

트러스 구조물 사이즈 최적화를 위한 무응력 부재의 선택

Zero-Stress Member Selection for Sizing Optimization of Truss Structures

이 승 혜*
Lee, Seunghye

이 종 현**
Lee, Jonghyun

이 기 학***
Lee, Kihak

이 재 홍****
Lee, Jaehong

Abstract

This paper describes a novel zero-stress member selecting method for sizing optimization of truss structures. When a sizing optimization method with static constraints is implemented, the member stresses are affected sensitively with changing the variables. However, because some truss members are unaffected by specific loading cases, zero-stress states are experienced by the elements. The zero-stress members could affect the computational cost and time of sizing optimization processes. Feature selection approaches can be then used to eliminate the zero-stress member from the whole variables prior to the process of optimization. Several numerical truss examples are tested using the proposed methods.

Keywords : Sizing optimization, Truss structures, Zero-stress members, Structural optimization, Feature selection

1. 서론

구조 최적화(Structural optimization) 문제는 제약 조건을 만족하면서 주어진 하중, 재료, 크기 범위를 고려한 목적함수를 최소화하는 것을 목표로 한다¹⁾. 이는 구조물 설계 시 소요 재료를 최소화하거나 최적의 형상을 도출하여 비용을 감소하고 성능을 극대화하기 위한 노력에서 기인하였다. 구조 최적화는 크게 사이즈(Sizing), 형상(Shape), 위상(Topology) 최적화로 나눌 수 있다. 각각 부재 단면 크기의 최소화, 구조물의 성능을 극대화할 수 있는 형상 도출, 주어진 범위 내에서 재료 레이아웃을 최적화 하는 것을 목표로 삼는다.

트러스 구조물의 최적화 문제는 각 부재의 양 끝단 절점에 대한 연결성(Connectivity)과 지점에 대한 경계

조건은 고정된 채 부재의 사이즈의 최소화 하거나 성능을 최대화 할 수 있는 형상 도출을 목적함수로 설정한다. 특히 트러스의 사이즈 최적화 문제는 절점 또한 고정된 채 주어진 제약 조건에서 전체 부재에 대한 중량을 최소화 하는 것을 목표로 한다. 이 때 전역 최적화를 위한 근사해법인 메타휴리스틱스(Meta-heuristics) 알고리즘을 도입하여 최적의 해를 탐색할 수 있다²⁾.

트러스의 사이즈 최적화는 크게 정적(Static)과 동적(Dynamic) 제약 조건 문제로 나뉜다. 정적 제약 조건 문제에서는 부재의 최대 응력과 구조물의 최대 변형을 제약 조건으로 삼으며, 동적 제약 조건 문제에서는 구조물의 고유진동수와 변형모드를 제약하여 최적의 해를 도출한다. 특히 정적 제약 조건 문제는 각 부재의 응력의 변화가 전체적인 최적화 절차에 민감하게 반영될 수밖에 없다. 하지만 트러스 구조물 내에서는 0의 응력을 갖는 무응력 부재(Zero-stress members)가 존재하기 마련이며, 무응력 부재까지 전체적인 최적화 문제의 변수로 설정한다면 최적화의 속도 및 정확성을 저하시키는 요인이 될 수 있다.

트러스 구조물의 무응력 부재를 사전에 선별하는 문제에 대한 직접적인 연구는 저자들이 아는 한 찾아볼 수

* 정회원, 세종대학교 건축공학과 조교수, 공학박사
Dept. of Architectural Engineering, Sejong Univ.
** 학생회원, 세종대학교 건축공학과, 석사과정
Dept. of Architectural Engineering, Sejong Univ.
*** 정회원, 세종대학교 건축공학과 교수, 공학박사
Dept. of Architectural Engineering, Sejong Univ.
**** 교신저자, 정회원, 세종대학교 건축공학과 교수, 공학박사
Dept. of Architectural Engineering, Sejong Univ.
Tel: 02-3408-3287 Fax: 02-3408-4331
E-mail: jhlee@sejong.ac.kr

없다. 오히려 처리해야 할 변수의 수를 줄이려는 차원 축소(Dimensionality reduction) 혹은 변수 축소(Design variable reduction) 문제를 다양한 기법을 적용하여 해결하려는 노력은 일부 연구에서 찾아볼 수 있다³⁻⁵⁾. 무응력 부재를 사전에 제거하려는 목적과 처리해야 할 변수의 수를 줄이려는 차원 축소의 노력은 최적화의 효율을 증가시키는 측면에서는 동일하다. 하지만 정해진 숫자만큼의 변수를 선별하는 문제와 정확히 무응력 부재를 선별하는 문제는 근본적으로는 다르다 할 수 있다.

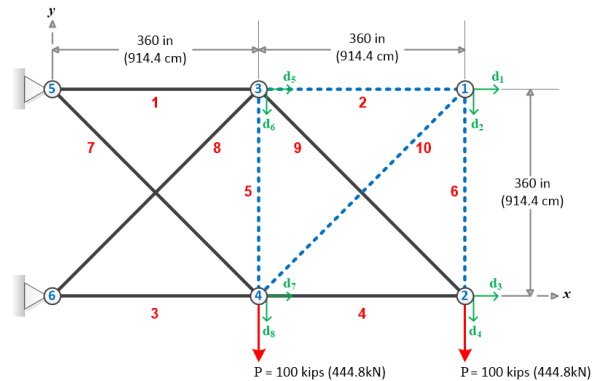
컴퓨터 과학(Computer science) 분야에서는 입력 데이터의 차원 축소를 위해 특성선택(Feature selection) 기법을 사용한다. 특성선택은 기계학습의 전처리 기법으로 학습에 영향이 없는 변수를 사전에 제거하여 예측 성능을 높이는 역할을 한다. 특성선택 기법을 트러스 구조의 사이즈 최적화 문제에 도입하여 무응력 부재를 사전에 선별할 수 있다면 변수의 개수가 줄어 전체적인 최적화의 속도를 높이고 더 나은 해를 도출할 수 있다.

