

회귀식과 인공신경망을 이용한 제조간접비의 행태 연구

안태식

서울대학교 경영대학 경영학과
ahnts@plaza.snu.ac.kr

최형림

동아대학교 경상대학 정보관리학과
hrchoi@daunet.donga.ac.kr

김우주

전북대학교 공과대학 산업공학과

본 논문은 인공신경망과 전통적인 회귀분석 방법을 적용하여 제조간접비와 원가동인간의 관계를 파악함으로써 기존의 원가동인연구에 대한 대안을 제시하고자 한다. 이를 위해 단순선형관계의 회귀식과 비선형을 허용하는 인공신경망을 이용하여 제조간접비의 예측성과를 비교함으로써 함수관계의 비선형을 허용할 경우 예측성도가 제고되는가를 평가하고, ABC에서 주장하는 복잡성과 관련된 원가동인을 추가할 경우 제조간접비에 대한 예측력이 제고되는가를 분석하고자 한다.

원가동인과 관련된 기존의 연구들은 대부분 제조간접비를 종속변수로 원가동인을 독립변수로 하는 회귀모형을 이용하여 원가동인 변수의 통계적 유의도에 의해 원가동인 여부를 판정하였는데 본 연구에서는 종속변수인 제조간접원가에 대한 예측성과를 기준으로 원가동인 여부를 판정한다는 점에서 특징적이다.

연구결과 조업도 관련 변수가 회귀모형에서나 인공신경망에서 제조간접비를 예측하는데 유용한 기준이 될 수 있음을 알 수 있었다. 제조간접비 예산편성시 전통적으로 사용되는 조업도 관련기준을 사용하는 것이 큰 문제가 없음을 의미한다고 할 수 있다. 뿐만 아니라 연구결과는 변동예산에 흔히 사용되는 선형회귀식의 예측력도 비선형 함수관계를 포착할 수 있는 인공신경망에 비해 열등하지 않음을 제시하고 있다.

1. 연구동기

본 논문의 목적은 크게 두 가지이다. 먼저 기존의 연구에서 사용하는 회귀식과 달리 인공신경망을 사용하여 원가동인과 관련된 독립변수의 통계적 유의도에 의한 평가가 아니라 제조간접비 예측 결과를 이용하여 원가동인의 설명력을 비교 평가함으로써, 방법의 차이에 따라 원가동인의 유의도에 대한 결과가 차이가 있는가를 분석하고자 한다. 또한 ABC(activity based costing)에서의 주장과 같이 조업도 이외의 복잡성 관련 원가동인이 회귀모

형에서나 인공 신경망 모형에서 제조간접비의 변화를 잘 예측할 수 있는가를 평가함으로써 복잡성 관련 원가동인의 유의도를 평가하고자 한다. 동시에 제조간접비의 예측 성과를 비교함으로써 동일한 변수집합을 이용할 경우 비선형성을 허용하는 인공신경망이 제조간접원가의 예측력이 높은가를 평가하고자 한다. 본 연구에서는 기존의 원가동인 여부의 평가에 사용되는 방법과 다른 방법을 사용함으로써 방법론의 차이에 따라 원가동인에 대한 평가가 달라질 수 있는가를 실증적으로 보이고자 하였다.

제조간접비는 제조원가의 중요한 부분을 차지하고 있고 생산량에 비례하여 발생하는 직접 재료비

와 직접 노무비에 비해 예측이 매우 어렵다. 특히 제조간접비의 비중이 증가하고 있고, 직접 재료비나 직접 노무비와 같이 생산량만이 유일한 원가동인이 아니기 때문에 예산편성이 어렵고 정확한 기준을 이용하여 제조간접비 예산을 편성하지 않은 경우, 제조간접비의 차이분석이 의미가 없다. 본 연구는 제조간접비의 예측 자체가 목적은 아니나 제조간접비의 정확한 예측은 차이분석과 자금예산 편성에 필수적인 요건이라 할 수 있다.

인공신경망은 경영의 여러 분야에 적용되어 왔다. 특히 가장 대표적인 분야로는 생산/운영 분야로서 생산계획, 셀 제조 시스템의 설계, 통제도표 패턴인식, 기계설계, 프로세스 모델링 등의 다양한 문제에 적용되어 왔으며 이외에 재무분야에는 추가 예측, 도산예측 등에 자주 응용되어 왔고, 회계분야에는 감사의견 예측 등에 적용되어 왔다. 원가동인과 관련된 연구에서 기존의 거의 모든 연구(Foster and Gupta, 1990; Banker, Potter and Schroeder, 1995 등 다수)가 회귀식에 의한 추정에 의거하였다. 회귀모형을 이용한 기존의 많은 원가동인 연구들은 제조간접비를 종속변수로 원가동인을 독립변수로 하는 회귀모형을 이용하여 원가동인 변수에 대한 계수의 통계적 유의도에 의해 원가동인 여부를 판정하였는데 본 연구에서는 종속변수인 제조간접원가에 대한 예측성과를 기준으로 원가동인 여부를 판정한다는 점에서 특징적이다. 이는 물론 인공신경망을 이용하는 경우 독립변수에 대한 계수와 통계적 유의도 같은 정보가 도출되지 않기 때문이다.

Kaplan(1983)을 시초로 하여 전통적인 원가시스템에 대해 많은 비판들이 제기되어 왔는데 가장 대표적인 비판중의 하나는 제품에 제조간접비를 배부할 경우 직접 노무시간과 같은 조업도를 기준으

로 하는 원가시스템을 적용한다는 것이다. 이 경우 조업도와 비례하지 않는 많은 제조간접비들이 단순 대량제품에 부과됨으로써 원가가 과대 계상되고 반대로 소량의 복잡한 제품들은 조업도와 비례하지 않는 많은 자원을 소모하면서도 제조간접비가 적게 부과되어 제품원가가 과소계상되는 경향을 초래한다(Cooper and Kaplan, 1987). 제품 원가를 정확히 계산하기 위해 제시된 원가동인으로 조업도 관련 기준이외에 Miller와 Vollmann(1985)이 제시한 거래나 Cooper(1990)가 제시한 활동관련 원가동인을 들 수 있다. 본 연구에서는 조업도 관련 원가동인과 거래 또는 활동 관련 원가동인의 제조간접비에 대한 예측력을 회귀분석 모형에 의한 경우와 인공신경망을 이용한 경우를 비교하여 분석하였다. 이를 통해 본 연구는 인공신경망을 원가동인분석의 새로운 수단으로 제시하고자 한다.

연구결과 조업도 관련 변수가 회귀모형에서나 인공신경망에서 제조간접비를 예측하는데 유용한 기준이 될 수 있음을 알 수 있었다. 제조간접비 예산 편성시 전통적으로 사용되는 조업도 관련기준을 사용하는 것이 큰 문제가 없음을 의미한다고 할 수 있다. 뿐만 아니라 연구결과는 변동예산에 흔히 사용되는 선형회귀식의 예측력도 비선형 함수관계를 포착할 수 있는 인공신경망에 비해 열등하지 않음을 제시하고 있다.

본 논문은 다음 순서로 전개된다. 제 2장에서는 원가동인과 관련된 연구를 검토하여 전통적인 원가시스템에서의 원가동인과 ABC(Activity Based Costing, 활동기준원가시스템)를 포함한 신원가시스템에서 제시하는 원가동인을 검토하고 이러한 원가동인과 관련된 연구에서 가정하고 있는 함수관계를 살펴본다. 제 3 장에서는 본 논문에서의 연구설계를 제시한다. 여기서 제조간접비와 원가동인에

관한 자료, 회귀분석 모형, 인공신경망 모형 등이 설명된다. 제 4 장에서는 회귀분석과 인공신경망에 의한 원가예측 성과를 비교 평가한다. 제 5 장에서는 결론과 한계점에 대해 설명한다.

2. 기존 연구

2.1 원가동인에 관한 연구

Kaplan의 논문(1983)이후 미국의 관리회계기법이 많은 비판을 받아 왔으며 이에 대한 대안으로 활동기준 원가시스템(Activity Based Costing, 이후 ABC)이 출현하게 되었다. ABC와 전통적인 원가시스템간의 대표적인 차이점으로 들 수 있는 것은 원가동인(cost driver)의 선택이다. 원가동인에 대한 정의의 예를 들면 다음과 같다.

"Any factor that affects total costs. That is, a change in the cost driver will cause a change in the level of a related cost object (Horngren, Foster, and Datar, 1997)."

위의 정의에서는 원가동인이 결국 원가에 영향을 미치는 요인으로 매우 포괄적으로 정의하고 있으며 원가동인(cost driver)의 본질적인 의미에 가까운 정의라고 할 수 있다. 이와 같이 일반적인 정의와는 대조적으로 실제로 원가동인에 관한 기술적인 정의에서 보면 대체로 총원가에 비례적인 증가를 유발하는 요인을 원가동인으로 정의하고 있음을 알 수 있다.

예를 들어 해당 원가대상에 대한 원가는 다음과 같은 공식으로 표현될 수 있다.

$$C=P*Q$$

C: 원가

P: 자원 사용 단위당 가격; Q: 자원 사용량

위의 원가공식은 제조업에 있어 직접 재료비나 직접 노무비 등의 직접 원가계산에 잘 적용될 수 있는 공식이다. 공장감독자의 임금과 같은 경우는 위의 공식에 잘 적용되기가 쉽지 않다. 공장감독자의 경우 제품별로 또는 배치(batch)별로 사용한 시간을 개별적으로 파악하여 기록함으로써 제품별, 또는 배치별 공장감독자의 임금을 추적할 수 있을 것이다. 그러나 감독자가 각 제품별로 또는 배치별로 사용한 시간을 기록하여 제품별로 또는 배치별로 공장감독자의 월급을 배부하는 것은 많은 시간과 노력이 소모될 수 있을 것이다. 따라서 대부분 원가시스템에서는 설계시 확보가 가능한 자료를 대용치(surrogate)로 사용하여 이와 같은 비용을 간접적으로 배부하는 것이다. 예를 들어 각 배치가 사용한 직접노무시간을 대용치로 사용하여 배치별로 사용한 공장감독자와 관련된 비용을 배부하는 것이 일반적이다. 이 때 C는 공장감독자의 임금이고 P는 직접노무시간당 공장감독자 임률이고 Q는 직접노무시간이 된다.

전통적인 원가 시스템에서는 생산량에 비례하여 발생하는 원가를 변동비로, 생산량과 무관하게 일정하게 발생하는 원가를 고정비로 분류하였다. 이와 같이 변동비와 고정비를 종합하여 변동예산(flexible budget)을 편성하고 이 변동예산을 적용하여 실적과 비교함으로써 차이분석을 수행하여 온 것이 전통적인 원가관리의 대표적인 수단이다.

