

## 근사적 전과정 평가 방법론 개발

박지형\*, 서광규\*

(\*한국과학기술연구원 CAD/CAM 연구센터)

### Development of A Methodology for An Approximate Life Cycle Assessment

Ji-Hyung Park\*, Kwang-Kyu Seo\*

(\*CAD/CAM Research Center, Korea Institute of Science and Technology)

#### Abstract

This paper proposes an approximate life cycle assessment (LCA) for the conceptual design stage by grouping products according to their environmental characteristics and by mapping product attributes into environmental impact driver (EID) index. The relationship is statistically verified by exploring the correlation between total impact indicator and impact category. Then an artificial neural network model is developed to predict results of approximate LCA of grouping products in conceptual design stage. The training is generalized by using identified product attributes for an EID in a group as well as another product attributes for another EIDs in other groups. The neural network model with back propagation algorithm is used and the results are compared with those of multiple regression analysis. The proposed approach does not replace the full LCA but it would give an approximate LCA results for design concepts.

Key Words : approximate life cycle assessment(근사적 전과정 평가), environmental impact driver (환경영향 드라이버), product attribute (제품 속성), artificial neural networks (인공신경망)

#### 요 약 문

본 논문에서는, 제품을 환경적 특징 (characteristic)에 따라 그룹핑하여 제품군을 형성하고, 제품군내의 제품 속성들로 환경영향 드라이버 (Environmental Impact Driver; EID) 인덱스(index)를 표현함으로써, 제품의 초기 설계 단계에서 사용할 수 있는 한가지 근사적 전과정 평가 방법론을 제안한다. 환경영향 드라이버 (Environmental Impact Driver; EID) 인덱스인 즉 하나의 환경 범주와 제품 속성들 사이의 상관 관계를 조사하여 통계적으로 관계를 검증한다.

개념설계 단계에서 그룹된 제품의 근사적 전과정 평가 결과를 예측하기 위하여 인공신경망 모델이 개발된다. 이 학습 모델은 각각의 환경영향 범주에 대해 관련 제품 특성들을 관련시킴으로써 일반화가 될 수 있다. 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 갖는 인공신경망 모델이 사용되며, 그 결과는 중회귀분석의 결과와 비교된다. 제안된 방법은 완전 전과정평가 방법을 대체할 수는 없으나, 설계 개념 대안들에 대한 근사적 환경영향평가 결과를 제공해 준다.

#### 1. 서 론

환경의 중요성에 대한 관심이 고조되고 환경 보호를 위한 국내외의 규제와 그린 라운드를 통한 국제

무역장벽이 강화되면서 이에 대한 합당한 대응이 필요하다. 이현안 문제의 해결 방안의 하나로서, 제품의 전과정(life cycle) 동안의 환경성을 평가하기 위한 방법론으로 전과정 환경 평가(LCA: Life Cycle Assessment) 기법이 대두되었다.

LCA 기법은 제품의 전과정 (life cycle)에 대한 환경 영향을 분석하여, 유용한 결과를 제공하여 주는 매우 강력한 도구이면서, 가장 범용적으로 사용되고 있는 방법이다<sup>1)</sup>. 그러나, LCA 기법은 이러한 장점에도 불구하고, full LCA를 수행하는데 많은 시간과 비용이 소요된다는 단점이 있으며, 또한 설계자가 제품에 직접 적용하기 어려운 전문적인 환경 지식이다.

기존의 연구들에서 full LCA를 보다 단순하게 적용하기 위한 여러 가지 방법론들이 제안되었으며, 이를 위해 수행된 연구 중에서 가장 대표적인 방법이 단순화 (Streamlining) LCA이다<sup>2)</sup>. 단순화란 LCA 체계를 사용하는 연구에 드는 비용과 노력을 경감하기 위해 발전된 여러 가지 접근방법으로 대표적인 단순화 방법으로는 연구의 방법을 변형하는 것과 LCA를 수행하는 과정을 보다 쉽게 하는 것이 있다. 그러나, 이러한 단순화 LCA는 full LCA 결과와 비교해 보면 정확도가 상대적으로 낮다는 단점을 가지고 있다.