본 논문에서는 기계학습 전처리에 사용되는 특성선택 기법을 도입하여 트러스 구조의 무응력 부재를 판별하는 방법을 제시한다. 이를 위해 기계학습 분야의 랜덤포레스트(Random Forest)⁶⁾를 적용하였으며, 2가지의 특성 중요도 추출 방법을 비교하여 분석하였다. 구조해석 분야에서 기본 문제로 다루는 트러스 예제를 사용하여 제안된 기법의 효율을 입증하였다.

2. 데이터세트

2.1 10-bar truss

데이터 획득과 이를 사용한 무응력 부재 선별 기법을 설명하기 위해 2차원 10-bar truss 구조물⁷⁾을 예시로 설정하였다. 트러스 부재 재료의 밀도 및 탄성계수는 각각 0.1 lb/in^3 , $10,000 \text{ ksi}$ 이며 <Fig. 1>과 같이 총 10개의 부재로 연결된다. 2번과 4번 절점에서 y축 음의 방향으로 각각 100 kips의 하중이 부과되며, 5번과 6번 절점에서 그림과 같은 경계조건으로 지지되어 있다. <Fig. 1>의 파란색 점선은 기존 최적화 문제에서 각 부재의 응력 범위를 $\pm 25 \text{ ksi}$ 이내, 모든 x 및 y축의 변위를 $\pm 2.0 \text{ in}$ 이내로 제한한 제약 조건을 사용하여 얻은 무응력 부재 결과이다. 이는 이전 연구에 대한 최적화 결과를 나타내고 있는 <Table 1>에서 확인할 수 있다.



<Fig. 1> A 10-bar planar truss structure

<Table 1> Optimal cross-sectional areas (in^2) of previous studies for 10-bar truss

Members	Rizzi ⁸⁾	Lee & Geem ⁹⁾	Schmit & Farshi ¹⁰⁾
1	30.73	30.15	33.43
2	0.10	0.10	0.10
3	23.93	22.71	24.26
4	14.73	15.27	14.26
5	0.10	0.10	0.10
6	0.10	0.54	0.10
7	8.54	7.54	8.39
8	20.95	21.56	20.74
9	21.84	21.45	19.69
10	0.10	0.10	0.10
Weight (lb)	5076.66	5057.88	5089.00

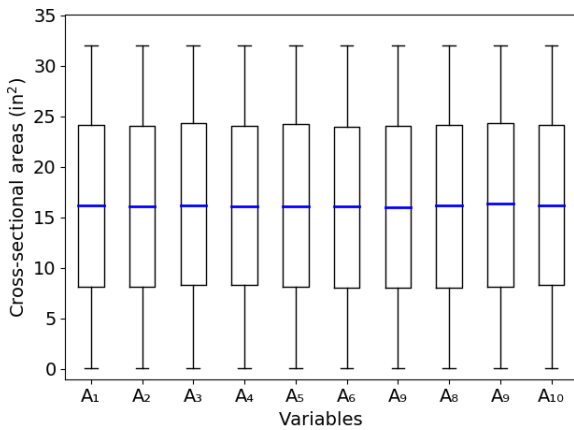
<Table 1>의 값은 최적화 과정을 통해 얻은 각 부재의 단면적을 나타낸다. 각각의 단면적은 변수로 설정되었으며, 최소값은 0.10 in^2 로 하한 값을 정하였다. 지정된 하중 조건에 대해 특정 부재 여부가 전체 시스템에 영향을 주지 않는다면 해당 부재는 하한 값 0.10 in^2 혹은 이에 근접한 최솟값을 부여받는다. 10-bar truss 구조에서는 2, 5, 6, 10번 부재가 무응력 부재로 판별되었으며, 다음 단계에서 획득하는 데이터를 사용한 특성선택 기법을 통해 해당 부재를 검출해보도록 한다.

2.2 데이터 획득

유한요소해석(FEA: Finite Element Analysis)을 사용한 트러스 해석 알고리즘을 통해 10,000개의 데이터

세트를 얻는다. 10,000번의 반복 과정은 각각 10개의 무작위 단면적을 생성한다. 임의의 단면적은 0.1~32 in² 범위 사이에서 실수로 생성되며, 이 단면적은 유한요소 해석 과정의 입력 값으로 사용된다. 범위 내 임의의 실수는 유사난수 생성기(PRNG: Pseudo-Random Number Generator)를 사용하여 얻었으며, 본 연구에서는 균등분포(Uniform distribution) 방식을 사용하였다¹¹⁾.

해석 과정을 통해 10개 부재의 응력 값과 1~4번 절점의 변위, 즉 총 8개의 자유도(Degrees of freedom) 값을 얻을 수 있다. 하지만 이렇게 생성한 단면적, 응력, 변위의 데이터 정보는 범위가 상이하므로 정규화(Normalization) 혹은 표준화(Standardization) 과정을 통해 서로 다른 범위의 데이터를 일정한 범위로 스케일을 조정한다. 이러한 특성 스케일 조정(Feature scaling) 과정을 통해 얻은 정규화된 데이터는 입력 값과 출력 값 사이의 관계를 더 명확히 보여주게 된다.



