# 민감도 정보를 이용한 설계 방법

김용일[†] • 이정욱[*] • 박경진[**]

# A Design Using Sensitivity Information

Y. I. Kim[†], J. W. Yi[*] and G. J. Park[**]

**Key Words :** Design Sensitivity(설계 민감도), Finite Differential Method(유한 차분법), Design of Experiments(실험 계획법), Orthogonal Arrays(직교 배열표), Directional Derivative(방향 도함수), Simultaneous Change for Multiple Design Variables(다변수 동시 변화)

**Abstract**

Sensitivity information has been used for linearization of nonlinear functions in optimization. Basically, sensitivity is a derivative of a function with respect to a design variable. Design sensitivity is repeatedly calculated in optimization. Since sensitivity calculation is extremely expensive, there are studies to directly use the sensitivity in the design process. When a small design change is required, an engineer makes design changes by considering the sensitivity information. Generally, the current process is performed one-by-one for design variables. Methods to exploit the sensitivity information are developed. When a designer wants to change multiple variables with some relationship, the directional derivative can be utilized. In this case, the first derivative can be calculated. Only small design changes can be made from the first derivatives. Orthogonal arrays can be used for moderate changes of multiple variables. Analysis of Variance is carried out to find out the regional influence of variables. A flow is developed for efficient use of the methods. The sensitivity information is calculated by finite difference method. Various examples are solved to evaluate the proposed algorithm.

## 1. 서 론

오늘날 설계에서 설계 민감도 정보는 매우 유용하게 이용되고 있다. 민감도 해석을 통해 설계자는 시스템의 특성에 어떤 파라미터가 가장 효과적인지 알 수 있고, 어떤 방향과 비율로 설계변경을 행하는 것이 좋은가를 예측할 수 있다. 또한, 민감도 해석에 최적화 기법을 연결시켜 최적설계를 가능하게 하기도 한다.[1-5] 설계 민감도란 설계변수의 변화에 대한 응답함수의 변화율을 의미한다.[1]

† 한양대학교 대학원
E-mail : yikim76@ihanyang.ac.kr
TEL : (031)400-4065 FAX : (031)407-0755
* 한양대학교 대학원
** 한양대학교 기계경영정보학부

유한 차분법은 민감도 해석에 가장 일반적으로 쓰이는 방법중의 하나이다.[2] 유한 차분법에 의한 민감도 해석은 함수에 대한 1 계 편미분을 근사적으로 계산하여 민감도 정보로서 활용한다. 그러나, 1 계 편미분만의 계산으로 인해 변수 각각에 대한 민감도 정보만을 주는 단점이 있다. 2 계 이상의 계산을 하게 되면, 해석비용이 비약적으로 증가하게 되어 비효율적이다. 그러나, 실제 설계문제에서는 하나의 변수만을 변경하여 설계를 완성하는 예는 많지 않다. 하나의 변수는 다른 많은 변수들과 직,간접적으로 연성관계를 갖고 있기 때문에 개별적인 민감도 정보만을 기초로 설계를 변경하면 예상과 다른 결과를 나타낼 수 있다. 다변수 동시 변화시의 민감도 해석을 위해 방향 도함수를 이용한 근사법을 제안한다. 방향 도함수는 응답함수의 경사도 벡터에 임의의 방향 벡터를 내적한 것으로서, 여러 변수들의 동시 변화에 대한 응답

함수의 기울기를 구할 수 있다.[5] 방향 도함수의 고찰을 통해서 방향지수(directional index)로 구분된 개념을 설명하고, 그들의 비교를 통해 설계에서 방향 도함수의 적용에 대한 타당성을 검토한다.

