

# 몬테카를로 시뮬레이션을 이용한 LCI data 불확실성 처리방법론

박지형<sup>#</sup>, 서광규<sup>\*</sup>

## A Methodology on Treating Uncertainty of LCI Data using Monte Carlo Simulation

Ji-Hyung Park<sup>#</sup>, Kwang-Kyu Seo<sup>\*</sup>

### ABSTRACT

Life cycle assessment (LCA) usually involves some uncertainty. These uncertainties are generally divided in two categories such lack of data and data inaccuracy in life cycle inventory (LCI). This paper explores a methodology on dealing with uncertainty due to lack of data in LCI. In order to treat uncertainty of LCI data, a model for data uncertainty is proposed. The model works with probabilistic curves as inputs and with Monte Carlo Simulation techniques to propagate uncertainty. The probabilistic curves were derived from the results of survey in expert network and Monte Carlo Simulation was performed using the derived probabilistic curves. The results of Monte Carlo Simulation were verified by statistical test. The proposed approach should serve as a guide to improve data quality and deal with uncertainty of LCI data in LCA projects.

**Key Words:** Uncertainty(불확실성), Probabilistic Curve(확률 곡선), Monte Carlo Simulation(몬테카를로 시뮬레이션), Life Cycle Inventory(전과정목록)

### 1. 서론

현대사회에서 각종 산업 활동 및 서비스의 증가는 천연자원의 수요, 공급에 영향을 미치게 되었고 그 결과로 환경의 질도 저하시키게 되었다. 이에 환경보전을 위한 기업의 책임이 강조되어, 기업의 각종 산업 활동에 대한 신뢰성을 확보하기 위한 수단으로 주요 선진국을 중심으로 환경과 관련된 표준제정이 활발히 전개되고 있다.

환경적 영향은 원료의 취득에서부터 재료 생

산과 제품 제조 및 폐기에 이르는 제품의 전과정 동안에 발생되는데, 제품의 전과정에 걸친 환경영향을 조사하고 평가하는 기법이 전과정평가(LCA ; Life-Cycle Assessment)이다<sup>1</sup>. 전과정평가 기법은 제품의 총체적인 환경영향을 평가하여 진정한 의미의 환경개선 방안을 모색할 수 있는 매우 유용한 도구이다. 더구나 지구환경보존에 대한 기업의 책임이 그 어느 때보다 강조되면서 기업이 환경관리 조직을 확대하고 나아가서 환경경영을 시도하고자 할 때 LCA 기법은 매우 유용한 수단이 된다<sup>2</sup>.

접수일: 2004년 3월 12일; 게재승인일: 2004년 9월 9일

<sup>#</sup> 교신저자: 한국과학기술연구원 CAD/CAM 연구센터

E-mail : jhpark@kist.re.kr, Tel. (02) 958-5631

<sup>\*</sup> 상명대학교 산업정보시스템공학과

그러나, LCA 를 수행하는 과정에서 다양한 요인들로 인해 LCI data 의 불확실성이 발생하게 되는데, LCA 결과의 신뢰성을 향상시키기 위해서는 LCI data 의 불확실성을 해결하기 위한 연구가 필요하다.

LCA 를 수행하면서 발생하는 불확실성은 변수 불확실성(parameter uncertainty)과 모델 불확실성(model uncertainty), 선택에 기인한 불확실성(uncertainty due to choices)으로 구분할 수 있다<sup>3-5</sup>.

변수의 불확실성은 대부분 LCI 분석과정에서의 방대한 데이터의 처리과정에서 기인하는데, 실험치의 부정확성, 불완전하거나 시간적으로 이상이 있는 측정 및 데이터의 결여(lack of data) 때문에 발생한다. 이러한 변수 불확실성을 해결하기 위한 선행 연구들은 다음과 같다.

Weidema 와 Wesnes 는 부정확하고 비대표성을 갖는 정성적, 정량적인 목록데이터를 입력값으로 불확실성 범위, 출력값으로 산업공정을 평가하기 위해 전문가 판단을 도입하여 처리할 수 있는 방법론을 제안하였다<sup>6</sup>. Hoffman 등은 해석적인 불확실성 전과 방법론을 사용하였고<sup>7</sup>, Chevalier 와 Le Teno 는 구간을 갖는 불확실성 계산 방법을 제안하였다<sup>8</sup>. 그리고 Beccali 등은 퍼지 논리를 도입하였고<sup>9</sup>, Petersen 은 베이지안 통계방법을 제안하였으며<sup>10</sup>, Kennedy 등은 확률 모델링을 이용한 시뮬레이션 기법을 제안하였다<sup>11</sup>.

모델의 불확실성은 현재의 LCA 구조에서 모델링 할 수 없는 몇 가지 측면 때문에 발생한다. 예를 들면, 시간과 공간의 특성은 목록분석에서 방출물들의 통합과정에서 잃어버리게 된다. 이 문제를 해결하기 위한 방법으로는 비선형 모델링과 multi-media 모델링 기법이 있다<sup>12</sup>.

선택에 기인한 불확실성은 LCA 수행시 발생하게 되는 기능단위선택, 할당, 다중폐기과정 등에서 발생하는 선택 때문에 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로는 시나리오 모델링, 표준화, 및 전문가 판단 등의 방법이 논의되고 있다<sup>13</sup>.