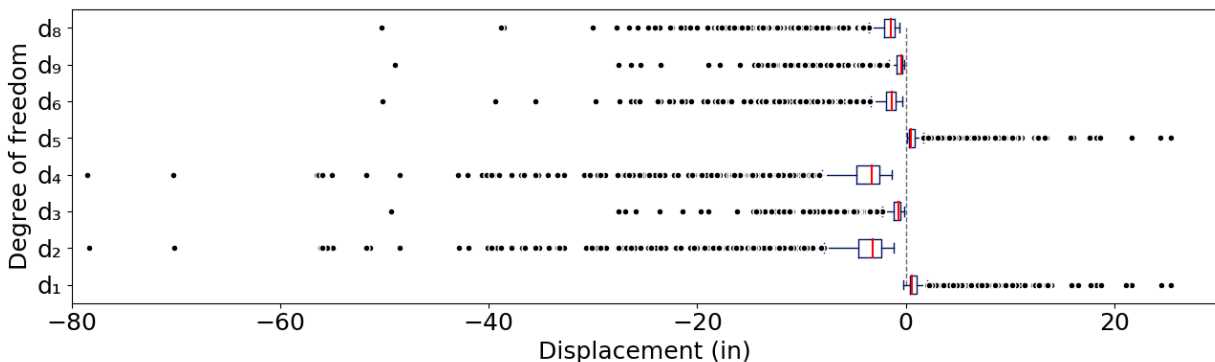
〈Fig. 2〉 Box plot showing the distribution of cross-sectional area values of 10-bar truss dataset

3. 데이터 정규화

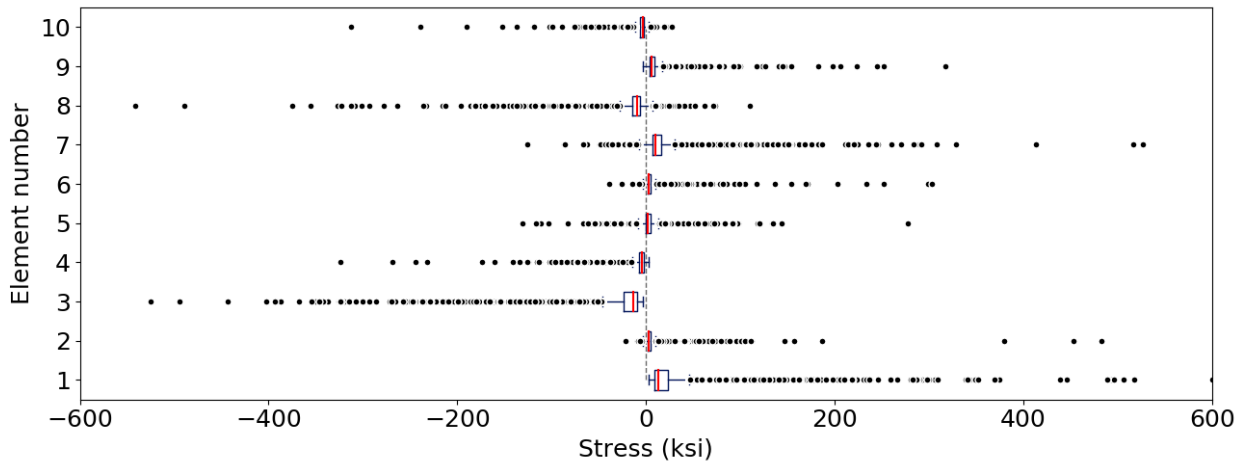
3.1 입력 및 출력 데이터의 분석 분포

〈Fig. 2〉는 10-bar truss 구조의 10,000개 데이터에 대하여 각 변수에 대한 박스플롯(Box plot)을 보여준다. A는 변수 명, 아래첨자 숫자는 각 부재의 번호를 의미한다. 10개의 변수는 각각 균등분포 방식의 무작위 난수를 생성 받았으므로 모든 변수가 거의 동일한 분포를 보인다. 이는 특정 부재의 변수분포가 출력 값과의 관계에 우세한 데이터 분포를 할당받아 결과를 왜곡시키는 일이 없도록 하기 위함이다.

〈Fig. 3〉은 10,000개 데이터의 각 변수세트를 유한요소 해석에 입력하였을 때 얻은 총 8개의 변위분포이다. 각 자유도 번호(d₁~d₈)는 〈Fig. 1〉에서 확인할 수 있다. 단면적은 무작위 생성을 통해 얻은 값으로 분포가 일정한 반면, 변위분포는 자유도의 위치에 따라 범주가 다양하다. 총 데이터의 중간 값에서 제1사분위 수 혹은 제3사분위 수까지의 길이만큼만 수염을 그리는 스키매틱 박스플롯(Schematic box plot) 기법에 따라 표현하였을 때 대부분 0~±5 in 범위 내에 표식이 위치한다. 하지만 모든 변위에서 중간 값을 한참 벗어나는 값을 일부 보인다. 이는 트러스 구조물에 큰 영향을 미치는 특정한 부재가 극히 작은 단면적의 변수 값을 임의로 할당받았을 때 얻어지는 수치들이기 때문이다. 특히 절점 1번과 2번의 y방향 처짐을 뜻하는 d₂와 d₄는 기존의 사이즈 최적화 문제에서 ±2.0 in 이내로 제한하는 조건에 민감하게 반응하는 값들이다. 만약 트러스의 중요한 부재가 극히 작은 단면적을 할당받았다면 두 결과 값은 상식에 벗어나는 큰 값으로 환원될 것임을 알 수 있다.



