

유전자 알고리즘을 이용한 구조계수추정 목적의 최적 계측점 선정

Optimal Sensor Placement for Structural Parameter Estimation Using Genetic Algorithm

방은영*

Bahng, Eun Young

Abstract

In the health monitoring of civil engineering structures, the optimal sensor placement has a major influence on the quality of the results. This paper considers the problem of locating sensors with the aim of maximizing the data information so that structural parameters or damage of structures can be assessed. An proposed technique using a genetic algorithm is introduced to find the optimal placement of sensors. The sensitivity on modal vectors by structural parameters and the orthogonality of modal vectors have been taken as the fitness function of the genetic algorithm. A simple tower structure is used for example analyses to investigate the feasibility and applicability of the proposed approach. The example analyses show the way how the modal sensitivity and the modal orthogonality in the fitness function have influence on the optimal sensor placement. It is shown that the present method using the proposed fitness function can provide the reliable results.

Key words : optimal sensor placement, genetic algorithm, fitness function, modal sensitivity, modal orthogonality.

요 지

구조물 상시모니터링에서 센서위치 최적화는 모니터링 결과에 중요한 영향을 준다. 따라서 본 논문은 구조계수 또는 손상도를 추정하기 위한 목적으로 동특성 자료를 계측하고자 할 때, 충분한 정보를 획득할 수 있는 최적의 계측점을 선정하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 유전자 알고리즘을 계측점 선정을 위한 최적화 기법으로 사용하는 것이다. 유전자 알고리즘의 핵심인 적합도함수를 구조계수에 의한 모드벡터의 민감도와 모드벡터의 직교성을 고려할 수 있도록 구성하였다. 간단한 타워 구조물에 대한 예제 해석을 통해 제안된 방법의 타당성을 확인하였다. 적합도함수를 구성하고 있는 모드 민감도와 모드 직교성이 최적 계측점 선정에 어떤 영향을 주는지 예제해석을 통하여 분석하였다. 결론적으로, 제안된 적합도 함수를 사용하면 계측 목적에 타당한 계측점을 선정할 수 있음을 확인하였다.

핵심용어 : 최적 계측점선정, 유전자 알고리즘, 적합도함수, 모드 민감도, 모드 직교성

1. 서 론

교량과 같은 구조물의 재난을 예방하는 가장 보편적인 방법은 상시모니터링 시스템을 활용하는 것이다. 상시 모니터링 시스템의 목적은 태풍이나 지진에 의한 구조물의 이상거동시 차량통제 등의 대책을 위한 자료를 얻기 위함이다(Ko 등 2005). 또한 태풍이나 지진 후에 구조물이 손상되었는지 판단하기위해 계측자료를 활용하여 손상도 및 구조계수를 추정하기 위함이다. 상시 모니터링에서 가능하면 많은 계측을 통하여 다양한 자료를 수집할 수 있으면, 구조물의 건전도를 파악하는데 도움이 되지만, 자료의 수집 및 처리의 한계와 계측장비 비용 등을 고려하면, 한정된 수의 계측기를 설치 운영할 수 밖에 없다. 이런 상황에서 한정된 계측기를 모니터링의 목적에 최적인 위치에 설치할 수 있다면, 경제적이고

효율적인 모니터링 시스템을 구축할 수 있을 것이다. 본 논문의 주된 내용은 구조물의 상시모니터링이나 그 밖의 다양한 목적으로 사용되는 계측시스템을 구축할 때, 최적의 계측점을 선정하는 방법을 연구하는 것이다. 특히 구조물의 고유진동수와 모드형상과 같은 동특성치를 사용하여 구조물의 손상도나 구조계수를 추정할 목적으로 사용되는 계측시스템에서, 최적의 계측위치를 선정할 때 사용하는 기법을 연구하고자 한다.

동특성시험을 통해 취득된 자료를 바탕으로 구조물의 모니터링, 손상도추정에 필요한 최적 센서위치 설정기법은 다양하다. Krammer(1991)가 연구한 기법은 모드형상의 선형독립성에 대한 기여도를 평가하여 최적 계측위치를 선정하는 기법으로, 시험자료로부터 모드형상을 추출하는 과정에서 이용하기 위한 방법이다. Breitfeld(1996)는 모드벡터의 직교성을 이

*정회원 · 동양대학교 철도토목학과 조교수(E-mail : eybahng@naver.com)

용하는 방법을 연구하였다. 계측점이 구조물의 특정 부분에 밀집되면 모드 벡터의 직교성이 상실되고, 모드 추출과정에서도 특정 모드를 구별해 내기가 어려워지는 것을 피하기 위해, 모드의 직교성을 보존하고자 하는 방법이다. Doebbling 등 (1997)은 모드변형에너지를 이용하는 기법을 연구하였다. Xia 등(2000)은 계측 노이즈에 의한 손상도의 민감도를 척도로 사용하여 최적 센서위치를 결정하는 기법을 연구하였다. Xia 등(2000)의 방법을 제외한 위의 방법들은 특정 부재의 손상도 및 구조계수를 추정하는 문제에 적합한 방법이 아니라, 실험에서 구한 자료로부터 동적특성치(고유진동수, 모드벡터)를 추출하는 과정에서 필요한 방법이다. 또한 Xia 등(2000)의 방법은 특정 구조계수추정의 문제에 적합하지만 추출된 모드벡터간의 직교성을 확보할 수 없다. Li 등(2007)은 모드 운동에너지(Modal Kinetic Energy)를 사용하여 최적 센서위치를 결정하는 방법을 제안하였다.

기존의 연구에서 사용된 손상도의 민감도, 모드변형에너지, 모드운동에너지와 같은 항목은 계측자료가 구조계수에 대한 정보를 얼마나 포함하고 있는지를 보기 위한 목적으로 사용한 것이다. 본 연구에서는 비교적 간단한 계산으로 구할 수 있는 구조계수에 대한 모드벡터의 민감도를 같은 목적으로 사용하였다. 또한 최적화 과정에서 모드벡터의 직교성을 함께 고려할 수 있도록 하였다. 최적 계측점 선정을 위한 최적화 기법으로는 유전자 알고리즘을 도입하였다. 유전자 알고리즘은 다양한 문제에 적용이 가능하지만, 최적화 문제에 효율적인 방법이다. 기존의 최적화 기법에 비하여 다소 시간이 걸리는 단점도 있지만, 지역최소점에 잘 빠지지 않고, 비교적 정확한 최적해를 구하는 데 효과적인 방법이다.