최근에는 직교 배열표를 이용한 실험 계획법이 설계에 활용되는 예가 많아지고 있다.[6] 실험 계획법은 통계적 방법에 기초한 것으로서, 최소한의 실험으로 최대한의 정보를 얻어내는 계획을 의미한다.[7-8]

유한 차분법과 실험 계획법은 설계에서 그 특성에 따라 다르게 이용될 수 있다. 유한 차분법은 한 점에서 변수의 미소 변동에 대한 함수의 변화율을 계산하기 때문에 점에서의 경사도를 구할 수 있고, 실험 계획법은 분산분석을 통해 나타난 제곱합으로부터 각 변수간 영향력을 알 수 있다. 제곱합이 큰 변수는 영향력이 크다고 볼 수 있으며, 이는 민감도 정보로 활용할 수가 있다. 특히 공학적 관점에서 실험 계획법은 설계영역 전반의 정보를 제공함으로써 국부적인 민감도 보다는 전역 민감도에 대한 정보를 제공할 수 있다. 따라서, 점 민감도로 구분되는 유한 차분법과, 구간 민감도로 구분되는 실험 계획법의 특성을 설계에 효과적으로 활용하는 방안을 제시한다.

## 2. 민감도 정보를 이용한 설계

### 2.1 민감도 정보의 정의

민감도 정보란 설계변수의 변화에 대한 응답함수의 변화율을 의미한다. 민감도 해석을 통해 얻는 민감도 정보는 설계자에게 주요 설계변수의 설정과 개선방향을 제공하기 때문에, 민감도 해석은 설계 방법론의 한 분야로 사용되고 있다. 또한 다양한 설계 민감도 해석 기법과 정확한 민감도 해석 정보는 효율적인 최적설계를 가능하게 함으로서 설계과정의 비용과 시간을 줄일 수 있다.

### 2.2 유한 차분법

민감도 정보는 수학적 전개를 통하여 직접 편미분을 하는 것이 가장 정확하다. 그러나, 일반적인 공학 문제들은 수학적 정식화가 거의 불가능하기 때문에 근사법으로 유한 차분법이 자주 사용된다. 유한 차분법은 Fig. 1 과 같이 전진, 중앙, 후진으로 크게 세가지 방법이 있다.[5]

중앙 차분법은 전진, 후진 차분법에 비해 두배의 계산량을 필요로 하지만 가장 정확한 결과를

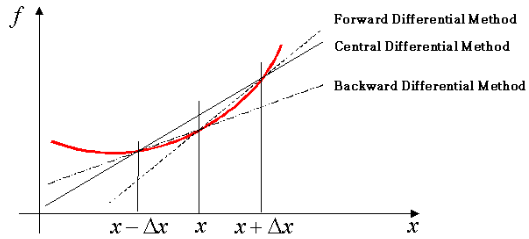


**Fig. 1 Finite Differential Method**

제공해 준다. 유한 차분법은 변수의 미소 변화 $\Delta x$ 에 대한 함수 $f$ 의 변화를 통해 기울기를 구하므로, 미소 변동량의 정밀도는 정확성에 큰 영향을 미친다. 변동량에 대한 연구는 Gill 과 Murray 등에 의해 현재도 활발히 연구되고 있다.[9]

### 2.3 직교 배열표를 이용한 실험 계획법

실험 계획법이란 실험에 대한 계획 방법을 의미하는 것으로, 해결하고자 하는 문제에 대해서 실험을 어떻게 행하고, 데이터를 어떻게 취하며, 어떠한 통계적 방법으로 데이터를 분석하면 최소의 실험 횟수에서 최대의 정보를 얻을 수 있는가를 계획하는 것이라고 정의할 수 있다.[7-8]

직교 배열표는 실험 계획법의 일부 실시법으로서 행렬실험을 할 경우 요인간에 직교성을 갖도록 실험을 계획하고 데이터를 구하여 같은 실험횟수라도 검출력이 더 좋은 검증을 할 수 있게 하고, 정도가 더 좋은 추정을 할 수 있게 해준다.