〈Fig. 3〉 Box plot showing the distribution of displacement values of 10-bar truss dataset



〈Fig. 4〉 Box plot showing the distribution of stress values of 10-bar truss dataset

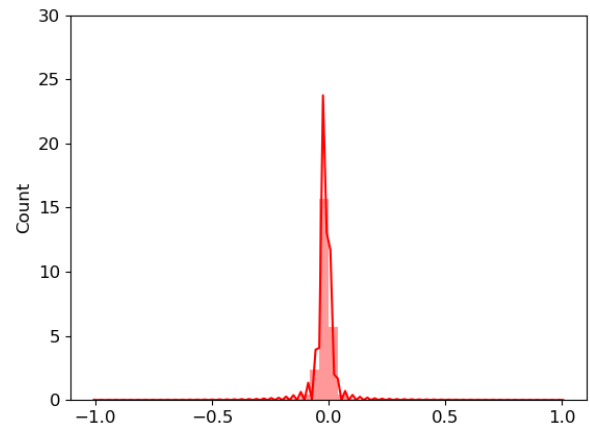
10,000개 데이터의 각 부재 단면적 변수세트를 유한 요소해석에 입력하였을 때 얻은 총 10개의 응력 값을 〈Fig. 4〉에 나타내었다. 변위의 경우와 마찬가지로 표식은 주로 응력 제약 조건의 범위인 ±25 ksi 내외에 분포되고 있으며, 구조물의 거동에 큰 영향을 미치는 특정한 부재가 극히 작은 단면적을 할당받았을 것으로 추정되는 경우에 제약 조건 범위를 크게 벗어나는 응력 값을 보이고 있다.

3.2 정규화

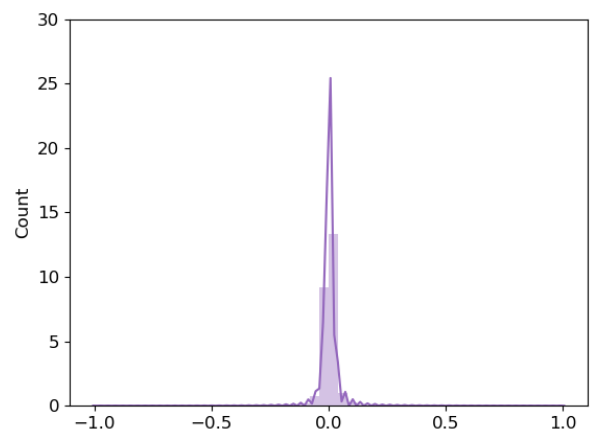
부재 단면적 변수와 이에 대응하는 변위 및 응력 값을 정규화하기 위해 최소-최대 정규화(Min-Max Normalization) 기법을 사용하였다. 최소-최대 정규화는 최소값과 최대값이 각각 a와 b가 되도록 모든 데이터를 변환하는 기법으로 대표적으로 a와 b를 0과 1로 설정하는 방법을 많이 사용한다. X와 X'이 각각 원본 데이터세트와 정규화 후의 데이터세트라고 한다면 최소-최대 정규화 식은 식 (1)과 같다.

$$X' = a + \frac{(X - X_{\min})(b - a)}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

10-bar truss의 데이터세트에서는 8개의 변위와 10개 부재의 응력이 절점의 위치 및 부재의 연결 상태에 따라 양수와 음수 값으로 나타난다. 따라서 양수와 음수의 특성을 유지한 채 절대 값을 사용하여 정규화를 하였으며, 변위와 응력 데이터에 대한 결과는 〈Fig. 5〉와 〈Fig. 6〉에 나타내었다.



〈Fig. 5〉 Distribution plot of the normalized displacement values of 10-bar truss



〈Fig. 6〉 Distribution plot of the normalized stress values of 10-bar truss

4. 특성선택

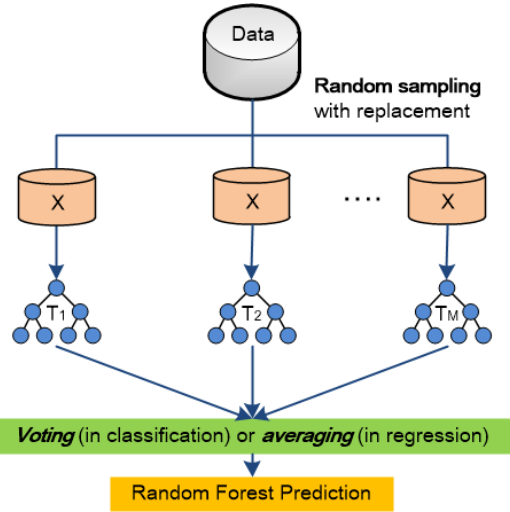
4.1 특성선택 기법

특성선택은 크게 Filter, Wrapper, Embedded의 3가지 방법으로 나눌 수 있다¹²⁾. Filter 기법은 특성과 종속 변수간의 연관성(Relevance)을 측정하며 모든 특성을 독립변수로 취급한다¹³⁾. 이러한 성질 때문에 종종 특성간의 연관성이나 최적의 성능을 보이는 특성을 알 수 없다. 이에 반해 Wrapper 기법은 기계학습의 특성선택 과정 중 예측의 정확도 측면에서 가장 좋은 성능을 보이는 특성 집합을 선택한다¹³⁾. 이 때 예측모델을 가정한 후 그 범주 내에서 가장 좋은 특성을 선택하는 방법을 사용한다. 하지만 이 방법도 오버피팅(Over-fitting) 문제나 국부적 최적화(Local optimum) 오류에 빠지는 위험이 존재한다. Embedded 기법은 Filter 및 Wrapper 기법의 장점을 택하여 학습 알고리즘 자체에 특성선택 과정을 결합한 방식을 취한다¹⁴⁾. 이 기법 또한 예측성을 측정하는 모델에 의존하는 단점을 가지고 있으므로 적절한 모델 선택이 가능하다면 최적의 특성을 선택하는데 유용하게 사용될 수 있다.