본 연구에서는 기존의 연구들과는 달리 전문가들의 의견을 수렴하기 위해 설문항목을 구간값으로 제시하고, 이를 확률값으로 획득하여 이를 확률곡선으로 유도하기 위한 방법론을 제안한다. 또한, 전문가들의 의견으로부터 유도된 확률곡선들을 모두 반영할 수 있는 몬테카를로 시뮬레이션 기법을 적용하여 LCA 수행시 발생하는 LCI 데이

터의 불확실성 문제를 해결하기 위한 새로운 방법론을 제안한다.

## 2. 제안하는 방법론의 개요

본 논문에서는 LCI 분석단계에서 및 데이터의 결여(lack of data) 때문에 발생하는 변수 불확실성 문제에 초점을 두기로 한다.

본 연구의 목적은 제품이나 이를 구성하고 있는 부품의 LCA 수행시 발생하는 목록분석단계에서 LCI data 의 불확실성을 처리하기 위한 방법론을 개발하는 것이다.

LCA 를 수행하는 과정에서는 다양한 원인들에 의해 불확실성이 발생하게 되는데, 불확실성 요인들의 대부분은 LCI data 를 작성하는 과정에서 발생하게 된다. LCI data 를 작성하는 과정에서 발생하게 되는 불확실성 요인들은 다양한데, 본 연구에서는 이러한 원인들로 인해 발생하는 LCI data 의 불확실성 처리를 위해 국내 자동차 부품을 대상으로 연구를 진행하였다.

본 연구를 위해 수행하여야 할 핵심 연구 내용을 간략하게 요약하면 다음과 같다.

- 데이터의 불확실성 발생하는 요인들을 파악하여야 한다.
- 자동차 부품의 LCI data 의 불확실성을 처리하기 위해 먼저 전문가 네트워크를 구성하여야 한다.
- 문헌 자료나 산업 현장 조사들을 통해 데이터가 확보되어야 하며 이를 기반으로 데이터가 없을 경우 등의 불확실성 요인들을 확률값으로 표현하기 위한 방법론이 개발되어야 한다.
- 통계적인 기법과 몬테카를로 시뮬레이션 기법을 적용하여 불확실성을 처리할 수 있는 방법론이 개발되어야 한다.

본 논문에서 제안하는 방법론을 위한 전체 연구수행 과정은 Fig. 1 과 같고, 구체적인 연구 내용은 Fig. 1 의 단계에 따라 기술하기로 한다.

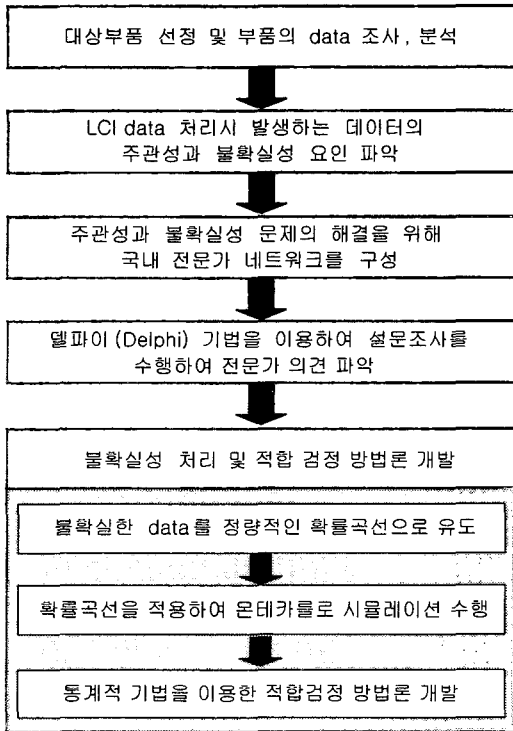


Fig. 1 Procedures of the proposed methodology

### 3. LCI data 의 불확실성 처리 방법론 개발

#### 3.1 대상부품 선정 및 데이터 조사/분석

본 연구에서는 국내 자동차의 steel 과 Al 재질의 external panel 을 연구 대상으로 선정하였다.

선정된 부품을 대상으로 하여 LCA 를 수행하였는데, 이를 간단하게 기술하면 다음과 같다.

LCA 연구의 수행 목적은 자동차 부품의 재질별 환경영향에 대한 전과정 목록분석 데이터 구축 및 상대적 환경영향 평가이며, 또한 LCI data 작성시 불확실성이 발생하는 요인 및 공정을 찾는 것으로 하였다.

본 연구의 기능단위는 자동차 수명(140,000km) 동안에 자동차 내부보호이며, 참고흐름(reference flow)은 A 모델 1 대에 사용되는 external panel 1 개로 하고, 재질별 external panel 의 중량은 steel x kg, Al y kg 이다. 제품시스템 경계는 external panel 의 재질별 원료 획득, 부품 제조, 수송, 사용 및 폐기(재활용)를 시스템 범주로 선정하였고, 수집되는 데이터의 품질을 평가하기 위해서 수집되는 데이

터에 대한 요건을 ISO 14041 에 기반하여 설정하였다.

본 연구에서는 할당을 피하기 위해 단위공정을 업체와 합의하여 선정하였으며, 할당을 해야 할 경우 물리적인 기준 즉, 생산되는 생산품의 중량 비로 투입/산출되는 모든 물질 및 에너지를 나누어서 해당 단위공정으로 부품별 생산에 따른 투입/산출물로 정량화하였다.

