

AHP와 ANP의 결합을 통한 합리적 예측모델구축

이태희*

* 건국대 산업공학과 박사과정수료

김홍재**

** 명지전문대학 공업경영과

Abstract

This study is pursued to construct the reasonable forecasting model through the combining AHP with ANP. It may be considered to be advanced study for prior various combining forecasts methods. Although prior studies are constrained to single or two criteria in selecting the optimal forecasting method, this study extend it to multi-criteria, inner and outer-dependence of clusters and elements, and feedback effect in hierarchy. A brief illustration is provided, and limitations of this study are presented.

1. 서론

Armstrong은 지금까지 개발된 예측기법에 대하여 과거 25년 동안의 자료에 기초하여 조사한 결과 분해법, 외삽법, 전문가 의견법, 의향관찰법, 원인객관화방법, 그리고 결합예측법이 보다 신뢰로운 방법임을 제시하였다[10]. 이러한 결과에 근거하여, 본 연구에서는 결합예측(Combinations of Forecasts)을 중심으로 고찰하였고, 구체적으로 각 예측기법에 의한 예측치들을 결합하는 과정에서 중요하게 등장하는 결합가중치를 결정하는 방법에 대하여 살펴보았다. 이를 위하여 AHP(Analytic Hierarchy Process)와 ANP(Analytic Network Process) 방법의 결합을 추구하였고, 이를 통하여 보다 객관적이고, 타당성 있는 가중치를 구할 수 있었다. 이러한 본 연구의 장점은 기존의 연구가 지녔던 문제점인 단일기준(비용, 정도, 등)에 따른 모델선정, 그리고 결합가중치의 결정에 있어서 단일기준(결과의 정확성)과 모델간의 상호독립성 가정을 극복할 수 있다는 것이다.

2. 예측이론에 대한 고찰

2.1 현행 예측기법의 특성 및 한계

예측기법의 등장시기별로 살펴보면, 1960년대까지 약 38가지, 1960년대에 약 6가지, 1970년대에 약 24 가지 정도이다. 그러나 최근들어서는 새로운 예측모델이 제시되지 않고 있는 실정이다. 대신 기존의 단순 예측모델을 결합하여 활용하려는 결합예측(combining forecasts)이나, 데이터베이스와 컴퓨터 프로그램을 중심으로 한 상황적응적 예측체계(interactive forecasting system), 그리고 전문가의 주관을 고려하려는 예측모델로의 확산이 제시되고 있을 정도이다[3]. 이러한 과정에서 예측기법을 선택하기 위한 다양한 기준이 제시되었다.

Chambers(1971)는 이러한 선택기준으로서 6가지를 제시했고[12], Makridakis와 Hodgsdon, 그리고 Wheelwright(1974)는 7가지[15], Montgomery와 Johnson(1976)은 8가지[5], 그리고 Wheelwright와 Makridakis(1985)는 6가지를 제시했다[9]. 이들의 내용은 대부분 비슷하지만, 특히 Wheelwright와 Makridakis가 제시한 기준을 살펴보면 다음과 같

다. 즉, ① 예측대상기간(The time horizon), ② 자료유형(The pattern of data), ③ 비용(Cost), ④ 정확도(Accuracy), ⑤ 적용의 용이성(Simplicity and Ease of application), ⑥ 컴퓨터가용성(Availability of computer software)으로서, 본 연구에서는 항후 이를 기준으로 활용하기로 한다.

그러나 이러한 선택기준 중에서도 지금까지는 대체로 단일기준이나 2~3가지 정도만 활용해 왔다. 본 연구에서는 이러한 한계점을 극복하기 위하여 AHP 모델 활용하였다. 그러나 이러한 방법을 통하여 하나의 기법을 선택한 뒤, 예측을 실시했다 하더라도 그 신뢰성에는 여전히 의문이 제기된다. 즉, 단일의 예측모형으로 모든 변화양상을 포착하기란 지극히 어렵기 때문이다. 그래서 최근 이러한 문제점을 극복하는 방법의 일환으로서 다양한 예측기법에 의하여 얻어진 결과를 가중치를 이용하여 결합하는 결합예측법(combining forecasts)이 고려되고 있다. 다음 절에서 이를 구체적으로 살펴보기로 하자.

