

개념 설계 단계에서 인공 신경망과 통계적 분석을 이용한 제품군의 근사적 전과정 평가

박지형*, 서광규**

Approximate Life Cycle Assessment of Classified Products using Artificial Neural Network and Statistical Analysis in Conceptual Product Design

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

ABSTRACT

In the early phases of the product life cycle, Life Cycle Assessment (LCA) is recently used to support the decision-making for the conceptual product design and the best alternative can be selected based on its estimated LCA and its benefits. Both the lack of detailed information and time for a full LCA for a various range of design concepts need the new approach for the environmental analysis. This paper suggests a novel approximate LCA methodology for the conceptual design stage by grouping products according to their environmental characteristics and by mapping product attributes into impact driver index. The relationship is statistically verified by exploring the correlation between total impact indicator and energy impact category. Then a neural network approach is developed to predict an approximate LCA of grouping products in conceptual design. Trained learning algorithms for the known characteristics of existing products will quickly give the result of LCA for new design products. The training is generalized by using product attributes for an ID in a group as well as another product attributes for another IDs 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 some useful guidelines for the design of environmentally conscious products in conceptual design phase.

Key Words : Approximate Life Cycle Assessment(근사적 전과정 평가), impact driver(환경영향 드라이버) product attribute(제품 속성), statistical analysis(통계적 분석), artificial neural networks(인공신경망)

1. 서론

환경에 대한 관심이 고조되고 이에 대응하기 위한 국내외의 규제와 무역장벽이 강화되면서 이에 대한 적절한 대응책이 요구되고 있으며^{1, 2}, 이

에 대한 요구로써 제품의 life cycle 동안의 환경성을 평가하기 위한 개념으로 시작된 방법이 LCA (Life Cycle Assessment; 전과정 평가) 기법이다.

LCA 기법은 제품의 전과정(life cycle)에 대한 환경 영향을 분석하여 매우 유용한 결과를 제공하

*** 2002년 9월 5일 접수

* 한국과학기술연구원 CAD/CAM 연구센터

** 상명대학교 컴퓨터·정보·통신공학부

여 주는 매우 강력한 도구이고 가장 범용적으로 사용되고 있는 방법이다³. 그러나 LCA 기법은 이러한 장점에도 불구하고, full LCA 를 수행하는데 많은 시간과 비용이 소요된다는 단점과 함께 LCA 결과는 회사를 운영하는 경영자, 제품 설계자 혹은 엔지니어들에게는 이해하기 어려운 전문적인 환경 지식이다⁴.

이와 같이, LCA 결과를 회사의 경영이나 제품 설계 및 개발 그리고 생산관리 분야에 적용하기 어렵기 때문에, 이를 보다 용이하게 경영자, 설계자 혹은 엔지니어들이 그 내용을 이해하고 제품의 환경성을 평가할 수 있는 방법론에 대한 연구가 절실히 요구된다. 제품의 life cycle 동안에 발생하는 환경영향을 보다 용이하게 평가하여 그 결과값을 제공하여 주면, 경영자가 회사를 경영하고 설계자가 제품을 설계하고 그리고 엔지니어들은 생산공정을 관리하는데 많은 도움을 줄 수 있다.

기존의 연구들에서는 full LCA 적용을 보다 간단하게 하기 위한 여러 가지 방법론들이 제안되었는데, 이를 위해 수행된 내용중에 가장 대표적인 방법이 단순화(Streamlining) LCA 이다⁵. 단순화란 LCA 체제를 사용하는 연구에 드는 비용과 노력을 경감하기 위해 발전된 여러 가지 접근방법으로 대표적인 단순화 방법으로는 연구의 방법을 변형하는 것과 LCA 를 수행하는 과정을 보다 쉽게 하는 것이다. 그러나 이러한 단순화 LCA 는 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) 방법⁶, 가장 관심 있는 사항만을 강조하는 정성적인 매트릭스(matrix) 방법⁷, 그리고 semi-quantitative 방법으로 수치 기반적이고, 행렬 계산이 가능한 Abridged LCA 를 위한 Matrix 방법⁸ 등이 제안되었다.