그러나 실제 제조간접비를 제품에 배부할 때는 직접 노무시간, 생산액, 표준작업시간과 같은 수량관련 기준을 사용하고 있어(안태식, 1997) 전통적인 원가시스템에서는 생산량을 유일한 원가동인으로 파악했다는 특성을 갖고 있으며 제조간접원가는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$MOH = vX$$

MOH : 제조간접비

v: 생산량 관련기준 단위당 배부율

X: 생산량 관련기준(직접 노무시간, 생산액, 표준작업시간 등)

그러나 제조기술이 발달하여 원가구조가 변화하게 되면서 직접노무시간이나 생산량과 비례하여 변화하는 원가의 비중이 감소하고 직접노무시간이나 생산량과 비례하지 않는 원가의 비중이 늘어나면서 전통적인 원가시스템에서 제공하는 제품 원가정보는 경영계획이나 통제와 관련된 의사결정 목적에 그 적합성을 상실하게 되었다(Johnson and Kaplan, 1987). 뿐만 아니라 전통적인 제조원가계산 시스템을 간접비를 제품에 배부함으로써 재고평가, 나아가서는 당기 손익계산을 최종목적으로 두었기 때문에 재무회계적인 성향(financial accounting mentality)을 띠었고 여기서 제공되는 제품원가정보는 경영의사결정 목적을 위해 생성된 정보라기 보다는 재무회계시스템의 부산물 정도로만 인식되었다. 이와 같이 원가시스템에서 제공하는 정보와 경영자가 요구하는 정보간에 격차가 심화되고, 특히 제조환경의 변화에 따른 원가구조의 변화는 새로운 원가시스템의 설계의 필요성을 가속화 시켰다. 전통적인 원가시스템에 대한 대안으로 제시된 것 중의 하나가 바로 ABC이다.

이와 같이 원가구조가 변화하면서 원가를 유발하는 요인(cost driver)에 대한 연구가 활발해졌는데 이중 제조간접비에 대한 원가동인을 심도 있게 파악한 초기의 대표적인 연구로 Miller and Vollmann(1985)을 들 수 있다. 이들은 현대적인 제조환경에서 제조간접비를 유발하는 요인은 생산량이 아니라 "숨겨진 공장(hidden factory)"에서 수행되고 있는 다양한 거래(transactions) 또는 활동이 바로 제조간접비를 유발하는 요인이라 하여 로지스틱스 관련 거래, 조정활동(balancing)과 관련된 거래, 품질(quality)관련 거래, 변경(change) 관련 거래로 분류하고 있다.

특히 ABC의 특성과 설계에 관해서는 Cooper and Kaplan(1988)과 Cooper(1988)를 위시하여 최근까지 많은 관리회계분야의 논문들이 언급하고 있다. 이러한 연구들은 원가를 분류하는데 있어 전통적인 변동비와 고정비의 분류에서 탈피하여 원가를 계층적인 관점에서 제시하고 있는데 단위(unit) 수준의 활동원가, 배치(batch) 수준의 활동원가, 제품(product) 관련 활동원가, 설비(facility) 관련 활동원가로 분류하고 있다. 이와 같은 분류는 전통적인 원가분류와는 다른 것으로서 분류된 원가항목마다 다른 특성의 원가동인(cost driver)을 제시하고 있다. 즉 전통적 원가시스템과 ABC간에 대표적인 원가분류에 있어서 차이를 보이고 있다.

이와 같이 서로 다른 원가분류에서도 공통적으로 가정하고 있는 것은 사실상 원가와 원가동인간의 선형성(linearity)이다. 원가동인은 '원가에 영향을 미치는 모든 요인'이라는 원가동인의 본질적인 의미에 가까운 정의에는 원가동인과 원가간의 선형 비례성을 가정하고 있지는 않다. 그러나 기술적인 정의나 실제 적용에 있어서는 대부분 선형비례 관

계를 가정하고 있는 것이 일반적이다. 예를 들어 ABC시스템에서 활동별로 원가를 집계하여 활동원가가 파악이 되면 활동원가 별로 원가유발요인을 파악하며 제조간접비를 다음과 같은 공식으로 나타낼 수 있다.

$$MOH = \sum_{i=1}^n C_i = \sum_{i=1}^n R_i X_i$$

MOH: 제조간접비

R_i : i 번째 활동원가 배부율

C_i : i 번째 활동원가

X_i : i 번째 활동에 대한 원가동인의 수량

즉 제조간접비는 n 개 원가동인에 대한 선형가산(linear additive) 함수라고 할 수 있다. 전통적인 원가시스템과 비교할 때 ABC의 경우는 원가집합(cost pools)이 다양하고 원가집합별로 다양한 원가동인을 파악함으로써, 전통적인 원가시스템에서 한정된 수의 원가집합을 상정하고 소수의 원가동인만을 이용함으로써 예상되는 원가왜곡의 정도를 최소화할 수 있다고 주장하고 있다. 그러나 전통적인 원가시스템에서나 ABC에서 공통적인 것은 원가동인과 원가간의 선형비례성을 암묵적으로 가정하고 있다는 점이다.

Foster와 Gupta(1990)는 실제로 생산량외에 복잡성이나 기타의 원가동인이 제조간접비의 변화를 설명할 수 있는 원가동인인가를 경험적으로 증명하고자 전자회사의 36개 공장에서 제조간접비와 생산량 원가동인, 복잡성 원가동인, 효율 원가동인과 관련된 자료를 수집하여 원가동인과 제조간접비의 변화를 검토하였다. 그들은 생산량에 근거한 원가동인이 제조간접비와 유의적인 관계를 갖고 있음을 보였으나 복잡성과 관련된 원가동인은 제조간접비와 유의적인 관계가 있는 것으로 나타나지 않았

다. 이 결과는 ABC의 유용성을 주장하는 학자들(Cooper와 Kaplan, 1988등 다수)의 주장과 상반되는 것이다. 이 논문에서는 제조간접비와 원가동인과의 함수관계에 대한 선행적인 지식이 없기 때문에 특정한 함수관계를 가정하지 않고 가장 단순한 분석방법이라고 판단되는 부분상관관계(partial correlation) 분석을 수행하는데 이는 선형관계를 가정하는 것과 차이가 없다.

Banker와 Johnston (1993)의 연구에서는 Miller와 Vollmann(1985)이 제시한 거래(transactions), 즉 생산량외에도 생산라인의 다양성과 생산프로세스의 복잡성으로 유발된 거래가 제조간접비를 유발한다는 주장을 경험적으로 입증하였다. 항공산업의 원가함수를 일련의 선형 다변량(linear multivariate) 회귀식을 이용하여 추정하였는데, 독립변수는 서로 가산적이고 분리가능한(additive and separable) 형태로 모형화 하였다. 독립변수로는 CSM(capacity seat miles), 승객수 등의 작업도변수(volume based cost drivers)와 비행기 기종, 비행기 크기, ASL(average stage length) 등의 운영변수(operation based drivers) 등이 이용되었다. 분석결과는 작업도와 운영관련 원가동인이 모두 통계적으로 유의한 것으로 나타났다.

Banker, Potter and Schroeder (1995)는 전자회사의 32개 공장을 조사하여 제조간접비가 작업도이외의 거래(transactions)에 의해 유발되는가의 여부를 조사하였다. 이 때 거래는 엔지니어링 변경지시서의 수, 구매와 생산계획 담당자의 수, 부품당 공장면적, 품질검사 및 개선 인력의 수 등을 이용하였다. 연구 결과는 작업도 변수뿐만 아니라 거래관련 원가동인 모두 제조간접비의 변화를 설명하고 있었으며 특히 대부분 제조간접비의 변화는 거래관련 원가동인에 의해 설명되고 있음을 보

여주었다. 본 연구에서도 제조간접비와 원가동인과의 관계를 추정하기 위해 다변량 회귀식을 이용하였는데 독립변수와 종속변수를 모두 로그변환(log transformation)을 한 후 선형 회귀식(linear regression equation)을 추정하였다.

Datar et al. (1993)에서는 램프회사에 대한 현장연구를 수행하였는데 (1)램프설계가 제조간접비의 소비에 미치는 영향, (2)감독, 수선유지, 폐기물원가간의 상호의존관계를 조사하였다. 이 때 일련의 회귀식을 이용하였는데 특기할 사항은 복잡성과 기타 활동들이 제조간접비에 미치는 영향을 순차적인 것이 아니라 동시적인 것으로 보고 OLS(ordinary least square)대신 등식체계(system of equation)를 동시에 추정하는 방식을 이용하였다. 각 회귀식에 사용된 함수형태도 역시 근본적으로 선형관계를 가정하고 있다.

Anderson(1995)은 제품배합의 이질성(product mix heterogeneity, PMH)이 제조간접비에 미치는 영향을 세 개의 방직공장에서 조사하였다. 이 때 사용된 회귀식은 단순선형 회귀식으로서 PMH가 생산된 제품의 수보다 제조간접비의 변화를 더 잘 설명하고 있음을 보여주었다.

Banker, Ou, Potter(1993)는 원가동인과 관련된 연구를 은행산업에 적용하였는데, 예금과 대출상품의 다양성과 함께 구조적인 원가동인(structural cost driver)이 원가효율에 미치는 영향을 조사한 것이 특징적이다. 이 때 원가동인과 원가효율과의 관계를 추정하기 위해 사용한 회귀식도 역시 간단한 선형회귀식의 형태를 띠고 있다. 위에서 열거된 연구이외에도 원가동인과 관련된 연구는 많이 찾아 볼 수 있다.

Ittner와 MacDuffie(1995)의 연구에서는 전세계의 62개 자동차 공장의 제조간접자원의 소비와

구조적, 실행적 원가동인과의 관계를 횡단면적 분석을 통해 살펴보았으며 구조적 원가동인이 제조간접노무의 소비정도를 설명하는 데 중요한 역할을 함을 보여주었다. 특히 이 연구에서는 원가동인이 제조간접자원에 직접적인 영향을 미치기도 하지만 다른 원가동인에의 영향을 통한 간접적인 영향이 있는 것으로 나타나 원가행태가 단순 선형성이 아닐 수 있음을 시사하고 있다.

Noreen과 Solderstrom(1994)는 워싱턴주의 병원산업을 대상으로 병원에서 발생하는 다양한 제조간접비 항목이 관련 활동과 정비비관계가 있는가에 대한 분석을 통해 원가회계에서 일반적으로 가정하고 있는 정비비관계가 실제로 성립하지 않음을 보여 주었다.

위의 원가동인의 분석에서 사용된 통계적 기법은 단순한 상관관계분석에서 다변량 선형회귀식, 로그 선형(log linear) 회귀식 등 다양한 형태를 띠고 있으나 공통점을 살펴보면 대체로 선형의 회귀식을 가정하고 있다는 점이다. 그러나 회귀모형을 이용한 추정에서의 문제점은 가정한 함수형태에 따라 모형의 유의성이나 변수의 유의성이 달라질 수 있다는 점을 유의하여야 한다. Foster 와 Gupta (1990)와 Banker et al.(1995)의 연구결과간의 일관성의 결여에서 볼 수 있듯이 기존의 원가동인과 관련된 연구결과는 가정한 함수관계의 형태에 따라서 연구 결과가 달라질 수 있어 연구결과간의 비교가능성이 저하된다. 또한 기존의 연구에서 가정한 모형은 원가동인과 제조간접비간에 존재할 수 있는 복잡한 관계를 적절히 포착하고 있지 않을 수도 있다.

