듬의 변화를 관찰하였다. 그 연구에서는 Wistar 쥐를 14일 동안 만성적인 초음파 스트레스에 노출시키고, 매 시간마다 생체신호를 획득하였다. 그 신호들로부터 심박률, 심박변이도의 지수, 체온 등의 파라미터들을 계산하고, 각각의 파라미터들을 sine 곡선에 회귀시켰다. 그리고, 회귀된 sine 곡선과 원래의 파라미터들간의 상관계수를 통하여 생체리듬의 변화를 관찰하였다. 심박변이도 지수의 경우에는 스트레스기에 얻어진 상관계수가 휴식기에 얻어진 상관계수보다 감소하여, 스트레스를 받는 동안에 생체리듬이 깨졌음이 나타났다. 이러한 현상은 다른 두 가지 생리변수들에서는 나타나지 않았으므로, 심박변이도 지수를 통해 만성적인 스트레스를 평가할 수 있음을 보여주었다[5].

현재 여러 가지 생체신호들을 동시에 획득할 수 있는 장비들이 많이 나와 있기 때문에, 다수개의 신호들을 획득하는 것은 용이하다. 하지만, 획득한 신호들을 포괄적이고 종합적으로 분석하는 방법은 널리 사용된 것이 없다[6]. 통계적 회귀모델은 임상 자료 분석에서 가장 흔히 사용되는 방법 중의 하나이다. 회귀 모델은 자료의 선형성, 부가성 그리고 정규 분포라는 기본 가정을 전제로 하는데, 의학 분야에서 대부분의 생물학적 자료는 비선형적이고 정규 분포를 따르지 않는다. 통계 모델의 기본 가정은 실제의 생물학적 자료에는 맞지 않으므로, 새로운 분석기법의 도입이 필요하다.

대부분 실제의 동적인 시스템은 비선형적이며, 종종 불확실한 요소를 가지는 시변형이므로, 이들 시스템에 대해 정확한 수학적 모델을 얻는 것은 매우 어렵

다. 비선형적이고 불확실하며 애매한 조건하에서 제어되는 시스템에 효과적인 것이 퍼지-뉴로 시스템이다. 퍼지이론과 신경회로망 이론은 인간의 지능을 인위적으로 구현한 인공지능 방법이다. 인간의 능력은 대표적으로 “학습”과 “추론”으로 이루어진다. 그 두 가지 능력 중에서 추론, 즉 의사결정 능력에 주안점을 두어 전개한 이론이 퍼지이론이고, 퍼지시스템은 변수들 사이의 정량적인 상관관계가 명확하게 규명되지는 않지만 경험적으로 또는 정성적으로 그 상관관계가 밝혀져 있는 시스템에 효과적이다. 반면에, 학습능력에 초점을 맞추어 전개해나가는 이론이 신경회로망 이론이며, 뉴로시스템은 실험 또는 경험에 의한 데이터를 학습하여 데이터들의 상관관계를 스스로 정립하고자 할 때에 효과적이다. 최근에는 공학적인 문제의 해결을 위해 퍼지시스템과 뉴로시스템을 결합하여 활용하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 뉴로시스템의 신경망 훈련 기법은 퍼지시스템에 실험적 혹은 경험적인 정보를 삽입할 수 있도록 한다. 전문적이고 경험적인 정보가 사용될 수 있으면, 퍼지시스템의 유용성이 강화될 수 있다.

선행연구에서는 심박변이도 지수가 만성적인 스트레스를 평가하기 위한 도구로 사용될 수 있다는 결과가 나왔다. 그런데, 스트레스 반응은 생체의 통합적인 작용에 의해 일어나는 복잡한 기전이기 때문에, 단일한 파라미터에 의한 스트레스의 정량화는 정확성과 신뢰도를 확보하기가 어렵다. 따라서, 다양한 생체신호 파라미터들을 종합적으로 분석하는 것이 필요하다. 아직까지 수치화 된 스트레스 지표 중에는 신뢰할만한 것이 없지만, 스트레스를 나타내는 가장 신뢰할만한 신호는 호르몬의 변화이다. 선행연구에서는 호르몬 데이터를 실험적으로 발생시킨 소음이 쥐에게 유의한 스트레스로 작용했는지를 확인하기 위한 용도로만 사용하였는데, 다른 연구에서는 호르몬을 스트레스에 대한 객관적인 지표로 이용한 사례도 있다 [7]. 그러나, 스트레스 연구에 호르몬 분석방법을 이용하기 위해서는 관혈적으로 혈액을 채취해야 한다는 문제점이 있다.

본 연구에서는 생체신호로부터 추출한 파라미터들과 호르몬의 양을 통해 추정해낸 스트레스 정도에 대한 생체신호 파라미터들의 수치를 뉴로-퍼지 방법으로 분석, 비교하여 생체신호 파라미터들만으로 만성적인 스트레스를 평가하는 기법을 제안하고자 한다.

제2장 스트레스에 대한 인체의 방어기전

외부환경의 변화로부터 건강과 생명을 유지하기 위해서 인체는 적절한 반응을 보인다. 스트레스를 받으면, 생리변수들이 크게 변화하는 것을 막기 위해 설계되어 있는 인체의 기전이 작동된다. 여기서는 스트레스, 즉 외부환경의 변화 중에서 특히 인체에 해로운 자극들에 대해 나타나는 전형적인 반응에 대해서 설명한다.

스트레스를 받으면 부신피질에서 분비되는 글루코코티코이드 호르몬인 코티솔의 분비가 증가된다(그림 2.1 참조). 생리학자들에게 있어서 스트레스는 코티솔의 분비량을 증가시키는 것을 의미한다. 스트레스를 받으면 교감신경계의 활동이 증가되어, 부신수질로부터 분비되는 호르몬인 에피네프린의 방출도 증가된다.

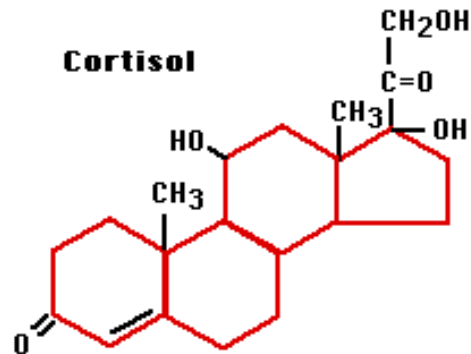


그림 2.1 코티솔 호르몬의 구조

그림 2.2에 스트레스 자극과 코티솔 분비와의 관계를 나타내었다. 스트레스로 인한 코티솔 분비의 증가는 주로 시상하부와 뇌하수체 전엽에 의해 조정된다. 특정한 스트레스에 반응하는 신경계의 부분으로부터 시상하부로 들어가는 신경입력은 부신피질자극호르몬 방출호르몬(Corticotropin Releasing Hormone)의 분비를

자극한다. 이 호르몬은 시상하부-뇌하수체 문맥에 의해 뇌하수체 전엽으로 운반되고, 부신피질자극호르몬의 방출을 자극한다. 부신피질자극호르몬은 차례로 부신피질로 순환하면서 코티솔의 분비를 자극한다[8].

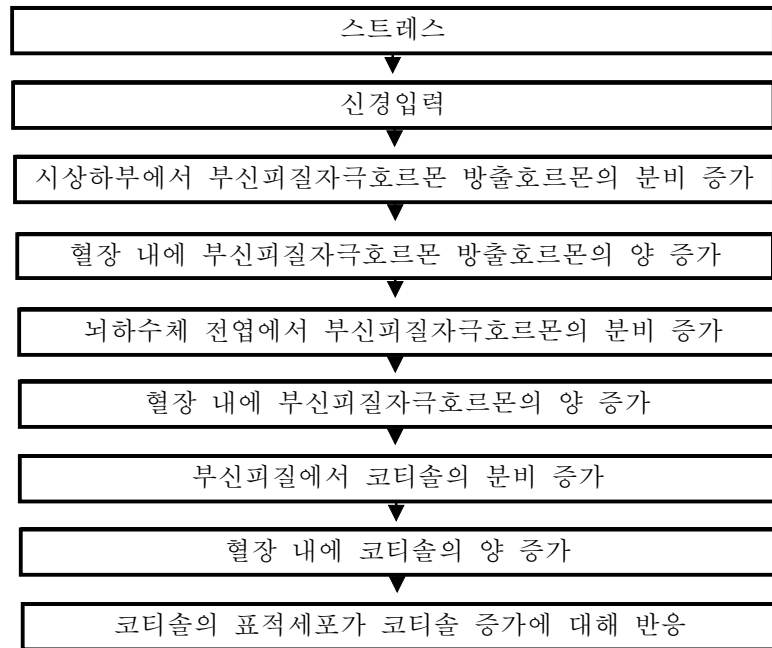


그림 2.2 스트레스 자극과 코티솔 분비와의 관계

2.1 스트레스 상태에서 코티솔의 기능

스트레스 동안에 코티솔의 농도가 증가하면, 유기체의 물질대사가 에너지원을 모으는 방향으로 일어나게 된다. 즉, 혈장의 아미노산, 포도당, 글리세롤, 자유 지방산 등의 농도가 증가하게 된다. 이러한 영향은 스트레스 상태에 이상적으로 대항하도록 맞추어져 있다. 첫째로, 위협에 직면한 동물들의 경우 대개 음식을 먹는 행위를 우선적으로 하게 되는데, 이러한 물질대사의 변화는 절식을 하는 동안에 생존을 위해서 절대적으로 필요하다. 둘째로, 축적되어 있던 생체단백질의 이화작

용에 의해 유리되는 아미노산은 당 생성작용에 의해 포도당의 재료를 제공하고, 상처를 입었을 경우에 세포재생을 돕기 위한 아미노산의 구성요소가 된다.

스트레스 동안에 코티솔은 혈관의 반응을 증대시켜서 혈관의 평활근이 노르에피네프린과 같은 자극에 대해 반응하여 수축하는 능력을 증가시킨다. 코티솔이 불충분한 환자가 스트레스를 받으면 체내의 전체적인 말초저항이 급격하게 저하되어 저혈압증이 나타나게 된다.

부신피질자극호르몬-코티솔 시스템에 관해 한가지 더 주목할 사항은 부신피질자극호르몬은 코티솔의 분비를 자극하는 것과는 독립적으로, 학습과 기억을 촉진하는 펩티드 중의 하나라는 점이다. 따라서, 심리적 혹은 사회적 스트레스로 인해 부신피질자극호르몬의 분비가 증가되는 것은 스트레스에 대한 적절한 반응을 기억하게 하여, 스트레스에 대처하는 것을 도울 것이다[8].

2.2 스트레스 상태에서 교감신경계의 기능

스트레스 동안에 교감신경계의 활성화를 투쟁-도피반응이라고 부른다. 스트레스 상태에서 교감신경계 활동의 증가로 인한 영향들은 다음과 같다[8].

- (1) 간과 근육의 글리코겐 분해가 증가하여, 포도당 생성이 촉진된다.
- (2) 지방조직에 있는 triacylglycerol의 분해가 증가되어, 당 생성작용을 위한 글리세롤과 산화를 위한 지방산이 공급된다.
- (3) 골격근의 피로가 감소한다.
- (4) 심장의 수축성과 심박률이 증가하고, 심박출량도 증가한다.
- (5) 내장으로 흐르던 혈액이 골격근으로 흐르게 된다.

