

# GERT Network 의 感度分析에 관한 考察

(A Study on the Sensitivity Analysis of GERT Network)

李 相 道\*  
鄭 重 喜\*  
朴 基 柱\*\*

## Abstract

In this paper, a sensitivity analysis is proceeded to improve the network of manufacturing process by converting the qualitative network into GERT Network and by finding equivalent probability, MFG's of variables and sensitivity equation in GERT Network. Sensitivity analysis of GERT Network is important in evaluating, reviewing and improving system. System improvement in GERT Network is achieved by increasing the equivalent probability and by decreasing the equivalent time.

## 1. 序 論

企業의 生産性 向上을 위해 製品의 製造工程에 대한 合理的인 分析方法과 그에 따른 改善을 위한 定量的인 尺度가 필요시 되고 있다. 따라서 製造工程에 대한 工程體係를 Model化 하여 좀더 明確하게 把握할 수 있는 方法이 要求된다.

一般的으로 製造工程은 Network로 表現이 可能하고 Network를 取하는 問題의 分析 技法으로 GERT가 알려져 있다.

GERT(Graphical Evaluation and Review Technique)의 基本的인 概念은 Pritsker, Happ, 와 Whitehouse [1, 2, 5] 에 의해서 수립되어 있으며 確率的(stochastic)이고 論理的(logical)인 特性을 가진 Net-

ork 의 分析技法으로 適用되고 있다.

製造工程의 Network는 그 構造나 作業課程에 있어서 選擇的 이거나 代替的인 경우가 많으며 이런 經路를 따르는 論理的인 節點을 포함하여 實現된 Activity를 다시 實現하도록 하는 selfloop나 feedback 事象이 포함되게 된다. 이와같은 論理的 特性을 가진 Network를 確率的 Network라 부르고 이 Network를 利用하여 製造工程의 Network를 GERT Model化 하여 感度(Sensitivity) 分析이 可能하다.

感度の 重要的인 의미는 Network 改善을 위해 Network를 評價하고 再吟味하여 System 改善의 定量的인 尺度로 利用할 수 있다는 것이다. Network의 感度 分析은 每數變化에 따른 函數로써 performance function을 만들고 이 評價函數의 變化量 計算을 위해

\* 東亞大學校 工科大學

\*\* 大邱工業專門大學

GERT 基本概念과 感度分析의 概念을 應用하여 感度方程式을 求하여 이용한다.

System 의 改善이나 意思決定의 必要한 基本資料로써 이 方程式의 係數를 이용하고 Network 의 等價期待確率을 增加시키거나 期待時間을 줄임으로써 GERT Network 의 System 改善의 目的을 達成한다. 이 小論에서는 不確定要素를 포함하는 旋盤의 主軸 製造工程중에서 熱處理 및 研削部分의 Network 를 GERT 化 하여 確率을 增加시키고 期待時間을 줄이기 위한 基準尺度로 感度係數를 조절하기 위하여 感度方程式을 誘導하고 感度를 分析함으로써 製造工程에 대한 分析技法을 소개하고 GERT에 의한 製造工程의 管理可能性을 考察해 보는데 있다.

## 2. 感度的 概念과 理論的 背景

System 에 있어서 각각의 요소 Parameter 의 變化가 어느 정도까지 전체 System 에 影響을 주는가를 決定하고자 할 때 物理學의 瞬間速度의 개념을 이용하거나 經濟學의 需要에 의한 價格이나 所得의 彈力性을 利用하여 每數變化에 따른 感度를 分析한다.

$y$ 를 出力,  $X$ 를 Parameter 로 하여 彈力性의 概念을 導入한 Bode 의 定義에 의해

$$S_{xy} = \frac{d(\log y)}{d(\log x)} = \frac{dy}{y} / \frac{dx}{x} = \frac{x}{y} \cdot \frac{dy}{dx} \quad (1)$$

로 表現되며  $S_{xy}$ 는 Parameter  $X$ 에 관한  $y$ 의 感度를 의미한다. 일반적으로는 System의 performance measure 는 많은 Parameter 로 구성되므로 복수 Parameter 의 感度は 多重 Parameter 의 感度이며 다음과 같이 표기된다.

$$S_{x_i y} |_{x_i = x_0} = \left[ \left( \frac{x_i}{y} \right) \left( \frac{\partial y}{\partial x_i} \right) \right]_{x_i = x_0} \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (2)$$

