

## 병원간접원가의 예측수단으로서의 회귀식 모형과 인공신경망 모형에 대한 비교연구

양 동 현<sup>\*</sup> · 박 광 훈<sup>\*\*</sup> · 김 선 민<sup>\*\*</sup>

인제대학교 보건대학원<sup>\*</sup>, 서울산업대학교 경영학과<sup>\*\*</sup>

### <Abstract>

### A Comparison of the Regression and Neural Network as Predictive Tools of the Overhead Costs in Hospitals

Dong-Hyun Yang<sup>\*</sup>, Gwang-Hoon Park<sup>\*\*</sup>, Shun-Min Kim<sup>\*\*</sup>

*Graduate School of public Health, Inje University<sup>\*</sup>*

*Dept of Business Administration Seoul National University of Technology<sup>\*\*</sup>*

This research aims to compare between regression and neural network in terms of the predictive ability of the overhead costs in hospitals. For this purpose, this research uses the number of out-patients and complex medical treatments as explaining variables.

Thirty-one hospitals were used for the empirical test. The test result shows that the regression model has a more predictive ability than the neural network.

*Key word : Neural network, Overheadcost, Predictive ability*

## I. 서 론

제조간접비는 현대기업의 원가구조에 있어서 상당한 부분을 차지하고 있으며, 생산전략 및 관리회계의 연구 (Miller와 Vollman 1985, Cooper와 Kaplan 1987 등)에 의하면 제조간접비는 생산산업도 뿐만 아니라 기타의 생산 및 지원활동에 의하여 야기되는 것으로 보고되었다. 따라서 원가관리 담당자는 합리적인 원가시스템을 설계하여 올바른 방향으로의 원가절감 노력을 추구하기 위하여 제조간접비를 발생시키는 원가동인을 올바로 이해할 필요가 있다.

이러한 관점에서 미국 등을 중심으로 원가동인에 관한 실증연구(Foster와 Gupta 1990, Banker와 Johnston 1993 등)가 행해지고 있다. 이러한 원가동인에 관한 실증연구는 회귀분석 모형에 의하여 수행되는 바, 통계적 유의도가 높은 것으로 나타나는 설명변수가 원가동인으로 간주된다. 그런데 원가동인의 파악에 의하여 합리적인 원가시스템의 설계·효율적인 원가관리 노력의 추구 등이 중요하지만, 회귀식에 의한 제조간접비의 정확한 예측도 제조간접비 예산편성과 성과측정의 관점에서 원가동인의 파악 못지 않게 중요하다.

몇몇 연구(Demski와 Feltham 1978, Atkinson 1978 등)에 의하면 불확실성과 불완전한 관찰(incomplete observability)이 존재하는 현실적인 상황하에서는 예산에 기초한 계약이 대리인<sup>1)</sup>의 동기부여 및 대리비용의 관점에서 단순한 이윤공유 계약보다 우월하다는 것이다. 이에 따라 많은 기업들이 예산제도를 활용하고 있지만 예산에 기초한 계약 하에서는 대리인에 대한 보상이 예산에 비교한 대리인의 성과에 의해서 영향을 받기 때문에 대리인은 예산 설정 시 왜곡된 정보를 제공할 가능성이 높다. 즉, 예산을 초과한 성과가 실제로 대리인의 성과에 의하여 달성되었는지 아니면 예산이 너무 안일하게 설정되었기 때문인지를 파악하기가 매우 어렵다. 따라서 예산제도의 활용에서는 왜곡되지 않은 정보를 대리인으로부터 얻어내는 것이 중요한 문제로 제기된다.

이러한 관점에서 회귀식 모형에 의한 간접원가의 예측치는 간접원가 예산 편성 시에 대리인에 의한 왜곡된 수치제공 동기에 대한 하나의 억제수단이 될 수 있을 것이다. 그런데 회귀식 모형은 그것이 기초하고 있는 몇몇 가정에 의하여 예측력이 한계를 가지며 (이건창 1993,

---

1) 1인 이상의 사람이 다른 사람(대리인 : agent)에게 자신을 대신하여 의사결정을 할 수 있도록 의사결정권한을 위임할 때 쌍방 계약에 의해 의사결정권한을 대신 행사하는 사람을 대리인이라고 하며 기업입장에서 볼 때 대리인이란 전문경영인을 말하며 병원입장에서 볼 때 병원경영자를 대리인이라고 볼 수 있다.

안태식, 최형립, 김우주(1999), 따라서 제조간접비 예측에 있어서 회귀식 모형보다 우세한 예측력을 갖는 모형을 개발하여 활용하는 것은 대리인 이론의 관점에서 의미 있는 작업이 될 것이다.