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

이상에서 살펴본 바와 같이 LCA 를 간단하게 수행하기 위한 여러가지 방법론들이 개발되고 있

는데, 설계초기 단계에서는 LCA 사용하기가 용이하지 않다. 그 이유는 설계초기 단계에서는 아이디어가 다양하고, 제품특성에 대한 상세정보가 부족하고, 환경영향평가 데이터가 부족하기 때문이다.

따라서, 본 논문에서는 이러한 문제점들을 극복하기 위하여 제품을 그 특징(characteristic)에 따라 그룹핑하여 제품군을 형성하고, 제품군내의 제품들을 대상으로 하여 근사적(approximate) LCA 를 수행하기 위한 방법론을 제안한다⁹. 제안하는 방법론은 제품 설계자가 초기 설계 단계에서 제품의 속성 정의와 이를 통해 제품의 LCA 를 평가할 수 있는 새로운 방법론이다.

2. 근사적 LCA 방법론의 overview

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 LCA 를 수행하기 위한 방법이다.

본 연구의 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(Impact Driver; ID)”라는 새로운 인덱스(index)를 제시하고, ID 와 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 LCA 를 근사적으로 수행하는 것이다. 이러한 과정을 도시하면 Fig. 1 과 같다.

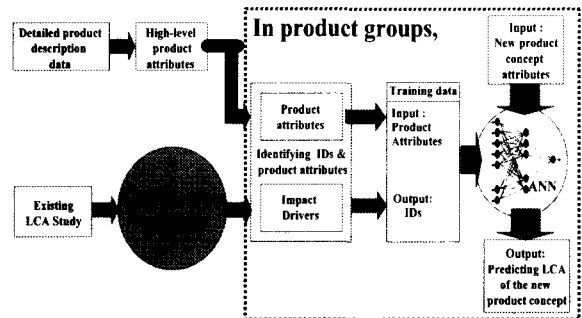


Fig. 1 Overview of an approximate LCA methodology

제안하는 방법은 우선 그룹핑된 제품군 내의 제품들에 의해 테스트되고 최종적으로 확인된 IDs와 제품 속성들을 이용하여 제품군내의 제품들뿐만 아니라 전체 제품들을 대상으로 중회귀 분석과 인공신경망을 이용하여 그 테스트 영역을 확장하고, 타당성을 검증한다.

본 논문에서 제안하는 방법론을 위한 전체 연구수행 과정은 Fig. 2와 같고, 구체적인 연구 내용을 단계에 따라 기술하기로 한다.

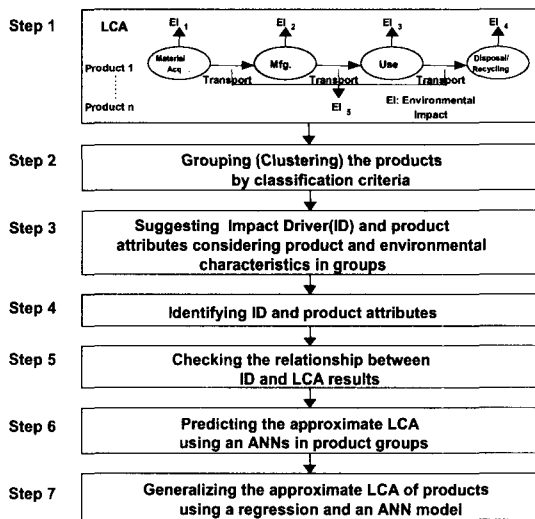


Fig. 2 Procedure of an approximate LCA of classified products

3. 제품군내 제품들을 위한 근사적 LCA 방법론 개발

3.1 그룹핑 방법 (Grouping Approach)

Fig. 2의 단계 1과 단계 2에서는 제품의 특징(characteristic)에 따라 제품을 그룹핑하는 단계이다. 단계 2에서는 다양한 그룹핑 범주(Grouping Category)에 의해 제품을 제품군으로 분류하는데 이 단계에서는 다양한 그룹핑 범주가 제공되어야 한다. 즉, 단계 2에서는 단계 1에서와 같은 제품들의 환경영향(environmental impacts)에 의한 제품군뿐만 아니라, 제품군의 objective(예로 들면, durability, recycling 등)에 맞는 그룹핑 방법이 제공되어야 한다.

