工學碩士學位論文

몬테카를로 시뮬레이션(**Monte-Carlo simulation**)을 이용한 전과정영향평가의 불확실성에 대한 확률통계적분석

Stochastic analysis for uncertainty of life cycle assessment with Monte-Carlo simulation

亞 洲 大 學 校 大 學 院

環境工學科

安 相 田

몬테카를로 시뮬레이션(**Monte-carlo simulation**)을 이용한 전과정영향평가의 불확실성에 대한 확률통계적분석

Stochastic analysis for uncertainty of life cycle assessment analysis with Monte-carlo simulation

指導教授 李 健 模

이 論文을 環境工學 碩士學位 論文으로 提出함.

2005 年 2 月

亞 洲 大 學 校 産 業 大 學 院

環境工學科

安 相 田

安相田의 工學碩士學位 論文을 認准함

審 査 委 員 長　　李 健 模 (인)

審查 委 員　　趙 舜 行 (인)

審查 委 員　　李 相 垠 (인)

亞 洲 大 學 校 大 學 院

2005 年 2 月

감사의 글

시간이 유수와 같다는 말을 이럴 때 하는가 봅니다. 직장생활을 접고 적지않은 나이에 대학원 문을 두드린지 벌써 2 년이 지났습니다. 새로운 분야의 도전은 흥분되는 일이기도 하지만 힘들때도 많았던 것 같습니다. 그럴때마다 따가운 충고와 아낌없는 격려와 도움의 손길로 다시 일어설 수 있게끔 도와주신 분들이 있습니다.

대학원 생활에 많은 희망과 용기를 불어넣어 주신 지도교수 이건모 교수님께 머리숙여 감사드립니다. 보잘것없고 초라한 제 논문을 심사해주신 이상은 교수님, 조순행 교수님께 깊이 감사드립니다. 논문작성에 많은 도움이 됐던 환경통계학을 강의하신 홍민선 교수님과 대학원 생활을 지도 편달 해주신 정윤진 교수님, 김형철 교수님께 감사의 마음을 전합니다.

2 년동안 미운정 고운정 다 쌓인, 늘 함께하고 싶은 저의 실험실 식구들입니다. 제게 학문의 쓰디쓴 맛과 겸손을 깨우쳐 주셨던 상용형, 늙은후배로 인해 남모르게 고생했을 외유내강의 소유자 인태, 나보다 서울지리를 더 잘아는 한폰, 솔직하고 꾸밈없는 병희, 당차면서도 순수한 똑순이 문정이, 현장데이터 수집을 위해 동고동락을 함께한 차세대 선두주자 윤희, 이제 실험실 막내로서 앞으로 바쁘게 생활할 요한이,형순이...이들 모두에게 감사의 고마움을 전합니다. 또한 다방면에 해박한 지식으로 많은 정보를 선물해주신 송준일 이사님과 학교생활로 느끼지 못했던 사회경험을 많이 일깨워 주신 송종성 과장님께 감사드립니다.

저희 실험실을 졸업하여 사회와 해외에서 왕성한 활동을 하시는 분들입니다. 논문 주제를 정할 수 있도록 도와주신 재수형님, 세심한 배려까지 아끼지 않았던 필주선배, 열심히 살아가는 모습이 아름다운 나의 동기 상선, 상원, 영채, 의지가 남달리 강한 규형, 산을 유난히 잘타는 동희, 모두 큰 뜻을 이루길 바랍니다. 비록 많은 시간을 함께

하지는 못했지만 광원형, 성모형, 재성형, 창근, 희정에게 건승을 기원합니다.

다시 공부를 시작하는데 많은 도움을 주신 저의 자문위원이신 송택이형, 저의 푸념도 다 받아준 친구같이 편안한 문구선배께 감사 드립니다.

지치고 힘들 때 마다 저에게 큰 힘이되주고 공부에만 매진할 수 있게끔 배려해준 나의 가족들, 누나, 매형, 미선 그리고 싸랑스런 조카 영근이, 영서와 기쁨을 함께하고 싶습니다.

....

대학원에 문을 두드릴때가 다시 생각납니다. 앞으로 새로이 시작하는 마음으로 '겸손'하며 살겠습니다.

마지막으로 못난 아들 뒷바라지에 이제것 걱정만 끼쳐드린 아버지, 어머니께 이 논문을 바칩니다. 아버지, 어머니 사랑합니다...

2005 년 1 월

안 상 전 올림

국문 요약

이 논문에서는 전과정평가 수행에 따른 불확실성의 체계적인 분석절차 수립을 토대로, 전과정 목록분석에서 수집 데이터의 불확실성에 대한 정량적 분석/관리 방안 제안을 연구목적으로 한다. 전과정평가의 불확실성 분석 도구로 몬테카를로 시뮬레이션을 사용 하였다.
수립된 불확실성 분석절차에서는 주요 데이터 선택 및 확률분포 결정 단계가 가장 중요한 단계이다. 주요 데이터 선택 단계에서는 데이터의 기여도 분석 및 데이터 품질평가가 수행된다. 여기서, 기여도 분석은 수집 데이터가 전과정영향평가 결과에 기여하는 정도를 비율(%)로 계산되며, 데이터 품질평가는 Pedigree 기법을 사용하여 각 데이터의 품질을 준정량적으로 산정한다. 상기 기여도 분석 및 데이터 품질평가를 토대로 불확실성이 높은 주요 데이터가 선택된다.

확률분포 결정단계에서는 선택된 데이터의 특성에 따라 각각의 확률분포를 결정한다. 데이터 정보량이 많은 경우, 정규분포(Normal distribution) 혹은 로그정규분포(Lognormal distribution)를 적용한다. 데이터 정보가 부족한 경우, 전문가 판단에 의한 균등분포(Uniform distribution) 혹은 삼각분포(Triangular distribution)가 사용한다. 확률분포가 결정되면 정량적인 불확실성 분석기법인 몬테카를로 시뮬레이션을 수행한다.

전과정평가에서 불확실성을 야기하는 주요요인을 아래와 같이 규명하였다. 첫째, 전과정평가 수행에 의해 규명된 주요 이슈의 불확실성 범위를 정량적으로 표현해야 한다. 불확실성 범위가 클 경우, 불확실성에 의해 주요 이슈가 왜곡될 수 있다. 둘째, 전과정평가의 불확실성 요인 중 기능단위 선택에 인한 불확실성 요인이 매우 높은 것으로 규명되었다. 셋째, 전과정평가의 결과는 환경영향에 대한 정량적 수치 이외에, 해당 전과정평가 수행에 따른 불확실성 요인을 규명하고, 이 논문에서 제안된 불확실성 정보를 함께 제공하여야 한다.

이 논문에서 제안된 전과정목록분석 데이터의 불확실성 분석/관리 방안을 폐컴퓨터 재활용 공정의 금회수 공정을 대상으로 적용하였다. 몬테카를로 시뮬레이션을 위해 사용된 프로그램은 Crystal Ball Professional 2000이며, 이 연구에서는 10,000회 반복수행 하였다. 사례연구를 통해 아래와 같은 결과를 도출하였다.

첫째, 금 회수공정에 대한 전과정평가 결과, 무생물자원고갈에서 원유가 전체의 43.9%로 가장 높았다. 그러나, 불확실성 요인을 고려한 경우, 추가적으로 인산염이 주요이슈로 규명되었다.

둘째, 기능단위 선택에 의한 불확실성 분석결과 폐CPU를 기능단위로선택했을 경우가 금을 기능단위로 선택한 경우보다 보다 불확실성이 컸다. 금 및 폐CPU 기능단위의 표준편차는 각각 2.68E+00, 1.82E+01 kg/yr로 약 7배 정도 폐CPU가 크게 나타났다. 또한 변이계수(CV)에서도 폐CPU을 기능단위로 선택했을 경우 0.5로 금을 기능단위로 선택했을 경우 0.09보다 훨씬 크게 나타났다. 이 결과를 통해 기능단위의 불확실성이 전체 결과에 미치는 영향이 큼을 도출하였다.

셋째, 전체 전과정평가 결과에 불확실성을 야기하는 주요 데이터는 염산 및 질산 데이터인 것으로 규명되었다. 따라서, 해당 데이터에 대한 추가조사가 수행되어야 한다. 국가 LCI 데이터베이스에 이 논문에서 제안된 데이터 품질 및 데이터 불확실성 등에 대한 정보가 제공된다면, 전과정평가 결과의 불확실성 분석이 더욱 효과적으로 이루어질 수 있을 것이다.

결론적으로 불확실성 분석은 전과정평가 결과의 신뢰성 향상을 위한 하나의 분석도구이며, 안전장치이다. 수집된 데이터의 불확실성 요인이 전체결과에 어느정도 영향을 미치는지에 대한 정보를 투명하게 공개함으로써, 전과정평가의 신뢰성과 활용성을 제고할 수 있다.

목 차

표 목 차

그림목차

Ⅰ. 서 론

전과정평가(LCA)는 대상제품의 생산, 사용 및 폐기과정에서 발생하는 잠재적인 환경부하를 정량적인 수치로 나타내는 평가 도구이다. 실제 전과정평가 수행 시 현장데이터, DB 및 관련 문헌자료 등 많은 데이터를 수집, 가공 및 처리하는 과정이 포함되며, 이들 데이터의 품질 특성 및 불확실성에 따라 결과를 왜곡시킬 수 있다. 따라서 전과정평가 과정에서는 사용된 데이터의 품질 평가 및 불확실성 분석은 매우 중요하다.

지금까지 LCA에 대한 데이터 품질 및 불확실성 분석은 국제적으로 활발한 연구가 진행되어 왔다. 특히, SETAC 및 UNEP Initiative의 Working Group 에서 이들 LCI에 대한 데이터 품질 및 불확실성 분석에 대해 많은 연구가 진행되었다. 그러나 실제로 많은 전과정평가 수행자들이 이 들 데이터 품질 평가 및 불확실성 분석에 대한 중요성을 인식하고 있음에도 불구하고 비용, 시간 및 관련 분석도구의 부재로 인해 간과되어 왔다. (Maurice B et al., 2000).

1장 서론에서는 ISO 14040 Series에서 설명하고 있는 전과정평가의 신뢰성 향상 절차를 분석하였다. 또한 실제 LCA 수행사례에 불확실성 분석이 어느 정도 수행되고 있는지를 조사하였다. 이들 조사결과를 토대로 최종적으로 이 연구의 목적 및 방향을 결정하였다.

1.1. ISO 14040 Series 신뢰성 향상 절차

1.1.1. 전과정평가 개요

전과정평가(LCA)는 크게 목적 및 범위정의(Goal and scope definition), 전과정목록분석(Life Cycle Inventory; LCI), 전과정영향평가(Life Cycle Impact Assessment; LCIA) 및 해석(Interpretation)의 4단계로 구성된다(ISO 14040, ISO 1997). 아래 Figure 1-1에 4단계의 관계를 나타내었다.

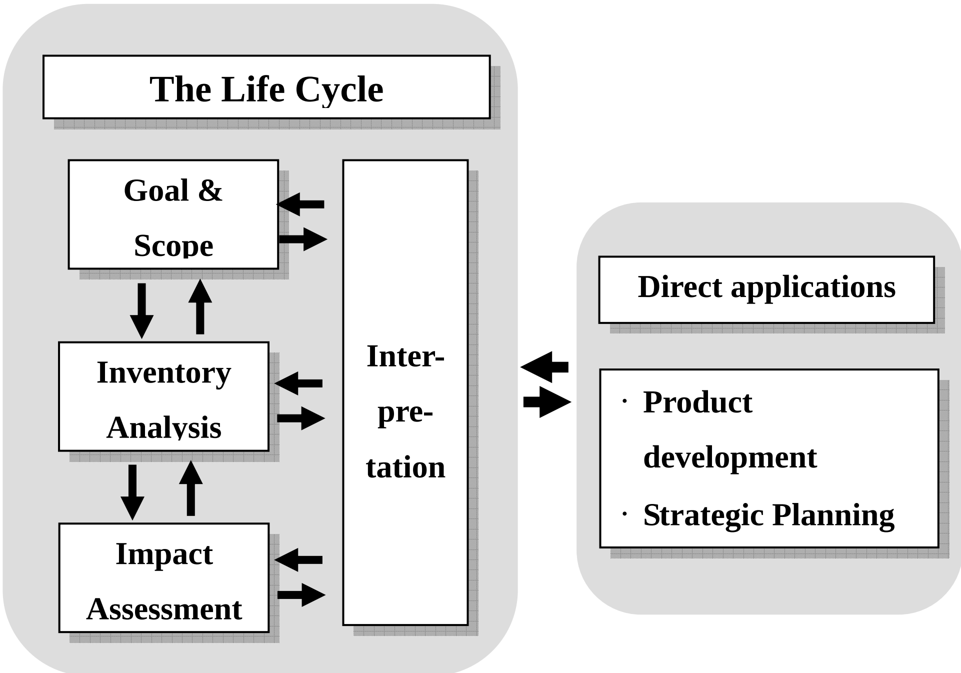


Figure 1- 1 LCA 수행단계 (ISO 14040)

목적정의는 왜 LCA를 수행하는가? 누구를 대상으로 하나? 무엇이 대상제품이 되는가? 와 같은 질문에 대한 대답을 목적으로 한다. 범위정의에서는 제품시스템 경계, 기능단위, 데이터 파라미터, 데이터 품질목표, 영향평가 방법 등에 관하여 정의하고 있다. 일단 목적 및 범위정의가 결정되면 다음단계로 전과정목록분석(LCI)을 수행한다.

전과정목록분석은 데이터 수집준비, 데이터 수집, 데이터 검증 및 계산과정을 거쳐 제품 전과정에서 발생하는 환경부하 정보를 정량적으로 산출한다.

전과정영향평가(LCIA)는 전과정목록분석에서 도출된 제품시스템의 환경부하에 대한 잠재적인 환경영향을 평가한다. 해당 영향범주(예: 지구온난화)에 특성화인자(Characterization factor)를 사용하여 환경영향을 정량화한다. 연구목적에 따라 정규화(Normalization) 및 가중치영향(Weighted impact)을 추가로 고려할 수 있다.

해석단계에서는 도출된 목록분석 및 영향평가 결과에 대한 주요이슈(key issue)를 규명한다. 또한 도출된 결과의 신뢰성 향상을 위하여 데이터 품질 평가, 민감도 분석 및 불확실성 분석 등을 연구목적에 따라 수행한다.

LCA는 위험도분석(Risk assessment), 환경성과평가(Environment performance evaluation), 환경감사(Environment auditing)와 같은 여러 환경관리기술중의 하나이다. 그러나 LCA는 여전히 개발 초기단계에 있고 영향평가와 같은 몇 가지 기술은 아직도 많은 연구가 필요하다(ISO 14040). 이로 인해 LCA 결과는 경우에 따라 해석 및 적용에 있어 제한적이다. ISO 14040 Principal and framework에서는 LCA의 제한사항을 아래와 같이 제시하고 있다.

- 주관적인 선택 및 가정
- 목록분석 또는 환경영향평가에 사용된 모델의 제한
- 시간 및 지역적으로 인한 적용의 제한
- 데이터 품질 특성 및 데이터 부재에 따른 결과의 정확성

이러한 제한 요소로 인해 ISO 표준은 각 단계별로 투명한 절차의 보고를 강조하고 있다. 가령, 데이터 수집방법, 검증절차, 가정 및 제한사항 등에 대해서는 공정하고, 정확하게 보고되도록 요구하고 있다.

1.1.2. 데이터품질 요건 (Data Quality Requirement)

연구범위 정의 단계에서 데이터품질과 관련한 요건을 명시하는 것은 연구의 결과를 적절히 해석하고 도출된 결과를 신뢰하는데 중요한 요소이다. 데이터를 수집하기 전에 범위정의 단계에서 수집할 데이터품질 요건을 명시하며, 데이터 수집과정의 판단기준으로 사용된다. 데이터 품질요건에는 다음 사항이 기본적으로 포함된다.

- 시간적 범위: 데이터의 수집 년도 및 데이터 수집기간
- 공간적 범위: 대상 단위공정의 지역적 범위
- 기술적 범위: 기술적 통합 조건 (공정 통합 시 운영조건- 평균, 최적 또는 최악 조건)

또한 추가적인 데이터 품질요건으로 정밀성(Precision), 완전성(Completeness), 대표성(Representativeness), 일관성(Consistency) 및 재현성(Reproducibility)에 관한 사항을 연구의 목적 및 범위 정의에 따라 자세히 나타낸다.

