

# 시계열 직관 예측에 영향을 주는 의사결정자의 인지적/생리적 특성분석에 관한 연구\*

## A study on the effect of cognitive style and physiological phenomena on judgemental time-series forecasting

박흥국\*\*, 유현중\*\*\*, 송병호\*\*\*\*

Hung Kook Park, Hyeon-Joong Yoo and Byoung-ho Song

요약 경영활동에 있어서 직관력은 잘 알려진 인지능력이지만 효과적인 의사결정지원시스템의 개발 목적으로는 거의 고려되고 있지 않다. 본 연구는 의사결정자의 인지 유형에 따른 시계열 예측의 정확성과 뇌파의 차이를 통계적 검증, 인공신경망, 데이터 마이닝의 세 가지 접근방법으로 탐색하여 그 결과를 비교 분석함으로써 시계열 직관 예측에 영향을 주는 의사결정자의 인지적/생리적 특성을 도출함으로써 효과적인 의사결정환경을 조성하는데 공헌하고자 하였다. 실험결과는 통계적 분석에서는 아무런 유의성을 찾을 수 없었으나, 인공신경망 분석에서는 인지유형과 감성유형이 모두 시계열 예측 정확도와 상관성이 있는 것으로 나타났으며, 데이터 마이닝 분석에서는 보다 의미있는 상관관계를 찾아낼 수 있었다.\*

### 1. 서 론

합리적 의사결정(rational choice)에 비해 시계열 직관 예측(judgmental time series forecasting)은 인과 관계가 아닌 동일 시계열 내에서 과거 데이터를 기반으로 미래를 예측하는 것이다. 일반적으로 통계적 예측 기법을 사용하기도 하지만, 직관 예측을 사용하기도 한다. 직관 예측은 통계 예측을 사용할

수 없는 상황에서도 사용할 수 있다는 점에서 널리 사용되고 있지만, 동시에 많은 잠재적 오류를 내포하고 있다. 그러나 시계열 직관 예측의 정확성에 영향을 미치는 요소에 관해서는 명확하게 밝혀지지 않았다.

본 연구에서는 사람의 인지 유형에 따라 시계열 예측의 정확성에 차이가 있는지 고찰하기로 한다. 즉 동일한 시계열을 처리하는 방법이 분석적인 사람과 직관적인 사람 간에 다를 것이며, 이러한 차이가 시계열 예측의 정확성에 반영될 것이라는 점에 착안하여 연구를 수행하고자 한다. 인지 유형과 시계열 예측의 정확성과 관련한 연구는 많지 않다. 반면에 의사결정 관련 문헌에서는 사람이 직관에 의존함으로써 발생할 수 있는 오류와 그로 인한 부정확성을 지적하고 있다(10, 24). 이러한 연구 결과는 직관에 의존하는 경우와 분석에 보다 의존하는 경우에 있어 예측의 정확성에 차이가 존재할 것이라는 가설을 성립하게 한다.

분석적인 인지유형과 직관적인 인지유형은 작업간 뇌파변화가 다를 수 있다. 인간의 뇌는 좌뇌와 우뇌로

\* 이 논문은 1999년도 한국학술진흥재단의 연구비에 의하여 연구되었음. (KRF-99-042-C00141)  
\*\* 상명대학교 정보통신학부, Tel : (02) 2287-5084.  
E-mail : parkh@sangmyung.ac.kr  
\*\*\* 상명대학교 컴퓨터, 정보, 통신학부, E-mail : hjyoo@smuc.sangmyung.ac.kr  
\*\*\*\* 상명대학교 소프트웨어학과, E-mail : bhsong@sangmyung.ac.kr

구분되어 각 뇌가 담당하는 기능이 다르다. 이를 뇌의 편측성이라고 하며 좌뇌는 분석적인 뇌라고 하면, 우뇌는 감성적이며 직관적인 뇌라고 할 수 있다[23]. 그러므로 인지유형별로 본 좌우 뇌의 각각의 변화 통한 인지과정의 추론은 의미 있는 일이다.

경영활동에 있어서 직관력은 잘 알려진 인지능력이지만 효과적인 의사결정지원시스템의 개발 목적으로는 거의 고려되고 있지 않다[9]. 본 연구는 의사결정자의 인지 유형에 따른 시계열 예측의 정확성과 뇌파의 차이를 통계적 검증, 인공신경망, 데이터 마이닝의 세 가지 접근방법으로 탐색하여 그 결과를 비교 분석함으로써 시계열 직관 예측에 영향을 주는 의사결정자의 인지적/생리적 특성을 도출함으로써 효과적인 의사결정환경을 조성하는데 공헌하고자 하였다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 의사결정과 인지유형

의사결정전략과정에서 의사결정자를 지원해야 할 필요성과 인지적 요건에 대한 연구는 Singh[22]에 의하여 수행되었으며 의사결정지원기술과 인지적 지원도구의 지원이 의사결정의 효율성과 효과성을 증진시킴을 확인시켜주었다.

Kuo[15]는 직관과 인지에 관한 연구조사를 통하여 최고경영층은 의사결정서에 수동적인 자세를 취하지 않고 문제 해결을 위해 감각에 의존하는 적극적인 자세를 보인다고 밝히고 있다. 문제 해결에 필요한 지식은 경영자의 마음속과 주변 세계에 분산되어 있으므로 동태적이고 비정형적인 문제상황을 처리하기에는 경영자의 직관이 효과적일 수 있다는 것이다. 또한 대부분의 기업들이 경영활동상의 주요 예측 도구로서 직관적 예측을 사용하고 있으며, 직관적 예측이 통계적보다 효율적임이 실증적 실험에서 입증되고 있다 [2].

Ruble and Cosier[21]는 162명의 경영학 전공 학생들을 대상으로 인지유형이 의사결정성공에 미치는 영향을 연구하였다. Davis, Grove and Knowles[7]는 96명의 대학원 학생들을 대상으로 한 실험에서 피실험자의 성격을 4개의 의사결정유형(decision-making style)으로 분류하여 의사결정태스크를 컴퓨터 모의 경영환경에서 수행하게 한 결과, 네 개 유형에 따라 비용성도가 유의한 차이가 있음이 발견되었다.

또한 직관적 의사결정은 불확실성이 높거나, 과거 데이터나 경험이 없거나, 여러 변수들이 과학적으로

예측하기가 어렵거나, 시간에 제약이 있거나, 대안들이 여러 개 있을 때 주로 사용하는 것으로 밝혀졌다 [3].

### 2.2 인지활동에 대한 생리적 접근방법

뇌파 정보(EEG)는 인지활동의 본질에 관한 유용한 지식을 제공한다[25]. 사람들은 같은 정보가 주어져도 그들의 인지유형에 따라 서로 다른 방법으로 뇌의 서로 다른 영역을 사용하여 처리하며, 분석적인 사람은 직관적인 사람보다 모든 영역에서 알파파가 적게 나타난다 [19].

Lim et al.[16]은 인간 감성이 시계열 예측에 미치는 영향을 탐색하기 위하여 청각, 시각, 후각자극을 통하여 환경을 조성하고 준비된 시나리오를 통하여 감성을 유발시키고 실험을 하였다. 감성의 영향을 탐색하기 위하여 뇌파(EEG)와 피부저항(GSR)을 후두엽과 전두엽에서 측정하였으며, 그 결과 피실험자가 부정적인 감성을 가질 때 긍정적인 감성에 비해 예측의 정확성이 높은 경향이 있음을 밝혔다.