본 연구의 단계 2에서는 이미 분석된 제품의

LCA 결과를 이용하여 제품의 특성에 따른 제품군으로 그룹핑하였다. Fig. 2의 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(Impact Driver; ID)”라는 새로운 지수(index)를 유도하는데 사용된다.

본 연구에서 제안된 그룹핑 범주는 다음과 같다^{10,11}.

- (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 150 개의 제품을 대상으로 하여 그룹핑을 수행하였다. 예를 들면, 제시한 방법(1)을 적용하여 그룹핑하면, 세 개의 범주로 제품군으로 분류되는데 그 내용은 다음과 같다.

- 그룹 1: 재료획득 단계의 환경영향이 주된 제품군
- 그룹 2: 사용 단계의 환경영향이 전체 환경영향의 50%이상인 제품군
- 그룹 3: 재료획득 단계와 사용단계의 환경영향이 동일한 제품군

방법 (2)를 적용한 경우에는 제품들이 5 개의 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 (3)~(5)의 그룹핑 방법을 적용하여도 각각의 그룹핑 범주에 맞는 제품군이 형성된다.

3.2 환경영향 드라이버 (Impact Driver; ID)와 제품 속성 (Product Attributes)의 개발

Fig. 2 의 단계 3 과 4 에서는 분류된 제품군을 대표할 수 있는 환경영향 드라이버(ID: Impact Driver)를 제시하고 제품 속성들을 개발하는 단계이다. 그리고 단계 5 에서는 제안된 ID 와 상관관계가 있는 제품 속성들(product attributes)을 확인한다.

예를 들면, 그룹핑 방법 (2)를 적용하면 5 개의 제품군이 형성되는데, 제품군 1(그룹 1)은 온실 효과 영향 범주에 가장 많은 영향을 미치는 제품군이므로, 제품군 1 의 ID 는 ID_{greenhouse} 로 제안할 수 있고, 제품군 2(그룹 2)는 energy 가 주된 환경영향이므로, 제품군의 ID 는 ID_{energy} 로 제안할 수 있다.

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

또한, 단계 3 에서는 ID 와 함께, 제품의 초기 설계 단계서 설계자가 쉽게 이해할 수 있고 의미 있는 제품 속성들(product attributes)도 제안하고 확인한다. 제품 속성들은 제안된 ID 와 논리적으로나 통계적으로 잘 연결되어야 하고, 또한 개념 설계 단계에서 활용 가능한 것이어야 한다.

이러한 목표들을 가지고, 문헌 조사와 전문가들의 경험 등을 기반으로 확인한 제품 속성들을 정리하면 Table 1 과 같다¹².

Table 1 The candidate product attributes

| | | |
|---------------------|------------------------|--------------------------|
| Durability | Selling Price | In use energy source |
| Strength | Product Liability | In use power consumption |
| Conductivity | Distribution Liability | Modularity |
| Mass | Distribution mass | Upgradability |
| Volume | Transport distance | Servicesability |
| Materials (Various) | Transportation means | In use flexibility |
| Performance | Lifetime | Recycled content |
| Functionality | Use time | Recyclability |
| Process | Mode of operation | Reusability |
| Assemblability | Additional consumable | Disassemblability |

이렇게 개발된 제품 속성들은 다음과 같은 척도로 구분되어진다. 만약 설계자가 제품 속성들에 대하여 적절하게 정량적 혹은 정성적인 의미를 평가하여 명세화할 수 있다면 이 속성은 “명세화(specified)”되고, 제품 속성을 명세화할 수 없다면, 이 속성은 순위 개념을 도입하여 “순위화(ranked)”한다. 명세화나 순위화로 표현할 수 없으면, 이 속성은 “예/아니오”의 개념인 “이진화(binary)”로 표

현한다. 설계자가 제품 속성에 대한 정보를 하나도 알고 있지 못하다면 “모른다(unknown)”라고 표현하고, 정의된 제품 속성이 제품 설계에 적용할 수 없다면, “적용 불가(n/a)”로 표현한다.

이상에서 제안한 ID 와 제품속성들은 다음과 같은 함수로 표현할 수 있다. 예를 들면 위에서 제안한 ID_{energy} 지수(index)는 다음과 같이 표현할 수 있다.