1.1.3. 데이터 수집 및 검증 (Data collection and Validation)

데이터 수집 시 다음 사항을 기록하고, 앞서 정의한 데이터 품질요건을 판단기준으로 사용한다.

- 데이터 출처(예: 현장데이터 또는 문헌 데이터)
- 데이터 특성(예: 측정, 계산 및 추정 데이터)
- 데이터 수집 및 계산시 가정

데이터 검증은 물질수지, 에너지 수지 및 배출계수(emission factor)에 대한 검토를 포함한다. 이 과정에서 데이터 품질요건에 예외 값들을 규명하고 누락데이터에 대한 처리방법에 대해 명확히 기술해야 한다.

1.1.4. 해석 (Interpretation)

해석은 전과정목록분석 또는 전과정영향평가에서 도출된 정보를 통해 중요 이슈의 규명, 결과의 평가 및 보고의 시스템적인 과정이다. 도출된 결과의 투명성 및 신뢰성 향상을 위해 다음의 평가기법이 제안된다.

1) 완전성 검사 (Completeness check)

완전성 검사는 해석 단계에 필요한 모든 정보와 데이터가 완전한지를 확인하는 것이다. 특히 규명된 주요인자가 전과정 목록분석 결과뿐만 아니라 전과정 영향평가 결과를 충분하고 정확하게 반영하는지를 확인한다. 만약 특정 데이터가 제외되었거나 불완전하다면, 연구의 목적 및 범위에 부합여부에 따라 재평가 여부를 파악해야 한다.

2) 일관성 검사 (Consistency check)

일관성 검사는 전과정평가 수행에 사용된 방법, 절차, 데이터 수집 및 가정 등이 전체 과정에서 일관되게 적용되었는가를 평가하는 것이다. 일관성 검사의 대상은 다음과 같다

- 여러 제품시스템의 데이터 품질에 차이가 있는가 ?
- 만약 있다면, 지역적 및 시간적인 차이가 일관되게 적용되었는가?
- 할당규칙 및 시스템경계가 모든 제품시스템에 일관되게 적용되었는가?
- 영향평가의 요소가 일관되게 적용되었는가?

3) 민감도 검사 (Sensitivity check)

민감도 검사는 전과정목록분석 및 영향평가 단계에서 할당방법, 투입 데이터의 불확실성 및 가정 등이 분석결과에 미치는 영향을 분석하는데 사용된다. 민감도 검사에서 가장 널리 선택되는 방법중의 하나가 시나리오 분석(Scenario analysis)으로 가령, 선택한 가정에 대한 여러 대안(예: 최상 또는 최악 조건)을 사용하여 비교하는 방법이다. 만약 민감도 검사를 통해 규명된 주요인자에 큰 변화가 있다면 대상 데이터를 자세히 조사해야 한다.

이들 검사 방법 외에 데이터 품질 평가(Data quality assessment) 및 불확실성 분석(Uncertainty analysis)이 추가로 고려될 수 있다.

데이터 품질평가는 데이터 품질에 대한 시간적, 지역적, 기술적 범위에 근거하여 수집된 데이터의 전반적인 사항을 검증한다. 세부 평가 기준으로 정밀성, 완전성, 대표성, 일관성, 재현성 등이 있다.

불확실성 분석은 데이터의 불확실성이 결과에 끼치는 영향을 정량화 하고 규명하는 시스템적인 절차이다(ISO 14041). 투입데이터에 확률분포(Probability distribution) 및 범위(Range)를 결정하여 결과에 대한 불확실성을 나타낼 수 있다. 불확실성 분석은 도출된 정량적인 분석결과를 제공하기 때문에 분석결과의 신뢰성이 높고 의사결정이 용이하다. 반면 모든 데이터를 확률분포(Probability Distribution)로 나타내는데 한계가 있고 시간이 많이 소요된다. 또한 수행과정이 복잡하고 전문지식을 필요로 하는 단점이 있다.

1.1.5. ISO 표준의 한계

ISO 표준은 전과정평가 결과가 가지고 있는 여러 잠재적인 불확실한 요소를 인식하고 있고 여러 단계에 걸쳐 신뢰성 향상 방안을 제안하고 있다. 그러나 ISO 표준을 토대로 LCA를 수행 시 몇 가지 한계성을 띄고 있다.

첫째, 결과의 신뢰성 향상을 위한 시스템적인 접근 절차가 부족하다. 데이터 품질요건 정의, 데이터 검증, 데이터 품질평가 및 불확실성 분석 등과 같은 단계별 수행을 통해 도출된 정보가 어떻게 적용되는지 불분명하다. 따라서 도출된 결과에 대한 신뢰성 향상을 위해 각 단계별 체계적인 가이드가 필요하다.

둘째, 각 분석방법에 대해 일반적인 내용만 기술되어 있고 실제 이들 분석기법을 어떻게 적용하는 지에 대한 상세한 가이드가 부족하다. 해석단계의 부록(Informative Annex)에서 중요 이슈의 규명을 위한 가이드를 제공하고 있다. 그러나 데이터 수집, 가공 및 준비에 대해서만 설명하고 있고 수집 데이터의 검토 방법 등에 대한 정보는 제공하고 있지 않다. 앞서 설명된 체계적인 데이터 품질 분석 절차와 함께 이들 분석기법에 대한 상세 가이드가 제시되어야 한다.

셋째, 불확실성 분석기법에 대한 가이드가 없다. 또한 불확실성 분석을 정량적인 분석에 국한하고 있어 적용을 더더욱 어렵게 한다. 모든 데이터의 불확실성을 정량적으로 분석하는 데 한계가 있다.

1.2. 불확실성 분석 수행현황

불확실성 분석은 실제 LCA 수행자들 사이에 제한적으로 사용되고 있다. Stuart Ross et al(2002)은 1997년 이후에 보고된 30개의 해외저널 및 보고서를 검토하여 불확실성 분석 수행현황을 조사하였다. 먼저 30개의 대상 보고서 중 불확실성 수행여부를 조사하였다. 조사 항목은 LCA 방법, 불확실성 수행여부, 불확실성 분석에 대한 체계적인 분석여부(정량적 또는 정성적)로 구분하였다. 이에 대한 결과를 다음 Table 1-1에 나타내었다.

Table 1- 1 LCA 불확실성 분석 수행사례 현황

자료 형태	검토수	LCA 방법		불확실성 분석 수행여부		정량적 분석		정성적 분석	
		ISO	Non-ISO	Yes	No	Yes	No	Yes	No
보고서	6	4	2	4	2	0	6	1	5
저널	24	15	9	10	14	1	23	1	23
합계	30	19	11	14	16	1	29	2	28

Table 1-1에서 30개의 연구대상 자료 중 16개(약 53%)가 불확실성 분석을 수행하지 않았다. 더욱이 거의 대부분의 자료가 정량적인 분석 또는 정성적인 분석을 수행하지 않는 것으로 나타났다. 정량적인 분석을 수행한 사례에서도 수집데이터 품질과 관련한 사항만을 분석대상으로 했을 뿐 현장데이터 부족과 같은 다른 불확실성 요소는 분석대상에 포함시키지 않았다.

두 번째 조사에서는 불확실성에 대해 언급한 14개 자료를 토대로 정밀 분석하였다. 조사항목은 LCA 수행자가 영향평가결과의 불확실성을 어떻게 적용했는지에 관한 사항으로 데이터 품질, 데이터 부족, 데이터 통합 및 잠재적VS실제 영향으로 구분하여다. 이에 대한 결과를 다음 Table 1-2에 나타내었다.

Table 1- 2 불확실성 적용대상

	검토수	LCA 방법		데이터 품질		데이터 부족		데이터 통합	
		ISO	Non-ISO	Yes	No	Yes	No	Yes	No
보고서	4	2	2	4	0	1	3	2	2
저널	10	8	2	10	0	0	10	2	8
합계	14	10	4	14	0	1	13	4	10

Table 1-2를 통해 데이터 품질분석의 보고횟수가 가장 많은 것을 알수 있다. 그러나 이들 데이터 품질이 LCA결과에 어느 정도의 영향을 미치는지에 대한 분석은 거의 없다. 또한 불확실성 원인에 대해 상세히 분석한 사례는 없다. 조사자료 중 하나만이 현장데이터의 부족에 대한 불확실성을 분석하였다. 지역적 및 시간적 경계가 상이한 데이터를 통합할 경우 발생하는 불확실성에 대해서는 전체에서 4개의 자료(13%)만이 언급을 하였고, 이들 모두 생태 및 인간독성에 대해 한정적으로 표현했다. 시간 및 공간에 따라 그 영향이 다양한 영향범주(예: 광화학산화물, 산성화, 부영양화)에 대해서는 그 범위를 확장시키지 못했다.

1.3. 연구목적

전과정평가를 통해 도출된 결과는 여러 불확실성 요소에 의해 영향을 받는다. ISO 표준은 전과정평가 결과가 가지고 있는 불확실한 요소에 대해 전과정평가 각 단계에 걸쳐 신뢰성 향상 방안을 제안하고 있다. 그러나 Stuart Ross et. all(2002)의 연구결과는 실제 LCA 수행자들이 결과의 불확실성에 대해 적절히 수행되고 있지 않음을 말해주고 있다. 주요 원인은 첫째, 체계적인 분석절차 및 적용기법의 부재, 둘째, 불확실성 분석기법 복잡, 셋째, 분석에 대한 시간 및 비용부담 등이 주요 원인이다.

이 논문에서는 전과정평가 수행에 따른 불확실성의 체계적인 분석절차 수립을 토대로, 전과정 목록분석에서 수집 데이터의 불확실성에 대한 정량적 분석/관리 방안 제안을 연구목적으로 한다.

2장 문헌연구에서는 LCA 에서 발생하는 불확실성 요소의 형태를 설명하고 현재까지 연구 및 제안되고 있는 주요 불확실성을 분석기법에 대해 설명하였다. 3장 적용방안에서는 Maurice et al(2000)이 제안한 분석절차를 토대로 단계별 수행방법을 설명하였다. 제안된 분석기법은 확률론적 모델링 기법(Stochastic modeling)인 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation)을 이용하였다. 4장 사례연구에서는 폐컴퓨터 재활용공정 중 폐CPU에서 금(Gold) 회수공정을 대상으로 3장에서 제시한 분석절차 및 기법을 적용하였고 결과를 분석하였다. 마지막 5장 결론에서는 사례연구에서 도출된 결과를 통해 수집 데이터의 불확실성에 대한 정량적 분석/관리 방안을 제안하였다.

Ⅱ. 문헌연구

2장 문헌연구에서는 전과정평가 수행 시 발생하는 불확실성 형태 및 분석기법을 설명하였다.

2.1. 불확실성 유형 (Typologies of uncertainty)

전과정평가 수행 시 발생하는 불확실성의 유형 및 분류는 다양하다. US-EPA(1989)은 불확실성 유형을 시나리오(Scenario), 모수(Parameter) 및 모델(Model)로 구분하였다. Funtowicz&Ravertz(1990)은 데이터(Data), 모델(Model) 및 완전성(Completeness)으로 분류하였고, Huijbregts(2001)은 모수(Parameter), 모델(Model), 및 선택(Choices)으로 인한 불확실성과 시간(Temporal), 공간(Spatial), 배출원 및 객체(Sources and objects)의 변이성(Variability)으로 구분하였다. 이 문헌연구에서는 Huijbregts(2001)이 제안한 5가지 불확실성 유형에 대해 좀더 자세히 고찰하였다.

Huijbregts(2001)은 불확실성의 유형을 크게 불확실성(Uncertainty)과 변이성(variability)으로 구분하였다. 불확실성은 다시 모수의 불확실성(Parameter uncertainty), 모델의 불확실성(Model uncertainty), 선택으로 인한 불확실성(Uncertainty due to choices)으로 분류하고, 변이성은 시간(Temporal), 공간(Spatial) 그리고 배출원 및 객체(Variability between objects/sources) 변이성으로 구분한다. 이들 관계를 다음 Figure2-1 에 나타내었다.

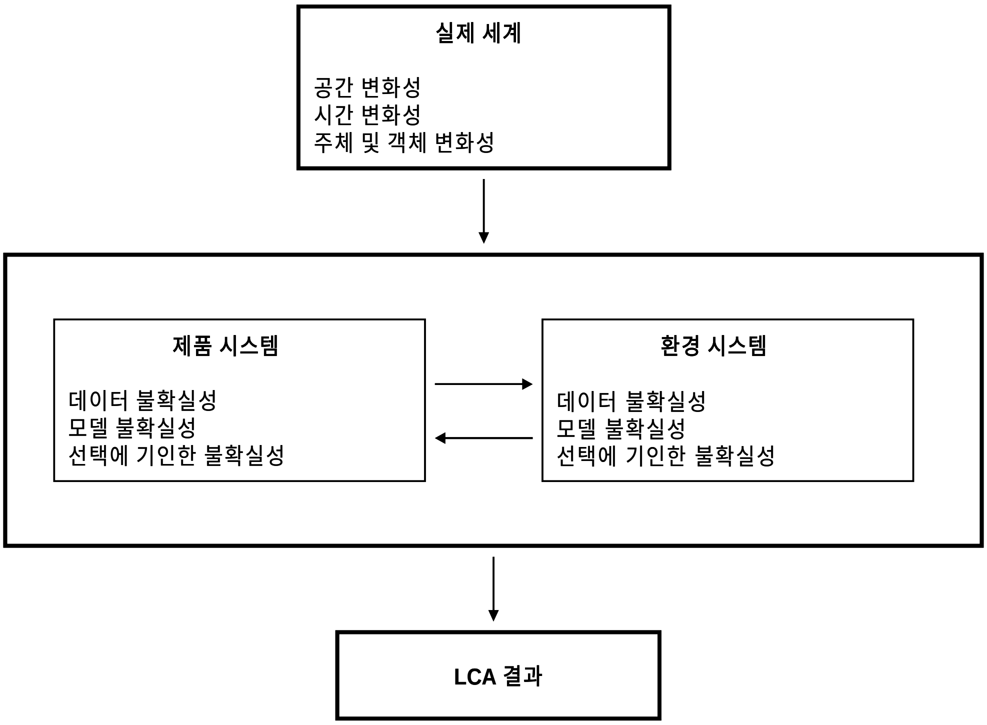


Figure 2- 1 LCA의 불확실성 유형(Huijbregts, 1998)

불확실성은 정량적인 값에 대한 정보가 부족한 경우에 주로 발생한다. 예로 데이터를 이용할 수 없거나 이용 가능한 데이터의 오류 또는 부정확성이 이에 해당된다. 반면 변이성은 복잡한 자연현상에 따라 시시각각 변화는 성질을 의미한다. 비록 측정이 오차범위에서 정확히 측정되었다 하더라도 측정조건(시간 및 장소)에 따라 변화한다. 따라서 불확실성 요소는 좀더 정확하고 정밀한 측정 및 정보를 통해 감소시킬 수 있는 반면 변이성은 설사 향상된 방법으로 변화요인에 대한 정보를 얻더라도 불확실성을 감소 시키는 데는 한계가 있다(Anna E, 2002).

2.1.1. 모수 불확실성 (Parameter uncertainty)

Huijbregts.et al (2001)은 데이터 불확실성을 크게 데이터 부족(Lack of data)과 데이터 부정확(Data inaccuracy)으로 구분하였다. 데이터 부족은 다시 데이터 갭(Data gabs)과 비대표 데이터(Unrepresentative)로 구분하였다. 이들 분류관계는 다음 Figure 2-2와 같다.