2. 계측위치 최적화를 위한 유전자 알고리즘의 적용

2.1 유전자 알고리즘의 개요

유전자 알고리즘의 탐색원리는 자연계의 적자생존 원리와 유전자교환에 의한 세대교체를 모사한 기법이다. 적자생존을 구현하기 위하여 염색체(chromosome)의 적합도(fitness)를 평가하고, 우수한 부모 해를 보존시키고 우수한 부모들 간의 재조합으로 자손 해를 생성한다. 이처럼 세대교체가 이루어질 때 적자생존 원리는 확률적 이론에 입각한 차등적인 참여 기회를 부여한다. 유전자 알고리즘에서는 각각의 해를 하나의

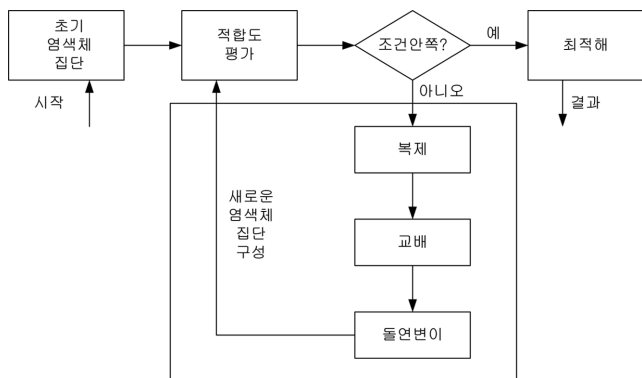


그림 1. 유전자 알고리즘의 구조

개체로 보고 그 집합을 개체집단(population)이라고 하며, 하나의 개체는 한 개 또는 여러 개의 염색체로 구성되어 진다. 이들 염색체를 변형하여 좀 더 갱신된 개체집단을 생성하는 역할을 하는 복제, 교배(crossover), 돌연변이(mutation) 연산자를 유전연산자(genetic operators)라 한다. 일반적으로 유전자 알고리즘은 전통적인 최적화 알고리즘과는 다소 차이가 있으며, 미분가능성, 연속성 등과 같은 최적화 함수정보를 필요로 하지 않을 뿐더러 병렬탐색으로 인해 전역 최적해를 찾을 가능성이 매우 높은 방법이다(장수현 등 1998). 그림 1은 유전자 알고리즘을 이용하여 염색체 집단으로부터 최적해(optimal solution)를 얻는 과정을 나타낸다.

2.2 유전자 알고리즘을 이용한 계측점 선정

유전자 알고리즘을 이용한 최적 계측점 선정은 다음과 같이 전개된다. 개체집단을 형성하는 각 개체는 필요한 계측점만큼의 염색체가 필요하다. 즉, 각 염색체는 한 개의 계측점과 대응한다. 예를 들어 17개의 가능한 계측점이 있고 이 계측점에서 한 자유도만 계측한 것으로 단순화한 문제에서, 5개의 센서(sensor)를 설치한다면, 각 개체는 5개의 염색체로 구성되고, 각 염색체는 해당 센서가 설치되는 계측점이 될 것이다. 만약 60개의 개체집단의 크기를 사용하면 해당 개체집단은 $v_1=\{1,4,6,10,15\}$, $v_2=\{1,3,6,11,17\}$, ..., $v_{60}=\{5,7,9,12,14\}$ 과 같이 표현가능하다. 1번 개체(v_1)는 계측점 1, 4, 6, 10, 15에 센서를 설치하는 경우를 나타낸다. 간단히 말하면 17개의 숫자 중에서 중복하지 않고 5개를 선택하는 조합문제가 된다.

유전자 알고리즘을 사용하여 구조물의 최적 계측점을 선정하는 절차를 개략적으로 설명하면 다음과 같다. 첫째, 구조해석 모델의 절점 중에서 센서설치가 가능한 위치를 파악한다. 둘째, 구조물의 고유치해석을 통한 모드 특성치(고유진동수, 모드형상)를 계산한다. 셋째, 유전자알고리즘에서 필요한 파라미터(개체집단의 크기, 교배확률, 돌연변이 확률 등)를 결정한다. 마지막으로, 위에서 계산된 모드 특성치 자료를 바탕으로 적합도를 산정하고 유전자 알고리즘 적용하여 최적 계측점을 결정한다.

본 연구에서는 필요한 연산자를 다음과 같이 설계하였다. 복제 연산자는 일반적으로 사용하는 룰렛 휠을 이용하여 적합도가 큰 개체의 생존확률이 크게 하였다. 교배연산자는 두 개체에서 공통인 염색체를 유전시키고 나머지 공통이 아닌 염색체를 랜덤하게 선택하도록 하였다. 돌연변이가 연산자는 각 염색체에 돌연변이 확률에 따라 돌연변이가 되도록 하였다. 즉 해당 염색체가 돌연변이 확률 내에 있으면, 그 개체에는 없는 다른 염색체로 랜덤하게 돌연변이가 되도록 하였다. 예를 들어 60번째 개체인 $v_{60}=\{5,7,9,12,14\}$ 의 3번째 염색체 9가 돌연변이 된다면 5, 7, 9, 12, 14가 아닌 염색체(예, 11)로 돌연변이 될 수 있다. 즉, $v'_{60}=\{5,7,11,12,14\}$ 이 된다.

2.3 적합도 함수

서론에서 기술되었듯이 본 연구에서는 부재의 구조계수를 추정하거나 손상도를 추정하기위해, 사용할 고유진동수와 모

드벡터를 추출할 계측점의 최적위치를 결정하는 문제로 한정하였다. 즉 선정된 계측점에서 얻은 동특성치를 사용하여 추정된 구조계수가 정확할수록 좋은 계측점이다. 이러한 최적의 계측점을 선정하기 위해서는 유전자 알고리즘에서 사용할 적절한 적합도 함수를 결정하는 것이 중요하다. 본 논문에서 한정된 문제의 경우에는, 각 개체에 해당하는 계측점을 사용하여 구한 동특성(고유진동수, 모드벡터)을 사용하여 해당 문제의 구조계수추정을 수행한 결과의 정확도를 적합도로 사용하면 될 것이다. 그러나 이러한 적합도는 매번 복잡한 구조계수추정 과정을 거치는 것이므로 많은 계산 시간이 소요되므로 비현실적이다. 결과적으로 매 적합도 계산시에 구조계수추정을 수행하지 않고 간단한 계산을 통해 구조계수추정의 정확도를 예상할 수 있는 적합도함수가 필요하다.