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

where,

x₁: lifetime,

x₂: use time,

x₃: mode of operation,

x₄: in use energy source,

and x₅: in use power consumption.

식 (1)에서의 ID_{energy} 를 구성하는 변수들인 x₁, x₂, x₃, x₄, x₅ 는 확인된 제품 속성들 중 에너지 소모와 관계가 있다고 생각된 제품 속성들의 전문가들과의 브레인스토밍(Brainstorming) 과정을 거쳐서 선정하였다.

여기서 제안한 새로운 ID_{energy} 는 환경영향 범주(energy)와 연관이 있으며, 새로운 지수 ID_{energy} 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.

식 (1)에서 제안된 지수 ID_{energy} 와 이를 구성하는 변수 x₁, x₂, x₃, x₄, x₅ 변수들간의 상관관계 규명하기 위하여 본 연구에서는 피어슨 상관계수를 계산하였는데, 그 결과는 Table 2 와 같다. 분석 결과를 살펴보면, 5 개의 변수가 제안된 ID_{energy} 와 상관 관계가 있음을 확인할 수 있다.

Table 2 The correlation coefficients and tests between ID_{energy} vs. parameter x₁, x₂, x₃, x₄, and x₅

| The parameters | the coefficient of correlation |
|----------------|--------------------------------|
| x ₁ | 0.43 |
| x ₂ | -0.24 |
| x ₃ | -0.27 |
| x ₄ | 0.83 |
| x ₅ | 0.99 |

다음 단계에서는 변수 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 와 새로운 지수 ID_{energy} 와 선형관계를 유도하고 결정계수 (R^2)를 통한 통계적 검정을 수행한다. table 3 은 변수 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 와 새로운 지수 ID_{energy} 와 선형관계를 검정하기 위하여 수행한 중회귀 분석 결과를 보여주고 있다.

Table 3 The results of multiple regression analysis between 5 parameters and ID_{energy}

| 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 | | |

Table 3 의 중회귀 분석 결과를 보면 결정계수 (R^2)가 0.99 이다. 결정계수(R^2)가 0.99 라는 의미는 변수 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 들이 지수 ID_{energy} 의 변동을 99%로 충분히 설명해 주고 있다는 의미이다. 따라서, $ID_{energy} = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ 가 의미가 있고, 이 수식이 성립함이 보여준다.

또한 분산분석표 (ANOVA Table)에서 F 값이 1388.59 이므로, 중회귀식의 변수들은 모두 유의하다. 즉, 모든 변수의 계수들이 0 이라는 귀무가설 (H_0)이 기각된다. 따라서, 새로운 ID 와 변수들 (product attribute)간이 의미가 있음을 통계적으로 확인하였다.

다음 단계에서는 그룹핑된 제품군내에서 본 연구에서 제안한 ID 가 제품군의 환경영향을 대표할 수 있는지를 검증하였다. 이를 위하여 ID_{energy} 와 제품군내의 제품들에 대한 전체 환경영향과 ID_{energy} 간의 관계를 회귀분석을 이용하여 평가하였다. 회귀분석 평가 결과는 Table 4 와 같고, 그룹내 제품들의 ID_{energy} 와 총환경영향간의 관계는 식 (2) 와 같이 유도되었다.

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

이들간의 관계를 도시해보면 그림 Fig. 3 와 같다. 식 (2)를 이용하면 그룹내 제품들의 ID_{energy} 값으로 제품들의 총 환경영향을 근사적으로 구할 수 있다.

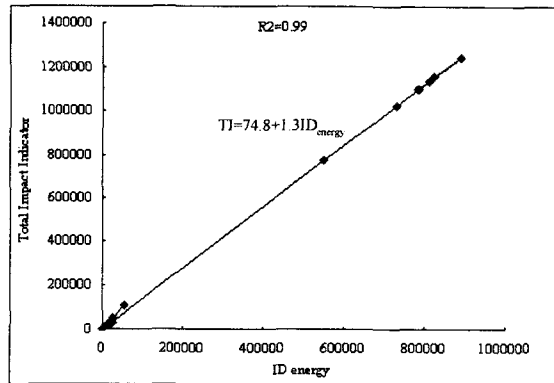


Fig. 3 Relationship between ID_{energy} and total environmental impact

또한, 이들간의 결정계수 (R^2)가 0.99 로 전체 환경영향도와 에너지간의 관계도 그래프와 같은 관계성이 있음을 보여 주고 있다. 결정계수 (R^2)가 0.99 로 에너지가 전체 환경영향도를 충분히 설명해 줄 수 있음을 보여 준다.