이상의 논리에 기초하여 본 연구는 간접원가의 보다 정확한 예측을 위하여 회귀모형과 인공신경망 모형을 비교·검토한다. 즉, 본 연구는 회귀모형의 추정에 의하여 원가동인을 밝혀내고, 이러한 원가동인을 설명변수로 한 또 다른 회귀식과 인공신경망의 간접원가에 대한 예측력을 비교하여 예측력이 보다 높은 것을 이용하여 간접원가를 예측하는 것이 타당하다고 주장한다. 이러한 주장을 실증적으로 보여주기 위하여 본 연구는 박광훈과 양동현(1998)의 병원의 간접원가 자료를 이용한다.

박광훈과 양동현에 제시되어 있듯이 3차병원에서의 간접원가 동인은 연의래환자수로 표시되는 조업도 및 고난이도 의료행위 수로 표시되는 의료행위의 복잡성이므로, 이들 두 원가동인을 독립변수로 한 두 모형의 예측력을 검토하였다. 검토결과에 의하면 회귀모형에 의한 예측력이 인공신경망에 의한 것보다 높은 것으로 나타났는 바, 도산예측에 관한 기존의 연구와는 상이한 결과이다. 이는 인공신경망 모형은 일반적으로 도산예측과 같은 분류의 문제에 있어서 회귀모형보다 우월하나 간접원가 예측과 같이 종속변수가 연속적인 값을 취하는 상황에서는 회귀모형이 인공신경망 모형보다 우세하다고 해석 할 수 있다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 원가동인 및 제조간접비 예측에 대한 선행연구를 살펴보고, III 장에서는 연구모형에 대한 설명으로 변수의 선정 및 자료원, 예측성과 지표, 그리고 회귀모형과 인공신경망 모형에 대한 간략한 설명 및 통계방법이 제시된다. IV 장에서는 분석결과에 대한 설명이 있으며 V 장에서는 분석결과에 대한 해석 및 결론을 다룬다.

## II. 선행 연구

회귀모형을 이용한 원가동인에 관한 실증연구는 Foster와 Gupta(1990), Banker와 Johnston(1993) 등 몇몇이 있는 바, 이에 대한 설명은 박광훈과 양동현, 및 안태식, 최형립, 김우주에 요약되어 있으므로 여기서는 생략한다. 회귀식과 인공신경망의 제조간접비에 대한 예측력을 비교한 최초의 연구로서 안태식, 최형립, 김우주를 들 수 있다. 이들은 회귀식은 원가동인과 간접원가 간의 선형비례성을 암묵적으로 가정하기 때문에 간접비의 설명·예측에

있어서 한계성이 있으며, 이러한 문제를 해결하기 위하여 비선형적인 함수관계를 잘 포착하는 것으로 알려진 인공신경망을 이용한 제조간접비의 예측성을 검토할 필요가 있다고 제시하였다.

이들은 북미의 제조업체의 재무 및 운영관련 자료를 이용하여 회귀식과 인공신경망의 예측력을 비교하였는 바, 표준형 인공신경망은 회귀식에 비하여 특별히 우수한 예측성과를 보이지 않았다. 그런데 안태식 등이 사용한 원가 및 원가동인 관련자료는 한 기업의 월별자료로서 연구결과의 신뢰성이라는 면에서 한계를 갖는다. 안태식 등이 제시하였듯이, 하나의 기업으로부터 나온 자료는 해당기업이 갖는 회계시스템의 측정정교성에 의하여 신뢰성이 좌우되고, 월별 제조간접비의 자료는 자원의 사용량에 대한 측정이기보다는 자원의 공급량에 대한 측정이므로 원가동인과 제조간접비 간의 관계를 적절히 포착하지 못 할 수 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 연간의 간접원가 자료를 사용하여야 할 것이다. 따라서, 본 연구는 31개의 3차 병원으로부터 제시된 연간자료를 사용하여 간접원가의 예측수단으로서의 인공신경망에 대한 이해를 충실히 할 수 있을 것이다.