직교 배열표를 통하여 실험을 한 뒤 데이터를 분석 할 때 실험 계획법에서 가장 많이 사용되는 분석방법은 분산분석이다. 분산분석(ANOVA : analysis of variance)은 특성치의 산포를 제곱합으로 나타내는데, 제곱합을 실험과 관련된 요인마다의 제곱합으로 분해하여 오차에 비해 특히 큰 영향을 주는 요인이 무엇인가를 찾아내는 분석방법이다. 분산분석은 제곱합으로 표현되는 각 인자들의 영향력을 보여준다. 민감도 개념에서 이 영향력은 유효한 의미를 갖는다. 인자의 영향력이 크다는 것은 그 인자가 민감하다는 의미가 될 수 있다. 하지만, 유한 차분법을 통해서 얻게되는 민감도와 정확히 일치하지는 않는다. 유한 차분법을 통한 민감도는 한 점에서 변수가 함수에 대하여 갖는 1 계 도함수를 의미하며, 변동량이 매우 작은 범위에서 활용된다. 그러나, 분산분석을 통한 산포의 제곱합은 두 세개 점 사이에서 함수값의 변동량을 의미하므로 음의 값을 갖지 않기 때문에 유한 차분법과 달리 방향을 제시해 주지는 못하며 구간 사이의 영향도라고 할 수 있다.

## 3. 설계에서의 방향 도함수 활용

기존의 민감도 정보는 설계변수에 대한 개별적인 정보만을 제공해 주었다. 따라서, 민감도 정보로 설계를 할 때에는 설계변수 각각의 증감량과 방향을 갖고 설계에 활용해 왔다. 그러나, 실제 공학문제에서는 두 개 이상의 설계변수를 동시에 변화하여 설계변경을 하는 예가 대부분이다. 이것은 각 설계변수 간 연성관계로 인해 개별적인 정보로 설계변경을 하였을 경우 예상치 못한 결과를 얻을 수 있고, 제작상의 이유에 의해 다수의 설계변수가 물리적으로 연결되어 있을 수도 있기 때문이다. 또한, 목적한 값에 접근해 가기 위해 두개 이상의 설계변수를 동시에 변화시키는 것이 더욱 효과적이다.

방향 도함수를 이용하여 다변수가 동시에 변할 때의 민감도 정보를 근사적으로 구할 수 있는 방법을 제안한다.

### 3.1 방향 도함수와 방향지수

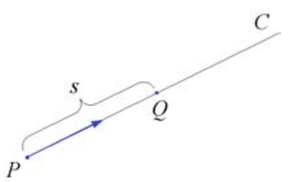


**Fig. 2 Directional derivative**

점 $p$ 에서 임의의 벡터 $\mathbf{b}$ 방향으로 함수 $f$ 의 변화율은 $D_{\mathbf{b}}f$ 또는 $\frac{df}{ds}$ 로 표시하고, 임의의 길이의 벡터 $\mathbf{a}$ 에 대한 방향 도함수는 식(3.1)와 같다.[5]

$$D_{\mathbf{a}}f = \frac{df}{ds} = \frac{\mathbf{1}}{|\mathbf{a}|}\mathbf{a}\cdot grad\ f \qquad (3.1)$$

식(3.1)으로 설명한 방향 도함수 개념과는 달리, Fig. 3 을 통해서 방향 도함수를 새로운 관점으로 설명할 수 있다.

변수 $x, y$ 를 갖는 함수 $f(x,y)$ 가 있을 때, 함수가 $f(x+\Delta x, y+\Delta y)$ 로 $\Delta x, \Delta y$ 만큼 이동한다고 생각하자. 이 때 함수 $f$ 값의 변화에 대해서 벡터 $\mathbf{a}$ 를 $x-y$ 평면으로 투영한 길이 $s$ 로 나눈 것이 다변수 동시 변화시의 민감도 개념이 될 수 있다.