여기서  $x_i = x_0$ 는 基準值(nominal value)로써 平均 值나 初期值를 利用한다. Performance function  $y$ 를  $N$ 개의 Parameters의 column vector 로 표현하면 平價函數  $y$ 의 增分  $\Delta y$ 는 Taylor 展開後  $\Delta X$ 에 관한 二次 이상의 項을 無視하면

$$\begin{aligned} \Delta y &= y(x - \Delta x) - y(x) \\ &= \frac{\partial y}{\partial x_i} \Big|_{x=x_0} \Delta x_i + \frac{\partial y}{\partial x_2} \Big|_{x=x_0} \Delta x_2 + \dots + \frac{\partial y}{\partial x_N} \Big|_{x=x_0} \Delta x_N \\ &= \sum_{i=1}^N \frac{\partial y}{\partial x_i} \Big|_{x_i=x_0} \Delta x_i \quad t \quad (3) \end{aligned}$$

여기서  $\Delta y$ 와  $y$ 와의 比로 나타낸 式은 다음과 같은 多量 Parameter 感度和 Parameter 增분과 函數로 된다. 즉,

$$\begin{aligned} \frac{\Delta y}{y} &= \left[ \frac{x_i}{y} \cdot \frac{\partial y}{\partial x_i} \right] \left( \frac{\Delta x_i}{x_i} \right) + \left[ \frac{x_2}{y} \cdot \frac{\partial y}{\partial x_2} \right] \left( \frac{\Delta x_2}{x_2} \right) + \dots + \left[ \frac{x_N}{y} \cdot \frac{\partial y}{\partial x_N} \right] \left( \frac{\Delta x_N}{x_N} \right) \\ &= S_{x_i y} \left( \frac{\Delta x_i}{x_i} \right) + S_{x_2 y} \left( \frac{\Delta x_2}{x_2} \right) + \dots + S_{x_N y} \left( \frac{\Delta x_N}{x_N} \right) \\ &= \sum_{i=1}^N S_{x_i y} \left( \frac{\Delta x_i}{x_i} \right) \quad (4) \end{aligned}$$

그러나 GERT Network 의 出力( $y$ )의 增分( $\Delta y$ )는 Parameter 전체의 갯수  $N$ 중에서 최를 Parameter 의 갯수를  $K$ 라 하면  $\Delta y$ 는 식 (6) 과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \Delta y &= \sum_{i=1}^N \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i \quad (5) \\ \Delta y &= \Delta y_1 + \Delta y_2 = \sum_{i=1}^K \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i + \sum_{i=K+1}^N \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i \quad (6) \end{aligned}$$

確率 Parameter 갯수  $K$ 개 중에는 等式 制約條件이 成立되는  $M$ 개의 式이 존재한다. 즉,

$$f_m(x) = 0 \quad (m=1, 2, \dots, M) \quad (7)$$

確率 Parameter 가운데는 等式制約條件에 影響을 받는 Parameter  $L$ 개와 影響을 받지 않는 Parameter ( $K-L$ )개로 나눌수 있으므로  $\Delta y$ 는

$$\begin{aligned} \Delta y &= \Delta y_1 + \Delta y_2 + \Delta y_3 \\ &= \sum_{i=1}^L \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i + \sum_{i=L+1}^K \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i + \sum_{i=K+1}^N \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i \quad (8) \end{aligned}$$

로 表示되고 식 (7)에서 等식制約條件의 Parameter 의 갯수  $L$ 개 중에서  $M$ 개의 狀態變數(state variable)와  $T$ 개의 決定變數(decision variable)로 나누어 보면

$L = M + T$ 가 되고

$x_i = S_m (m=1, 2, \dots, M)$  : 狀態變數(state variable)

$x_i = d_t (t=1, 2, \dots, M)$  : 決定變數(decision variable)

이때  $L$ 개의 Parameter 중에 어느 것이 決定變數가 되던 狀態變數가 되든 관계 없으며,

$$\begin{aligned} \Delta y_1 &= \sum_{i=1}^L \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i \\ &= \sum_{m=1}^M \frac{\partial y}{\partial S_m} \Delta S_m + \sum_{t=1}^T \frac{\partial y}{\partial d_t} \Delta d_t \quad (9) \end{aligned}$$

$\Delta y_i$ 의 變量을 표현할 수 있고 식(11)에서 確率 Parameter의 增分을 고려하면

$\Delta x_i (i=1, 2, \dots, L)$ 의 變數들은  $M$ 개의 線型 方程式을 만족시켜야 하므로

$$\sum_{i=1}^L \frac{\partial f_m}{\partial x_i} \Delta x_i = 0 \quad (m=1, 2, \dots, M) \quad (10)$$