2.2 결합예측방법

Pindyck와 Rubinfeld[6]는 1976년, 그리고 Mahmoud[13]는 1984년에 이미 개발된 몇가지 예측기법들을 결합하면 더 좋은 예측치를 얻을 수 있음을 보여주었다. 그러나 결합예측에 대한 최초의 체계적 연구는 Winkler와 Makridakis[18]에 의해 수행되었으며, Bopp[11]은 미국의 가솔린 수요예측을 위하여 계량경제모형과 회귀모형, 그리고 시계열모형의 결합을 실험하였다. 뿐만 아니라 Lawrence와 Edmundson, 그리고 O'Connor[13]는 통계적 방법과 주관적 방법의 결합이 개개의 예측방법보다 더 정확하며, 또 순수하게 주관적 예측방법만의 결합이나, 통계적 방법만의 조합보다 더 정확함을 보였다. 그 외에도 다양한 연구 결과를 살펴볼 수 있다.[1][2]

이처럼 다양한 연구가 제시되어 왔지만, 여기서도 가장 중요하게 연구되어 온 것은 예측치들의 결합을 위한 결합 가중치의 결정방법이다. 특히 Winkler와 Clemen[20]은 최근의 연구에서 이러한 결합가중치들의 민감도 특성을 연구하였는데, 이를 간단히 살펴보면 다음과 같다.

가령 θ 에 대한 두 예측치 f_1, f_2 를 이용하여 θ 를 보다 정확히 예측하려고 한다. 이때 예측오차 $f_1 - \theta, f_2 - \theta$ 의 평균은 0이고, 표준편차는 각각 σ_1, σ_2 , 그리고 상관계수는 ρ 라고 하자. 이때 결합예측값은 다음과 같다.

$$f_c = w_1 f_1 + (1-w_1) f_2$$

여기서 $w_1 = \frac{1-\rho\phi}{1+\phi^2-2\rho\phi}$, $\phi = \sigma_1/\sigma_2$ 이고, 오차의 분산은 $\sigma_c^2 = \sigma_1^2(1-\rho^2)/(1+\phi^2-2\rho\phi)$ 이다.

이제 m 개의 예측치 f_1, f_2, \dots, f_m 을 이용할 수 있다고 하자. 그리고 이에 따른 m 개의 예측오차

$f_1 - \theta, \dots, f_m - \theta$ 는 0(zero)벡터의 평균을 가지고, 분산-공분산 행렬로서 Σ 를 가진다고 하자. 이러한 조건하에서의 결합예측은 다음과 같은 가중평균으로 주어진다.

$$f_c(m) = \frac{\mathbf{u}' \Sigma^{-1} \mathbf{f}}{\mathbf{u}' \Sigma^{-1} \mathbf{u}} = \sum_{i=1}^m w_{im} f_i$$

여기서 $\mathbf{u} = (1, \dots, 1)'$, $\mathbf{f} = (f_1, \dots, f_m)'$ 이고, w_{im} 은 벡터 $\mathbf{u}' \Sigma^{-1} / \mathbf{u}' \Sigma^{-1} \mathbf{u}$ 의 i 번째 요소이다. 그리고 오차의 분산은 $\sigma_c^2(m) = 1 / \mathbf{u}' \Sigma^{-1} \mathbf{u}$ 이다.