기계학습 모델과 결합하여 정확도에 크게 기여하는 특성을 추출하는 Embedded 기법은 기여도에 따라 특성간의 순위를 매길 수 있다. 이러한 점은 트러스 구조물에서 영응력 부재를 추출하는데 적합하다고 할 수 있다. Embedded 방식에 사용되는 학습모델은 주로 CART(Classification And Regression Trees), C4.5, 랜덤포레스트, Lasso, Elastic Net, 서포트벡터머신(SVM: Support Vector Machine) 등이며 이들의 하이브리드 형식도 시도되었다¹⁵⁾. 본 연구에서는 Embedded 특성선택 기법을 랜덤포레스트 모델을 사용하여 영응력 추출에 적용하였다.

4.2 랜덤포레스트

Breiman(2001)이 명명한 랜덤포레스트¹⁶⁾는 결정트리(Decision tree)에 기반한 앙상블(Ensemble) 학습 기법의 하나로 분류(Classification) 문제와 회귀(Regression) 문제 등에 사용된다. 랜덤포레스트는 다수의 결정트리를 구성하고 새로운 데이터를 각 트리에 입력한 후 각각의 결과 값을 비교 또는 평균을 내어 최적



〈Fig. 7〉 Architecture of the random forest model

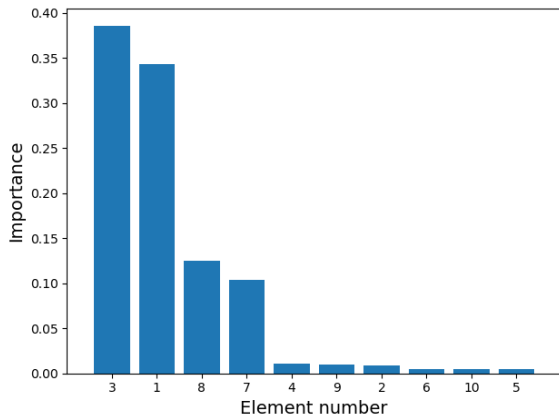
의 예측모델을 선정한다(Fig. 7).

10-bar truss 예제는 10개의 부재 단면적 입력에 대한 변위 및 응력 값을 예측하는 문제로 회귀를 위한 랜덤포레스트를 적용하였다. 회귀 랜덤포레스트는 M개의 트리 $\{T_1(X), T_2(X), \dots, T_M(X)\}$ 에 p차원의 데이터 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ 를 입력하여 예측하는 형태를 갖는다. 각각의 트리는 Y의 예측 값을 얻으며 그 구성은 식 (2)와 같다.

$$Y_1 = T_1(X), Y_2 = T_2(X), \dots, Y_M = T_M(X) \quad (2)$$

4.3 특성 중요도

랜덤포레스트를 사용하면 앙상블 학습 기법에 사용된 모든 결정트리에서 계산한 평균적인 불순도(Impurity) 감소로 특성 중요도(Feature importance)를 측정할 수 있다. 랜덤포레스트를 사용한 특성선택에서는 지니 중요도(Gini importance)가 사용된다. 지니계수(Gini coefficient)는 불균형의 정도를 나타내는 통계학적 지수이며, 이를 불순도의 개념으로 반영하여 특성선택의 과정에서 지니 중요도로 사용할 수 있다¹⁷⁾. 하지만 지니 중요도는 카테고리 개수가 많은 특정 변수가 있을 때 이를 중요한 특성이라고 오인하는 경우가 발생하므로 이 경우 순열 중요도(Permutation importance)를 적용할 수 있다. 순열 중요도는 한 번에 1개씩 특성을 선택한 다음 나머지 특성을 의미 없는 값으로 변환한 후 이에 대해 평가하는 기법이다. 하지만 순열 중요도의 기법도 각 특성에 대해 순차적으로 해석해야 하는 시간 비용이 소모된다.



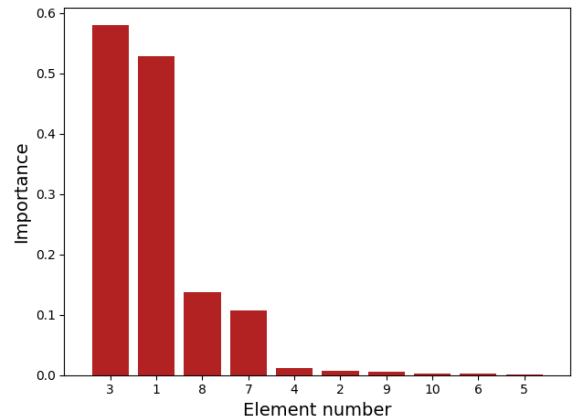
〈Fig. 8〉 Feature importance result of 10-bar truss using the Gini importance

〈Fig. 8〉은 지니 중요도 기법을 사용하여 각 부재의 중요도를 평가한 그림을 나타내고 있다. 각 부재의 번호는 중요도의 크기에 따라 순차적으로 배열하였다. 3, 1, 8, 7번 부재의 순서로 큰 중요도 값을 보이고 있으며 4, 9, 2, 6, 10, 5의 순서로 순위를 매길 수 있다. 이 때 하위 4개 부재인 2, 6, 10, 5번 부재는 기존 연구에서 무응력 부재로 판명이 난 부재이며 〈Fig. 1〉의 파란색 점선으로 확인할 수 있다. 지니 중요도 기법을 사용하였을 때 이를 정확히 선별할 수 있음을 알 수 있으며, 카테고리 개수에 따른 오인이 발생하지 않은 사실은 10,000개의 데이터셋이 이를 극복하기에 충분하다는 것을 증명한다.