狀態變數( $S_m$ )나 決定變數( $d_t$ )를 고려한 等式約條件의 增分은

$$\sum_{i=1}^L \frac{\partial f_m}{\partial x_i} \Delta x_i = \sum_{m=1}^M \frac{\partial f_j}{\partial s_m} \Delta s_m + \sum_{t=1}^T \frac{\partial f_j}{\partial d_t} \Delta d_t$$

( $j=1, 2, \dots, M$ ) (11)

식(9)와 식(11)에서  $\Delta y_i$ 에 대하여 정리하면

$$\Delta y_i = \left\{ \sum_{t=1}^T \frac{\partial y}{\partial d_t} d_t - \sum_{i=1}^L \left( \sum_{m=1}^M \frac{\partial y}{\partial s_m} s_m \gamma_{mt} \right) \right\} \cdot \sum_{t=1}^T \frac{\Delta d_t}{d_t} \quad (12)$$

식(8)을  $y$ 로 나누어 식(12)을 代入하면

$$\frac{\Delta y}{y} = \frac{\Delta y_1}{y} + \frac{\Delta y_2}{y} + \frac{\Delta y_3}{y}$$

$$= \frac{1}{y} \sum_{i=1}^L \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i + \frac{1}{y} \sum_{i=L+1}^K \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i + \frac{1}{y} \sum_{i=K+1}^N \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i$$

•  $\Delta x_i$

$$= \sum_{i=1}^L S_{x_i, y} \frac{\Delta x_i}{x_i} + \sum_{i=L+1}^K S_{x_i, y} \frac{\Delta x_i}{x_i} + \sum_{i=K+1}^N S_{x_i, y} \frac{\Delta x_i}{x_i} \quad (13)$$

$$= \sum_{t=1}^T \left\{ S_{d_t, y} - \sum_{m=1}^M S_{s_m, y} \gamma_{mt} \right\} \frac{\Delta d_t}{d_t} + \sum_{i=K+1}^N S_{x_i, y}$$

$\frac{\Delta x_i}{x_i} + \sum_{i=K+1}^N S_{x_i, y} \frac{\Delta x_i}{x_i}$   
 여기서  $\sum_{i=1}^L S_{x_i, y} \frac{\Delta x_i}{x_i}$ 는 確率 Parameter의 變動을 고려한 것을 나타내며 식(13)을 感度方程式이라 부르고 Parameter의 變化  $\left( \frac{\Delta x_i}{x_i} \right)$ 의 係數가 感度係數  $S_{x_i, y}$ 이므로 계수의 값이 크면 큰 感度を 수반하며 이 Parameter는 評價函數  $y$ 에 큰 영향을 미치게 된다.

### 3. GERT Network의 感度分析

旋盤의 主軸製造에 수반되는 主要作業은 Turning, Milling 및 Heat treatment와 Grinding 作業으로 이루어진다.

Heat treatment와 Grinding부분의 作業개요는 고주파 열처리기로 표면담금질을 하여 Crack 檢査를 한후 Grinding machine으로 외경, 내경을 연삭한다. 이들 工綱에 대한 Network를 作業개요에 따라 Network으로 나타내 보면 Qualitative GERT Network는 Fig.1., 每數變動에 따른 GERT Network는 Fig.2.와 같이된다.

GERT Network의 각 branch 實現에 所要되는 確率과 時間에 대한 Data는 Table 1과 같다. 각 branch에 대한 確率과 時間 分布는 장기간의 測定에 의해 직접 Simulate하여 求해야 正確한 結果를 얻을 수 있으나 여러가지 制約으로 인해 現場에서의 實측 平均치를 nominal value로 사용하였다.