그러나 여기서 결합가중치 $w_i = \frac{1 - \rho\phi}{1 + \phi^2 - 2\rho\phi}$ 과 $w_{im} = \mathbf{u}' \Sigma^{-1} / \mathbf{u}' \Sigma^{-1} \mathbf{u}$ 을 고려하면, 이 값은 모두 분산(또는편차)의 합수로 주어졌음을 쉽게 알 수 있다. 이것은 예측치들에 대한 결합가중치를 구할 때, “오차의 최소화”만을 기준으로 하고 있는 것으로 이해할 수 있다. 2장 1절에서도 언급했듯이, 다양한 기준들이 제시되고 있는데도 단지 예측의 정확성만을 기준으로 고려한다는 것은 모델에 대한 검정과 해석의 명료성 측면에서는 유익하지만, 논리적인 측면에서는 부적절함을 알 수 있다. 또한 예측오차간의 상관계수 ρ 가 클 때, 가중치의 민감도가 크다는 사실에서 이러한 방법은 가능한 한 독립성이 유지되는 예측기법간의 결합을 강조하고 있음도 알 수 있다. 그러나 예측기법간의 종속성을 일반적인 사설로서 고려할 때, 지금까지의 방법이 지닌 문제점은 쉽게 이해할 수 있다.

그리하여 본 연구에서는 예측기법간에 내부종속성(inner-dependence)이 있을 때, ANP 방법을 이용하여 다기준(multi-criteria)을 고려하여 최적의 결합가중치를 계산하는 방법을 제시하고자 한다.

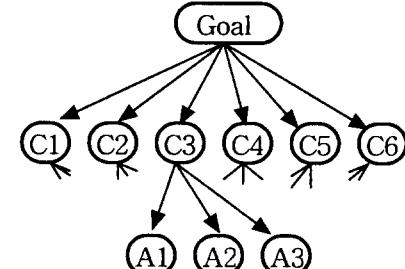
3. AHP 모델과 ANP 모델의 특성

AHP에 대한 설명은 생략하는 대신 ANP와의 비교를 중심으로 설명하기로 한다. AHP와 ANP의 연산절차는 간단히 <표 1>처럼 비교할 수 있다.

<표 1> AHP와 ANP연산절차의 비교[7][8]

| AHP 절차 | ANP 절차 |
|----------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| ① 계층구조의 형성 ② 기준들에 대한 우선순위결정 ③ 대안들에 대한 우선순위결정 ④ 일관성 평가와 민감도분석 ⑤ 대안의 최종순위 결정 | ① 통제계층(control hierarchies)을 형성 ② 하위 시스템의 기준집합(clusters)이나 요소(elements)를 결정 ③ 각 통제기준(criteria)에 따라 clusters와 elements에 대한 번호부여 ④ clusters나 elements의 분석에 필요한 접근방법결정 ⑤ 영향력 특성에 따른 clusters의 재배열 ⑥ clusters간의 쌍대비교 실시 ⑦ elements간의 쌍대비교 실시 ⑧ Supermatrix 작성 ⑨ 극한가중치 계산 ⑩ clusters에 영향을 주는 대안은 Supermatrix에 포함 ⑪ 통제기준의 가중치와 대안의 가중치를 결합 ⑫ 네가지 통제계층의 각각에 대한 모든 통제기준에 대하여 대안의 가중치를 종합 ⑬ 각 대안의 최종가중치를 결정 |

<표 1>에서도 제시한 것처럼 AHP와 ANP의 가장 큰 차이점은 AHP가 기준과 대안들끼리의 상호독립성과 이들간에 피이드백이 없는 단방향흐름을 가정한 반면, ANP는 이들간의 상호종속성(inner-dependence)뿐만 외부종



<그림 1> AHP 모델

속성(outer-dependence), 그리고 계층간의 피이드백(feedback) 효과까지 고려한다는 것이다. 그 결과 AHP에서는 이러한 피이드백이나 내부종속성이 없으므로, 각 단계마다의 쌍대비교를 통하여 가중치를 구한 뒤, 이를 서로 곱하므로써 간단히 최종결과를 얻을 수 있지만, ANP에서는 그렇게 단순하지가 않다. 즉, 각 피이드백 효과뿐만 아니라 내부종속성과 외부종속성까지 동시에 고려해야 하므로 단순히 가중치의 곱을 통하여 결과를 얻을 수는 없다. 이에 대신하여 이러한 내부 및 외부종속성을 동시에 표현할 수 있는 수단으로서 supermatrix를 활용하여 이 행렬의 극한특성(limiting properties)을 구하고, 이값으로서 최종의사결정을 취하게 되는 것이다.