2.3 스트레스 동안에 방출되는 다른 호르몬들

스트레스 동안에 방출되는 다른 호르몬들에는 알도스테론, 바소프레신, 성장 호르몬, 글루카곤, β -엔도르핀 등이 있다. 스트레스를 받으면 인슐린의 분비는 대개 감소한다. 바소프레신과 알도스테론의 증가는 체내에 있는 수분과 염분이 분비되는 것을 중지시키는데, 그것은 출혈이나 땀으로 인한 손실에 대비한 중요한 적응 현상이다. 바소프레신은 부신피질자극호르몬의 분비를 자극하고, 학습에 영향을 미친다. 스트레스 동안에 여러 가지 호르몬들의 변화로 인한 종합적인 영향은 에너지의 저장을 준비하는 것이다. 스트레스에 대한 β -엔도르핀의 역할은 아직 불분명하다.

지금까지 열거한 호르몬들 외에도, 현재까지 알려져 있는 대부분의 호르몬들이 스트레스를 받는 경우에 분비량이 변화한다. 예를 들어, 황체자극호르몬과 갑상선 호르몬의 분비는 증가하고, 뇌하수체 성선자극호르몬과 성 스테로이드들의 분비는 감소한다[8].

제3장 시간생물학적 분석방법

시간생물학은 생체리듬과 그 리듬을 생성하는 생체시계의 메커니즘에 대해서 연구하는 학문이다[9]. 사람을 포함한 거의 모든 동물들의 체내에는 생체시계가 있어서, 행동학적, 생리학적 과정의 대부분이 하루를 주기로 하는 생체리듬이 발생한다.

3.1 생체시계

생명체의 체온, 심장박동, 수면-각성 주기, 대사활동, 생식활동, 행동 등의 현상은 하루를 통하여 여러 가지 변동을 나타낸다. 동물에 있어서는 주행성, 야행성이라는 일주성이 널리 알려져 있으며, 식물의 경우에는 잎의 주야운동이 일찍부터 알려져 있다. 이러한 일주성은 암실과 같이 주야의 변화가 없는 실험조건에서도 지속되므로, 그 원인은 생체 내에 존재한다고 생각된다. 이렇게 반복되는 주기, 즉 생체리듬을 만들어내고 조정하는 유기체 내의 메커니즘을 생체시계라고 한다 [2][10][11][12].

뇌의 본질적인 기능 중의 하나는 생체내부의 환경을 조절하고, 내부의 기관이나 시스템에 외부 환경이 미치는 영향을 중재하는 역할을 하는 것이다. 시상하부는 생체의 항상성과 생체 내부 활동의 통합을 관장하는 뇌의 최상위 구조이다. 시상하부의 위치는 뇌의 아래 부분이면서 뇌하수체의 위 부분이기 때문에, 하부의 자율신경계와 내분비계를 통제하고 전뇌의 상위 부분에 의해 제어되기에 이상적인 곳에 위치해 있다[13].

포유류와 같은 고등동물의 경우, 중추가 되는 생체시계는 뇌의 시상하부에 위치한 교차상핵(suprachiasmatic nucleus)에 있는 것으로 알려져 있다(그림 3.1 참조). 망막의 빛 수용체로부터 교차상핵으로 이르는 통로인 retinohypothalamic tract를 통해, 교차상핵은 빛 수용체로부터 생체리듬에 대한 정보를 얻는다. 그리고, 시상하부 뒤에 위치한 송과선(pineal gland)에서 분비되는 수면조절 호르몬인

멜라토닌(melatonin)을 통하여 일주기성 정보를 처리하여, 약 24시간을 주기로 하는 생체시계를 조절한다. 빛의 양은 송과선으로부터 방출되어 혈액으로 분비될 멜라토닌의 양을 결정한다. 빛의 양이 증가하면 멜라토닌의 분비가 억제되고, 밤에는 멜라토닌의 분비가 촉진된다. 만일 송과선에서 적정량의 멜라토닌이 분비되지 않으면, 잠이 들지 않게 된다. 빛이 없어져도 멜라토닌은 주기적으로 분비되지만, 교차상핵이 손상되는 경우에는 생체리듬, 특히 호르몬과 행동이 완전히 사라진다 [2][10][11][12].

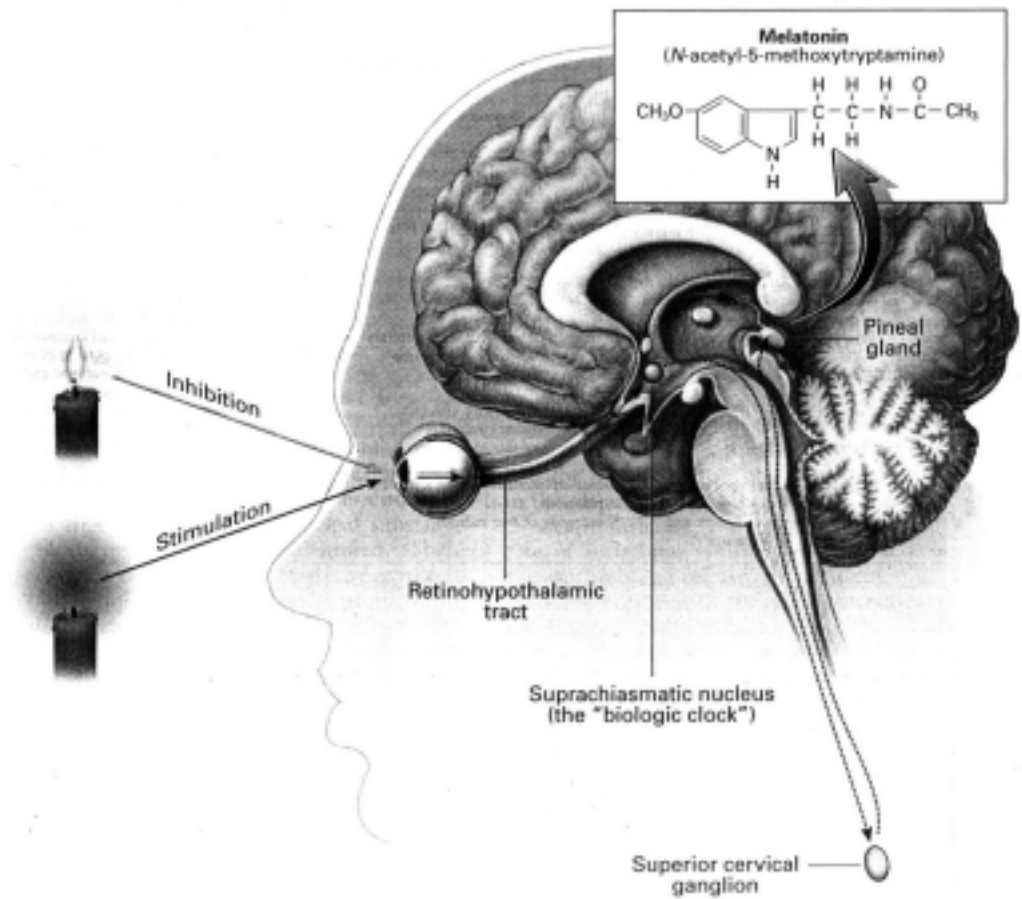


그림 3.1 교차상핵

3.2 생체리듬

생체리듬은 유기체의 생리학적 과정이나 행동학적 기능에서 일정한 간격을 두고 반복적으로 나타나는 주기적인 변화로 정의된다. 생체리듬은 다양한 기준에 의해 분류할 수 있는데, 표 3.1에서는 주기의 길이에 따라 생체리듬을 분류하였다. 주기가 24시간 정도인 생체리듬을 일주기 리듬(circadian rhythm)이라고 한다. 그리고, 주기가 20시간 이하인 생체리듬을 ultradian, 28시간 이상인 생체리듬을 infradian이라고 한다[9][14].

표 3.1 생체리듬의 분류

생체리듬	주기
Ultradian	< 20 시간
Circadian	24 ± 4 시간
dian	24 ± 2 시간
Infradian	> 28 시간
circaseptan	7 ± 3 일
circadiseptan	14 ± 3 일
circavigintan	21 ± 3 일
circatrigintan	30 ± 5 일
circannual	1 년 \pm 2 개월

사람을 포함한 거의 모든 동물들에게서 행동학적, 생리학적 과정의 대부분은 하루를 주기로 계획된다. 포유류의 일주기 시스템 중에서 가장 중요한 감지기는 시각이다. 왜냐하면, 대부분의 유기체에 있어서 가장 중요한 시간적 자극은 밝음과 어두움의 일주기로부터 오기 때문이다[15].

3.3 1/f 변동

스펙트럼의 power는 $1/f^\beta$ power 법칙에 따라 주파수 f 에 역비례한다. 이러한 경향은 거의 모든 생체신호의 스펙트럼에서 나타나는 특성이다. 스펙트럼을 log-log 눈금으로 그리면, $1/f$ 변동이 기울기 $-\beta$ 인 직선으로 나타난다. 전형적으로, 혈압과 심박수의 log-log 스펙트럼은 0.02Hz 이하의 주파수에서 그러한 선형적 경향을 보이고, β 값은 저주파 대역에서의 회귀선을 계산함에 의해 쉽게 구할 수 있다. 지수 β 의 값은 급성 심근경색이나 심장 이식 시에는 변한다[16][17]. 생물학적 시스템에서 발견된 $1/f$ 변동은 생물체의 생명을 유지하는 데에 결정적인 역할을 하는 것으로 보인다[18]. 그림 3.2는 log-log 눈금으로 나타낸 심박변이도의 스펙트럼이다. 그 그림에서 주파수가 0.01~1Hz인 범위를 선형회귀해서 구한 기울기가 심박변이 지수(β)이다. 주파수 범위를 0.01~1Hz로 설정한 이유는 심박변이도 스펙트럼의 호흡성분이 심박변이 지수의 계산에 방해가 되지 않도록 하기 위해서였다[5].

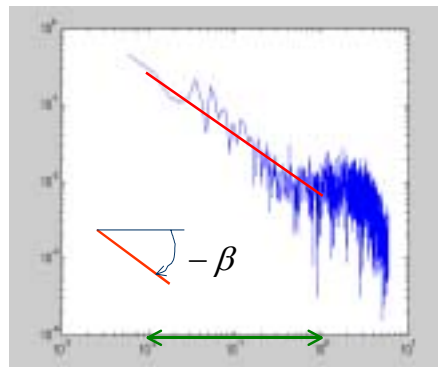


그림 3.2 심박변이도 스펙트럼

3.4 Cosinor 분석

Cosinor 분석은 주기를 알고 있는 시계열 데이터를 cosine 함수에 회귀하는 통계적 방법이다. 이 방법은 생체에 리듬이 존재함을 객관적으로 입증할 때에 사용한다. Cosinor 분석이 삼각법 피연산 함수 cosine을 사용하는 이유는 cosine의 경우 0°가 리듬의 기준시간에 대응되기 때문이다. 일주기 리듬을 분석하는 경우에, 기준시간은 자정이다. Cosinor 분석에는 Single Cosinor 방법과 Population-Mean Cosinor 방법의 두 가지가 있다. Single Cosinor는 하나의 대상 혹은 하나의 집단에 관한 단일한 시계열을 분석하는 것이고, Population-Mean Cosinor 방법은 주어진 집단의 몇몇 대상에 대해 Single Cosinor 분석을 하여 얻은 리듬 관련 데이터들을 요약하는 것이다[14]. Cosinor 분석은 식 3-1의 방정식을 Root Mean Square Error(RMSE)가 최소가 되도록 실험으로 얻은 데이터에 근사한다[17][19].

$$C(t) = Mesor + A * \cos\left(\frac{2\pi(t - Acrophase)}{P}\right) \quad (3-1)$$

여기서 Mesor는 Midline Estimating Statistic of Rhythms의 두문자어로서, 진동의 평균값을 뜻한다. A는 진폭으로, 전체 진동의 절반이다. P는 한 주기에 소요되는 시간인데, 일주기 리듬을 분석하는 경우에는 24시간이다. Acrophase는 cosine 함수가 최대가 되는 시각인데, 조명상태의 변화와 동시성을 가진다 [5][9][17]. 즉, 주행성인 경우에는 밝을 때에 cosine 함수가 높은 정도의 값을 나타내고, 야행성인 경우에는 어두울 때에 cosine 함수가 높은 정도의 값을 나타낸다 [2]. 그림 3.3에 Cosinor 분석으로부터 도출되는 파라미터들을 나타내었다.