## 3. 실험데이터에 대한 통계적 검증

### 3.1 연구방법

인지유형, 생리적 반응 특성(EEG) 및 감성상태(주관감성)가 의사결정성공에 미치는 영향을 찾기 위해 그림 1과 같이 연구모형을 설정하였으며, 연구모형을 토대로 다음과 같은 가설을 설정하였다.

- H1: 작업의 성과와 생리적 반응특성과는 상관관계가 없다.
- H2: 감성상태에 따라 의사결정성공에 차이가 있다.
- H3: 인지유형에 따라 의사결정성공에 차이가 있다.

위의 가설을 검증하기 위하여 실험을 수행하였다. 실험은 예비 실험을 2차례 걸쳐 수행하였으며 각 수별 실험 내용은 다음과 같다.

#### 제1차 실험

- 1) 목적: 실험방법 및 절차에 대한 검증
- 2) 대상: 상명대학교 정보통신대학원 학생 8명

- 3) 결과: 본 실험을 위한 EEG 측정도구 및 실험 절차에 대한 검증

**제2차 실험**

- 1) 목적: 감성상태에 따른 의사결정성과, 인지유형에 따른 의사결정성과, 뇌파의 변화와 의사결정성과 간의 유의적 관계성 검증
- 2) 대상: 상명대학교 정보통신학부 학생 29명
- 3) 결과: 유의성을 발견하지 못함
- 4) 해석: 통제되지 않은 외생변수의 영향이 크게 작용하였을 가능성과 실제로 상호 연관관계가 없을 가능성으로 결론, 이를 토대로 본 실험에서는 감성상태에 대한 통제를 추가.

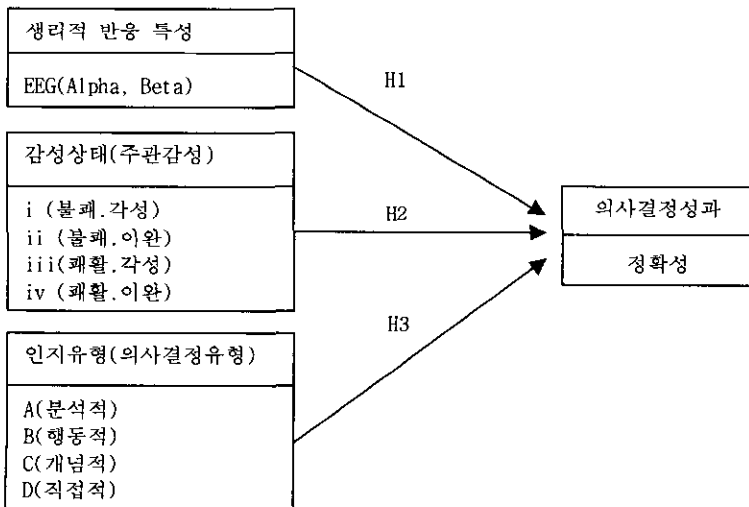
**3.2 본 실험**

실험에서는 상명대학교 정보통신학과 학부 3, 4학년과 정보통신대학원 학생 48명을 피험자로 하였으며, 피험자는 학부에서 의사결정 관련 과목을 사전에 수강한 학생이며 또한 피험자들은 신체적으로 건강해서 생체 신호 측정에 장애가 되는 문제가 없는 학생으로 하였다. 실험에 사용된 단일 변수는 Alan Rowe의 의사결정에 관련된 인지 유형으로 분석적 (Analytic), 행동적 (Behavioral), 개념적 (Conceptual), 직접적 (Directive)인 4가지 조건으로 나누어져 피험자가 분류되었다[20].

실험 과제는 시계열 예측 문제였다. 시계열 데이터는 M-Competition [18]에서 추출된 데이터를 사용하였다. 시계열 데이터는 PC 월별 판매 대수라고 피험자에게 알려 주고 피험자는 PC 판매 과장이라고 가정하면서 실험 과제를 수행하였다. 제공된 데이터는 40개로서 3년 4개월의 월별 판매량이며, 피험자는 그로부터 8개월의 판매량을 예측하도록 하였다. 본 연구에서는 시계열 이외의 인과 정보는 제공을 하지 않았다.

실험은 생체신호의 측정을 위하여 피험자 개인별로 실험을 수행하였다. 개인별 실험으로 인한 실험 조건의 차이는 최소화하도록 동일한 연구자가 진행하였으며, 실험 설명도 표준화하였다. 피험자의 인지유형을 판별하기 위해서 Alan Rowe의 Decision Style Inventory[20]를 사용하였다. 생리적 반응 특성은 뇌파(EEG)측정을 통하여 분석하고 뇌파는 문제해결과 관련이 깊은 alpha파와 beta파를 측정하였다. 의사결정의 질은 의사결정의 정확성이며 실험 과제 내용상 예측의 정확성으로 측정된다. 구체적 실험절차는 다음과 같았다.

- ① 피험자가 실험실에 입장하면 실험 설명을 읽도록 한다.
- ② 연구자는 실험에 관하여 요약 설명을 한다.
- ③ 실험 과제에 앞서 주관 감성을 측정한다. 주관 감성의 사전 측정은 실험 이전에 발생한 피험자 감성의 차이로 인해 실험 통제의 효과를 왜곡되는 것을 방지하기 위한 절차이다.



[그림 1] 연구 모델

- ④ 측정된 주관 감성 설문지를 회수하고 뇌파 측정을 위하여 준비를 하고 전극을 부착한다.
- ⑤ 피험자로 하여금 눈을 감도록 하고 편안한 자세로 아무런 생각 없이 명상을 하도록 한다 (2분).
- ⑥ 피험자로 휴식 상태에 머무르게 하면서 뇌파를 측정한다 (측정 1분).
- ⑦ 피험자로 하여금 눈을 뜨게 하고, 실험과제를 수행한다. (측정 약 1분).
- ⑧ 실험 과제가 종료하고, 설문조사를 실시하여 주관 감성을 측정한다. 곧 이어, 본 연구의 독립변수인 인지유형을 측정한다.

3.3 변수의 설정

3.3.1 독립 변수

인지유형(A, B, C, D)과 주관 감성이 독립변수이며 인지유형은 Alan Rowe의 의사결정유형판별설문[20]을 이용하여 판별하였고, 주관감성은 피험자의 감성을 Likert 5점 평가척도에 의한 설문으로 감성상태를 불쾌각성, 불쾌이완, 쾌활각성, 쾌활이완으로 분류하였다.

3.3.2 종속 변수

정확성, 생체 신호를 종속변수로 설정하고 아래와 같이 측정하였다.

정확성 (Accuracy): 시계열 예측의 정확성은 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)를 통하여 측정하였다. MAPE는 시계열 예측에서 보편적으로 사용되는 도구이며, 예측이 실제 값으로 떨어진 편차를 절대적 백분율로 표시한 값이다.

생체신호 (Physiological Measures): 뇌파(EEG)를 측정하여 의사결정과 관련된 생리적 반응 특성을 도출하고 뇌파는 alpha와 beta 주파수 대역을 분석하였다.

3.4 실험 결과 및 분석

실험 결과를 이용하여 ANOVA를 사용하였으며 통계 패키지로는 SPSS for Windows (ver. 9.0)를

사용하였다.

표1은 가설 H1, 즉 생리적 반응 특성과 의사결정성과의 정확성과의 상관관계를 검증하기위한 것으로 뇌파(EEG)와 MAPE의 상관계수를 나타낸 것이다. 좌뇌의 EEG는 alpha와 beta모두 MAPE와 음(-)의 상관관계를 가지는 것으로 나타났으나 통계적 유의성은 없었다. 또한, 우뇌의 EEG와 좌우합 역시 통계적 유의성은 없었다.