이 과정에서 가장 중요한 것은 supermatrix의 대수학적 특성에 따라 극한을 취하는 방법이 다르다는 것이다. Saaty는 supermatrix의 특성을 6가지로 분류한 뒤, 각각에 대한 극한계산모델을 제시했다.[8].

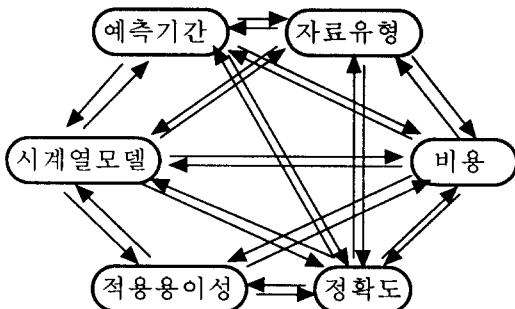
지금까지 제시한 연산특성을 이용하여 <표 1>의 절차에 따라 계산하면 최종적인 결과를 얻을 수 있다. 그러나 모델이 네트워크 구조를 하고 있으므로, 결과에 대한 해석도 AHP처럼 유일하게 되는 것이 아니라 다양한 관점에서 할 수 있음을 알 수 있다.

4. 실증연구

여기서는 지금까지의 결과를 중심으로 결합예측모델을 구축하는 방법에 대하여 살펴보기로 한다. 특히 2장에서도 언급했듯이 이 과정에서 결합가중치를 구하기 위해 AHP와 ANP방법을 차례로 이용한다. 이것은 우선 기법

선택에 있어서의 다기준(multi-criteria)을 고려한다는 점과, 결합가중치 결정에 있어서 기준집합(clusters)들간의 상호종속성과 많은 요소(elements)를 동시에 고려한다는 점에서 2장에서 제시했던 기존 연구의 문제점을 일종 보

완하는 방법으로서 이해할 수 있다. AHP 계산을 위한 구조는 <그림 1>과 같다.



<그림 2> 기준들간의 네트워크 구조

여기서 목표(goal)는 최적방법론의 선택이고, 기준(criteria)은 2장에서 제시한 6가지를 활용하였다. 즉, ① 예측기간, ② 자료유형, ③ 비용, ④ 정확성, ⑤ 적용용이성, ⑥ 컴퓨터가용성이 있고, 이것을 다시 {④} > {③} > {⑤} > {⑥} > {②} > {①}의 순서대로 우선순위를 부여하여 비교하였다. 이때의 대안(alternatives)은 3가지로서, ① 정성적 모델, ② 시계열모델, ③ 인과형 모델이다. 이러한 구조화에서 각 기준과 대안들의 쌍대비교행렬 및 그 결과를 구하면 <표 3>과 같고, 최종결과는 <표 4>와 같다.

<표 3> 기준과 대안의 쌍대비교 및 결과

| | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | C6 | 고유벡터 |
|----|----|----|-----|-----|-----|-----|--------|
| C1 | 1 | 1 | 1/5 | 1/7 | 1/5 | 1/3 | 0.0435 |
| C2 | 1 | 1 | 1/5 | 1/5 | 1/3 | 1 | 0.0598 |
| C3 | 5 | 5 | 1 | 1/3 | 1 | 3 | 0.2082 |
| C4 | 7 | 5 | 3 | 1 | 3 | 5 | 0.4212 |
| C5 | 5 | 3 | 1 | 1/3 | 1 | 3 | 0.1889 |
| C6 | 3 | 1 | 1/3 | 1/5 | 1/3 | 1 | 0.0784 |

| | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | C6 |
|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| A1 | 0.1047 | 0.0719 | 0.7470 | 0.0549 | 0.6370 | 0.0879 |
| A2 | 0.6370 | 0.6491 | 0.1336 | 0.6554 | 0.1047 | 0.6694 |
| A3 | 0.2583 | 0.2790 | 0.1194 | 0.2897 | 0.2583 | 0.2427 |