이 외에도 환경친화전략 수립을 위한 우선 순위를 결정하기 위한 방법으로 제안된 체크리스트 (check list) 방법<sup>3)</sup>, 가장 관심이 있는 사항만을 강조하는 정성적인 매트릭스 (matrix) 방법<sup>4)</sup>, 그리고 semi-quantitative 방법으로 수치 기반적이고, 행렬계산이 가능한 Abridged LCA를 위한 Matrix 방법<sup>5)</sup> 등이 제안되었다.

기존의 제안된 방법들은 여러 면에서 유용성을 갖춘 방법들이긴 하지만 제품의 초기 설계 단계에서 제품의 LCA를 평가하기에는 정확성이 부족하고 그 적용에도 적절하지 못한 부분이 있다. 기존의 연구 방법들은 개념 설계 단계에서 상위 레벨 (high-level)의 다중 제품 속성의 정량적 정보들의 획득이 용이하지 않기 때문이다.

이상에서 살펴본 바와 같이 LCA를 간단하게 수행하기 위한 여러 가지 방법론들이 개발되고 있지만, 실제 초기 단계에서 LCA를 사용하기가 용이하지 않다. 그 이유는 설계초기 단계에서는 아이디어가 다양하고, 제품특성에 대한 상세 정보 및 환경영향평가 데이터가 부족하기 때문이다.

따라서, 본 논문에서는 이러한 문제점들을 극복하기 위하여 제품을 그 특징 (characteristic)에 따라 그룹핑하여 제품군을 형성하고, 제품군내의 제품들의 환경

성을 평가할 수 있는 새로운 환경영향평가 방법인 근사적 LCA를 수행하기 위한 방법론을 제안한다<sup>6)</sup>. 제안하는 방법론은 제품 설계자가 초기 설계 단계에서 제품의 상위 레벨의 속성 정의와 이를 통해 제품의 LCA를 평가할 수 있는 새로운 방법론이다.

## 2. 근사적 전과정 평가(LCA) 방법론

본 연구에서 제안하는 새로운 환경영향평가 방법론은 그룹 테크놀로지 (Group Technology; GT) 기법을 이용하여 제품들을 그룹핑 범주 (Grouping Category)에 맞게 분류하여 그룹핑된 제품군 내에서 제품의 근사적인 LCA를 수행한다.

본 논문의 주요 연구 내용은 다음과 같다. 먼저 대상제품들을 대상으로 하여 대상제품들을 각각의 목적을 만족시키는 그룹핑 범주 (Grouping Category) 별로 제품들을 제품군으로 분류하고, 이렇게 분류된 제품군내의 제품들을 대상으로 제품군의 환경 특성치와 이 환경 특성치를 대표할 수 있는 “환경영향 드라이버 (Environmental Impact Driver; EID)”라는 새로운 인덱스(index)를 제시한다. 제시된 EID와 상위 레벨의 제품 속성들(product attributes)간의 관계를 추적(trace)하여 최종적으로 제품속성들(product attributes)과 환경 영향(impact categories)간의 관계를 규명하여, 초기 개념 설계 단계에서 제품의 LCA를 근사적으로 수행하게 된다.

본 논문에서 제안하는 방법론의 전체적인 수행 과정은 Fig. 1과 같고, 구체적인 연구 내용을 Fig. 1의 단계에 따라 서술한다.