〈Fig. 9〉는 순열 중요도 기법을 사용하여 각 부재의 중요도를 평가한 그림을 나타내고 있다. 하위 4개의 부재는 9, 10, 6, 5번으로 무응력 부재의 번호와 상이한 것을 알 수 있다. 트러스 구조물의 부재는 상호간 연결되어 영향을 미치는 것으로 순열 중요도처럼 각각의 특성을 평가하는 방법이 부적절함을 알 수 있다. 특히 중요도 값이 큰 부재에서는 2가지 방법이 모두 유효하나 중요도 값이 상대적으로 적어 민감하게 반응하는 부재에서는 지니 중요도가 더 안정적이라고 할 수 있다.

4.4 특성선택 개수

몇 개의 부재를 무응력 부재로 판명하는지의 문제는 구조 공학 측면에서 매우 중요하다. 컴퓨터 과학 분야에서는 특성선택의 기법을 입력 변수에 대한 차원 축소로



〈Fig. 9〉 Feature importance result of 10-bar truss using the permutation importance

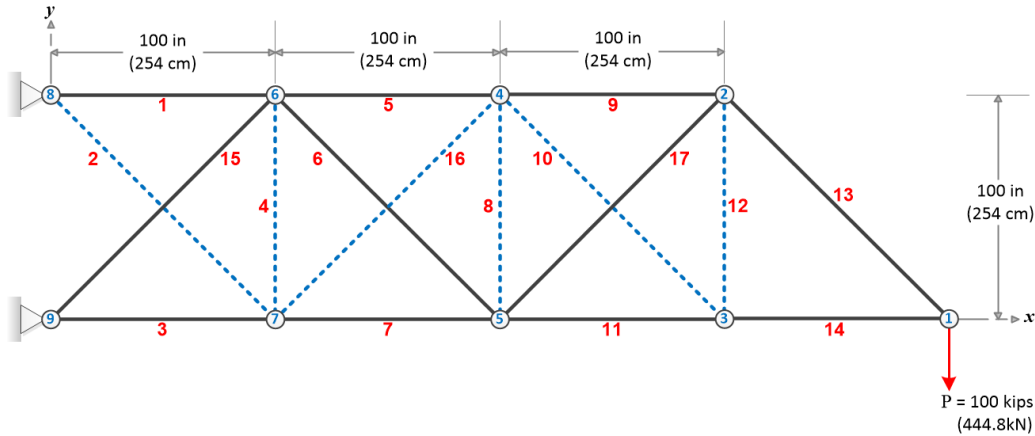
사용해 왔다. 하지만 구조물에서는 무분별한 차원 축소, 즉 부재 삭제는 안전에 위험을 초래한다. 컴퓨터 과학 분야에서는 차원 축소에 사용될 변수의 수를 결정하기 위해 다양한 방법을 제안해 왔다¹⁸⁾. 하지만 이러한 방식 또한 입력 및 출력 값 사이의 관련성을 평가하여 결정을 내리는 것으로 트러스 구조에 적용하기에 부적절하다고 할 수 있다.

트러스 구조물에서는 부재가 무응력 상태이더라도 구조물의 기하학적 처짐 및 변형 방지, 하중의 변동가능성에 대한 대비, 부재의 좌굴 길이 단축 등을 이유로 정형의 배치를 선호한다. 만약 특성선택의 이유가 부재 개수를 결정하는 최적화 문제라면 중요도 값이 가장 적은 부재 순으로 구조물 전체의 안정성을 평가하여 삭제해 가는 것이 옳다.

본 연구는 사이즈 최적화 문제에 적용하기 위한 특성선택의 과정을 다루고 있으므로 부재의 구조물 안정성은 논의의 범주가 아니다. 이는 사이즈 최적화 과정 내에서 변수의 차원 수를 줄이기 위한 것을 목적으로 하므로 오히려 컴퓨터 과학 분야에서 다루는 차원 축소의 개념과 의미가 같다. 하지만 사이즈 최적화 문제로 유효 변수의 개수를 검증하는 것은 본 연구의 범위에서 벗어나므로 추후 연구에서 변수 개수에 따른 최적화 과정의 효율성을 다루도록 한다.

5. 수치해석 예제

17-bar truss 예제를 통해 제안된 특성선택 기법의



〈Fig. 10〉 A 17-bar planar truss structure

효율성을 추가적으로 검증하였다. 17-bar truss는 총 8개의 절점과 17개의 부재로 이루어진 캔틸레버 형식의 구조물로 〈Fig. 10〉과 같이 연결된다. 1번 절점에서 y축의 음의 방향으로 100 kips의 하중이 가해지며, 모든 부재의 밀도와 탄성계수는 각각 0.268 lb/in^3 , 30,000 ksi의 값을 갖는다. 17-bar truss의 사이즈 최적화 문제에서는 모든 부재의 응력을 $\pm 50 \text{ ksi}$ 이내, 모든 x 및 y축의 변위를 $\pm 2.0 \text{ in}$ 이내로 제한조건을 설정한다. 이를 통해 얻은 결과는 기존 연구에서 확인할 수 있으며 〈Table 2〉에 나타내었다.

〈Table 2〉를 살펴보면 2, 4, 8, 10, 12, 16번 부재가 변수의 하한 값 0.10 in^2 를 결과로 얻었으며 〈Fig. 10〉에서 파란 점선으로 위치를 확인할 수 있다. 17-bar truss에서는 총 6개의 무응력 부재가 존재하며 이는 10,000의 데이터셋을 생성한 후 특성선택 과정을 수행하였을 때 확인할 수 있다.