본 연구에서는 미지 구조계수에 대한 모드벡터(mode vector)의 민감도(modal sensitivity)를 적합도 함수의 일부로 사용하였다.

$$\tilde{S}_{nkj} = \frac{\partial \phi_{nk}}{\partial p_j} \quad (1)$$

여기서, ϕ 는 모드벡터, n 은 계측점(센서위치) 번호, k 는 모드 번호, p_j 는 j 번째 구조계수(예, 휨강성)이다. 민감도 \tilde{S}_{nkj} 는 p_j 의 변동에 의한 ϕ_{nk} 의 변화량을 나타내는 것으로, 그 값이 크다는 것은 ϕ_{nk} 가 구조계수 p_j 에 대한 정보를 많이 포함하고 있다고 해석할 수 있다. 계측점 n 의 민감도는 다음과 같이 각 모드와 각 구조계수에 대한 민감도의 절대값을 단순히 합산하여 구할 수 있다.

$$\tilde{S}_n = \sum_k \sum_j |\tilde{S}_{nkj}| \quad (2)$$

위의 식으로부터 모든 계측점(센서)에 대한 민감도를 구하여 그 값이 큰 계측점에 센서를 설치하면 구조계수추정의 정확도가 상대적으로 좋을 것이라고 예상할 수 있다. 센서가 설치된 계측점에 대한 민감도를 합하여 정규화하면 다음과 같은 각 개체에 대한 민감도가 계산된다.

$$S = \left(\frac{1}{C} \sum_{n=1}^{n=q} \tilde{S}_n \right) \quad (3)$$

여기서, q 는 계측점의 수, C 는 민감도값이 1보다 작아지도록 하기 위해 나누어준 상수이다.

민감도 \tilde{S}_{nkj} 에 대한 해석적인 유도가 가능하지만, 그렇게 유도된 식은 대부분 많은 반복계산이 필요하므로 다음과 같은 간략한 근사식을 사용하였다.

$$\tilde{S}_{nkj} = \frac{\partial \phi_{nk}}{\partial p_j} \approx \frac{\Delta \phi_{nk}}{\Delta p_j} \approx \frac{\phi_{nk}^{(2)} - \phi_{nk}^{(1)}}{p_j^{(2)} - p_j^{(1)}} \quad (4)$$

여기서, $p_j^{(1)}$ 는 알고 있는 기저구조계수(baseline parameters) p_j 와 비교하여 약간 작은값(예를 들어 $0.9p_j$), $p_j^{(2)}$ 는 알고 있는 기저구조계수 p_j 와 비교하여 약간 큰값(예를 들어 $1.1p_j$), $\phi_{nk}^{(1)}$ 는 다른 구조계수는 기존의 기저구조계수 $p_k(k \neq j)$ 를 그

대로 두고 p_j 만을 $p_j^{(1)}$ 로 변경하였을 때의 모드벡터, $\phi_{nk}^{(2)}$ 는 다른 구조계수는 기존의 기저구조계수 $p_k(k \neq j)$ 를 그대로 두고, p_j 만을 $p_j^{(2)}$ 로 변경하였을 때의 모드벡터이다.

민감도는 구조계수추정의 정확도에 대한 좋은 지표가 되지만, 추정하고자 하는 구조계수(손상도)가 구조물의 일부에 편중되는 경우 최적 센서위치도 일부에 편중되는 경향이 있다. 이런 경우 모드를 추출하는 과정에서 각 모드를 구별하기 힘들며, 추정하고자 하는 구조계수 이외의 정보를 얻기 어려워진다. 따라서 위의 지표 이외에 모드의 직교성(modal orthogonality)을 적합도 계산에 포함하였다. 모드벡터 사이의 직교성을 평가하기 위하여 모드 벡터 사이의 내적을 계산하여 서로 다른 모드 사이의 내적 값이 작을수록 직교성이 큰 것으로 간주하였다.

$$O_{ij} = \frac{|\tilde{\phi}_i^T \cdot \tilde{\phi}_j|^2}{|\tilde{\phi}_i^T \cdot \tilde{\phi}_i| |\tilde{\phi}_j^T \cdot \tilde{\phi}_j|} \quad (5)$$

여기서, $\tilde{\phi}_i$ 와 $\tilde{\phi}_j$ 는 센서가 있는 성분으로만 구성된 모드 i 와 j 의 부분 모드벡터이다. 행렬 O 의 대각요소를 제외한 요소의 평균값이 작을수록 직교성이 좋은 것이므로 다음과 같이 직교성 지표(R)를 정하였다.

$$R = \left(1 - \frac{1}{l} \sum_i \sum_j O_{ij} \right), \text{ 단, } i \neq j \quad (6)$$

여기서, l 은 O 의 대각요소를 제외한 요소의 수이다.

위에서 유도된 두 지표를 사용하여 다음과 같은 적합도 함수를 구성하였다.

$$E = \alpha S + \beta R \quad (7)$$

여기서 α 와 β 는 0에서 1 사이의 값으로서, 민감도계수 α 가 크면 민감도의 영향이 커지고, 직교성계수 β 의 값이 커지면 직교성의 영향이 커지게 된다. 목적과 상황에 따라 적절한 값을 선택하여 사용하면 된다.