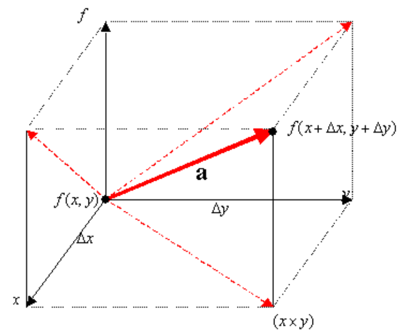


**Fig. 3 Graphical representation of directional index**

길이 $s$ 는 $\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$ 로 계산 될 수 있으며, 식(3.2)을 얻을 수 있다.

$$\frac{f(x+\Delta x, y+\Delta y) - f(x,y)}{\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}} \qquad (3.2)$$

식(3.2)는 식(3.1)의 수학적 방향 도함수와 구분하여 방향지수(directional index)라고 하였다. 또한, Fig 3.2 에서 벡터 $\mathbf{a}$ 가 $f-x$, $f-y$ 평면에 투영된 벡터에 대한 각 축상의 길이로 함수 $f$ 의 변수 각각에 대한 변화량을 나눈 것이 바로 각 변수에 대한 기울기, 즉, 1 계 민감도가 된다.

이 개념은 $x, y$ 두개의 변수뿐만 아니라 변수의 수가 많을 때에도 같은 방법으로 확장할 수가 있다. 각 변수는 수학적으로 모두 독립적이고, 직교성을 갖으며 각각 하나의 축을 이루게 된다.

두 값은 함수 자체의 비선형성에 기인하여 차이가 생기게 된다. 변동량의 크기가 작아질수록 두 값의 차이는 점차 줄어들게 되며, 비선형성으로 인한 오차는 점차 사라지게 된다.

### 3.2 민감도 정보를 이용한 설계 흐름도

유한 차분법과 직교 배열표, 방향 도함수의 이론들은 민감도 정보를 얻어내는 방법으로 이용될 수 있으며, 민감도 정보가 실제 설계 문제에 어떻게 활용될 수 있는가를 Fig. 4 의 흐름도를 통해서 제시한다.

설계변경이 필요한 문제에 대해서 설계자는 자신의 경험과 제작상의 조건으로 최초 설계변수를 선정하게 된다. 유한 차분법을 이용하여 각 설계변수의 1 계 민감도 정보를 얻을 수 있으며, 설계변수가 시스템에 어떠한 영향을 주는지 알 수 있다. 여기서 설계자는 주요 설계변수를 추출해 내어 설계변경을 시도할 수 있다. 하지만, 이것은 각각의 설계변수에 대한 민감도 정보만으로 시도되

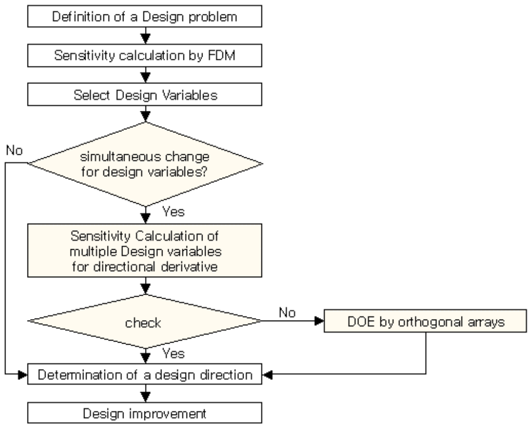


**Fig. 4 Design flow using sensitivity information**

는 것으로서, 여러개의 설계변수를 동시에 변화시켜야 할 경우, 설계자의 경험에 의존해 적당한 설계변경을 하고 많은 시행착오를 겪어야 한다. 이런 과정을 통해 설계자는 현 설계보다 더 나은 결과를 얻게 되겠지만, 만약 여러 개의 설계변경안들이 동시에 제안되었을 경우, 이 모든 경우를 일일이 다 해석하여 그 결과를 따져본다는 것은 매우 비효율적이다. 이런 경우 방향 도함수를 설계에 활용 하면 모든 조합들에 대한 방향 도함수 계산을 통하여 추가적인 해석 혹은 제작 없이 근사적으로 각 조합들로 인한 결과를 빠르게 예측할 수 있게 되고, 설계자는 최적의 조합을 선택할 수 있다. 그러나, 비선형성이 큰 문제에 대해서는 방향 도함수의 결과를 신뢰할 수가 없다. 먼저 문제자체의 비선형성에 대한 검사가 필요하게 되며, 그것은 수학적 방향 도함수와 방향 지수간의 차이를 통해 알 수가 있다. 그러나, 방향지수를 구하기 위해서는 일부 조합의 수만큼 추가적인 해석이 필요하다는 단점이 있다.