### Ⅲ. 연구 모형

#### 1. 변수의 선정 및 자료원

본 연구에서 사용한 자료는 우리나라에 소재한 31개의 3차 병원의 조업도 및 복잡성에 관련된 1995년도 자료이다. 병원의 주된 산출물은 의사에 의한 의료행위(서비스)이므로 의료행위가 제조업에서의 제품에 해당되며 병원에서의 최종적인 원가대상이다. 진료지원부서에서 발생하는 원가는 의료행위에 대한 간접원가이며 진료부서에서 발생하는 원가만이 의료행위에 대한 직접원가가 될 수 있다. 그런데 진료부서에서 발생하는 원가는 원가의 항목에 따라 일반적으로 의사인건비, 간호사인건비, 약재비, 그리고 경비<sup>2)</sup> 등으로 구분할 수 있다. 이 중에서 의사는 각 행위의 주체이기 때문에 행위에 대한 의사인건비는 직접원가이며 약재비 또한 개별 행위에서 직접 발생하는 것이기 때문에 직접원가에 해당된다. 그러나 간호인력에 대

2) 경비항목에는 의료소모품비, 의료기사 인건비, 감가상각비(건물, 의료장비 등), 외주용역비, 복리후생비 등이 포함된다.

한 인건비와 경비 등은 의료행위의 주체인 의사를 지원·보조하기 위하여 발생하는 것이고, 많은 의료행위에 부분적으로 연결되어 발생하는 비용이기 때문에 간접원가로 볼 수 있다<sup>3)</sup>.

본 연구에서는 병원간접원가로 '병상당 간접원가'를 설정하였으며 이는 각 3차 기관별로 1995년도에 발생한 의사인건비와 재료비를 제외한 모든 비용을 병상수로 나눈 값으로 측정된다. 기관별 간접원가 및 병상 수는 한국보건의료관리연구원의 내부자료에서 구하였다.

병원간접원가에 영향을 미치는 변수로 조업도 관련변수와 복잡성 관련변수를 사용하였다. 조업도와 관련된 변수로는 1995년도에 각 3차 병원에서 발생한 '병상당 연외래환자수'와 '연 입원환자수'로 설정하고 이에 관련된 자료는 한국보건의료관리연구원의 내부자료에서 구하였다. 복잡성에 관련된 변수로는 '고난이도 의료행위의 수'와 'CASEMIX'로 설정하였다. '고난이도 의료행위의 수'를 측정하기 위하여 '대한의사협회'가 추천한 전문과목별 전문의로 구성된 전문가집단이 정의한 '고난이도 의료행위 43개'를 이용하였다. 즉, 이는 '고난이도 의료행위 43개' 중에서 몇 개의 행위가 1995년도에 제공되었느냐에 의해서 측정되었는데, 43개의 행위 전부를 제공한 병원의 경우에는 값이 1이 되며 한 개의 행위도 제공하지 않은 병원의 경우에는 0의 값을 취한다. 기관별 '고난이도 의료행위 수'는 한국보건의료관리연구원이 1995년 31개 3차 기관을 대상으로 조사한 '의료기관 서비스평가 결과분석 보고서'에서 구하였다. 또한 CASEMIX는 질병 난이도에 따른 입원환자의 특성을 의미한다. 입원환자의 특성은 '한국보건의료관리연구원'이 중심이 되어 구성한 전문가 집단에 의하여 분류된 것을 이용하였다. 이 분류에 의하면 입원환자는 환자들이 갖고 있는 질병의 회귀성, 합병증 및 치명성, 팀적 접근, 다사 사례 경험, 개척분야, 진단 난이도, 수술 후 간호 등의 특성으로 의하여 A, B, C 군으로 분류된다. 따라서 CASEMIX 지표는 400병상 이상의 85개 병원들의 전체 입원환자 중에서 A 군에 속하는 환자비율에 비해 특정 병원의 전체 입원환자 중에서 A 군에 속하는

3) 본 연구에서 간호사 인건비를 간접원가로 보는 근거는 '의료보험수가 구조개편을 위한 상대가치 개발 연구(연세대 예방의학교실, 한국보건의료관리연구원 공동 연구, 1997)'에서 간호사 인건비를 진료비용(practice cost)에 포함시켜 의사업무량을 배부기준으로 하여 원가를 배부하는 데 있다. 이 연구내용을 좀더 구체적으로 설명하면, 의료행위에 투입되는 재료비를 제외한 자원을 의사에게 투입되는 기술적 부문과 그의 부문인 진료비용(간호사 인건비 포함)으로 나누어 개별 행위별 원가계산을 하고 있다. 그런데 기술적 부문은 의사의 기술료에 해당하는 데 이는 의사의 행위에 대한 업무량에 의해 계산되고 진료비용부문은 의사의 업무량을 배부기준으로 하여 각 개별 행위에 원가를 배부시키고 있다. 따라서 이 연구에 따르면, 의사의 인건비와 재료비를 제외한 모든 비용은 간접원가로 간주하고 있으며 본 연구에서도 간호사 인건비를 간접원가로 취급하였다. 엄격히 구분하면 일부 간호사의 인건비의 경우 직접비로 볼 수 있는 부분도 없지 않으나 이는 본 연구의 한계점으로 두고자 한다.

