韓國OR學會誌
第6卷 第1號
1981年 4月

—研究論文—

Goal Programming을 利用한 相互影響度 分析

(Cross Impact Analysis Using Goal Programming)

金 淵 敏*
李 軫 周**

Abstract

This paper deals with cross impact analysis for technology assessment. The focus of the paper is to develop new technique of cross impact matrix using goal programming method.

In this study, the idea of cross impact analysis based on scenario generation method especially SMIC-74 (2) is expanded. Critical literature review on SMIC-74 is presented to discuss the mathematical rationale of consistent probability in cross impact analysis.

A new model of cross impact analysis using goal programming to overcome the shortcomings of the scenario generation technique especially SMIC-74 is developed.

This new technique is also applied to the assessment of the air pollution problems in Seoul Metropolitan area in Korea.

The results of analysis give us following findings

1) Cross impact analysis using goal programming produce more meaningful solutions comparing to those of SMIC-74

2) Theoretical rationale of the objective function in the newly developed technique is more appropriate than that of SMIC-74.

1. 序 論

未來硏究家들은 技術의 發展 및 開發에 따른 社會經濟的인 影響을 評價할 때 델파이 技法을 利用하여 왔다. 그러나 未來硏究家인 Gordon과 Hayward는 상호관련을 고려하지 못하는 델파이 技法을 개선하기 위해서 相互影響行列 技法을 提案하였다.

이러한 相互影響行列은 60年代 후반 이후로 많은 發展을 이룩했고, 74年에는 未來發生確率의 一貫性 問題에 對한 접근법으로서 시나리오發生 技法인 SMIC-74 (2)가 開發되었다. 이 技法은 각 事件(event) 사이의 상호관련을 考慮할 때 數學的 計劃法을 통해 推定確率들이 一貫性을 가지게 고안되었으며 同時에 미래의 시나리오 確率도 알 수 있게 하였다.

그러나 이 SMIC-74도 많은 찬사와 함께 批判을 불러 일으켰다. 本 硏究에서는 SMIC-74에 가해진 批判을 극복할 수 있는 새로운 相互影響分析 技法인 Goal Programming을 利用한 상호영향분석을 提案하고, 이 기법을 適用하여 '1990年과 2000年代의 서울시 大氣汚染問題'의 實證的 分析을 통해 이 새로운 技法을 검토하고자 한다.

2. 相互影響行列(Cross Impact Matrix)의 基本的 槪念

相互影響行列로 未來를 分析하는 技法에 對한 아이디어는 1966年 Gordon과 Hayward에 의해 처음으로

*現代重工業
**韓國科學技術院

고안되었다. 이것은 그 후 1968年 Gordon과 Hayward (4)에 의해 'Futures' 잡지에 發表되었다. 이 論文에서 주어진 相互影響分析에 대한 基本的인 槪念은 "한 事件(event)의 發生은 다른 事件의 發生可能性에 影響을 미친다"는 것이었다.

이 아이디어는 "意見의 統制된 궤환(feedback)을 利用한 일련의 集中的인 設問書를 통해 專門家集團이 내놓은 意見의 가장 信賴性있는 合意點을 얻어내는 節次"(1)인 델파이(Delphi) 技法의 缺點을 극복하기 위해서 생겨났다. 델파이 技法에서는 專門家의 意見을 蒐集함에 있어서 예측된 事件사이의 잠재적인 關係를 무시함으로서, 각 項目사이의 相互關聯을 一貫性있게 고려할 수 없었다. 따라서 델파이 技法은 未來의 事件에 對한 一連의 一次獨立인 推定値를 發生시키며, 이때 추정된 각 項目의 確率이나 時間은 다른 項目과는 獨立이라는 缺點이 있었다.

Gordon과 Hayward에 의하면 '예측된 確率의 한 항목이 예측된 確率의 다른 項目에 잠재적으로 相互作用을 미친다는 判斷을 고려해서, 각각의 確率을 調整할 수 있는 方法을 開發할려는 시도'(4)가 바로 相互影響行列로 나타난 것이라고 한다. 예를 들면

사건 1 : 民主主義가 꽃필 것이다.

사건 2 : 2000年에 韓國은 統一될 것이다.

와 같은 事件(event)들이 있다면 사건 1(民主主義)과 사건 2(統一)는 서로 影響을 미친다. 그러므로 未來發生確率을 推定할 때 이들의 潛在的인 關係를 無視하거나, 非體系的으로 確率을 推定하는 것보다, 이들의 相互作用을 고려함으로써 보다 一貫性있는 確率推定値를 얻을 수 있다.

未來에 일어날 事件의 豫測에서 각 事件의 發生을 D_1, D_2, ……, D_n이라 하고, 發生確率을 각각 P_1, P_2, ……, P_n이라고 하자. 그러면 아래와 같은 質問을 할 수 있다. "만약 P_m이 1일 때, 즉 事件 D_m이 發生한다면 P_1, P_2, ……, P_{m-1}, P_{m+1}, ……, P_n은 어떻게 變化하는가?" 이때 사건 사이에 相互影響이 있다고 하면 각 未來發生事件 項目의 發生과 未發生에 따라 각 未來發生事件의 確率値는 바뀌게 된다. 즉 위의 例를 利用하여 說明하면, 民主主義가 꽃피면 2000年에 韓國이 統一될 確率은 훨씬 높아지게 될 것이다.