이상의 관계를 정리해 볼 때, 다음과 같은 결론을 얻을 수 있다.

Table 4 The results of regression analysis between a detailed LCA and ID_{energy}

| 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 | 1 | 6.02304E+12 | 6.02304E+12 | 108796.33 |
| Error | 28 | 1550099841 | 55360708.62 | |
| Total | 29 | 6.02459E+12 | | |

제안된 ID_{energy} 와 제품 속성들은 그룹핑 범주에 따라 그룹핑된 제품군내에서 모두 유의하고 이들간의 관계를 이용하면 제품의 환경영향을 평가할 수 있음을 확인하였다.

이와 마찬가지로 다른 그룹핑된 제품군내의 제품들에 대하여도 그 제품군의 특징을 대표할 수 있는 ID를 제안하고, 이와 관계성이 있는 제품 속성들을 제안하여 위의 과정을 반복하면 ID와 제품속성들의 유효성을 검증할 수 있다. 그룹핑된 제품군들마다 새로운 ID 제안하고, 이와 관련 있는 제품 속성들을 확인하여 이 지수들을 유도하기 위한 함수의 변수들로 제안하여 위의 과정을 반복하면 된다. 이 과정을 반복하면 환경영향 범주를 대표할 수 있는 ID의 정의가 가능해 지고, 이들 ID와 제품 속성들간의 관계도 좀 더 명확해진다.

3.3 인공신경망(ANNs)을 이용한 제품군의 근사적 LCA

본 절에서는 전술한 중회귀 분석이외에 인공신경망(Artificial Neural Networks)을 적용한 새로운 환경영향 평가 방법론에 대하여 기술한다. 이 단계는 Fig. 2의 단계 6에 해당한다. 단계 6에서는 제품군내의 제품들에 대하여 전 단계에서 정의한 제품 속성들과 ID를 각각 입력값과 출력값으로 하는 인공신경망을 이용하여 새로운 제품 개념의 근사적인 LCA를 수행하는 것이다.

본 절에서 제안된 인공신경망은 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 가지는 신경망을 채택하였다. 이 학습 모델에서 적용된 인공신경망은 C++로 작성하였고, 알고리즘의 구조는 다중 입력, 단일 출력, 전방향(feed forward)의 이중 구조를 가진 역전파(back propagation) 알고리즘을 적용하였다¹³. 또한, 은닉층(hidden layer)은 1개의 갖는 알고리즘을 적용하였고 은닉층의 뉴런 수와 변수들(parameters)의 값은 여러 번의 시행 착오를 거쳐 결정하였다.

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 5에 나타내었다.

이 분석 결과는 제품군 내의 제품에 대한 근사적인 LCA가 가능함을 의미한다. 또한, 실험결과를 통하여, ID와 상관관계가 높은 제품 속성들(product attributes)을 사용하면 적절하게 그룹핑된 제품군내의 제품에 대하여 초기 제품 설계 단계에서의 대략적인 LCA가 가능함을 확인할 수 있었다.

Table 5 The predicted results of group members by using ANN

| 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 Clean | 176 | 130.70 | 25.74 | 126.30 | 28.24 |
| Radio | 207 | 182.68 | 11.75 | 185.43 | 10.42 |
| Heater | 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

4. 중회귀 분석과 인공신경망 모델을 이용한 제품의 근사적 LCA 방법론의 일반화

본 장에서는 제안된 여러가지 ID들의 연관성 평가를 통해 확인된 제품속성들을 이용하여 제품군내의 제품뿐만 아니라, 제품군외의 일반 제품들도 초기 설계단계에서 근사적인 LCA를 평가할 수 있는 새로운 방법론을 제안한다.