<표 4> 최종가중치 벡터

| | 가중치 |
|--------|--------|
| 정성적 모델 | 0.3147 |
| 시계열 모델 | 0.4426 |
| 인과형 모델 | 0.2427 |

이 과정에서 쌍대비교행렬에 대한 일관성 비율은 10% 이하의 값이 되어, 판단의 일관성은 만족되었다. 그리고 대안들에 대한 쌍대비교행렬을 작성할 때, 쌍대비교값은 각 모델들의 특성을 비교, 제시한 기준의 많은 문헌연구를 통하여 부여하였다[12][15][16][17]. 결국 지금까지 단일기준 혹은 소수의 기준에 의거했던 모델선택에 비하여 본 연구는 보다 많은 기준을 활용했고, 그 결과를 제시할 수 있었다. 이상의 결과에서 현 상황에 비추어 볼 때, 시계열 모델(time series and projection)이 가장 타당한 모델임을 알 수 있다.

그러나 이러한 시계열 모델에도 현재 다양한 기법이 개발되어 있으므로 모든 기법을 활용할 수는 없다. 더구나 단일모델만의 활용은 그 한계성이 이미 많이 노출되어 있으므로, 이제는 2장에서 밝힌 것처럼 결합모델의 전개를 위하여 다양한 기준을 포함하는 ANP 방법을 활용하기로 한다. 이에 필요한 기준집합(clusters)과 그 요소

(elements)를 분류하면, 다음의 <표 5>와 같고, 이들간의 네트워크 모델은 <그림 2>처럼 구하였다.

<표 5> 비교를 위한 clusters와 elements

| Clusters | Elements |
|----------|------------------|
| 1. 예측기간 | 1. 극단기 |
| | 2. 단기 |
| | 3. 중기 |
| | 4. 장기 |
| 2. 자료유형 | 1. 년단위 |
| | 2. 분기단위 |
| | 3. 월단위 |
| | 4. 주단위 |
| | 5. 일단위 |
| 3. 비용 | 1. 구현비용 |
| | 2. 시스템 비용 |
| | 3. 오차비용 |
| 4. 정확도 | 1. 패턴예측 |
| | 2. 전환점 예측 |
| 5. 적용용이성 | 1. 예측에 요구되는 시간 |
| | 2. 결과해석의 용이성 |
| | 1. 이동평균법 |
| 6. 시계열모델 | 2. 지수평활법 |
| | 3. Box-Jenkins 법 |
| | 4. X-11 법 |
| | 5. 경향투시법 |

여기서 기준집합(clusters)들간의 쌍대비교를 통한 가중치 행렬을 작성하면 <표 6>과 같다.

<표 6> Cluster Weight Matrix

| | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | C6 |
|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| C1 | 0 | 0.3899 | 0.2097 | 0.2756 | 0 | 0.2642 |
| C2 | 0.4489 | 0 | 0.1891 | 0.3416 | 0 | 0.3818 |
| C3 | 0.1013 | 0.0679 | 0 | 0.0505 | 0.1047 | 0.0482 |
| C4 | 0.3485 | 0.3899 | 0.4560 | 0 | 0.2583 | 0.2152 |
| C5 | 0 | 0 | 0.0538 | 0.1226 | 0 | 0.0906 |
| C6 | 0.1013 | 0.1524 | 0.0914 | 0.2097 | 0.6370 | 0 |

그리고 각 요소(elements)간의 관계에 따른 쌍대비교행렬을 통하여 구한 일반 가중치 행렬을 작성한 뒤, 이것을 다시 열합(column sum)이 1이 되도록 정규화시키면 아래의 <표 7>처럼 된다.