이러한 단점에도 불구하고 비선형성이 작은 문제나, 혹은 그 변동량을 매우 정밀하게 취하였을 때 수학적 방향 도함수는 유의하게 된다. 또한, 방향지수의 계산을 위해서 그룹화된 모든 조합에 대해 추가적인 해석을 할 필요도 없다.

설계문제의 비선형성이 방향 도함수 결과를 신뢰할 수 없게 평가되었다면, 직교 배열표를 이용한 실험 계획법을 사용하도록 한다. 이 방법은 유한 차분법을 통한 민감도 계산과는 전혀 다른 개념으로 설계변수 각각에 두 세개의 수준을 정하여 적절한 직교 배열표를 선택하고 변수를 조합하여 해석을 실행하며 최적의 설계조합을 찾아내고, 분산분석을 통하여 특성치에 영향력이 큰 변수를 찾아낸다. 이런 단계를 거쳐 최적의 설계변경 방향을 찾게 되며, 설계 개선의 효과를 얻게 된다.

## 4. 예 제

### 4.1 5 부재 빔 트러스

방향 도함수를 이용한 다변수 동시 변화시의 민감도 정보를 5 부재 빔 트러스에 적용하였다. 단위계는 SI 단위계를 사용하였고, 탄성계수 $(E)$ 68.9GPa, 프와송비 $(\nu)$ 0.35, 밀도 $(\rho)$ $2710\,kg/m^3$ 로 하였다. 트러스의 구조는 Fig. 5 와 같으며, 하중 조건은 3 번 노드에 $y$ 축 음의 방향으로 1000 kN 을 가하였다. 경계 조건은 1 번과 4 번 노드가 모두 고정되어있다.

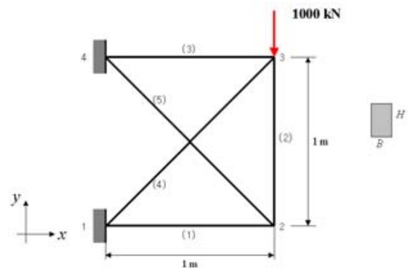


**Fig. 5 5-bar beam truss**

**Find** $B_i, H_i \ (i = 1 \sim 5)$
**To minimize** *Displacement*

설계의 목적은 3 번 노드의 $y$ 축 방향 변위의 최소화와 1 차 진동수의 최소화이다. 설계변수는 각 부재 단면의 밑변과 높이로 설정하였다. 초기치는 모든 B 가 $0.05\,m$, H 가 $0.1\,m$ 이다. 유한 차분법을 이용한 민감도 계산을 위해서 각 변수의 1% 비율로 변동량을 설정하였다.

Table 5.1 는 민감도 해석을 수행한 결과이다.

Table 5.1 Sensitivity of design variables

| Design Variable | Displacement | | Frequency | |
|---|---|---|---|---|
| | SISoftware | GENESIS | SISoftware | GENESIS |
| B1 | 0.000418 | 0.000418 | 247.8000 | 247.7850 |
| H1 | 0.000627 | 0.000628 | 541.6500 | 541.5820 |
| B2 | 0.010730 | 0.010730 | -144.7000 | -144.7540 |
| H2 | 0.005812 | 0.005212 | 336.7000 | 336.7130 |
| B3 | 0.000699 | 0.000699 | 247.9000 | 247.9900 |
| H3 | 0.001049 | 0.001049 | 541.6500 | 541.8990 |
| B4 | 0.051658 | 0.051658 | -175.6000 | -175.5200 |
| H4 | 0.025895 | 0.025895 | 204.2500 | 204.3340 |
| B5 | 0.027877 | 0.027876 | -175.6000 | -175.5010 |
| H5 | 0.013979 | 0.013978 | 204.2500 | 204.1680 |