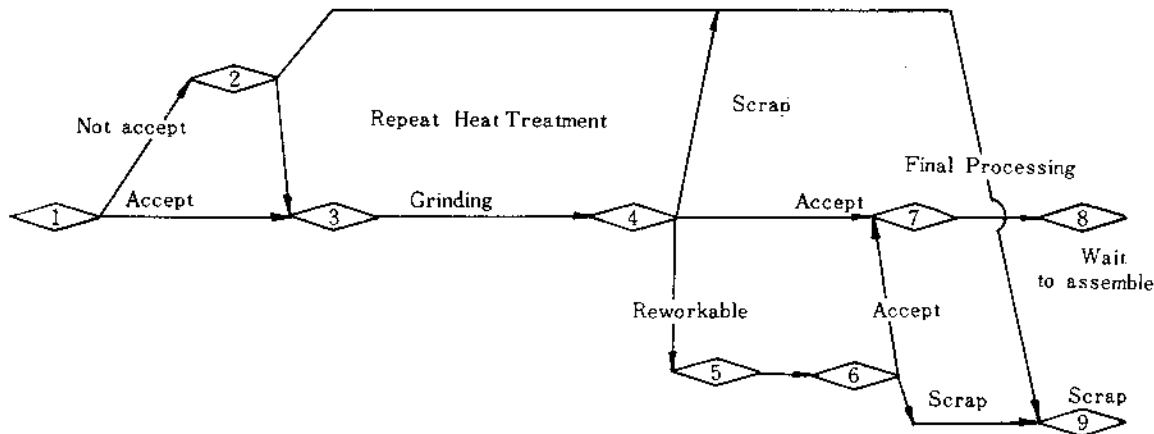


Fig.1. Qualitative GERT Network

Table 1. Probability and MFG's of Each Branch Parameter

branch ( $i \cdot j$ )	P	Prob.	Mt (S)
1 · 3	$P_a$	0.8710	$(1 - \frac{S}{a})^{-1}$
1 · 2	$P_b$	0.1290	$(1 - \frac{2s}{3})^{-1}$
2 · 3	$P_c$	0.9010	$e^{-\frac{1}{3}s}$
3 · 4	$P$	1	$e^{-\frac{1}{3}s}$
4 · 7	$P_d$	0.6993	$(1 - \frac{S}{a})^{-1}$
4 · 5	$P_e$	0.2960	$(1 - S)^{-1}$
5 · 6	$P$	1	$e^{-\frac{1}{2}s}$
6 · 7	$P_f$	0.9646	$(1 - \frac{S}{f})^{-1}$
6 · 9	$P_g$	0.0354	$(1 - 2s)^{-1}$
2 · 9	$P_h$	0.0990	$e^{-\frac{1}{3}s}$
4 · 9	$P_i$	0.0057	$(1 - S)^{-1}$
7 · 8	$P$	1	$e^{-\frac{1}{3}s}$

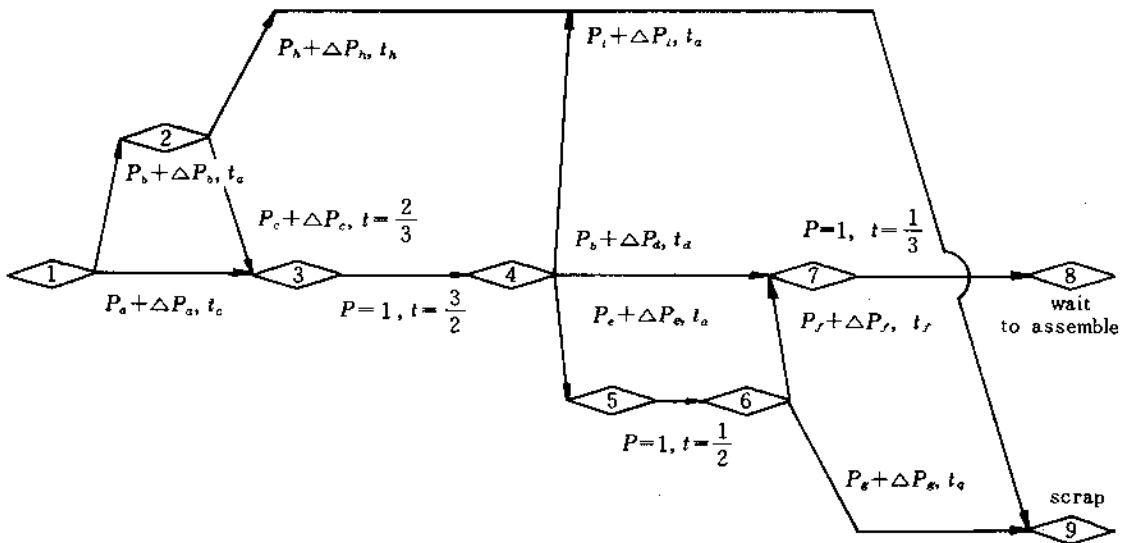


Fig. 2. GERT Network with Parameter Variations

Fig. 2. 의 節點 1 에서 節點 9 에 이르는 熱處理 및 研削部分의 等價確率  $P_E$ 와 等價時間의 平均  $\mu_E$ 를 구하기 위하여  $W$  함수를 구하면,

$$W_E(S)W_{i,j}(S) = (W_a + W_b W_i) \cdot W_j \cdot (W_d + W_e W_j) \cdot W_s = \{P_a(1 - \frac{S}{a})^{-1} + P_b(1 - \frac{S}{a})^{-1} P_c e^{ts}\} \cdot e^{ts} \{P_d(1 - \frac{S}{d})^{-1} + P_e(1 - \frac{S}{d})^{-1} e^{ts}\} P_f(1 - \frac{S}{f})^{-1} e^{ts} \quad (14)$$