〈표 1〉 뇌파와 MAPE와의 상관성

뇌 파		MAPE
좌 뇌	alpha	-.053
	beta	-.073
우 뇌	alpha	-.016
	beta	.121
좌우합	alpha	-.029
	beta	.028

표 2는 가설 H2를 검증하기위한 것으로 감성상태로 구분한 그룹간의 의사결정성과(MAPE)의 차이가 존재하는지를 분석한 것이다. 실험 결과 표 2에서 나타났듯이 감성상태를 네 그룹으로 분류했을 경우(a)나 두 그룹으로 분류했을 경우(b) 모두 통계적 유의성이 없었다. 이는 감성상태로 구분된 그룹들의 그룹내 분산이 그룹간 분산보다 상대적으로 크게 나타났음을 의미한다.

〈표 2〉 ANOVA (감성 상태와 MAPE)

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	.014	3	.005	.556	.647
Within Groups	.378	44	.009		
Total	.392	47			

(a) 감성 상태: 불쾌각성, 불쾌이완, 쾌활각성, 쾌활이완

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	.246	1	.246	.290	.593
Within Groups	.390	46	.847		
Total	.392	47			

(b) 감성 상태: 불쾌, 쾌활

표 3은 가설 H3를 검증하기위한 것으로 인지유형(A, B, C, D)으로 구분한 그룹간의 의사결정성과(MAPE)의 차이가 존재하는지를 분석한 것이다. 실험 결과 위의 표에서 나타났듯이 통계적 유의성이 없었다. 이는 인지유형으로 구분된 그룹들의 그룹 내 분산이 그룹간 분산보다 상대적으로 크게 나타났음을 의미한다.

(표 3) ANOVA (인지 유형과 MAPE)

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	.006	3	.002	.217	.884
Within Groups	.386	44	.009		
Total	.392	47			

### 3.5 토론

감성 상태나 인지유형으로 구분된 그룹들의 그룹 내 분산이 그룹간 분산보다 크게 나오고 있어 그룹의 차이가 있다고 보기 어려우며, 인지 유형 및 감성 상태에 따른 MAPE의 상관관계가 발견되지 않은 것은 실제로 이들간에 관련성이 전혀 없거나, 통제 되지 않은 외생 변수의 영향이 크게 작용하였을 가능성이 있다. 따라서 의사결정성과(MAPE)의 생리적 반응 특성과 뇌파와의 관련성 분석이 추가적으로 필요하다. 본 연구에서는 이를 위하여 인공신경망 과 데이터 마이닝으로 실험 데이터를 추가적으로 분석해 보았다.

첫번째로 인공신경망을 사용해서 파라미터들 간의 상관성 여부 및 정도를 판단하고자 하였다. 이러한 분석에는 Kohonen의 자기조직특징매핑(Self-Organized Feature Mapping, SOFM)으로 대표되는 자기조직 신경망의 활용이 가능하다(14).

두번째로 데이터 마이닝(data mining) 기술의 활용이다(4, 5, 6, 8). 다양한 측정값으로 표현되는 인지유형 데이터와, 생리적 반응 특성 데이터가 직관적 예측의 성과에 미치는 영향을 다각도로 분석해서 과연 어떤 데이터 항목간에 관련성이 있는지를 파악해 내고자 하였다. 데이터 마이닝 기술을 이용하여, 기존에 수립하였던 가설을 정제하고 또 그밖에 존재하는 규칙성들을 자동 탐사해 보는 것이다. 이를 통하여 실험 데이터를 분류하여 데이터베이스를 구축하고, 구축된 데이터베이스로부터 데이터 항목간의 규칙적인 관련성을 찾아낼 수 있다.

## 4. 자기조직 신경망을 이용한 파라미터간 상관도 측정

### 4.1 자기감독 적응 알고리즘(Self-Supervised Adaptive Algorithm)

Kohonen의 자기조직특징매핑(Self-Organized Feature Mapping, SOFM)으로 대표되는 자기조직 신경망들은 비감독 알고리즘에 의해 학습된다(13, 14). 자기조직 층의 뉴런들은 학습을 통해 이웃한 뉴런들끼리 비슷한 가중 벡터를 갖게 되기 때문에, 학습 후, 비슷한 패턴 유형의 입력 벡터들에 대해 특정 위치에 이웃한 뉴런들이 다른 위치의 뉴런들에 비해 강한 반응을 보이게 된다.

1990년 경, 영국의 Luttrell은 학습 시 자기조직 층에 있는 뉴런 클러스터들 간에 서로 자신의 학습 상태에 대한 정보를 교환함으로써, 입력 벡터 쌍들 간의 상관성을 도출할 수 있는 멀티 채널(= 뉴런 클러스터) SOFM 알고리즘을 개발했다(17). Luttrell은 이 알고리즘을 자기감독적용 알고리즘(Self-Supervised Adaptive Algorithm)이라고 이름 붙였다.

자기감독적용 알고리즘에 의해 학습된 신경망은, 입력되는 벡터 쌍에 대해 각 클러스터의 뉴런들 또한 쌍을 이뤄 반응하게 되는데, 이 때, 서로 다른 클러스터에 있는 특정 뉴런 쌍들은 특정 패턴 유형의 입력 벡터 쌍들에 대해서만 강하게 반응하게 된다. 이러한 분리된 클러스터에 있는 뉴런들 간의 배타적인 짝 짓기는 입력 벡터 쌍들 간에 상관성이 존재할 때만 일어나며, 상관성이 존재하지 않으면 문란한 짝 짓기가 일어난다. 따라서, 학습 후, 자기감독적용 층의 클러스터들에 있는 뉴런들의 Joint Winning Probability Density Function 또는 Joint Winning Frequency의 분포를 확인하면 입력 벡터들 간의 상관성 정도를 판단할 수 있다.

자기감독적용 신경망에 의한 수학적 모델 등을 사용한 이전의 실험들(1, 17)에서 서로 다른 뉴런 클러스터들의 입력 벡터 쌍 간에 상관성이 있는 경우 기존의 자기조직 알고리즘들에 비해 벡터 양자기의 오차가 줄어들음을 확인할 수 있으며, 그 항상 정도는 두 입력 벡터들 간의 상관성과 식 (가)의 이웃 함수의 비대칭성의 함수이다.

$$P(y_k' | y_1, y_2) \approx P_o(y_1, y_2) \left(1 + \frac{y_k' - y_k}{p(y_1, y_2)} \frac{\partial p(y_1, y_2)}{\partial y_k}\right) \exp(-\pi(y_1, y_2)(y_k' - y_k)^2) \text{ for } k = 1, 2$$

for C channel mode

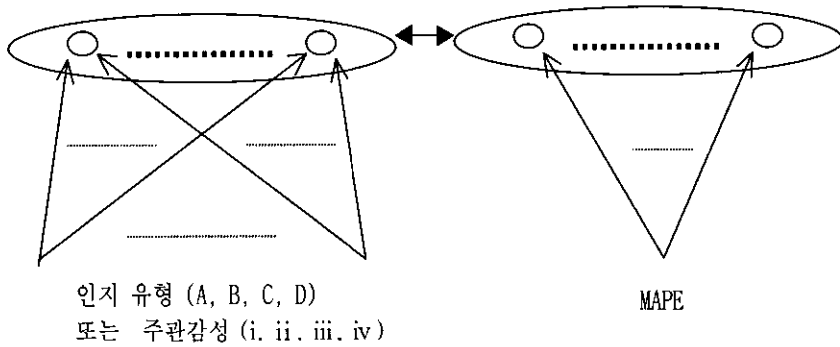
(가)

본 연구에서는 자기감독적응 알고리즘의 이러한 특성을 이용하여 시계열 예측 정확도에 대한 파라미터들의 상관성 유무를 판단하고 그들의 상관도를 비교하고자 하였다.