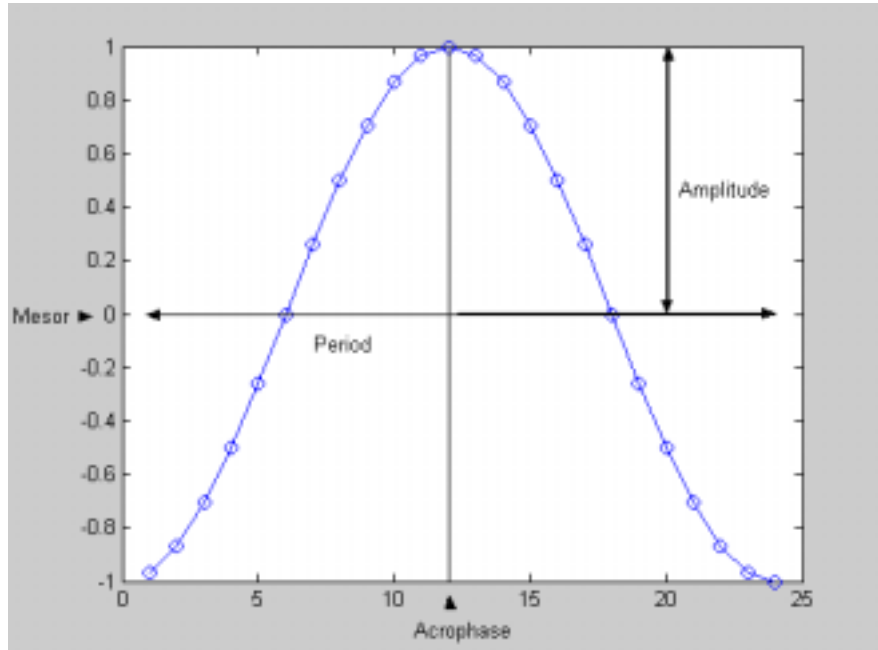


그림 3.3 Cosinor 분석으로부터 도출되는 파라미터

제4장 통계학적 기법

4장에서는 본 연구에서 다른 통계학적 기법에 대해서 설명한다. 1절에서는 두 변량 사이의 상관관계의 정도를 나타내는 척도인 상관계수에 대해서 다룬다. 2절에서는 한 변수와 또 다른 하나 이상의 변수들 간의 연관관계를 적절한 함수식으로 표현하여 자료분석을 간편하게 하는 통계기법인 다중선형회귀에 대해서 다룬다.

4.1 상관계수

상관계수 r 은 공분산을 정규화 시킨 값이고, 식 4-1로 정의된다.

$$r = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_X)(Y_i - \mu_Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (4-1)$$
$$|r| \leq 1$$

- μ_X, μ_Y : X, Y 각각의 평균값
- σ_X, σ_Y : X, Y 각각의 표준편차

상관계수는 두 변량 X와 Y 사이의 상관관계의 정도를 나타내는 척도이다. 두 변량 사이에 상관관계가 전혀 없을 때에는 $r = 0$ 이다. $r = 1$ 이거나 $r = -1$ 이면 두 변량은 완전상관 혹은 선형적으로 상관이라고 한다. $r > 0$ 이면 두 변량 사이에 양의 상관관계가, $r < 0$ 이면 두 변량 사이에 음의 상관관계가 있는 것이다[20].

생체리듬의 변화를 통해서 만성적인 스트레스를 평가하는 경우에는, 24시간을 기준으로 하여 실험으로 획득해서 얻은 생체신호 파라미터와 그 지표의 값들을 Cosinor 분석을 통해 구한 cosine 함수와의 상관계수를 구한다. 휴식상태에서는 생체리듬이 뚜렷하게 나타나므로, 상관계수값이 크게 나온다. 반면, 만성적인 스트레스에 노출되면 생체리듬에 교란이 일어나므로, 상관계수값이 작아진다.

4.2 다중선형회귀

회귀분석은 자료에 포함된 한 변수와 또 다른 하나 이상의 변수들간의 연관관계를 적절한 함수식으로 표현하여 자료분석을 간편하게 하는 통계기법이다. 회귀모형으로는 직선을 사용하는 선형회귀모형을 선호한다. 왜냐하면, 여러 가지 함수형태 중에서 직선이 가장 단순하여 다루기가 쉽고, 어떤 함수의 형태이든 주어진 독립변수 x 가 속한 구간이 작을 때에는 직선으로 근사하게 나타낼 수 있기 때문이다. 이론적으로, X 와 Y 의 결합분포가 이변량(bivariate) 정규분포를 따른다면 Y 의 조건부 기대치 $E(Y|x)$ 는 x 의 선형함수, 즉 직선이 된다. 실제로 많은 경우가 이에 해당되므로 특별한 이론적 반증이 없을 때에는 선형회귀모형을 사용하는 데 큰 무리가 없다.

다중선형회귀모형은 설명변수가 두개 이상인 경우를 말하며, 식 4-2로 표현된다.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon_i \quad (4-2)$$

- y_i : 반응변수, 종속변수
- x_i : 독립변수, 설명변수, 추측변수, 조절변수, 요인
- β_k : 회귀계수 (자료분석을 통해 추정하는 상수)
- ε_i : 오차 항 (평균이 0이고 표준편차가 σ 인 정규분포로 가정함.)

회귀계수를 추정하는 방법에는 두 가지가 있다. 정규분포에 대한 가정이 없는 최소제곱법(Least Square Method)을 이용한 방법과 정규성이 가미된 MLE(Maximum Likelihood Estimator)에 의한 방법이다. 본 연구에서는 정규분포에 대한 가정이 없는 최소제곱법을 이용하였다. 각 데이터 점의 좌표와 직선을 이용한 추정점과의 차이를 제공해서 모두 더하면, 직선과 데이터 점들이 얼마나 떨어져 있는지를 보는 판단기준이 된다. 직선상의 점들과 실제 관측된 값과의 차이를 잔차(residual)라고 하고, 잔차의 제곱합이 최소가 되는 직선이 가장 좋은 회귀 직선이다.

다중선형회귀 모형의 적합성 검토는 추정된 회귀모형이 주어진 데이터들을 얼마나 잘 설명하도록 추정되었는지 통계적 모형의 유의성을 살펴보는 것이다. 결정계수 R^2 는 총 변동을 설명하는 데 있어서 회귀선에 의하여 설명되는 변동이 기여하는 비율을 말하고, 식 4-3으로 계산된다. 결정계수는 0과 1 사이의 값을 갖는데, 회귀선이 적합한 경우에는 결정계수의 값이 1에 근접하게 된다.

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}$$

$$0 \leq R^2 \leq 1 \quad (4-3)$$

- SST : 총 변동, 전체 제곱 합
- SSR : 회귀모형에 의해 설명되어지는 변동
- SSE : 회귀모형에 의해 설명되지 않는 변동

독립변수의 개수가 늘어나면, 늘어난 변수가 유의하지 않더라도 결정계수의 값은 커지게 된다. 이것을 보상하기 위하여, 식 4-4와 같이 결정계수를 자유도에 따라 조절한 값을 사용한다.

$$R^2(\text{조정}) = 1 - \frac{\frac{SSE}{n-p}}{\frac{SST}{n-1}}$$

$$(4-4)$$

- p : 회귀계수의 개수

제5장 뉴로-퍼지 기법

퍼지시스템은 변수들 사이의 정량적인 상관관계가 명확하게 규명되지 않는지만 그 상관관계가 경험적으로 또는 정성적으로 어느 정도 밝혀져 있는 시스템에 효과적이다. 반면에, 뉴로시스템은 실험 또는 경험에 의한 데이터를 학습하여 데이터들의 상관관계를 스스로 정립하고자 할 때에 효과적이다. 최근에는 퍼지시스템과 뉴로시스템을 결합하여 활용하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 뉴로시스템의 신경망 훈련 기법은 퍼지시스템에 경험적인 정보를 삽입할 수 있도록 하는데, 전문적이고 경험적인 정보가 사용될 수 있으면 퍼지시스템의 유용성이 강화될 수 있다.

5.1 퍼지논리

5.1.1 퍼지집합

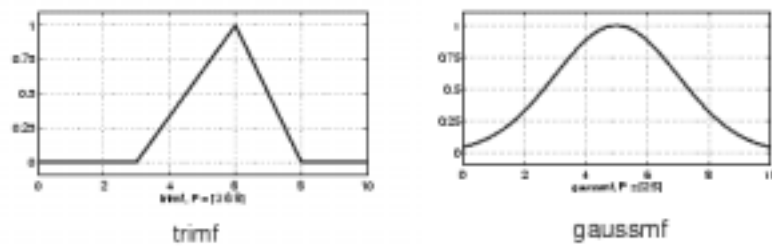
퍼지논리는 퍼지집합의 개념으로부터 출발한다. 집합에는 보통집합과 퍼지집합이 있다. 보통집합은 주어진 원소를 완전히 포함하거나 포함하지 않는다는 참/거짓으로 양분된 논리를 다룬다. 반면, 퍼지집합은 경계가 명확하게 정의되지 않은 집합이다.

퍼지논리에서 각 명제의 진위여부는 정도의 문제이다. 퍼지논리에서의 추론은 참/거짓의 부울논리를 일반화킨다. 완전한 “참”에 수치 1을 부여하고 완전한 “거짓”에 수치 0을 부여하면, 퍼지논리는 0과 1 사이의 모든 실수값을 허용한다.

5.1.2 소속함수

소속함수는 입력공간의 각 점들이 어떻게 0과 1 사이의 소속값 혹은 소속정도에 사상하는가를 정의하는 곡선이다. 삼각형 형태의 소속함수와 Gaussian 분포 형

태의 소속함수가 가장 일반적으로 사용된다(그림 5.1 참조). 퍼지집합은 애매한 개념들을 기술하고, 집합에 부분적으로 소속되는 경우도 있다. 어떤 대상이 퍼지집합에 속하는지는 0과 1 사이의 소속값으로 표시되며, 주어진 퍼지집합과 관계된 소속함수는 입력값을 적절한 소속값에 대응시킨다.



(a)

(b)

그림 5.1 소속함수

(a) 삼각형 형태의 소속함수 (b) Gaussian 분포 형태의 소속함수

5.1.3 논리 연산자

A와 B가 (0,1)의 범위로 제한된 경우에 A AND B 문장의 진리표로 나온 결과를 유지하기 위해서는, 함수 $\min(A,B)$ 를 이용한다. 또, A OR B는 $\max(A,B)$ 와 동가이고, NOT A 연산은 $1-A$ 와 동가이다, 그림 5.2에 부울논리와 퍼지논리에서의 각 연산에 대한 진리표 그래프를 나타냈다[21].