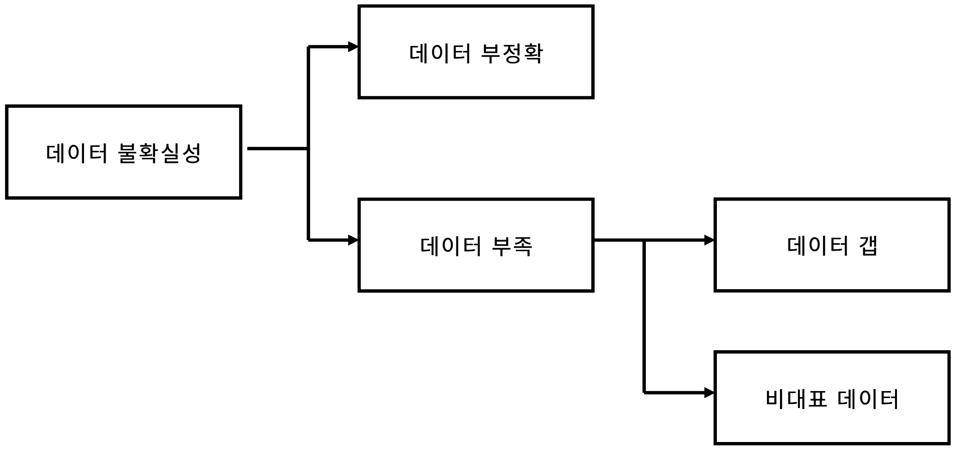


Figure 2- 2 데이터 불확실성의 형태(Huijbregts, 2001)

데이터 부정확성은 부정확한 측정, 추정(가정), 모집단을 대표하지 못하는 샘플링 수의 부족, 부적절한 측정기간 등에서 비롯된다. 또한 부정확한 측정에는 측정장비 및 측정기술의 오류로 인한 랜덤에러(Random error)와 데이터 수집 및 측정과정에서 편의(bias)를 유발시키는 시스템에러(System error) 등이 있다. 데이터 갭 (Data gaps)은 데이터에 대한 정보가 거의 없는 경우를 말한다. 비대표데이터 (Unrepresentative data)은 데이터 샘플이 부족하여 대상 데이터의 모집단 특성을 반영하지 못할 경우에 발생한다. 이러한 경우 유사공정 데이터 또는 문헌 데이터 등을 통한 대표 데이터로 대처하여 사용될 수 있다. 그러나 사용된 대체 데이터가 시간, 지역 및 기술적 조건과 상이한 경우에 불확실성이 또한 발생한다.

2.1.2. 모델 불확실성 (Model Uncertainty)

LCA에서의 기본 모델은 다중모델(Multimedia modeling)이 아닌 선형모델을 토대로 한다. 따라서 복잡한 현실세계의 환경을 평가하는데 한계가 있다. 또한 데이터 통합으로 인해 시간적 공간적 특성이 소실되며 영향평가 단계에서 사용되는 특성화인자 또한 불확실성을 내포하고 있다 예로 부영양화 및 산성화 영향범주의 특성화인자(Characterization factor)는 단지 분자량, 잠재적인 물질 배출량(PO_4^{3-} or H^+) 및 기준물질을 통해 계산되며 fate 모델 및 주변 배경에 대한 고려가 없다.

2.1.3. 선택에 의한 불확실성 (Uncertainty due to choices)

LCA에서 선택상황은 종종 발생한다. 가령, 할당방법(다중산출, 다중투입 및 열린고리 재활용시스템), 기능단위, 시스템경계, 특성화방법, 가중치(Weighting)방법, 데이터 평균값 산정 및 기술수준과 관련한 선택상황이 LCA에서 종종 발생한다. 선택한 대상이 모두 정확한 것은 아니기 때문에 선택에 의한 불확실성은 항상 존재한다. 특히 환경영향평가에 가중치를 고려할 경우 선택에 의한 불확실성이 결과에 중요한 영향을 끼친다. 여러 가중치방법이 제안되었지만 어느 방법이 효과적인지에 대한 동의는 현재까지 없다.

선택에 의한 불확실성은 ISO와 같은 기준절차를 따르거나 전문가 검토를 수행하면 선택사항을 판단하는데 효과적이다. 여러 선택에 따른 영향은 시나리오 분석(Scenario analysis)도 하나의 방법으로 사용될 수 있다.

2.1.4. 시간 변이성 (Temporal variability)

시간의 장단기적인 범위에 따라 공정 및 환경관련 인자는 다양하게 변화한다. 예로 상대적으로 짧은 배출특성을 나타내는 산업 배출물의 경우는 이들 시간 변이성에 의한 영향이 크다. 그 이유는 LCA는 일반적으로 년간 환경배출량을 생산량으로 나누어 준 값을 사용하기 때문에 짧은 시간에 대한 변화를 목록분석과정에서는 고려해주지 못한다. 시간 변이성에 대한 또 다른 측면은 지구온난화, 오존층 고갈 및 광화학산화물생성의 특성화계수 결정시 영향범주

기준물질의 체류시간(Life time)에 따라 결과에 영향을 끼친다. 가령, 지구온난화의 기준물질인 CO_2의 경우, 체류시간(20년, 100년, 500년)따라 특성화계수는 다르다. 특성화계수의 불확실성은 특성화인자를 변화시키며서 도출된 결과의 형태를 비교하여 분석할 수 있다.

2.1.5. 공간 변이성 (Spatial variability)

LCA에서는 단위공정간의 통합으로 지역적인 차이에 따른 변이성은 고려되지 않는다. 여러 지역의 공정 데이터, 에너지 및 운송에 의한 환경 데이터는 평균 데이터로 계산되어 일반 공정으로 통합된다. 결과적으로 이런 경우에는 지역적으로 차별화된 요소를 고려하는 것이 불가능하다. 또한 영향평가 단계에서 산성화, 부영양화 및 광화학산화물생성의 특성화 인자를 계산할 때, 물리화학적 특성, 생태특성 및 배경농도와 같은 상세한 환경정보를 이용한다 하더라도 그 지역에 제한적으로 사용된다. 따라서 지역적 특성이 다른 국가에서는 그들 정보가 부족 할 수 있다. 지역에 따라 배경 농도 및 인구밀도는 다양하고 이에 따른 영향도 다양할 수 있기 때문에 실제 세계의 변이성을 적절히 설명하기 위해서는 세부 지역적인 구분이 필요하다(Heijungs et al.,1992 ; Guinee et al., 1996).

2.1.6. 배출원 및 객체 변이성 (Variability between objects/sources)

단위공정의 기술적 특성, 환경영향을 결정하는 대상물(예: 인간 신체특성, 독성 민감도 등) 및 영향의 가중치를 결정짓는 선호도에 따라 변이성이 발생한다. 목록분석 및 영향평가 단계에서 환경 배출원(source) 및 객체(Object)에 따른 다양성은 LCA결과에 영향을 준다. 예로 같은 제품을 생산하는 제조공정에서도 기술적 차이로 인해 투입물 및 환경 배출물은 다르며 전과정목록 결과에 다른 영향을 끼친다(Boustead,1993;Hanssen,1996). 영향평가단계에서는 인간의 신체적 특성(예: 몸무게), 제품 소비량 및 독성물질에 대한 민감도와 같은 다양성에 따라 환경영향은 다양하게 변화한다. 또한 가중치(Weighing factor) 산정 시 인간 선호도에 따라 영향범주의 선택이 다양하게 나타낸다. 예로

가중치 산정에 전문가 판단(Panel methods)을 고려할 때 개인 선호도 차이에 따라 환경지수 (Eco-indicator)는 다양하다.
위의 주요 불확실성 및 변이성 외에도 지식의 부족으로 인한 인식론적 불확실성(Epistemological uncertainty), 실수(Mistakes) 및 불확실성의 추정(Estimation of uncertainty)등에서도 불확실성이 존재한다.

지금까지 LCA에서 발생 가능한 불확실성 요인 및 형태를 LCA단계별로 요약한 내용을 다음 Table 2-1에 나타내었다.

Table 2- 1 LCA단계의 불확실성 및 변이성의 형태

	목적 및 범위	목록분석	영향범주선택	분류화	특성화	가중치
모수 불확실성		부정확한 측정			물질 체류시간의 부정확	부정확한 정규화 데이터
모델 불확실성		선형모델 가정	해당 영향범주를 알지못함	영향범주의 기여도가 알려지지 않음	특성화계수를 모름	가중치 기준이 불명확
선택에 의한 불확실성	기능단위	할당방법	알려진 영향범주 제외		하나의 영향범주에 여러 특성화방법이 사용	여러 가중치 방법의 사용
시간 변이성		매년 배출 목록의 차이			시간에 따른 온도변화	시간에 따른 사회적 선호도 차이
공간 변이성		배출목록의 지역적 차이			지역적 차이에 따른 환경민감도	지역적 차이에 따른 목표치
배출원 및 객체 변이성		동일제품을 생산하는 공정에서의 배출특성 차이			인간특성 차이	전문가판단을 사용할 때 개인 선호도의 차이

2.2. 불확실성 분석기법

LCA에서 나타나는 여러 불확실성 유형을 앞서 살펴보았다. 이들 불확실성의 요소를 파악하고 결과에 미치는 영향을 분석하는 일은 중요하다. 그러나 실제 모든 불확실성 요소를 분석하기란 거의 불가능하다. 특히, 변이성에 대한 불확실성은 접근에 한계가 있다. 모델의 불확실성 역시 아직까지 연구가 진행 중이다. 데이터 불확실성 및 선택에 의한 불확실성 분석은 비교적 접근방법이 많이 제안되었고 실제 사례에도 적용되고 있다. 따라서 이 연구에서는 데이터 및 선택에 의한 불확실성 분석기법을 중점적으로 설명하였다.

불확실성 분석은 데이터 변이성(Variability) 및 데이터의 불확실성이 결과에 끼치는 영향을 정량화 하고 규명하는 시스템적인 절차이다(ISO 14041). 따라서 연구목적, 데이터 수집, 계산, 검증, 데이터 품질평가 및 불확실성 분석에 이르기까지의 체계적인 절차가 필요하다. ISO 14040 Series 및 Weidema (1996)의 연구를 토대로 불확실성 분석절차를 다음 Figure 2-3에 나타내었다.

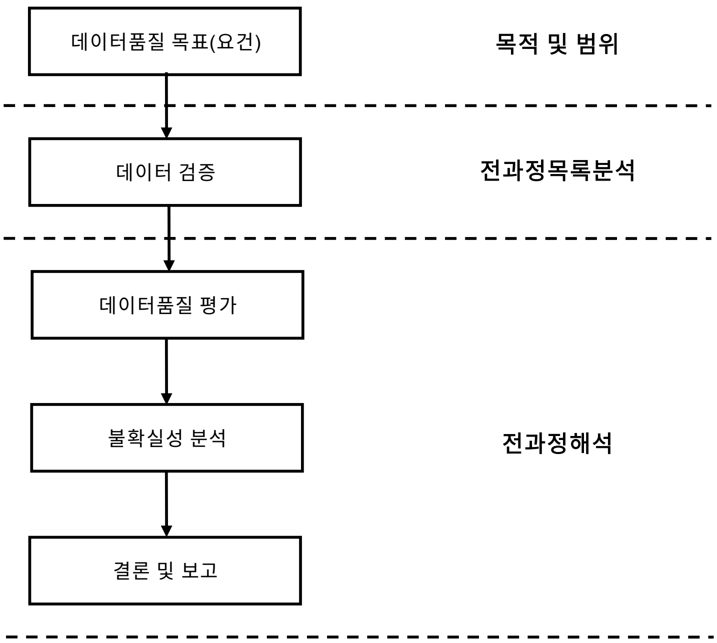


Figure 2- 3 불확실성 분석절차

데이터 품질평가(Data Quality Assessment) 는 데이터 품질요건에 대한 정의에서 출발한다. 데이터 품질요건에서 데이터 품질목표 및 수집전략을 세우고, 이후 데이터 검증, 데이터 품질평가에 대한 판단기준으로 사용한다. 데이터 수집 단계에서는 개별 데이터 또는 데이터군(원료물질, 에너지, 배출물 등)에 대한 수집 방법, 계산과정 및 검증절차를 기록한다. 데이터 품질평가 단계에서는 아들 데이터 특성에 대한 품질을 정성적, 준정량적 또는 정량적인 방법을 사용하여 평가하고 평가결과는 최종적으로 불확실성 분석에 활용된다. 불확실성 분석은 각 개별 데이터의 품질에 따른 불확실성 요소를 분석하여 전체결과에 미치는 영향을 분석한다. 결과 형태는 확률분포 및 확률변수(예: 평균 및 표준편차)로 나타낸다.

다음에 데이터 품질평가 및 불확실성 분석에 대한 접근 기법을 소개하였다.

2.2.1. 데이터 품질 평가(Data Quality Assessment)

데이터 품질평가는 주로 정성적인 접근 방법이 사용되고 있으며 보통 Matrix 또는 Check list의 형태가 주로 이용되고 있다. 적용이 쉽고 모든 데이터에 대한 불확실성 분석이 가능하나 정량적인 분석방법에 비해 신뢰성이 떨어진다. 데이터 간에 불확실성 관계를 알 수 없기 때문에 전체결과에 각 데이터가 어느 정도 영향을 주는지를 알 수 없는 단점이 있다.

데이터 품질평가 방법으로 데이터 품질지수(Data Quality Indicator ; DQI)가 많이 사용되고 있다. 데이터 품질지수는 각 평가 기준(예: 신뢰성, 완전성, 대표성)을 정성적으로 평가하고, 데이터 품질특성을 수치화하여 나타낸다. ISO 표준에서는 데이터 품질지수의 사용을 의무사항으로 규정하지는 않지만 여러 연구에서 데이터 품질평가와 관련하여 많이 사용되고 있다. 데이터 품질평가 기법을 적용 시 주의할 점은 각 평가기준은 더블 카운팅을 피하기 위해 서로 독립적으로 평가 하여야 한다. 예로 지역 상관성을 평가할 경우 시간 또는 기술 상관성에 대한 사항은 평가에 고려하지 않는다.

다음에 데이터 품질지수 중 Weidema et al(1996)가 제안한 Pedegree matrix방법과 이를 변형한 방법을 설명하였다.

1) Pedegree matrix 기법

Pedegree matrix 기법은 기준이 분명하고 적용하기 쉬우며 알아보기가 편하다는 장점이 있다. 데이터 품질평가 기준은 신뢰성(Reliability), 완전성(Completeness), 시간상관성 (Temporal correlation), 지역상관성(Geographical correlation), 기술상관성 (Further technological correlation) 이상 5가지로 구성되어 있다.

신뢰성은 데이터 출처, 획득방법 및 획득에 사용된 검증 절차를 평가한다. 완전성은 데이터의 통계적 특성과 관련한다. 얼마나 대표성 있는 샘플인지, 수집 데이터가 모집단의 특성을 잘 반영하고 있는지 그리고 데이터 수집기간이 적절한지를 평가한다. 시간상관성은 데이터 품질요건에서 정의한 대상년도와 수집데이터 사이의 시간적 관계를 평가한다. 지역상관성은 데이터 품질요건에서 정의된 대상지역과 수집된 데이터와의 관계를 평가한다. 기술상관성은 연구대상 기업, 공정 및 물질 데이터와 수집된 데이터와의 상관성을 평가한다. 다음 Table 2-2에 Pedegree matrix에 대한 데이터 품질지수 및 세부 평가항목을 나타내었다.

Table 2- 2 Pedegree matrix 데이터 품질평가 기준

		세부평가 기준
신뢰성	1	측정을 기초로 검증데이터
	2	가정을 기초로 부분적으로 검증된 데이터 또는 측정을 기초로 검증되지 않은 데이터
	3	가정을 기초로 부분적으로 검증되지 않은 데이터
	4	정성적인 추정(예: 전문가)
	5	비정성적인 추정
완전성	1	적절한 기간 및 충분한 현장의 대표 데이터
	2	적절한 기간 동안 적은 수의 현장에서의 대표 데이터
	3	짧은기간에서 적절한 수의 현장데이터의 대표 데이터
	4	적은수의 현장 및 짧은기간의 대표데이터 또는 적절한 수 및 기간에서의 불완전한 데이터
	5	쩗은기간 및 (또는)적은수의 현장데이터의 대표성을 알지 못하거나 불완전한 데이터
시간상관성	1	연구년도와 3년 이하 차이
	2	연구년도와 6년 이하 차이
	3	연구년도와 10년 이하 차이
	4	연구년도와 15년 이하 차이
	5	연구년도와 15년 이상 차이가 나거나 데이터 년수를 알지 못할 경우
지역상관성	1	연구대상 지역의 데이터
	2	연구대상 지역을 포함한 지역의 평균데이터
	3	유사한 생산조건을 가진 지역의 데이터
	4	약간 유사한 생산 조건을 가진 지역의 데이터
	5	매우다른 생산조건을 가진 지역의 데이터 또는 알려지지 않은 지역의 데이터
기술상관성	1	연구 대상의 기업, 공정 및 물질 데이터
	2	연구대상과 다른 기업의 공정 및 물질 데이터
	3	연구대상의 공정 및 물질 데이터 그러나 다른 기술 데이터
	4	공정 및 물질과 관련한 데이터 그러나 같은 기술
	5	공정 및 물질과 관련한 데이터 그러나 다른 기술

이들 5가지 데이터 품질지수 중 신뢰성과 완전성은 데이터의 특성과 관련이 있고, 모든 연구에 독립적으로 사용이 가능하다. 반면 시간, 지역 및 기술상관성은 데이터 특성 보다는 대상공정 및 기술을 대표하는 특성과 좀더 관련이 있다. 예로 상위공정을 문헌데이터(DB)를 사용했을 경우 시간, 지역 및 기술 상관성에 대한 평가대상은 개별 데이터가 아닌 공정전체로 한다.