<표 7>에서의 빈칸은 기준집합간의 상호독립성에 기인한 0(zero)행렬이다. <표 7>에서 구한 정규화된 supermatrix는 분리불가능(irreducible)이고, Primitive임을 알 수 있다. 이것은 3장에서 제시한 판정기준 가운데 ④를 이용하면 쉽게 구할 수 있다. 그리고 $\text{mod}(\lambda_1) = 1$ 인 고유치는 하나뿐이므로, 단근(simple)임을 알 수 있다. 이러한 조건하에서 극한행렬을 구하기 위해서는 가중된 supermatrix를 역승만 해 주면 된다. 단, 이 때 역승의 크기는 수렴비율이 $|\lambda_2/\lambda_1| = |0.4565/1| = 0.4565$ 이므로 10승 정도만 해도 만족된다[4]. 이에 따라 supermatrix의 역승결과는 다음과 같다. 특히 시계열 모델에 대한 블록만 정규화시킨 결과를 <표 8>에서 제시하였다.

이상에서 최종의 결합가중치를 구할 수 있다. 지금까지의 과정에서 다음은 재고할 필요가 있다.

<표 7> Weighted Supermatrix -- W

| | | 예측기간 | | | | 자료유형 | | | | | 비용 | | 정확도 | | 적용용이 | | 시계열모델 | | | | | | | | |
|-----------|---|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 1 | 2 | 3 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | | | |
| 예측 기간 | 1 | | | | | 0.0163 | 0.0195 | 0.0385 | 0.0779 | 0.2226 | 0.1166 | 0.0890 | 0.0153 | 0.0157 | 0.0201 | | | | | 0.0815 | 0.0420 | 0.0239 | 0.0335 | 0.0445 | |
| | 2 | | | | | 0.0304 | 0.0441 | 0.1024 | 0.2036 | 0.1263 | 0.0543 | 0.0591 | 0.1197 | 0.0436 | 0.1573 | | | | | 0.1059 | 0.1357 | 0.0571 | 0.0706 | 0.0494 | |
| | 3 | | | | | 0.1084 | 0.1087 | 0.2038 | 0.0779 | 0.0218 | 0.0103 | 0.0168 | 0.0560 | 0.1599 | 0.0736 | | | | | 0.0679 | 0.0734 | 0.1722 | 0.1495 | 0.1506 | |
| | 4 | | | | | 0.2347 | 0.2176 | 0.0451 | 0.0304 | 0.0192 | 0.0286 | 0.0447 | 0.0188 | 0.0564 | 0.0247 | | | | | 0.0088 | 0.0132 | 0.0110 | 0.0105 | 0.0197 | |
| 자료 유형 | 1 | 0.0150 | 0.0262 | 0.0442 | 0.1428 | | | | | | 0.0123 | 0.0168 | 0.0099 | 0.0242 | 0.0286 | | | | | 0.0219 | 0.0247 | 0.0259 | 0.0269 | 0.0199 | |
| | 2 | 0.0285 | 0.0282 | 0.0770 | 0.1428 | | | | | | 0.0139 | 0.0420 | 0.0107 | 0.0375 | 0.0422 | | | | | 0.0219 | 0.0247 | 0.0259 | 0.0269 | 0.0457 | |
| | 3 | 0.0579 | 0.0672 | 0.1766 | 0.0747 | | | | | | 0.0299 | 0.0662 | 0.0270 | 0.1217 | 0.0934 | | | | | 0.0557 | 0.0755 | 0.0963 | 0.0596 | 0.1757 | |
| | 4 | 0.1174 | 0.1585 | 0.1167 | 0.0225 | | | | | | 0.0638 | 0.0420 | 0.0686 | 0.0988 | 0.1370 | | | | | 0.1325 | 0.1136 | 0.1168 | 0.1738 | 0.0993 | |
| | 5 | 0.2302 | 0.1689 | 0.0344 | 0.0662 | | | | | | 0.0692 | 0.0221 | 0.0729 | 0.0594 | 0.0403 | | | | | 0.1498 | 0.1432 | 0.1168 | 0.0946 | 0.0412 | |
| 비용 | 1 | 0.0645 | 0.0592 | 0.0487 | 0.0645 | 0.0175 | 0.0191 | 0.0312 | 0.0126 | 0.0118 | | | | | | 0.0338 | 0.0322 | 0.0701 | 0.0292 | 0.0232 | 0.0281 | 0.0124 | 0.0089 | 0.0195 | |