양동현 외 : 병원간접원가의 예측수단으로서의 회귀식 모형과 인공신경망 모형에 대한 비교연구

입원환자 비율이 몇배가 되는 지를 나타내는 지표이다. 이에 관련된 자료는 한국보건의료관리연구원에서 연구된 '3차 진료기관 지정기준'에 관한 연구에서 구하였다.

## 2. 예측성과

회귀식과 인공신경망 모형에 의한 병원간접원가의 상대적인 예측성과를 비교하기 위하여 예측오차의 절대 평균(mean absolute error; MAE)와 평균오차율(mean error ratio; MER)를 사용하였다. MAE와 MER의 계산 방식을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |AD_i - PD_i|}{n}$$
$$MER = \frac{\sum_{i=1}^n (|AD_i - PD_i|/AD_i)}{n}$$

AD<sub>j</sub> : i번째 실제 병원간접원가

PD<sub>j</sub> : i번째 예측 병원간접원가

위에서 제시한 두 가지 평가기준에 의해 회귀식과 인공신경망의 예측성과를 비교하고 인공신경망 내에서 모델간의 성과를 비교 평가하였다.

## 3. 간접원가 예측을 위한 회귀모형

위에서 선정된 4 가지 변수를 이용하여 병원간접원가 예측력과 원가동인 변수간의 관계를 검증하기 위하여 본 연구는 다음의 다중회귀모형을 이용하였다.

$$Y_j = a + B_1 INPA_j + B_2 OUTPA_j + B_3 HITEC_j + B_4 CASEMIX_j + e_j$$

Y<sub>j</sub> : j병원의 병상당 간접원가

INPA<sub>j</sub> : j병원의 병상당 연입원환자수

OUTPA<sub>j</sub> : j병원의 병상당 연의래환자수

HITEC<sub>j</sub> : j병원의 제공된 고난이도 의료행위의 종류 수/43

CASEMIX<sub>j</sub> : j병원의 A군에 속하는 입원환자 비율의 상대적 배수

그런데 만일 다중회귀 모형의 결과 모든 설명변수가 통계적으로 유의하여 병원간접원가의 변화를 예측하는데 유용하다면, 병원간접원가는 위의 4 가지 원가동인에 의하여 많은 영향을 받는다고 해석할 수 있다. 반면에, 특정 회귀계수만이 병원간접원가를 예측하는데 유의하다면, 이들 변수만을 사용하여 다시 회귀 모형을 수립하여 예측을 하여야 할 것이다. 즉, 병원간접원가의 변화를 예측하는데 사용되는 회귀모형은 다음과 같다.

$$Y_j = a + B_{1(x1)}INPA_j + B_{2(x2)}OUTPA_j + B_{3(x3)}HITEC_j + B_{4(x4)}CASEMIX_j + e_j$$

$Y_j$ : j병원의 병상당 간접원가

$INPA_j$ : j병원의 병상당 연입원환자수

$OUTPA_j$ : j병원의 병상당 연외래환자수

$HITEC_j$ : j병원의 제공된 고난이도 의료행위의 종류 수/43

$CASEMIX_j$ : j병원의 A군에 속하는 입원환자 비율의 상대적 배수

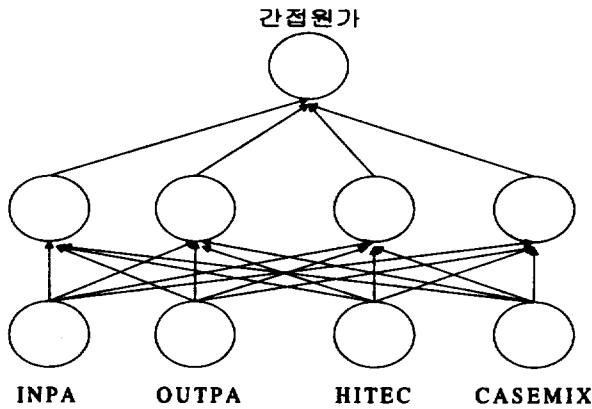
$x_1, x_2, x_3, x_4 = 0$  (유의하지 않음)

$= 1$  (통계적으로 유의함)

병원간접원가의 예측 결과가 타당하기 위해서는 예측 방법에 있어 별도 표본(holdout sample)이나 Lachenbruch 절차와 같은 방법이 이용될 수 있다. Lachenbruch 절차를 사용하는 경우, 예측 모형은 N-1개의 관측 자료를 사용하여 설정된 후 이 예측모형은 나머지 한 개의 자료를 예측하는데 사용된다. 이 절차는 N 번 반복적으로 수행되며, N개의 예측자료의 평균이 예측성과의 효율성을 측정하는데 사용된다.