이들 데이터 품질지수는 다시 1에서 5에 해당하는 세부 평가기준을 통해 점수로 나타낸다. 만약 투입 데이터가 계산 데이터일 경우 계산 데이터를 포함시키고, 계산에 부분적인 가정이 포함되어 있다면 2 또는 3으로 평가한다.

2) Pedigree matrix 응용기법

Rousseaux et al(2001)은 Pedigree matrix에 의한 방법을 토대로 데이터 품질지수의 또 다른 접근 방법을 제안하였다. 이 연구는 데이터 수집방법에 관하여 4가지 평가기준(Quality Indicator)을 토대로 하였다. 평가기준은 데이터 타당성(Justness), 완전성(Completeness), 대표성(Representative), 재현성(Representative)으로 구분되며 Table 2–3에 나타내었다.

Table 2- 3 Pedegree matrix를 응용한 데이터 품질지수 및 세부 평가항목

Level	Quality Indicator	Quality Component
Flow	타당성(Justness)	- 데이터의 통계적 대표성 - 데이터 나이 - 데이터 획득방법
Process	완전성(Completeness)	- 규명된 flow의 사용 - flow 의 통합 - 물질수지 균형
Process	대표성(Representative)	- 지역성 - 시간성 - 기술수준
System	재현성(Representative)	- 공정 포함/배제 규칙 - flow 포함/배제 규칙 - 기능단위 정의 규칙 - 할당 규칙

Table 2-3에서는 3가지 Level(물질, 공정 및 시스템)은 각 품질지수와 연결되어 있다. 가령, 타당성(Justness)과 관련한 평가에서는 플로우(flow)가 평가 대상이다. 반면에 지역적 대표성은 공정(Process)이 평가대상이다. 그 이유는 각 공정의 지역성이 동일할 경우 공정을 구성하는 데이터의 지역성 역시 동일하기 때문이다. 이들 4가지 품질지수에는 Pedegree matrix와 동일하게 1에서 5점까지의 각 점수에 해당하는 평가기준이 있고 Quality Component 별로 점수화된다.

2.2.2. 민감도 분석(Sensitivity Analysis)

민감도 분석은 선택된 방법과 데이터가 결과에 미치는 영향을 평가하기 위한 체계적인 분석절차이다(ISO 14041). 민감도 분석의 가장 주요한 목적은 도출된 결과에 가장 큰 영향을 주는 데이터 및 가정을 규명하는데 있다(IEA 2001). 데이터의 불확실성에 따른 변화를 임의로 정하거나 데이터의 불확실성의 범위를 알고 있다면 이를 적용 할 수 있다. 여러 형태의 민감도 분석을 아래 Table 2-4에 나타내었다.

Table 2- 4 민감도 분석의 종류

분석기법	특 징
Tornado diagrams	- 투입데이터에 같은 비율을 적용하여 산출값의 변화량을 설명 - 결과값은 막대그래프로 표시되고 민감도가 큰 순서대로 표현
One-way	- 투입 변수가 특정비율로 변경하는데 필요한 변화율을 결정 - 대상변수 외의 다른 독립변수는 일정하게 유지
시나리오 분석(Scenario analysis)	- 가정을 토대로 미래 상황을 기술 - 시스템경계, 할당방법, 기술, 시간, 공간, 특성화방법 및 가중치 방법 등에 이용 - 각각의 산출 결과에 대해 각 가정의 영향을 분석
Ratio sensitivity analysis	- 투입 데이터가 두 대안 사이에 순위를 바꾸는데 필요한 변화율 결정에 이용 - 대안 사이의 비율의 차이로 표현

민감도 분석은 사용이 쉬운 반면에 다음과 같은 단점이 있다.

- 대상 데이터의 불확실성 변화를 일정하게 변화시키기 때문에 불확실성이 큰 데이터가 분석대상에서 제외될 수 있다.
- 경우에 따라 다수의 분석 시나리오가 필요하다. 따라서 시간이 많이 소요된다.

2.2.3. 불확실성 분석(Uncertainty analysis)

Heijungs&Huijbregts(2004)은 불확실성 분석을 수행하는데 있어서 다음 3가지 측면으로 구분하였다.

- 데이터의 확률분포 결정(the input side) : 어디에 불확실성 요소가 있고, 얼마나 그것들이 큰가?
- 불확실성 분석 수행(the processing side) : 어떻게 투입 데이터의 불확실성을 산출결과로 옮길것인가?
- 결과해석(the out side) : 어떻게 산출결과를 가시화 하고 의사결정을 할 것인가?

2.2.3.1. 데이터 확률분포 결정

일반적으로 LCA에서 주로 사용되는 확률분포의 형태는 균등분포(Uniform distribution), 삼각분포(Triangular distribution), 정규분포(Normal distribution), 로그정규분포(Lognormal distribution)등이 있다(Heijungs, 2004). 다수의 측정 데이터를 이용 할 수 있다면 통계분석을 통해 정규분포 또는 로그정규분포를 결정할 수 있다. 데이터 정보가 거의 없는 경우 전문가 경험을 토대로 추정 데이터를 제시하는 방법, 다른 데이터와 유사성이 있는 확률분포로 대처하는 방법 및 준정량적 데이터 품질지수(semi-quantitative DQI)로부터 확률분포를 추정하는 방법(Weidema,1996) 등이 있다. 이들 추정된 데이터는 균등분포 또는 삼각분포에 적용할 수 있다.

1) 정규분포(Normal distribution)

정규분포는 평균과 표준편차에 의해 결정되며 다음 두 가지 특징이 있다.

- 정규분포의 모든 합은 그 자체로 정규분포이다.
- 관측치의 수가 증가함에 따라 합이나 평균은 정규분포로 수렴해 간다. 이를 중심극한정리(Central Limit Theorem)라고 한다.

중심극한정리는 다수의 무작위 독립 영향으로 야기되는 실제 자연 현상이 왜 정규분포를 따르는지를 설명해준다. 정규분포 전체 면적의 68%, 95% 및 99.7%는 평균(μ)에서 양방향으로 표준편차(σ)의 한배, 두 배 및 세배의 거리에 각각 해당된다. 이를 통해 정규분포의 신뢰구간을 산정한다.

2) 로그 정규분포(Lognormal distribution)

로그 정규분포는 데이터의 자연대수(Natural logarithm)가 정규분포를 따르는 확률분포로 평균 및 표준편차에 의해 결정된다. 평균은 일반적으로 기하평균 또는 대수평균(logarithm mean)을 사용한다. 로그정규분포는 일반 정규분포와 마찬가지로 실제 자연현상과 관련이 있다. 실제 자연현상은 일반적으로 배수적(multiplicative)으로 증가하거나 감소하며, 0 이하의 값을 나타내지 않는다. 로그 정규분포에서도 이러한 특성을 가지고 있다. 로그 정규분포의 형태는 큰 값을 향하여 긴 꼬리를 나타내는 비대칭 구조이다. 정규분포와 마찬가지로 신뢰구간은 표준편차(σ)와 관계가 있다. 그러나 로그 정규분포에서는 신뢰구간과 표준편차와의 관계는 배수관계이다. 68%, 95% 및 99.7%의 신뢰구간은 각각 ε[1] $/\sigma \sim \varepsilon\sigma$, $\varepsilon/\sigma^2 \sim \varepsilon\sigma^2$ 및 $\varepsilon/\sigma^3 \sim \varepsilon\sigma^3$ 이다. 일반적으로 변화계수[2] (coefficient of variability)가 30%이상이면 로그 정규분포를 사용한다(Crystall Ball manual, 2000).

---

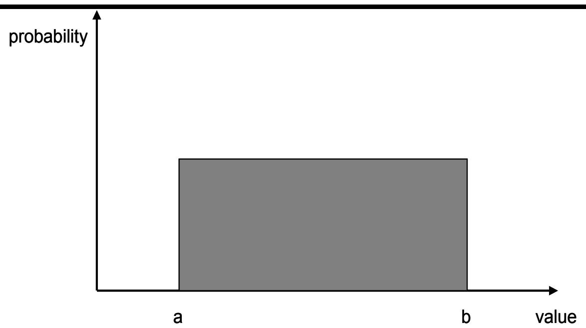
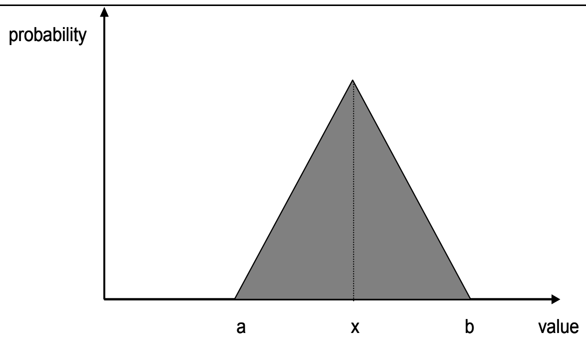
[1] ε 는 중간값을 의미한다.

[2] 변화계수(coefficient of variability)는 평균에 대한 표준편차의 비로 나타낸다.

3) 삼각분포(Triangular distribution) 및 균등분포(Uniform distribution)

삼각분포는 최대(b), 최소(a) 및 최빈값(x)이 서로 연결된 모양이 삼각형 구조를 형성한다. 여기서 최빈값(most likely value)은 가장 많은 빈도를 나타내는 값을 의미한다. 균등분포는 최소값 및 최대값 사이에 빈도수가 같은 분포를 의미한다. 아래 Figure 3-4에 삼각분포 및 균등분포의 형태를 나타냈다.

Figure 2- 4 삼각분포 및 균등분포의 형태

균등분포 (Uniform distribution)	 a : 하한값(lower limit value) b : 상한값(upper limit value)
삼각분포 (Triangular distribution)	 b : 최대값(maximum value) a : 최소값(minimum value) x : 최빈값(most likely value)

2.2.3.2. 불확실성 분석 수행

불확실성 분석기법은 크게 전통적 통계기법(Classical statistics), 확률론적 모델링 기법(Stochastic modeling) 및 비전통적 통계기법(Non-traditional methods)으로 구분할 수 있다.

1) 전통적 통계기법

Hoffman et al.(1995) 과 Heijungs(1996)이 발전시킨 방법으로 투입 데이터 각각에 수학적 변수(평균 및 표준편차)를 추정하여 이들 표준편차의 조합을 위한 계산을 통해 최종 결과에 평균 및 표준편차로 나타낸다. 2개 이상의 표준편차를 합산하는 방법은 일반 통계기법에 보편적으로 사용되고 있다 그러나 이 방법은 변수들 사이에 상관관계를 적용하기가 어렵고 수학적인 계산절차가 복잡하여 LCA에서의 사용은 제한적이다.

2) 확률론적 모델링 기법(Stochastic modeling)

확률론적 모델링 기법(Stochastic modeling)은 파라미터의 불확실성이 전체결과에 미치는 영향을 분석하는데 유용한 방법이다. LCA에서는 확률론적 모델링 기법으로 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation) 또는 라틴 하이퍼큐브 시뮬레이션(Latin Hypercube Simulation)이 사용되어 왔다.

몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation)은 정의한 투입 데이터의 확률분포에 따른 난수 생성을 기반으로 컴퓨터를 이용하여 누적결과에 확률적 모형을 제공하는 통계적 분석기법이다. 최근 소프트웨어의 발달로 실용화 되고 있다. 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하기 위해서는 먼저 투입 데이터의 확률분포를 결정해야 한다. 이들 각 투입데이터는 확률분포 범위내에서 난수를 랜덤하게 생성한다. 생성된 값은 LCA 결과에 반영된다. 이들 과정을 반복 수행하여 데이터 불확실성이 반영된 누적결과의 확률분포가 결정된다. 다른 기법(예: Analytic methods)과 비교하여 몬테카를로 시뮬레이션의 장점은 사용이 간단하고 모든 종류의 분포를 적용할 수 있다. 또한 데이터 사이의 상관관계가 있다고 추정되면 기술적으로 시뮬레이션에 이들의 상관관계를 고려할 수 있다

라틴하이퍼큐브 시뮬레이션(Latin hypercube simulation)기법은 몬테카를로 시뮬레이션 방법과 유사하나 일반적으로 몬테카를로 시뮬레이션 보다 좀더 정확하다. 몬테카를로 시뮬레이션은 생성된 난수값이 다음에 생성된 난수에 어떤 영향도 끼치지 않는다. 반면에 라틴하이퍼큐브 시뮬레이션은 데이터의 확률분포를 일정한 구간으로 나누어 각 구간별로 난수를 생성한다. 이는 난수를 고르고 일정하게 생성할 수 있는 효과가 있다. 따라서 라틴하이퍼큐브 시뮬레이션을 수행할 시 시행횟수를 몬테카를로 시뮬레이션보다 적게 할 수 있다.

3) 비전통적 통계기법(Non-traditional methods)

비전통적 통계기법은 LCA 분야에서는 많이 사용되지 않는다. 비전통적 통계기법 중 Beccali et al(1997)와 Ros(1998)가 제안한 퍼지로직 방법(fuzzy logic method)과 Petersen(1997)이 제안한 베이시안 통계기법(Bayesian methods)이 그 중 가장 많이 알려져 있다.

2.2.3.3. 결과해석

정량적인 불확실성 분석결과는 확률변수로 나타낸다. 다음에 주요 통계변수에 대해 설명하였다.

1) 평균 및 표준편차

도출된 결과의 중심을 요약해주는 대표값으로 평균값이 주로 사용된다. 그러나 평균값 자체만으로는 결과를 완전히 설명하지 못한다. 같은 평균값을 갖는 데이터의 조합이라도 그 들은 각각 다른 분포를 가지고 있다. 표준편차는 데이터들이 평균값으로 얼마나 떨어져 있는지를 알려준다. 만약 이들 분포가 정규분포를 따르고 있다면 데이터의 약 68%가 평균에서 표준편차만큼 떨어진 영역(평균±표준편차)내에 존재한다. 그리고 약 95%가 평균에서 두배의 표준편차에서 떨어진 영역(평균 ± 2x 표준편차)내에 존재한다.

평균 및 표준편차 산정 시 주의 할 점은 대상데이터의 분포는 독립관계이어야 한다. 독립관계는 각 데이터간에 어떤 상관성도 존재하지 않아야 한다. 만약 데이터가 시간 또는 다른 변수와의 상관성이 존재하면 평균값은 왜곡되어 나타날 수 있다. 이 경우에는 시계열 분석(time-series analysis) 또는 회귀분석(regression analysis) 등과 같은 독립변수와 종속변수간에 상관성을 고려하여야 한다.

2) 변이계수 (Coefficient of variability; CV)

변이계수는 예측결과가 평균값을 기준으로 어느정도 변화하는지를 설명한다. 변이계수는 여러가정 또는 투입 데이터의 확률변수를 변경시켰을 경우 도출되는 결과를 비교할 때 유용하게 사용된다. 변이계수는 일반적으로 0과 1사이에 존재하며 1보다 큰 경우에는 예측결과의 표준편차가 높다는 것을 의미한다. 변이계수는 다음 식 3-1에 의해 계산된다.

$$Coefficient\ of\ \mathrm{var}iabilty = \frac{S}{m} \qquad \text{(식 2-1)}$$
$$S = \text{표준편차},\ m = \text{평균}$$

3) 평균의 표준오차 (standard error of mean)

모집단(Population)은 관심의 대상이 되는 전체를 의미한다. 그러나 실제 모든 시간적 경제적 제약으로 인해 일일이 전체를 조사하지 못한다. 따라서 조사된 일부만을 조사하여 전체의 특성에 대해 추축하는데 이때 조사된 일부를 표본(Sample)이라 부른다. 앞서 설명한 표준편차는 모집단에서 하나의 데이터를 추출할 때 이 데이터 값이 모평균으로부터 전반적으로 얼마나 떨어져 있는가를 나타내는 지표이다. 반면에 표준오차(Mean standard error)는 표본의 평균이 모평균으로부터 떨어진 정도를 나타내는 지표이다. 표준오차는 다음 식 3-2에 의해 계산된다.

$$S_y = \frac{S}{\sqrt{n}} \qquad \text{(식 2-2)}$$
$$S_y = \text{standard mean error},\ n = \text{number of sample}$$

평균의 표준오차는 결과의 정확성을 판단하는 기준으로 사용되고 또한 얼마나 많은 시행(N)이 필요한지에 대한 정보를 제공해 준다.