| | 2 | 0.0262 | 0.0285 | 0.0115 | 0.0106 | 0.0433 | 0.0397 | 0.0150 | 0.0106 | 0.0089 | | | | | | 0.0123 | 0.0130 | 0.0254 | 0.0680 | 0.0195 | 0.0135 | 0.0050 | 0.0075 | 0.0055 | |
| | 3 | 0.0106 | 0.0137 | 0.0411 | 0.0262 | 0.0071 | 0.0092 | 0.0217 | 0.0447 | 0.0471 | | | | | | 0.0044 | 0.0053 | 0.0092 | 0.0075 | 0.0055 | 0.0065 | 0.0307 | 0.0317 | 0.0232 | |
| 정확도 | 1 | 0.0871 | 0.0581 | 0.2904 | 0.2613 | 0.2924 | 0.3249 | 0.3411 | 0.0650 | 0.0975 | 0.3420 | 0.3800 | 0.0760 | | | | | 0.1937 | 0.0430 | 0.1614 | 0.1614 | 0.0538 | 0.0538 | 0.1794 | |
| | 2 | 0.2613 | 0.2904 | 0.0581 | 0.0871 | 0.0975 | 0.0650 | 0.0487 | 0.3249 | 0.2924 | 0.1140 | 0.0760 | 0.3800 | | | | | 0.0646 | 0.2152 | 0.0538 | 0.0538 | 0.1614 | 0.1614 | 0.0359 | |
| 적용 용이성 | 1 | | | | | | | | | | | 0.0403 | 0.0448 | 0.0134 | 0.0307 | 0.0204 | | | | | 0.0680 | 0.0680 | 0.0151 | 0.0227 | 0.0227 |
| | 2 | | | | | | | | | | | 0.0134 | 0.0090 | 0.0403 | 0.0920 | 0.1022 | | | | | 0.0227 | 0.0227 | 0.0755 | 0.0680 | 0.0680 |
| 시계열 모델 | 1 | 0.0371 | 0.0351 | 0.0064 | 0.0074 | 0.0129 | 0.0150 | 0.0142 | 0.0158 | 0.0488 | 0.0232 | 0.0214 | 0.0059 | 0.0512 | 0.0115 | 0.0295 | 0.1892 | | | | | | | | |
| | 2 | 0.0342 | 0.0265 | 0.0125 | 0.0074 | 0.0374 | 0.0493 | 0.0223 | 0.0141 | 0.0533 | 0.0394 | 0.0448 | 0.0057 | 0.0124 | 0.0222 | 0.0321 | 0.2199 | | | | | | | | |
| | 3 | 0.0066 | 0.0088 | 0.0438 | 0.0196 | 0.0155 | 0.0164 | 0.0510 | 0.0680 | 0.0116 | 0.0665 | 0.0063 | 0.0227 | 0.0259 | 0.0745 | 0.2381 | 0.0304 | | | | | | | | |
| | 4 | 0.0160 | 0.0220 | 0.0132 | 0.0196 | 0.0155 | 0.0164 | 0.0425 | 0.0396 | 0.0130 | 0.0075 | 0.0063 | 0.0206 | 0.0234 | 0.0577 | 0.0991 | 0.0585 | | | | | | | | |
| | 5 | 0.0075 | 0.0088 | 0.0254 | 0.0473 | 0.0710 | 0.0552 | 0.0223 | 0.0158 | 0.0257 | 0.0147 | 0.0127 | 0.0366 | 0.0967 | 0.0437 | 0.2381 | 0.1390 | | | | | | | | |

<표 8> 시계열 모델에 대한 결합가중치 벡터

| 모델 | 가중치 |
|---------------|--------|
| 이동평균법 | 0.1761 |
| 지수평활법 | 0.1773 |
| Box-Jenkins 법 | 0.2175 |
| X-11 법 | 0.1697 |
| 경향투시법 | 0.2594 |

- 1) ANP(AHP)를 이용하는 과정에서 기준집합(기준)과 요소(대안)의 갯수를 최적으로 선택해야 한다.
- 2) ANP과정에서는 위에서 구한 각 기준집합과 요소들의 네트워크 관계를 명확히 분석해야 한다.
- 3) 2.2절에서도 제시했듯이, Lawrence등은 정성적인 방법과 정량적인 방법의 결합이 순수한 정량적 방법만의 결합보다 우수하다고 했는데, 본 연구에서는 간단히 정량적 방법만의 결합을 제시하였다.

