Journal of Korean Society of Steel Construction
Vol.37, No.5, pp.315-328, October, 2025

ISSN(print) 1226-363X ISSN(online) 2287-4054
DOI https://doi.org/10.7781/kjoss.2025.37.5.315

유한요소해석과 머신러닝 기법 기반 FR355 내화강재 H형강 기둥의 붕괴임계온도 예측 연구

김선후[1] · 조규환[2] · 안재권[2] · 조용현[3*]
[1]조교수, 전남대학교 건축학과, [2]수석연구원, 한국건설기술연구원, [3]박사후연구원, 한국건설기술연구원

Prediction of Critical Temperature for FR355 Steel H-Section Columns Using Finite Element and Machine Learning Approaches

Kim, Seon-Hu[1], Cho, Gyu-Hwan[2], Ahn, Jae-Kwon[2], Cho, Yong-Hyun[3*]
[1]Assistant Professor, School of Architecture, Chonnam National University, Gwangju, 61186, Korea
[2]Senior Researcher, Dept. of Fire Safety Research, Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology, Hwaseong, 18544, Korea
[3]Post-Doctoral Researcher, Dept. of Fire Safety Research, Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology, Hwaseong, 18544, Korea

Abstract – This study aims to overcome the limitations of current design codes in predicting the collapse critical temperature of H-section steel columns exposed to fire. A comprehensive database comprising 864 cases was established using a validated finite element (FE) analysis model, covering an extensive range of parameters. Based on this database, an Artificial Neural Network (ANN) prediction model was developed. The optimized ANN model, featuring three hidden layers, demonstrated significantly improved predictive accuracy (Coefficient of Variation<3.5 %) for both conventional carbon steel (SM355) and fire-resistant steel (FR355) compared to existing design formulas. The model proposed in this study is expected to serve as a robust tool for performance-based fire safety design, enabling more accurate and economical evaluations of structural fire resistance.

Keywords – Artificial Neural Network (ANN), Critical temperature, Fire resistance, H-section column, Machine learning, Finite element analysis

1. 서 론

국내에서 강재 부재(보와 기둥)의 내화설계는『건축물의 피난·방화구조 기준 등에 관한 규칙』[1]에서 규정한 성능기준(내화시간)을 충족하기 위해 사양설계 방식으로 수행된다. 내화성능은 일반적으로 비재하시험을 통해 평가되며, 내화피복이 적용된 강재가 표준화재 조건에서 허용온도(limiting temperature)에 도달하는 시점까지의 시간을 내화성능 시간으로 정의하여 성능 확보 여부를 판단한다. KS F 2257[2] 및 ASTM E 119[3] 기준에 따르면, 표준화재 시험 시 노출된 강재의 허용온도는 평균 538℃, 최고 649℃로 규정되며, 이는 여러 측정지점의 평균온도로 산정된다. 그러나 이러한 기준은 하중 조건, 경계조건, 단면 특성 및 세장비와 같은 다양한 영향을 충분히 반영하지 못한다는 한계가 있다.

사양설계 방식은 화재에 노출된 강재 부재의 고온 강도와 파괴모드에 대한 정보를 충분히 제공하지 못한다. 이에 대한 대안으로 미국 강구조 설계규정(AISC 360[4],[5]) Appendix 4에서는 고온 조건에서 휨좌굴 및 횡비틀림좌굴 한계상태를 고려한 부재강도 산정식을 제시하고 있다. 고온에서의 강도 산정을 위해서는 예상 고온 노출온도를 입력값으로 정의해야 하며, 이는 열전달 해석(Heat transfer analysis)이나 공학적 판단에 따라 200℃

Note.-Discussion open until April 30, 2026. This manuscript for this paper was submitted for review and possible publication on September 22, 2025; revised on September 30, 2025; approved on September 30, 2025.