節點 9 를 실현시키는 等價確率(epivalent probability)  $P_E$ 는

$$P_E = W_E(0) = (P_a + P_b P_c) \cdot (P_d + P_e P_f) = 0.9722 \quad (15)$$

식 (14)에서 質率母函數(MGF)를 구하고  $\mu_E$ 를 계산하면

$$M_E(S) = \frac{W_E(S)}{W_E(0)}$$

$$\mu_E = \frac{\partial}{\partial S} M_E(S) |_{S=0} = \frac{\partial}{\partial S} \left( \frac{W_E(S)}{W_E(0)} \right) |_{S=0}$$

$$= \{P_a P_d (\frac{1}{a} + \frac{1}{b} + \frac{11}{d}) + P_b P_c P_f (\frac{1}{a} + \frac{1}{d} + \frac{1}{f} + \frac{14}{b}) + P_b P_c P_d (\frac{1}{a} + \frac{1}{d} + \frac{15}{6}) + P_b P_c P_e P_f (\frac{1}{a} + \frac{1}{d} + \frac{1}{f} + \frac{18}{b})\} / (P_a + P_b P_c) \cdot (P_d + P_e P_f) = 4.29(\text{時間})$$

위의 과정에서 熱處理 및 研削部分의 등가確率은 0.9722 이며 等價時間은 4.29 時間이다.

### 1) $P_E$ 의 變動量計算

等價確率  $P_E$ 의 경우, 評價函數  $y$ 를  $y = P_E$ 로 놓고  $x_1 = P_a, x_2 = P_b, x_3 = P_d, x_4 = P_e, x_5 = P_f, x_6 = P_c, x_7 = P_f$ 라 하면 變數의 個수는  $K = N = 7$  이고 等式制約條件을 만족시키는 變數의 個수는  $L = 5$  이다. 이중에 狀態(state) 變數를  $S_1 = P_a, S_2 = P_d$ 로 하여  $M = 2$ , 決定變數(decision variable)를  $d_1 = P_b, d_2 = P_e, d_3 = P_f$ 라 하면  $T = 3$  이 된다.

$$P_a + P_b - 1 = 0 = f_1(P_a, P_b) = f_1(x_1, x_2) = f_1(x)$$

$$P_d + P_e + P_f - 1 = 0 = f_2(P_d, P_e, P_f) = f_2(x_3, x_4, x_5) = f_2(x)$$

評價函數  $y = P_E$ 에서  $y$ 의 變動  $\Delta y$ 는

$$\Delta y = \Delta y_1 + \Delta y_2 + \Delta y_3$$

$$= \sum_{i=1}^K \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i + \sum_{i=L+1}^K \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i + \sum_{i=K+1}^N \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i$$

$$\cdot \Delta x_i \quad (16)$$

에서  $K = 7$  이고  $L = 5$  이므로

$$\Delta y = \Delta y_1 + \Delta y_2$$

$$= \sum_{i=1}^L \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i + \sum_{i=L+1}^K \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i \quad (17)$$

식 (17)에서  $\Delta y_1$ 을 狀態變數, 決定變數로 나누어表現하면

$$\Delta y_1 = \sum_{i=1}^L \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i$$

$$= \sum_{m=1}^M \frac{\partial y}{\partial S_m} + \sum_{i=1}^L \frac{\partial y}{\partial d_i} \Delta d_i \quad (18)$$

또 確率 Parameter 個수 5 個중에서 等式制約條件은  $f_m(x) = 0$  ( $m=1, 2$ )이므로

$$\sum_{i=1}^L \frac{\partial f_m}{\partial x_i} \Delta x_i = 0 \quad (m=1, 2) \quad (19)$$

식 (19)에서 狀態變數( $S_m$ )나 決定變數( $d_i$ )를 고려한 增分은

$$\sum_{i=1}^L \frac{\partial f_m}{\partial x_i} \Delta x_i = \sum_{m=1}^M \frac{\partial f_j}{\partial S_m} \Delta S_m + \sum_{i=1}^L \frac{\partial f_j}{\partial d_i} \Delta d_i \quad (20)$$

여기  $J, C, \nabla_s y, \nabla_d y$ 를 다음과 같이 두면 식 (18)은 식 (21)로, 식 (20)은 식 (22)로表現된다.