데이터의 cut-off 기준은 중량, 에너지, 환경관련성을 포함하여 여러 가지가 있는데 본 연구에서는 다음과 같은 기준으로 cut-off 를 하였다.

- 누적질량기여도 : > 99%
- 누적에너지기여도 : > 99%
- 환경관련성 : 물질의 독성 및 유해성에 기초한 기준으로 [국립환경연구원 고시 제 1997-3 호]에 기록된 유해화학물질목록을 설정

전과정 목록(LCI)을 작성하기 위하여, 공정흐름도를 작성하였고, 데이터 수집의 기본단위인 단위공정을 결정하기 위한 기준은 생산 단위공정의 유사성이나 업체들의 문서관리 수준 및 각각 부품 제조공정에서 필연적으로 발생하는 할당문제를 해결할 수 있는 수준에서 결정하였으며, 결정기준은 다음과 같다.

- 공정의 유사성을 고려한 단위공정의 통합
  - 기업의 문서관리 수준을 고려한 단위공정의 통합 및 세분화
  - 할당을 피하기 위한 단위공정의 세분화
- 단위공정은 일차 데이터 수집 결과를 분석하여 결정하였고, 이를 토대로 하여 이차 데이터를 수집하였다.

데이터의 수집은 결정된 단위공정별로 투입/산출물을 수집하였는데, 아래와 같이 수집할 데이터 범주를 결정하였다.

- 투입물: 원재료, 에너지, 용수, 보조원료
- 산출물: 생산부품, 부산물, 대기배출물, 수계배출물, 고형배출물

결정된 단위공정별로 수집된 데이터를 처리하기에 앞서 수집된 데이터가 현장의 상황을 반영하는 신뢰성 있는 데이터인지의 여부를 판단하기 위한 데이터 타당성 검증을 수행하였고, 최종적으로 재질별 external panel 의 LCI 를 작성하였다.

작성된 LCI 를 이용하여 환경영향평가를 수행하였다.

이상에서 기술한 바와 같이 선정된 부품을 대상으로 하여 LCA 를 수행하면서 파악된 불확실성 요인 중, 본 연구에서는 목록분석단계에서 LCI data 를 수집할 때 불확실성이 발생하는 공정과 요인을 대상으로 하여 LCI data 의 불확실성을 처리하기 위한 방법론을 개발하였다.

### 3.2 LCI data 처리시 발생하는 불확실성 요인 파악

선정된 부품을 대상으로 하여 LCA 를 수행하였는데, LCA 수행과정에서 발생할 수 있는 불확실성 요인을 단계별로 정리하면 다음과 같다.

- 연구범위설정시 기능 및 기능단위를 어떻게 설정하느냐에 따라 불확실성 발생
- LCI 작성시 시스템의 범위와 경계를 어떻게 설정하느냐에 따라 불확실성 발생
- 공정흐름도를 부정확하게 작성시 불확실성 발생
- 단위공정 결정 그리고 할당을 어떻게 하느냐에 따라 불확실성 발생
- Cut-off 기준에 따라 불확실성 요인 발생
- 데이터 수집시 데이터의 결여로 인한 불확실성 발생
- 환경영향평가단계에서 characterization 및 weight factors 에 의한 불확실성 발생

이상에서 기술한 바와 같이 선정된 부품을 대상으로 하여 LCA 를 수행하면서 파악된 불확실성 요인은 대부분은 LCI data 를 작성하는 과정에서 발생하게 된다.

본 연구에서는 목록분석단계에서 LCI data 를 수집시 불확실성이 발생하는 공정과 요인을 대상으로 하여 LCI data 의 불확실성을 처리하기 위한 방법론을 개발하기로 한다.

본 연구에서는 데이터의 결여(lack of data)로 인해 발생하는 불확실성 요인을 대상으로 하여 본 연구를 진행하였는데, 데이터의 결여로 인해 LCI data 의 불확실성 발생하는 공정이나 대상은 아래와 같은 경우로 도출되었다.

- External panel 의 조립공정에서 spot 용접시 전력사용량: 본 공정은 실제로 LCI 를 위한 데이터 수집시 전력사용량에 대한 자료가 없고, 실제 데이터를 측정하는 것이 용이하지 않아 불확실성이 발생한 경우
- 자동차 사용단계에서(운행시) 알루미늄

재질의 external panel 제작시 중량감소대비 연비향상률(%) : 자동차 제작시 서로 다른 재질의 부품을 사용하면 중량이 달라지게 되는데, 중량절감대비 연료소모량에 대한 정확한 데이터가 없어 불확실성 발생하는 경우

- Steel/Al 재질의 external panel 의 폐기 단계에서의 재활용률(%) : steel/AL 재질의 external panel 의 폐기 단계에서 재활용할 경우 실제로 몇 %의 재활용이 이루어지는지 정확한 자료가 없어 불확실성이 발생하는 경우 등

본 논문에서는 자동차 사용단계에서(운행시) 중량 10% 감소대비 연비향상률(%)을 대상으로 본 연구방법론을 설명하기로 한다.

### 3.3 전문가 네트워크 구성 및 설문조사

본 연구에서는 LCI data 의 불확실성을 해결하기 위하여 국내 산·학·연 LCA 전문가 및 자동차 관련 전문가들로 구성된 전문가 네트워크를 구성하였다.

구성된 전문가 네트워크내의 전문가들을 대상으로 연구 대상 자동차 부품의 LCA 수행시 발생하는 LCI data 의 불확실성 요인들이 타당한지를 검증하고, 설문조사를 통한 전문가 의견을 수렴하고자 하였다.