이러한 相互影響을 分析하기 위해서 事件의 聯關性을 다음과 같은 세가지로 區分한다.

i) 促進 : 한 事件의 發生이 다른 事件의 發生을 促進하거나 발생확률을 높여줌.

ii) 억제 : 한 事件의 發生이 다른 事件의 발생을 억제하거나 發生確率을 감소시킴.

iii) 관련없음 : 한 事件이 다른 事件의 發生에 영향을 주지 않는다.

이러한 相互影響은 〈表 1〉의 相互影響行列에 表示된다. 이 行列에서 促進的 영향은 陽(+)으로 表示되고, 억제적 영향은 陰(−)으로 表示되며, 숫자의 크기는 條件附 確率이나 强度의 %로서 나타난다. 영향이 없는 것은 零으로 나타난다.

〈表 1〉 相互影響行列에 나타난 相互關聯
(조건부 확률)

	다음의 해당 사건에 대한 영향도는?	
만약 아래의 사건이 발생한다면	1	2
1. 민주주의가 꽃필 것이다.		+0.9
2. 2000년에 한국은 통일될 것이다.	+0.7	

이러한 相互影響을 計算하기 위해서 Gordon과 Hayward는 다음과 같은 자기 발견적(Heuristic) 관계식을 提案하였다.

$$p_n' = k \cdot s \frac{t-t_m}{t} p_n^2 + \left(1 - k \cdot s \frac{t-t_m}{t}\right) p_n$$

p_n' : 事件 m이 發生한 뒤 變化된 事件 n의 發生確率

p_n : 事件 m 發生 以前의 사건 n의 發生確率

k : 事件 m이 사건 n의 發生을 促進하면 −1, 억제하면 +1의 값을 가짐

s : 0에서 1 사이의 값으로 影響度를 나타낸다.

t : 確率推定時點

t_m : 事件 m이 發生할 未來의 時點

위의 式은 발견적 技法의 形態로서 任意的으로 定式化된 것이지만, 促進影響이 增加하면 p_n'의 값이 증가하고, 억제영향이 늘어나면 p_n'의 값이 감소되도록 되어 있을 뿐만 아니라, 事件發生 經過時間이 길어질수록 영향도가 증가되도록 되어 相互影響度分析의 條件을 滿足시켜 주고 있다.

위의 式을 利用하여 相互影響度를 고려한 새로운 未來發生確率을 얻기 위해서 Monte Carlo 시뮤레이션을 施行한다. 상호영향도를 評價하는 컴퓨터 프로그램에서는 亂數(random number)가 선정되어 한 事件의 發生 여부를 決定한다. 만약 한 事件이 發生된다면 나머지 영향을 받는 項目들의 확률은 위의 式에 따라서 조정되고 다음에는 다른 項目이 선정되어 꼭같은 과정이 되풀이된다. 그리하여 상호영향행렬의 모든 項目이 선정될 때까지 이 과정은 反復된다. 이 과정이 相互影響分析의 一回 시행이고, 이런 시행과정을 매우 많이

수행한 뒤 그 結果를 平均하여 最終結果를 얻는다.

지금까지 說明한 것이 Gordon과 Hayward가 最初로 提案한 相互影響分析의 基本的인 概念 및 절차이었다.

3. 시나리오 發生 相互影響度 分析

3-1. SMIC-74의 內容

1968年 Gordon과 Hayward(4)가 相互影響分析에 대한 論文을 처음으로 發表한 이래 相互影響分析 技法은 많은 未來研究者들에 의해 현저한 方法論的 變化와 發展을 이룩하였다. 初期의 상호영향분석이 주로 간단한 發見的 技法(Heuristic Technique)에 依存하고 있었으나, 그 후 研究의 進行에 따라, 確率의 一貫性 問題에 對한 說得力 있는 方法이 開發되었다. 이것이 바로 Dupperrin과 Godet(2)가 제시한 시나리오 發生 技法인 'SMIC-74' 였다.

종래의 技法들은 비록 매우 정교한 計算技法등을 통해 推定된 確率을 相互影響度를 考慮하여 새로운 確率로 變化시켜 왔으나 大部分의 技法들이 추정확률에 대한 一貫性을 보장하지는 못했다. 즉 어떤 確率値에 수렴한다는 事實이 반드시 一貫性 있는 最終結果를 제시한다는 것을 意味할 수 없었다(3). 그러나 SMIC-74와 이것에 기초한 일련의 論文들은 각 事件사이의 相互關聯을 고려할 때 數學的인 계획법을 통해 그 추정확률이 一貫性을 갖도록 고안되었다.

SMIC-74와 이것에 기초한 시나리오 發生 技法을 살펴보기 위해서 다음과 같은 事實을 假定한다.

1. 각 事件 e_i는 e_i가 一定한 期間내에 發生하면 $p(i)$의 確率을 가진다.
2. 初期確率의 推定値는 다음 제약식을 滿足할 수 있는 최종확률로 바뀌어야 한다.

$$0 \leq p(i) \leq 1 \quad ①$$

$$p(i|j)p(j) = p(j|i)p(i) = p(i,j) \quad ②$$

$$p(i|j)p(j) + p(i|\bar{j})p(\bar{j}) = p(i) \quad ③$$

3. 각 事件들의 시스템의 狀態(State of the system of separate events)를 E라 하면, 사건 e_1, e_2, e_3로 構成된 시스템에서, 예를 들어 E_k를 (e_1, e_2, $\bar{e}_3$)라 하면, 이것은 事件 e_1과 e_2가 發生하고, 사건 e_3는 發生하지 않은 시스템의 狀態이다. 그리고 E_k의 확률을 π_k라고 한다. 그리고 이러한 시나리오 確率은 全部 $r=2^n$개가 있다.
4. 각 事件들은 non-recurrent이다. 즉 각 사건은 相互影響度分析기간 동안에 한 번만 일어날 수 있다고 본다.