4) 상관계수 (Correlation coefficient)

상관계수는 두 변수간에 존재하는 선형관계의 방향과 강도를 분석하는데 사용된다. 두 변수 사이에 강한 관계가 존재할 때 어느 한 변수의 값을 알면 다른 변수를 예측하는데 큰 도움이 된다. 상관계수는 항상 -1과 +1사이에

존재한다. 두 변수간에 양의 상관관계가 존재하면 한 변수가 증가하면 다른 변수도 증가한다. 상관계수 0.80이라는 것은 모든 데이터의 80%가 직선주위에 밀집해 있다는 것을 의미하지 않는다. 또 상관계수가 0.4일 때보다 두 배의 선형성을 가진다는 것을 의미하지 않는다.

III. 불확실성 분석절차 및 기법

3장에서는 Maurice et al.(2000)이 제안한 불확실성 분석 절차를 토대로 전과정평가 각 단계별 수행방법을 제안하였다. 제안된 분석방법은 데이터 불확실성 분석만을 다루었고 변이성 및 모델의 불확실성은 연구에서 제외하였다.

3.1. 불확실성 분석 절차 개요

Maurice et al.(2000)이 제안한 불확실성 분석절차는 아래 Figure 3-1과 같다.

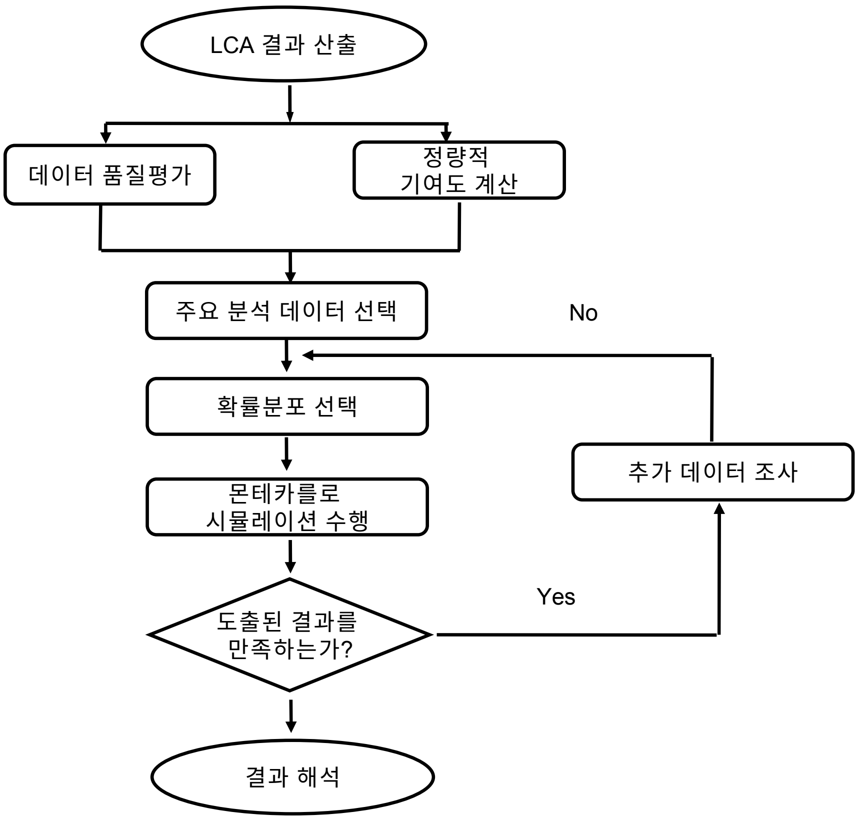


Figure 3- 1 불확실성 분석절차(Maurice et al, 2000)

분석절차는 크게 불확실성 요소가 큰 데이터를 선택하는 단계와 몬테카를로 시뮬레이션(Monte carlo simulation)을 이용하여 불확실성 분석을 수행하는 단계로 구분되며, 다음 5단계의 절차를 따른다.

1) 전과정목록분석 및 영향평가 결과 도출
2) 데이터 품질평가 및 기여도 계산을 통해 불확실성 분석대상 데이터 선택
3) 선택한 데이터의 확률분포(Probability distribution) 결정
4) 몬테카를로 시뮬레이션을 이용하여 불확실성 분석 수행
5) 결과 해석

분석절차에서 주요 데이터 선택 및 확률분포 결정 단계가 가장 중요하다. 만약 불확실성 요소가 큰 데이터가 불확실성 분석대상에 포함되어 있지 않거나 확률분포를 부적절하게 결정하면 왜곡된 결과를 도출할 수 있다. 따라서 이 단계는 신중을 기해야 한다.

분석결과는 연구목적에 부합되어야 한다. 만약 불확실성이 상당히 커서 연구목적에 맞지 않으면 데이터 추가 조사를 통해 확률분포를 재조정해야 한다.

각 단계에 대한 절차를 아래에 설명하였다.

3.2. 전과정목록분석 작성

전과정목록분석은 Hejungs(1994, 1996)이 제안한 행렬식을 사용한다. 전과정목록 파라미터 g는 다음 식 3-1에 따라 계산된다.

$$g = B \times A^{-1} \times f \qquad (3\text{-}1)$$

g : 전과정목록 파라미터(Inventory vector)
B : 자연계 행렬(Environmental Intervention matrix)
A : 기술계 행렬(technology matrix)
f : 최종 수요량(final demand vector)

현장수집 데이터는 크게 자연계(Element flow) 및 기술계(Technical coefficient)로 구분하고 행렬로 표현한다. 자연계 행렬(B ; Environmental Intervention matrix)은 기술계에서 자연계로 배출되는 환경배출물(예: CO_2, CH_4, NOx 등) 및 자연계에서 기술계로 투입되는 무생물자원(예: Coal, Iron ore, Crude oil 등)으로 구성된 행렬을 의미한다. 기술계 행렬(A: technology matrix)은 시스템경계내의 단위공정에서 투입 및 생산되는 원자재, 부자재, 에너지, 부산물 및 중간제품 등으로 구성된 행렬을 의미한다. 기술계 행렬은 식 3-1에서와 같이 역행렬로 전환하여 계산된다. 최종 수요량(f: final demand vector)은 기능단위를 통해 표현된 최종 산출물의 총량을 의미하며 기준흐름(Reference flow)과 그 의미가 유사하다. 이들 세 가지 행렬 및 백터는 식 3-1을 통해 전과정목록 파라미터(g ; Inventory vector)가 산출된다. 다음 Figure 3-2에 행렬표의 형태를 나타내었다.

		Process			Product system
		Fuel Production	Electricity Production	Heat Production	
flow	Fuel	기술계 행렬(technology matrix)			final demand vector
	electricity				
	heat				
	Coal	환경부하행렬(Environmental Intervention matrix)			
	CO^2				
	CH_4				
	NOx				

Figure 3- 2 전과정목록분석을 위한 행렬표 작성예

행렬표 작성시 시스템경계로 투입되는 flow의 부호는 마이너스(-)로 나타내며, 산출되는 flow는 플러스(+)로 나타낸다. 예로 전력생산 공정에서 전력은 생산되므로 (+)로 나타내며, 단위공정의 소비 전력량은 투입이므로 (-)부호로 나타낸다.
행렬 계산식은 목록분석 작성에 적용된 여러 방법 가령, 할당, cut-off, 기능단위 및 데이터 변경 등에 따른 전체공정의 변화를 쉽게 분석할 수 있다. 또한 몬테카를로 시뮬레이션 분석에 용이하다.

3.3. 주요 데이터 선택

모든 데이터를 대상으로 불확실성 분석을 수행하는 일은 많은 시간 및 노력이 소요되기 때문에 좀더 효과적인 방법이 필요하다. 데이터를 선택하기 위한 방법으로 수집 데이터의 기여도 및 데이터 품질평가를 활용한다. 기여도 계산이 어려울 경우 각 데이터의 민감도를 기여도 대신 사용할 수 있다.

3.3.1. 기여도 분석

기술계 및 자연계 데이터에 따라 기여도 산정방법은 다르다. 기술계 데이터는 자연계 데이터보다 일반적으로 결과에 미치는 영향이 크다. 기술계 데이터는 상위 또는 하위공정과 연결되어 있어 불확실성으로 인한 데이터 변화는 상위 또는 하위공정 전체에 영향을 미칠 수 있기 때문이다. 따라서 데이터의 기여도 산정 시 이들 특성을 반영하여야 한다. 자연계 데이터는 데이터 자체의 기여도만을 고려하고 공정기술 데이터는 상 하위에 연결된 공정의 기여도로 계산한다. 예로 기술계 데이터인 염산사용량에 대한 기여도는 상위 공정인 염산 생산공정의 기여도로 계산한다.

기술계 데이터의 기여도 계산은 때로는 복잡하다. 대안으로 대상 데이터의 민감도를 기여도에 대처하여 사용할 수 있다. 민감도 계산은 모든 데이터의 불확실성 범위를 동일하게 설정하기 때문에 불확실성이 큰 데이터가

분석대상에서 제외될 가능성이 있다. 그러나 이 경우에는 다음에 수행할 데이터 품질평가를 통해 데이터의 불확실성이 추가로 평가되기 때문에 문제가 되지 않는다.

기여도 산정은 연구의 목적 및 범위에 따라 다양하게 산정할 수 있다. 만약 LCA의 연구목적이 시스템경계내 특정물질 또는 에너지 사용을 비교하는 것이라면 전과정목록분석 결과를 기준으로 기여도를 산정한다. 만약 연구목적이 환경영향평가를 목적으로 key issue를 규명하는데 있다면 기여도는 환경영향평가지수(예: Eco-indicator) 또는 환경영향범주(예: 지구온난화)를 기준으로 산정한다.

3.3.2. 정성적 데이터 품질평가

수집 데이터의 품질평가는 Pedigree matrix 기법을 사용한다. Pedigree matrix 지수에 따라 각 데이터를 정성적으로 평가하며 반정량적인(Semi-quantities) 수치로 나타낸다.

Pedegree matrix를 적용하기 위해선 데이터 수집 시 현장 데이터(Site-specific data)의 수집방법, 계산 및 검증에 관한 사항이 모두 기록되어야 한다. 또한 문헌데이터(예: DB)의 자료 수집출처, 수행 년도, 시스템경계, 대상지역, 대상기술 및 공정에 관한 사항이 기록되어야 한다. 만약 문헌데이터(DB)에 불확실성 또는 데이터 품질과 관련한 사항이 있으면 평가에 함께 반영되어야 한다. 다음 Figure 3-3에 현장 및 문헌데이터 분류의 형태를 나타내었다.

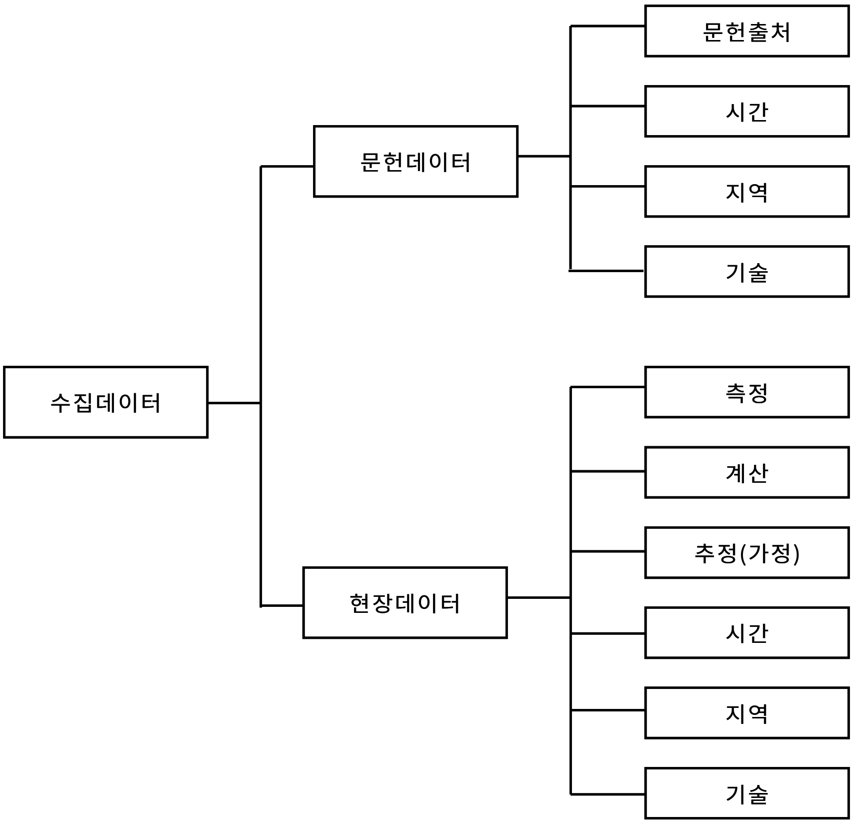


Figure 3- 3 수집 데이터 분류 형태

데이터 수집, 계산 및 검증에 대한 기록을 토대로 데이터 품질에 따라 1에서 5까지 점수를 부여하고 최종 합산한다. Weidema et al(1996)는 평가지수를 합산하지 않도록 제안하였다. 그러나 이들 평가지수는 중요 데이터 선택을 위한 판단기준으로 사용되며 확률분포를 산정하는데 직접 사용되지 않는다. 따라서 각 평가기준의 합산은 타당하다(Maurice et.al, 2000).

3.3.3. 주요 데이터 선택

상기 방법에 의해 도출된 데이터의 기여도 및 데이터 품질지수(DQI) 결과는 아래 Figure 3-4과 같이 Plot된다.

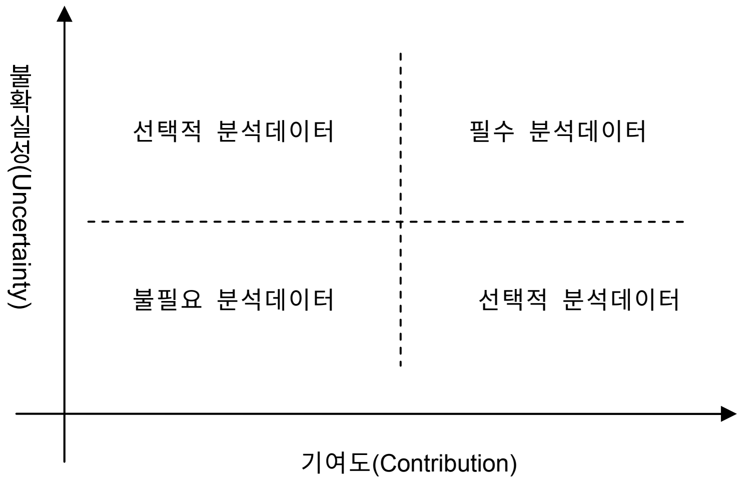


Figure 3- 4 기여도 및 불확실성에 따른 주요 데이터 선택(Heijungs, 1996)

Figure 3-4에서 기여도 및 불확실성에 따라 4개의 구역으로 구분하였다. 1사분면에 Plot된 데이터는 잠재적인 불확실성 요소가 크기 때문에 몬테카를로 시뮬레이션 분석에 반드시 포함시켜야 할 데이터이다. 2사분면 및 4사분면에 Plot된 데이터는 연구의 목적에 따라 선택적이다. 3사분면에 Plot된 데이터는 불확실성 요소 및 기여도가 작기 때문에 분석대상에서 제외 시킬 수 있다.

선택과정에서 제외된 데이터는 Finnveden&Linfords(1998)이 제안한 경험치(Rule of thumb)를 적용하여 이들이 전체 결과에 어느 정도 영향을 끼치는 지를 분석해야 한다. 만약 전체 결과에 상대적으로 큰 영향을 끼치는 데이터가 발견되면 위에서 선택한 주요 데이터에 포함시켜야 한다.

3.4. 선택 데이터의 확률분포 결정

선택된 데이터는 몬테카를로 시뮬레이션 수행을 위해 확률분포를 결정해야 한다. 적절한 확률분포의 결정을 위해 데이터 품질정보를 활용할 수 있다. 데이터 특성에 따라 균일분포(Uniform distribution), 삼각분포(Triangular distribution), 정규분포(Normal distribution) 및 로그정규분포(Lognormal distribution)가 주로 사용된다. 경우에 따라 데이터의 상관성(Correlation)도 고려한다. 만약 데이터에 대한 정보가 부족하여 확률분포의 결정이 어려울 경우 Weidema et al(1996)이 제안한 전문가 판단을 통하거나 Finnveden&Linfords (1998)이 제안한 경험치(Rule of thumb)를 적용하여 확률분포를 결정할 수 있다. 데이터의 확률분포 결정방법을 설명하기 위해 측정 데이터 및 정보가 거의 없는 데이터로 구분하였고 다음에 이들 데이터 특성에 따른 확률분포 결정방법을 소개하였다.