복잡성이 과연 원가동인인가? 아니면 전통적인 원가동인인 생산수량이 대부분의 제조간접비의 변화를 설명하고 있는가? 원가동인과 제조간접비의

변화를 나타낼 수 있는 관계가 단순 선형일까? 아니면 로그선형일까? 아니면 이보다 훨씬 복합적인 비선형을 띠까? 직접노무시간과 같은 조업도 관련 기준과 제조간접비의 관계에 있어 비선형의 복잡한 함수관계를 가정하면 선형 비례관계 가정시 포착되지 않은 두 변수간의 체계적인 관계가 잘 포착되지 않을까? 이런 문제에 대한 가능한 답을 구하기 위해 비선형적인 함수관계를 잘 포착하는 것으로 알려진 인공신경망을 이용한 연구를 검토하기로 한다.

2.2 인공신경망과 관련된 연구

2.2.1 인공신경망이란?

인공신경망이란 신경세포(neuron)를 모형화한 노드(node)들과 이들 간의 연결고리(connections or links)들로 구성되며 이에 대한 각 노드들의 활동 함수(activation function) 및 연결 고리의 강도(weight)들과 전체 망에 대한 학습 방법(learning or training algorithm)에 따라 특징 지워질 수 있는 하나의 정보처리시스템이다. 인공신경망은 패턴인식과 같이 전통적인 프로그래밍방법으로 해결하기 어려운 인공지능분야의 문제를 다루기 위해 시도된 방법이다. 인공신경망은 여러 형태가 있을 수 있는데 회계나 재무분야에서 가장 많이 사용되는 모형은 다층 퍼셉트론(multilayer perceptron: MLP)이다.

인공신경망과 비교되는 방법으로 회귀분석이 많이 거론되고 있는데 몇 가지 차이점을 설명하면 다음과 같다. 일반적으로 회귀분석모형에서 계수를 도출하는 과정에서 확률분포나 기타의 통계적인 가

정에 의거하는 반면 MLP는 오차를 최소화하기 위한 계수의 집합을 휴리스틱 방법으로 찾아낸다. 또한 회귀분석의 경우 이미 가정한 함수관계에 맞도록 독립변수와 종속변수간의 관계를 추정하지만 MLP는 중간매개함수를 구축하고 전반적인 오차를 최소화하는 방향으로 독립변수와 종속변수간의 관계를 추정하는데 그 대표적인 방법이 오류 역전파(error back-propagation)방법이다.

특히 인공신경망의 경우 분포에 무관하게, 변수간의 상호관계와 여러 형태의 비선형성을 취급할 수 있는 장점이 있다. 일반적인 확률모델이 적용되지 않고 있으며, 모수적인 통계적 특성을 갖고 있지 않고, 따라서 개별적인 계수에 대한 t-테스트나 F-테스트를 허용하지 않는다. 거의 모든 형태의 함수형태를 접근하여 추정할 수 있어 때로는 과잉추정(overfitting)의 문제가 있을 수 있으며¹⁾ 이러한 문제를 최소화하기 위해 훈련용 자료(training sample)와는 별도로 검증용 자료(hold-out sample 또는 test sample)를 이용하여 추정하는 것이 필요한데 (Trigueros and Taffler, 1996) 본 연구도 두 자료를 구분하여 분석하였다. 인공신경망의 접근방법이 갖는 대표적인 장점은 독립변수간의 복잡한 비선형 관계를 포착하는데 있다.

인공신경망을 이용한 접근방법은 경영분야에 최근 들어 자주 적용되고 있다. 인공신경망의 경영분야 적용에 대한 문헌검토 결과 (Wong et al, 1997)를 보면 조사된 총 168개의 연구중에서 생산/운영과 재무관리 분야가 대부분(53.5%)을 차지하고 있다. 회계분야에 인공신경망이 적용된 사례를 살펴보면 감사의견 예측 (Lenard et al, 1995), LIFO/FIFO 분류(Liang et al, 1992)

1) 과잉추정을 피하기 위해 계수의 수를 전체 표본수의 10%이하로 하는 것이 일반적이다.

등 그 수가 제한되어 있는 반면 재무관리 분야에서는 도산예측(Brockett et al, 1994, Fletcher and Goss, 1993)을 비롯하여 추가성과/주식선택 예측 등 무수히 많은 연구가 행해졌다. 이외에도 정보시스템분야, 마케팅분야, 생산/운영분야에 응용되었으나 본 논문의 연구범위를 벗어나 구체적인 분석을 피하기로 한다. 단 이러한 인공지능영역을 이용한 연구를 공헌한 영역별로 분류해 보면 인공지능영역을 새로운 접근방법으로 소개한 연구, 인공지능영역이 정확성, 효율성, 유연성을 높이는 수단으로 제시된 연구, 기타 다른 방법에 비해 월등함을 보여준 연구등 여러 가지 형태의 연구가 있다.

본 연구에서 사용한 자료는 시계열 자료인데 특히 시계열 자료를 분석하는 데는 기타의 기법보다 인공지능영역이 더 유리한 것으로 평가하고 있는데 이는 일반적인 다변량 정규분포에 대한 가정 또는 선행적인 확률분포와 같은 엄격한 가정을 요구하지 않고 자료내에 존재하는 비선형관계를 잘 포착할 수 있기 때문으로 해석하고 있다(Wong et al, 1997). 본 연구는 인공지능영역을 원가동인의 분석의 새로운 수단으로 제시하고자 하며 동시에 원가동인분석에 전통적으로 사용되어 왔던 회귀분석법에 대한 새로운 대안으로 제시하고자 한다.

많은 기업들이 ABC를 구현할 때 원가집합(cost pool)별로 원가동인을 선정하게 되는데 원가동인에 대한 현실적인 선정기준은 원가 집합과의 선형성(linearity) 여부가 된다. 왜냐하면 비선형의 관계가 있다 하더라도 실제 어떤 관계인지를 알 수 없는 경우가 대부분이며 ABC를 구현하는 많은 기업들이 원가동인과 원가와의 관계가 선형 또는 정비례 관계를 가정하는 것이 가장 단순하고 이해 및

적용이 수월한 면이 있기 때문이다. 원가동인 선정시 선형관계를 가정하는 것은 비용효과분석의 기준을 만족시키지 못하거나 제한된 합리성(bounded rationality) 때문이라고 판단된다.²⁾ 그러나 실제 원가동인과 원가와의 관계가 선형일 필요는 없으며 얼마든지 비선형의 가능성이 있는 것이다. 뿐만 아니라 진정한 원가(true cost)가 원가동인과 선형의 관계가 있다 하더라도 주어진 회계방법에 의해 포착된 원가와 원가동인이 실제로 선형의 관계를 갖기는 매우 어렵다. 간단한 예로 비사용 커패시티 원가(unused capacity cost)와 선형의 관계를 갖는 원가동인을 찾기 어렵다. 특히 기존의 연구들은 자료확보상의 어려움 때문에 기존의 회계방법에 의해 측정된 원가자료를 그대로 적용하여 원가동인에 관한 연구를 하였기 때문에 단순한 선형관계에 대한 가정은 많은 문제점이 야기될 수 있다. 이와 같은 시계열자료 이용상의 문제, 단순한 선형관계 가정과 관련된 여러 가지 제약을 극복하기 위해 본 연구는 인공지능영역에 의한 접근방법을 추가하여 시도하고자 한다.

2.3 가설의 설정

위에서 제시된 기존의 연구들을 종합할 때 본 연구에서는 다음과 같은 가설들을 설정할 수 있다. 첫째, 회귀모형의 독립변수에 해당되고 인공지능영역의 투입레이어에 해당되는 원가동인 집합을 동일하게 사용할 경우 함수관계의 다양한 형태를 최대한 허용하고 있는 인공지능영역 접근방법을 이용하여 두 변수간에 존재하는 복잡한 함수관계를 포착하게끔 할 경우 전통적인 회귀모형에 비해 제조간접비의

2) 이 주장은 물론 검증의 대상이 될 수 있다.

변화를 잘 예측할 수 있을 것으로 평가할 수 있다. 따라서 본 연구는 다음과 같은 가설을 설정한다.

가설 1: 동일한 원가동인 집합을 사용할 경우 인공신경망에 의한 모형은 회귀식에 의한 모형에 비해 제조간접비의 예측 성과가 우수하다.

기존의 원가동인 연구에서는 특정 변수의 원가동인 여부를 분석하기 위해 회귀모형에서 해당변수에 대해 추정된 계수의 유의성을 살펴보았으나 본 연구에서는 자료의 일부분인 훈련용 자료(training data)를 이용하여 원가동인과 제조간접비간의 관계를 잘 포착할 수 있는 회귀모형과 인공신경망 모형을 각각 추정하도록 한 후, 추정된 모형을 이용하여 나머지 검증용 자료(testing data)를 이용하여 제조간접비를 추정하도록 하였다. 이와 같이 추정된 제조간접비의 예측성과를 기준으로 모형간의 예측성과를 비교한다. 이 점 또한 원가동인 변수의 계수에 대한 통계적 유의도에 초점을 맞춘 기존의 연구방법과 두드러진 차이중의 하나이다.

위의 가설은 인공신경망 모형과 회귀식간의 제조간접비의 변화에 관한 전반적인 설명력을 비교하는 가설이다. 그러나 인공신경망 모형 또는 회귀식 모형에 무관하게 제조간접비의 변화를 추정하는 데 사용되는 변수의 개수와 종류에 따라 예측능력 또는 설명능력이 차이가 날 수 있다. 수량이 아닌 복잡성과 관련된 원가동인을 파악하여야 한다고 주장하는 학자들(Miller and Vollmann, 1985; Cooper and Kaplan, 1988 등 다수)의 경우는 조업도만을 사용하여 제조간접비를 예측하는 것보다 복잡성과 관련된 원가동인을 포함하는 것이 제조간접비의 설명력을 크게 제고할 수 있을 것이라

고 보고 있으며 Banker와 Johnston(1993), Banker et al.(1995)에서는 그 사실이 경험적으로 검증되었다. 따라서 인공신경망을 이용하여 예측하는 경우나 회귀식을 이용하여 예측하는 경우 모두 다음과 같은 가설을 설정할 수 있을 것이다.

가설 2: 인공신경망에 의한 모형의 경우 조업도 관련 기준에 근거하여 제조간접비를 예측하는 모형보다 기타 활동관련 기준이 추가된 모형의 예측능력이 우수하다.