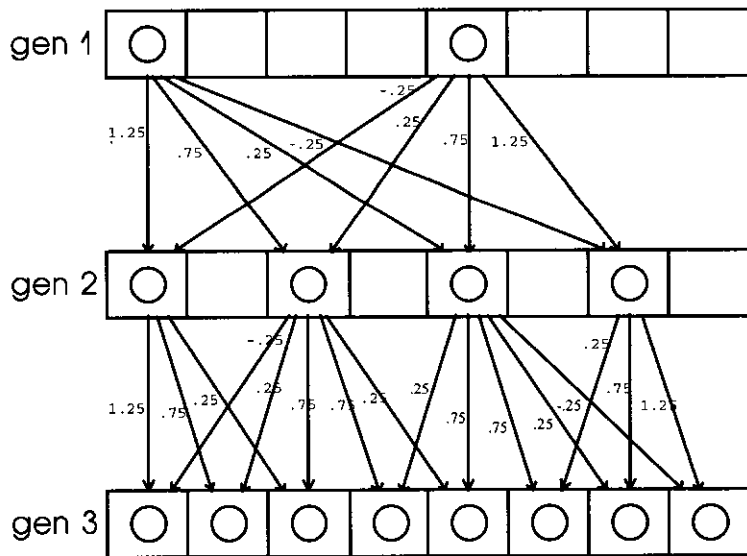
4.2 상관성 분석을 위한 자기감독적응 신경망의 구조

이 실험에서 사용한 자기감독적응 신경망은 그림 2에서와 같이 자기감독적응층(또는 자기조직층)에 두 개의 뉴런 클러스터를 갖는다. 첫째 클러스터에는 시계열 예측 실험 대상자의 인지유형(A, B, C, D) 또는 감성유형(i, ii, iii, iv)을 입력하고 둘째 클러스터

에는 시계열 예측 실험으로부터 측정된 MAPE 를 입력한다. 첫째 클러스터에는 네 개의 인지유형 또는 감성유형이 입력 벡터의 요소를 구성하는데, 해당 요소의 값을 0.9로 하고 나머지 요소들의 값은 0.1을 할당한다. 예를 들면, 실험 대상자의 인지 유형이 'B' 또는 감성유형이 'ii' 라면 그림 2의 왼쪽 클러스터에는  $[.1 \ .9 \ .1 \ .1]^T$  가 입력된다. 따라서, 그림 2의 양쪽 뉴런 클러스터에는 각각 4 개의 입력 노드를 통한 4 차원의 입력 벡터와 1 개의 입력 노드를 통한 1 차원의 입력이 인가된다.



[그림 2] 상관성 비교를 위한 자기감독적응 신경망의 구조 (자기감독적응층 뉴런 클러스터 간 양방향 화살표는 학습 시 정보 교환을 표시함.)



[그림 3] 뉴런의 삽입과 가중 벡터 할당 방식

각 뉴런 클러스터의 뉴런 수는 초기에 2 개에서 시작하여, 학습이 진행되면서 4 개로 증가된다. Luttrell은 뉴런 수에 대한 기간을 세대 (generation)라고 불렀다. 세대가 바뀌면서 새로운 뉴런이 추가될 때 이들의 가중 벡터는 그림 3과 같이 기존 뉴런들의 가중 벡터들의 가중 평균을 할당한다. 이 방식은 학습 속도 향상과 위상적 정렬에 도움이 된다. 그림 3에서 우리는 'gen2' 또는 'gen3' 까지 학습시킨다. 그 이상의 뉴런을 사용하지 않는 이유는 뉴런과 입력 노드 간의 연결의 수(즉, 가중치 수)를 입력 패턴 수에 비해 상대적으로 작게 하기 위해서이다. 그렇게 해야 주어진 문제에 대해 신경망에 지나친 유연성(flexibility)을 허용하지 않음으로써 신경망에 일반화(generalization) 특성이 확보된다.

#### 4.3 실험 방법

- (1) 학습 epochs 수: 뉴런 클러스터 당 뉴런 수의 20 배로 하였다: 즉, 입력 패턴 세트를  $2 * 20 + 4 * 20 = 120$  회 또는  $2 * 20 + 4 * 20 + 8 * 20 = 280$  회 반복하여 신경망에 인가하며 가중 벡터를 갱신한다.
- (2) 입력 패턴 생성: 앞 절의 실험들에서와 동일하다.
- (3) 입력 패턴 제시: 매 학습 epoch마다 입력 패턴은 랜덤하게 shuffle 된 후 인가된다.
- (4) 학습 속도(learning rate): 0.1 ~ 0.01 범위에서 선형적으로 감소시킨다.
- (5) 성능 측정: 1) 학습의 최종 epoch 에서 모든 입력 벡터와 reconstruction 벡터 간의 유클리드 거리의 제곱의 평균을 계산한다. 2) 매회 랜덤하게 가중치 벡터들을 초기화하며 16 회 반복하는 실험 전체에 대해 이들의 평균을 계산해서 성능 측정 값을 구한다.
- (6) 가중치 벡터의 초기화: 가중치 벡터의 각 요소 값의 범위는 0.0 ~ 0.5 로 제한한다.
- (7) 이웃 함수 계산: 자기감독적용 알고리즘의 이웃 함수는 식 (가)에 의해 구해지므로 비대칭도 가능하다. 이 보고서에서는 계산량을 줄이고 이전의 실험들에서 확인된 결과를 이용하기 위해 식 (가)의 공식에 의해 이웃 함수를 생성하는 대신에 표 4의 다양한 기울기의 근사화된 비대칭 이웃 함수들로 실험한다.

표 4 에서 첫번째 열은 근사화 이웃 함수의 이름을 나타낸다. 두번째부터 네번째 열은 3 점 이웃 함수의

각 점의 값을 나타내는데, -, c, +는 각각 낮은 쪽, 가운데, 높은 쪽의 점 값을 나타낸다. 아래 행으로 갈수록 기울기가 증가함을 볼 수 있다.

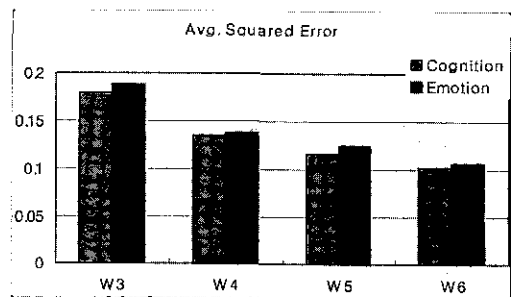
(표 4) 근사화 비대칭 이웃 함수들의 점 값들

이웃함수	$\pi_-$	$\pi_c$	$\pi_+$	비고
W3	0.20	0.60	0.20	대칭
W4	0.15		0.25	
W5	0.10		0.30	
W6	0.05		0.35	