전문가들의 의견을 수렴하기 위해 전문가 의견 합의법인 델파이 기법(Delphi Technique)을 적용하였다<sup>14-16</sup>. 이를 위하여 본 연구에서는 위에서 선정한 불확실성 발생요인들에 대한 설문지를 작성하고 전문가 네트워크내의 전문가들에게 설문지를 발송하였다. 전문가 설문조사는 이차에 걸쳐 수행하였다.

일차 설문은 기구축된 전문가 네트워크 내의 학계, 연구기관 및 산업계의 전문가들을 대상으로 설문을 발송하였다. 일차 설문을 수행시 본 연구에서 선정한 불확실성 발생요인들에 대하여 설문 답변시 구간을 주지 않고, 개발한 설문사항에 대하여 주관식으로 대답해 줄 것을 요청하였다.

그러나, 일차 설문결과에 대한 답변률이 너무 저조하여, 그 이유를 설문을 발송한 전문가들에게 문의한 결과, 본 연구의 대상 부품인 자동차 부품에 대한 LCA 를 수행한 전문가들이 많지 않았고, 또한 본 연구를 위해 선정한 대상 제품(external

panel)에 대한 LCA 수행 경험이 없거나, 답변하기가 곤란하다는 의견이 있었다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 일차 설문조사에서 발생한 문제점을 보완하여 이차 설문조사를 수행하였다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는 설문지를 보완하였는데, 전문가들이 설문지에 답변할 경우에, 하나의 확정된 값(single deterministic value)으로 주관식의 답을 말하는 것이 아니라, 답변의 가능 범위(range)를 미리 선정하여 설문지를 작성하였다. 이렇게 개발한 이차 설문지를 기반으로 이차 설문조사에서는 개발한 설문지에 대하여 전문가들이 설문에 답을 할 때, 주어진 구간에 대하여 전문가들의 의견을 하나의 확정된 값(single deterministic value)으로 값이 아니라, 확률값(%)으로 답변하도록 요구하였다. 또한, 설문대상자를 일차 설문대상자들 전부를 대상으로 설문지를 발송하지 않고, 일차설문에 응답한 전문가들을 대상으로 범위를 좁혀서 설문지를 발송하였다.

이차 설문과정에서도 여러 번의 시행착오를 겪었는데, 본 연구에서 채택한 델파이 기법을 적극 활용하였다. 특히, 기개발한 설문지의 구간값의 범위가 적절한지 여부를 자동차 회사의 환경 데이터 수집에 도움을 준 공정 및 환경부서 연구원의 적극적인 도움을 얻을 수 있었고, 개발한 설문구간을 확률값으로 표현하는 것에 대한 타당성은 대학 교수들의 의견을 적극 수렴하였다.

최종으로 이러한 델파이 기법을 적절하게 활용하여 이차 설문조사에서는 개발한 구간값에 대한 확률값으로서 전문가들의 의견을 표현한 최종 설문 결과를 얻을 수 있었다.

Table 1 은 설문조사를 위해 작성된 설문지의 예이고, Table 2 는 전문가들의 설문조사 결과이다.

이러한 과정을 거쳐 얻은 설문결과는 구간이 5 개의 범위로 한정되고, 전문가 10 인의 의견만이 조사되어 신뢰도나 한계점이 존재함에도 불구하고, 설문의 범위와 범위값이 확률로 주어짐으로써 전문가 개개인의 의견을 확률곡선으로 적합할 수 있고, 또한 전문가 개개인의 의견을 모두 랜덤하게 반영하여 종합하여 평가할 수 있는 시물레이션의 기본자료가 되므로 유용하다고 할 수 있다.

Table 1 An example of questionnaire

1. 자동차 사용단계에서(운행시) 자동차의 중량이 10% 감소하면 연비는 몇 % 정도 증가할 것이라고 생각하십니까?					
2% 미만	(2~3)%	(3~4)%	(4~5)%	5% 초과	
$p_1=( )\%$	$p_2=( )\%$	$p_3=( )\%$	$p_4=( )\%$	$p_5=( )\%$	
단, $(p_1 + p_2 + p_3 + p_4 + p_5)\% = 100\%$					

Table 2 The survey results of experts

Expert	unit : %				
	below 2%	2~3%	3~4%	4~5%	over 5%
1	0	10	25	30	35
2	10	15	30	25	20
3	25	30	25	15	5
4	20	40	30	10	0
5	15	35	30	15	5
6	15	20	35	25	5
7	10	35	25	25	5
8	15	25	35	25	0
9	0	30	40	20	10
10	5	30	30	30	5

### 3.4 불확실한 LCI data 를 정량적인 확률곡선으로 유도

본 연구에서는 전문가로부터 얻은 설문 결과를 정량적인 확률곡선으로 유도하기 위한 연구가 수행되었다. 이를 위하여 전문한 바와 같이, 전문가의 의견을 수렴하는 과정에서 불확실성을 표현하기 위한 확률 및 통계적 방법이 도입되었다.

일반적으로 시물레이션을 수행하기 위해서는 통계적 기법을 이용하여 조사된 자료가 어떤 이론적 확률분포에 대해 적합한지를 검증하고, 검증된 확률분포를 시물레이션에 활용한다.