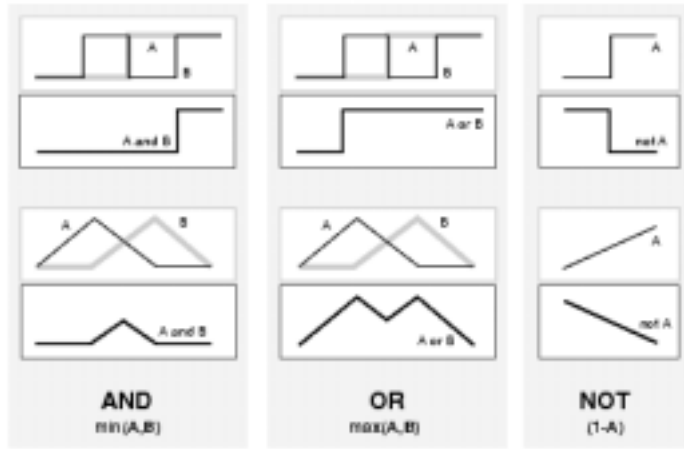


그림 5.2 진리표 그래프

5.1.4 If-then 규칙

퍼지집합과 퍼지연산자들은 퍼지논리의 주어와 동사이다. 이러한 if-then 규칙들은 퍼지논리를 구성하는 조건문들을 체계화하는 데에 사용된다. 퍼지 if-then 규칙은 식 5-1과 같은 형태이다.

$$\text{If } X \text{ is } A, \text{ then } Y \text{ is } B. \quad (5-1)$$

- A, B : 각각 X와 Y의 범위에서 퍼지집합에 의해 정의된 언어 변수들
- if 부분 : 조건부
- then 부분 : 결론부

If-then 규칙들의 집합을 실행하는 절차를 퍼지추론이라고 하고, 알고리즘은 다음의 5단계로 진행된다.

- (1) 언어변수들의 퍼지집합 형태를 결정한다.
- (2) 조건부의 언어변수들에 관해 퍼지연산자를 적용한다.
- (3) 함의 연산자를 적용하여, 각 규칙들에 관한 관계식을 출력한다.
- (4) 출력을 통합한다.
- (5) 출력을 비퍼지화한다.

5.2 퍼지추론시스템

퍼지추론은 퍼지논리를 이용하여 주어진 입력으로부터 출력으로 가는 사상을 체계적으로 만드는 과정이다. 그 사상은 어떠한 결정이 내려질 수 있는지, 혹은 어떠한 패턴이 구별될 수 있는지에 대한 토대가 된다. 퍼지추론 과정은 앞에서 설명된 소속함수, 퍼지논리 연산자, if-then 규칙 모두와 관련되어 있다.

퍼지추론시스템(FIS : Fuzzy Inference System)은 자동제어, 데이터 분류, 의사결정 분석, 전문가 시스템, 컴퓨터 시각 등의 분야에 성공적으로 응용되어 왔다. 퍼지추론시스템은 여러 전문분야에 걸쳐 있다는 특성 때문에, 퍼지규칙기반 시스템, 퍼지 전문가 시스템, 퍼지 모델링, 퍼지 결합 메모리, 퍼지 논리 컨트롤러, 퍼지 시스템 등의 다양한 이름으로 불린다.

퍼지추론시스템에는 Mamdani 형태와 Sugeno 형태의 두 가지 종류가 있다. Mamdani 형태의 추론은 출력소속함수가 퍼지집합이다. 출력을 통합하는 과정 후에, 각 출력변수에 대해 비퍼지화를 해야하는 퍼지집합이 생긴다. 반면, Sugeno 형태의 추론의 경우에는 출력소속함수가 선형적이거나 상수형태로 제한된다.

5.2.1 Sugeno 형태의 퍼지추론

Sugeno 모델은 복잡하고 고차원적인 문제의 해결을 용이하게 하기 위하여, Mamdani 모델에서 요구되는 규칙의 개수를 줄이기 위한 목적에서 생겼다. Sugeno 모델은 입력을 퍼지화하고 퍼지연산자를 적용하는 퍼지추론 과정의 처음

두 부분은 Mamdani 방법과 동일하지만, Mamdani 모델의 결론부에서의 퍼지집합을 입력변수들의 선형방정식으로 교체한다. Sugeno 모델에서는 출력소속함수로 하나의 spike를 사용하는데, 그것을 singleton 출력소속함수라고 한다. Singleton 출력소속함수의 사용은 Mamdani 방법이 요구하는 계산을 크게 단순화시켜서 비퍼지화 과정의 효율성을 증대시킨다.

Sugeno 시스템은 Mamdani 시스템보다 간결하고 계산상 효율적이다. 따라서, 퍼지모델을 구축하는 적응형 기법으로 사용되어지는 것은 Sugeno 시스템이다. 적응형 기법들은 소속함수들을 조절하여, 퍼지시스템이 데이터를 가장 잘 나타내도록 한다.

5.2.2 Mamdani 형태와 Sugeno 형태의 퍼지추론 비교

Sugeno 방법과 Mamdani 방법은 각기 다음과 같은 장점을 가지고 있다[21].

Sugeno 방법의 장점

- (1) 계산이 효율적이다.
- (2) 선형적 기법에 잘 적용된다.
- (3) 최적화 혹은 적응형 기법에 잘 적용된다.
- (4) 출력평면이 연속적이다.
- (5) 수학적 분석에 잘 맞는다.

Mamdani 방법의 장점

- (1) 직관적이다.
- (2) 널리 사용된다.
- (3) 인간으로부터의 입력에 잘 맞는다.

5.3 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템

퍼지추론시스템의 기본구조는 입력특성을 입력소속함수로 나타내고, 입력소속함수를 규칙으로 나타내고, 규칙들을 출력특성의 집합으로 나타내고, 출력특성을 출력소속함수로 나타내고, 출력소속함수를 단일한 값의 출력 혹은 출력과 관계된 결정으로 내는 모델이다. 퍼지추론시스템에서 소속함수들은 고정되어 있거나 임의로 선택된다. 또한, 퍼지추론은 사용자가 모델을 구성하는 변수들의 특성을 해석하여 규칙구조가 이미 결정되어 있는 모델링 시스템들에만 적용한다. 반면, 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)은 퍼지추론기법을 데이터 모델링에 적용한다. 소속함수의 모양은 파라미터들에 의해 바뀌고, 그 파라미터들을 바꿈에 의해 소속함수의 모양은 바뀔 것이다. 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용하여 입/출력 데이터에 맞추어서 자동적으로 소속함수의 파라미터를 결정할 수 있다[21].

5.3.1 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 통한 모델 학습과 추론

뉴로-적응형 학습기법은 주어진 입/출력 데이터를 가장 근접하게 나타낼 수 있는 퍼지추론시스템을 가능하게 하는 소속함수 파라미터를 계산하기 위하여, 데이터 집합에 관한 정보를 학습하기 위한 퍼지 모델링 방식을 제공하는 방법이다. 이러한 학습방법은 신경망 기법과 유사하다. 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용하여 주어진 입/출력 데이터 집합에 대해 소속함수 파라미터들이 조정된 퍼지추론시스템을 구축할 수 있다. 즉, 퍼지시스템이 모델링 하고자 하는 데이터로부터 학습된다.

입력을 입력소속함수 및 입력소속함수 파라미터로, 출력소속함수와 출력소속함수 파라미터를 출력으로 나타내는 망 형태의 구조는 입/출력 함수를 해석하는 데에 사용될 수 있다. 소속함수와 관련된 파라미터들은 학습과정을 통해 변한다. 파라미터의 계산은 기울기 벡터에 의해 쉽게 이루어지는데, 기울기 벡터는 퍼지추론시스템이 주어진 파라미터 집합에 대한 입/출력 데이터를 얼마나 잘 모델링 하는지에 대한 척도이다. 기울기 벡터가 얻어지면, 최적화 작업을 이용하여 실제 출력

과 기대되는 출력간의 오차를 줄이도록 파라미터들을 조정하게 된다.

5.3.2 모델 확인

적응형 뉴로-퍼지 추론시스템에 이용되는 모델링 방법은 일반적인 시스템 식별방법과 유사하다. 시스템 식별 작업은 경험적인 데이터에 근거하여 동적 시스템에 관한 수학적인 모형을 구축하는 데 있다. 파라미터화 된 모델구조를 가정하고, 훈련을 위해 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템에 이용이 가능한 형태로 입출력 데이터를 수집한다. 그런 후에, 주어진 오차의 척도에 따라 소속함수 파라미터들을 변형시켜서 훈련 데이터에 따른 퍼지추론시스템 모델을 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템으로 학습시킨다. 일반적으로, 이러한 형태의 모델링은 훈련 데이터가 모델링하고자 하는 데이터의 특성을 잘 대표하는 경우에는 잘 적용된다. 하지만, 데이터에 잡음이 많이 섞인 경우에는 훈련 데이터가 모델을 잘 표현하지 못하므로, 모델을 확인해보는 과정이 필요하다.

모델 확인은 퍼지추론시스템 모델이 대응되는 데이터 집합 출력값들을 얼마나 잘 예측하는지를 보기 위하여, 훈련되지 않은 퍼지추론시스템의 입출력 데이터 집합으로부터 입력벡터들이 훈련된 퍼지추론시스템 모델에 제시되는 과정이다. 그러한 확인 데이터 집합을 검사 데이터 집합이라고 하고, 이 집합은 모델이 데이터를 과적합하는 것을 조절하기 위해 사용된다. 검사 데이터가 훈련 데이터와 제시되면, 퍼지추론시스템 모델은 검사 데이터 모델의 오차가 최소가 되도록 파라미터들을 선택한다.

적응형 기법들을 사용하여 구축된 모델들의 모델 확인에 있어서의 문제점은 선택되는 데이터 집합이 훈련된 모델이 모방하고자 하는 데이터이면서 또한 훈련 데이터로부터 충분히 구별되어서 확인 과정을 무의미하게 만들지 않아야 한다는 점이다. 많은 양의 데이터를 수집하였다면, 그 데이터들이 모든 대표적 특성들을 포함하고 있어서 검사나 시험을 목적으로 하는 데이터 집합을 선택하는 일이 용이할 것이다. 그러나, 잡음이 많이 섞인 측정에 대한 모델을 하고자 하는 경우에는 훈련 데이터 집합이 모델링 하고자 하는 모든 특성들을 포함하지 않을 것이다. 따

라서, 모델 확인을 사용하는 기본적인 아이디어는 훈련에서 특정한 지점 이후에는 모델이 훈련 데이터 집합을 과적합 시키기 시작한다는 것이다. 이론적으로, 검사 데이터 집합을 위한 모델의 오차는 훈련이 과적합되기 시작하는 지점부터 감소하게 되고, 검사 데이터에 대한 모델의 오차는 갑자기 증가하게 된다.

과적합은 학습될 모형의 배후 함수 관계보다는 잡음과 같은 훈련 데이터의 특이성에 모델이 적응하고 있음을 뜻한다. 즉, 모델이 훈련영역에서는 잘 일반화되고 있지만, 그 밖의 영역에서는 매우 빈약한 상태라는 것이다. 따라서, 모델이 훈련 데이터 이외의 데이터에 대해서는 옳게 작동된다는 것을 보장할 수 없다. 과적합은 다음의 방식으로 감소시킬 수 있다.

- (1) 최소 필요한 개수로 자유도(뉴런의 개수)를 감소시킨다.
- (2) 잡음 자체가 수그러질 수 있을 정도로 훈련 데이터 크기를 증가시킨다.
- (3) 과적합이 나타나기 전에 훈련을 중지시킨다.

5.3.3 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용하기 위한 제약조건

적응형 뉴로-퍼지 추론시스템은 Sugeno 형태의 시스템만을 지원하며, 다음의 특성을 충족시키는 시스템에만 제한되어 사용될 수 있다[21].

- (1) 시스템이 1차 혹은 0차의 Sugeno 형태이어야 한다.
- (2) 가중치를 주어 평균을 낸 비퍼지화 방법을 사용하여 얻은 하나의 출력을 가져야 한다. 모든 출력소속함수들은 같은 종류여야 하며, 선형이거나 상수이어야 한다.
- (3) 규칙의 공유가 없어야 한다. 서로 다른 규칙들은 같은 출력소속함수를 공유할 수 없다. 즉, 출력소속함수의 개수는 규칙의 개수와 같아야만 한다.
- (4) 각 규칙에 대한 가중치가 같아야 한다.