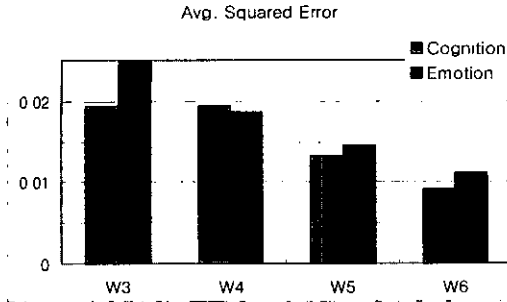
#### 4.4 실험 결과 및 분석

##### 4.4.1 실험 결과

그림 4는 인지특성 또는 감성특성과 시계열 예측 정확도 간의 상관성 조사를 위해 자기감독적용 신경망을 학습시킨 결과를 보여준다. 그래프 (a)와 (b)는 각각 2 세대 또는 3 세대 동안 학습시킨 경우이다. 바꿔 말하면, 각각 뉴런 클러스터 당 뉴런 수를 2 개에서 시작하여 4 개 또는 8 개까지 증가시키며 학습시킨 결과이다. 각 그래프의 수평축은 표 4 의 근사화 이웃 함수를 표시한다. 각 이웃함수별 두 개의 막대는 각각 인지특성과 감성특성에 대한 실험 결과이다. 각 데이터는 최종 학습 epoch 에서 입력 패턴 당 평균 오차 제곱을 계산해서 구했다. 여기서의 오차는 reconstruction 벡터와 입력 패턴 간의 Euclidian 거리를 의미한다. 각 실험결과 데이터는 신뢰성을 위해 매 회 랜덤하게 초기화된 가중 벡터를 사용하여 16 회 반복한 실험을 평균해서 구했다. 그림 4 에서 2 세대 학습의 경우보다 3 세대 학습의 경우가 오차가 작은 이유는 세대 증가에 따라 뉴런 당 입력 패턴 수가 감소하기 때문이다.



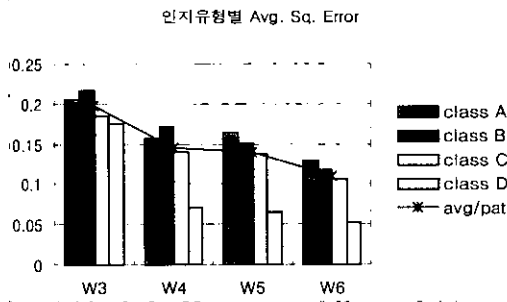
(a) 2 세대 학습 결과



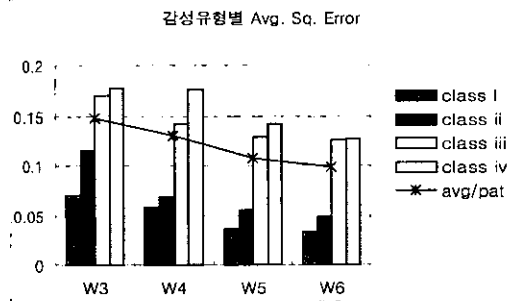
(b) 3 세대 학습 결과

(그림 4) 인지특성 및 감성특성과 시계열 예측 정확도에 대한 자기감독적용 신경망의 학습 결과

그림 5의 (a)와 (b)는 시계열 예측 정확도에 대한 인지특성 및 감성특성의 각 유형별 상관성을 조사하기 위해, 각 유형별로 자기감독적용 신경망을 학습시킨 결과를 보여준다. 막대 그래프는 각 유형에 대한 결과를 보여주며, 꺾은선 그래프는 이들로부터 패턴당 평균을 계산한 결과를 보여준다. 이 평균 값이 그림 4에서와 다른 이유는, 신경망의 성능은 뉴런 당 패턴 수, 입력 분포 등에 의해 영향을 받기 때문이다.



(a) 인지유형별 학습 결과



(b) 감성유형별 학습 결과

(그림 5) 인지 및 감성의 각 유형과 시계열 예측 정확도에 대한 자기감독적용 신경망의 학습 결과

#### 4.4.2 실험결과 분석

이 실험에서는 수학적 모델 또는 field 데이터를 사용했던 이전의 실험들(1, 17, 26)에서 관찰할 수 있었던 자기감독적용 신경망의 다음과 같은 특성들을 이용하여 시계열 예측 정확도에 대한 파라미터들의 영향을 분석하고자 한다:

- A. 입력 벡터 쌍 간 상관성이 존재하는 경우.
  - 이웃 함수의 기울기가 증가함에 따라 자기감독적용 신경망 벡터 양자기의 성능이 향상되었다.
  - 입력 벡터 쌍 간 상관도가 높을수록 이웃 함수의 기울기 증가에 따른 자기감독적용 신경망 벡터 양자기의 성능 향상이 뚜렷했다.
- B. 입력 벡터 쌍 간 상관성이 없는 경우, 자기감독적용 신경망 벡터 양자기의 성능은 이웃함수의 기울기와 무관하거나 기울기 증가에 따라 오히려 오차가 커졌다.

(1) 인지특성과 감성특성의 시계열 예측 정확도에 대한 상관성 유무

그림 4와 그림 5에서 보는 바와 같이 이웃 함수의 기울기가 증가함에 따라 자기감독적용 신경망 벡터 양자기의 성능 향상이 뚜렷하다. 그러므로, 그림 4와 그림 5의 실험 결과는 인지특성과 감성특성이 모두 시계열 예측 정확도와 상관성이 있음을 의미한다고 볼 수 있다.

(2) 인지특성과 감성특성의 시계열 예측 정확도에 대한 상관성 비교

입력 벡터 쌍 간 상관도가 높을수록 자기감독적용 알고리즘에 의해 학습된 신경망 벡터 양자기의 오차가 작음을 확인했던 이전의 실험 결과들에 근거하여, 인지특성과 감성특성의 시계열 예측 정확도에 대한 상관도를 비교해보자. 그림 4에서 인지특성이 감성특성보다 모든 근사화 비대칭 이웃 함수에 대해 오차가 작음을 볼 수 있다. 그러므로, 전반적으로 인지특성의 시계열 예측 정확도에 대한 상관도가 감성특성보다 상대적으로 높다고 할 수 있다.

그림 4에서의 데이터와 달리 그림 5에서는 인지유형별 학습 오차의 평균이 감성유형별 학습 오차 평균보다 큼을 볼 수 있다(꺾은 선 그래프 참조). 그림



4 와 5 의 데이터가 다른 이유는, 신경망의 학습 오차는 뉴런 당 패턴 수와 입력 패턴의 분포 등에 의해 영향을 받기 때문이다. 표 5 의 감성유형별 패턴 수와 그림 5(b)의 막대 그래프의 추세는 뉴런 당 패턴 수의 관계를 보여준다고 할 수 있다.

### (3) 인지유형 및 감성유형별 시계열 예측 정확도에 대한 상관성 비교

이 연구에서는 표 5 에서 보는 바와 같이 인지특성 또는 감정특성의 유형별 패턴 수가 충분치 않고 비슷하지도 않기 때문에 자기조직 신경망에 의한 유형별 비교는 정확하지 않을 수 있음을 미리 밝혀둔다. 그러나, 표 5 의 정보를 이용하여 그림 5 의 데이터를 분석하면 유형별 상관성의 대략적 비교가 가능하다고 본다. 인지유형별 학습결과에서 C 유형의 표본 수가 A 유형이나 B 유형의 표본수보다 많음에도 불구하고 오차가 더 작음을 볼 수 있다. A 유형과 B 유형 사이에서는 현저한 차이를 볼 수 없다. 따라서, A, B, C 인지유형들의 시계열 예측 정확도에 대한 상관도는 대략적으로 C 유형이 A 유형이나 B 유형 보다 큰 것으로 판단된다. D 유형은 뉴런 당 패턴 수가 다른 유형과 차이가 많아 비교가 곤란하다.

감성유형별 상관도 비교에 대해서는 그림 5 (b)의 막대그래프의 추세가 표 5 의 뉴런 당 패턴 수의 추세를 단순 반영하고 있으므로, 위와 같은 시도가 적절치 않다. 이러한 추세의 일치는 시계열 예측 정확도가 전반적으로 감성유형에 그다지 영향을 받지 않음을 의미한다고 볼 수 있으며, 이는 앞 항에서의 분석과 일치한다. 그러나, 유형 ii와 iii에 대해서는 이들의 오차의 차이가 이웃 함수의 기울기 증가에 따라 커지고 있으므로, 클래스 ii의 상관도가 클래스 iii의 상관도보다 높은 것으로 사료된다.