#### 4. 간접원가 예측을 위한 인공신경망의 모형

본 연구에서 사용하는 인공 신경망의 구조는 가장 일반적으로 많이 사용되는 형태로 3층의 역전파학습(back propagation ; BP) 모형으로 범용 신경망 소프트웨어를 사용하여 개발하였다. <그림 1>에 제시되어 있는 인공신경망은 입력층에서 은닉층, 은닉층에서 출력층으로 각 처리단위가 정보를 전달하도록 완전하게 연결된 형태로 구성하였다. 각 처리단위에서의 전이함수로는 시그모이드 로지스틱 (sigmoid logistic)함수가 사용되었다.



[그림 1] 인공신경망 모형 (NN1의 경우)

3층의 신경망에서 입력층의 노드에 투입될 변수는 변수의 선정으로 결정되며 원가동인으로 포함될 수 있는 모든 변수를 포함하였는데 인공신경망 모형1(NN1)의 경우는 회귀모형의 독립변수로 선정된 4 가지 변수 모두를 선택하였다. 반면에, 인공신경망 모형 2(NN2)의 경우는 회귀모형에서 통계적으로 유의하다고 판명된 설명변수만을 선택하였다.

인공신경망은 주어진 학습 자료로부터 기대되는 출력자료를 내보기 위해 처리단위와 처리 단위를 연결하는 연결가중치를 조정하는 과정을 통하여 학습이 이루어진다. 즉, 한 학습주기 (epoch) 동안 학습자료를 신경망에 제시하면 입력층을 제외한 각 처리단위는 하부신경층의 처리단위의 출력(outputs)을 입력(inputs)으로 받아, 이를 특정 함수, 즉 전이함수로 처리하여 새로운 출력과 연결되어 있는 상부신경층의 처리단위로 전달한다. 역전파학습법은 출력단위의 실제값과 인공신경망의 계산값의 차이인 오류를 줄이기 위해 연결가중치를 매번 조정한다. 학습자료에 대해 기대되는 출력값을 산출하기 위해서는 일반적으로 많은 횟수의 반복된 학습자료의 입력을 필요로 하며 올바른 학습 파라미터의 선정이 중요하다. 이를 위해 학습률과 모멘텀을 특정한 값으로 설정하고, 학습주기가 바뀔 때마다 다른 값으로 변화시켜 가면서 학습을 한다. 이 실험에서는 학습률과 모멘텀을 각각 0.1로 설정하였다.

인공신경망은 학습자료가 입력되면서 학습자료의 예측 능력을 계속 향상시킨다. 일반적으로 학습의 향상은 계속적으로 일어나지만 결국에는 향상의 속도가 매우 느려지거나 향상이 나타나지 않는 점에 이르게 된다. 학습을 멈추기 위해 본 연구는 학습주기를 고정하는 방법을 학습종료 기준으로 선택하여 실험하였다. 학습표본을 이용한 신경망의 학습과정이 끝나면



각 처리노드간의 연결가중치가 결정되며, 이 연결가중치는 저장되어 시험과정 중 변하지 않고 그대로 사용된다. 학습을 통해 개발된 인공신경망 모형을 시험 표본에 적용하면 각 변수에 대하여 예측 결과를 알 수 있다.

본 연구를 위해 수집된 자료의 총수는 31개에 불과하기 때문에 회귀모형을 이용한 예측과 마찬가지로 별도 표본방식으로 학습자료와 시험자료로 구분하기가 어렵다. 따라서 앞서 설명한 Lachenbruch 절차를 사용하여 전체 31개 자료 중에서 한 자료를 시험(testing)하기 위하여 나머지 30개의 자료를 학습(training)하는데 사용하였으며 31번 반복적으로 수행하였다.

인공신경망 모형과 회귀 모형을 비교·평가하는 기준은 병원간접원가의 예측력이다. 기존 연구에서는 회귀 모형에 의해 결정되는 원가동인별 계수(coefficient)의 유의도에 따라 원가동인의 여부를 결정하는 방식을 이용한다. 그런데 인공신경망의 경우는 각 원가동인별로 계산되는 계수나 가중치를 외부적으로 파악할 수 없기 때문에 개별적인 원가동인의 통계적 유의성을 파악할 수 없다. 본 연구가 두 가지 인공신경망 모형을 설정한 이유가 여기에 있다. 결과적으로, MAE와 MER을 이용하여 회귀모형과 인공신경망의 예측성과를 비교하고 두 가지 인공신경망 모형별로 병원간접원가의 예측성과를 상호 비교하여 어느 원가동인으로 구성된 모형이 더 예측능력이 뛰어난지를 비교·평가하였다.