결과를 보면, 상용 소프트웨어인 GENESIS[10]로 구한 민감도 값과 개발된 소프트웨어 SISoftware 의 민감도 계산값이 거의 일치함을 알 수 있다.

변위에 대한 각 설계변수별 민감도는 $B_4 > B_5 > H_4 > H_5 > B_2 > H_2 > H_3 > B_3 > H_1 > B_1$ 순이며, 만약 설계자가 하나의 변수 변경 만으로 설계를 하려 한다면, $B_4$를 증가시켜 변위를 최소화 할 것이다.

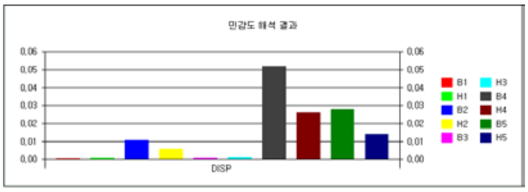


**Fig. 6 Result chart for displacement**

그러나, 설계조건상의 이유로 두개 이상의 설계변수를 동시에 변경해야만 하거나 혹은 두개 이상의 설계변수를 동시에 바꾸어 훨씬 더 나은 설계 개선의 효과를 얻을 것이 예상 된다면, 설계자는 여러 조합의 경우를 고려하여 어떤 경우 가장 효과적인 설계변경이 되는지 알아야 한다. 이 때 방향 도함수는 유용하게 이용될 수 있다. 먼저 변위에 대한 세 개의 방향 도함수 그룹을 설정하여 Table 5.2 와 같은 결과를 얻었다.

Table 5.2 Directional derivative for displacement

| Object | Design variable | Stepsize | directional derivative | Directional index |
|---|---|---|---|---|
| Displacement | B4 | +0.0005 | 0.046263 | 0.046021 |
| | H4 | +00.01 | | |
| | B5 | +0.0005 | 0.024970 | 0.024861 |
| | H5 | +0.001 | | |
| | B4 | +0.0005 | 0.056241 | 0.055779 |
| | B5 | +0.0005 | | |

방향 도함수 그룹들의 결과를 보면 수학적 방향 도함수와 방향지수의 결과값이 근사하고 있다. 따라서, 수학적인 방향 도함수가 신뢰할 수 있다는 것을 알 수 있다.

방향 도함수 그룹 중 세 번째 그룹이 상대적으로 가장 민감한 것을 알 수가 있다. 이것은 변위를 감소시키기 위해서 $B_4$, $B_5$ 를 동시에 증가시키는 것이 가장 효율적인 설계변경이라는 정보를 설계자에게 제공해 준다.

진동수에 대해서도 살펴보면, Fig. 7 은 진동수에 대한 각 변수의 민감도 그래프이다.

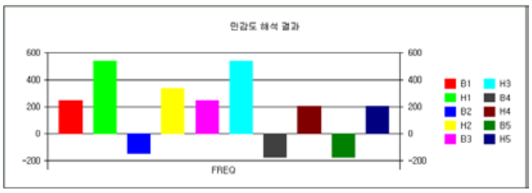


**Fig. 7 Result chart for frequency**

방향 도함수를 이용하여 서로 상충된 민감도 값을 갖는 변수들이 동시에 변했을 경우, 종합적인 영향력을 쉽게 판단할 수 있다. 이 예제에서 B1, B3 는 양의 민감도 값을 갖고, B2, B4, B5 는 음의 민감도 값을 갖는 경우, 5 개의 변수를 동시에 변화시키면 서로 영향력이 상쇄되어 0 에 가까운 민감도를 갖는 것을 알 수 있다.