〈표 5〉 유형별 클래스 당 패턴 수

특성	Cognition				Emotion			
	A	B	C	D	i	ii	iii	iv
패턴 수	12	14	17	5	7	9	13	19

#### 4.5 토의

절대적 기준 데이터가 없는 경우에 인공신경망에

의해 상관도를 측정하는 것은 불가능하다. 이 실험에서는 상관도 측정 대신에, 자기감독적응 알고리즘이 본질적으로 입력 간의 상관성을 이용하는 특징을 이용하여 상관성 유무 판단 및 상관성 비교를 수행하는 독창적 방법을 시도했다.

이 실험에서는 패턴 수가 부족한 편이었고 유형별 뉴런 당 패턴 수의 차이가 컸기 때문에 그림 5 로부터 유형별 상관성 비교가 미흡했으나 추후 표본 수가 보충된다면 이에 대한 보다 정확한 분석이 가능하다.

이 실험에서는 뇌파와 예측 정확도에 관한 실험을 생략했다. 이 실험에서 사용한 기법은 신경망을 벡터 양자기로서 사용해서 대표 벡터(representative vector)들을 찾게 되는데, 현재까지 수집된 뇌파 데이터에 이 기법을 적용하기에는 데이터의 편차가 너무 크고 데이터 수가 충분치 않은 것으로 판단되어, 데이터를 충분히 확보한 후 실험을 수행하기로 한다.

자기감독적응 신경망의 뉴런들은 유사한 입력에 대해 특정 이웃 그룹 뉴런들의 반응이 민감하도록 학습되며, 서로 다른 뉴런 클러스터에 있는 특정 뉴런 쌍들이 유사한 입력에 대해 작을 이루도록 학습된다. 따라서, 자기감독적응 신경망은 학습 후 뉴런들의 Joint Winning Probability Density Function 또는 Joint Winning Frequency 분포가 입력 간의 상관성에 관한 정보를 가질 수 있다. 이들을 Discriminant analysis 에 의해 분석하여 입력 벡터들 간의 상관도를 측정하는데 대한 연구를 차기 연구로 계획한다.

### 5. 데이터 마이닝 접근방법

데이터 마이닝(data mining: 데이터 발굴, 데이터 탐사)이란 축적된 방대한 양의 실제 데이터로부터 이전에는 알지 못했던, 숨겨진 임의의 규칙성들을 비 전통적인 방식으로 발견해 내는 작업을 말한다(6). 컴퓨터를 이용한 정보 활동의 급격한 증가와 발전에 따라 인간이나 전통적인 시스템이 이해하고 활용하기에는 너무 많은 데이터들이 모이게 되었고, 이렇게 모인 데이터로부터 무엇인가 흥미로운 경향이나 패턴을 발굴해 내는 것이 데이터 마이닝의 목적이다.

데이터 마이닝의 절차는 일반적으로 다음과 같이 여섯 단계로 이루어진다.

- ① (데이터 선정): 모아 놓은 데이터 집합으로부터 분석 대상 데이터들을 선별한다.

- ② (데이터 세정): 잘못된 부분을 바로잡는다. 예를 들어 동일한 사실을 여러 번 입력하였거나 같은 유형의 데이터를 다른 표기법으로 표시한 것들을 바로잡는다.
- ③ (보강): 필요한 경우에는 새로운 데이터들을 추가하여 마이닝 효과를 최대화한다.
- ④ (부호화): 최적의 구조로 데이터를 조직한다. 보강된 데이터를 융합시키고, 데이터 값들을 상/중/하 등 구간별로 분류하여 탐사를 준비한다.
- ⑤ (실제 탐사 작업): 여러가지 도구와 방법을 이용하여, 전 단계에서 최종적으로 준비한 데이터 집단에 대하여 마이닝 작업을 실시한다.
- ⑥ (보고서 작성): 탐사된 결과를 분석하여 최종 결과를 도출한다.

실제 마이닝에는 여러 가지 기법이 제안된 바 있다 [11, 12]. 본 연구에서는 노르웨이의 Norwegian University of Science and Technology 대학 Dept. of Computer and Information Science 학과에서 1999년 개발한 MS-Windows용 데이터 마이닝 도구 Rosetta[12]를 이용하고, 수작업을 병행하였다.

### 5.1 마이닝 대상 측정치

마이닝을 하려면 대상이 되는 데이터의 양이 많을수록 좋으므로 3.2절에서 설명한 바 있는 본 실험 48 명분 외에 예비 2차 실험 29명분을 모두 포함시켰다. 후자에 대해서는 인지 유형, 생리적 반응 특성(뇌파), 그들의 시계열 예측 정확도를 측정하였으며, 전자에 대해서는 이 세가지에 더하여 주관 감성도 설문을 통하여 측정하였다. 그러므로 피험자의 수는 77건이 되고, 예외적으로 주관 감성 데이터만 48건이 된다.

3.2절에서 설명한 바와 같이 분석적(A), 행동적(B), 개념적(C), 직접적(D)으로 분류되는데, 77명의 피험자 중에서 A 유형은 25명 (32.5%), B 유형은 17명 (22.0%), C 유형은 23명 (29.9%), D 유형은 12명(15.6%)이었다.

48명의 피험자들에 대하여 예측행위 전에 한번, 예측행위 후에 한번씩, 각각 불쾌각성, 불쾌이완, 쾌활각성, 쾌활이완의 네가지 지표값을 측정하였다. 따라서 각 피험자의 주관 감성은 모두 여덟 가지 값으로 표현되었다.

77명의 피험자들의 좌뇌 alpha파, 좌뇌 beta파, 우뇌 alpha파, 우뇌 beta파를 각기 예측행위 전과

예측행위 중에 측정하였다. 따라서 각 피험자의 생리적 반응 특성은 여덟 가지 값으로 표현되었다.

MAPE를 예측 정확도 값으로 측정하였다.

### 5.2 마이닝 준비

각 피험자별로 하나의 인지 유형값(A, B, C, D 중 하나), 여덟 개의 주관 감성 값(수치형), 여덟 개의 뇌파 값(수치형), 하나의 MAPE 값(수치형)이 실험으로부터 주어진다. 여기에 몇 가지의 통계적인 유도값(감성의 변화, 뇌파의 증감을 등)을 만들어 추가하였다.

데이터 마이닝을 하려면 연속(수치형) 값범위는 몇 단계의 이산적인 구역으로 분할하여야 한다. 본 연구에서는 모든 수치형 속성들을 고, 중 저의 3단계로 분할하였다. 가장 높은 30%를 '고'로 하고, 가장 낮은 30%를 '저'로 하였으며, 나머지 40%를 '중'으로 지정하였다. 따라서 77건의 MAPE 값이라면 23건이 '고', 31건이 '중', 23건이 '저'로 분류된다.

### 5.3 마이닝 결과 및 분석

#### 5.3.1 마이닝 결과

본 연구를 진행한 결과 임의의 두 속성 간에 대한 수많은 규칙성(관계성)을 발견하였다. 이 중에서 출현 빈도가 낮은 규칙들은 배제하였으며, 남은 규칙들을 살펴서 일관성이 보이는 경향들을 추척해 보았다. 지금부터 이렇게 해서 찾은 관측 사항들을 기술한다. 각 경향이나 규칙 뒤에 괄호로 묶은 부분은 높은 정확도(저 MAPE), 중간 정확도(중 MAPE), 낮은 정확도(고 MAPE)의 비율을 순서대로 나열한 것이다.