2.4 구조계수추정을 위한 신경망 기법 적용

유전자 알고리즘을 적용하여 구해진 계측점 위치가 최적인지를 확인하기 위해, 구조계수를 추정하였을 때 발생하는 오차를 비교하여 확인하였다. 본 연구에서는 다양한 구조계수추정법 중에서 신경망 기법(neural networks)을 사용하였다(Yun 등, 2000). 신경망 기법을 사용하여 구조계수를 추정하는 과정은 다음과 같이 요약된다. 본 논문에서 한정된 구조계수추정은 고유진동수와 모드벡터를 입력으로 사용하여 다음식의 고유치방정식을 만족하는 구조계수를 추정하는 것이다.

$$\mathbf{K} \phi = \mathbf{M} \phi \Lambda \quad (8)$$

여기서 \mathbf{K} 는 구조물의 강성행렬, ϕ 는 모드행렬, \mathbf{M} 은 질량행렬, Λ 은 고유치행렬이다. 일반적으로 구해야할 구조계수는 \mathbf{K} 행렬을 구성하는 휨강성 또는 축강성 등이다. 따라서 구조계

수추정 문제에 적합하게 강성행렬을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{K} = \mathbf{K}(s_1 p_1, s_2 p_2, \dots, s_u p_u) \quad (9)$$

여기서 p 는 구조계수의 지지값(손상되기 이전의 값 또는 설계도면을 바탕으로 한 값), s 는 구조계수 p 의 변화량을 나타내는 미지계수, u 는 미지 구조계수의 개수이다.

신경망 입력벡터는 다음과 같이 표시될 수 있다.

$$\text{입력벡터} = \{(f_i, \tilde{\phi}_{1i}, \dots, \tilde{\phi}_{qi}), i = 1, \dots, d\} \quad (10)$$

여기서, q 는 계측점(센서)의 수, d 는 사용하는 모드의 수, f_i 는 i 번째 고유진동수이다. $\tilde{\phi}_{1i}, \dots, \tilde{\phi}_{qi}$ 은 모드 i 의 부분 벡터 성분이다. 신경망을 학습시키기 위한 훈련패턴(training pattern)을 구하기 위해서는 먼저 구조물에 추출된 u 개의 미지계수 (s_1, s_2, \dots, s_u)를 차례로 할당하고, 고유치해석을 수행하여 고유진동수와 모드벡터를 구하여 식 (10)과 같이 입력패턴(input pattern)으로 사용하고, 해당 미지계수(s_1, s_2, \dots, s_u)는 출력패턴(output pattern)으로 구성하면 된다. 구해진 훈련패턴으로 적절한 구조의 다층퍼셉트론 신경망을 구성하고 학습시키면, 구조계수추정에 사용할 수 있다.

3. 예제해석 및 고찰

제안된 내용을 검증하기 위해 아래 그림 2와 같은 2차원 타워구조물을 예제로 선택하였다. 이 예제는 해석결과에 대한 이해가 용이하여 선택되었다. 예제 구조물은 17개의 프레임 부재와 바닥절점을 제외한 17 절점에 질량이 집중된 단순한 모형으로 모델링하였다. 예제 구조의 재료 및 기하특성은 표 1과 같다. 구조물의 저차 모드형상은 그림 3과 같다. 부재 3,

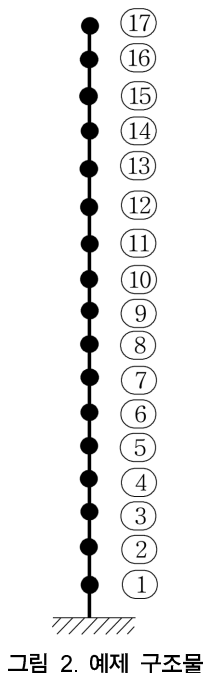
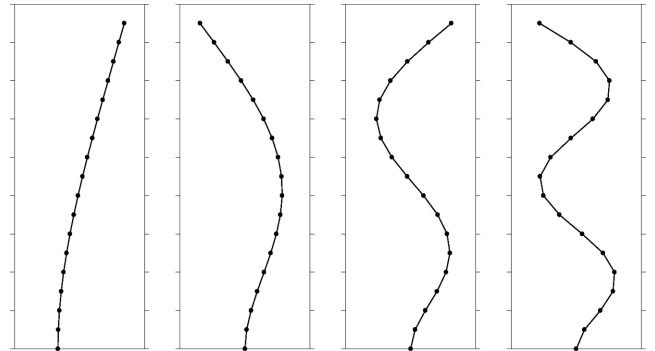


그림 2. 예제 구조물

표 1. 예제구조의 재료 및 기하 특성치

탄성계수(E)	$3.237 \times 10^7 \text{ kPa}$
단면2차모멘트(I)	$1,000 \text{ m}^4$
부재길이	20 m
집중질량	$1.5 \times 10^6 \text{ kg}$



(a) 모드 1 (b) 모드 2 (c) 모드 3 (d) 모드 4

그림 3. 예제 구조물의 모드형상

4, 5, 11, 12의 휨강성을 구해야할 구조계수로 가정하면 강성행렬이 아래와 같이 표현된다.

$$\mathbf{K} = \mathbf{K}(s_3 EI_3, s_4 EI_4, s_5 EI_5, s_{11} EI_{11}, s_{12} EI_{12}) \quad (11)$$

여기서 s_j 는 j 요소의 휨강성의 변화를 나타내는 계수, EI_j 는 j 요소의 휨강성이다. 본 연구에서는 $0.3 \leq s_j \leq 2.3$ 의 범위로 제한하였다. 즉, 가정된 5개 부재의 미지 휨강성이 지지값 보다 70%의 감소와 130%의 증가 범위 내에 있다고 가정하는 것이다. 이는 충분한 범위의 변화를 고려하는 것이지만, 필요에 따라 범위를 더 늘릴 수도 있다. 예제 구조물에서 17개 각 절점에서 수평방향의 병진자유도를 계측할 목적으로 5개의 센서를 설치할 때 최적의 위치를 선정하는 과정을 통해 제안된 기법을 검증하고자 한다. 즉 17개의 절점 중에서 최적이 되는 5개의 절점을 찾는 문제로 구성된다.