가설 3: 회귀식에 의한 모형의 경우 조업도관련 기준에 근거하여 제조간접비를 예측하는 모형보다 기타 활동관련 기준이 추가된 모형의 예측능력이 우수하다.

3. 연구모형과 자료

3.1 자료와 변수의 측정

본 연구에서 사용한 자료는 지게차와 같은 자재 취급장비를 생산하는 북미의 제조업체의 재무 및 운영관련 자료인데 Platt(1977)의 논문에서 간접적으로 확보하였다. 이 기업은 생산방식이 다른 두 개의 공장을 갖고 있으며 거의 비슷한 수준의 매출 실적을 보이고 있다. 이질성이 낮고 대량생산되는 제품은 흐름생산 환경의 공장(flow shop)에서 생산이 되고, 그 외의 모든 제품은 주문생산 환경의 공장(job shop)에서 생산이 된다³⁾. 전반적으로 두 공장은 생산방법을 제외하고는 거의 유사하다고 할 수 있으며 각 공장에서 생산되는 제품은 같은 유통

채널을 거쳐 유사한 고객에게 전달이 된다.

제조간접비의 경우 자유도(degree of freedom)의 확보를 위해 월별 자료를 확보하였으며 91년 1월부터 94년 12월까지의 자료를 이용하였는데 두 개의 서로 다른 공장의 자료를 수합하여 96개의 자료가 생성될 수 있었다.

제조간접비는 총 제조원가중에서 직접 재료비와 직접 노무비를 제외한 금액을 말한다. 좀 더 구체적으로 원가대상은 본 공장에서 생산하는 지계차이며 지계차에 직접 추적할 수 있는 재료비와 지계차 생산에 직접적으로 참여하고 있는 직접 노무비를 제외한 제조원가를 말한다. 한국의 경우 재료비, 노무비, 경비로 구분하고 있으며 이 경우 제조간접비에 포함될 원가항목에 재료비와 노무비, 경비에 골고루 포함되어 있다. 따라서 한국 제조원가자료를 이용할 경우 현실적으로 원가동인 연구의 대상이 되는 제조간접비를 측정하기가 매우 어려우나, 본 연구에서는 제조원가의 분류체계가 한국과 다른 미국의 자료를 이용하여 직접 재료비와 직접 노무비와 같은 직접제조비를 제외한 제조간접비를 이용하였다. 제조간접비는 월별로 측정하였으며 대상 기업의 회계 정보시스템에서 수집한 자료를 이용하였다.

제조간접비에 영향을 미치는 변수로 조업도 관련 변수와 Miller와 Vollmann(1985)이 제시한 거래 관련 변수를 사용하였다. 조업도와 관련된 변수는 직접노무시간(DLH: direct labor hour)을 이용하여 측정하였다. Miller 와 Vollmann이 제시한 네 종류의 거래(transactions) 관련 변수중 로지스틱스 거래란 생산과정과 전후과정에서 필요한 재료를 이동하고 저장하는 활동을 말한다. 본 연구에

서는 접수부서에서 원자재를 접수한 건수와 생산과정에 투입한 건수를 합한 건수(ISSUES)를 로지스틱스 거래에 관한 활동 건수로 이용하였다. 균형화 거래란 생산에 필요한 요소 수요를 공급과 일치시키는 활동을 말하는데 본 연구에서는 익월에 생산할 부품의 수(NUMPRTS(+1))를 대응치로 사용하였다. 당월 대신 익월 자료를 이용한 이유는 생산 균형을 위한 활동이 미리 이루어지기 때문이고, 부품 종류수를 이용한 이유는 부품의 종류수가 많을수록 요소수요와 공급을 균형화하기 위한 활동이 증가하기 때문이다. 품질관련 거래란 제품의 품질을 정의하고, 검사하고, 통제하는 활동을 말하는데 본 연구에서는 재작업 횟수(REWORK)를 대응치로 사용하였다. 변경관련 거래는 생산 데이터베이스를 수정하는 활동을 말하는데 기존의 연구(Banker et al. 1993)의 경우와 마찬가지로 엔지니어링 변경회수(ECO)를 사용하였다.

회귀식과 인공신경망 모형의 상대적인 예측성과를 비교하기 위해 예측오차의 절대치 평균(average absolute error, 이후 AAE)과 평균오차율(average error ratio, 이후 AER)을 개발하여 이용하였다. AAE와 AER의 계산방식을 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$AAE = \frac{\sum_{I=1}^n |AD_I - PD_I|}{n}$$

$$AER = \frac{\sum_{I=1}^n (|AD_I - PD_I| / AD_I)}{n}$$

3) 주문생산형 공장(job shop)이란 다양한 종류의 소규모 주문 또는 소규모 작업들을 처리하는 공장으로 설비와 종업원들이 공정을 중심으로 조직화된 공장을 말하고 흐름생산형 공장(flow shop)이란 대규모의 표준화된 제품을 생산하는 공장으로 장비와 종업원이 제품중심으로 조직화된 공장을 말한다.

AD_i: i번째 실제 제조간접비

PD_i: i번째 예측제조간접비

즉 위에서 제시한 두 가지 평가기준이 되는 지표에 의해 회귀식과 인공지능경망의 예측성능을 비교하고 인공지능경망 내에서 또 회귀식 내에서 모델간의 성과를 비교평가 하였다. 주로 AER지표를 사용하였는데 이는 AAE를 사용할 경우 제조간접비가 클수록 오차가 크게 나타날 가능성을 최소화하기 위해서이다.

3.2 원가동인에 관한 회귀모형

전통적인 원가시스템의 대표적인 특징이자 단점으로 지적되어 온 것은 제조간접비의 배부시에 직접노무시간이나 직접노무비와 같은 조업도에 근거한 배부기준을 선택하여 적용해 왔다는 점이다 (Johnson and Kaplan, 1987). 즉 전통적인 원가시스템에서는 제조간접비를 유발하는 요인으로 직접노무시간이나 직접노무비를 주로 사용하였다. 본 연구에서도 조업도와 관련된 원가동인에 따른 제조간접비의 변화를 추정하기 위해서는 다음과 같은 아주 단순한 선형 회귀식을 이용할 수 있다. 조업도와 관련된 변수로 직접노무시간을 사용하였다. 또 시계열 자료를 이용할 경우 시간의 흐름을 반영하는 추세 변수(TREND)를 포함하였는데 있는데 이는 학습효과와 같이 시간의 경과에 따른 생산성의 차이를 반영하기 위한 것이다.

$$MOH_t = \alpha + \beta \times DLH_t + \lambda \times TREND + e_t \dots R1$$

MOH_t: t월의 제조간접비

DLH_t: t월의 직접 노무시간

TREND: 1, 2, ..., 48

조업도 이외의 여러 종류의 거래 또는 활동에 따른 제조간접비의 변화를 예측하기 위해서 다음과 같은 회귀식을 이용하였다.

$$MOH_t = \alpha + \beta \times DLH_t + \gamma_1 \times ISSUES_t + \gamma_2 \times NUMPRTS(+1)_t + \gamma_3 \times REWORK_t + \gamma_4 \times ECO_t + \lambda \times TREND + e_t \dots R2$$

ISSUES_t: t월에 접수부에서 수령한 부품 배치의 수와 창고에서 나간 배치의 수의 합

NUMPRTS(+1)_t: t+1월에 생산된 부품의 수

REWORK_t: t월의 재작업 횟수

ECO_t: t월의 ECO 횟수

기존의 연구들은 생산방법이 원가동인이 제조간접비의 발생에 미치는 영향을 공식적으로 구분하여 분석하지 않았다. 단지 생산방법의 차이가 원가동인에 반영될 것이라고 암묵적으로 가정을 하였고 생산방법이 원가동인과 제조간접비간의 관계의 정도에 있어 체계적인 차이를 유발할 것으로 보지 않았다. 그러나 Platt(1997)는 생산방법이 주문생산에 가까울 경우 제품이 다양하고 생산흐름이 자주 중단되기 때문에 생산단위수가 아닌 다른 원가동인에 의해 제조간접비가 발생하는 정도가 상대적으로 클 것이라고 주장하고 있다. 예를 들어 제품이 다양하기 때문에 잦은 셋업이 필요하고 빈번한 설계의 개선이나 변경때문에 제품지원비나 공정설계 변경비와 같은 간접비가 많이 발생하게 된다. 조업도를 직접노무시간으로 측정할 경우 흐름생산보다 주문생산의 경우가 직접 노무비의 비중이 크기 때문에 역시 제조간접비의 변화에 조업도 관련기준이 미치는 영향이 흐름 생산에 비해 더 클 것으로 예측할 수 있다. 이와 같이 생산방식도 제조간접비의

변화를 설명하는 또 하나의 변수로 포함하여 회귀식 R1을 수정하여 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 MOH_t = & \alpha + \beta \times DLH_t + \gamma_1 \times ISSUES_t \\
 & + NUMPRTS(+1)_t + \gamma_3 \times \\
 & REWORK_t + \gamma_4 \times ECO_t + \lambda \\
 & \times TREND + \eta \times PLANT + e_t \\
 & \dots\dots\dots R3
 \end{aligned}$$

PLANT: 1은 주문생산, 0은 흐름생산

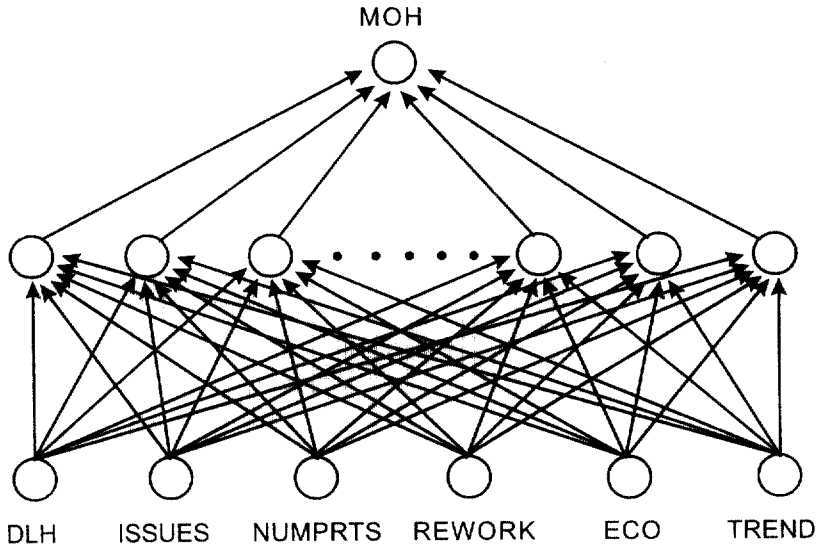
다음 회귀식은 회귀식 R2에 생산방식 변수를 추가한 모형이다.

$$\begin{aligned}
 MOH_t = & \alpha + \beta \times DLH_t + \gamma_1 \times ISSUES_t + \gamma_2 \times \\
 & NUMPRTS(+1)_t + \gamma_3 \times REWORK_t + \\
 & \gamma_4 \times ECO_t + \lambda \times TREND + \eta \times PLANT \\
 & + e_t \dots\dots\dots R4
 \end{aligned}$$

3.3 원가동인에 관한 인공신경망의 모형

위의 절에서는 추정할 회귀식을 나타내었는데 다음은 회귀식의 예측성과와 비교할 인공신경망의 설계모형이다. 인공신경망의 모형은 회귀식과 대응하여 설계하였는데 그 설계방식은 <그림 1>과 같다. 위의 모형은 투입노드와 중간 레이어가 완전하게 연결된 형태로 구성하였다.