#### 1) 인지 유형의 효과에 대한 관측결과

관측 1: 유형 A의 피험자들은 예측 정확도가 높은 경향이 있었다(10/25, 9/25, 6/25).

관측 2: 유형 B의 피험자들은 예측 정확도가 낮은 경향이 있었다(3/17, 8/17, 6/17). 유형 C (7/23, 9/23, 7/23)와 유형 D (3/12, 5/12, 4/12)에 대해서는 아무런 의미있는 경향을 발견할 수 없었다.

## 2) 주관 감성의 효과에 대한 관측

관측 3: 쾌활이든 불쾌이든, 예측행위 전에 이완 지표가 높을수록 피험자들의 예측 정확도가 높고, 이완 지표가 낮을수록 예측 정확도가 낮은 경향이 있었다. 근거는 다음과 같다.

- 실험전 불쾌이완(저) → (4/11, 1/11, 6/11)
- 실험전 쾌활이완(중) → (5/22, 9/22, 8/22)
- 실험전 쾌활이완(고) → (6/12, 3/12, 3/12)

관측 4: 반대로, 쾌활이든 불쾌이든, 예측행위 전에 각성 지표가 높을수록 피험자들의 예측 정확도가 낮고, 각성 지표가 낮을수록 예측 정확도가 높은 경향이 있었다. 근거는 다음과 같다.

- 실험전 불쾌각성(고) → (3/12, 4/12, 5/12)
- 실험전 쾌활각성(저) → (5/11, 4/11, 2/11)
- 실험전 쾌활각성(고) → (2/10, 3/10, 5/10)

관측 5: 각성이든 이완이든, 예측행위 후에 쾌활 지표가 높을수록 예측 정확도가 높고, 쾌활 지표가 낮을수록 예측 정확도가 낮은 경향이 있었다. 근거는 다음과 같다.

## 3) 생리적 반응 특성의 효과에 대한 관측

관측 7: 예측행위 전에 뇌파의 총량이 적으면 예측 정확도도 낮은 약간의 경향이 있었다(7/23, 7/23, 9/23). 그러나 예측행위 전에 뇌파의 총량이 많다고 예측 정확도가 높아지는 증거는 찾을 수 없었다(6/23, 11/23, 6/23).

관측 8: 예측행위 중에 뇌파의 총량이 적으면 예측 정확도도 낮고(6/23, 8/23, 9/23), 예측행위 중에 뇌파의 총량이 많아도 예측 정확도가 낮은 약간의 경향이 있었다(7/23, 11/23, 5/23).

관측 7과 8을 보면, 뇌파총량과 예측 정확도 간에 뚜렷한 관계성은 발견할 수 없었다.

관측 9: 예측행위 전에 beta파의 총량이 적으면 예측 정확도가 낮고(7/23, 7/23, 9/23),

예측행위 전에 beta파의 총량이 중간이면 예측 정확도가 높은 경향이 있었다(11/31, 12/31, 8/31). 그러나 예측행위 전에 beta파의 총량이 많을 때의 효과는 발견할 수 없었다(6/23, 11/23, 6/23).

관측 10: beta파의 증감율이 낮거나(즉, beta파의 총량이 감소하거나) (7/23, 11/23, 5/23) 높으면(즉, beta파의 총량이 현저히 증가하면) (9/23, 7/23, 7/23) 예측 정확도가 높고, beta파의 증감율이 중간이면(즉, beta파의 총량이 비교적 변동이 적으면) 예측 정확도가 낮은(7/31, 13/31, 11/31) 경향이 있었다.

관측 9와 10으로부터, beta파가 예측 정확도에 영향을 미친다는 것이 사실임을 확인할 수 있었다.

관측 11: 예측행위 중에 좌뇌의 뇌파(alpha + beta) 총량이 적으면 예측 정확도가 낮고(6/23, 8/23, 9/23), 총량이 중간이면 예측 정확도가 높은(11/31, 12/31, 8/31) 경향이 있었다. 그러나 예측행위 중에 좌뇌의 뇌파 총량이 높을 때의 효과는 발견할 수 없었다(6/23, 11/23, 6/23).

관측 12: 좌뇌의 뇌파총량 증감율이 낮거나(즉, 총량이 감소하거나) (9/23, 8/23, 6/23) 높으면(즉, 총량이 현저히 증가하면) (8/23, 10/23, 5/23) 예측 정확도가 높고, 좌뇌 뇌파총량 증감율이 중간이면(즉, 비교적 변동이 적으면) 예측 정확도가 낮은(6/31, 13/31, 12/31) 경향이 있었다.

관측 11과 12로부터, 좌뇌의 뇌파총량이 정확도에 영향을 미치는 것은 사실임을 확인할 수 있었다.

## 5.3.2 결과 분석

인지유형 A (분석적)의 피험자는 더 정확하고, 인지유형 B (행동적)의 피험자는 덜 정확한 패턴을 보인다. 또한 주관감성이 이완상태에 있는 피험자가 더

정확한 예측 패턴을 보인다. 따라서 시계열 예측업무는 인지유형이 분석적인 사람이 적합하며 가능하면 감성상태를 이완상태로 유도하는 환경을 조성할 때 시계열 예측의 좋은 결과를 기대할 수 있다는 결론을 내릴 수 있다.

뿐만 아니라, 피험자의 좌뇌파와 beta파가 예측 정확도에 상당한 영향을 미치는 패턴을 보이고 있다. 이러한 사실은 예측 담당자의 좌뇌파나 beta파의 파형을 우리가 제어할 수 있다면 좋은 결과를 얻을 수 있음을 보여주는 것이다.

## 6. 세 접근방법의 결과 비교 및 결어

표 6 은 인지적/생리적 특성과 의사결정성과간의 관계성을 판별하기 위하여 동일한 실험 데이터로서 세 가지의 접근방법을 통해 분석한 결과 비교표이다.

통계적 검증과정에서 인지 유형 및 감성 상태에 따른 MAPE의 상관관계가 발견되지 않은 것은 앞서 언급하였듯이 실제로 이들간에 관련성이 전혀 없거나, 통제 되지 않은 외생 변수의 영향이 크게 작용하였을 가능성의 두 가지 경우가 있을 수 있으나, 자기조직 신경망 기법을 통한 분석 결과는 이들 간에 상관성이 존재함을 보여 주고 있고, 데이터 마이닝 분석에서는 부분적으로 매우 의미있는 상관 패턴이 발견되었기 때문에, 인지적/생리적 특성과 의사결정성과간에는 어떠한 형태로든지 일정한 관계성이 존재하고 있음을 알 수 있다.

결론적으로 본 연구에서 얻은 성과는 인지적/생리적 특성과 의사결정성과간에는 어떠한 형태로든지 일정한 관계성이 존재하고 있음을 발견한 것과 데이터 마이닝을 통해 얻은 결과이다. 특히 인지유형이 분석적인 사람의 예측력이 더 정확한 패턴을 보이고 있으며, 좌뇌파와 beta파가 예측 정확도에 상당한 영향을 미치는 패턴을 보이고 있다는 사실은 좌뇌는 분석적인 활동을 담당하는 뇌이고, 보다 정확한 예측을 한 사람은 그렇지 않은 사람에 비해 뇌파에 있어 베타 주파수가 보다 많이 발생하였다는 이 전의 연구결과[16]와도 일치하고 있다. 이것은 시계열 예측의 성과를 획기적으로 향상시킬 수 있는 조건을 확인한 것이다.