Sugeno 모델에서의 규칙은 일반적으로 식 5-2의 형태를 가진다[21][22]. 입력이 4개이고 각 입력변수에 대한 소속함수가 3개인 경우의 적응형 뉴로-퍼지 추론 시스템 모델의 구조는 그림 5.3과 같다.

If x_1 is A_{i1} and ... and x_r is A_{ir} ,
then $y = f_i (x_1, x_2, \dots, x_r) = b_{i0} + b_{i1}x_1 + \dots + b_{ir}x_r$ (5-2)

- f_i : 선형 모델
- b_{ij} ($j = 0, 1, \dots, r$) : 실수값의 파라미터들

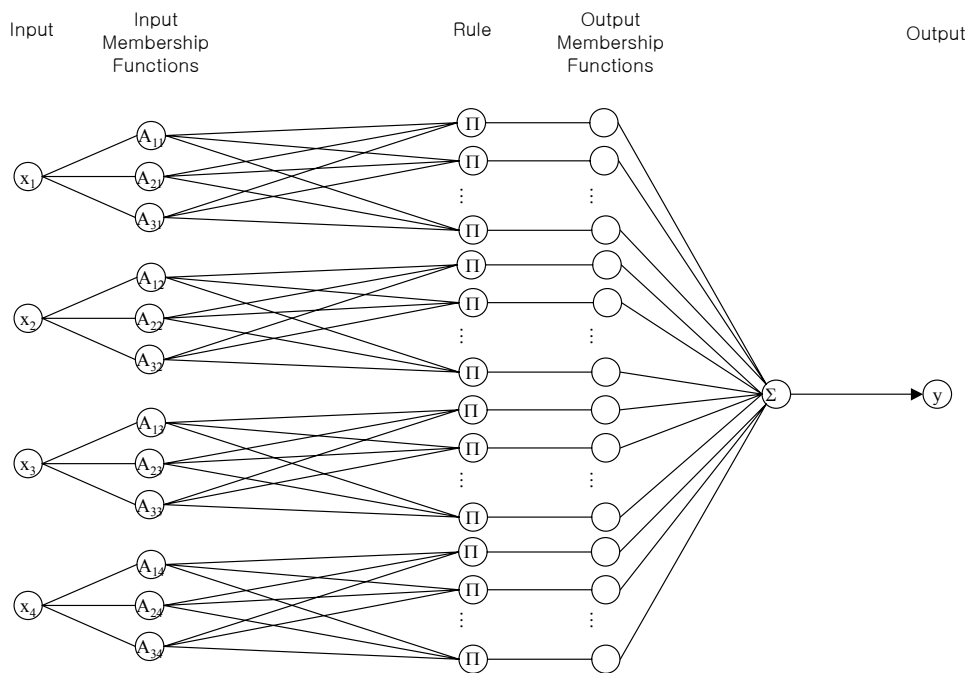


그림 5.3 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템 모델의 구조

제6장 실험 및 분석

실험은 일본 Keio 대학 Applied Physics and Physico-Informatics 학과의 Minamitani 연구실에서 수행하였다. 만성적인 스트레스 동안에 심박변이도에서 나타나는 생체리듬의 변화를 관찰하기 위하여, Wistar 쥐에게 14일 동안 소음 스트레스를 가하고 매 시간마다 생체신호를 획득하였다[5].

6.1 실험 대상

실험동물로는 총 4마리의 Wistar 쥐 수컷을 사용하였다. 쥐는 9주령이었고, 무게는 280~300g이었다. 쥐들은 투명한 우리(31×29×14cm)에서 개별적으로 사육되었고, 사료와 물은 자유롭게 먹을 수 있도록 하였다. 조명은 LD 12:12 방법으로, 오전9시부터 밤9시까지는 밝게 하고 밤9시부터 오전9시까지는 어둡게 하였다. 쥐는 전형적인 야행성 동물로서, 어두울 때에 주로 활동하는 습성이 있다. 온도는 20~25°C로, 습도는 45~60%로 관리하였다.

6.2 실험 절차

쥐의 몸 속에 무선 송신기(Data Sciences TA11CA-F40)를 이식하여, 심박률과 체온을 감시하였다. 송신기를 이식하기 위한 수술은 쥐를 펜토바르비탈(Nembutal 50mg ml⁻¹)로 마취한 상태에서 수행하였다. 복막을 4cm 절개하고, 송신기를 복강에 이식한 후, 복근에 봉합하였다. 송신기에 부착된 심전도 전극들은 오른쪽 흉곽과 하부의 왼쪽 흉곽으로 연장되었고, 근육조직에 봉합되었다. 송신기로부터 나오는 신호들은 쥐의 우리 밑에 위치한 수신기(Data Sciences RPC-1)로 받아들였고, Biopac MP100 시스템으로 데이터를 획득하고 처리하였다(그림 6.1 참조).

(Type I) 방법을 이용한 실험에서는 300Hz의 샘플링율로 매 시간마다 15분씩

체온, 심전도, 행동량 신호를 획득하였다. (Type II) 방법을 이용한 실험에서는 500Hz의 샘플링율로 매 시간마다 10분씩 혈압, 심전도, 체온 신호를 획득하였다. 쥐1은 (Type I)의 방법으로, 쥐2~쥐4는 (Type II)의 방법으로 실험을 하였다.

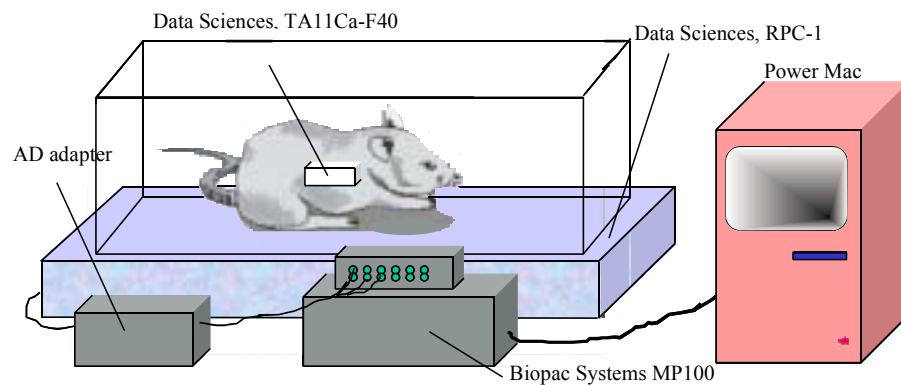


그림 6.1 실험 그림

6.3 실험 프로토콜

실험 프로토콜은 그림 6.2와 같이 송신기를 이식하기 위한 수술을 한 후에 7일간의 회복기를 두었고, 각 파라미터의 기준선을 설정하기 위해 7일간의 휴식기를 두었다. 그 이후에는, 쥐에게 14일 동안 만성적으로 소음 스트레스를 부과하였다. 스트레스로는 강도가 약 45dB인 초음파를 가하였다. 초음파의 주파수는 쥐가 특정 주파수에 길들여지는 것을 방지하기 위하여 30~50kHz의 범위에서 변화시켰다. 각 스트레스 기간이 끝날 때마다, 쥐의 혈액샘플을 채취하여 카테콜아민, 코티솔, 코르티코스테론의 농도를 측정하였다. 5cc의 혈액채취 후 대상 쥐는 사망하였다.

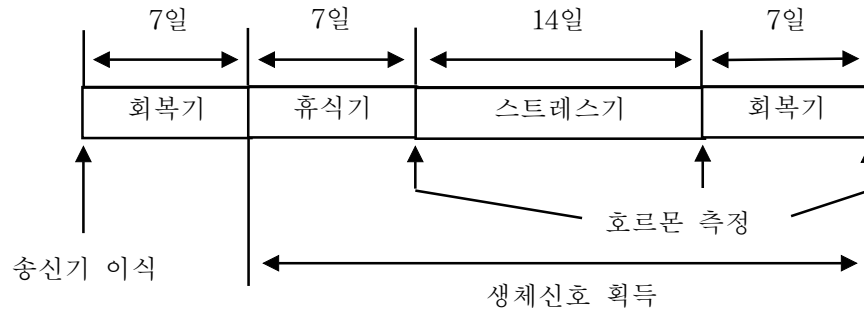


그림 6.2 실험 프로토콜

6.4 생체신호로부터 파라미터 추출

실험을 하는 동안 획득한 생체신호들로부터 파라미터들을 추출하였다. (Type I)의 방법으로 실험을 한 경우에는, 체온 데이터로부터 평균 체온[TEMP]을, 심전도 데이터로부터 평균 심박률[HR]과 심박변이 지수[HRV]를, 행동량 데이터로부터 평균 행동량[ACT]을 추출하였다. (Type II)의 방법으로 실험을 한 경우에는, 혈압으로부터 평균 수축기혈압[SBP]과 평균 확장기혈압[DBP]을, 심전도 데이터로부터 평균 심박률과 심박변이 지수를, 체온 데이터로부터 평균 체온을 추출하였다. 생체신호 파라미터들을 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 입력 데이터 집합으로 사용하였다.

6.4.1 체온 신호로부터 파라미터 추출

매 시간마다 획득한 체온 데이터에 대한 평균을 계산하여 평균 체온을 구하였다.

6.4.2 심전도 신호로부터 파라미터 추출

분당 박동수(BPM ; beats per minute)로 표현되는 심박률을 식 6-1로 구하였다.

$$\text{심박률} = 60 / (R-R) \quad (6-1)$$

여기서, R-R은 심전도에서 R파간의 간격을 초 단위로 나타낸 것이다. 매 시간마다 획득한 심전도 데이터에 대해 심박률을 계산한 후, 평균 심박률을 구하였다.

매 시간마다 획득한 심전도 데이터에 대해 구한 심박변이도의 스펙트럼을 log-log 눈금으로 그렸다. 주파수가 0.01~1Hz인 범위를 선형회귀해서 기울기를 구하여 심박변이 지수를 계산하였다.

6.4.3 행동량 신호로부터 파라미터 추출

매 시간마다 획득한 행동량 데이터의 평균을 계산하여 평균 행동량을 구하였다.

6.4.4 혈압 신호로부터 파라미터 추출

매 시간마다 획득한 혈압 데이터에 대해 최대 혈압들을 추출하여 평균을 계산하여 평균 수축기 혈압을 구하였고, 최소 혈압들을 추출하여 평균을 계산하여 평균 확장기 혈압을 구하였다.

6.5 호르몬 양으로부터 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 목표값 도출

적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용하기 위해서는 입력 데이터 집합과 출력 데이터 집합으로 구성된 훈련 데이터 집합이 필요하다. 입력 데이터 집합으로는 생체신호로부터 추출한 파라미터들을 사용하였다. 반면, 출력 데이터 집합의 결정

에는 어려움이 있었다. 현재까지 제안된 수치화 된 스트레스 지표들은 신뢰도가 낮으므로, 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템에 이용할 수 있는 정확한 목표값은 없다. 따라서, 기대되는 목표값을 적절하게 정의해야만 한다. 스트레스를 나타내는 가장 신뢰할만한 신호는 호르몬의 변화라고 알려져 있으므로, 본 연구에서는 각 스트레스 기간이 끝날 때마다 측정된 코티솔 호르몬의 양을 스트레스 정도를 나타내는 객관적인 지표로 가정하였다[7].