<그림 1>은 투입노드에 원가동인으로 포함될 수 있는 모든 변수를 포함하였는데 인공신경망 모형 1(NN1)의 경우는 회귀모형 R1의 독립변수에 해당하는 DLH와 TREND 변수만을 선택하였고 이외의 인공신경망 모형들도 회귀모형과 상응하는 독립변수를 이용하였다. 마찬가지로 인공신경망 모형 2(NN2)는 투입노드로 R2의 독립변수를 포함한 모형이다. 인공신경망 모형 3(NN3)과 모형 4(NN4)도 동일한 방식으로 설계되었다.



<그림 1> 완전히 연결된 인공신경망 구조

위에서 사용된 자료의 총수는 두 개의 공장에 대해 48개월의 자료가 존재하기 때문에 96개에 달한다. 전체 96개의 자료 중에서 91년, 92년, 93년의 3개년도의 자료 72개는 설계된 인공신경망을 학습(training)하는데 사용하였으며 마지막으로 94년도 1년의 24개 자료는 시험용(testing)으로 사용하였다.

인공신경망의 모형과 회귀식의 모형이 비교평가 되는 기준은 제조간접비의 예측력이다. 기존의 연구에서 회귀식을 이용하여 원가동인 연구를 하는 경우는 OLS(ordinary least square) 방법에 의해 결정되는 원가동인별 계수(coefficient)의 유의도에 따라 원가동인의 여부를 결정하는 방식을 이용한다. 그러나 인공신경망의 경우는 각 원가동인별로 계산되는 계수나 가중치를 외부적으로 파악할 수가 없기 때문에 개별적인 원가동인의 유의성 여부를 파악할 수 없다. 따라서 AAE와 AER을 이용하여 동일한 원가동인 집합의 경우 회귀모형과 인공신경망의 예측 성과를 비교하고 회귀모형 방법과 인공신경망 방법내에서 모형별로 제조간접비의 예

측성과를 상호 비교하여 과연 어느 원가동인집합으로 구성된 모형이 더 예측능력이 뛰어난가를 비교 평가함으로써 원가동인변수 집합별 원가동인 여부를 간접적으로 평가할 수 있다.

4. 분석 결과

본 장에서는 위에서 모형화한 모델을 이용하여 자료를 분석한 결과를 제시하고자 한다. 먼저 기술적 통계를 설명하고 회귀모형과 인공신경망의 예측 성과를 비교함으로써 인공신경망이 허용하는 비선형적인 함수관계의 유용성을 평가하고자 한다.

4.1 자료의 기술적 통계

연구에 사용된 두 공장의 제조간접비와 직접재료비, 기타 거래관련 변수에 관한 기술적인 통계치이다. 회귀분석에 있어서 두 공장의 생산방법상의 차

〈표 1〉 자료의 기술적 통계

구 분		MOH	DLH	ISSUES	NUMPRTS (+1)	REWORK	ECO
흐름 생산공장	평 균	330.13	7.85	1.52	41.65	1.39	0.02
	표준편차	88.3	1.29	0.24	8.12	0.34	0.01
	왜 곡도	0.78	0.18	0.04	3.45	-0.01	-0.15
주문 생산공장	평 균	468.52	20.74	17.8	160.56	3.13	0.07
	표준편차	110.76	4.42	3.88	49.62	1.4	0.03
	왜 곡도	1.24	1.15	0.06	0.57	1.29	1.60
전체	평 균	399.15	14.29	9.334	107.31	2.26	0.05
	표준편차	121.41	7.24	8.61	70.03	1.34	0.03
	왜 곡도	0.87	0.59	0.36	0.61	1.72	1.29

〈표 2〉 변수간의 상관관계

구 분	상관관계	MOH	DLH	ISSUES	NUMPRTS (+1)	REWORK	ECO
전체	MOH	1.00	0.78	0.76	0.61	0.75	0.74
	DLH		1.00	0.91	0.75	0.87	0.87
	ISSUES			1.00	0.75	0.77	0.82
	NUMPRTS(+1)				1.00	0.55	0.63
	REWORK					1.00	0.81
	ECO						1.00
흐름 생산공장	MOH	1.00	0.38	0.40	0.15	0.21	0.06
	DLH		1.00	0.42	0.32	0.69	0.18
	ISSUES			1.00	0.37	0.36	0.43
	NUMPRTS(+1)				1.00	0.29	0.09
	REWORK					1.00	0.14
	ECO						1.00
주문 생산공장	MOH	1.00	0.86	0.74	0.20	0.75	0.74
	DLH		1.00	0.65	0.04	0.84	0.76
	ISSUES			1.00	0.16	0.55	0.54
	NUMPRTS(+1)				1.00	0.00	0.03
	REWORK					1.00	0.67
	ECO						1.00

이에 따른 효과를 반영하기 위해 해당 기간의 매출 \$1,000 별로 조정된 수치를 이용하였다. 이 자료에서 알 수 있듯이 동일한 매출수익을 창출하기 위해 주문생산공장에서의 제조간접비가 흐름생산공장의 제조간접비에 비해 크다. 직접노무시간에서도 주문생산공장이 흐름생산공장에 비해 월등히 큰 것을 알 수 있다. 뿐만 아니라 주문생산공장의 경우 기타의 거래관련 활동에 있어서도 흐름생산공장에 비해 매우 큰 것으로 나타나고 있다. 따라서 주문

생산공장은 조업도 관련활동과 함께 비조업도 활동의 상대적 규모가 크다.

다음은 분석에 사용한 변수간의 상관관계를 나타낸 표이다. 첫 번째의 경우는 두 공장을 종합한 자료를 전체적으로 분석한 결과인데, 수량관련 변수인 직접노무시간변수(DLH)는 제조간접비와 0.78의 상관관계를 보이고 있고, 기타 거래관련변수도 최소 0.61이상의 상관관계를 보이고 있어 제조간접비와 수량변수 그리고 제조간접비와 거래관련변수 모두

상관관계가 매우 높은 것을 알 수 있다. 종합적인 결과에 이어 공장의 형태별로 분석하였는데 먼저 흐름생산공장의 경우를 보면 전체적으로 독립변수와 MOH간의 상관관계가 주문생산공장에 비해 모든 경우에 있어 상대적으로 낮다. 주문생산공장의 경우는 상관관계가 0.86으로 상대적으로 높는데 반해, 흐름생산공장의 경우는 0.38에 지나지 않는다. 마찬가지로 기타 거래관련변수와 MOH간의 상관관계에 있어서도 상관관계의 계수가 주문생산공장의 경우에 비해 매우 낮다. 전반적으로 주문생산공장의 경우 제조간접비가 수량관련변수나 기타 거래관련변수와 밀접한 관계를 갖고 있는 반면 흐름생산공장의 경우는 제조간접비와 여러 가지의 원가동인과의 관계가 미약하다고 할 수 있다.

독립변수간의 상관관계에 있어서, 시계열자료에서 일반적으로 나타나는 현상처럼, 전체 자료를 볼 때 Miller와 Vollmann이 제시한 거래관련 변수와 DLH와의 상관관계가 매우 높은 것을 알 수 있다. 예를 들어 ISSUES변수와 DLH변수는 0.91의 상관관계를 보이고 있으며 NUMPRTS, REWORK, ECO변수 모두 각각 0.75, 0.87, 0.87의 상관관계를 보이고 있다. 이는 곧 거래관련변수가 직접노동시간에 영향을 미칠 수 있음을 의미하고, 이 경우 제조간접비에 미치는 효과는 수량관련 변수로부터의 직접적인 효과, 거래관련 변수가 수량관련 변수에 미치는 효과로부터의 간접적인 효과, 거래관련변수가 미치는 직접적인 효과 등으로 분류될 수 있다.

이와 같이 독립변수간의 다중공선성이 존재하는 경우 개별 변수에 대한 계수의 유의도 추정을 왜곡할 수 있으나, OLS계수가 여전히 편의(bias)가 없다(Gujarati, 1995). 따라서 본 연구의 예측성과 지표는 최종 예측치와 실제치와의 편차를 이용하였기 때문에 다중공선성이 연구결과에 별다른 영향

을 미치지 않을 것이다.

4.2 회귀모형과 인공지능경망의 예측 성과

회귀식에 의한 제조간접비 예측성과 지표의 평균을 모형별로 나타내면 <표 3>과 같다. 본 연구에서 사용한 예측성과지표에 의하면 가장 단순한 회귀모형 R1이 가장 성과가 높으나, 전통적인 회귀식의 설명력에 있어서는 R4가 가장 설명력이 높다. 그러나 조정 R2를 비교할 경우, R1과 R2간, R3와 R4간의 R2 있어서 별다른 차이가 없는데 이는 활동관련 변수들을 추가함으로써 부가되는 설명력이 크지 않음을 의미한다.

<표 3> 회귀 모형(R1 - R4)별 예측성과 평균치

예측오차(평균)	R1	R2	R3	R4
AAE	42.40	45.14	52.94	48.52
AER(%)	12.30	13.90	16.91	15.36
R ²	0.59	0.61	0.64	0.67
Adjusted R ²	0.58	0.58	0.62	0.63

인공지능경망 모형에 의한 예측을 수행할 경우 훈련 또는 학습(training)의 횟수에 따라 예측성과가 달라질 수가 있다. 인공지능경망 모형 1의 경우 훈련(또는 학습)횟수별로 예측성과를 예시하면 <표 4>와 같다. 이 결과에서는 훈련횟수별로 설계된 인공지능경망 모형을 이용했을 때의 예측결과의 평균치를 AAE와 AER의 경우 모두 표시하였는데 모형 1(NN1)에 있어서 훈련횟수가 100인 경우를 이용한 인공지능경망의 모형이 가장 성과가 좋은 것을 알 수 있다.

훈련 횟수에 따라 예측 성과가 달라지는데 신경망 모형별로 제조간접비의 예측에 있어 가장 좋은 성과를 나타낸 경우를 요약하여 나타내면 <표 5>

〈표 4〉 인공지능경망 모형 1(NN1)에 의한 훈련횟수별 예측성과 예시

훈련횟수	100	500	1000	2000
AAE	45.81	48.73	55.35	80.13
AER	13.47	15.54	17.91	24.26

와 같다. 이 결과를 보면 모형 2에 의해 500번 학습을 하였을 때가 성과가 가장 좋은 것을 알 수 있는데, AAE의 값이 43.47을 보이고 있고 AER의 경우는 11.54%로 가장 낮다.