즉 보다 정확한 시계열 예측을 위해서는 인지유형 특히 의사결정유형이 분석적인 사람이 적합하며, 감성상태를 이완상태로 유도하고, 베타파의 변동성을 높이고도록 환경을 조성하는 것이 바람직 하다. 게다가 시계열 예측을 지원하기 위한 의사결정지원시스템 개발에 이를 고려하면 시스템의 효과성을 획기적으로 증진시킬 수 있을 것이다.

본 연구의 한계는 실험데이터가 비교적 충분하지 않았기 때문에 통계적 유의성 확보에 실패하였다는 점이다. 앞으로 보다 잘 통제된 실험환경에서 충분한 실험을 실시한다면 통계적으로도 그 관계성에 대한 유의성이 확보될 것으로 예측된다.

또한 차후, 인지 유형, 주관 감성, 생리적 반응 특성이 각기 예측 정확도에 미치는 영향뿐만 아니라, 인지 유형과 주관 감성, 인지 유형과 생리적 반응 특성, 주관 감성과 생리적 반응 특성을 살펴 보는 것도 좋은 연구 주제가 될 것이다.

<표 6> 인지적/생리적 특성과 의사결정성과간의 관계성 분석 비교

인지적/생리적 특성	의사결정성과 (MAPE)		
	통계적 검증	자기조직 신경망	데이터 마이닝
생리적 반응특성(EEG)	유의성 없음	N/A	상관패턴 부분적 발견
감성상태(I, ii, iii, iv)	유의적 차이 없음	상관성 있음	상관패턴 부분적 발견
인지유형(A, B, C, D)	유의적 차이 없음	상관성 있음	상관패턴 부분적 발견

## 참 고 문 헌

- [1] 유현중, Pimmel, R., "자기감독적응 방식에 의한 SOFM의 성능향상", 한국정보과학회, vol. 25, 1998. pp. 1575.
- [2] 임좌상, 박홍국, "예측지원시스템에 의한 직관적 예측의 행태에 관한 연구," 한국경영과학회지, 제 24권 제1호, 1999. pp. 79-98.
- [3] Agor, Weston H. "The logic of intuition: How top executives make important decisions," *Organizational Dynamics*, Vol. 14, No.3, 1986, pp. 5-23.
- [4] Agrawal, R., Imielinski, T. and Swami, A. "Database Mining: A Performance Perspective," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 5, No. 6, Dec. 1993.
- [5] Barson, A. and Smith, S. J. *Data Warehousing, Data Mining, and OLAP*, McGraw-Hill Pub., 1997.
- [6] Chen, M.-S. Han, J. and Yu, P. S. "Data Mining: An Overview from a Database Perspective," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 8, No. 6, Dec. 1996, pp. 866-883.
- [7] Davis, Donald L., Grove, Stephen J. and Knowles, Petricia A. "An experimental application of personality type as an analogue for decision-making style," *Psychological Report*, Vol. 66, No. 1, 1990, pp. 167-184.
- [8] Frawley, W. J., piatetsky-Shapiro, G. and Matheus, C. J. "Knowledge Discovery in Databases: An Overview," *Knowledge Discovery in Databases*, AAAI/MIT Press, 1991, pp. 1-27.
- [9] Hoch, S. J., Schkade, "A Physiological Approach to Decision Support Systems," *Management Science*, Vol. 42, No. 1, 1996, pp. 51-64.
- [10] Hogarth, R. M. & Makridakis, S., "Forecasting and Planning: An Evaluation," *Management Science*, 27, 2, 115-137, 1981.
- [11] Kdnuggets, "Software for Data Mining and Knowledge Discovery," <http://www.kdnuggets.com/software/index.html>, (Current May 3, 2000).
- [12] Knowledge Systems Group, Dept. of Computer and Information Science, Norwegian University of Science and Technology, Trondheim, Norway, "The ROSSETA Homepage," <http://www.idt.unit.no/~aleks/rosetta/rosetta.html> (Current May 3, 2000).
- [13] Kohonen, T., Oja, E., Simula, O., Vsa, A., and Kangas, J., *Engineering applications of the self-organizing map*, *Proceedings of IEEE*, vol. 84, 1996, pp. 1358-1384.
- [14] Kohonen, T., *Self-Organization and Associative Memory*, Second Edition, Springer-Verlag, 1988
- [15] Kuo, Feng-Yang, "Managerial intuition and the development of executive support systems," *Decision Support Systems*, 24, 1998, pp. 89-103.
- [16] Lim, Joa-Sang, Whang, Min-Cheol, Park, Hung Kook, and Lee, Hyun-Sook, "A physiological approach to the effect of emotion on time series judgmental forecasting: EEG and GSR," *Korean Journal of The Science of Emotion & Sensibility*, Vol. 1, No. 1, 1998, pp. 123-133.
- [17] Luttrell, S. P., "Self-supervised adaptive networks," *IEE Proc.-F*, vol. 139, 1992, pp. 371-377.
- [18] Makridakis, Spyros, *Forecasting Competition*, <http://www.insead.fr/Research/ForecastCompet>
- [19] Riding, R.J., Glass, A., Buttler, S.R. and Pleydell-Pearce, C.W., "Cognitive style and individual differences in EEG alpha during information processing," *Educational Psychology*, Vol. 17, Nos 1 and 2, 1997, pp.

- 219-234.
- [20] Rowe, A.J., and Boulgarides, Managerial Decision Making. Englewood Clifff, NJ: Prentice Hall, 1994.
- [21] Ruble, Thomas L. and Cosier, Richard A. "Effects of Cognitive Styles and Decision Setting on Performance," Organizational Behavior and Human Decision Process, Vol. 46, No. 2, 1990, pp. 283-312.
- [22] Singh, Daniele Thomassin, "Incorporating cognitive aids into decision support systems: the case of the strategy execution process," Decision Support Systems, 24, 1998, pp. 145-163.
- [23] Stein, N.L., Leventhal, B., Trabasso, T., "Psychological and biological approaches to emotion," Lowrence Erlbaum Associates, Puublisher Hillsdale, New Jersey, 1990.
- [24] Tversky, A. and Kahneman, D., "Judgement under uncertainty: Heuristics and Biases," Science, 185, 1974., pp. 1124-1131.
- [25] Wilson, Glen F. and Fisher, Frank. "Cognitive task classification based upon topographic EEG data," Biological Psychology, 40, 1995, pp. 239-250.
- [26] Yoo, Hyeon-Joong, Pimmel, R., "Short term load forecasting using a self-supervised adaptive neural network," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 14, 1999, pp. 779-784.

## A study on the effect of cognitive style and physiological phenomena on judgemental time-series forecasting

Hung Kook Park\*, Hyeon-Joong Yoo\*\*, Byoungho Song\*\*\*

\*Division of Information and Telecommunications, Sangmyung University, Korea

\*\*Division of Information and Telecommunications, Sangmyung University, Korea

\*\*\*Department of Software Science, Sangmyung University, Korea

**Abstract** Managerial intuition is a well-recognized cognitive ability but still poorly understood for the purpose of developing effective decision support systems. This research investigates whether the differences in accuracy of "time-series forecasting" are related to the differences in one's cognitive style, using statistical test. The hypotheses established in the research model did not have positive correlation. The lack of correlation between "cognitive style and physiological measures" and accuracy in forecasting may be caused by uncontrolled external variable. Thus, additional analyses on physiological characteristics and brainwaves were performed. The approaches were neural network and data mining. The neural network approach found the relationship between the accuracy of time-series forecasting and both the cognitive style and the subjective emotion. The data mining approach discovered the more meaningful relationships between them.