그러면 理論的인 個別確率, 조건부 확률은 π_k의 函數로서 아래와 같이 表示할 수 있다. (2)

$$p^*(i) = \sum_{k=1}^{r} \theta(i,k)\pi_k \quad ④$$

모든 i에 대해서

$$\text{여기서 } \theta(i,k) = \begin{cases} 1 & e_i\text{가 } E_k\text{의 要素일 때} \\ 0 & e_i\text{가 } E_k\text{의 要素가 아닐 때} \end{cases}$$

$$p^*(i|j) = \frac{\sum_{k=1}^{r} t(i,j,k)\pi_k}{p^*(j)} \quad ⑤$$

모든 i, j에 대해서

$$\text{여기서 } t(i,j,k) = \begin{cases} 1 & e_i\text{와 } e_j\text{가 } E_k\text{의 要素일 때} \\ 0 & e_i\text{나 } e_j\text{가 } E_k\text{의 要素가 아닐 때} \end{cases}$$

$$p^*(i|\bar{j}) = \frac{\sum_{k=1}^{r} s(i,j,k)\pi_k}{1-p^*(j)} \quad ⑥$$

모든 i, j에 대해서

$$\text{여기서 } s(i,j,k) = \begin{cases} 1 & e_i\text{와 } \bar{e}_j\text{가 } E_k\text{의 要素일 때} \\ 0 & e_i\text{나 } \bar{e}_j\text{가 } E_k\text{의 要素가 아닐 때} \end{cases}$$

그리고 $p^*(i)$, $p^*(i|j)$, $p^*(i|\bar{j})$도 ①, ②, ③의 條件式을 滿足해야 한다.

SMIC-74에서 提示한 方法은 專門家들이 推定한 確率値가 ①, ②, ③과 같은 制約條件을 만족하는 最終確率을 얻을 수 있도록 定式化되어 있다. 즉 Dupperrin과 Godet가 채용한 SMIC-74의 原理는 不完全한 각 事件의 推定確率들을, 各 事件들로 이루어진 시스템의 相互影響을 고려하여, 一貫性이 있고 完全한 최종확률을 求할 수 있도록 고안되었다. (2)

즉 ⑤, ⑥式을 變換하여

$$p^*(i|j)p^*(j) = \sum_{k=1}^{r} t(i,j,k)\pi_k$$

$$p^*(i|\bar{j})p^*(\bar{j}) = \sum_{k=1}^{r} s(i,j,k)\pi_k$$

를 얻는다. 이것을 利用하여 전문가가 推定한 確率인 $p(i|j)p(j)$, $p(i|\bar{j})p(\bar{j})$와 理論的인 確率要素 $p^*(i|j)p^*(j)$, $p^*(i|\bar{j})p^*(\bar{j})$의 差異를 최소화하는 기법을 아래와 같이 叙述할 수 있다.

$$\text{Min} \sum_{i,j}^{n} [p(i|j)p(j) - \sum_{k=1}^{r} t(i,j,k)\pi_k]^2 + \sum_{i,j}^{n} [p(i|\bar{j})p(\bar{j}) - \sum_{k=1}^{r} s(i,j,k)\pi_k]^2$$

$$\text{subject to } \sum_{k=1}^{r} \pi_k = 1, \ \pi_k \geq 0 \ \text{ 모든 } k\text{에 대해서}$$

이것은 $r=2^n$개의 可能한 시나리오 狀態에서 이차계

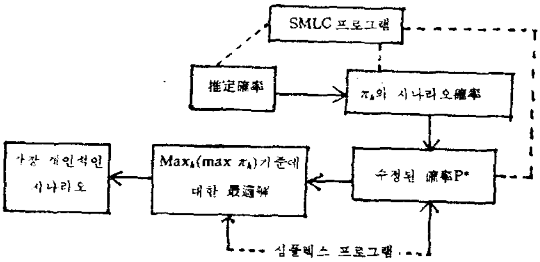
획법(quadratic programming)의 最小化問題를 만족하는 一貫性이 있고 完全한 最終確率을 찾는 同時에 각 시나리오 확률 π_1, π_2, ……, π_r을 찾아내려는 시도이다. 이 二次 形態의 最小化問題는 OR의 技法을 통해 쉽게 풀 수 있으며, 여기서 π_1, π_2, ……, π_r의 確率을 알아내어서 다시 ④, ⑤, ⑥式을 利用하여 $p^*(i)$, $p^*(i|j)$와 $p^*(i|\bar{j})$를 알아낼 수 있다.

3-2. SMIC—74에 對한 批判과 그 변천

SMIC-74는 相互影響分析 技法의 發展에 큰 공헌을 하였다. 이에 따라 이 技法에 對한 많은 硏究가 행하여졌고, 이 技法을 더욱 發展시키려는 많은 努力이 주어졌다.

Mitchell과 Tydeman은 SMIC-74가 비록 確率 $p^*(i)$와 $p^*(i|j)$에 대한 唯一하고 一貫된 해를 제공할지라도, 시나리오 確率인 π_k는 여러개의 解를 가질 수 있다는 點을 지적한다. (3)

이와 같은 批判에 따라 Godet(3)는 SMIC-74를 고쳐서, '가장 개연적인 시나리오에 最高의 確率값을 주는 最適解'를 찾고자 한다. 즉 이 기준(Max_k(max π_k))을 滿足하는 解는 심플렉스 알고리즘(simplex algorithm)에 의해 쉽게 얻어질 수 있다. 그래서 이 기준의 長點은 종래의 SMIC-74의 結果와는 달리 시나리오 確率값이 唯一하며, 가장 개연적인 시나리오의 確率값이 별로 낮게 나타나지 않는다는 것이다. Godet가 제시한 새로운 기준을 適用한 SMIC-74의 全體的인 흐름은 아래와 같다.