그림 4는 부재 3, 4, 5, 11, 12의 휨강성에 의한 민감도를 각 모드 별로 나타낸 그림이다. 예상처럼 고차 모드로 갈수록 민감도가 큰 것을 알 수 있다. 즉 고차모드에 많은 정보가 포함되어 있으므로 고차모드를 신경망의 입력으로 사용하면 더 좋은 추정결과를 얻을 수 있을 것이다. 그러나 현실적으로 고차 모드로 갈수록 모드 추출이 어려워지므로 본 연구에서는 저차 4개의 모드를 추출할 수 있다고 가정하였다. 그림 5는 식(2)와 식(4)를 사용하여 구한 각 절점의 누적 민감도이다. 이 그림으로부터 가장 민감도가 큰 5개의 절점을 구하면 직교성은 고려하지 않고 민감도만을 고려할 경우 ($\alpha=1, \beta=0$)의 최적 센서위치를 구할 수 있다. 예를 들어 저차 2개의 모드를 사용할 경우에 그림 5(a)로부터 민감도가 큰 순서로 각 절점을 나열하면 그림 6과 같다. 민감도가 크면 해당 요소에 대한 더 많은 정보를 포함하고 있다는 것을 확인하기 위해, 그림 6과 같이 민감도가 큰 5개 절점을 계측점으로 하는 경우부터 점점 민감도가 적은 3가지 경우로 구

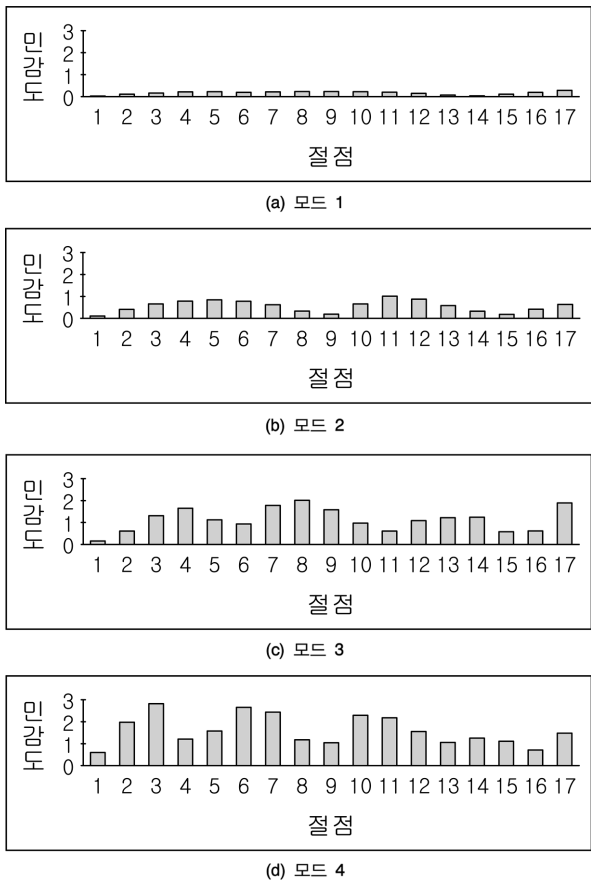


그림 4. 모드별 민감도

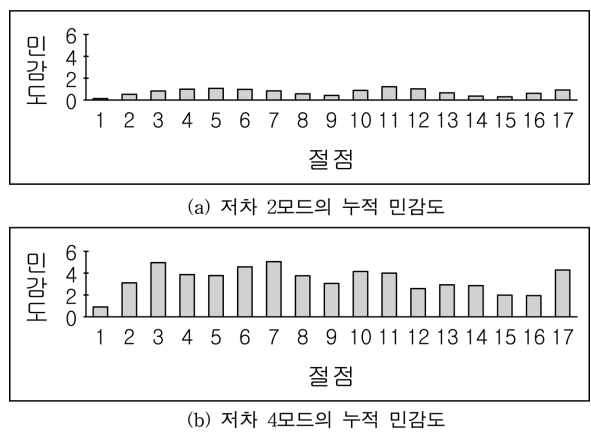


그림 5. 누적 민감도

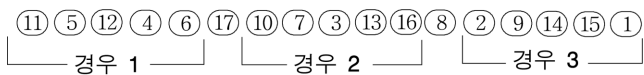
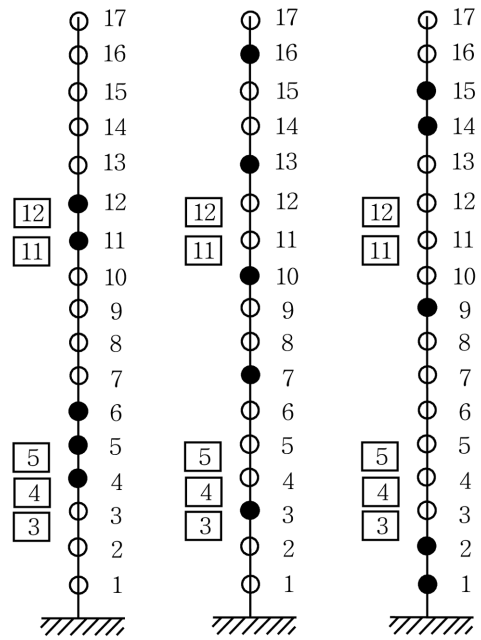


그림 6. 민감도에 따른 계측점 선택의 경우 (저차 모드 2개 사용)

분하여, 구조계수추정을 수행하였다. 그림 7은 위의 세 경우에 대한 계측점과 횡강성을 추정할 부재를 구조물에 표시한 것이다. 경우 1과 같이 민감도가 가장 큰 경우에는 추정할 부재 근처의 절점에 계측점이 집중되나 민감도가 적은 계측점으로 이루어진 경우 2와 경우 3은 추정할 부재들로부터 멀리 위치하는 것을 알 수 있다. 즉, 추정할 부재 근처 절점의 민감도가 상대적으로 크음을 알 수 있다. 각 경우의 센서집합에 대하여 적절한 신경망을 구성하여 구조계수추정을 수행하



(a) 경우 1 (b) 경우 2 (c) 경우 3

그림 7. 민감도에 따른 계측점 선택의 경우(검은 절점=선택된 절점) (부재 3, 4, 5, 11, 12의 구조계수추정, 모드 2개 사용)