표 6.1에 코티솔의 양으로부터 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 목표값을 도출하는 과정을 나타내었다. 2행의 데이터는 휴식기, 스트레스기, 회복기 각 기간의 직후에 측정된 코티솔의 양이다. 3행의 데이터는 휴식기 직후에 측정된 코티솔의 양을 1로 정규화 시켜서 환산한 값들이다. 4행의 데이터는 코티솔의 양을 스트레스 정도에 대한 수치로 가정하여 나타낸 값들이다. 생체리듬의 변화를 통한 만성적인 스트레스 평가는 휴식기에는 생체리듬이 뚜렷하게 나타나고, 스트레스기에는 생체리듬이 깨진다는 사실을 바탕으로 한다. 24시간을 기준으로 하여 구분한 생체신호 파라미터들과 그 파라미터들을 Cosinor 방법으로 분석하여 얻은 cosine 함수간에 상관계수가 크면, 생체리듬이 뚜렷하게 나타나는 것을 의미한다. 즉, 스트레스 정도가 낮은 휴식기를 나타낸다. 역으로, 생체신호 파라미터들과 회귀된 cosine 함수간에 상관계수가 작으면, 생체리듬이 깨진 스트레스기를 나타낸다. 그러므로, 스트레스 정도와 앞에 설명된 상관계수는 서로 반비례 관계가 있음을 알 수 있다. 5행의 데이터는 4행에 계산된 스트레스 정도에 역수를 취하여 구한 상관계수이다.

표 6.1 코티솔의 양으로부터 목표값 도출

(a) (Type I) 방법의 실험 (b) (Type II) 방법의 실험

(a)

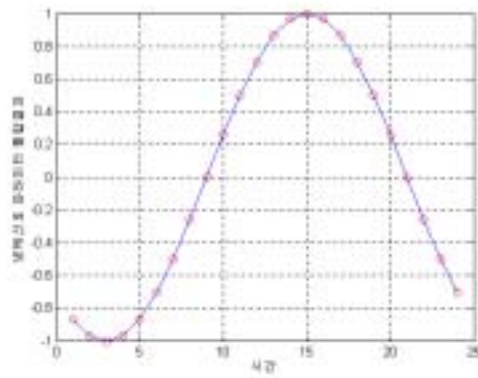
	휴식기 직후	스트레스기 직후	회복기 직후
코티솔 측정량 [mg/ml]	0.247	0.492	0.432
코티솔의 양	1	1.99	1.75
스트레스 정도	1	1.99	1.75
상관계수	1	0.5	0.57

(b)

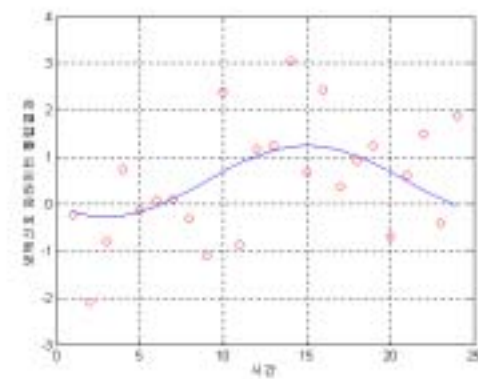
	휴식기 직후	스트레스기 직후	회복기 직후
코티솔 측정량 [μg/ml]	2.5	2.9	3.5
코티솔의 양	1	1.16	1.4
스트레스 정도	1	1.16	1.4
상관계수	1	0.86	0.71

휴식기 직후에는 생체신호 파라미터들을 퍼지추론으로 통합한 결과와 그 결과에 24시간을 주기로 한 Cosinor 분석을 적용하여 얻은 cosine 함수간의 상관계수가 1이 나와야 한다. 즉, 퍼지통합 결과가 정확한 cosine 형태의 곡선으로 나와야 한다. 그림 6.3(a)에 쥐1에 대해 기준이 되는 24시간 주기의 cosine 곡선을 나타내었다. 기준이 되는 cosine 곡선의 mesor와 진폭은 각각 0과 1로 설정하였다. Acrophase는 조명조건에 따라 15시로 설정하였다. 실선으로 표시된 cosine 함수

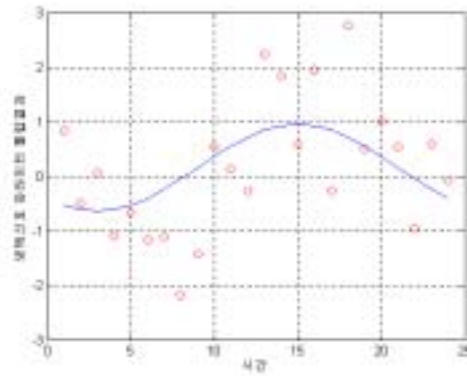
상에서 매 시간에 해당하는 점과 동그라미로 표시된 값들과의 상관계수는 1이다. 그림에서 동그라미로 표시된 값들이 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 목표값으로 정해진다. 스트레시기 직후에는 생체신호 파라미터들에 대한 퍼지통합 결과와 그 결과에 24시간 주기의 Cosinor 분석을 적용하여 얻은 cosine 함수간의 상관계수가 0.5이어야 한다. 해당되는 24시간의 퍼지통합 결과는 그림 6.3(b)와 같이 구해진다. 회복기 직후에는 생체신호 파라미터들에 대한 퍼지통합 결과와 그 결과에 24시간 주기의 Cosinor 분석을 적용하여 얻은 cosine 함수간의 상관계수가 0.57이어야 한다. 해당되는 24시간의 퍼지통합 결과는 그림 6.3(c)와 같이 구해진다.



(a)



(b)



(c)

그림 6.3 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 출력 데이터 집합 도출

(a) 휴식기 직후에 대한 생체신호 파라미터들의 통합값 도출

(b) 스트레스기 직후에 대한 생체신호 파라미터들의 통합값 도출

(c) 회복기 직후에 대한 생체신호 파라미터들의 통합값 도출

6.6 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템으로부터 퍼지추론시스템 구축

적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용하여 입력으로 생체신호 파라미터들을 넣었을 때 출력으로 생체신호 파라미터들의 통합값을 얻을 수 있는 퍼지추론시스템을 구축하였다. 생체신호는 매 시간마다 획득했으므로, 생체신호 파라미터들은 매 시간마다의 값을 알 수 있다. 반면, 코티솔의 양은 휴식기, 스트레스기, 회복기 각 기간의 직후에만 측정하였다. 본 연구에서는 호르몬의 양을 통해 추정해 낸 스트레스 정도가 호르몬을 실제로 측정한 시기와 시간적으로 가장 근접한 각 기간의 마지막 날에 대한 스트레스 정도라고 가정하였다. 따라서, 휴식기, 스트레스기, 회복기 각 기간 마지막 날의 생체신호 파라미터들을 입력 데이터 집합으로 하고, 코티솔의 양을 통해서 정의한 스트레스 정도로부터 도출한 생체신호 파라미터들의 통합값을 출력 데이터 집합으로 하여 훈련 데이터 집합을 구성하였다. 그 훈련 데

이더 집합을 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템으로 분석하여, 주어진 입출력 데이터 집합에 맞도록 파라미터가 조정된 퍼지추론시스템을 얻을 수 있었다.

6.6.1 퍼지추론시스템의 생성

퍼지추론시스템은 각 입력변수가 3개의 소속함수를 갖도록 설정하였다. 뉴로-퍼지 시스템에서 소속함수는 미분이 가능해야만 한다. 입력변수의 소속함수로는 Gaussian 분포 형태를 선택하였다. Gaussian 분포 형태의 소속함수는 평탄하고, 표시법이 간결하다는 장점 때문에 퍼지집합을 지정하는 데에 흔히 사용된다. Gaussian 분포 형태의 소속함수는 식 6-2의 형태로 표현되고, 두 개의 파라미터 $\{m, \sigma\}$ 로 지정된다[22].

$$g(x : m, \sigma) = \exp\left(-\frac{(x - m)^2}{\sigma^2}\right) \quad (6-2)$$

여기서 m 과 σ 는 각각 함수의 중심과 폭을 표시한다. 작은 σ 값은 얇은 소속함수를 생성하고, 큰 σ 값은 평평한 모양의 소속함수를 생성할 것이다. 예를 들어, 중심이 5이고, 폭이 2인 Gaussian 분포 형태의 소속함수 곡선은 그림 6.4와 같다 [22].

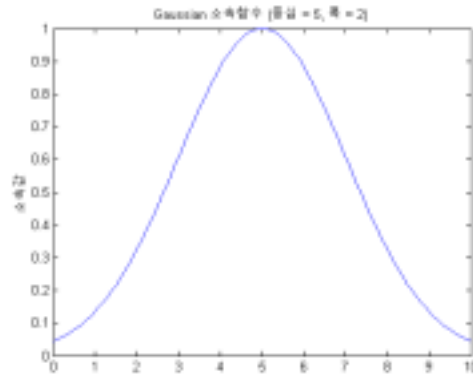


그림 6.4 Gaussian 분포 형태의 소속함수 곡선

적응형 뉴로-퍼지 추론시스템은 Sugeno 형태의 퍼지추론시스템에만 적용할 수 있다. Sugeno 형태의 퍼지추론시스템은 출력소속함수가 상수형태 혹은 선형적인 형태로 제한되므로, 선형적인 형태의 출력소속함수를 선택하였다.

6.6.2 퍼지추론시스템의 훈련

퍼지추론시스템의 파라미터를 최적화 하는 방법으로는 역전파 방법과 최소자승법을 조합한 hybrid 방법을 선택하였다. 역전파 방법은 경사감소법이라고도 하는데, 입력소속함수와 관련된 파라미터의 최적화와 관련된다. 최소자승법은 출력소속함수와 관련된 파라미터의 최적화와 관련된다. 허용오차는 오차의 크기와 관련되고, 훈련을 중지시키는 기준이 된다. 훈련은 훈련 데이터가 지정된 허용오차 내에 들어간 후에 중지된다. 훈련 오차는 훈련 데이터의 출력값과 같은 훈련 데이터 입력에 대응되는 퍼지추론시스템의 출력간의 차이를 뜻한다. 훈련 오차는 각 학습 회수에서의 훈련 데이터 집합의 RMSE를 나타낸다[21][23].

동적인 시스템의 식별에서는 시스템의 안정성이 중요하게 고려되어야 한다. 학습회수를 늘리면 훈련 데이터에 대한 오차는 줄어들지만, 시스템의 안정성은 떨어

진다. 즉, 훈련 학습회수가 지나치게 많으면 데이터의 과적합이 일어나서, 훈련 데이터 외의 독립적인 데이터에 대해서는 퍼지추론시스템이 좋은 반응을 나타내지 않는다. 따라서, 학습회수는 훈련 데이터에 대한 오차가 적으면서도 과적합이 되지 않는 한도 내에서 조절하여야 한다. 데이터가 과적합이 되었는지의 여부는 각 학습회수에 따른 훈련 데이터의 RMSE가 감소하다가 증가하는지를 확인해보면 된다. 또, 시스템의 안정성은 입력과 출력간의 3차원 평면도로 확인해볼 수 있는데, 평면도의 변이가 크면 안정성이 적은 것이다.

제7장 결과

7.1 다중선형회귀를 이용한 분석결과

통계 소프트웨어인 MINITAB Version 13을 이용해서 쥐1에 대한 결과에 대해 다중선형회귀 분석을 하였다. 식 7-1이 쥐1에 대해서 구해진 회귀방정식이다.

$$y = -40.1 + 0.803 \times \text{TEMP} + 0.00251 \times \text{HR} + 0.342 \times \text{HRV} + 2.25 \times \text{ACT} \quad (7-1)$$

구해진 회귀방정식의 유의성을 살펴보기 위해서, 회귀식의 적합도에 대한 측도인 결정계수를 계산하였다. 결정계수의 값이 1에 가까울수록 회귀식이 자료를 잘 설명하는 것이다. 결정계수 값 R^2 은 0.235, R^2 (조정)은 0.189로 계산되었다. 결정계수 값이 0.5보다 작으므로, 추정된 회귀모형이 데이터를 잘 설명하지 못함을 알 수 있다. 다중선형회귀를 이용한 신호의 통합이 유용성 있는 결과를 내지 못하므로, 새로운 분석기법의 도입이 필요하다.