3.4.1. 측정데이터

이 부분에 해당하는 데이터는 Figure 3-4에서 주로 3, 4 사분면에 위치한다. 경우에 따라 다르나 모집단(Population)을 대표하기 위한 샘플의 개수는 30개 이상이어야 한다(Vose ,1996). 일반적으로 에너지 소비, 발전소나 화학플랜트에서 배출하는 배출가스(예: SO_2, NOx, CO, 먼지) 데이터는 비교적 데이터 관리가 잘되어 있어 시간, 월 또는 년평균에 의한 정보를 쉽게 이용할 수 있다. 이러한 종류의 데이터는 확률분포(정규분포 또는 로그정규분포) 및 확률변수를 결정하기가 수월하다.

만약 두 데이터간에 충분한 데이터가 존재하면서 상관관계가 존재하면 이들의 상관성을 고려해야 한다. 이를 무시할 경우 불확실성 분석이 과대평가가 될 수도 있다.

그러나 실제 LCA에서는 모집단을 대표할 만한 충분한 수의 데이터를 수집하기가 어렵다. 이 경우에는 확률분포 결정을 위한 다른 접근기법을 적용해야 한다.

3.4.2. 정보가 거의 없는 데이터

이 부분에 해당하는 데이터는 주로 Figure 3-4에서 주로 1, 2 사분면에 해당된다. 확률분포 결정을 위한 다음의 5가지 방법이 Maurice et al(2000)에 의해 제안되었다.

1) 문헌데이터 비교

여러 문헌데이터(예: DB)를 통해 필요한 정보를 얻을 수 있다. 문헌데이터를 이용 할 경우 적절한 자료를 선택하는 것이 가장 중요하다. 따라서 문헌데이터의 출처, 데이터 수집년도, 대상지역 및 대상공정 등을 함께 고려하여 선택하여야 한다. 여러 문헌데이터의 비교를 통해 불확실성 구간을 결정하여 균일분포(Uniform distribution) 또는 삼각분포(Triangular distribution)에 적용한다.

2) 투입 데이터 분석

몇 가지 배출가스의 경우 투입 물질의 구성성분을 통해 불확실성의 확률분포를 추정할 수 있다. 만약 공정에서 배출되는 이산화황(SO_2)이 연료에 포함된 황 함량에 비례한다고 가정하면 이산화황(SO_2)은 연료에 포함된 황(S)함량의 확률분포를 통하여 추정할 수 있다. 탄소함량의 성분비를 통해 CO_2를 계산할 경우에도 탄소함량의 확률분포를 CO_2 배출에 적용할 수 있다.

3) 유사공정을 통한 신뢰구간(Confidence interval)의 사용

유사공정을 통해 확률분포를 추정할 수 있다. 예로, CPU에서 금을 추출하는 공정 중 전력사용량에 대한 정보가 없을 때 다른 유사공정 정보를 사용할 수 있다. 예로 유사공정에서 수집한 데이터의 상한값(Upper lomit) 및 하한값(Lower limit)의 비가 4일 경우 추정되는 전력사용량에 하한값으로 4를 나누고 상한값으로 4를 곱하여 균등분포 또는 삼각분포에 적용할 수 있다.

4) 데이터 품질 지수(DQI)를 확률분포로 전환

Weidema et al(1996)과 Meier(1997)은 각 데이터 품질 지수(DQI)를 확률분포로 전환시키는 방법을 제안하였다. 이 방법은 확률분포 결정에 소요되는 시간을

절약할 수 있는 장점이 있다. 유사한 방법으로 전문가 판단을 통해 확률분포를 결정한 방법도 있다. (박지형&서광규, 2003)

5) 경험에 의한 방법(Rule of thumb)

어떤 정보도 이용할 수 없는 경우 경험치(rule of thumb)를 사용하여 확률분포를 결정할 수 있다. Finnveden&Linfords(1998)은 전과정목록분석 데이터베이스를 조사하여 각 flow의 형태에 따라 상한값(Upper limit) 및 하한값(Lower limit)을 제안하였다. 각 물질 및 에너지(flow)는 환경계, 기술계 및 전과정목록 파라미터 등으로 구분된다. 아래 Table 3–1에 그 예를 나타내었다.

Table 3- 1 경험치(Rule of thumb)에 의한 하한값 및 상한값 산정

	하한값 (Lower limit)	상한값 (Upper limit)
기술공정 데이터 및 자원		
- 중요하면서 비대체자원 및 관련 기술계 데이터 (예: 원유, 석탄, 전력, 디젤 등)	x/2	x * 1.5
- 중요하지 않고 대체가능자원 및 관련 기술계 데이터 (예; 석회석, 시멘트, 염산 등)	x/10	x * 10
배출물		
- CO_2, SO_2 (투입데이터를 통해 계산된)	x/2	x * 1.5
- 기타 에너지 관련 대기 배출물	x/10	x * 10
- 기타 공정의 대기 배출물	x/10	x * 10
- 수계 배출물	x/100	x * 100
- 토양 배출물	x/100	x * 100
- 폐기물	x/10	x * 10

대상 데이터의 대략적인 추정값(x)에 Table 3-1에서 나타낸 상한값과 하한값을 이용하여 균일분포 또는 삼각분포에 적용한다. 주의할 점은 도출된 구간 내의 평균값은 처음 추정값(x)과 비교하여 증가한다. 처음 평균값(μ)을 대신하여 새로운 평균값이 사용되어야 한다.

3.5. 몬테카를로 시뮬레이션 수행 및 분석

데이터에 확률분포가 결정되면 몬테카를로 시뮬레이션을 수행한다. 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하는 동안 누적결과의 확률분포, 평균, 표준편차, 변이계수(Coefficient of variability), 표준오차(Standard error of mean) 및 신뢰구간 등의 확률변수가 결정된다. 도출된 확률분포 및 확률변수가 연구목적에 부합하면 영향평가 결과에 가장 큰 영향을 주는 데이터를 규명하고 불확실성 요인을 투명하게 공개한다. 만약 불확실성 분석결과 그 불확실성이 커 연구목적과 상치된다면 추가 데이터 조사를 통하여 불확실성 요인을 줄이거나 연구목적을 재설정 한다.

IV. 사례연구

4장 사례연구에서는 3장에서 제안한 불확실성 분석절차 및 기법을 토대로 폐컴퓨터의 금(Gold) 회수공정에 적용하였고 도출된 결과를 분석하였다. 데이터 불확실성을 중심으로 기능단위 선택에 의한 불확실성을 추가로 고려하였다.

4.1. 연구목적

전과정평가를 통하여 폐컴퓨터 재활용 공정 중 금(Gold) 회수공정의 환경성 및 주요이슈(key issue)를 규명한다.

4.2. 제품시스템 개요

가정, 기업 및 관공서에서 배출된 폐컴퓨터는 다양한 수집경로를 거쳐 재활용업체에서 1차로 분리 및 해체된다. 분리된 폐CPU는 다시 습식정련공정을 거쳐 최종적으로 금이 회수된다. 기능단위는 금 1 kg이고, 시스템경계는 폐컴퓨터의 분리 및 해체공정과 습식정련공정을 포함한다. 아래 Figure 4–1에 연구대상의 공정도를 나타내었다.

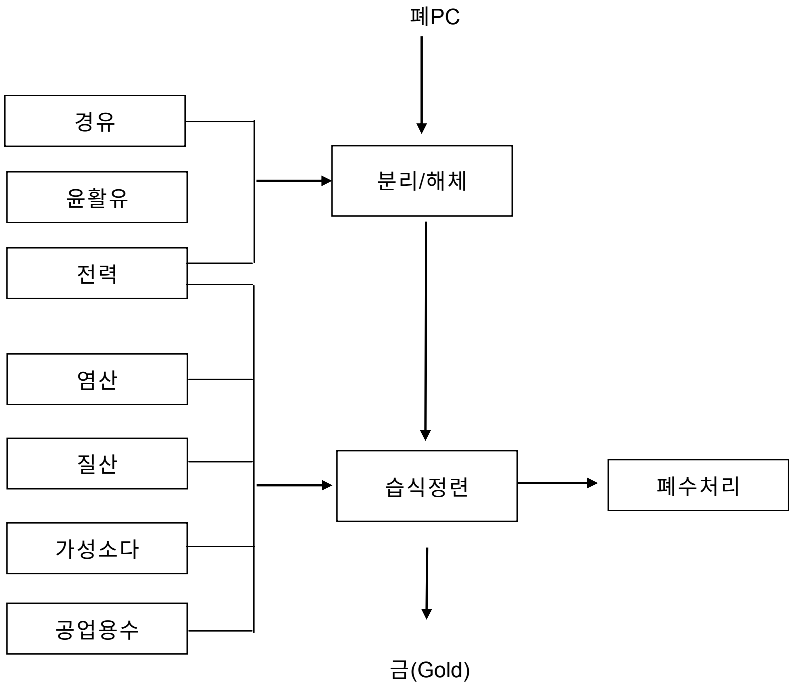


Figure 4- 1 폐CPU의 금(gold) 회수 공정도

원자재는 폐PC이고 에너지로 전력, 경유 및 윤활유가 사용된다. 부자재로 염산, 질산, 가성소다 및 공업용수가 습식정련 공정에서 사용된다. 습식정련공정에서 발생하는 폐산 및 폐수는 위탁처리 한다.

4.3. 데이터 품질 요건

데이터 품질요건을 아래 Table 4-1에 나타내었다.

Table 4- 1 데이터 품질요건

구 분	데이터 품질 요건
시간적 경계	2003년을 기준으로 1년 평균 데이터
지역적 경계	국내
기술적 경계	현재 수준의 기술에서 수집한 현장 데이터
정밀성(Precision)	측정 데이터를 토대로 필요 시 계산 및 추정 데이터 사용
일관성(Consistency)	방법 및 기준은 ISO 표준을 따름
대표성(Representativeness)	데이터의 대표성이 부족할 경우 worst case 추정
불확실성 분석	정량적인 불확실성 분석 수행

4.4. 데이터 수집 및 검증

4.4.1. 데이터 수집

데이터 수집은 크게 현장 데이터와 문헌 데이터(DB)로 분류하였다. 또한 데이터 품질평가를 위해 수집데이터의 출처 및 특성과 관련한 사항을 기록하였다. 다음 Table 4-2에 데이터 수집에 관한 주요사항을 나타내었다.

Table 4- 2 데이터 수집관련 정보

구 분		데이터 출처				데이터 대표성		
		측정	계산	추정	문헌(DB)	시간	지역	기술
상위 공정	염산(35%)	-	-	-	국내 환경부	1999	국내	염산생산
	질산(78%)	-	-	-	국내 환경부	1999	국내	질산생산
	가성소다	-	-	-	국내 환경부	1999	국내	가성소다생산
	공업용수	-	-	-	국내 환경부	1998	국내	공업용수생산
	전력	-	-	-	국내 산자부	1998	국내	전력생산
	경유				국내 환경부	1998	국내	경유생산
습식 공정	폐PC	O		O	-	2003	국내	-
	폐CPU	O		O	-	2003	국내	-
	에너지		O	O	-	2003	국내	-
	염산	O		O	-	2003	국내	-
	질산	O		O	-	2003	국내	-
	가성소다	O		O	-	2003	국내	-
	금(Gold)	O			-	2003	국내	-
	공업용수	O		O	-	2003	국내	-
	폐산/폐수		O	O	-	2003	국내	-
하위 공정	폐산/폐수	-	-	-	다른기업 폐수처리공정	2002	국내	유사공정

데이터 출처와 관련해서는 측정, 계산, 추정 및 문헌데이터로 분류하여 기록하였다. 중복된 표기는 각 항목을 모두 고려했다는 것을 의미한다. 가령, 전력사용량의 경우 기본적으로 계산을 통해 수집되었다. 그러나 계산과정에서 조업일수를 가정하여 계산되었기 때문에 이 경우는 중복 고려대상으로 계산 및 추정부분에 모두 표기를 하였다. 데이터 대표성에서는 시간, 지역, 기술 부문으로 나누어 문헌데이터의 경우 공정전체를 대상으로 하였고, 현장데이터의 경우는 데이터 각각을 대상으로 하였다.

4.4.2. 데이터 검증

데이터 검증 방법에는 물질수지, 에너지수지 및 배출계수의 비교 등이 있다. 이 연구에서는 물질수지만을 수행하였다. 에너지수지 및 배출계수 비교는 이 연구에 해당되지 않았다. 물질수지 평가 기준은 90%이상으로 설정하였다. 즉, 투입 및 산출물의 비율이 90%이상이면 물질수지 조건을 만족한다고 판단하였다. 만약 90%이하로 계산되면 기준에 부합되는 추가 조치를 수행하였다.

물질수지 검증결과 산출/투입물의 비율이 72.3%로 계산되었다. 투입 및 산출물 데이터를 살펴보면 폐산/폐수 발생량 데이터의 품질이 가장 낮다. 따라서 폐산 및 폐수 배출량을 물질수지가 100% 만족할 수 있는 범위까지 증가시켰다. 그리고 이 물질수지를 토대로한 폐산/폐수 측정값은 불확실성 분석에서 고려되었다.

4.5. 전과정평가(LCA) 결과

전과정평가 결과를 아래 Figure 4-2에 나타내었다.

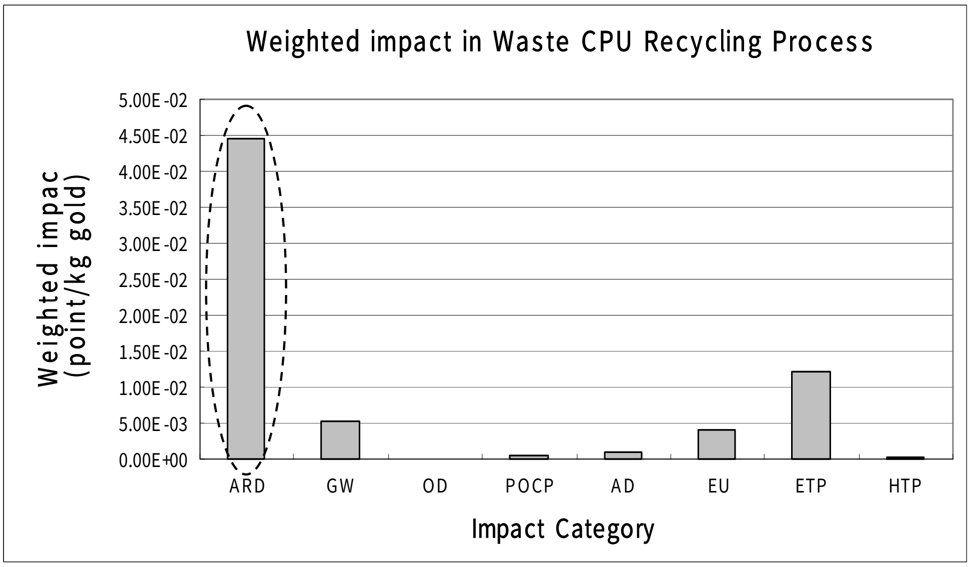


Figure 4- 2 가중치가 고려된 전과정평가 결과

Figure 4-2은 가중치가 고려된 전과정평가 결과이다. 무생물자원고갈(ARD)이 8개 영향범주 중 가장 높은 영향을 나타내었다. 따라서 이후 수행할 불확실성 분석은 무생물자원고갈만을 대상으로 분석하였다.

4.6. 몬테카를로 시뮬레이션을 이용한 불확실성 분석 수행

4.6.1. 주요 데이터 선택

불확실성 요소가 큰 주요 데이터를 선택하는 방법으로 데이터의 기여도 및 데이터 품질평가를 이용하였다.

1) 기여도 산정

각 현장 수집데이터의 기여도를 아래 Table 4-3에 나타내었다. 수집데이터 중 기술계 데이터의 기여도는 상위 또는 하위 공정을 고려하여 계산하였다.

Table 4- 3 수집데이터 기여도 계산결과

	수집 데이터	기여도 (%)	누적율(%)
1	염산(35%)	50.16	50.16
2	질산(78%)	39.63	89.79
3	가성소다(50%)	6.48	96.27
4	전력 (습식공정)	2.72	98.99
5	폐산/폐수	0.90	99.89
6	경유	0.09	99.98
7	공업용수	0.01	99.99

Table 4-3에 나타낸 수집 데이터의 기여도는 상위 99.99%만을 포함시켰다. 현장 수집 데이터 중 무생물자원고갈과 관련한 자연계 데이터(무생물자원)는 대상에 없다. 따라서 이 연구에서는 기술공정 데이터에 의한 불확실성만을 고려하였다. 기여도 계산 결과 염산 및 질산이 차지하는 기여도가 전체에서 약 90%를 차지하고 있다.