일반적으로 적합도 검증(goodness-of-fit tests) 방법으로는  $\chi^2$ -검증(chi-square test) 또는 Kolmogorov-Smirnov 검정이 사용되고, 이 경우 확률분포는 연속이고 평균과 분산은 알고 있는 것을 가정하고 확률분포를 적합한다. 즉, 평균값이 알려져 있고, 최소값 및 최대값을 알고 있을 경우, 베타분포에 적합하여 시물레이션을 수행하는 경우가 일반적이다.

그러나 본 연구에서는 설문조사시 평균값, 최소값, 최대값으로 설문결과를 얻는 것이 어려워, 구간을 주고, 구간에 대한 값을 설문조사하여 이 결과를 다양한 확률곡선에 적합하는 기법을 적용

하여 시뮬레이션을 수행하기로 하였다.

본 연구에서는 Crystal Ball 이라는 상용 통계/시뮬레이션 패키지를 이용하여 전문가들의 설문결과를 확률곡선으로 유도하였다. 전문가의 설문결과를 확률곡선으로 유도하려면, 전문가들의 답변이 어떻게 변동하는지를 기술하여 변수의 분포정의를 내려 확률곡선을 유도해야 한다. Crystal Ball 내에 있는 Distribution Fitting 기능을 이용하면, 먼저 설문결과를 각각의 연속 확률분포에 data 를 대입한 후, 적합도 검정을 거쳐 data 의 특성을 가장 잘 나타내는 분포를 결정할 수 있다. Fig. 2 와 Fig. 3 은 이 과정을 통해 유도된 확률곡선으로 이 경우에는 베타 분포로 정의된 경우이다. 이러한 과정을 거쳐 여러 전문가들의 의견을 확률곡선을 유도한 결과 감마(Gamma), 정규(Normal), 베타(Beta) 분포 등 여러 가지의 다른 분포를 보였다.

확률분포를 유도하는 과정에서 전문가 개개인의 의견이 5 개의 구간으로 한정되고, 이를 기반으로 확률곡선을 적합하였으므로 이는 통계적인 신뢰도가 미약하다고 할 수 있다.

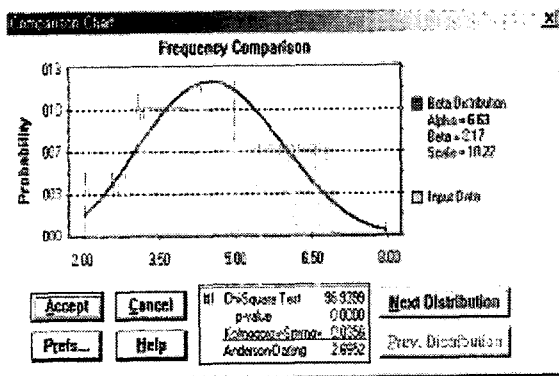


Fig. 2 Comparison chart dialog for Probabilistic curve

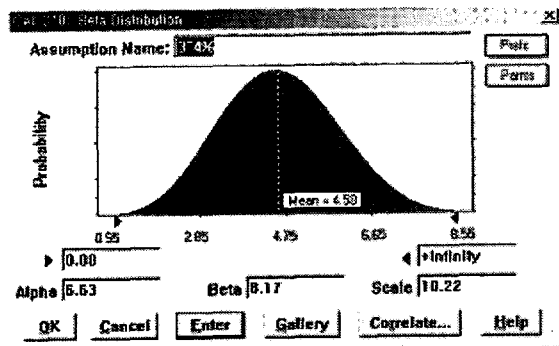


Fig. 3 Derived probabilistic curve (Beta distribution)

그러나, 얻은 설문값에 대하여 이를 최적의 확률곡선으로 적합할 수 있도록 해주는 Crystal Ball 에서 지원되는 알고리즘을 통하여 가장 적합한 확률 곡선을 유도하였고, 이를 다음 단계의 몬테카를로 시뮬레이션의 자료로 활용하였다.

### 3.5 유도한 확률곡선을 이용하여 몬테카를로 시뮬레이션 수행

전문가들의 의견들을 이용하여 유도한 확률 분포들을 이용하면 LCI data 의 불확실성을 표현할 수 있다. 본 단계에서는 유도된 결과들을 모두 반영하여 LCI data 의 불확실성을 처리하여 새로운 LCI 값을 예측하여 볼 수 있는 몬테카를로 시뮬레이션을 수행한다. 몬테카를로 시뮬레이션도 전단계의 확률곡선 유도에 사용한 Crystal Ball 을 이용하여 수행하였다.

본 연구에서 몬테카를로 시뮬레이션을 수행한 이유는 설문조사 결과를 통하여 얻은 전문가들의 의견을 모두 반영하여 결과를 유도하여야 하기 때문이다. 즉, 전문가들의 의견을 확률분포로 유도한 결과 서로 상이한 분포를 보이기 때문에 통계적으로나 수학적으로 단순 계산하여 종합할 수 없다. 이러한 문제를 해결하기 위해 복잡한 상관관계를 고려하여 균일한 난수를 발생시켜 결과값을 예측하는 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하였다<sup>17-18</sup>.

먼저, 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하기 위하여서는 모델을 구성하여야 한다. 앞서 구한 전문가 답변의 확률곡선은 몬테카를로 시뮬레이션의 변수로 사용되어지며 모형은 다음과 같다.