〈Fig. 11〉은 17개의 부재 단면적 변수 값을 랜덤포레스트 모델에 대입하여 지니 중요도로 판정한 결과를 나타내고 있다. 예측 정확도는 총 14개의 자유도 값으로 판정할 수 있으며, 이는 1번부터 7번 절점의 x축 및 y축 모든 변위를 뜻한다. 하지만 이 경우 무응력 부재로 예상되었던 2, 4, 8, 10, 12, 16번 부재가 아닌 4, 8, 10, 12, 16, 17 부재가 하위 6개의 부재로 판명되었다. 낮은 중요도를 갖는 변수들 사이에서는 모델의 구조에 따라 상당히 민감하게 변화함을 알 수 있다.

정확도를 높이기 위해 출력의 총 14개 변위 값 중 트러스 구조의 1~3번 절점의 변위에 해당하는 총 6개의

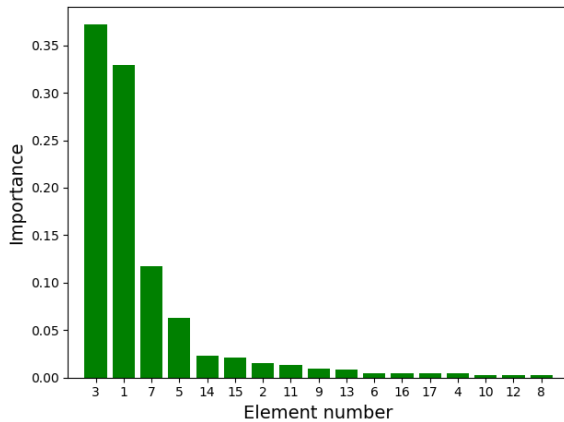
〈Table 2〉 Optimal cross-sectional areas (in^2) of previous studies for 17-bar truss

Members	Lee & Geem ⁹⁾	Adeli & Kumar ¹⁹⁾	Berke & Khot ²⁰⁾
1	15.82	16.03	15.93
2	0.11	0.11	0.10
3	12.00	12.18	12.07
4	0.10	0.11	0.10
5	8.15	8.42	8.07
6	5.51	5.72	5.56
7	11.83	11.33	11.93
8	0.10	0.11	0.10
9	7.93	7.30	7.95
10	0.10	0.12	0.10
11	4.09	4.05	4.06
12	0.10	0.10	0.10
13	5.66	5.61	5.66
14	4.06	4.05	4.00
15	5.66	5.15	5.56
16	0.10	0.11	0.10
17	5.58	5.29	5.58
Weight (lb)	2580.81	2594.42	2581.89

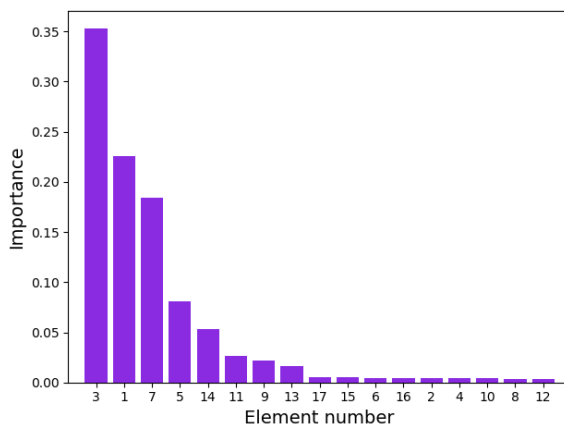
값만 사용하여 특성 중요도 과정을 다시 수행하였다. 이는 캔틸레버 구조의 특성으로 인해 최끝단의 절점이 가장 큰 변위를 얻는데 착안한 것으로 그 결과 값은 〈Fig. 12〉에서 확인할 수 있다.

〈Fig. 12〉의 결과는 총 6개의 무응력 부재(2, 4, 8, 10, 12, 16번 부재)를 지니 중요도 값을 사용한 순위 최하위에 위치시키는 정확도를 보였다. 이는 트러스 구조

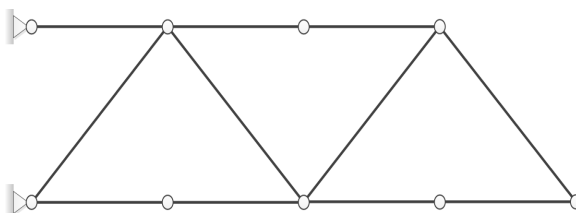
의 하중 상태에 따라 가장 중요하게 여겨지는 변위 값으로 출력 데이터를 구성하는 것이 예측모델의 정확성을 높였음을 알 수 있다. <Fig. 13>에서는 무응력 부재를 제거한 최종 형태를 나타내고 있다.



<Fig. 11> Feature importance result of 17-bar truss using the Gini importance with 14 displacement informations



<Fig. 12> Feature importance result of 17-bar truss using the Gini importance with 6 displacement informations



<Fig. 13> Final shape of the 17-bar planar truss structure without zero-stress members

6. 결론

본 연구에서는 기계학습의 특성선택 기법을 도입하여 트러스 구조물의 무응력 부재를 판별하는 기법을 제안하였다. 사이즈 최적화 문제에서는 변수의 개수가 해석 속도와 정확도에 큰 영향을 미치기 때문에 만약 최적화 과정 이전 단계에서 구조물에 영향을 주지 않는 무응력 부재를 선별할 수 있다면 최적화 과정의 속도를 줄이고 더 정확한 해를 도출할 수 있다. 무응력 부재의 선별을 위해 기계학습 모델과 결합하여 정확도에 크게 기여하는 특성을 추출하는 Embedded 방법을 도입하였으며, 이를 위해 랜덤포레스트 학습 기법을 사용하였다. 학습 과정에서는 지니 중요도를 사용하여 중요도 값에 따라 모든 특성의 순위를 평가할 수 있다. 2개의 트러스 예제를 통해 제시한 기법의 효율을 확인할 수 있었으며, 예측의 평가 척도로 사용되는 출력 값의 개수를 줄여 더 정확한 무응력 부재 검출이 가능한 것을 확인하였다. 추후 연구에서는 본 연구를 통해 얻은 결과를 사용하여 사이즈 최적화 과정 중 변수의 차원 축소에 대한 영향을 평가할 것이다.