2) 정성적 데이터 불확실성 평가

수집 데이터의 불확실성 분석은 데이터 품질평가 기법인 Pedigree matrix를 사용하였다. Pedegree matrix의 평가 시 Table 4-2 데이터 수집관련 정보를 참고하였다. 기술계 데이터는 상위 또는 하위 공정을 함께 고려하여 점수를 부여하였다. 예로 염산(35%)의 경우 신뢰성 및 완전성 지수에는 염산 소비량 데이터 특성만을 고려하였다. 반면 시간, 지역 및 기술 상관성은 염산 소비량 데이터 뿐만 아니라 상위공정인 염산생산공정(문헌데이터)을 함께 고려하였다.

아래 Table 4-4에 데이터 품질평가 결과를 나타내었다.

Table 4- 4 Pedegree matrix를 이용한 데이터 품질 평가결과

Indicator score	신뢰성	완전성	시간 상관성	지역 상관성	기술 상관성	합
염산(35%)	3	1	2	2	2	10
질산(78%)	3	1	2	2	2	10
가성소다(50%)	3	1	2	2	2	10
전력 (습식공정)	4	5	2	2	1	14
폐산/폐수	5	5	1	2	5	18
경유	5	5	2	2	2	16
공업용수	4	2	2	2	2	12

* 데이터 품질 평가 기준은 문헌연구에 나타내었다.

Table 4-4에서 폐산/폐수 배출량 데이터가 가장 높은 값이 나왔고 이것은 다시 말해 데이터 품질이 가장 낮다는 것을 의미한다. 폐산/폐수 배출량 데이터는 물질수지를 토대로한 추정 데이터이고 하위공정에 대한 문헌데이터가 없어 유사공정 데이터를 사용하였다.

가장 품질이 좋은 데이터는 염산, 질산 및 가성소다 사용량이다. 이들 데이터는 습식정련공정에 주요 부자재로 공급되고 있고 측정데이터로 관리되고 있다. 그러나 이 중 일부가 실험용으로 사용되고 있어 데이터의 완전성 측면에서 불확실성 요소가 존재한다.

3) 주요 데이터 선택

상기 방법에 의해 도출된 데이터의 기여도 및 데이터 품질평가 결과는 아래 Figure 4-3과 같이 Plot된다.

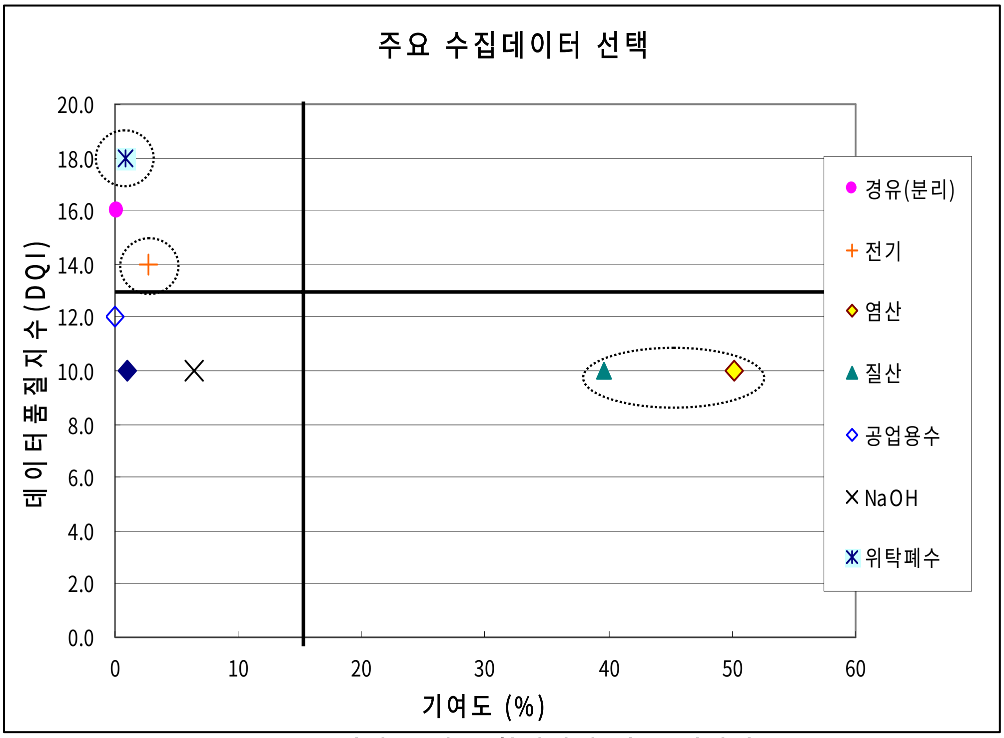


Figure 4- 3 기여도 및 불확실성에 따른 데이터 분류

최종 선택된 데이터는 염산, 질산, 전력 및 폐산/폐수 데이터이다. 그래프 안의 축은 기여도 및 데이터품질지수(DQI)의 산술 평균값을 나타낸 것이다. 이 들 축을 기준으로 1, 2 및 4사분면에 포함된 데이터만을 선택하였다. 분리공정에서의 경유 사용량은 기여도(0.09%)가 낮은 관계로 제외 시켰다.

4.6.2. 선택 데이터의 확률분포 결정

1) 선택 데이터의 불확실성 요소

선택된 염산, 질산, 전력 및 폐산/폐수 데이터의 확률분포 결정을 위해서 각 데이터의 불확실성 요소를 정밀 분석하였다. 이를 위해 앞서 나타낸 Table 4-2와 Table 4-4의 정보를 최대한 이용하였다. 아래 Table 4-5에 선택 데이터의 불확실성 요인을 기술하였다.

Table 4- 5 선택 데이터의 불확실성 요인

분석대상	불확실성 요인	구체적 내용
염산	추정	- 투입량 일부가 다른 용도로 이용 - 문헌데이터에 대한 데이터 품질 정보 없음
질산	추정	- 투입량 일부가 다른 용도로 이용 - 문헌데이터에 대한 데이터 품질 정보 없음
전력 (습식정련)	계산 및 추정	- 스크러버의 동력수를 통한 계산데이터 - 조업일수 산정은 연간 200일로 가정 - 문헌데이터에 대한 데이터 품질 정보 없음
폐산/폐수	추정 및 기술 대표성	- 물질수지 검증을 통해 배출량 할당 - 하위공정은 유사공정 사용
폐CPU	통계치에 따른 추정	- 샘플링 수 및 샘플링 기간의 대표성 부족

기능단위로 고려된 금(gold) 생산량은 선택 및 가정으로 인한 불확실성 부분에 추가로 고려되었다. 연구의 목적 및 범위정의에서 선택된 기능단위(금 1kg)를 다른 하나의 대안(폐CPU 1kg)과 비교하였다. 아래 Table 4-6에 시나리오 분석을 위한 두 개의 기능단위를 나타내었다.

Table 4- 6 시나리오 분석을 위한 기능단위

	초기 선택	대안 시나리오
기능단위 선택	1kg 금(gold)	1kg 폐CPU

2) 주요 데이터의 확률분포 결정

데이터 정보가 충분하다면 정규분포 또는 로그 정규분포를 사용하였고, 데이터에 대한 정보가 없다면 전문가 판단 및 Finnveden&Linfords (1998)이 제안한 경험치(Rule of thumb)를 토대로 삼각분포 또는 균등분포를 사용하였다.

염산 및 질산 사용량은 측정 데이터이다. 그러나 이 데이터에는 습식정련공정을 위한 사용량 이외에 실험실에서도 사용된다. 확률분포 결정은 현장 근로자의 자문을 토대로 최대, 최소 및 최빈값을 산정하였고 삼각분포(Triangle distribution)에 적용하였다. 데이터 샘플이 부족하여 정규분포 또는 로그 정규분포는 사용할 수 없었다.

습식정련공정에 사용되는 전력량은 스크러버에 의한 동력수를 계산하고 여기에 1년 동안의 조업일수를 고려하여 년간 전력사용량을 계산하였다. 이외의 정보를 얻을 수 없었기 때문에 Finnveden&Linfords(1998)이 제안한 경험치(Rule of thumb)방법을 이용하였다. 또한 전력사용량 데이터 품질이 낮다고 판단되어 균등분포를 적용하였다.

폐산/폐수 배출량 데이터는 물질수지를 이용한 추정데이터이며 추가정보를 얻을 수 없었다. 따라서 전력사용량과 같은 방법으로 확률분포를 결정하였다.

폐CPU의 확률분포를 결정하기 위해서 현장에서 100개의 샘플을 수집하여 무게에 대한 평균 및 표준편차를 산정하였고 폐CPU 생산량에 이들 확률분포를 적용하였다. 폐CPU의 무게는 제품별로 편차가 심하고 0 이하의 값은 측정되지 않기 때문에 로그 정규분포를 적용하였다(2장 문헌연구 참고, pp27). 선택 데이터의 확률변수 및 확률분포를 요약하여 아래 Table 4-7에 나타내었다.

Table 4- 7 선택 데이터의 확률변수 및 확률분포

분석대상	확률변수	확률분포	사용기법
염산(35%)	- 최대 : 수집 데이터 - 최소 : 수집 데이터의 50% - 최빈 : 수집 데이터의 75%	Triangle distribution	전문가 판단
질산(78%)	- 최대 : 수집 데이터 - 최소 : 수집 데이터의 50% - 최빈 : 수집 데이터의 75%	Triangle distribution	전문가 판단
전력 (습식정련)	- 상한값 : 계산 데이터*2 - 하한값 : 계산 데이터/1.5	균등분포	Rule of thumb
폐산/폐수	- 상한값 : 추정 데이터*100 - 하한값 : 추정데이터/100	균등분포	Rule of thumb
폐CPU	- 평균 : 36.1 g - 표준편차 : 17.4 g	Lognormal distribution	샘플측정 (100개 sample)

4.6.3. 몬테카를로 시뮬레이션 수행

앞서 정의한 주요 데이터의 확률분포를 토대로 몬테카를로 시뮬레이션을

수행하였다. 몬테카를로 시뮬레이션을 위해 분석 프로그램인 Crystal Ball Professional 2000을 사용하였고 시행횟수는 10,000회이다.

4.7. 결과 분석

불확실성 분석 결과를 아래에 요약하였다.

4.7.1. 전체결과의 신뢰구간 산정

무생물자원고갈 영향평가(LCIA) 결과에 대한 불확실성 확률분포는 아래 Figure 4-4와 같다.

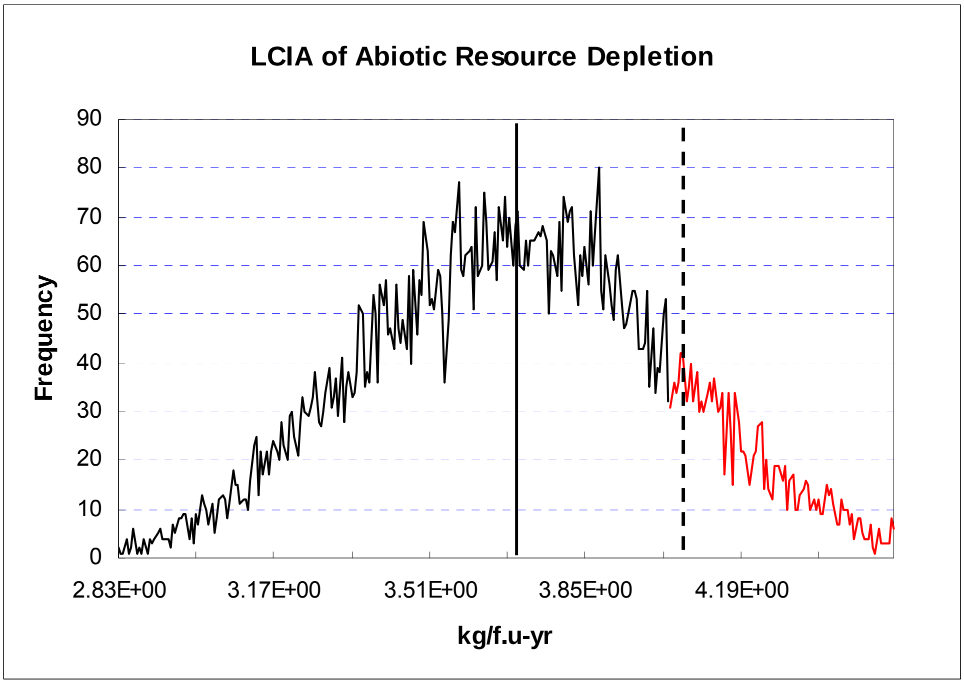


Figure 4- 4 무생물자원고갈의 확률분포

Figure 4-4에서 가운데 실선은 확률분포의 평균값이고 오른쪽 점선은 연구의 목적 및 범위정의에 따라 worst case로 가정하여 도출된 결과이다. 도출된 결과의 확률분포는 정규분포 또는 삼각분포와 유사하다. 불확실성 분석을 통해 무생물자원고갈의 영향평가 결과, 평균이 3.70E+00kg/f.u-yr로 산정되었고 95% 신뢰구간이 3.05E+00 ~ 4.36E+00kg/f.u-yr이다. Worst case값을 사용하여 도출된 결과값은 4.03E+00kg/f.u-yr으로 전체 확률분포면적의 약 84%에 해당된다. 변이계수는 0.09로 1을 초과하지 않았고 표본평균과 모평균과의 떨어진 정도를 예측하는 표준오차에서는 3.39E-03로 계산되었다. 아래 Table 4-8에 주요 확률변수 결과를 정리하였다.

Table 4- 8 무생물자원고갈 불확실성 주요 분석결과

확률변수	결과값
평균(mean)	3.70E+00
표준편차(Standard Deviation)	3.39E-01
변이계수(Coeff. of Variability)	0.09
표준오차(Mean Std. Error)	3.39E-03
95% 신뢰구간	3.05E+00~ 4.36E+00

4.7.2. 주요이슈 규명

무생물자원고갈에 기여하는 주요 자원의 기여도를 아래 Figure 4-5에 나타내었다.

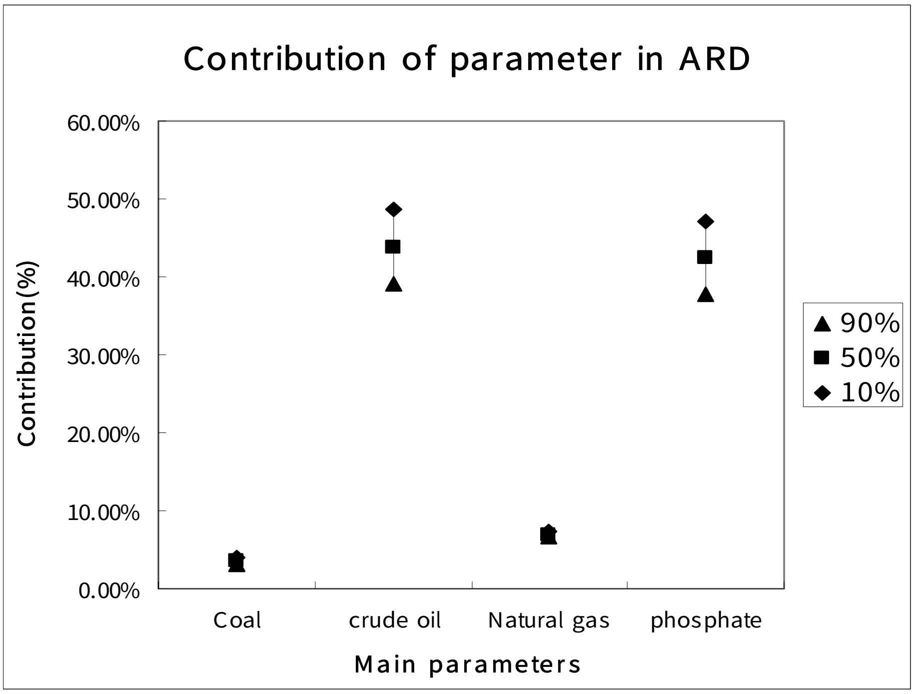


Figure 4- 5 무생물자원고갈 파리미터의 기여도 분석

위 그림은 무생물자원고갈의 불확실성 범위를 상위 90%, 50% 및 10%값으로 각각 구분하여 나타낸 그래프이다. 무생물자원고갈에 기여하는 환경 파라미터는 원유(Crude oil), 인산염(Phosphate), 천연가스(Natural gas) 및 석탄(Coal)순으로 조사되었다. 그 중 원유와 인산염이 전체에 86.8%로 그 중 원유의 기여도가 43.9%로 가장 높다. 그러나 각 파라미터의 불확실성 범위를 함께 고려하면 인산염이 경우에 따라 자원고갈의 key parameter가 된다. 따라서 자원고갈의 key parameter는 원유 및 인산염으로 결정하였다. 나머지 석탄과 천연가스는 전체결과에 미치는 영향이 크지 않다.