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial P_a} & \frac{\partial f_1}{\partial P_b} \\ \frac{\partial f_2}{\partial P_d} & \frac{\partial f_2}{\partial P_e} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial P_a} & \frac{\partial f_1}{\partial P_b} & \frac{\partial f_1}{\partial P_f} \\ \frac{\partial f_2}{\partial P_d} & \frac{\partial f_2}{\partial P_e} & \frac{\partial f_2}{\partial P_f} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\nabla_s y = \begin{bmatrix} \frac{\partial y}{\partial S_1} & \frac{\partial y}{\partial S_2} \end{bmatrix}$$

$$\nabla_d y = \begin{bmatrix} \frac{\partial y}{\partial d_1} & \frac{\partial y}{\partial d_2} & \frac{\partial y}{\partial d_3} \end{bmatrix}$$

$$\Delta y_1 = \nabla_s y \Delta S + \nabla_d y \Delta d \quad (21)$$

$$0 = J \Delta S + C \Delta d \quad (22)$$

식 (22)로부터  $\Delta S = -J^{-1} C \Delta d$ 이므로 식 (21)은

$$\Delta y_1 = (\nabla_s y - \nabla_s y J^{-1} C) \Delta d \quad (23)$$

그리고 狀態變數와 決定變數의 diagonal matrix 를  $S, D$  라면  $SS^{-1}, DD^{-1}$ 를 식 (23)에 作用시킨후  $\Delta y_1$ 을  $y$ 로 나누면

$$\Delta y_1 = (\nabla_s y - \nabla_s y S S^{-1} J^{-1} C) D D^{-1} \Delta d \quad (24)$$

$$\frac{\Delta y_i}{y} = \frac{1}{y} [\nabla_{ay} D - (\nabla_{ay} S) R] D^{-1} \Delta d \quad (25)$$

$$\text{여기서 } R = S^{-1} J^{-1} C D = \begin{bmatrix} \frac{P_b}{P_a} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{P_e}{P_d} & \frac{P_c}{P_f} \end{bmatrix}$$

식 (25)를 식 (2)의 형태로 표기하면

$$\begin{aligned} \frac{\Delta y_i}{y} &= \frac{1}{y} \left\{ \sum_{i=1}^2 \frac{\partial y}{\partial d_i} d_i - \sum_{i=1}^2 \left( \sum_{m=1}^2 \frac{\partial y}{\partial S_m} S_m \gamma_m \right) \right\} \\ \sum_{i=1}^2 \frac{\Delta d_i}{d_i} &= \sum_{i=1}^2 \left\{ \frac{d_i}{y} \frac{\partial y}{\partial d_i} - \sum_{m=1}^2 \frac{S_m}{y} \frac{\partial y}{\partial S_m} \gamma_m \right\} \\ \frac{\Delta d_i}{d_i} &= \sum_{i=1}^2 \left\{ S_{d_i y} - \sum_{m=1}^2 S_{s_m y} \gamma_m \right\} \frac{\Delta d_i}{d_i} \end{aligned}$$

식 (17)에서  $y$ 의 증분  $\Delta y$ 를  $y$ 로 나눈 비는

$$\begin{aligned} \frac{\Delta y}{y} &= \frac{\Delta y_1}{y} + \frac{\Delta y_2}{y} \\ &= \sum_{i=1}^2 [S_{d_i y} - \sum_{m=1}^2 S_{s_m y} \gamma_m] \frac{\Delta d_i}{d_i} + \sum_{i=1}^2 S_{x_i y} \frac{\Delta x_i}{x_i} \\ &= [S_{p_b y} - S_{p_a y} \gamma_{11}] \frac{\Delta d_1}{d_1} + [S_{p_e y} - S_{p_d y} \gamma_{22}] \frac{\Delta d_2}{d_2} \\ &\quad + [S_{p_f y} - S_{p_c y} \gamma_{33}] \frac{\Delta d_3}{d_3} + S_{p_c y} \frac{\Delta P_c}{P_c} + S_{p_f y} \frac{\Delta P_f}{P_f} \\ &= (-0.0129) \frac{\Delta P_b}{P_b} + (-0.0106) \frac{\Delta P_e}{P_e} + \\ &\quad (-0.0007) \frac{\Delta P_f}{P_f} + 0.1117 \frac{\Delta P_c}{P_c} + 0.1263 \frac{\Delta P_f}{P_f} \end{aligned} \quad (26)$$