표 2. 신경망 출력의 예

패턴번호		내용
1	입력벡터	0.099 0.026 0.042 0.063 0.226 0.265 (첫번째 고유진동수와 모드벡터) 0.591 -0.129 -0.195 -0.261 -0.341 -0.283 (두번째 고유진동수와 모드벡터)
	출력	2.332 1.781 0.508 0.736 0.741
	목표값	2.300 2.000 0.600 0.800 0.800
	상대오차	1.399 10.949 15.404 8.056 7.418
...		
100	입력벡터	0.090 0.025 0.046 0.070 0.231 0.269 (첫번째 고유진동수와 모드벡터) 0.578 -0.116 -0.187 -0.256 -0.340 -0.284 (두번째 고유진동수와 모드벡터)
	출력	0.465 1.462 1.079 1.055 0.501
	목표값	0.500 1.600 1.000 1.000 0.600
	상대오차	6.964 8.650 7.936 5.480 16.422
모든 시험패턴에 대한 오차의 평균		7.856 14.378 7.641 8.574 7.953
추정계수전체에 대한 오차평균		9.280

였다. 구조계수 추정 중에 발생하는 신경망 출력의 한 예를 표 2에 나타내었다. 표 2의 목표값이 정해에 해당하고, 출력이 신경망을 학습시킨 후 구한 구조계수 추정 결과이다. 상대오차를 계산하여 오차가 적을수록 추정결과가 좋은 것이다. 신경망은 2개의 은닉층(hidden layer)을 가진 구조를 구성했고, 학습 알고리즘으로는 백프로퍼게이션(back propagation)을 이용했다. 훈련패턴은 500개, 시험패턴은 100개를 사용했다. 그림 7의 세가지 계측점에 대한 구조계수추정 오차를 표 3에 정리하였다. 예상과 같이 민감도가 적은 계측점을 사용한 경

표 3. 민감도에 따른 구조계수추정의 오차 비교 (모드 2개)

경우	계측점	오 차 (%)					평균
		s_3	s_4	s_5	s_{11}	s_{12}	
1	11, 5, 12, 4, 6	7.86	14.38	7.64	8.57	7.95	9.28
2	10, 7, 3, 13, 16	11.21	23.26	18.76	12.25	7.39	14.57
3	2, 9, 14, 15, 1	18.35	41.02	25.28	19.86	18.80	24.66

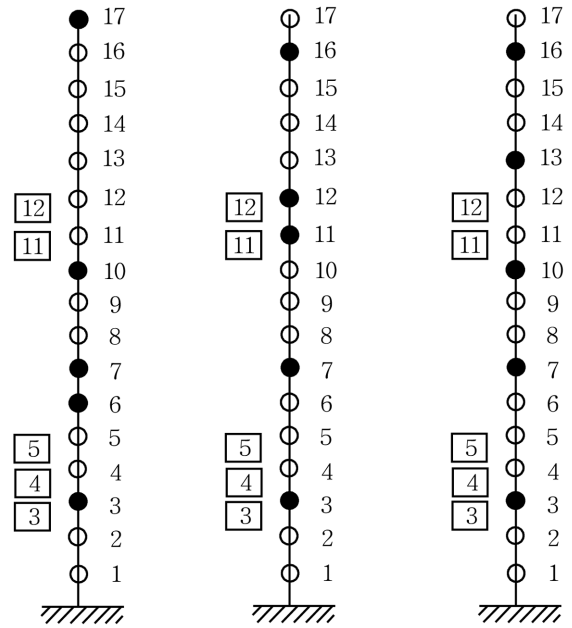
표 4. 민감도에 따른 구조계수추정 오차 비교 (부재 3, 4, 5, 11, 12의 구조계수추정, 모드4개 사용)

경우	계측점	오 차 (%)					평균
		s_3	s_4	s_5	s_{11}	s_{12}	
1	3, 6, 7, 10, 17	4.88	3.59	3.89	9.19	6.68	5.65
2	2, 4, 5, 8, 12	8.70	4.88	6.74	8.13	7.83	7.26
3	1, 13, 14, 15, 16	8.46	8.58	6.83	6.27	6.91	7.41

위의 구조계수추정 오차가 증가함을 볼 수 있다. 민감도가 가장 적은 센서집합으로 구성된 경우 3에서 가장 큰 오차가 발생한다. 따라서 민감도가 구조계수추정을 위한 센서위치 결정의 합리적인 척도가 될 수 있음을 알 수 있다. 위의 과정은 저차 2개 모드의 동특성치를 신경망 입력으로 사용한 경우이다. 비교 목적으로 저차 4개의 모드에 대한 결과를 표 4에 나타내었다. 모드 4개를 사용한 그림 5(b)의 누적민감도를 적합도로 사용하면 최적의 계측점이 표 4에 나타내었듯이 표 3과 다르게 선정되며, 전체적으로 모드 4개를 사용하는 경우에 더 많은 정보를 활용하므로, 오차가 감소하여 정확도가 증가함을 알 수 있다. 즉, 표 4에 나타난 오차가 표 3의 오차 보다 적게 나타난다. 또한, 표 4에서도 표 3에서의 유사하게 민감도가 적은 경우 3의 오차가 크게 나타남을 알 수 있다.

적합도 함수 계산에서 민감도와 직교성의 기여정도를 나타내는 α 와 β 의 변화에 따른 최적 계측점 선정 결과를 비교하기 위하여, 3개의 α 와 β 의 서로 다른 경우에 대하여 유전자 알고리즘을 사용하여 최적화과정을 수행하였다. 그 결과를 그림 8에 표시하였다. 그림 8(a)의 경우는 $\alpha=1, \beta=0$ 의 경우로 민감도만 고려한 경우이다. 이것은 유전자알고리즘을 사용하지 않고 단순히 누적 민감도 그림으로부터 가장 큰 민감도를 갖는 5개의 절점과 같은 것이다. 그림 8의 오른쪽으로 갈수록 직교성을 더 고려한 경우로서 그림에서 볼 수 있듯이, 센서위치가 점점 균등하게 분포해지는 것을 알 수 있다. 즉, 모드의 직교성이 확보하려면 계측점이 가능하면 균등하게 분포해야함을 알 수 있다. 표 5는 위의 각 경우에 대한 구조계수추정 오차를 보인 것이다. 예상과 같이, 적합도 계산에서 민감도 기여가 감소하고 직교성 기여가 증가할수록 오차가 증가함을 알 수 있다.