4.7.3. 수집데이터 민감도 분석

다음 Figure 4-6은 수집 데이터 중 무생물자원고갈의 불확실성에 영향을 끼치는 데이터의 민감도를 나타낸 결과이다.

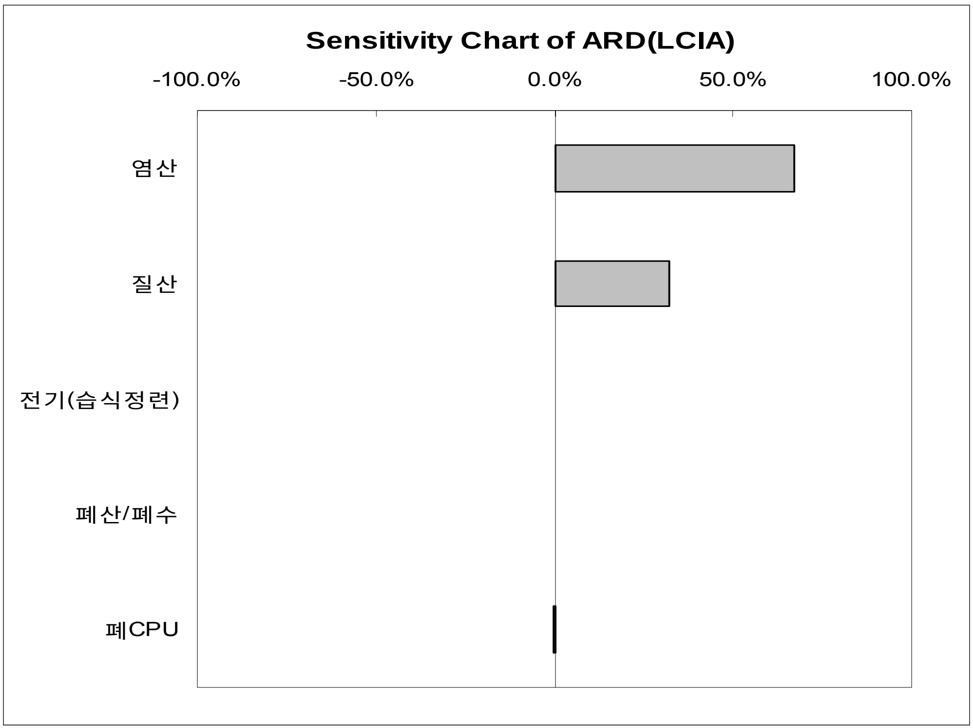


Figure 4- 6 수집 데이터에 대한 불확실성 민감도 분석

위 그림을 통해 염산 및 질산이 전체 결과에 불확실성을 유발하는 주요 데이터로 분석되었다. 이들 데이터에 대한 추가 조사는 이 연구에서 수행하지 않았다. 만약 추가조사 시에는 대상 데이터뿐만 아니라 상위 또는 하위 공정까지도 추가 조사대상에 포함되어야 한다. 가령 염산 데이터를 추가 조사할 경우 상위 공정인 염산 생산공정(DB)도 함께 포함시켜야 한다.

4.7.4. 선택 및 가정에 의한 불확실성

기능단위의 선택에 대한 불확실성 분석 결과를 아래 Figure 4-7에 나타내었다. 분석대상은 연구의 목적 및 범위정의에서 결정된 금 1kg과 대안인 폐CPU 1kg이다.

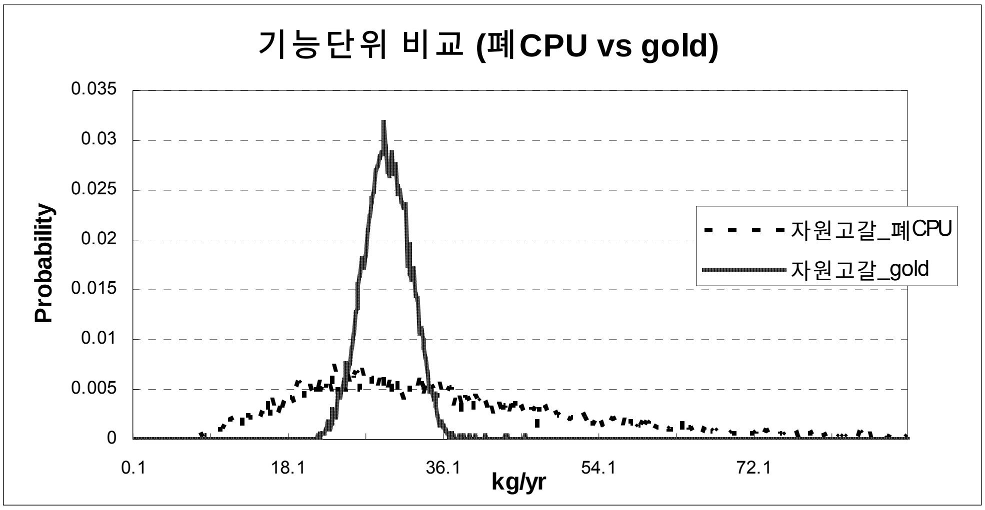


Figure 4- 7 기능단위 선택에 대한 불확실성 비교

폐CPU를 기능단위로선택했을 경우가 금을 기능단위로 선택한 경우보다 보다 불확실성이 더 크다. 금 및 폐CPU 기능단위의 표준편차는 각각 2.68E+00, 1.82E+01 kg/yr로 약 7배 정도 폐CPU가 크게 나타났다. 또한 변이계수에서도 폐CPU을 기능단위로 선택했을 경우 0.5이고 금을 기능단위로 선택했을 경우 0.09로 훨씬 크게 나타났다.

금(gold)은 습식정련의 최종생산제품으로 데이터 관리가 잘 관리되고 있는 반면, 폐CPU의 투입량은 통계치로 관리되고 있다. 기능단위 분석결과를 통해 기능단위의 불확실성이 전체결과에 미치는 영향이 큼을 알 수 있다. 기능단위는 단위공정간 연결의 가장 기본이 되는 요소이다. 따라서 기능단위의 기준이 되는 데이터는 정확하고 시간, 공간 및 기술적 대표성을 갖고 있어야 한다.

4.7.5. 제외 데이터의 불확실성

데이터 선택과정에서 제외된 데이터는 경험치(Rule of thumb)에 의한 factor 값을 사용하여 불확실성을 분석하였다. 대상 데이터 모두 기술계 데이터와 관련이 있기 때문에 Factor 10을 각각 나누거나 곱하여 상한값 및 하안값을 결정하고 균등분포를 적용하였다. 분석결과 제외된 데이터 중 가성소다에 의한 영향이 가장 크지만 실제 이들 영향은 전체결과에 큰 영향을 주지 않았다. 따라서 제외된 데이터에 대한 추가 조사 또는 정밀검토는 필요치 않았다.

V. 결론 및 향후계획

5.1. 결론

이 연구에서는 데이터 불확실성에 대한 분석절차 및 접근방법을 소개하였다. 분석절차는 Maurice et al(2000)이 제안한 불확실성 분석절차를 토대로, 각 단계별 접근방법을 설명하였다. 분석절차는 크게 5단계로 1) 전과정평가 결과의 도출 2) 데이터 품질평가 및 기여도 계산을 통해 주요 데이터 선택 3) 선택 데이터의 확률분포(Probability distribution)결정 4) 몬테카를로 시뮬레이션을 이용한 불확실성 분석 수행 5) 결과 해석으로 구성된다.

폐컴퓨터 재활용공정 중 폐CPU에서 금(Gold) 회수공정에 몬테카를로 시뮬레이션을 이용하여 불확실성 분석을 수행하였고 크게 3가지 결론을 도출하였다.

1) 주요이슈(Key issue) 규명

불확실성을 고려한 전체결과가 신뢰구간 및 확률변수의 형태로 결정되었다. 이 들 결과가 불확실한가 아닌가의 문제는 절대적이기 보다는 상대적이고 또한 연구목적을 함께 고려하여 판단해야 한다. 이번 사례연구의 목적은 폐컴퓨터 CPU에서 금(Gold)이 회수되는 재활용 공정의 환경성 및 주요이슈(key issue)의 규명으로 앞서 정의하였다. 따라서 불확실성의 영향이 주요이슈 규명에 어떤 영향도 미치지 않는다면 그 결과는 그대로 받아들일 수 있는 수준이다. 그러나 만약 불확실성 결과가 Key issue 규명에 큰 영향으로 작용될 경우 데이터에 의한 불확실성은 크며 따라서 추가노력이 필요하다. 추가노력으로는 연구목적의 재수정 또는 불확실성을 유발하는 주요 데이터를 재검토 해야 한다.

사례연구에서는 무생물자원고갈에서 원유가 전체의 43.9%로 가장 높았다. 그러나 데이터의 불확실성 영향으로 인산염도 또한 key issue가 된다. 따라서 이들 모두 key issue로 결정하였다.

2) 결과에 가장 큰 영향을 미치는 요인 규명

최종결과에 가장 주요하게 영향을 미치는 수집데이터의 규명은 두 가지 목적으로 수행된다. 첫째는 도출된 결과에 대한 투명한 정보공개이고 두 번째는 규명된 데이터의 불확실성 저감을 위함이다. 도출된 전체결과는 단일 지수가 아닌 신뢰구간 및 확률변수로 나타내고 이들 정보는 의사결정자 또는 제삼자에게 유용한 정보로 사용될 수 있다. 앞서 설명했듯이 연구목적에 맞지 않는 주요 데이터의 불확실성 요인은 추가조사를 통해 저감할 수도 있다.

사례연구에서는 염산 및 질산의 불확실성 영향이 전체결과에 가장 크게 기여하는 것으로 나타났다. 재활용공정의 특성상 많은 자료를 수집하기가 어렵다. 따라서 상위 및 하위 공정은 대부분은 데이터베이스를 이용하였다. 그러나 국내 데이터베이스의 경우 데이터 품질 또는 불확실성을 고려할 만한 정보를 수집할 수 없었다. 또한 외국 데이터베이스의 출처 및 사용데이터에 대한 정보 역시 없다. 만약 이들 정보가 제공된다면 불확실성 고려에 시간, 노력 및 비용이 상당히 줄어들 것이다.

3) 기능단위 선택에 의한 불확실성 분석

기능단위의 불확실성이 전체 결과에 미치는 영향이 큼을 도출하였다. 기능단위는 전과정평가에 기본이 되는 인자이다. 따라서 기능단위 결정은 신중을 기해야 한다. 기능단위는 측정을 토대로 시간, 지역 및 기술 상관성에 대한 대표성을 검증하여 데이터 품질을 높일 수 있어야 한다.

사례연구 결과 폐CPU를 기능단위로 선택했을 경우가 금(Gold)을 기능단위로 선택한 경우보다 보다 불확실성이 컸다. 금 및 폐CPU 기능단위의 표준편차는 각각 2.68E+00, 1.82E+01 kg/yr로 약 7배 정도 폐CPU가 크게 나타났다. 또한 변이계수에서도 폐CPU을 기능단위로 선택했을 경우 0.5로 금을 기능단위로 선택했을 경우 0.09보다 훨씬 크게 나타났다. 이 결과를 통해 기능단위의 불확실성이 전체 결과에 미치는 영향이 큼을 도출하였다.

결론적으로 불확실성 분석은 전과정평가 결과의 신뢰성 향상을 위한 하나의 분석도구이며, 안전장치이다. 수집된 데이터의 불확실성 요인이 전체결과에 어느정도 영향을 미치는지에 대한 정보를 투명하게 공개함으로써, 전과정평가의 신뢰성과 활용성을 제고할 수 있다.

5.2. 향후계획

전과정평가 수행 시 불확실성 요소는 대상연구에 따라 다양하며 적용방법 또한 다양하다. 데이터 불확실성의 경우 상대적으로 다른 불확실성 요소에 비해 접근이 용이하고 여러 분석기법이 제안되었다. 반면 모델 및 변이성(Variability)에 대한 불확실성 분석은 접근에 한계가 있다. 따라서 향후에는 모델 및 변이성과 관련한 불확실성에 대한 연구가 필요하다. 또한 이들 불확실성 결과를 어떻게 효과적으로 나타내고 실제 적용할 것인지에 대한 연구가 추가로 필요하다.

참고문헌

1) Anna E. B., “Survey of Approaches to Improve Reliability in LCA”, JLCA, 7(2), 64-72, 2002

2) Huijbregts, M., “Framework for Modelling Data Uncertainty in Life Cycle Inventories”, Int. J. LCA 6 (3), 2001

3) Huijbregts, M., “Application of Uncertainty and Variability in LCA. Part Ⅰ: A general Framework for the Analysis of Uncertainty and Variability in Life Cycle Assessment”, Int. J. LCA 3 (5), 1998

4) Huijbregts, M., “Application of Uncertainty and Variability in LCA. Part Ⅱ: Dealing with Parameter Uncertainty and Uncertainty due to Choices in Life Cycle Assessment”, Int. J. LCA 3 (6), 1998

5) Heijungs, R., Frischknechz, R., “Representing Statistical Distributions for Uncertain Parameter in LCA” Int. J. LCA, 2004

6) Heijungs, R., Huijbregts, M., “A Review of Approach to treat Uncertainty in LCA”, iEMSs, 2004

7) Heijungs., “Identification of key issue for further investigation in improving the reliability of life-cycle assessments”., J. Cleaner Production, 4, 3-4, 1996

8) Maurice, B., Frischknecht, R.,Coelho, V., Hungerbühler “Uncertainty anaysis in life cycle inventroy. Application to the production of electricity with French coal power plants”., J. Cleaner Production, 8, 95-108, 2000

9) Noh, J-S., Lee, K-M "Application of Multiattribute Decision-Making Methods for the Determination of Relative Significance factor of Impact Categories", Environmental Management, Vol.31, No. 5, 631-641, 2003

10) Ross R., Evans D., Webber M., "How LCA Studies Deal with Uncertainty"., Int. J. LCA 7(1), 2002

11) Rousseaux P., Labouze E., Suh TJ., Blanc I., Gaveglia V., Navarro A., "An Overall Assessment of Life Cycle Inventory Quality"., Int. J. LCA 6(5), 2001

12) Sonnemann G., Schuhmacher M., Castells F., „Uncertainty assessment by a Monte Carlo simulation in a life cycle inventory of electricity produced by a waste incinerator"., J. Cleaner Production vol.11,279-292, 2003

13) Weidema BP., Wesnaes MS "Data quality management for life cycle inventories-an example of using data quality indicators"., J. Cleaner Production vol.4,No.3-4,167-174, 1996

14) CPM (2004)., Gap analysis of the documents in the ISO 14000-series with regard to quality mamagement of environmental data and information

15) DECISIONEERING Incorporated (2000)., Crystall Ball 2000 User manual

16) IEA (2001).," Sensitivity and Uncertainty"

17) P.Mac Berthouex., Linfield C. Brown.,"Statistics for Environmental Enfineers"., LEWIS PUBLISHERS, 1994

18) 류근관, 통계학, 법문사, 2004

ABSTRACT

The object of dissertation is to propose methodology of quantitative uncertainty analysis and management of clollection data during Life cycle inventory analysis. This dissertation is also based on systematic procedure for results of uncertainty analysis. The uncertainty analysis tool uses Monte-carlo simulation.

The key stage is selection of main data and decision of probability distribution in the proposed methodology. A combination of qualitative and quantitive approaches is perfomed in the selection of main data. The qualitative assessment of data quality relies on Pedegree matrix, which is data quality indicator, whereas the quantitative assessment uses contribution calculation.

The probability distribution of selected is estimated using different techniques, depending on the amount of information available. If the data provide much of information for their characteristic, the normal distribution or Lognormal distribution can be used for probability distribution. If the data has little information, it can be used Uniform distribution or Triangular distribution.

The final results are as follow:
First, Life Cycle Assessment has to provide quantitive information for uncertainty because the key issue can be changed by uncertainty. Second, The result of case study showed importance of the functional unit in uncertainty assessment. Accordingly, the data quality of functional unit has to be high and shall be selected carefully. Third, the key factor of uncertainty information has to be identited and provided to generic public.