## IV. 분석 결과

본 장에서는 위에서 모형화한 회귀식 모형과 인공신경망 모형을 사용하여 자료를 분석한 결과를 제시하였다. 먼저, 자료에 대한 기술적 통계량에 대한 설명을 하고 회귀모형과 인공신경망의 예측성과를 비교하여 두 모형의 유용성을 평가하였다.

### 1. 자료의 기술적 통계량

연구에 사용된 우리나라 31개 3차 병원의 병상당 간접원가, 조업도 및 복잡성에 관련된 변수에 관한 기술적 통계량이 <표 1>에 제시되어 있다. <표 1>에 제시되어 있듯이, 우리나라 3차 병원의 1995년도 병상 당 간접원가는 4,000만원에서 10,400만원에 분포되어 있고 평균치는 7,200만원이다. 병상 당 연입원환자수는 276명에서 463명에 분포되어 있고 평균치는 338

명으로서 병상가동률은 92.6%에 해당된다. 병상 당 연외래환자수는 318명에서 809명에 분포되어 있고 평균치는 558명이다. 고난이도 의료행위에 대한 평균 비율은 0.705로서 우리나라 3차 병원은 평균적으로 43개의 행위 중 31개의 행위를 제공한다고 볼 수 있다. CASEMIX의 평균은 2.188로서 3차 병원은 3차 병원 이외의 병원에 비하여 A군에 속하는 환자를 많이 치유하고 있다고 해석할 수 있다.

<표 1> 자료의 기술적 통계

구분	Overhead (단위:백만원)	INPA (단위:명)	OUTPA (단위:명)	HITEC	CASEMIX
평균	71.51613	337.967	558.29	0.704	2.188
표준편차	16.51034	38.189	147.946	0.159	1.612
범위	64	187	491	0.619	8.273
최소값	40	276	318	0.357	0.768
최대값	104	463	809	0.976	9.041

주) OVERHEAD: 병상당 간접원가, INPA: 병상당 연입원환자수, OUTPA: 병상당 연외래환자수, HITEC: 고난이도 의료행위 수, CASEMI: A군 입원환자 비율의 상대적 배수

다중회귀분석에서는 독립변수들간에 다중공선성이 존재하게 되면 추정 후 변수의 유의성이나 모형의 설명력이 감소하게 되어 결과의 해석이 어려워지는 경우가 있다. 따라서 독립변수들간의 상관관계를 파악할 필요가 있고 이를 위하여 4 개 독립변수들간의 상관계수를 제시하면 다음과 같다.

<표 2> 독립변수의 상관계수

구분	INPA	OUTPA	HITEC	CASEMI
INPA	1.000			
OUTPA	0.184 (0.319)	1.000		
HITEC	0.263 (0.151)	0.190 (0.304)	1.000	
CASEMI	-0.072 (0.696)	-0.086 (0.642)	0.155 (0.402)	1.000

<표 2>에 제시된 바와 같이 4개의 독립변수들은 변수들간에 유의적인 관계를 보여주지 않고 있다. 따라서, 본 연구의 예측성과지표는 다중공선성이 연구결과에 별 다른 영향을 주지 않을 것이다.

## 2. 회귀모형에 의한 병원간접원가 예측성과

회귀식에 의한 병원간접원가 예측성과 지표를 구하기 위하여 우선적으로 4 가지 독립변수를 이용한 회귀모형에서 통계적으로 유의한 변수를 구하였다. 이 회귀모형을 이용한 검증결과를 보면 다음과 같다.

<표 3> 분 산 분 석

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob>F
Model	4	3364	841	4.543	0.0064
Error	26	4813	185		
Total	30	8177			

R-square	0.411	Adj R-sq	0.321
----------	-------	----------	-------

<표 3>이 제시하듯이 R<sup>2</sup> 값은 0.411이고 F값은 4.543로서 모형은 1% 수준에서 유의하다. 따라서 간접원가요인을 설명하기 위하여 전장에서 개발된 모형은 설명력이 있다고 해석할 수 있다. 그런데 개별 독립변수들에 대한 유의성을 알아보기 위한 모수 추정치를 보면 다음과 같다.