α 와 β 에 따른 센서위치의 변화를 극명하게 보여 주기 위해, 나머지 가정은 모두 동일하지만, 일부에 집중된 부재 2, 3, 4, 5, 6의 구조계수를 추정하는 경우에 대한 결과를 그림 9와 표 6에 나타내었다. 유전자알고리즘을 사용한 센서위치 최적화 결과, 그림 9(a)와 같이 민감도만 사용한 적합도에서는 추정할 요소 근처로 뚜렷하게 집중됨을 알 수 있다. 그러나



(a) $\alpha=1.0 \beta=0$ (b) $\alpha=0.75 \beta=0.25$ (c) $\alpha=0.5 \beta=0.5$

그림 8. 민감도(α)와 직교성(β)의 변화에 따른 계측점 선택 (모드 4개 사용)

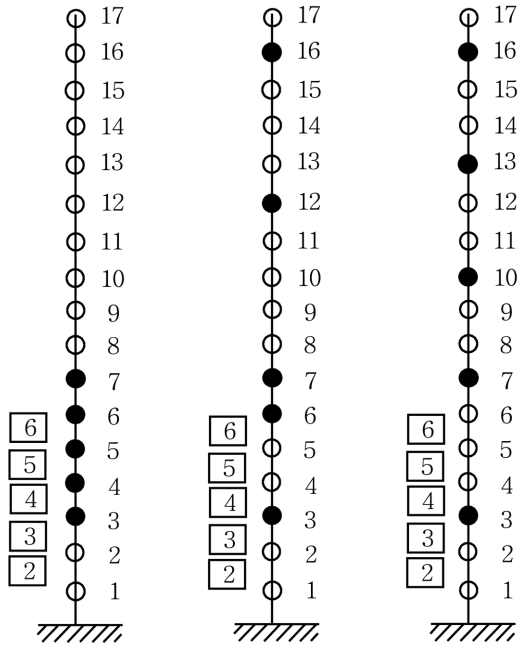
표 5. 민감도(α)와 직교성(β)의 변화에 따른 구조계수추정 오차 비교 (모드4개)(부재 3, 4, 5, 11, 12의 구조계수추정, 모드4개 사용)

경우	오 차 (%)					평균
	s_3	s_4	s_5	s_{11}	s_{12}	
$\alpha=1.00 \beta=0.00$	4.88	3.59	3.89	9.19	6.68	5.65
$\alpha=0.75 \beta=0.25$	7.24	6.39	5.74	7.19	6.14	6.54
$\alpha=0.50 \beta=0.50$	8.05	7.91	8.57	6.28	4.18	6.99

표 6. α 와 β 의 변화에 따른 구조계수추정의 오차 비교(부재 2, 3, 4, 5, 6의 구조계수추정, 모드4개 사용)

경우	오 차 (%)					평균
	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6	
$\alpha=1.00 \beta=0.00$	5.64	7.77	8.50	5.51	4.04	6.29
$\alpha=0.75 \beta=0.25$	7.34	9.57	10.92	6.70	4.55	7.82
$\alpha=0.50 \beta=0.50$	8.36	13.37	23.10	19.38	9.16	14.67

그림 9(b)와 그림 9(c)와 같이 가 커질수록 직교성을 확보하기 위하여 계측점이 확산됨을 알 수 있다. 또한 표 6에서 보는 바와 같이 구조계추정 오차도 α 가 감소할수록 증가함을 알 수 있다. 표 6에서 α 는 0.75, β 는 0.25로 정하면 부재 2,3,4,5,6에 대한 횡방향 추정오차를 약 7.82% 정도의 정확도로 구할 수 있고, 그림 9(b)와 같이 계측점이 분산되어 직교성도 어느정도 확보할 수 있음을 알 수 있다. 따라서 센서를 설치하기 전에 이와 같은 해석을 수행하면 계측 목적에 따라 적절한 센서위치를 결정할 수 있음을 알 수 있다. 이상의 예제 검토결과, 계측장비를 설치하기 전에 아무 실험자료 없이, 목적에 맞는 계측점을 유전자 알고리즘을 이용하여 선정할 수 있음을 확인하였다. 본 논문에서 한정된 문제 이외의 목적으로 계측시스템이 사용될 때에는, 해당 목적에 맞는



(a) $\alpha=1.0$ $\beta=0$ (b) $\alpha=0.75$ $\beta=0.25$ (c) $\alpha=0.5$ $\beta=0.5$

그림 9. α 와 β 의 따른 계측점 선택의 경우 (부재 2, 3, 4, 5, 6의 구조계수추정, 모드4개 사용)

표 7. 트러스 예제 α 와 β 의 변화에 따른 구조계수추정의 오차 비교 (저차 4개 모드 사용)

경우	오차 (%)				
	s_{15}	s_{16}	s_{17}	s_{18}	평균
$\alpha=1.00$ $\beta=0.00$	8.27	6.46	5.71	4.90	6.34
$\alpha=0.75$ $\beta=0.25$	10.18	8.40	5.78	5.16	7.38
$\alpha=0.50$ $\beta=0.50$	13.77	5.64	6.05	5.37	7.71
$\alpha=0.25$ $\beta=0.75$	11.71	8.73	6.17	7.26	8.47
$\alpha=0.00$ $\beta=1.00$	9.52	8.01	15.43	15.56	12.13

적합도함수를 구성하면 충분히 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

다른 형태의 구조물로서 그림 10의 트러스 구조물을 추가 예제로 선택하였다. 트러스 예제 구조물은 55개 트러스 부재로 구성되었으며 44개 자유도가 존재한다. 각 부재의 단면적은 $0.03 m^2$ 으로 동일하며, 재료의 탄성계수는 200 GPa, 밀도는 $8000 kg/m^3$ 이다. 그림 10에 표시된 부재 15, 16, 17, 18의 축강성(EA)를 구해야할 구조계수로 가정하였다. 44개의 수평 및 수직 병진자유도 중에서 6개의 자유도를 계측하기 위한 최적의 6개 센서위치를 구하는 문제로 구성되었다. 즉 44개의 센서 중에서 최적의 6개의 센서위치를 찾는 문제이다. α 와 β 에 따른 유전자 알고리즘으로 구한 센서위치와 신경망을 사용하여 구한 구조계수추정 결과를 그림 11과 표 7에 나타내었다. 유전자 알고리즘을 적용하는 과정에서 교차 확률은 0.3, 돌연변이 확률은 0.1, 개체집단의 크기는 50을 사용하였다. 100세대의 이내에서 충분한 적합도를 갖는 개체를 구할 수 있었다. 그림 11에 보인 것과 같이 트러스 예제의 경우에도 α 와 β 에 따른 유전자 알고리즘 수행 결과가 타워구조물의 결과와 유사한 경향을 보임을 확인하였다.