〈그림 1〉 SMIC-74의 전체적인 模型(3)

이러한 Godet의 모형에 대해 Mitchell과 Tydeman(8)은 다음과 같은 점을 지적 비판하였다.

첫째, Max_k(max π_k)라는 基準은 任意的이다.

둘째, 이 基準下에서도 반드시 唯一한 解를 가지는 것은 아니다.

세째, 또 이 基準은 π_k의 線形的인 函數가 아니고, 각 π_k를 最大化하기 위해서는 심플렉스 解法을 2^n번 만큼 多數 시행해야 한다.

Kelly(5)는 專門家의 意見分析에 科學的 原理를 적용한다고 해도 결과적으로는 이것도 推測보다 나을 것도 없고 數量的인 자기기만에 不過할 수도 있다고 批判한다. Kelly는 $\pi_k = p(e_1, e_2, e_3, \cdots\cdots, e_n)$이며 $p(e_1, e_2, e_3, \cdots\cdots, e_n) = p(e_1)p(e_2|e_1)p(e_3|e_1, e_2)\cdots\cdots p(e_n|e_1, e_2, e_3, \cdots\cdots, e_{n-1})$이므로 $(n-1)$번째 次數까지의 確率을 모르는 狀態에서 確率이 一貫性을 갖도록 하는 目的函數는 이 函數의 最小化조건을 滿足하는 많은 π_k 값이 있다고 지적하고, 수정된 SMIC-74도 처음 것과 별반 다를 바 없고, 이때의 最適化방법은 唯一한 해를 가져오지 않는다고 批判하였다. 또 다른 問題點으로 SMIC-74와 같은 一貫性에 기초를 둔 최적화 過程은 초기의 推定値와 같은 常識的인 論理가 아닌 矛盾된 結果를 낳을 수 있다는 點이다. 例를 들면 原子核 발전과 原子核 發電에 대한 國民들의 反對와 같은 영향이 한편으로는 (−)쪽이고 다른 한편으로는 (+)쪽인 두 事件에 있어서, 原子核 發電이 가능하다면 원자핵 발전에 대한 국민들의 반대는 오히려 줄어들 것이다는 結果를 얻을 수도 있다는 것이다.

McLean(7)은 SMIC-74 技法은 確率 데이타의 부적절성과 데이타의 一貫되지 않은 性質을 하나의 問題로 統合하여 수학적 變換의 적용만으로서 一貫되지 않고 不完全한 情報를 완전하고 一貫된 情報로 바꾸려고 시도한다고 지적한다. 즉 이것은 16세기 연금술사가 납을 금으로 바꾸려는 努力과 별반 다를 바 없고, GIGO(garbage in garbage out)라는 말이 SMIC-74에 적용될 수 있다는 것이었다.

4. Goal Programming을 利用한 相互影響度 分析

시나리오 發生 技法인 SMIC-74가 여러가지 問題點을 內包하고 있음은 이미 서술하였다. 이러한 限界와 缺點을 극복하기 위해서 本 論文에서는 Goal Programming을 利用한 相互影響度 分析을 새로이 開發했으며 그 내용을 다음에 소개한다.

SMIC-74의 Max_k(max π_k)기준과 Goal Programming을 利用한 相互影響度分析의 定式化(Formulation)를 比較하면 아래와 같다.

(가) SMIC-74(전체적인 模型은 그림 1 참조)

$$\mathrm{Max}_k(\max \pi_k)$$

$$\text{s·t} \quad \sum_{k=1}^{r}\theta(i,k)\pi_k=p(i)$$

$i=1,\ 2,\ \cdots\cdots,\ n$에 대해서

$$\sum_{k=1}^{r}t(i,j,k)\pi_k=p(i,j)$$

$i=1,\ 2,\ \cdots\cdots,\ n-1,\ i<j\leq n$에 대해서

$$\sum_{k=1}^{r}\pi_k=1,\ \pi_k\geq 0$$ 모든 k에 대해서

(나) Goal Programming 相互影響度分析

$$\text{Min} \quad p_1\sum_{j>i}^{n}\sum^{n-1}(w_{1i}^{+}d_{ij}^{+}+w_{1i}^{-}d_{ij}^{-})$$

$$+p_2\sum_{i=1}^{n}(w_{2i}^{+}d_i^{+}+w_{2i}^{-}d_i^{-})$$

$$\text{s·t} \quad \sum_{k=1}^{r}\theta(i,k)\pi_k+d_i^{-}-d_i^{+}=p(i)$$

$i=1,\ 2,\ \cdots\cdots,\ n$에 대해서

$$\sum_{k=1}^{r}t(i,j,k)\pi_k+d_{ij}^{-}-d_{ij}^{+}=p(i)p(i|j)$$

$i=1,\ 2,\ \cdots\cdots,\ n-1, i<j\leq n$에 대해서

$$\sum_{k=1}^{r}\pi_k=1,\ \pi_k\geq 0,$$ 모든 k에 대해서

$$p(i)\geq d_i^{+},\ d_i^{-}\geq 0$$

$i=1,\ 2,\ \cdots\cdots,\ n$에 대해서

$$d_{ij}^{+},\ d_{ij}^{-}\geq 0$$

$i=1,\ 2,\ \cdots\cdots,\ n-1,\ i<j\leq n$에 대해서

여기서 w_{1i}^{+}, w_{1i}^{-}, w_{2i}^{+}, w_{2i}^{-}는 추정확률에 대한 신뢰도이다.