이 과정은 Fig. 2의 단계 7로서, 앞의 과정들에서 제안한 ID들과 그리고 이들과 관계있는 제품속성들을 확인하는 과정을 반복하여 그 유효성이 확인된 제품 속성들을 이용하여 제품군 내의 제품들뿐만 아니라, 제품군 외의 전체 제품들에 대하여도 근사적인 LCA를 적용할 수 있는지를 검증하는 단계이다. 본 연구에서 제안하는 근사적 LCA 방법론의 일반화 (generalization) 과정은 Fig. 4와 같다.

본 연구에서는 제품의 LCA를 평가하기 위하여 확인된 제품속성들을 독립변수로 하고 ID를 종속변수로 하는 중회귀분석과 확인된 제품속성들을 입력값으로 하고 ID를 출력값으로 하는 인공신경망을 이용한 제품의 LCA 평가 결과의 우열을 비교하여 보다 우수한 평가 방법론을 채택하기로 한다(Fig. 5).

본 연구에서는 150개의 제품을 대상으로 하여 ID_{energy}를 환경영향 평가 범주로 채택하여 제안한 방법론을 평가하였다.

먼저, 에너지와 관계있는 제품 속성들을 상관 분석한 결과 모두 21개의 제품 속성들이 강한 상

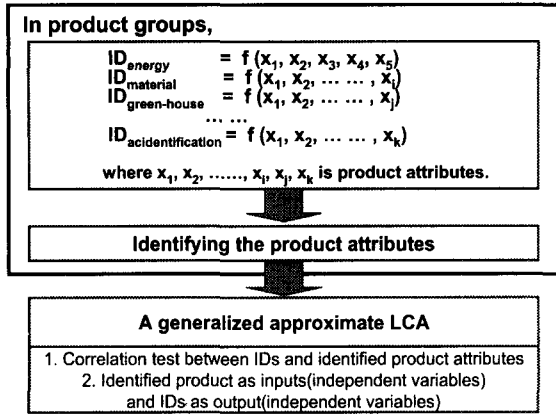


Fig. 4 A Generalized approximate LCA methodology

관관계가 있었다. 확인된 제품 속성들은 각각 중회귀 분석의 독립변수와 인공신경망의 입력값으로 사용되고 환경영향 범주인 ID_{energy}는 종속변수와 출력값으로 사용되는데 이 과정은 Fig. 5에 도시하였다.

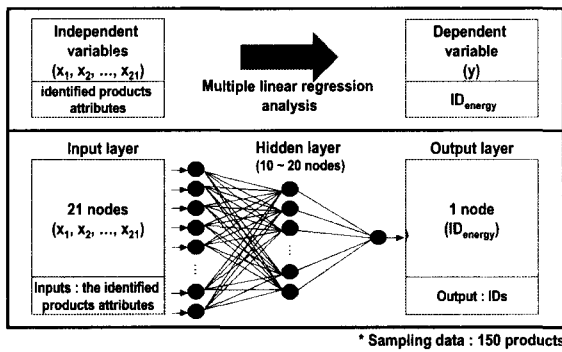


Fig. 5 The process of an approximate LCA using multiple regression analysis and ANNs

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

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \dots + \beta_{21} x_{21} + \varepsilon \quad (13)$$

where,

y: predicted LCA (ID_{energy}),

x₁: normalized mass (kg) of products;

- x₂: ceramic (% mass);
 - x₃: fibers (% mass);
 - x₄: ferrous metal (% mass);
 - x₅: non-ferrous metal (% mass);
 - x₆: plastics (% mass);
 - x₇: paper/cardboard (% mass);
 - x₈: chemicals (% mass);
 - x₉: wood (% mass);
 - x₁₀: other materials (% mass);
 - x₁₁: assemblability (binary);
 - x₁₂: manufacturing process (dimensionless),
 - x₁₃: the normalized lifetime;
 - x₁₄: normalized use time;
 - x₁₅: operation mode (dimensionless);
 - x₁₆: additional consumable (binary);
 - x₁₇: energy source (dimensionless);
 - x₁₈: normalized power consumption;
 - x₁₉: modularity (binary);
 - x₂₀: serviceability (binary);
 - x₂₁: disassemblability (binary),
- and $\beta_i (i = 1, 2, \dots, 21)$ is coefficient

중회귀 분석은 SAS 통계 패키지를 이용하여 분석하였다.