5. 결론

결합예측모델을 구현하는 과정에서 본 연구에서는 AHP와 ANP라는 두가지 방법의 결합을 추구하였다. 우선 AHP과정에서 거시적인 측면의 예측방법을 선택하고, 다음으로 ANP과정에서는 위에서 선택된 예측방법에 속하는 구체적인 모델들에 대한 결합가중치를 구하였다. 이러한 방법을 통하여 모델선정의 객관성과 타당성을 제시할 수 있었으며, 보다 체계적인 예측방법을 제시할 수 있었다.

참고문헌

- [1] 권경정, “統計的豫測과 判斷的豫測을 결합시킨複合模型”, 「한양대학교 석사학위논문」, 1989.12,
- [2] 노정애, “需要豫測技法의 結合과豫測精度에 관한研究”, 「동아대학교 석사학위논문」, 1990.12
- [3] 이태희, “狀態方程式을 통한 生産시스템의 動的特性豫測方案에 관한研究”, 「건국대학교 석사학위논문」, 1993.8
- [4] 이태희, 신현재, “대청행렬의 해석학적 특성과 그 적용

한계에 관한 연구”, 「대한설비관리학회지」, Vol.1, No.1(1996.12), pp.15-26

- [5] Montgomery,D.C. & Johnson,L.A., *Forecasting and Time Series Analysis*, McGraw-Hill Book Com., 1976
- [6] Pindyck,R.S. & Rubinfeld,D.L., *Econometric Models and Economic Forecasts*, McGraw-Hill, N.Y., 1976
- [7] Saaty,T.L., *The Analytic Hierarchy Process*, McGraw-Hill, 1980
- [8] Saaty,T.L., *The Analytic Network Process*, RWS Pub., 1996
- [9] Wheelwright,S.C. & Makridakis,S., *Forecasting Methods for Management*, John Wiley & Sons, 4th, 1985
- [10] Armstrong,J.S., “The Ombudsman : Research on Forecasting : A Quarter Century Review, 1960-1984”, *Interface*, 16(1986), pp.89-109
- [11] Bopp,A.P., “On Combining Forecasts : Some Extensions and Results”, *M.S.*, Vol.31(1985), pp.1492-1498
- [12] Chambers,J.C., Mullick,S.K. & Smith,D.D., “How to choose the right forecasting technique”, *HBR*(1971.7-8), pp.45-74
- [13] Lawrence,M.J., Edmundson,R.H. & O'Connor,M.J., “The Accuracy of Combining Judgemental and Statistical Forecasts”, *M.S.*, Vol.32, No.12(1986)
- [14] Mahmoud,E., “Accuracy in Forecasting : A Survey”, *J. of Forecasting*, 1984, pp.139-159
- [15] Makridakis,S., Hodgeson,A., & Wheelwright,S.C., “An interactive forecasting system”, *The American Statistician*, Vol.28, No.4(1974.12), pp.153-158
- [16] Malridakis,S. & Hobon,M., “Accuracy of Forecasting : An Empirical Investigation”, *J. Roy. Stat. Soc. A*, Vol.142, Part 2(1979), pp.97-145
- [17] Malridakis,S. & Andersen,A., et al., “The Accuracy of Extrapolation(Time Series) Methods : Results of a Forecasting Computation”, *J. of Forecasting*, Vol.1, No.2(1982), pp.111-153
- [18] Winkler,R.L. & Makridakis,S., “The Combination of Forecasts”, *J. Roy. Stat. Soc.*, Vol.146(1983), pp.150-157