## 3. 제품군내 제품들을 위한 근사적 전과정 평가(LCA) 방법론 개발

### 3.1 그룹핑 방법 (Grouping Approach)

Fig. 1의 단계 1과 단계 2에서는 제품의 특징 (characteristic)에 따라 제품을 그룹핑하는 단계이다. 본 연구의 단계2에서는 이미 분석된 제품의 LCA 결과를 이용하여 제품의 특성에 따른 제품군으로 그룹핑

하였다. Fig. 1의 단계 1에서 보듯이 환경 영향은 크게 다섯 개의 범주 (EI1~EI5)로 구분하였다. 제품들의 환경 특성에 의해 그룹핑된 제품군들은 제품군의 환경 특성치와 이 환경 특성치를 대표할 수 있는 “환경 영향 드라이버 (Environmental Impact Driver; EID)”라는 새로운 지수 (index)를 유도하는데 사용된다.

본 연구에서 제안된 그룹핑 범주의 예는 다음과 같다<sup>7,8)</sup>.

- (1) Ranking the life cycle phase impact indicator
- (2) Top impact indicator class
- (3) Hierarchical clustering attempt
- (4) Preliminary product classification into general categories
- (5) Product classification according to functional properties

본 연구에서는 150개의 제품을 대상으로 하여 그룹핑을 수행하였다. 예를 들면, 제시한 방법(2)을 적용하여 그룹핑하면, 제품들이 5개의 제품군으로 분류되고 그 내용은 다음과 같다.

- 그룹 1: 온실효과 (greenhouse effect)에 가장 많은 영향을 미치는 제품군
- 그룹 2: 에너지(energy) 소모가 가장 많은 제품군
- 그룹 3: 스모그 (winter/summer smog)에 가장 많은 영향을 미치는 제품군
- 그룹 4: 산성화 (acidification)에 가장 많은 영향을 미치는 제품군
- 그룹 5: 오존층 소멸 (ozone depletion)에 가장 많은 영향을 미치는 제품군

마찬가지로 다른 그룹핑 방법을 적용하여도 각각의 그룹핑 범주에 맞는 제품군이 형성된다.

### 3.2 환경영향 드라이버(Environmental Impact Driver; EID)와 제품 속성(Product Attributes)의 개발

Fig. 1의 단계 3과 4에서는 분류된 제품군을 대표할 수 있는 환경영향 드라이버 (EID: Environmental

Impact Driver)를 제시하고 상의 레벨의 제품 속성들을 개발하는 단계이다. 그리고 단계 5에서는 제안된 EID와 상관관계가 있는 제품 속성들(product attributes)을 확인한다.

앞 절에서 기술한 바와 같이, 그룹핑 방법 (2)를 적용하면 5 개의 제품군이 형성되는데, 제품군 1 (그룹 1)은 온실 효과 영향 범주에 가장 많은 영향을 미치는 제품군이므로, 제품군 1의 EID는 EID<sub>greenhouse</sub>로 제안할 수 있고, 제품군 2 (그룹 2)는 energy가 주된 환경영향이므로, 제품군의 EID는 EID<sub>energy</sub>로 제안할 수 있다.

본 연구에서는 EID<sub>energy</sub>를 예를 들어 제안한 근사적 LCA 방법론에 대하여 설명하기로 한다. 본 연구에서 150개의 제품을 대상으로 그룹핑 범주에 의해 그룹핑한 결과 에너지(energy) 소모가 많은 제품군에서 30개의 제품들이 포함되었고 그 제품들은 가전제품들과 자동차였다.

또한, 단계 3에서는 EID와 함께, 제품의 초기 설계 단계서 설계자가 쉽게 이해할 수 있고 의미 있는 제품 속성들 (product attributes)도 제안하고 확인한다. 제안한 EID와 제품속성들은 다음과 같은 함수로 표현할 수 있다. 예를 들면 위에서 제안한 EID<sub>energy</sub> 지수 (index)는 다음과 같이 표현할 수 있다.