Table 5.3 Directional derivative for frequency

| Object | Design variable | Stepsize | directional derivative | Directional index |
|---|---|---|---|---|
| Frequency | B1 | +0.0005 | -0.08942 | +0.04046 |
| | B2 | +0.0005 | | |
| | B3 | +0.0005 | | |
| | B4 | +0.0005 | | |
| | B5 | +0.0005 | | |

이것은 밑변에 해당하는 설계변수들을 동시에 모두 1%씩 증가시킨다면 각 부재의 구조적 연관성에 의해 진동수에는 거의 영향을 주지 않는다는 것을 말한다.

이와 같이 방향 도함수를 설계에 이용하면 다변수가 동시에 변할 때의 민감도를 알 수가 있으며, 그 조합들간의 비교를 통해 설계자는 자신의 직관적 판단을 확인해 볼 수 있고, 그 효과를 근사적으로 빠르게 알아볼 수가 있다.

## 4.2 수학 예제

비선형성이 큰 수학 예제를 통해 수학적 방향 도함수의 한계를 고찰해보고 대안으로 제시된 직교 배열표를 이용한 실험 계획법을 적용하였다.

$$f(x,y) = 100xy + 99xy(x-2) + 99xy(y-2) + 98.95xy(x-2)(y-2) \quad (5.1)$$

식(5.2)는 식(5.1)을 직접 편미분한 결과이다.

$$\left.\frac{\partial f}{\partial x}\right|_{(1,1)} = 1 \ , \ \left.\frac{\partial f}{\partial y}\right|_{(1,1)} = 1 \quad (5.2)$$

이것은 우리가 일반적으로 말하는 1 계 도함수, 즉 민감도 값을 의미한다. 만약, 이것이 함수값을 최소화 하기 위한 설계문제라면 설계자는 각 설계변수 $x, y$ 를 감소시킴으로써 원하는 목적을 이루려 할 것이다. 그런데, 이 예제의 경우는 각각의 방향으로 0.05 씩 감소시키면 오히려 더 증가하게 된다. 이것은 함수의 비선형성에 기인한 것으로 만약 그 변동량이 줄어들면 그러한 비선형성은 점차 사라지게 된다.

Table 5.5 Directional derivative

| Ratio | Design variable | Stepsize | directional derivative | Directional index |
|---|---|---|---|---|
| 0.1% Negative | X | -0.001 | -1.414214 | -1.343503 |
| | Y | -0.001 | | |
| 1% Negative | X | -0.01 | -1.414214 | -0.720330 |
| | Y | -0.01 | | |
| 5% Negative | X | -0.05 | -1.414214 | 1.783592 |
| | Y | -0.05 | | |
| 10% Negative | X | -0.1 | -1.414214 | 4.333822 |
| | Y | -0.1 | | |

Table 5.5 는 0.1% 변동량에서부터 10% 변동량까지 조금씩 늘려가며 수학적 방향 도함수와 방향지수를 비교해 본 것이다. 0.1% 변동시에는 두 값이 비교적 근사함을 알 수가 있지만, 변동량의 비가 커질수록 두 값의 차이가 커짐을 알 수가 있다. 이것은 3 장의 방향 도함수에 대한 설명에서 언급했던 비선형성이 큰 문제에서의 수학적 방향 도함수가 가지는 한계라고 볼 수 있다.

수학적 방향도함수와 방향지수의 값의 차이가 크면 수학적 방향 도함수는 신뢰할 수 없게 된다. 이런 경우 Fig. 3.3 에서 보인바와 같이 직교 배열표를 이용한 실험 계획법을 사용한다.

이 예제를 $L_9(3^4)$형 직교 배열표를 이용하여 실험 계획법을 수행해보면 Table 5.6 과 같은 결과를 얻게 된다.