Goal Programming을 利用한 相互影響度分析은 d_i^{+}, d_i^{-}, d_{ij}^{+}, d_{ij}^{-}의 편차변수(deviational variable)를 導入하여 相互影響度가 고려된 推定確率 $p(i,j)$ $(p(i)p(j|i)=p(j)p(i|j))$의 값과 最終確率 $p^*(i,j)$의 差異를 첫번째 subgoal로서 最小化하여 一貫性을 갖도록 우선순위(priority) p_1을 주고, 相互影響度가 제대로 고려되지 않고 推定된 未來發生確率 $p(i)$와 最終確率 $p^*(i)$의 값을 두번째 subgoal로서 最小化하여 一貫性을 가진 解를 얻도록 우선순위 p_2를 주었다.

한편 $\mathrm{Max}_k(\max \pi_k)$ 基準의 任意性과 多重最適解(multiple optimum solution)와 2^n번의 컴퓨터 시행을 극복하기 위해서 加重値 w_{1i}^{+}, w_{1i}^{-}, w_{2i}^{+}, w_{2i}^{-}를 使用한다. 시나리오 確率 π_k는 $p(e_1,\ e_2,\ \cdots\cdots,\ e_n)=p(e_1)p(e_2|e_1)p(e_3|e_1,\ e_2)\cdots\cdots p(e_n|e_1,\ e_2,\ e_3,\ \cdots,\ e_{n-1})$이므로 高次의 確率 $p(e_3|e_1,\ e_2)$, $p(e_4|e_1,\ e_2,\ e_3)$, $\cdots\cdots$, $p(e_n|e_1,\ e_2,\ e_3,\ \cdots\cdots,\ e_{n-1})$를 얻어야만 시나리오 確率에 대한 確實한 解를 얻을 수 있으나, 現實的으로 이런 確率을 추정한다는 것은 거의 不可能하다. 그러므로 Goal Programming 定式化에서는 각 確率의 推定에 對한 確信度 情報를 利用해서 이와 같은 難點을 극복하고자 한다. 이것은 "각 우선順位의 수준에 여러 goal이 存在할 때, 같은 우선順位 수준의 subgoal에 다른 加重値를 주게 되면 最適解가 번갈아 일어날 수 없게 된다"는 Lee(6)의 지적을 근거로 한 것이다. 또 각 確率값은 推定에 관한 確信度에 따라 配分되도록 定式化된 것이다.

이와 같이 하여 $\mathrm{Max}_k(\max \pi_k)$ 기준을 變形한 Goal Programming 相互影響度分析에서는 目的函數의 恣意性을 극복할 수 있으며, 시나리오 確率 π_k를 전부 구하기 위해서 2^n번의 컴퓨터 시행을 할 必要도 없게 된다. SMIC-74에서는 제대로 고려하지 못한 相互影響度를 Goal Programming을 利用한 技法에서는 첫번째 순위로 고려된 조건식의 편차변수들을 最小化함으로서 相互影響度($p(j|i)$)를 충분히 고려한 一貫된 解를 찾아낼 수 있다. 또 SMIC-74가 목적함수

$$\mathrm{Min}\Big[\sum_i(\theta(i,k)\pi_k-p(i))^2+\sum_{i,j}(t(i,j,k)\pi_k-p(i,j))^2\Big]$$

를 利用하여 一貫되지 않고 不完全한 情報를 완전하고 일관된 情報로 만들고자 하는 무차별한 確率 배분을 하는 것을 Goal Programming 정식화에서는 극복하고 있다.

그리고 각 subgoal에 전문가의 의견에 대한 確信性의 程度에 대한 加重値를 使用함으로써 정확하게 추정된 확률값대로 확률값을 配分하게 되어 개연성이 있는 미래의 시나리오 발생 확률의 추정에 正確性을 줄 수 있다. 그리고 일관성이 없는 確率은 그 變化여부가 편차변수(deviational variable)에 나타나게 되어 變化된 $p(i)$와 $p(i|j)$의 값을 금방 알 수 있다.

한편 $\mathrm{Max}_k(\max \pi_k)$ 基準에서 얻은 시나리오 確率 π_k가 단지 각 시나리오 確率의 最高값이기 때문에 시나리오 발생 확률들 간의 상호관련을 제대로 알 수 없는데 비해 Goal Programming을 利用한 상호영향분석에서는 이들 시나리오 사이의 相互關聯을 그대로 알 수 있다.

5. Goal Programming을 利用한 相互影響分析의 實證的 硏究

앞 節에서는 Goal Programming을 利用한 새로운 相互影響度分析 技法을 開發, 소개하였다. 本節에서는 이 새로운 技法을 실제로 적용하여 그 結果를 提示하고자 한다. 그리고 이 기법과 기존의 다른 기법과를

비교한 結果를 結論에서 간단히 제시하도록 한다. 본 技法과 다른 技法과의 상세한 비교 및 그 結果는 金淵敏(9)의 論文에 나와 있다.