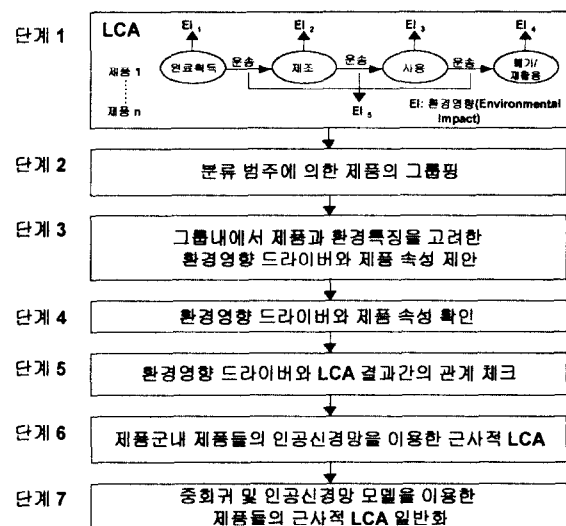


Fig. 1. Procedure of an Approximate LCA of Classified Products

**Table 1. The Correlation Coefficients and Tests between EIDenergy vs. Parameter x1, x2, x3, x4 and x5**

The parameters	The coefficient of correlation
x1	0.43
x2	-0.24
x3	-0.27
x4	0.83
x5	0.99

$$EID_{energy} = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \quad (1)$$

where,

x1: lifetime,

x2: use time,

x3: mode of operation,

x4: in use energy source, and

x5: in use power consumption.

식 (1)에서의 EID<sub>energy</sub>를 구성하는 변수들인 x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>, x<sub>4</sub>, x<sub>5</sub>는 확인된 상위 레벨의 제품 속성들 중 에너지 소모와 관계가 있다고 생각된 제품 속성들의 전문가들과의 브레인 스토밍 (Brainstorming) 과정을 거쳐서 선정하였다.

여기서 제안한 새로운 EID<sub>energy</sub>는 환경영향 범주 (energy)와 연관이 있으며, 새로운 지수 EID<sub>energy</sub>는 에너지와 관련이 있는 제품 속성들 (product attributes)을 변수 (parameter)로 갖는 함수 (function)로 표현된다. 물론 이들 변수들간의 관계는 수리적 혹은 통계적 기법으로 유도될 수 있다.

**Table 2. The results of multiple regression analysis between 5 parameters and EIDenergy**

Statistics of regression analysis				
multiple coefficient		0.99		
R-squared		0.99		
adjusted R-squared		0.99		
Obs		30		

ANOVA Table				
Source	DF	Sum of Squares	Mean Squares	F value
Model	5	3.19651E+12	6.39302E+11	1234.31
Error	24	12430667565	517944481.9	
Total	29	3.20894E+12		

식 (1)에서 제안된 지수 EID<sub>energy</sub>와 이를 구성하는 변수 x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>, x<sub>4</sub>, x<sub>5</sub> 변수들간의 상관관계 규명하기 위하여 본 연구에서는 피어슨 상관계수를 계산하였는데, 그 결과는 Table 1과 같다. 분석 결과를 살펴 보면, 5개의 변수가 제안된 EID<sub>energy</sub>와 상관관계가 있음을 확인할 수 있다.

다음 단계에서는 변수 변수 x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>, x<sub>4</sub>, x<sub>5</sub>와 새로운 지수 EID<sub>energy</sub>와 선형관계를 유도하고 결정계수 (R<sup>2</sup>)를 통한 통계적 검정을 수행한다. Table 2는 변수 x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>, x<sub>4</sub>, x<sub>5</sub>와 새로운 지수 EID<sub>energy</sub>와 선형관계를 검정하기 위하여 수행한 중회귀 분석 결과를 보여주고 있다.

Table 2의 중회귀 분석 결과를 보면 결정계수(R<sup>2</sup>)가 0.99이다. 결정계수(R<sup>2</sup>)가 0.99라는 의미는 변수 x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>, x<sub>4</sub>, x<sub>5</sub> 들이 지수 EID<sub>energy</sub>의 변동을 99%로 충분히 설명해 주고 있다는 의미이다. 따라서, EID<sub>energy</sub> = f(x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>, x<sub>4</sub>, x<sub>5</sub>)가 의미가 있고, 이 수식이 성립함이 보여준다.