7.2 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 훈련 데이터 집합

n 개의 생체신호 파라미터들을 입력 데이터로 이용할 경우, 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 훈련 데이터 집합은 72개의 행과 $(n+1)$ 개의 열로 구성된 행렬이었다. n 개의 열은 모든 입력 데이터들이 벡터 형태로 나열된 것이고, 마지막 열은 출력 데이터이다.

그림 7.1은 (Type I)의 실험을 수행한 경우의 훈련 데이터 집합이다. 입력 데이터 집합은 스트레스 부과 직전, 스트레스 부과 14일째, 회복 7일 후에 매 시간마다 획득한 생체신호로부터 추출한 평균 체온, 평균 심박률, 심박변이 지수, 평균 행동량 파라미터이다. 출력 데이터 집합은 휴식기, 스트레스기, 회복기 직후에 측정된 코티솔의 양으로부터 계산한 목표값이다.

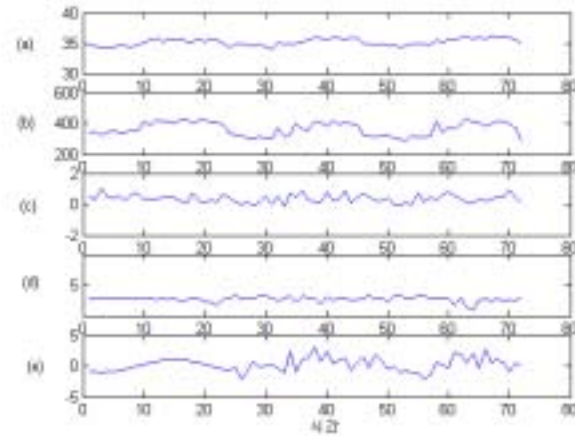


그림 7.1 (Type I)의 실험에 대한 훈련 데이터 집합
 (a) 평균 체온 (b) 평균 심박률 (c) 심박변이 지수
 (d) 평균 행동량 (e) 출력 데이터 집합

그림 7.2는 (Type II)의 실험을 수행한 경우의 훈련 데이터 집합이다. 입력 데이터 집합은 스트레스 부과 직전, 스트레스 부과 14일째, 회복 7일 후에 대해 매 시간마다 획득한 생체신호로부터 추출한 평균 수축기혈압, 평균 확장기혈압, 평균 심박률, 심박변이 지수, 평균 체온 파라미터이다. 출력 데이터 집합은 휴식기, 스트레스기, 회복기 직후에 측정된 코티솔의 양으로부터 계산한 목표값이다.

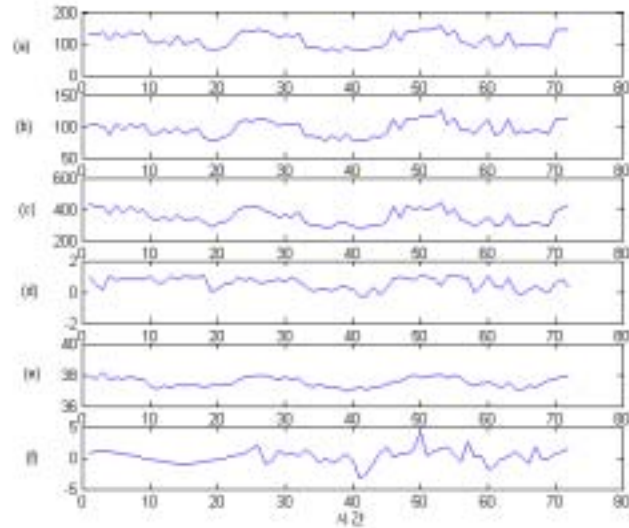


그림 7.2 (Type II)의 실험에 대한 훈련 데이터 집합
 (a) 평균 수축기혈압 (b) 평균 확장기혈압 (c) 평균 심박률
 (d) 심박변이 지수 (e) 평균 체온 (f) 출력 데이터 집합

7.3 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 학습회수 결정

그림 7.3에 쥐1의 경우 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용한 학습회수에 따른 RMSE의 변화를 나타내었다. RMSE가 최소가 되는 학습회수를 찾기 위해서, 학습회수를 여러 가지로 가변해 보았다. 1회의 학습만으로도 허용할 만한 크기의 RMSE인 0.0015971이 나왔고, 2회의 학습 후에는 RMSE가 0.0010911로 줄었다. 학습회수가 3회 이상일 때부터는 RMSE의 크기가 0.00080685로 일정하였다. 따라서, 학습회수를 3회로 결정하였다. 그림 7.4는 학습회수가 3회일 때의 두 개의 입력과 출력간의 3차원 평면도이다.

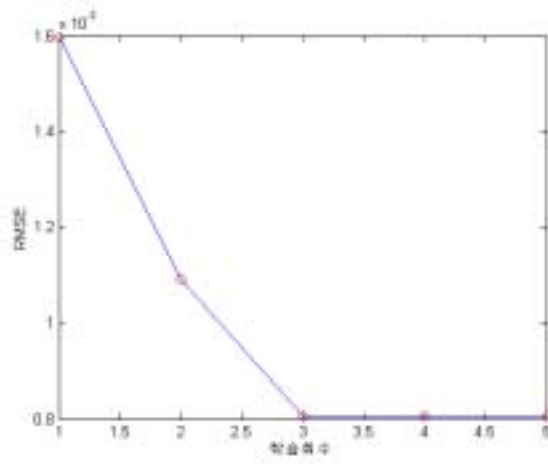
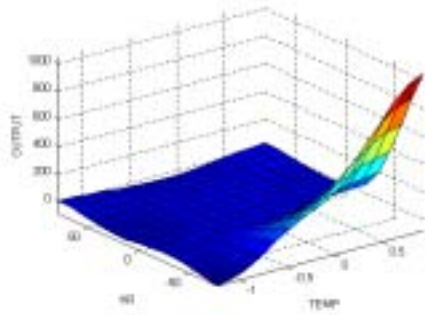
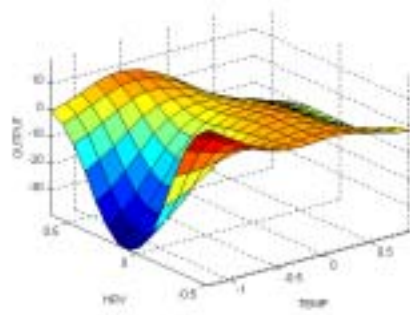


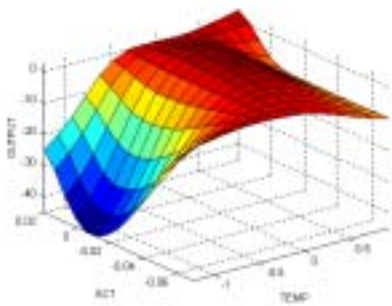
그림 7.3 학습회수에 따른 RMSE의 변화



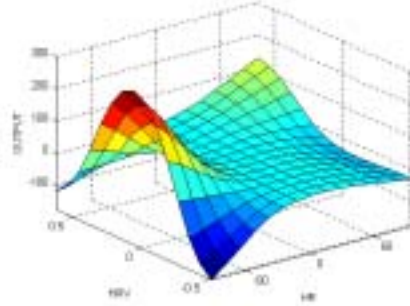
(a)



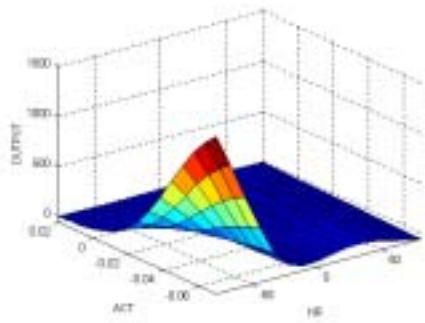
(b)



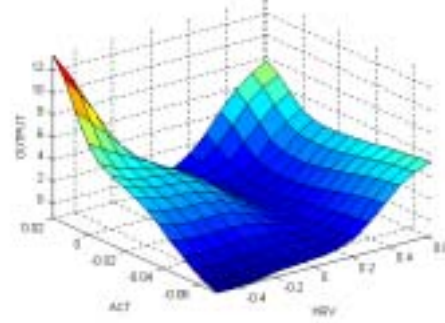
(c)



(d)



(e)



(f)

그림 7.4 입력과 출력간의 3차원 평면도

(a) X = 평균 체온, Y = 평균 심박률, Z = 출력인 경우

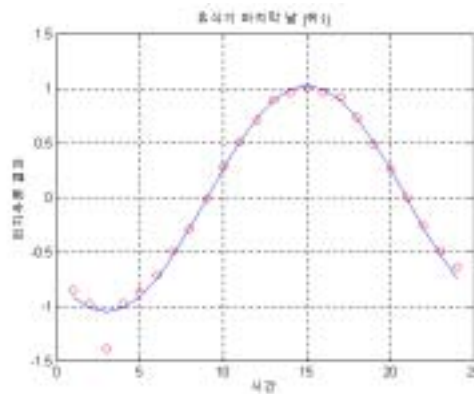
(b) X = 평균 체온, Y = 심박변이도 지수, Z = 출력인 경우

- (c) X = 평균 체온, Y = 평균 행동량, Z = 출력인 경우
- (d) X = 평균 심박률, Y = 심박변이도 지수, Z = 출력인 경우
- (e) X = 평균 심박률, Y = 평균 행동량, Z = 출력인 경우
- (f) X = 심박변이도 지수, Y = 평균 행동량, Z = 출력인 경우

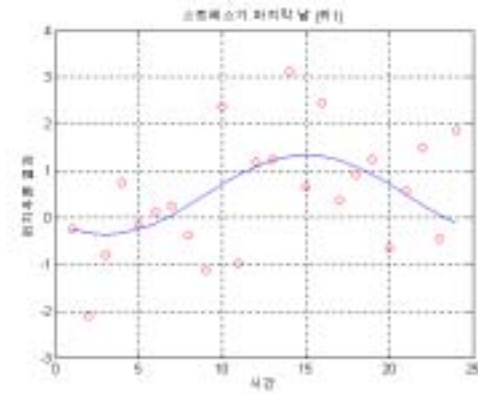
7.4 퍼지추론과 Cosinor 분석을 이용한 만성적인 스트레스 평가

적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용해서 파라미터를 조정하여 구한 퍼지추론 시스템에 생체신호 파라미터들을 입력으로 넣어서 퍼지추론 결과를 출력으로 얻었다. 24시간마다 구분한 퍼지추론의 결과와 그 결과를 24시간을 주기로 한 Cosinor 분석으로 회귀시킨 cosine 함수간의 상관계수를 구하여 스트레스 정도를 계산하여, 만성적인 스트레스를 평가하였다.

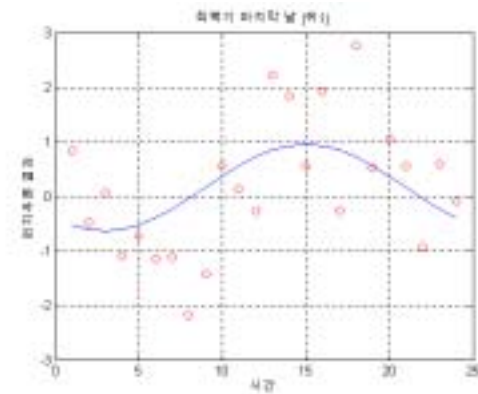
그림 7.5는 쥐1에 대한 결과로, 생체신호 파라미터들을 퍼지추론에 의해 통합한 결과와 그 결과를 24시간을 기준으로 구분하여 Cosinor 분석을 적용해서 회귀한 cosine 함수이다. 동그라미 모양으로 표시된 점들이 퍼지통합으로 얻은 결과이고, 실선이 Cosinor 분석을 통해 얻은 cosine 함수이다.