1990年代 및 2000年代의 서울 도심地域의 自動車로 인한 大氣汚染 關聯 시나리오를 作成하기 위해서 맨 처음 20여개의 事件을 관계문헌과 전문가의 意見을 통해서 찾아내고, 이것을 다시 設問紙 조사를 거쳐서 극히 중요하다고 생각되는 7개의 사건을 선택했다.

그 結果 앞으로 시나리오에 포함될 각 事件들은 다음과 같았다.

1. 정화기 부착 義務化, CO 배출 許用濃度規制
2. 大衆交通手段 70% 利用
3. 低公害 엔진으로의 50% 대치
4. 大氣公害 關聯 질병 등 건강악화 2배
5. 脫黃施設의 의무화
6. 公害問題에 對한 住民參與의 法的 보장
7. 자동차 보급률이 現在의 2배

이 事件들을 中心으로 2차 設問書를 다시 構成하였으며, 이 設問書의 樣式에는 다음의 事項이 포함되었다.

가. 未來에 發生할 確率에 대한 設問
나. 應答한 內容의 確信性의 정도에 관한 設問
다. 각 事件들 사이의 서로 영향을 미치는 程度에 관한 設問

未來에 發生할 事件에 대한 설문은 .05부터 .95까지의 7점 尺度로 構成되었다.

그리고 應答한 內容의 確信性의 程度에 關한 設問은 未來發生確率 推定時 自信있게 應答한 順序대로 적도록 하였다.

각 事件들 사이의 서로 影響을 미치는 程度에 관한 設問은 주어진 하나의 事件이 반드시 發生할 경우 그 영향이 다른 事件의 未來發生確率 推定値에 증가, 감소, 영향 없음의 3가지로 表示되도록 고안되었다. 그리고 그 영향이 增加 또는 감소로 나타날 경우에는 증가 또는 감소되는 未來發生確率 推定値의 變化量의 크기를 5점 尺度에 記入하게 하였다.

〈表 2〉 전문가 집단에 의한 사전확률의 평균

사 건	확률 평균		표준 편차	
	1990년	2000년	1990년	2000년
1. 정화기 부착 의무화, CO배출 허용농도 규제	.59	.81	.20	.19
2. 대중 교통수단 70% 이용	.51	.74	.20	.17
3. 저공해엔진으로의 50% 대치	.51	.73	.15	.14
4. 대기공해 관련 질병 등 건강악화 2배	.59	.64	.17	.24
5. 탈황시설의 의무화	.56	.79	.18	.17
6. 공해문제에 대한 주민 참여의 법적 보장	.59	.80	.20	.16
7. 자동차 보급률이 현재의 2배	.72	.81	.17	.16

〈表 3〉 확률 추정의 확신도 점수(주 1)

	사건 1	사건 2	사건 3	사건 4	사건 5	사건 6	사건 7
$\bar{x}$	4.3	3.9	3.6	4.6	3.6	6.4	5.2
σ_{n-1}	2.1	2.2	1.9	2.1	2.1	1.5	2.6
점수	4	3	2	5	1	7	6

주 (1) 점수는 자신있게 응답한 순서대로 7, 6, 5, ……, 1점을 주었다.

〈表 4〉 상 호 영 향 도 (%)

만약 아래의 사건 이발생한다면	다음 해당 사건에 대한 영향도는?						
	1	2	3	4	5	6	7
1. 정화기 부착 의무화		4.2	8.7	−18.7	7.2	7.6	−1.2
2. 대중 교통수단 70% 이용	0.6		2.6	−8.6	2.5	5.6	−2.2
3. 저공해 엔진으로의 50% 대치	3.7	5.0		−17.1	6.3	5.3	−0.8
4. 대기 공해 관련 질병 등 건강 악화 2배	2.3	7.1	24.2		25.0	16.3	−4.4
5. 탈황 시설의 의무화	7.6	1.1	3.9	−17.1		6.6	3.3
6. 공해 문제에 대한 주민 참여의 법적 보장	39.5	8.4	38.2	−11.6	43.4		−1.8
7. 자동차 보급률이 현재의 2배	2.7	1.8	26.9	21.1	21.1	15.5	

〈表 4〉에 提示된 相互影響度(%)를 이용하여 다음과 같이 影響의 方向에 따라 未來 조건부 확률을 구한다.

$$p(i|j)=\begin{cases} p(i)+c(i|j)(1-p(i)) & \text{촉진} \\ p(i) & \text{관련 없음} \\ p(i)+c(i|j)(0-p(i)) & \text{억제} \end{cases}$$

여기서 $c(i|j)$는 j사건이 i사건의 확률 추정치에 영향을 준 정도.

그 후에는 $p(i|j)$를 利用하여 $p(i,j)$를 얻는다. 최종 데이타는 다음과 같다.

〈表 5〉 1990년의 주관적 평균 확률

사 건	확률 ($p(i)$)	확신도 점 수 (w_{2i})	$p(i,j)$ 확 률						
			1	2	3	4	5	6	7
1	.59	4		.31	.32	.32	.35	.40	.46
2	.51	3			.27	.32	.29	.32	.37
3	.51	2				.31	.30	.36	.41
4	.59	5					.33	.35	.45
5	.56	1						.38	.44
6	.59	7							.45
7	.72	6							

〈表 6〉 2000년의 주관적 평균 확률

사 건	확률 ($p(i)$)	확신도 점 수 (w_{2i})	$p(i,j)$ 확 률						
			1	2	3	4	5	6	7
1	.81	4		.60	.60	.48	.65	.68	.67
2	.74	3			.55	.46	.59	.60	.59
3	.73	2				.45	.58	.63	.62
4	.64	5					.48	.49	.54
5	.79	1						.67	.66
6	.80	7							.65
7	.81	6							

그리고 w_{1i}는 w_{2i}값을 더한 점수를 다시 차례대로 21점, …, 2점, 1점을 주었다. 이것은 우선순위(priority)가 첫번째인 subgoal에서는 이 加重値가 우선순위가 두번째인 subgoal보다 確率配分에 큰 영향을 주지 않으므로 본 硏究에서는 調査하지 않았으나, 추후 더욱 硏究되어야 한다.