또한, 분산분석표 (ANOVA Table)에서 F 값이 1388.59이므로, 중회귀식의 변수들은 모두 유의하다. 따라서, 새로운 EID와 변수들 (product attribute)간 이 의미가 있음을 통계적으로 확인하였다.

다음 단계에서는 그룹핑된 제품군내에서 본 연구에서 제안한 EID가 제품군의 환경영향을 대표할 수 있는지를 검증하였다. 이를 위하여 EID<sub>energy</sub>와 제품군내의 제품들에 대한 전체 환경영향과 EID<sub>energy</sub>간의 관계를 회귀분석을 이용하여 평가하였다. 그룹내 제품들의 EID<sub>energy</sub>와 총환경영향간의 관계는 식 (2)와 같이 유도되는데, 이를 이용하면 그룹내 제품들의 EID<sub>energy</sub> 값으로 제품들의 총환경영향을 근사적으로 구할 수 있다.

$$TI(\text{Total Impact}) = 74.8 + 1.3 EID_{energy} \quad (2)$$

### 3.3 인공신경망 (ANNs)을 이용한 제품군의 근사적 전과정 평가

본 절에서는 전술한 중회귀 분석이외에 인공신경망을 적용한 새로운 환경영향 평가 방법론에 대하여 기술한다.

Table 3. The Predicted Results of Group Members by Using ANNs

Product	Actual LCA	The results of predicted LCA	Relative error (%)	The results of predicted LCA	Relative error (%)
		1 hidden layer with 10 neurons	(%)	1 hidden layer with 15 neurons	(%)
Vacuum cleaner	5110	3910.68	23.47	3846.30	24.73
Mini-Vacuum Cleaner	176	130.70	25.74	126.30	28.24
Radio	207	182.68	11.75	185.43	10.42
Hearer	24800	35498.72	-43.14	36014.56	-45.22
Coffeemaker	3980	4604.86	-15.7	3995.12	-0.38
Washing Machine	54500	54036.75	0.85	53786.05	1.31
Refrigerator (small)	2686.19	2431.54	9.48	2475.06	7.86
Refrigerator (large)	18777.79	20165.47	-7.39	18496.12	1.5
TV	24320.37	24325.23	-0.02	23653.99	2.74
LCD TV	24813.73	25324.89	-2.06	24625.15	0.76
Average absolute error			13.96		12.32
Maximum absolute error			43.14		45.22

\* Training sample size is 20, \*\* Test sample size is 10

이 단계는 Fig. 1의 단계 6에 해당하는데 이 단계에서는 제품군내의 제품들에 대하여 전 단계에서 정의한 상위 레벨의 제품 속성들과 EID를 각각 입력값과 출력값으로 하는 인공신경망(Artificial Neural Networks; ANNs)을 이용하여 새로운 제품 개념의 근사적인 LCA를 수행하는 것이다. 본 절에서 제안된 인공신경망은 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 가지는 신경망을 채택하였다.

본 연구에서는 에너지 소모와 관련이 있다고 유도된 식 (1)의  $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5$ 의 5개의 변수를 입력값으로 하고  $EID_{energy}$ 를 출력값으로 하는 인공신경망을 구성하였다. 실험 데이터는 3.1절에서 기술한 에너지 소모가 많은 제품군에 포함된 30개의 제품을 대상으로 하였다. 이 중 20개의 제품 데이터는 인공신경망의 연결강도(weight)를 결정하기 위한 학습 데이터로 사용되었고, 나머지 10개 제품의 데이터는 제안한 방법론을 검증하기 위한 인공신경망의 학습이 끝난 후의 평가 데이터로 사용되었는데, 이는 실제로 제안한 방법론이 초기 설계 단계에서 새로운 제품 개념안들의 근사적인 LCA를 수행할 수 있는가를 검증하기 위한 것이다.