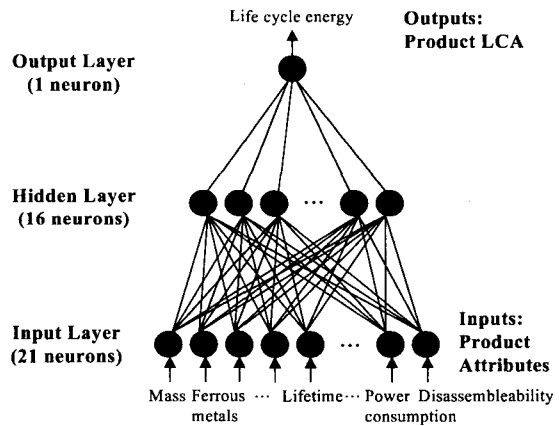


Fig. 6 Structure of the BP neural network to predict the product LCA

또한 확인된 제품속성들을 입력값으로 하고 ID_{energy}를 출력값으로 하는 인공신경망을 개발하였다. 이 인공신경망은 입력층에 21개의 뉴런을 가

지고 있고 1 개의 은닉층에 16 개의 뉴런을 가지고 있고, 출력층에는 1 개의 뉴런을 가지고 있는데 그 구조는 Fig. 6 와 같다.

제안한 방법을 가지고 제품의 근사적인 LCA 를 평가한 결과를 Table 6 와 Fig. 7 에 나타냈다.

이 결과를 살펴보면 중회귀분석과 인공신경망 기법 중 인공신경망을 이용하여 LCA 를 평가한 결과가 보다 우수함을 확인할 수 있다. 따라서 향후에는 초기제품을 설계시 인공신경망을 이용한 제품의 근사적 LCA 평가를 사용하는 것이 더 정확한 예측 결과를 얻을 수 있겠다.

그리고 인공신경망을 이용하여 제품의 LCA 를 평가한 결과를 살펴보면, 일반적으로 제품의 초기 설계단계에서의 LCA 평가 오차는 -30%에서 +30%의 범위에 있다고 알려져 있는데¹⁴, 본 연구에서 새롭게 제안한 방법에서는 그 오차 범위가 0.11~12%로서 그 정확성이 기존의 방법보다 훨씬 더 우수함을 확인할 수 있었다.

Table 6 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 | 3980 | 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

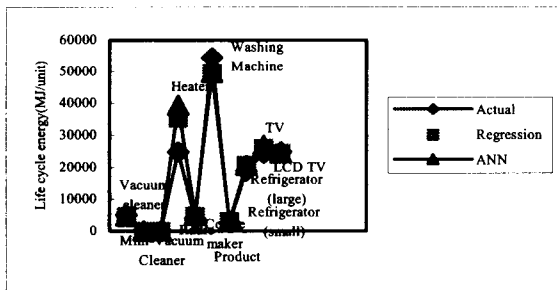


Fig. 7 Comparison results of LCA of products

5. 결론 및 향후 연구 과제

근래들어, 제품에 대한 소비자들의 다양한 요구 사항들이 증가함에 따라, 제품의 가격, 품질 등은 물론 제품의 life cycle 동안에 발생하는 환경영향까지 고려한 제품의 설계 및 제조가 요구되고 있다. 그러나 현실적으로 제품의 환경성을 제품 설계초기 단계에서 평가할 수 있는 방법이 부족하다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 제품의 초기 설계 단계에서 설계자가 간단하게, 그리고 이해하기 쉬운 제품 속성들을 개발하여 인공 신경망을 기반으로 한 근사적 LCA 방법론을 개발하였다.

먼저, 근사적 LCA 방법론을 위해 제품의 초기 설계 단계에서의 제품의 LCA 예측을 위해, 제품의 속성과 제품의 환경영향 범주를 정의하고 확인하였다. 이를 위해 제품들을 다양한 그룹핑 범주를 적용한 GT 기법을 이용하여 제품군을 분류하였다. 이를 통하여 제품군 내의 환경 특성을 나타내는 환경 영향 드라이버(ID)를 제안하였고, ID 를 제품 속성들의 함수로 나타내고, 이들간의 관계를 규명하여 ID 와 제품 속성간의 관계를 확인하였다.