(a)



(b)



(c)

그림 7.5 피지추론 결과

(a) 스트레스 부과 직전 (b) 스트레스 부과 14일째 (c) 회복 7일 후

휴식기에는 생체신호 파라미터들에서 생체리듬의 변화가 뚜렷하게 나타난다. 휴식기에 획득한 생체신호 파라미터들을 피지추론시스템으로 통합한 결과에 Cosinor 분석방법을 적용하면 정확하게 cosine 함수의 형태로 회귀된다. 스트레스

를 받으면 생체리듬이 깨지기 때문에, 14일간의 만성적인 소음 스트레스를 받은 후의 생체신호 파라미터들의 퍼지추론 결과에서는 생체리듬의 변화가 매우 불규칙적으로 나타났다. 스트레스 요인이 사라지고 나면 생체리듬의 변화가 규칙적인 형태로 되돌아가게 되는데, 7일의 회복기간 후에도 생체리듬이 완전히 회복되지 않았다.

표 7.1은 네 마리의 쥐에 대해 얻은 결과를 정량적으로 분석한 것이다. 휴식기 마지막 날에는 생체신호 파라미터들의 퍼지추론 결과가 정확한 cosine 곡선의 형태로 나오게 되므로, 생체신호 파라미터들에 대한 퍼지추론 결과와 그 결과를 Cosinor 분석을 통해 회귀시켜서 얻은 결과간의 상관계수가 1이 나오게 된다. 만성적으로 스트레스에 노출되게 되면, 생체리듬을 조절하는 시스템에 이상이 생기게 되기 때문에 생체리듬이 불규칙하게 나타난다. 따라서, 생체신호 파라미터들의 퍼지추론 결과와 Cosinor 분석으로 얻은 결과간의 상관계수가 적어지게 되어, 0.78로 계산되었다. 생체신호 파라미터들에 대한 퍼지추론 결과와 그 결과를 Cosinor 분석을 해서 회귀한 cosine 함수간의 상관계수의 역수를 취하여, 스트레스 정도를 평가하였다. 휴식기 마지막 날의 스트레스 정도를 1로 가정하여 값을 환산하면, 14일간의 만성적인 소음 스트레스를 받은 경우에는 스트레스 정도가 1.37이었다. 즉, 14일간의 소음 스트레스로 인하여 스트레스 정도가 37% 증가되었다. 7일간의 회복기 후에도, 스트레스는 회복되지 않았다.

표 7.1 정량적인 분석결과

(a) 퍼지통합 결과와 Cosinor 분석결과간의 상관계수

(b) 스트레스 정도

(a)

	스트레스 부과 직전	스트레스 부과 14일째	회복 7일 후
쥐1	1.00	0.50	0.57
쥐2	1.00	0.93	0.78
쥐3	1.00	0.84	0.71
쥐4	1.00	0.84	0.71
평균	1.00	0.78	0.69

(b)

	스트레스 부과 직전	스트레스 부과 14일째	회복 7일 후
쥐1	1.00	2.00	1.75
쥐2	1.00	1.08	1.29
쥐3	1.00	1.19	1.42
쥐4	1.00	1.19	1.42
평균	1.00	1.37	1.47

표 7.2에 선행연구의 결과를 나타내었다. 스트레스 부과 전에 각 파라미터와 Cosinor 분석으로 얻은 결과와의 상관계수를 1로 환산하면, 스트레스 부과 7일째에는 생체리듬이 깨어지고, 회복 7일 후에는 복귀됨을 확인할 수 있다.

표 7.2 선행연구의 결과

(a) 각 파라미터와 Cosinor 분석결과간의 상관계수

(b) 값 환산 결과

(a)

	스트레스 부과 전	스트레스 부과 7일째	회복 7일 후
심박변이 지수	0.644	0.105	0.532
평균 심박률	0.791	0.524	0.779
평균 체온	0.810	0.581	0.809

(b)

	스트레스 부과 전	스트레스 부과 7일째	회복 7일 후
심박변이 지수	1	0.163	0.826
평균 심박률	1	0.662	0.985
평균 체온	1	0.717	0.999

제8장 결론 및 고찰

현재까지 스트레스를 나타내는 가장 신뢰성 있는 지표는 호르몬이다. 호르몬 분석을 위해서는 혈액을 채취해야 하기 때문에, 피험자들에게 통증과 감염의 위험이 있어 분석에 어려움이 있다. 따라서, 본 연구에서는 호르몬 분석 없이 생체신호 분석만으로 만성적인 스트레스를 평가할 수 있는 기법을 개발하고자 하였다.

쥐에게 14일 동안 만성적인 소음 스트레스를 부과하고, 매 시간마다 생체신호를 획득하였다. 생체신호로부터 얻어진 파라미터들을 통합하기 위한 퍼지추론시스템을 구축하기 위해서, 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용하여 퍼지추론시스템의 파라미터들을 결정하였다. 적응형 뉴로-퍼지 추론시스템의 훈련 데이터 집합 중 입력 데이터 집합은 생체신호 파라미터들을, 출력 데이터 집합은 호르몬 생성량을 통해서 추정된 생체신호 파라미터들의 통합값으로 설정하였다. 퍼지추론시스템으로 생체신호 파라미터들을 통합하고, 그 결과를 24시간을 기준으로 구분하여 Cosinor 분석을 통해 일주기 생체리듬의 변화를 관찰하였다. 생체리듬이 깨어진 정도에 의해서 만성적인 스트레스를 평가하였다.

적응형 뉴로-퍼지 추론시스템을 이용하여 파라미터를 설정하여 퍼지추론시스템을 구축하였다. 생체신호 파라미터들을 퍼지추론으로 종합하고, 그 결과에서 생체리듬을 분석하여 스트레스 정도를 구했다. 휴식기의 스트레스 정도를 1이라고 가정하면, 14일간의 만성적인 소음 스트레스를 받은 후에는 1.37, 스트레스로부터 7일간의 회복기 후에는 1.47의 스트레스 정도가 나왔다. 즉, 쥐는 14일간의 소음으로 휴식 때보다 37% 증가된 스트레스를 받았고, 스트레스 요인이 사라지고 나서 7일 후에도 그러한 스트레스로부터 회복하지 못하였다.

본 연구에서는 실험대상으로 야행성 동물인 쥐를 사용하였기 때문에, 주행성 동물인 인간에 대해서도 결과를 검증하는 것이 필요하다. 실험대상이 수컷만으로 제한되어 있었기 때문에, 암컷에 대해서도 실험을 수행하여 수컷에 대한 결과와 비교해 보는 과정도 요구된다.

본 연구와 같은 실험에 대한 결과를 데이터베이스로 구축한다면, 호르몬 데이

터 없이 생체신호 파라미터들만으로도 스트레스를 평가하는 것이 가능할 것이다.

참고 문헌

- [1] H. Selye, "Stress without Distress", New York: Lippincott and Crowell, 1974
- [2] Y. Endo and K. Shiraki, "Behavior and Body Temperature in Rats following Chronic Foot Shock or Psychological Stress Exposure", *Physiology & Behavior*, 71, 263-268, 2000
- [3] D. G. Harper, W. Tornatzky and K. A. Miczek, "Stress Induced Disorganization of Circadian and Ultradian Rhythms: Comparisons of Effects of Surgery and Social Stress", 59, 3, 409-419, 1996
- [4] P. Meerlo, et al., "Changes in Daily Rhythms of Body Temperature and Activity after a Single Social Defeat in Rats", *Physiology & Behavior*, 59, 4/5, 735-739, 1996
- [5] H. Takeuchi, A. Enzo and H. Minamitani, "Circadian Rhythm Changes in Heart Rate Variability during Chronic Sound Stress", *Medical & Biological Engineering & Computing*, 39, 113-117, 2001
- [6] Task Force of the European Society of Cardiology the North American Society of Pacing Electrophysiology, "Heart Rate Variability - Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use", *Circulation*, 93, 5, 1043-1065, 1996
- [7] Y. Fukuoka and A. Ishida, "Chronic Stress Evaluation using Neural Networks", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 34-38, 2000
- [8] Vander, Sherman and Luciano, "Human Physiology - The Mechanisms of Body Function", WCB McGraw-Hill, 1998
- [9] Definitions, Medical and Public Health Chronobiology, University of Texas Health Science Center at Houston, 1999
- [10] Z. GORKA, E. MORYL and M. PAPP, "Effect of Chronic Mild Stress

on Circadian Rhythms in the Locomotor Activity in Rats", *Pharmacology Biochemistry and Behavior*, 54, 1, 229-234, 1996

[11] N. Perere, *The Biological Clocks*, University of Manchester

[12] *The Biological Timing Tutorial*, Center for Biological Timing

[13] W. Kapit, R. I. Macey and E. Meisami, *"The Physiology"*, Harper Collins, 1987

[14] P. Cugini, *"Chronobiology: Principles and Methods"*, *Annali Instituto Superiore Sanita*, 29, 483-500, 1993

[15] D. L. McEachron, *"Time and Time again: The Effects of Biological Rhythms on Human Health and Performance"*, 2000 IEEE/EIA International Frequency Control Symposium and Exhibition, 7-21

[16] B. Pilgram and D. T. Kaplan, *"Nonstationarity and 1/f Noise Characteristics in Heart Rate"*, *American Journal of Physiology - Regulatory, Integrative and Comparative Physiology*, 276, 1, R1-R9, 1999

[17] *Glossary of Terms Used in Time Series Analysis of Cardiovascular Data*, Working Group on Blood Pressure and Heart Rate Variability, European Society of Hypertension, 2001

[18] T. Musha and M. Yamamoto, *"1/f Fluctuations in Biological Systems"*, *Proceedings - 19th International Conference - IEEE/EMBS Oct. 30 - Nov. 2, 1997 Chicago, IL. USA*, 2692-2697

[19] M. M Massin, et al., *"Circadian Rhythm of Heart Rate and Heart Rate Variability"*, *Archives of Disease in Childhood*, 83, 179-182, 2000

[20] D. G. Childers, *"Probability and Random Processes"*, IRWIN, 1997

[21] *"Fuzzy Logic Toolbox User's Guide"*, Version 2, The MathWorks, Inc., 2001

[22] J. Yen and R. Langari, *"Fuzzy Logic"*, Prentice Hall, 1999

[23] X. Zhang and R. J. Roy, *"Derived Fuzzy Knowledge Model for Estimating the Depth of Anesthesia"*, *IEEE Transactions on Biomedical*

Engineering, 48, 3, 2001

ABSTRACT

Chronic Stress Evaluation using Neuro-Fuzzy

Sul, Ah Ram

Dept. of Biomedical Engineering

Graduate Program in Medical Engineering

The Graduate School

Yonsei University

The purpose of this research was to develop a method for chronic stress evaluation using physiological parameters. Wistar rats were exposed to the sound stress for 14 days. To develop a fuzzy inference system which can integrate physiological parameters acquired hourly, the parameters of the system were adjusted by the adaptive neuro-fuzzy inference system. Of the training dataset, input dataset was the physiological parameters from biosignals and output dataset was the values calculated from the cortisol production. Physiological parameters were integrated using the fuzzy inference system, then 24-hour results were analyzed by the Cosinor method. Chronic stress was evaluated from the degree of circadian rhythm disturbance.

Suppose that the degree of stress for initial rest period is 1. Then, the degree of stress after 14-day chronic sound stress increased to 1.37, and increased to 1.47 after the 7-day recovery period. That is, the rat was exposed to the 37% increased amount of stress by the 14-day chronic sound and did not recovery after the 7-day recovery period.

If the database for the results of this study is developed, stress evaluation using physiological parameters will be possible.

Key Words : stress, biosignal, neuro, fuzzy, hormone