<표 4> 모 수 추 정 치

설명변수	계수	표준오차	t값	유의수준
절편	20.472	23.727	0.862	0.396
INPA	-0.020	0.068	-0.287	0.775
OTPA	0.054	0.017	3.150	0.004
HOTEC	34.247	16.515	2.074	0.048
CASEMIX	1.430	1.574	0.908	0.372

<표 4>에 제시되어 있듯이 병상 당 연외래환자수와 고난이도 의료행위 수는 각각 1% 및 5% 수준에서 유의하다. 따라서 3차 병원에서의 간접원가는 연외래환자수로 표시되는 조업도 및 고난이도 의료행위 수로 표시되는 의료행위의 복잡성에 의하여 많은 영향을 받는다고 해석할 수 있다. 한편, 연입원환자수의 경우에는 t 값이 -0.287이고 p-값이 0.775로서 병원간접원가와는 아무런 관련성이 없다고 해석할 수 있으며 A 군 입원환자의 상대적 비율 역시 병원간접원가와와는 무관하다 할 수 있다.

이와 같은 결과를 토대로, '연외래환자수'와 '고난이도 의료행위 수' 두 가지 변수를 사용하고 앞서 설명한 Lachenbruch 절차를 이용하여 회귀식에 의한 병원간접원가 예측성과에 대한 기술통계량이 구하면 <표 5>와 같다.

<표 5> 회귀 모형에 의한 예측성과 기술통계량

구분	평균	표준편차	범위	최소	최대
MAE	11.595	8.386	33.326	0.646	33.972
MER (%)	0.170	0.137	0.619	0.010	0.629

(주) 표본 크기는 31

### 3. 인공신경망 모형에 의한 병원간접원가 예측성과

앞에서 밝힌 바처럼 31개의 병원 자료를 서로 다른 학습표본과 시험표본으로 나누어 인공신경망의 입력자료로 사용하지 않고 회귀모형과 동일하게 Lachebruch 절차를 사용하여 실험하였다. 인공신경망 실험에서는 학습주기를 100, 200, 400, 1,000으로 하여 학습을 한 결과 가장 좋은 학습주기(400)의 신경망 모형을 선택하여 사용하였다. 그 결과는 <표 6>과 같다.

<표 6> 인공신경망 모형에 의한 예측성과 기술통계량

모형	예측성과	평균	표준편차	범위	최소	최대
NN1	MAE	22.153	21.924	90.824	1.534	92.357
	MER	0.325	0.303	1.216	0.020	1.236
NN2	MAE	15.698	13.165	61.308	0.250	61.558
	MER	0.227	0.211	1.005	0.004	1.009

(주) 표본 크기는 31

두 모형간의 예측성과의 기술통계량을 살펴보면 회귀모형에 의해 유의도가 검증된 변수만을 이용한 인공신경망의 예측성과가 4 가지 변수 모두를 사용한 인공신경망의 예측성과보다 상대적으로 우수하게 보인다. 이는 이미 회귀모형에서 유의도가 검증된 두 가지 변수인 '연외래환자수'와 '고난이도 의료 행위 수'가 병원간접원가의 변화를 가장 잘 설명하고 있음을 의미한다. 따라서 NN1보다 NN2의 예측성과가 우수하다는 가정 하에 두 가지 예측성과 지표인 MAE와 MER의 평균 비교 검정을 한 결과 통계적으로 유의한 차이를 보이고 있음을 알 수 있다. 따라서 인공신경망 모형 측면에서 병원간접원가의 예측성과를 상호·비교하면 회귀분석에 의해 이미 유의도가 검증된 설명변수로 구성된 모형이 예측능력이 더 뛰어난을 알 수 있다.

<표 7> 두 가지 인공신경망의 예측성과 비교

예측성과	구분	평균	t-값	유의수준
MAE	인공신경망	15.698	2.451	0.0203
	회귀모형	11.595		
MER	인공신경망	0.227	2.149	0.0398
	회귀모형	0.170		

#### 4. 회귀모형과 인공신경망(NN2)의 예측성과 비교

회귀모형에 의해 유의도가 통계적으로 검증된 '연외래환자수'와 '고난이도 의료행위 수' 두 가지 변수를 이용한 인공신경망과 회귀모형간의 예측성과를 일대일로 대응시켜 MAE와 MER의 평균을 비교·검증하였다. 그 결과는 <표 8>에 제시되어 있다. 이 결과를 보면 동일 변수를 이용한 인공신경망에 의한 예측성과와 회귀모형에 의한 예측성과간에는 통계적으로 유의적인 차이를 보이고 있음을 알 수 있다.