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M_i \quad (1)$$

단,  $n$ : 전문가 수

$M$ :  $n$  명의 전문가들의 답변의 평균값

$M_i$ : 전문가 답변의 평균값

모형을 구성한 후 설문내용을 대상으로 500 번 시행 (trials)의 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하였는데, 이 과정을 Fig. 4 에 나타내었다.

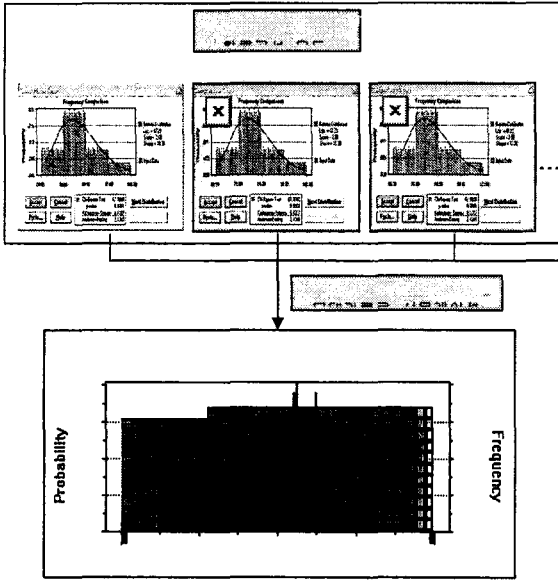


Fig. 4 The process of Monte Carlo simulation

몬테카를로 시뮬레이션을 수행하면 Fig. 5 와 Fig. 6 의 결과를 얻게 된다.

이와 같이 결과값을 신뢰구간으로 표현하면, 실제값이 존재하는 경우에 몬테카를로 시뮬레이션 결과의 통계적 유의성을 검정할 수 있다. 즉, 만약 신뢰구간 상한과 하한값 사이에 실제값이 존재하면 몬테카를로 시뮬레이션 결과값이 통계적으로 유의한 것이고, 그렇지 않으면 몬테카를로 시뮬레이션 결과값이 유의하지 않다고 할 수 있다.

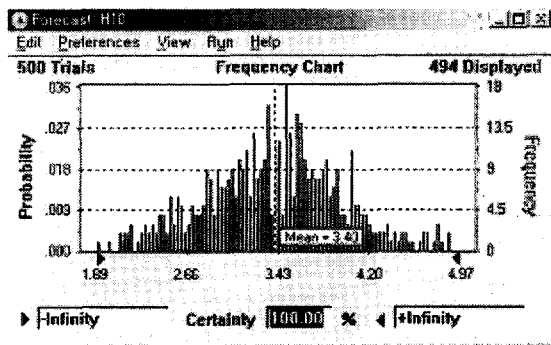


Fig. 5 Monte Carlo simulation frequency chart

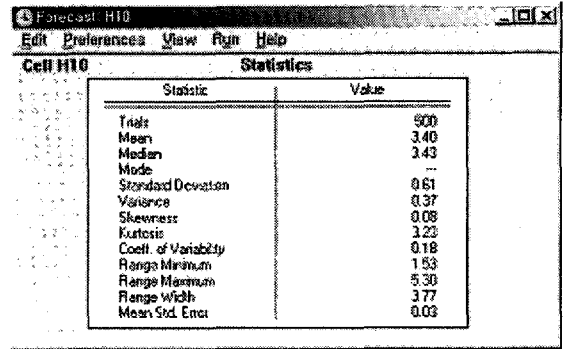


Fig. 6 Monte Carlo simulation statistic chart

몬테카를로 시뮬레이션 수행결과 평가결과치는 평균, 표준편차 값을 이용하여 신뢰구간 95% 와 99%로 나타내면 다음과 같은 식으로 표현된다.

-(1-α) % 신뢰구간 :

$$\left[ \bar{x} - Z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{x} + Z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right] \quad (2)$$

where,  $\bar{x}$  : 평균 (mean),

$\sigma$  : 표준편차 (standard variance),

$\alpha$  : 유의수준 (significance level),

$n$  : 샘플 수 (trials)

주어진 식 (2)를 이용하여 몬테카를로 시뮬레이션 평가결과치를 평균, 표준편차 값을 이용하여 신뢰구간 95%와 99%로 나타내면 다음과 같다.

i) 5 명의 전문가의 설문조사 데이터를 선택하여 몬테카를로 시뮬레이션으로 처리하였을 때, 95% 신뢰구간 :

$$\left[ 3.40 - 1.96 \frac{0.6063}{\sqrt{500}}, 3.40 + 1.96 \frac{0.6063}{\sqrt{500}} \right]$$

$$= [3.35, 3.46]$$

ii) 5 명의 전문가의 설문조사 데이터를 선택하여 몬테카를로 시뮬레이션으로 처리하였을 때, 99% 신뢰구간 :

$$\left[ 3.40 - 2.58 \frac{0.6063}{\sqrt{500}}, 3.40 + 2.58 \frac{0.6063}{\sqrt{500}} \right]$$

$$= [3.33, 3.47]$$

iii) 10 명의 전문가의 설문조사 데이터를 선택하여 몬테카를로 시뮬레이션으로 처리하였을 때, 95% 신뢰구간 :

$$[3.38 - 1.96 \frac{0.4307}{\sqrt{500}}, 3.38 + 1.96 \frac{0.4307}{\sqrt{500}}]$$

$$= [3.33, 3.42]$$

iv) 10 개의 전문가의 설문조사 데이터를 선택하여 몬테카를로 시뮬레이션으로 처리하였을 때, 99% 신뢰구간 :

$$[3.38 - 2.58 \frac{0.4307}{\sqrt{500}}, 3.38 + 2.58 \frac{0.4307}{\sqrt{500}}]$$

$$= [3.33, 3.43]$$

### 3.6 몬테카를로 시뮬레이션 결과의 유효성 검증

본 단계에서는 몬테카를로 시뮬레이션을 이용하여 얻은 신뢰구간값의 유효성을 검증하기로 한다. 이를 위하여 본 연구에서는 여러 가지 문헌 조사와 LCA 수행단계에서 얻지 못한 데이터를 상용 데이터베이스와 실측을 통하여 얻어서 본 연구에서 유도한 결과값과의 유효성을 검증하였다.