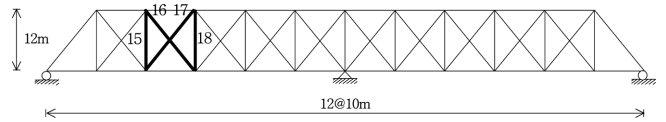


그림 10. 트러스 예제 구조물

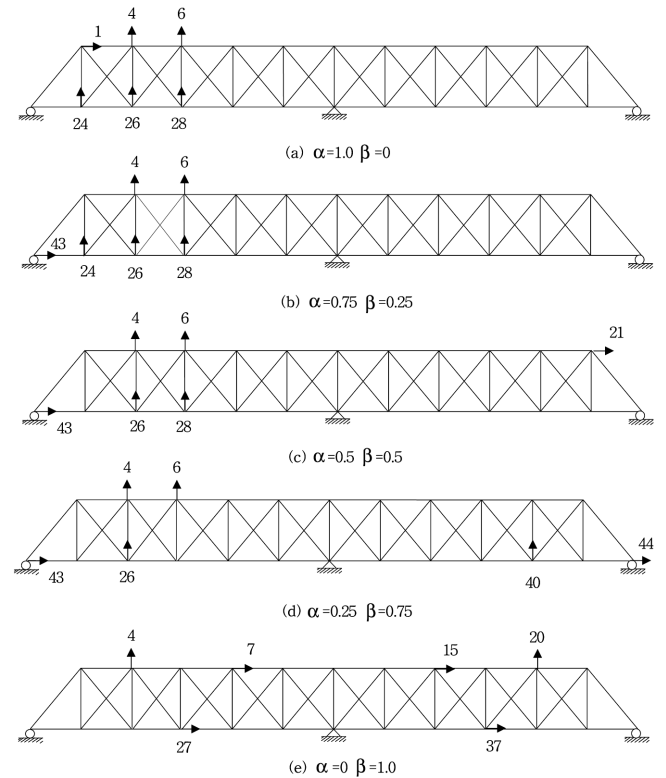


그림 11. 유전자 알고리즘으로 선택된 센서 (저차 4개 모드 사용, 화살표는 센서를 나타냄)

4. 결 론

동적 계측자료를 사용하여 구조물의 건전도를 평가하기 위해 위험하다고 판단되는 부재의 구조계수를 추정할 수 있다면 합리적인 재난 방지 시스템으로 활용할 수 있을 것이다. 그러나 계측시스템의 제한에 의하여 설치가능한 계측센서의 수가 제한되므로 제한된 수의 센서를 목적에 맞는 최적의 계측점에 설치하는 것이 바람직하다. 이러한 목적으로 본 연구에서는 유전자 알고리즘을 사용하여 최적 센서위치를 결정하는 기법을 제안하였다. 유전자 알고리즘의 핵심인 적합도함수를 구조계수에 의한 모드벡터의 민감도와 계측모드들 간의 직교성의 함수로 구성함으로써, 합리적인 최적의 센서위치를 선정할 수 있음을 확인하였다. 간단한 타워형태의 구조에 대하여 예제해석을 수행하여, 적합도 함수를 구성하는 구조계수에 의한 모드벡터의 민감도와 모드 직교성의 역할을 확인하였다. 즉, 적합도 함수에서 민감도 비중을 높이면 구조계수추정 결과를 향상시킬 수 있지만, 모드벡터의 직교성이 상실되고, 직교성 비중을 높이면 구조계수추정 오차가 증가되므로 민감도와 직교성 기여정도를 계측 목적에 맞게 적절히 조절하면, 합리적인 계측점을 구할 수 있음을 확인하였다. 본 논문에서 제안한 최적 계측점 선정방법은 실제 계측 없이 계측기 설치 이전에, 수치적 계산만으로 수행할 수 있다.

참고문헌

- 장수, 윤병주 (1998) 유전자알고리즘에서의 실수처리 방법 비교, *정보처리학회논문지*, 제5권, 제2호, pp.361-371.
- Breitfeld, T. (1996) A Method for Identification of a Set of Optimal Measurement Points for Experimental Modal Analysis, *The International Journal of Analytical and Experimental Modal Analysis*, Vol 11, pp.1-9.
- Doebbling, S.W., Hemez, F.M., Peterson, L.D. and Farhat, C. (1997) Improved Damage Location Accuracy Using Strain Energy-based Mode Selection Criteria, *AIAA Journal*, Vol 35, pp.693-699.
- Kammer, D.C. (1991) Sensor Placement for On-orbit Modal Identification and Correlation of Large Space Structures, *J. of Guidance, Control, and Dynamics*, Vol 15, pp.49-57.
- Ko, J.M. and Ni, Y.Q. (2005) Technology Developments in Structural Health Monitoring of Large-scale Bridges, *Engineering Structures*, Vol 27, No 12, pp.1715-1725.
- Li, D.S. Li, H.N. and Fritzen, C.P. (2007) The Connection Between Effective Independence and Modal Kinetic Energy Methods for Sensor Placement, *Journal of Sound and Vibration*, Vol 305, No. 4-5, pp.945-955
- Yun, C.-B. and Bahng, E.Y. (2000) Substructural Identification Using Neural Networks, *Computers & Structures*, Vol 77, No. 1, pp.41-52.
- Xia, Y. and Hao, H. (2000) Measurement Selection for Vibration-based Structural Damage Identification, *J. of sound and vibration*, Vol. 236, No. 1, pp.89-104.

© 논문접수일 : 10년 03월 31일

© 심사의뢰일 : 10년 04월 05일

© 심사완료일 : 10년 05월 04일