<표 8> 인공신경망(NN2) 모형과 회귀모형의 예측성과 비교

구분	t 통계량	임계값	p값
MAE	-1.7498	1.69726	0.04519
MER	-1.92	1.69726	0.032203

이 결과는 회귀모형의 설명변수에 해당하면서 인공신경망 모형의 입력층에 해당되는 원가동인을 동일하게 사용한 경우 함수관계에 있어 비선형 형태와 같은 복잡한 함수관계를 허용하는 인공신경망 접근방법이 선형형태의 단순한 함수관계를 가정하는 회귀모형에 비해 병원간접원가를 잘 예측할 수 있을 것으로 평가되나 반대의 결과를 제시하고 있다.

## V. 결 론

본 연구는 병원에서의 의료행위 제공과정에서 발생하는 간접원가를 정확히 예측하기 위한 회귀모형과 인공신경망 모형을 비교·검토하였다. 즉, 본 연구는 회귀모형의 추정에 의하여 원가동인을 밝혀내고, 이러한 원가동인을 설명변수로 한 또 다른 회귀식과 인공신경망의 간접원가에 대한 예측력을 비교하여 예측력이 보다 높은 것을 이용하여 간접원가를 예측하는 것이 타당하다고 주장하고 있다. 이러한 주장을 실증적으로 보여주기 위하여 본 연구는 박광훈과 양동현(1998)의 병원의 간접원가 자료를 이용하였다.

박광훈과 양동현에 제시되어 있듯이 3차병원에서의 간접원가 동인은 연외래환자수로 표시되는 조업도와 고난이도 의료행위 수로 표시되는 의료행위의 복잡성으로 나타나 이들 두 원가동인을 독립변수로 한 두 모형의 예측력을 검토하였다. 검토결과에 의하면 회귀모형에 의한 예측력이 인공신경망에 의한 것보다 높은 것으로 나타났는 바, 도산예측에 관한 기존의 연구와는 상이한 결과이다. 이는 인공신경망 모형은 일반적으로 도산예측과 같은 분류의 문제에 있어서 회귀모형보다 우월하나 간접원가 예측과 같이 종속변수가 연속적인 값을 취하는 상황에서는 회귀모형이 인공신경망 모형보다 우세하다고 해석 할 수 있다.

본 연구는 병원산업을 대상으로 병원간접원가를 예측하기 위하여 전통적으로 사용되어온 회귀모형과 최근 들어 많은 관심의 대상이 되는 인공신경망 모형의 예측력에 대한 실증연구를 우리나라에서는 최초로 시도하였다는 점에서 병원관리자에게 시사하는 바가 클 것으로 생각된다. 또한 본 연구결과는 병원관리자에게 간접원가에 대한 예산 편성이 적절한 지에 대한 기준 자료로 사용될 수 있을 것이므로, 이를 통해 대리인에 의한 왜곡된 예산 편성을 억제하는 수단이 될 수 있다. 특히, 회귀모형과 같이 단순한 방법에 의한 예측력이 인공신경망과 같은 복잡한 모형의 예측력보다 우수하게 나타났기 때문에 병원관리자는 회귀모형을 이용하여 병원간접원가를 예측하는 것이 바람직하다.

## 참 고 문 헌

1. 안태식, 최형림, 김우주, 1999, 회귀식과 인공신경망을 이용한 제조간접비의 행태 연구, 경영학연구(제27권 제5호):1213-1238.
2. 의료기관 서비스 평가협의회, 한국보건 의료관리연구원, 1995, 의료기관서비스 평가결과 분석보고서.
3. 박광훈, 양동현, 1998, 간접원가의 원가동인에 관한 실증연구, 회계학연구(제23권 제2호) :163-181.
4. Atkinson,A, 1978, Standard Setting in an Agency, Management Science 24:1351-1361.
5. Banker,R.D. and H.Johnston, 1993, An Empirical Study of Cost Drivers in the U.S. Airline Industry. The Accounting Review 68(3):576-601.
6. Cooper,R., and R.S.Kaplan, 1987, How Cost Accounting Systematically Distorts Product Costs. In Accounting and Management: Field Study Perspectives, edited by W.H.Bruns and R.S.Kaplan. Boston, MA:Harvard Business School Press.
7. Demski,J., and G.Feltham, 1978, Economic Incentives in Budgetary Control Systems, The Accounting Review 13:336-359.
8. Foster,G., and M.Gupta, 1990, Manufacturing Overhead Cost Driver Analysis. Journal of Accounting and Economics 12:309-337.
9. Noreen, E., and N. Soderstrom, 1994, Are Overhead Costs Strictly Proportional to Activity? Journal of Accounting and Economics 17:255-278.
10. Miller,J.G., and T.E.Vollmann, 1985, The Hidden Factory, Harvard Business Review (Sep-Oct) 63:142-150.