전단계에서 기술한 바와 같이, 몬테카를로 시뮬레이션 결과값을 신뢰도 95%와 99%의 신뢰구간값으로 표현하였는데, 결과값을 신뢰구간으로 표현하면 몬테카를로 시뮬레이션 결과를 통계적으로 검증할 수 있다. 즉, 만약 신뢰구간 상한과 하한값 사이에 실제값이 존재하면 몬테카를로 시뮬레이션 결과값을 통계적으로 유의한 것이고, 그렇지 않으면 몬테카를로 시뮬레이션 결과값을 유의하지 않다고 할 수 있다.

자동차 사용단계에서(운행시) 자동차의 중량이 10% 감소할 경우 연비는 얼마나 증가할 것인가에 대한 자료는 여러 문헌 조사를 통해 일본의 T 자동차의 실험결과값을 얻었는데, 본 연구에서는 T 자동차 회사의 실험값을 사용하여 시뮬레이션 결과의 유효성을 검증하였다.

T 자동차의 실험결과값은 자동차 사용단계에서 자동차의 중량이 10% 감소할 경우 연비는 3.4% 증가한다고 한다. 본 연구에서는 T 자동차의 자료를 실제값이라고 가정하고, 시뮬레이션 결과값과의 유효성을 검증하였는데 그 내용은 다음과 같다.

자동차 사용단계에서 자동차의 중량이 10% 감소할 경우 연비는 3.4% 증가가 실제값이므로, 전문가 5 명의 설문결과를 이용한 몬테카를로 시뮬레이션의 95%와 99% 신뢰구간 사이에는 실측값

이 존재하였고 (95% 신뢰구간 : [3.35~3.4~3.46], 99% 신뢰구간 : [3.33~3.4~3.47]), 전문가 10 명의 설문결과를 이용한 몬테카를로 시뮬레이션의 95%와 99% 신뢰구간 사이에는 실측값이 존재함을 확인할 수 있었다(95% 신뢰구간 : [3.33~3.4~3.42], 99% 신뢰구간 : [3.33~3.4~3.43]). 따라서 중량 10% 감소시 연비향상률 3.4%는 본 연구의 몬테카를로 시뮬레이션으로 95%와 99% 신뢰구간 사이에 존재하므로, 본 연구에서 구한 값은 통계적으로 유의함을 검증할 수 있었다.

마지막 단계로서, 몬테카를로 시뮬레이션을 이용하여 얻은 신뢰구간값을 LCA S/W 인 SimaPro 5.0 을 이용하여 환경영향평가(Eco-Indicator 95)를 수행하였고, 그 결과값을 신뢰구간값으로 표시하여 본 연구 결과의 유효성을 검증하였다. 유도된 환경영향평가 결과를 Table 3 에 나타내었다.

본 연구에서는 전문가 10 인의 설문조사 결과를 활용하여 자료수가 적어 통계적으로 신뢰도가 저하되는 문제점을 극복하기 위하여 n=5 일 경우와 n=10 일 경우에 몬테카를로 시뮬레이션을 수행한 결과 두 경우 모두 유의한 결과를 얻음으로써 표본 문제가 작은 데에서 기인하는 신뢰성 문제를 해결하고자 하였다.

Table 3 The result of environmental impact assessment

category	Lower	Actual	Upper	Unit
greenhouse	18	17.9	18	kg CO <sub>2</sub>
ozone layer	0	0	0	kg CFC <sub>11</sub>
acidification	0.216	0.216	0.216	kg SO <sub>2</sub>
eutrophication	0.0268	0.0268	0.0268	kg PO <sub>4</sub>
heavy metals	1.48E-07	1.48E-07	1.48E-07	kg Pb
carcinogens	0	0	0	kg B(a)P
winter smog	0.0932	0.0931	0.0931	kg SPM
summer smog	0.08	0.0799	0.0799	kg C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>
pesticides	0	0	0	kg act.subst
energy reso.	3310	3300	3310	MJ LHV
solid waste	0.0126	0.0126	0.0126	kg

## 4. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 LCA 수행시 LCI data 의 불확실성을 문제를 해결하기 위한 방법론을 개발하였다. 본 연구에서 개발한 방법론을 요약하면 다음과 같다.