〈표 5〉 인공지능경망 모형별(NN1 - NN4) 예측성과 평균

	NN1	NN2	NN3	NN4
훈련횟수	100	500	2000	100
AAE	45.81	43.47	56.76	58.36
AER(%)	13.47	11.54	18.00	17.47

다음 〈표 6〉은 동일한 변수집합을 이용한 인공지능경망과 회귀모형간의 예측성결과를 일대일(one-to-one)로 상응시켜 AER의 평균비교 검증을 한 결과를 t값으로 나타낸 표이다. 여기에서 규모에 의해 조정된 AER의 경우만을 이용한 것은 AAE를 이용할 경우 MOH의 크기에 따라 오차가 클 것으로 예상되어 이분산(heteroscedasticity)에 의한 효과를 최소화하기 위한 것이다. 여기서 '-'의 표시는 행에 있는 모형이 열에 있는 모형에 비해 우수한 경우이다. 이 결과를 보면 동일변수집합을 이용한 인공지능경망에 의한 예측성과와 회귀모형에 의한 예측성과간에는 4가지 경우 모두 통계적으로 유의적인 차이를 보이고 있지 않음을 알 수 있다. 따라서 가설1은 지지되지 않는다고 할 수

있다.

이 결과는 세 가지 관점에서 해석할 수 있는데 첫째 회귀모형이나 인공지능경망에서 선택된 원가동인이 이미 선형의 관계를 띠 것으로 경험적으로 증명된 원가동인이기 때문에 비선형의 복잡한 관계를 포착할 수 있는 인공지능경망의 성과가 특별히 뛰어나지 않을 수 있고, 둘째는 일반적으로 인공지능경망은 모든 독립 변수간의 상호 교차 관계를 전제로 하고 있는데 이 때 독립 변수들이 순수하게 독립적으로 종속 변수에 영향을 미치게 될 경우, 즉 예를 들면 조업도 관련 변수와 거래 관련 변수가 제조간접비의 변화에 각각 독립적으로 작용한다면 오히려 회귀분석에 비해 예측 성과가 나빠질 수 있다는 점이다(Choi, Kim and An, 1997). 마지막으로 제조간접비의 경우 월별자료를 이용하였는데 월별 제조간접비 자료는 자원의 사용량(resource used)에 대한 측정이라기 보다는 자원의 공급량(resource supplied)에 대한 측정이고 회계기준에 따라 인위적으로 배부된 금액이 포함되어 있어(Kaplan, 1993) 원가동인과 제조간접비간의 체계적인 관계를 포착하기에 적합한 자료가 아닐 수도 있기 때문이다.

〈표 6〉 인공지능경망 모형과 회귀모형간 예측 오차율(AER) 평균 비교-t값

	R1	R2	R3	R4
NN1	0.867718			
NN2		-0.80933		
NN3			0.519058	
NN4				1.020001

(*: 유의수준 < 0.05)

4.3 회귀모형간 비교

〈표 3〉에서 제시된 바와 같이 회귀식에 의한 추정 결과는 R1의 경우가 상대적으로 가장 좋은 결과를 보이고 있다. 특기할 사항은 R1은 매우 단순한 모형으로서 직접노무시간과 추세변수만을 독립변수로하여 제조간접비를 예측하는 회귀식이라는 점이다. R3은 R1에 비해 생산방식 변수가 추가된 경우이고, R2와 R4는 각각 R1과 R3에 거래(또는 활동)관련 변수들을 추가한 경우이다. 가장 단순한 R1이 상대적으로 제조간접비의 예측에 가장 좋은 성과를 보인 것은 조업도 관련 변수가 제조간접비의 예측에 좋은 역할을 할 수 있음을 의미한다.

즉 단순한 직접노무시간에 의해 추정된 모형의 예측성과가 가장 우수함을 보여주고 있으며 이는 ABC의 지지자들에 의한 주장의 설득력이 크지 않음을 간접적으로 시사한다고 할 수 있다. 특기할 사항은 기존의 회귀식에 의거한 원가동인 분석방법과는 다른 접근방법을 사용하여 분석을 하였다는 점이다. 예를 들어 기존의 원가동인연구에서는 설정한 회귀모형에 근거하여 각 변수에 대한 계수의 유의도를 검사함으로써 해당 변수의 원가동인 여부를 평가하는 방법을 사용하는 반면 본 연구는 모델별로 제조간접비의 예측성과를 상대비교하여 각 변수집합의 원가동인으로서의 역할을 간접적으로 검증한 것이다.

다음 〈표 7〉은 회귀모형간에 AER에 의한 예측성과에 대한 평균비교(mean comparison) t-test 결과를 나타내고 있다. 여기서 '-'의 표시는 행에 있는 회귀모형이 열에 있는 회귀모형보다 예측성과가 우수한 경우이다. 따라서 R1은 R3이나 R4에 비해 우수하고, R2는 R3에 비해 우수하다고 할 수 있다.

〈표 7〉 회귀모형간 예측오차율(AER) 평균비교
검증 - t값

	R2	R3	R4
R1	-1.67317	-2.5479*	-2.06911*
R2		-2.32201*	-1.06523
R3			1.439651

(*: 유의수준 < 0.05, **: 유의수준 < 0.01)

이 결과에 의하면 조업도 관련변수에 활동관련 변수를 추가한 모형(R2와 R4)이 조업도 관련변수만이 포함된 모형(R1과 R3)에 비해 우수하다는 가설 3을 지지한다고 보기 어렵다. R1이 R3에 비해, R2가 R4에 비해 우수함은 결과대로 생산방식이 제조간접비의 변화를 예측하는데 중요하지 않거나, 또는 생산방식의 영향이 이미 조업도나 기타의 활동변수에 반영이 되었기 때문으로 해석할 수 있다. 물론 이러한 결과는 특정한 회귀모형을 가정하고 해당변수의 계수의 유의도를 측정하여 중요성을 평가하는 기존의 원가동인 여부 결정 방법과 차이가 있기 때문일 수 있다.

R1이 가장 좋은 성과를 보이는 것은 첫째 실제로 직접노무시간이 제조간접비의 대부분을 설명하거나, 둘째 4가지 회귀모형이 가정한 선형의 제약 때문에 DLH를 제외한 나머지 변수들의 역할을 제대로 수용하지 못하기 때문으로 해석할 수 있다. 이는 곧 선형모형을 가정할 경우 제조간접비의 변화를 예측하는데 사실상 직접노무시간을 이용하여 예측하는 것이 복잡한 여러 변수를 이용하여 예측하는 것보다 유리할 수 있음을 시사하고 있다.

4.4 인공신경망 모형간 비교

또한 앞의 <표 5>에서 제시된 바와 같이 모형 1의 경우는 100회 훈련을 한 경우, 모형 2의 경우는 500회의 훈련을 한 경우, 모형 3의 경우는 2000회의 훈련을 한 경우, 모형 4의 경우는 100회의 훈련을 한 경우가 우수한 성과를 보여 선택되었다.

다음의 <표 8>은 위에서 제시된 인공신경망 모형별로 AER 평균을 이용하여 예측성과를 상호비교한 결과이다. 그 결과로서의 t값을 요약하면 다음과 같다.

<표 8> 인공신경망간 AER 평균 비교 검증 - t값

	NN2	NN3	NN4
NN1	1.110018	-3.41079**	-4.55628**
NN2		-2.3178*	-2.73449**
NN3			0.450524

(*: 유의수준 < 0.05, **: 유의수준 < 0.01)

이 표에서 보면 NN1 NN3, NN4에 비해 상당히 우수함을 보이고 있다. 마찬가지로 NN2의 경우도 NN3이나 NN4에 비해 상대적으로 우수함을 알 수 있다.

위의 결과에 의하면 NN1과 NN2간에 유의적인 차이는 아니나 NN2의 성과가 가장 좋은 것을 알 수 있다. 즉 직접노무시간과 거래관련 자료가 제조간접비의 변화를 가장 잘 설명하고 있음을 의미한다. 이 결과는 가설 2를 간접적으로 지지하고 있다고 할 수 있다.

생산방식 변수가 추가된 NN3과 NN4는 각각 NN1과 NN2에 비해 예측성과가 나쁘는데 이 결과는 생산방식 변수가 제조간접비의 변화를 설명하는

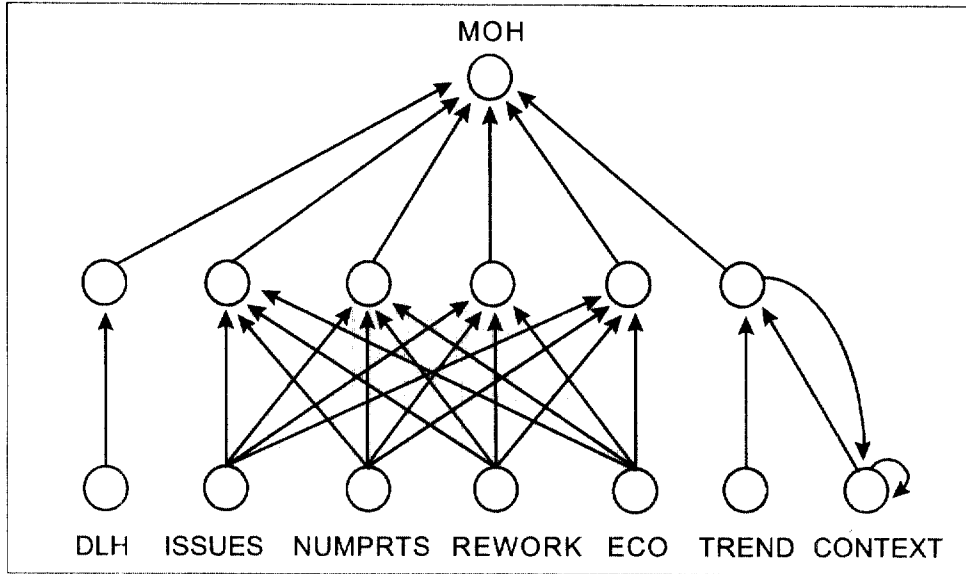
데 그다지 유용한 변수가 아님을 간접적으로 시사하며 회귀모형을 이용한 경우와 일치한다.