위의 결과에서 等價確率  $P_e$ 를 增加시키고자 하면  $P_b$ 와  $P_e$ 를 減少시키고  $P_c$ 와  $P_f$ 를 增加시키면 된다.  $P_f$ 에는 크게 影響을 받지 않음을 알 수 있다.

## 2) $\mu_\varepsilon$ 의 變動量 計算

等價期待時間의 感度方程式을 導出하고 그것으로부터 等價時間을 줄일 수 있는 부분을 찾아보면 評價函數  $y$ 를  $y = \mu_\varepsilon$ ,  $x_1 = P_a$ ,  $x_2 = P_b$ ,  $x_3 = P_c$ ,  $x_4 = P_d$ ,  $x_5 = P_e$ ,  $x_6 = P_f$ ,  $x_7 = P_g$ ,  $x_8 = a$ ,  $x_9 = d$ ,  $x_{10} = f$ 라 놓으면 變數의 个数  $N=10$ , 確率變數의 个数  $K=7$  이고 等式制約의 影響을 받는 變數는  $L=5$ 로  $S_1 = P_a$ ,  $S_2 = P_b$ 라 놓으면 狀態變數는  $M=2$ 가 된다. 決定變數는  $T=3$ 이 되므로  $d_1 = P_b$ ,  $d_2 = P_a$ ,  $d_3 = P_f$ 라 놓으면

$$P_a + P_b - 1 = 0 = f_1(x)$$

$$P_a + P_e + P_f - 1 = 0 = f_2(x)$$

여기서

$$\begin{aligned} \Delta y &= \Delta y_1 + \Delta y_2 + \Delta y_3 \\ &= \sum_{i=1}^2 \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i + \sum_{i=1}^2 \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i + \sum_{i=1}^2 \frac{\partial y}{\partial x_i} \Delta x_i \end{aligned} \quad (27)$$

식 (24)에서

$$\begin{aligned} \Delta y_i &= [\nabla_{ay} D - (\nabla_{ay} S) S^{-1} J^{-1} C D] D^{-1} \Delta d_i \\ &= \left[ \sum_{i=1}^2 \frac{\partial y}{\partial d_i} d_i - \sum_{m=1}^2 \frac{\partial y}{\partial S_m} S_m R \right] D^{-1} \Delta d_i \end{aligned} \quad (28)$$

$\Delta y_i$ 을  $y$ 로 나누면

$$\begin{aligned} \frac{\Delta y_i}{y} &= \sum_{i=1}^2 \left[ \frac{d_i}{y} \frac{\partial y}{\partial d_i} - \sum_{m=1}^2 \frac{S_m}{y} \frac{\partial y}{\partial S_m} \gamma_m \right] \frac{\Delta d_i}{d_i} \\ &= \sum_{i=1}^2 [S_{d_i y} - \sum_{m=1}^2 S_{s_m y} \gamma_m] \frac{\Delta d_i}{d_i} \end{aligned} \quad (29)$$