인공신경망을 이용하여 학습시킨 결과를 보면 에너지 소모에 많은 환경영향을 미치는 제품으로 분류된 제품군내의 제품들에 대한 에너지 예측 결과는 매우 좋은 결과를 얻을 수 있었고, 그 결과는 Table 3에 나타내었다. 이 분석 결과는 제품군 내의 제품에 대한 근사적인 LCA가 가능함을 의미한다.

#### 4. 제품의 근사적 전과정 평가(LCA) 방법론의 일반화

본 장에서는 제안된 여러 가지 EIDs와의 연관성 평가를 통해 확인된 제품속성들을 이용하여 제품군내의 제품뿐만 아니라, 제품군외의 일반 제품들도 초기 설계단계에서 근사적인 LCA를 평가할 수 있는 일반화된 방법론을 제안한다 (Fig. 1의 단계 7).

본 연구에서는 제품의 LCA를 평가하기 위하여 확인된 제품속성들을 독립변수로 하고 EID를 종속변수로 하는 중회귀분석과 확인된 제품속성들을 입력값으로 하고 EID를 출력값으로 하는 인공신경망을 이용한 제품의 LCA 평가 결과의 우열을 비교하여 보다 우수한 평가 방법론을 채택하기로 한다.

먼저, 3장에서 전술한 방법을 적용하여 다양한 EID를 정의하였고, 이와 관계 있는 상의 레벨의 제품 속성들을 확인하였다. 이와 같은 방법을 통하여 확인한 제품 속성들과  $EID_{energy}$ 사이의 상관분석한 결과 모두 21개의 제품 속성들이 강한 상관관계가 있음을 확인할 수 있었다. 확인된 제품 속성들은 각각 중회귀 분석의 독립변수와 인공신경망의 입력값으로 사용되고 환경영향 범주인  $EID_{energy}$ 는 종속변수와 출력값으로 사용되었다.

확인된 제품속성들을 독립변수로 하고  $EID_{energy}$ 를 종속변수로 하는 중회귀 모델은 다음과 같이 제안되었다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_{21} x_{21} + \epsilon \quad (3)$$

where,

- $y$ : predicted LCA ( $EID_{energy}$ ),
- $x_1$ : normalized mass (kg) of products;
- $x_2$ : ceramic (% mass);
- $x_3$ : fibers (% mass);
- $x_4$ : ferrous metal (% mass);
- $x_5$ : non-ferrous metal (% mass);
- $x_6$ : plastics (% mass);
- $x_7$ : paper/cardboard (% mass);
- $x_8$ : chemicals (% mass);
- $x_9$ : wood (% mass);
- $x_{10}$ : other materials (% mass);

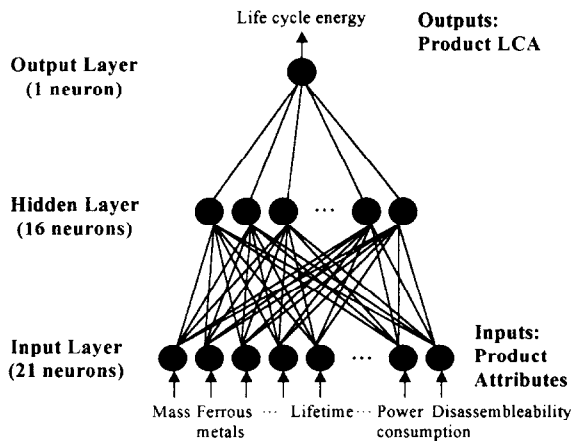


Fig. 2. Structure of the BP neural network to predict the product LCA

Table 4. Comparison of the predicted results of LCA between the regression and ANN model