4.5 Decomposed and Recurrent Based Neural Network의 설계

본 연구에서는 인공신경망이 회귀분석에 비해 보다 효과적인 예측을 가능하게 할 수 있다는 기본적인 전제하에 이제까지의 결과를 바탕으로 제조간접비 예측을 위한 새로운 모델을 설계하고자 한다. 먼저 이상에서의 4가지 신경망 모델에 의한 결과를 비교해 볼 때 모형 2의 결과가 가장 우수하여 2단계로 인공신경망의 모형 2의 독립 변수 집합을 인공신경망의 입력 변수들로 채택하였다. 한편 Choi, Kim, and An(1997)의 연구 결과를 토대로 기존에 제조간접비에 가장 대표적으로 인식되었던 조업도 관련 독립변수인 직접노무시간과 거래관련 변수들이 서로 독자적으로 제조간접비에 영향을 미칠 것이라는 가정 하에 이들 조업도 관련 변수와 거래관련 변수들을 인공신경망상에서 분리시켰으며, 마지막으로 TREND변수 역시 타 독립 변수들과 분리함과 동시에 시계열적 특성을 갖는 것으로 보아 제1단계에서처럼 시간의 흐름에 따라 1, 2, 3, 등의 값을 갖는 것이 아니라 전기 (t-1)의 값을 갖도록 하여 회귀적 구조를 갖도록 재구성하였다. 이상과 같이 모델 2를 구성하는 변수들을 크게 세 그룹으로 분리(decompose)하여 새로 설계된 Decomposed and Recurrent Neural Network (DRNN) 모형은 다음 <그림 2>와 같다.

이렇게 변수가 3그룹으로 재분류된 모형을 이용하여 제조간접비를 예측한 결과를 요약하면 다음과 같다.

<표 9>의 결과에 의하면 AAE의 기준에 의하면



〈그림 2〉 Decomposed and Recurrent Neural Network(DRNN) 구조

35.99의 예측오차를 보이고 있고, AER의 기준에 의하면 9.71%의 오차를 보이고 있어 DRNN 모형에 의한 제조간접비 예측 결과가 기존의 모형에 비해 우수함을 알 수 있다.

〈표 9〉 DRNN 모형의 예측오차 평균

	100	500	1000	2000
AAE	50.49	36.38	35.99	37.06
AER(%)	15.72	10.26	9.71	10.03

〈표 10〉은 AER을 기준으로 하여 DRNN 모형에 의한 예측결과와 네 회귀모형의 예측성적을 비교하고 있다. 새로이 설계된 신경망 모형은 모든 회귀모형에 비해 우수한 것으로 나타나고 있으며, 특히 회귀모형 2, 3, 4에 비해 95%의 신뢰도 수준에서 유의적인 결과를 보이고 있다.

〈표 10〉 DRNN 모형과 회귀모형간의 평균비교: t값

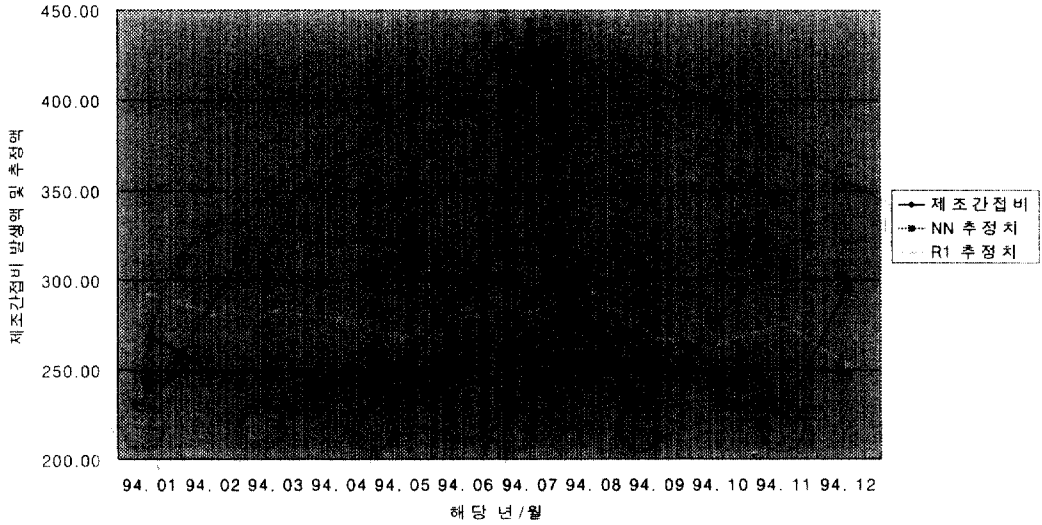
	R1	R2	R3	R4
DRNN	-1.55	-2.48*	-2.37*	-2.48*

(*: 유의수준 < 0.05)

특히 〈그림 3〉과 〈그림 4〉에서는 이러한 인공지능망 모형과 회귀모형 1과의 예측 성과를 월별로 비교하여 보여주고 있는데, 이들 각각은 흐름생산공장과 주문생산공장을 따로 구분하여 제시하고 있다. 이 그림들에서 알 수 있듯이 흐름생산공장의 경우, 상대적으로 일정한 양상(pattern)을 보이고 있는 반면, 주문생산공장의 경우 주기적 특성을 보여주고 있으며, 이러한 특징들을 인공지능망 모형이 모두 더 잘 나타내 주고 있음을 알 수 있다.

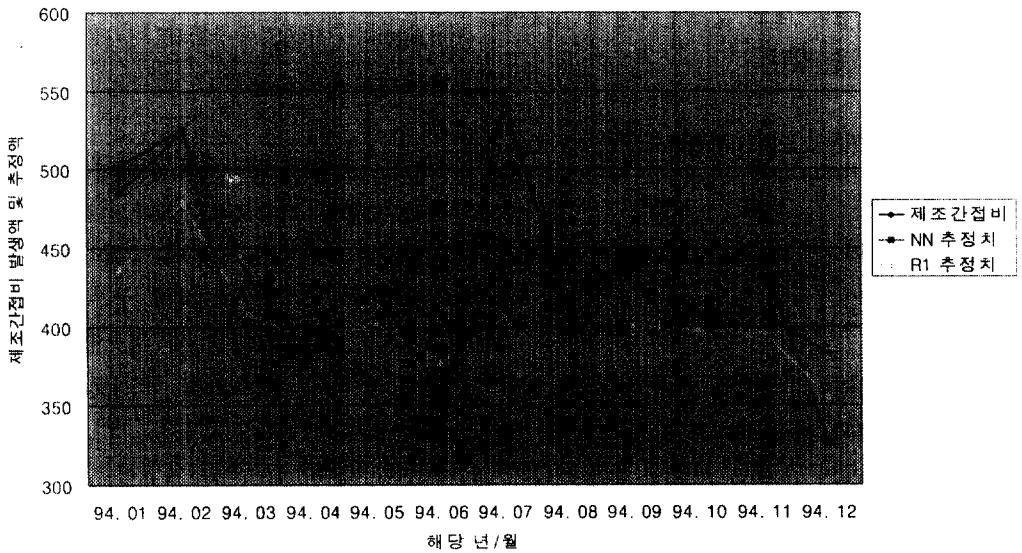
따라서 DRNN 모형의 경우는 회귀모형에 비해 예측력이 우수하다고 할 수 있어 가설 1이 지지된

제조간접비 추정 결과 (Flow Shop Case)



〈그림 3〉 제조간접비 추정 결과 비교(흐름 생산공장)

제조간접비 추정 결과 (Job Shop Case)



〈그림 4〉 제조간접비 추정 결과 비교(주문 생산공장)

다고 할 수 있으며 이는 곧 독립 변수간의 종속 변수에 미치는 영향을 적절히 인공지능경망에 반영함으로써 보다 나은 결과를 얻을 수 있다는 것을 의미한다. 한편 제조간접비에 대한 원가 동인에 관련해서는 조업도 관련 변수, 거래 관련 변수 및 추세 변수가 모두 인공지능경망 구조하에서 경험적으로 유의하며 동시에 조업도 관련 변수와 거래 관련 변수들은 각각 독자적으로 제조간접비에 영향을 미치고 있다는 것을 간접적으로 시사하고 있다.

V. 토의사항과 결론

본 연구는 과거의 회귀식에 의한 원가동인 연구와는 달리 인공지능경망을 이용하여 원가동인과 실제 제조간접비와의 관계를 살펴본 최초의 연구라고 할 수 있다. 본 연구는 첫째는 원가와 원가동인과의 관계가 단순한 선형이외의 복잡한 관계가 있을 수 있으며 따라서 단순한 선형을 가정하여 원가동인의 연구를 할 경우 함수 설정에 따른 오류(specification error)에 의해 연구결과가 왜곡될 수 있음을 지적하고 이에 대한 대안으로 인공지능경망을 이용하여 복잡한 함수관계를 포착하여 원가동인의 본질적인 정의(Horngren, Foster, Datar, 1997)에 입각한 분석을 시도하였다. 둘째는 과거의 관련된 연구(안태식, 이재근, 1995)가 모의실험에 의해 자료를 생성하여 검증한 반면 여기서는 실제의 원가와 원가동인에 관한 자료를 이용하였다는 점에서 의의가 있다. 셋째 원가동인의 연구에서 각 원가동인에 대해 회귀식에서 추정된 계수의 유의도에 의해 원가동인여부를 결정하는 과거의 연구에 반해 본 연구에서는 제조간접비에 대한 예측성

과 지표를 개발하고 이를 기준으로 원가동인 여부를 판정했다는 점에서 특징적이다.

제조간접비의 예측 자체가 본 연구의 목적은 아니나 제조간접비의 정확한 예측은 경영자에게 예산 편성상 중요한 정보를 제공할 수 있다. 이는 또한 성과평가의 지표로서 유용하게 사용될 수 있음을 의미한다.

본 연구에서는 원가동인과 제조간접비와의 관계를 훈련용 자료를 이용하여 인공지능경망을 통해 학습하게 하고 학습된 인공지능경망에 의해 시험용 자료를 이용하여 예측을 하게 할 경우 과연 예측성도가 올라가는가를 분석함으로써 선형의 가정에서 탈피한 원가동인 연구를 하였다.

연구결과 표준형 인공지능경망의 경우 회귀식의 경우에 비해 특별히 우수한 예측성도를 보이지 않았다. 따라서 제조간접비를 예측하는데 있어 원가동인과 단순한 선형관계를 가정하는 과거의 접근방법도 별다른 큰 문제가 없음을 간접적으로 시사하고 있다. 따라서 가설 1이 지지된다고 보기 어렵다. 그러나 표준형 중에서 가장 성과가 좋았던 인공지능경망 모형 2를 수정하여 새로운 모형을 설계하여 성과를 비교하여 보면 3개의 회귀모형에 비해 우수한 예측성도를 보이고 있어 인공지능경망 모형이 정교하게 설계될 경우 일반적인 회귀모형의 예측성과보다 우수할 수 있다.

인공지능경망 모형 2, 즉 조업도를 대표하는 직접 노동시간과 네 가지의 거래관련 변수가 포함된 모형이 다른 인공지능경망 모형에 비해 예측 성과가 상대적으로 좋으나 모형 1에 비해서는 통계적으로 유의적인 차이를 보이고 있지 않다. 회귀모형의 경우도 모형 1과 모형 2간, 모형 3과 모형 4간에 별다른 차이를 보이고 있지 않아 가설 2를 지지한다고 보기 어렵다. 이는 생산량 관련 변수도 선형관

계에 관한 가정이 이완될 때에는 제조간접비의 변화를 설명하는 좋은 원가동인이 될 수 있음을 의미한다. 즉 전통적인 원가시스템이 원가동인을 직접 노무시간으로 간주한 것 자체에는 큰 문제가 없으나 직접노무시간과 제조간접비가 단순한 선형관계가 아닐 수 있음을 의미한다.