식 (27)을  $y$ 로 나누어 식 (29)를 代入 하면

$$\begin{aligned} \frac{\Delta y}{y} &= \frac{\Delta y_1}{y} + \frac{\Delta y_2}{y} + \frac{\Delta y_3}{y} \\ &= \sum_{i=1}^2 [S_{d_i y} - \sum_{m=1}^2 S_{s_m y} \gamma_m] \frac{\Delta d_i}{d_i} + S_{x_1 y} \frac{\Delta x_1}{x_1} + \\ &\quad S_{x_2 y} \frac{\Delta x_2}{x_2} + S_{x_3 y} \frac{\Delta x_3}{x_3} \\ &= \sum_{i=1}^2 [S_{d_i y} - (S_{s_1 y} \gamma_{11} + S_{s_2 y} \gamma_{22})] \frac{\Delta d_i}{d_i} + S_{x_1 y} \frac{\Delta x_1}{x_1} \\ &\quad + S_{x_2 y} \frac{\Delta x_2}{x_2} + S_{x_3 y} \frac{\Delta x_3}{x_3} \\ &= (S_{d_1 y} - S_{s_1 y} \gamma_{11}) \frac{\Delta d_1}{d_1} + (S_{d_2 y} - S_{s_2 y} \gamma_{22}) \frac{\Delta d_2}{d_2} \\ &\quad + (S_{d_3 y} - S_{s_3 y} \gamma_{33}) \frac{\Delta d_3}{d_3} + S_{x_1 y} \frac{\Delta x_1}{x_1} + S_{x_2 y} \frac{\Delta x_2}{x_2} \\ &\quad + S_{x_3 y} \frac{\Delta x_3}{x_3} \\ &= (S_{p_b y} - S_{p_a y} \frac{P_b}{P_a}) \frac{\Delta P_b}{P_b} + (S_{p_e y} - S_{p_d y} \frac{P_e}{P_d}) \frac{\Delta P_e}{P_e} \\ &\quad + (S_{p_f y} - S_{p_c y} \frac{P_f}{P_c}) \frac{\Delta P_f}{P_f} + S_{p_c y} \frac{\Delta P_c}{P_c} + S_{p_f y} \frac{\Delta P_f}{P_f} \\ &= 0.0184 \frac{\Delta P_b}{P_b} + 0.1711 \frac{\Delta P_e}{P_e} + 0.00098 \frac{\Delta P_f}{P_f} + \\ &\quad 0.0162 + 0.0162 \frac{\Delta P_c}{P_c} + 0.1202 \frac{\Delta P_f}{P_f} + (-0.1554) \frac{\Delta a}{a} \\ &\quad + (-0.2331) \frac{\Delta d}{d} + (-0.2608) \frac{\Delta f}{f} \end{aligned} \quad (30)$$

식 (30)에서 感度係數는  $P_e$ 의 값이 가장 크며  $d$  및

$f$ 의 값이 가장 적게 나타나고 있다. 그러므로 等價時間  $t_e$ 를 줄이기 위해서는  $P_e$ 의 값을 減少시키고  $d$ 와  $f$ 의 값을 增加시킴으로써 作業時間을 줄일 수가 있다.

#### 4. 結 論

本 論文은 工程이 지니는 特殊性으로 因하여 그동안 分析이 없었던 製造工程에 GERT Network 技法을 利用하면 工程을 合理的으로 分析, 管理할 수 있으며 GERT의 利用可能性의 立證과 GERT의 適用事例를 通하여 GERT의 有用性を 보였다.

製造工程의 여러 現象은 각 要素 Parameter의 變化로 因하여 생기며 이들이 미치는 評價函數의 變動

을 알아보기 위하여 感度方程式을 求하고 그 感度係數로서 System의 改善에 利用될 수 있음을 보였다.

System의 改善은 等價期待確率이나 期待時間에 대한 變動量의 變化에 따른 感度係數를 포함한 等價確率을 增加시키고 等價期待 時間을 줄임으로써 그 目的을 達成한다.

GERT는 解析이 곤란한 製造工程등에 널리 應用될 것으로 豫想이 되며 복잡한 Network에 대해서는 相等函數(equivalent function)를 利用하여 科學적이고 定量的인 方法으로 工程의 合理的인 解析이 容易하다. 그러나 GERT Network의 각 branch 變數에 대한 Data의 正確성과 特性值의 分析推定의 어려움이 問題가 되므로 이에 대한 研究가 앞으로 요망된다.

#### 参 考 文 献

- (1) Pritsker, A. A. B., and Happ, W. W., "GERT; Graphical Evaluation and Review Technique, Part I. Fundamental," *Journal of Industrial Engineering*, Vol. XVII, No. 5, May pp. 267-274, 1966.
- (2) Pritsker, A. A. B., and Whitehouse, G. E., "GERT; Graphical Evaluation and Review Technique, Part II. Probabilistic and Industrial Engineering Applications," *Journal of Industrial Engineering*, Vol. XVII, No. 6, June pp. 293-301, 1966.
- (3) Raju, G. V. S., "Sensitivity Analysis of GERT Network," *AIIE Transactions*, Vol. III, No. 2, June pp. 133-141, 1971.
- (4) Whitehouse, G. E., "System Analysis and Design Using Network Techniques," Prentice-Hall, Inc., 1973.
- (5) Whitehouse, G. E. and Pritsker, A. A. B., "GERT; Part III-Further Statistical Results; Counters, Renewal Times, and Correlations," *AIIE Transactions*, Vol. I, No. 1, March pp. 45-50, 1969.