각 w_{1i}값 및 w_{2i}값은 다음과 같다.

〈表 7〉 加重値의 값

$w_{2,1}$	$w_{2,2}$	$w_{2,3}$	$w_{2,4}$	$w_{2,5}$	$w_{2,6}$	$w_{2,7}$
4	3	2	5	1	7	6

$w_{1,1}$	$w_{1,2}$	$w_{1,3}$	$w_{1,4}$	$w_{1,5}$	$w_{1,6}$	$w_{1,7}$	$w_{1,8}$	$w_{1,9}$	$w_{1,10}$	$w_{1,11}$
6	4	13	5	19	14	3	9	2	18	12

$w_{1,12}$	$w_{1,13}$	$w_{1,14}$	$w_{1,15}$	$w_{1,16}$	$w_{1,17}$	$w_{1,18}$	$w_{1,19}$	$w_{1,20}$	$w_{1,21}$
8	1	17	10	7	20	15	16	11	21

이것을 4節의 (나)처럼 Goal Programming으로 定式化하고, Lee(6)의 Goal Program을 利用하여 풀면 1990년 및 2000년의 시나리오 확률은 다음과 같았다. 그리고 〈表 8〉의 1990년 및 2000년의 시나리오 중 개연성이 높은 것은 다음과 같다.

위의 시나리오들을 解析하여 보면 시나리오 $E_{127}=(1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)$은 모든 事件이 일어나는 시나리오

〈表 8〉 시나리오 확률(주 2)

1990년		2000년	
시나리오 번 호	확 률	시나리오 번 호	확 률
1	.06965	84	.00124
99	.01958	103	.00514
82	.03048	52	.01125
101	.07183	114	.00978
71	.00004	77	.00545
55	.01455	110	.04408
81	.04087	63	.01886
47	.03065	51	.03725
123	.05302	125	.10972
60	.02093	29	.00156
74	.07334	113	.01492
105	.04170	105	.00376
92	.03351	5	.01239
127	.10090	119	.19919
48	.04478	89	.02572
11	.01694	37	.00306
119	.06652	58	.03102
76	.06472	101	.02941
31	.03756	127	.16475
120	.04183	123	.04539
67	.02888	47	.04455
118	.03619	94	.05512
125	.05325	83	.01032
22	.00637	120	.02386
14	.02618	76	.00592
42	.05540	75	.05624
70	.01786	57	.00401
89	.03540	16	.00773
100	.00267	23	.01832

주 (2) 여기서 시나리오 번호를 보고 시나리오의 시스템의 상태 $E_k=(e_1, e_2, e_3, \cdots\cdots, e_7)$을 알 수 있는 方法은 그 번호를 이진법으로 환산한 값을 역으로 읽으면 된다.

(예) 55번 시나리오 $\xrightarrow{\text{2진법}}$ $\overset{7654321}{0110111}$ $\longrightarrow$ $E_{55}=(1, 1, 0, 1, 1, 0)$

로서 1990년에 이 시나리오 發生確率은 0.10이고 2000년에는 그 發生可能性은 더욱 높아져서 0.16이 된다. 시나리오 $E_{74}=(0, 1, 0, 1, 0, 0, 1)$은 1990년의 e_2, e_4, e_7의 未來發生確率값과 그 確信度 點數를 보면 可能性이 있을 것이 分明하다. 한편 2000년에는 비슷한 시나리오 E_{75}가 發生하는 것을 보아도 이렇게 될 개연성은 큰 것 같다. 한편 시나리오 E_{101}은 1990년에 發生할 可能性은 높았다가 2000년에는 가능성이 낮아지는 시나

〈表 9〉 개연성이 높은 시나리오 확률

시나리오 번호	시나리오							확률	
	e_1	e_2	e_3	e_4	e_5	e_6	e_7	1990년	2000년
127	1	1	1	1	1	1	1	.10	.16
74	0	1	0	1	0	0	1	.073	—
101	1	0	1	0	0	1	1	.072	.029
1	1	0	0	0	0	0	0	.069	—
119	1	1	1	0	1	1	1	.066	.199
125	1	0	1	1	1	1	1	.953	.109
75	1	1	0	1	0	0	1	—	.056

리오이다. 그리고 시나리오 E_{119}는 2000년에 그 발생확률이 0.199나 되는데 이것은 2000년에 다른 與件이 成熟하면, e_4 즉 大氣公害 관련질병 등 건강 악화 2배는 일어나지 않는다는 것을 보여준다. 시나리오 E_{125}는 그 發生確率이 1990년과 2000년에 0.053, 0.109로 시나리오 E_{119}나 E_{127} 다음으로 發生할 可能性이 높다는 것을 보여준다. 시나리오 E_1은 1990년에 發生할 可能性이 상당히 높은데 이것은 상호영향도의 2차, 3차 効果에 의한 것으로 해석된다.

편차변수(deviational variable)의 값은 전부 零이었다. 이것은 추정된 未來發生確率들이 일관성을 가져, 상호관련을 考慮한다고 해도 獨立的으로 추정된 미래 발생확률을 變化시킬 만한 영향은 없었다는 事實을 보여준다.