감사의 글

이 논문은 행정안전부장관의 지진방재내진분야 전문인력 양성사업으로 지원되었습니다.

References

1. Haftka, R. T., & Gürdal, Z., "Elements of structural optimization", 3rd ed., Springer Science Business Media Dordrebht, 2012.
2. Kar, A. K., "Bio inspired computing-A review of algorithms and scope of applications", Expert Systems with Applications, Vol.59, pp.20~32, 2016, doi: 10.1016/j.eswa.2016.04.018
3. Asadpoure, A., Tootkaboni, M., & Guest, J. K., "Robust topology optimization of structures with uncertainties in stiffness - Application to truss structures", Computers

- & Structures, Vol.89, No.11-12, pp.1131~1141, 2011, doi: 10.1016/j.compstruc.2010.11.004
4. Fenton, M., McNally, C., Byrne, J., Hemberg, E., McDermott, J., & O'Neill, M., "Automatic innovative truss design using grammatical evolution", *Automation in Construction*, Vol.39, pp.59~69, 2014, doi: 10.1016/j.autcon.2013.11.009
 5. Lim, J., Lee, B., & Lee, I., "Sequential optimization and reliability assessment based on dimension reduction method for accurate and efficient reliability-based design optimization", *Journal of Mechanical Science and Technology*, Vol.29, No.4, pp.1349~1354, 2015, doi: 10.1007/s12206-015-0303-y
 6. Inza, I., Larrañaga, P., Etxeberria, R., & Sierra, B., "Feature Subset Selection by Bayesian network-based optimization", *Artificial intelligence*, Vol.123, No.1-2, pp.157~184, 2000, doi: 10.1016/S0004-3702(00)00052-7
 7. Venkayya, V. B., "Design of optimum structures", *Computers & Structures*, Vol.1, No.1-2, pp.265~309, 1971, doi: 10.1016/0045-7949(71)90013-7
 8. Rizzi, P. (1976). Optimization of multi-constrained structures based on optimality criteria?. *Proceedings of the 17th Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference, USA*, pp.1547, doi: 10.2514/6.1976-1547
 9. Lee, K. S., & Geem, Z. W., "A new structural optimization method based on the harmony search algorithm", *Computers & Structures*, Vol.82, No.9-10, pp.781~798, 2004, doi: 10.1016/j.compstruc.2004.01.002
 10. Schmit Jr., L. A., & Farshi, B., "Some Approximation Concepts for Structural Synthesis", *AIAA journal*, Vol.12, No.5, pp.692~699, 1974, doi: 10.2514/3.49321
 11. Matsumoto, M., & Nishimura, T., "Mersenne twister: a 623-dimensionally equidistributed uniform pseudo-random number generator", *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation*, Vol.8, No.1, pp.3~30, 1998, doi: 10.1145/272991.272995
 12. Saeys, Y., Inza, I., & Larrañaga, P., "A review of feature selection techniques in bioinformatics", *Bioinformatics*, Vol.23, No.19, pp.2507~2517, 2007, doi: 10.1093/bioinformatics/btm344
 13. Yu, L., & Liu, H., "Efficient Feature Selection via Analysis of Relevance and Redundancy", *Journal of Machine Learning Research*, Vol.5, pp.1205~1224, 2004, Retrieved from <https://jmlr.org/papers/volume5/you04a/you04a.pdf>
 14. Guyon, I., Weston, J., Barnhill, S., & Vapnik, V., "Gene Selection for Cancer Classification using Support Vector Machines", *Machine Learning*, Vol.46, No.1-3, pp.389~422, 2002, doi: 10.1023/A:1012487302797
 15. Jović, A., Brkić, K., & Bogunović, N. (2015). A review of feature selection methods with applications. *Proceedings of the 38th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO), Croatia*, pp.1200~1205, doi: 10.1109/MIPRO.2015.7160458
 16. Breiman, L., "Random forests", *Machine Learning*, Vol.45, pp.5~32, 2001, Retrieved from <https://link.springer.com/content/pdf/10.1023/A:1010933404324.pdf>
 17. Boulesteix, A. L., Bender, A., Bermejo, J. L., & Strobl, C., "Random forest Gini importance favours SNPs with large minor allele

- frequency: impact, sources and recommendations”, *Brief Bioinform*, Vol.13, No.3, pp.292~304, 2012, doi: 10.1093/bib/bbr053
18. Stoppiglia, H., Dreyfus, G., Dubois, R., & Oussar, Y., “Ranking a Random Feature for Variable and Feature Selection”, *Journal of Machine Learning Research*, Vol.3, pp.1399~1414, 2003, doi: 10.1162/153244303322753733
19. Adeli, H., & Kumar, S., “Distributed Genetic Algorithm for Structural Optimization”, *Journal of Aerospace Engineering*, Vol.8, No.3, pp.156~163, 1995, doi: 10.1061/(ASCE)0893-1321(1995)8:3(156)
20. Berke, L., & Khot, N. S. (1987). *Structural Optimization Using Optimality Criteria. Proceedings of the NATO Advanced Study Institute on Computer Aided Optimal Design: structural and mechanical systems on Computer aided optimal design: structural and mechanical systems*, Vol.27, pp.271~311, doi: 10.1007/978-3-642-83051-8_7
- Received : December 17, 2020
 - Revised : January 04, 2021
 - Accepted : January 05, 2021