회귀모형간 비교에서도 거래 또는 활동관련 변수가 포함된 모형이 조업도 관련 변수만이 포함된 모형에 비해 특별히 우수하다고 평가하기 어렵다. 따라서 가설 3이 지지된다고 보기 어렵다. 본 연구에서는 기존의 원가동인 연구와 다른 측정치를 이용하여 원가동인 여부를 판단하였는데 그 결과 기존의 조업도 관련 변수가 제조간접비가 예측에 유용한 변수임을 알 수 있었다. 따라서 제조간접비 예산편성 등에 있어 조업도에 근거하고 있는 전통적 방법이 큰 문제가 없음을 의미한다. 본 연구는 제조간접비의 예측에 초점을 맞추었기 때문에 활동별로 원가를 세분화하여 원가동인을 찾아 원가관리를 수행하자는 ABC 주장자들의 취지와 배치되는 것은 아니다.

Platt(1977)의 연구결과에서는 생산방식이 일반적인 원가동인과 제조간접비의 관계를 설명해 주는 데 중요한 영향을 미치는 변수로 파악된 것과는 대조적으로 생산방식(production method)이 제조간접비의 변화를 설명하는데는 그다지 유의한 변수가 아님을 알 수 있었다.

본 연구에서는 한 기업내 두 공장의 제조간접비 시계열자료를 이용하였다. 특히 시계열자료의 이용에 인공지능망이 효과적으로 이용되어 왔기 때문에 본 연구에서도 인공지능망을 이용하였다. 그러나 분석대상이 하나의 기업에 국한되어 있어 해당기업이 갖고 있는 회계시스템의 측정 정교성에 의해 본 연구결과의 신뢰성이 좌우되고 해당기업의 원가행

태의 대표성에도 한계가 있다. 거의 모든 현장연구가 갖고 있는 문제점이라고 할 수 있다.

일반적인 원가동인 연구와 마찬가지로 본 연구에서 사용한 자료의 대표적인 약점중의 하나는 월별 제조간접비 자료의 측정문제이다. 원가동인 연구에 있어서 원가동인과 자원의 사용량(resource used)과의 관계를 분석하는 것이 필요하나 실제로 월별 제조간접비를 측정함에 있어서 자료의 사용량을 월별로 측정하기 보다는 년 초에 정한 자원의 공급량(resource supplied)에 의해 예정된 제조간접비의 부분이 많이 포함되어 있을 것으로 예측할 수 있어 원가동인에 관한 연구의 신뢰성을 최대한 확보하지 못하였다는 단점이 있다. 연간의 제조간접비 자료를 이용하였으면 상대적으로 연별 활동량의 차이에 따른 제조간접비의 차이가 잘 포착될 수 있었을 것으로 예상할 수 있으나 연간자료를 확보할 경우 수십 년간의 자료를 이용하여야 하는데 이 경우 자료확보상의 어려움은 물론 기술의 급격한 변화에 따른 원가구조의 급격한 차이를 포착할 수 있도록 회귀식을 추정하거나 인공지능망의 모형을 변경하는 데는 많은 어려움이 있을 것으로 예측할 수 있다. 이러한 문제는 거의 모든 원가동인 연구가 내포하고 있는 문제이며, 제조간접비 정보가 기존의 회계정보시스템에서 확보되는 한 피하기 어려운 문제중의 하나이다.

본 연구에서는 가장 대표적인 선형 회귀식에 의한 제조간접비의 예측효과를 인공지능망의 경우와 비교하였다. 특히 단순 선형 회귀식에 의해 제조간접비의 변화에 대한 설명이 가능한 지에 대해 분석하였는데 위에서 가정한 선형회귀식의 통계학적 가정들이 만족되는가를 봄으로써 위 회귀식의 적절성에 대한 검증을 할 수 있으나, 본 연구는 가장 대표적으로 사용되는 단순 선형회귀식에 의한 제조간

접비의 변화 예측 정도와 선형모형이 아닌 복잡한 관계를 가정할 경우의 예측성과를 비교분석 하는데 초점을 두었다. 따라서 잔차항의 정규성(normality)에 대한 검증이 행해지지 않았고, White의 검증과 같이 모형의 정확성이나 이분산(heteroscedasticity)에 대한 검증도 실시하지 않았다. 뿐만 아니라 독립변수간의 독립성에 대한 검증도 수행하지 않았다. 이는 이미 설명한 바와 같이 제조간접비의 예측에 가장 흔히 사용되는 선형단순모형의 성과를 인공신경망을 이용한 경우와 비교 평가하고자 하였기 때문이다. 이는 각각의 독립변수가 과연 통계학적으로 유의한 원가동인으로서의 가치를 갖는가, 즉 회귀식에서 각 변수에 대해 추정되는 계수가 통계적으로 유의한가를 평가하는 것을 목적으로 하는 기존의 연구와 다르기 때문이다.

참 고 문 헌

안태식, "사례연구를 통한 가설 형성: 한국 전자회사의 ABC 도입 사례를 중심으로," **회계논총**, 서울대학교 경영대학 창간호, 1997, pp. 379 - 405.

안태식, 이재근, "인공신경망을 이용한 원가예측시스템의 예측성과 비교와 유용성 검증," **회계학 연구**, 제 20권 제4호, (1995년 12월), pp. 21-42.

Anderson, S., Measuring the Impact of Product Mix Diversity on Manufacturing Overhead Cost, *Accounting Review*, Vol. 70, No.3, (July 1995), 363-387.

Banker, R., and H. H. Johnston, An Empirical Study of Cost Drivers in the U.S. Airline Industry, *The Accounting Review* (July, 1993): 576-601.

Banker, R. D., G. Potter and R. G. Shroeder, An Empirical Analysis of Manufacturing Overhead

Cost Drivers, *Journal of Accounting and Economics* (Spring, 1995): 115-137.

Banker, Ou, Potter, "Structural Cost Drivers, Product Diversity, and Economies of Scope: An Empirical Study of U.S. Banking Industry," Working Paper, University of Minnesota.

Brockett, P. L., W. W. Cooper, L. L. Golden, and U. Pitakong, "A Neural Network Method for Obtaining an Early Warning of Insurer Insolvency," *Journal of Risk and Insurance*, 61(3) (1994), 404-424.

Choi, H. R., Kim, W. and An, S.Y. "Recurrent and Decomposed Neural Network Based Hotel Occupancy Forecasting," *The New Review of Applied Expert Systems*. Vol. 3, 1997.

Cooper, R. The Rise of Activity Based Costing - Part One: What is an Activity-based Cost System? *Journal of Cost Management for the Manufacturing Industry*, (1988 summer): 45-54.

Cooper, R., Cost Classification in Unit-Based and Activity-Based Manufacturing Costs Systems, *Journal of Cost Management* (fall 1990), 4-14.

Cooper, R. and R. Kaplan, Measure Costs Right: Make the Right Decisions, *Harvard Business Review*, (1988 September-October): 96-105.

Cooper, R. and R. S. Kaplan, *The Design of Cost Management Systems*, New England Cliffs: Prentice-Hall, 1991.

Datar, S. M., S. Kekre, T. Mukhopadhyay, and K. Srinivasan, Simultaneous Estimation of Cost Drivers, *The Accounting Review* (July): 602-614.

Fletcher, D. and E. Goss, "Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data," *Information and Management*, 24(3) 1993, 159-167.

Foster and Gupta, Manufacturing Overhead Cost Driver Analysis, *Journal of Accounting and Economics*

- Vol. 12, (January 1990) pp. 309-337.
- Gujarati, D. N., *Basic Econometrics*, McGraw-Hill, Inc, 1995.
- Hansen, J. V., J. B. McDonald, and J. D. Stice, "Artificial Intelligence and Generalized Qualitative-Response Models: An Empirical Test on Two Audit Decision-Making Domains," *Decision Science*, 23 (3), 1992, 708-723.
- Horngren, C., G. Foster, and S. M. Datar, *Cost Accounting: A Managerial Emphasis*, Prentice Hall, 1997.
- Ittner, C. and J. P. MacDuffie, "Explaining Plant Level Differences in Manufacturing Overhead: Structural and Executional Cost Drivers in the World Auto Industry," *Production and Operation Management*, 4(4), 1995, 293-314.
- Johnson, H. T., and R. S. Kaplan, *Relevance Lost: The Rise and Fall of Management Accounting*, Harvard Business School Press, 1987.
- Kaplan, R. S., Research Opportunities in Management Accounting, *Journal of Management Accounting Research*, 5 (1993) 1-14.
- Lenard, M. J., P. Alam and G. R. Madey, "The Application of Neural Networks and a Qualitative Response Model to the Ausitor's Going Concern Uncertainty Decision," *Decision Science*, 26(2) 1995, 209-227.
- Liang, T.P., J.S. Chandler, J.S., I. Han, and J. Roan, "An Empirical Investigation of Some Data Effects on the Classification Accuracy of Probit, IIS, and neural Networks," *Contemporary Accounting Research*, 9(1) (1992) 306-328.
- Miller, J.G., and T. E. Vollmann, The Hidden Factory, *Harvard Business Review* 1985 (September/October): 142-150.
- Noreen, E., and N. Solderstrom, "Are Overhead Costs Strictly Proportional to Activity? Evidence from Hospital Service Departments," *Journal of Accounting and Economics*, 17, 1994, 255-278.
- Platt, D., "Production Method and the Association of Manufacturing Overhead Costs and Activities," Mimeo, Cornell University, 1996.
- Trigueiros, D., and R. Taffler, "Neural Networks and Empirical Research," *Accounting and Business Research*, 26(4) 1996, 347-355.
- Wong, B. K., T. A., Bodnovich, and Y. Selvi, "Neural Network Applications in Business: A Review and Analysis of the Literature (1988-1995)," *Decision Support Systems*, 19 (1997) 301-320.

Overhead Behavior Analyses Using Artificial Neural Network and Regression

Taesik Ahn* · Hyungrim Choi** · Woo-Joo Kim***

Abstract

This paper uses artificial neural network to analyze cost drivers of manufacturing overhead. It presents an alternative framework to traditional regression studies for cost driver studies. Using 48 months of overhead and cost driver data for two plants of a forklift manufacturing firm, I compared overhead prediction performances of ANN and regression models. Volume related cost drivers were found to be useful for overhead prediction implying that traditional flexible budget formula based on volume based variables are acceptable for budgeting purposes. Moreover traditional linear additive functional forms were not inferior to more flexible ANN models in predicting overhead.

* Seoul National University

** Dong-A University

*** Chonbuk National University