아울러 目的函數中의 加重值 w_{1i}, w_{2i}에 대한 고찰과 사건 1이 발생한 경우의 敏感度 分析이 행하여졌는데, 그 결과 加重值의 변화에 따라 確率값은 조금 變化하나 加重值의 主觀的인 선택에 문제성이 거의 없다는 것이 밝혀졌다(9).

또 사건 1이 발생한 경우, 개연성이 높은 시나리오는 E_{127}, E_{123}, E_{39}, E_{49}, E_{101}, E_{103}으로 이 시나리오를 잘 살펴보면 사건 1 즉 정화기 부착을 의무화하고

〈表 10〉 사건 1 발생시의 개연성이 높은 시나리오 확률

시나리오 번호	시나리오							확률	
	e_1	e_2	e_3	e_4	e_5	e_6	e_7	1990년	2000년
127	1	1	1	1	1	1	1	.14	.29
123	1	1	0	1	1	1	1	.09	.08
39	1	1	1	0	0	1	0	.08	—
49	1	0	0	0	1	1	0	.075	.08
101	1	0	1	0	0	1	1	.075	—
103	1	1	1	0	0	1	1	—	.09

CO배출 허용농도를 규제했을 때 재미있는 結果가 나타난 것을 알 수 있다.

시나리오 確率이 事件 1의 發生에 의해 바뀜과 함께 각 事件의 未來發生確率은 相互影響度를 고려해서 다음과 같이 變化한다. 즉 사건 1의 확률이 1로 되면 사건 2(大衆交通手段의 利用)와 사건 3(低公害 엔진으로의 50% 대치), 사건 5(脫黃施設의 의무화), 사건 6(公害問題에 대한 住民參與의 法的 보장)의 가능성은 높아지고, 사건 4(大氣公害 관련 질병 등 건강악화 2배)와 사건 7(自動車 보급률이 現在의 2배)의 可能性은 멀어진다는 좋은 結果를 보여주고 있다.

6. 結　論

本 研究는 Goal Programming을 利用한 새로운 相互影響分析 技法을 開發한 뒤 이것을 가지고 自動車에 관련된 서울시 大氣汚染問題의 相互影響度分析을 한 것이었다.

研究의 綜合的 結論은 다음과 같다.

첫째, Goal Programming을 利用한 相互影響度分析은 실제 응용에서 SMIC-74나 시뮤레이션을 통한 상호 영향도 분석처럼 좋은 結果를 보여주고 있다.

둘째, Goal Programming을 利用한 상호영향도분석은 相互影響度가 關聯된 조건식의 편차 변수를 첫번째 順位로 最小化함으로써 相互影響度를 충분히 고려한 시나리오 確率과 각 事件의 未來發生確率을 얻을 수 있다.

세째, 加重值(w_{1i}, w_{2i})는 敏感度 分析結果, 그것의 主觀的인 선택이 最終解에 큰 變化를 가져오지 않는 것으로 밝혀졌다.

네째, 이 새로운 技法도 종래의 시나리오 發生技法과 마찬가지로 事件의 추세를 잘 고려하지 못하고 있다.

相互影響度分析을 위한 Goal Programming을 利用한 새로운 技法의 개선, 발전을 위해 추후 研究되어야 할 과제는 다음과 같다.

첫째, 本 研究에서는 相互影響度($p(i|j)$)가 고려된 조건식

$$\left(\sum_{k=1}^{r} t(i,j,k)\pi_k + d_{ij}^- - d_{ij}^+ = p(i)p(i|j)\right)$$

의 편차변수를 첫번째 순위로서 最小化하였다. 그러나 우선순위 첫번째가 우선순위 두번째보다 절대적으로 큰 것($p_1 \gg p_2$)인가는 엄격히 검토되어야 한다.

둘째, subgoal의 加重値로서 확신성의 程度가 아닌 각 事件의 重要度와 같은 다른 加重値를 부여할 수 있는가의 與否와 이 加重値를 어떻게 선택할 것인가——특히 w_{2i}에 있어서——의 문제 등이 추후로 더 硏究되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

1. Dalkey, Norman, & Helmer, Olaf, "An Experimental Application of the Delphi Method to the Use of Experts", *Management Science*, Vol. 9, No. 3, April, 1963, pp. 458-467.
2. Dupperrin, J.C. and Godet. M., "SMIC 74-A method for constructing and ranking scenarios," *Futures*, Aug., 1975, pp. 302-312.
3. Godet, Mitchell, "SMIC-74 A reply from the authors," *Futures*, Aug., 1976, pp. 336-340.
4. Gorden, T.J. and Hayward, H., "Initial Experiments with the Cross Impact Matrix Method of Forecasting," *Futures*, 1968, Vol. 1, No. 2, pp. 100-116.
5. Kelly, P., "Futher Comments on Cross-Impact Analysis," *Futures*, Aug., 1976, pp. 341-345.
6. Lee, Sang. M., "Goal Programming for Decision Analysis," Auerbach Publishers inc., First ed., Philadelphia, 1972.
7. McLean, Mick, "Does Cross-Impact Analysis Have A Future?," *Futures*, Aug., 1976, pp. 345-349.
8. Mitchell, R.B. and Tydemand, J., "A Further Comments on SMIC74" *Futures*, Aug., 1976, pp. 300-341.
9. 金淵敏, Goal Programming을 利用한 相互影響度分析, 碩士學位論文, 韓國科學院, 1981.