- LCA 수행시 LCI data 처리시 발생하는 데이터의 불확실성 발생 요인들을 파악하였고, 이 요인들 중 데이터의 결여(lack of data)인 경우에 발생하는 불확실성 요인을 자동차의 부품을 연구대상으로 하여 파악하였다.
  - 본 연구에서는 불확실성 문제의 해결을 위해 국내 LCA 전문가 네트워크를 구성하였다. 그리고 불확실성을 표현할 수 있는 설문양식을 개발하여 LCA 전문가들에게 설문지를 발송하여 전문가들의 의견을 수렴하였다.
  - 전문가들이 불확실성을 표현할 수 있도록 확률 및 통계 이론을 도입한 설문지는 설문값을 하나의 확정적인 값이 아닌 구간값으로 표시하였고, 설문응답자는 설문지에 답할 경우에 구간값에 설문응답자들이 생각하는 구간값을 확률값으로 표현할 수 있도록 고안하여, 불확실성 문제로 처리할 수 있도록 하였다.
  - 설문에 응답한 전문가들의 의견들은 Crystal Ball 을 이용하여 확률곡선으로 유도되었고, 유도된 확률곡선을 모두 반영한 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하여 그 결과값을 얻었다. 그 결과값은 하나의 값이 아닌 95%와 99% 신뢰구간값으로 그 값을 표현하였다.
  - 최종적으로 몬테카를로 시뮬레이션 결과의 타당성 검증하였는데, 본 연구 결과로 제시한 몬테카를로 시뮬레이션 95%와 99% 신뢰구간 사이에 실측값이나 문헌에서 조사한 값이 존재하는 것을 확인하여 몬테카를로 시뮬레이션 결과값이 유의함을 검증하였다.
- 향후 연구로는 다양한 원인들로 발생하는 LCI data 의 불확실성 요인들을 처리하기 위한 연구가 필요하며, 국내 전문가들과의 많은 브레인스토밍 (brainstorming)을 통한 의견 수렴이 필요하다.

### 참고문헌

1. Park, J.-H. and Seo, K.-K., "Approximate Life Cycle Assessment of Classified Products Using Artificial Neural Network and Statistical Analysis in Conceptual Product Design," Journal of the KSPE, Vol. 20, No. 3, pp. 207-213, 2003.
2. Curran, M. A., Environmental Life-Cycle Assessment, McGraw-hill, New York, 1996.
3. Huijbregts, M. A., Norris, G. A., Bretz, R., Citro, A., Maurice, B., Bahr, B., Weidema, B. P., Beaufort, A., "Framework for Modelling Data Uncertainty in Life Cycle Inventories," International Journal of Life Cycle Assessment, Vol. 6, No. 3, pp.127-132, 2001.
4. Björklund, A. E., "Survey of Approaches to Improve Reliability in LCA," International Journal of Life Cycle Assessment, Vol. 7, No. 2, pp. 64-72, 2002.
5. Contadini, J. F., Moore, R. M. and Mokhtarian, P. L., "Life Cycle Assessment of Fuel Cell Vehicles: A Methodology Example of Input Data Treatment for Future Technologies," International Journal of Life Cycle Assessment, Vol. 7, No. 2, pp. 73-84, 2002.
6. Weidema, B. P. and Wemes, M. S., "Data Quality Management for LCIs: an Example of using Data Quality indicators," Journal of Cleaner Production, Vol. 4, No. 3-4, pp. 167-174, 1996.
7. Hoffmann, L., Weidema, B. P., Kristiansen, K., Kruger, A. S. and Ersboll, A. K., Statistical Analysis and Uncertainties in relation to LCA, Special Report No. 1, Nordic Council of Ministers, Copenhagen, Denmark, 1995.
8. Chevalier, J. L. and Le Teno, J. F., "Life Cycle Analysis with ill-defined Data and its Application to Building Products," International Journal of Life Cycle Assessment, Vol. 1, No. 2, pp. 90-96, 1996.
9. Beccali, G., Beccali, M. and Cellura, M., "Fuzzy Set Application in LCI of building material," Proceedings of the Second International Conference on Building and Material, Vol. 1, 1997.
10. Petersen, E. H., "LCA of Building Components. Handling Uncertainties in LCAs," Proceedings of the Second International Conference on Building and Material, Vol. 1, 1997.
11. Kennedy, D. J., Montgomery, D.C. and Quay, B.H., "Data Quality - Stochastic Environmental LCA Modeling," International Journal of Life Cycle Assessment, Vol. 1, No. 4, pp. 199-207, 1996.
12. Owens, J. W., "LCA Impact Assessment Categories:

- Technical Feasibility and Accuracy,” *International Journal of Life Cycle Assessment*, Vol. 1, No. 3, pp. 151-158, 1996.
13. Powell, J. D., “Approaches to Evaluation in LCA Impact Assessment,” *International Journal of Life Cycle Assessment*, Vol. 2, No. 1, pp. 11-15, 1997.
  14. Clemen, T. R., “Extraneous Expert Information,” *Journal of Forecasting*, Vol. 4, pp. 329-348, 1985.
  15. Linstone, H. A. and Turoff, M., *The Delphi Method: Techniques and Applications*, Addison & Wesley, Reading, MA, 1975.
  16. Ayton, P., Ferrel, W. R. and Stewart, T. R., “Commentaries on The Delphi Techniques as a Forecasting Tool; Issues and Analysis,” *International Journal of Forecasting*, Vol. 15, pp. 377-381, 1999.
  17. Al-Alawi, S. M. and Islam, S. M., “Principles of Electricity Demand Forecasting, Part I Methodology,” *Power Journal*, June, pp. 139-143, 1996.
  18. Vose, D., *Quantitative Risk Analysis: A Guide to Monte Carlo Simulation Modeling*, John Wiley & Sons Ltd, England, 1996.