Product	Actual LCA	Predicted LCA		Relative error (%)	
		Regression	ANN	Regression	ANN
Vacuum cleaner	5110	4893.85	4686.84	21.38	4.23
Mini-Vacuum Cleaner	176	129.62	122.21	26.35	5.72
Radio	207	170.94	164.53	17.42	3.75
Heater	24800	35235.84	39471.19	-42.08	-12.02
Coffeemaker	3989	4844.85	5097.76	-21.73	-5.22
Washing Machine	54500	49627.70	49682.29	8.94	-0.11
Refrigerator (small)	2686.19	3072.73	3002.98	-14.39	2.27
Refrigerator (large)	18777.79	20762.60	20507.22	-10.57	1.23
TV	24320.37	26047.12	26807.69	-7.1	-2.92
LCD TV	24813.73	24553.19	24430.42	1.05	0.5
Average absolute error				17.1	3.79
Maximum absolute error				42.08	12.02

\* Training sample size is 140. \*\* Test sample size is 10

- $X_{11}$ : assemblability (binary);
- $X_{12}$ : manufacturing process (dimensionless),
- $X_{13}$ : the normalized lifetime;
- $X_{14}$ : normalized use time;
- $X_{15}$ : operation mode (dimensionless);
- $X_{16}$ : additional consumable (binary);
- $X_{17}$ : energy source (dimensionless);
- $X_{18}$ : normalized power consumption;
- $X_{19}$ : modularity (binary);
- $X_{20}$ : serviceability (binary);
- $X_{21}$ : disassemblability (binary),
- and  $\beta_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 21$ ) is coefficient

본 연구에서는 총 150개의 제품을 대상으로 하여 실험을 수행하였고 140개의 제품 데이터는 실험데이터로 10개의 제품 데이터는 테스트 데이터로 사용되

었다. 중회귀 분석은 SAS 통계 패키지를 이용하여 분석하였다. 또한 확인된 제품속성들을 입력값으로 하고  $EID_{energy}$ 를 출력값으로 하는 인공신경망을 개발하였다. 이 인공신경망은 입력층에 21개의 뉴런을 가지고 있고 1개의 은닉층에 16개의 뉴런을 가지고 있고, 출력층에는 1개의 뉴런을 가지고 있는데 그 구조는 Fig. 2와 같다.

제안한 방법을 가지고 제품의 근사적인 LCA를 평가한 결과를 Table 4에 나타내었다.

이 결과를 살펴보면 중회귀분석과 인공신경망 기법 중 인공신경망을 이용하여 LCA를 평가한 결과가 보다 우수함을 확인할 수 있다.

또한, 3장에서 실험한  $EID_{energy}$ 와 관계 있는 상위 레벨의 제품 속성 중 5개의 변수를 입력값으로 사용한 실험결과와 4장에서 확인한 21개의 제품 속성들을 입력값으로 하는 인공 신경망 테스트 결과, 더 많은 수의 입력 노드를 갖는 평가결과가 보다 더 우수함을 확인할 수 있었다.

따라서 향후에는 초기제품을 설계시 인공신경망을 이용한 제품의 근사적 LCA 평가를 사용하는 것이 더 정확한 예측 결과를 얻을 수 있고, 더 많은 수의 입력값을 갖는 인공신경망 모델을 사용하는 것이 보다 우수한 실험 결과를 얻을 수 있다.

그리고 인공신경망을 이용하여 제품의 LCA를 평가한 결과를 살펴보면, 일반적으로 제품의 초기 설계단계에서의 LCA 평가 오차는 -30%에서 +30%의 범위에 있다고 알려져 있는데<sup>9)</sup>, 본 연구에서 새롭게 제안한 방법에서는 그 오차 범위가 0.11~12%로서 그 정확성이 기존의 방법보다 훨씬 더 우수함을 확인할 수 있었다.