이렇게 확인된 ID 와 제품 속성들을 인공신경망 및 중회귀분석 모델에 적용하여 개념설계 단계에서 제품의 근사적인 LCA 를 수행하였는데, 인공신경망을 이용한 방법이 훨씬 좋은 평가 결과를 보여주었다. 그리고 인공신경망을 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.

본 연구의 특징을 요약하면 다음과 같다.

첫째, 적절히 그룹핑된 제품군 내의 제품에 대하여 정의된 ID 와 관련있는 제품속성들을 이용한 근사적 LCA 가 가능하고, 그 결과가 유효함을 확인할 수 있었다. 만약 그룹핑만 적절히 선행되면 그 그룹핑의 특성을 나타내는 환경특성치를 ID 로 유도하고 이를 이용한 근사적인 LCA 의 수행이 가능하다.

둘째, 이런 과정을 반복하여 정의된 ID 와 제품속성들을 이용하여 제품군내의 제품뿐만 아니라 그룹핑된 제품군내의 제품뿐만 아니라 일반 제품들까지도 근사적 LCA 를 수행할 수 있었다. 즉,

첫번째에서 정의하고 확인한 대략적인 LCA 의 수행이 제품군내의 제품의 기타 제품들까지도 그 적용이 확대됨으로써 제안한 방법론의 범용성을 확보할 수 있었다.

본 연구에서 제안한 근사적 LCA 방법론은 완전히 full LCA 를 대신할 수는 없겠지만, 개념설계 단계에서 제품의 근사적인 LCA 를 평가 결과치를 제공하여 보다 환경 친화적인 제품을 설계하는 가이드라인(guideline)을 제시하여 줄 수 있다.

향후 연구과제로는 보다 다양한 제품 속성들을 정의가 필요하고, 제품의 특징에 따른 다양한 그룹핑 범주와 이를 적용한 ID 의 확인이 필요하다.

참고문헌

1. 이화조, “리사이클링을 위한 역제조 기술,” 한국정밀공학회지, Vol. 17, No. 8, pp. 5-14, 2000.
2. 박홍석, “제품개발에서 환경친화성,” 한국정밀공학회지, Vol. 17, No. 8, pp. 15-18, 2000.
3. Curran, M. A, Environmental Life-Cycle Assessment, McGraw-hill, 1996.
4. Park, J.-H., Seo, K.-K. and Wallace, D., “Approximate Life Cycle Assessment of Classified Products using Artificial Neural Network and Statistical Analysis in Conceptual Product Design,” Proceedings of 2nd Intl. Symposium on Environmentally Conscious Design and Inverse Manufacturing, pp. 321-326, 2001.
5. SETAC, Society of Environmental Toxicology and Chemistry, Streamlined Life-Cycle Assessment: A Final Report from the SETAC North America Streamlined LCA Workgroup, 1999.
6. 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 Amigos, CA: IEEE, pp. 734-739, 1999.
7. Allenby, B. R., Design for Environment: Implementing Industrial Ecology, Ph. D Dissertation, Rutgers University. NJ: Rutgers, 1992.
8. Graedel, T., Allenby, B., and Combric, P., “Matrix Approaches to Abridged Life-Cycle Assessment,” Environmental Science and Technology, Vol. 29, No. 3, pp. 134-139, 1995.
9. 박지형, 서광규, “초기 제품 설계 단계에서 제품군의 근사적 전과정 평가,” 한국정밀공학회 추계학술대회논문집, pp. 780-783, 2002.
10. Inês Sousa, Julie L. Eisenhard and David Wallace, “Approximate Life-Cycle Assessment of product Concepts Using Learning Systems,” Journal of Industrial Ecology, Vol. 4, No. 4, pp. 61-81, 2001.
11. Hartmut, K. and Virginia, S., “An approach to simplified environmental assessment by classification of products,” Proceedings of 7th CIRP International Seminar on Life Cycle Engineering, pp. 163-169, 2000.
12. Eisenhard, J., Product Descriptors for Early Product Development: an Interface between Environmental Expert and Designers, MS of Science in Mechanical Engineering, MIT, 2000.
13. Haykin, S. and Simon, S., Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall, 1998.
14. Franklin Associates, Ltd., Energy and Environmental Profile Analysis of Children’s Disposable and Cloth Diapers, Prairie Village, KS: Franklin Associates, Ltd (FAL), 1990.