Table 5.6 Result of iteration in $L_9(3^4)$

| No. | X | Y | Function value |
|---|---|---|---|
| 1 | 0.95 | 0.95 | 1.076119 |
| 2 | 0.95 | 1.0 | 0.900125 |
| 3 | 0.95 | 1.05 | 0.700869 |
| 4 | 1.0 | 0.95 | 0.900125 |
| 5 | 1.0 | 1.0 | 0.950000 |
| 6 | 1.0 | 1.05 | 1.000125 |
| 7 | 1.05 | 0.95 | 0.700869 |
| 8 | 1.05 | 1.0 | 1.000125 |
| 9 | 1.05 | 1.05 | 1.325618 |

결과를 보면 3 번과 7 번 실험에서 함수의 최소값을 얻고 있다. 그때의 변수 $x, y$ 의 조합이 이 예제의 최적 설계조합이 된다.

비선형성이 큰 문제의 경우 방향 도함수의 도입은 신중하여야 하며, 설계문제의 선형성과 비선형성을 설계자가 잘 알지 못하는 상황에서 그 비선형성의 검사를 위해서는 두세 번의 추가적인 방향지수 계산을 해볼 필요가 있다.

## 5. 결 론

다변수가 동시에 변할때의 민감도 정보를 구하기 위하여 방향 도함수를 도입하였으며, 근사적 방법을 제안하였다. 그로부터 다음과 같은 결론을 얻었다.

기존의 민감도 정보는 설계변수 각각의 1 계 도함수 값을 제공해 주었으나, 실제 공학적 문제에서는 설계변수간 연성관계가 있는 것이 대부분 이므로 다변수 동시 변화시의 민감도 정보를 구할 필요가 있게 되었다.

방향 도함수로부터 수학적 방향 도함수와 방향지수라는 두가지 개념을 구분하여 비교해 보았고, 비선형성이 적거나 변동량이 적을 경우 수학적 방향도함수가 다변수 동시 변화시의 민감도 정보를 근사적으로 제공할 수 있음을 알게 되었다.

유한 차분법과 직교 배열표, 방향 도함수를 통해 구한 민감도 정보를 설계에 활용하는 방법을 제안하여, 5 부재 빔 트러스, 수학 예제에 적용함으로서, 방향 도함수가 설계에 활용되면 설계자에게 훌륭한 직관적 판단 근거를 제시해 줌을 알 수 있었다.

## 후 기

이 연구는 교육부 지원 BK21 사업 연구비 지원 및 한국과학재단지정 최적설계신기술센터의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

## 참고문헌

(1) Arora, J. S., 1989, *Introduction to Optimum Design*, McGraw-Hill Book Company, New York.

(2) Haftka, R. T. and Gürdal, Z., 1992, *Elements of Structural Optimization*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.

(3) Haftka, R. T., 1986, "*Sensitivity Analysis for Discrete Structural Systems*," AIAA J., Vol. 24, pp.823~832.

(4) Arora, J. S., 1979, "*Method of Design Sensitivity Analysis in Structural Optimization*," AIAA J., Vol. 17, pp.970~974.

(5) Kreyszig, E., 1999, *Advanced Engineering Mathematics*, 8th ed., John Wiley & Sons, Inc., New York.

(6) Lee, T. H, Lee, K. K, Jeong, S. J, 2001, "Optimal Design for the Thermal Deformation of Disk Brake by Using Design of Experiments and Finite Element Analysis," *Transations of the Korean Society of Mechanical Engineers*, Vol. 25(A), No. 12, pp.1960~1965. (in Korean)

(7) Park, S. H, 1990, *Advanced Design of Experiments*, Younggi Munhwasa, Seoul. (in Korean)

(8) Park, S. H, 1991, *Modern Design of Experiments*, Minyoungsa, seoul. (in Korean)

(9) Gill, P. E., Murray, W. and Wright, M. H., 1981, *Practical Optimization*, Academic Press, New York.

(10) GENESIS *User Manual* : ver 5.0, 1998, VMA Engineering, Colorado Springs.