## 5. 결론 및 향후 연구과제

본 연구에서는 제품의 초기 설계 단계에서 설계자가 이해하기 쉬운 제품 속성들을 개발하여 인공 신경망을 기반으로 하는 새로운 환경영향평가 방법인 근사적 LCA 방법론을 개발하였다.

먼저, 근사적 LCA를 위해 제품의 초기 설계 단계에서의 제품의 LCA 예측을 위해, 제품의 속성과 제품의 환경영향 범주를 정의하고 확인하였다. 이를 위

해 제품들을 다양한 그룹핑 범주를 적용한 그룹 테크놀로지(Group Technology ; GT) 기법을 이용하여 제품군을 분류하였다. 이를 통하여 제품군 내의 환경 특성을 나타내는 환경 영향 드라이버 (EID)를 제안하였고, EID를 제품 속성들의 함수로 나타내고, 이들간의 관계를 규명하여 EID와 제품 속성간의 관계를 확인하였다.

이렇게 확인된 EID와 제품 속성들을 인공지능망 및 중회귀분석 모델에 적용하여 개념설계 단계에서 제품의 근사적인 LCA를 수행하였는데, 인공지능망을 이용한 방법이 훨씬 좋은 평가 결과를 보여주었고, 보다 많은 수의 입력값을 갖는 인공지능망 모델의 예측 결과가 보다 우수하였다. 그리고 인공지능망을 이용한 방법은 실제 LCA 값과 예측한 결과값의 절대오차의 범위는 0.11~12%로 매우 우수한 예측값을 얻을 수 있음을 확인할 수 있었고, 제품 속성을 변화시켰을 경우에도 좋은 예측값을 얻을 수 있었다.

향후 연구과제로는 보다 다양한 제품 속성들을 정의가 필요하고, 제품의 특징에 따른 다양한 그룹핑 범주와 이를 적용한 EID의 확인이 필요하다. 또한, 상위 레벨의 제품 속성들을 하위 레벨의 제품속성들과의 계층적 관계를 분석하여 제품의 기본·상세 설계시 제품 속성들과 제품의 환경 영향평가 간의 관계를 분석하여 환경친화적인 제품 설계를 수행하기 위한 연구가 필요하다.

#### 참고문헌

- 1) Curran, M. A, Environmetnal Life-Cycle Assessment, McGraw-hill, New York (1996).
- 2) SETAC, Society of Environmental Toxicology and Chemistry, Streamlined Life-Cycle Assessment: A Final Report from the SETAC North America Streamlined LCA Workgroup (1999).
- 3) Lindahl, M., "A New Promising Tool for Efficient Design for Environment," Proceedings of the First International Symposium on Environmentally Conscious Design and Inverse Manufacturing, Tokyo, Japan, Los Amitos, CA: IEEE, pp.734~739 (1999).
- 4) Allenby, B. R., Design for Environment: Implementing Industrial Ecology, Ph. D

Dissertation, Rutgers University. NJ: Rutgers (1992).

- 5) Graedel, T., Allenby, B., and Combrie, P., "Matrix Approaches to Abridged Life-Cycle Assessment," Environmental Science and Technology, Vol. 29, No. 3, pp. 134~139 (1995).
- 6) 박지형, 서광규, "새로운 환경영향평가 방법론의 개발," 2002년 한국전과정평가학회 학술연구논문 발표 회논문집, pp. 207~213 (2002).
- 7) Inês Sousa et al., "Approximate Life-Cycle Assessment of product Concepts Using Learning Systems", Journal of industrial Ecology, pp. 61~81 (2001).
- 8) Hartmut K. and Virginia S., "An approach to simplified environmental assessment by classification of products", Proceeding of 7th CIRP International Seminar on Life Cycle Engineering, pp.163~169 (2000).
- 9) Franklin Associates, Ltd., Energy and Environmental Profile Analysis of Children's Disposable and Cloth Diapers. Prairie Village (1990).