*Corresponding author.
Tel. +82-31-369-0519 Fax. +82-31-369-0670
E-mail. choyh2013@kict.re.kr

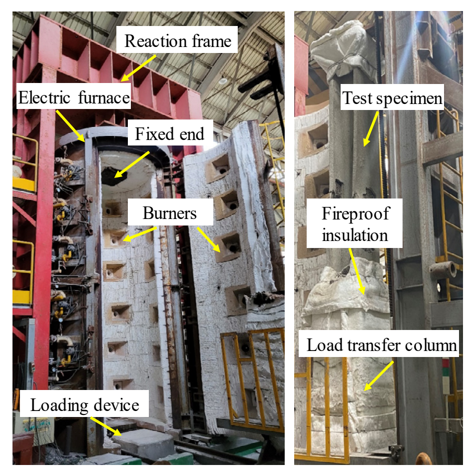
이상으로 설정된다[6]. 그러나 이 식은 온도가 증가할 때마다 반복 계산이 요구되므로, 부재 요구강도가 내력을 초과하는 붕괴임계온도를 직접적으로 도출하는 데에는 실용성이 떨어진다는 한계가 있다[7].

유럽에서는 1970년대 후반부터 축하중을 받는 강재 부재의 붕괴임계온도 평가에 대한 연구가 활발히 진행되었다. Kruppa[8]는 구조체가 하중지지력을 상실하는 시점을 “Critical temperature” 또는 “Collapse temperature”로 정의하고, 온도 의존적(temperature-dependent) 축응력과 좌굴계수를 적용하여 강재 기둥의 붕괴임계온도를 산정하였다. Rubert와 Schaumann[9]는 유한요소해석을 통해 기둥의 붕괴임계온도를 계산하고 이를 50개 실대형 규모 기둥 실험결과와 비교하였으며, 그 결과 200–700℃ 범위와 하중비 0.2–0.6 구간에서 높은 예측 정확성을 확인하였다.

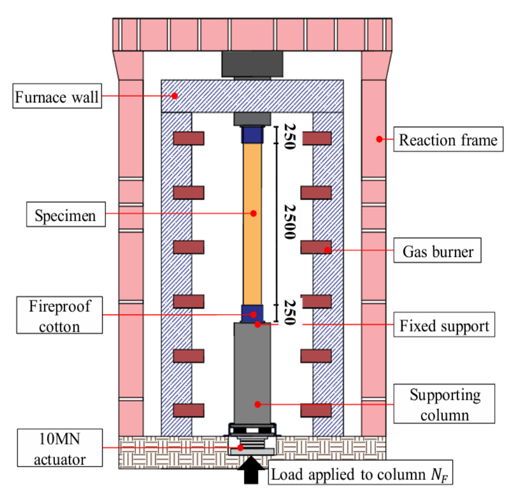
Wang *et al.*[10]는 Abaqus[11] 기반 이차원 보 요소를 활용하여 양단 구속조건을 갖는 기둥의 붕괴임계온도를 평가하였다. 분석 결과, 단면 형상은 붕괴임계온도에 거의 영향을 미치지 않았으며, 구속조건을 고려한 경우 비구속조건 대비 낮은 붕괴임계온도가 도출됨을 확인하였다. 이와 유사하게 Sauca *et al.*[6]는 와이드 플랜지 형상의 H형강 기둥을 대상으로 총 900개의 유한요소해석을 수행하여 세장비, 축하중비, 강재 강도 등 주요 인자의 영향을 체계적으로 분석하였다. 이 연구를 토대로 AISC 360-22[5]에서는 축하중을 받는 기둥부재의 붕괴임계온도 예측식을 공식적으로 제시하고 있다. 그러나 국내에서는 아직까지 강재부재의 붕괴임계온도 예측에 관한 설계기준이 마련되어 있지 않다.

이와 같은 공백을 보완하기 위한 대안으로 최근 구조공학 및 건축공학 분야 전반에서 기계학습(ML: Machine learning)의 활용이 급속히 확대되고 있다[12]-[16]. 다만, 기존 연구들은 주로 강재 부재의 내력이나 내화시간 예측에 집중되어 있으며, 붕괴임계온도 예측에 직접적으로 적용된 사례는 거의 보고되지 않았다. Naser[14]는 기계학습 기법을 활용하여 철근콘크리트 기둥의 화재로 인한 폭열(spalling) 발생을 예측하고, 주요 지배 인자를 규명하였다. Qiu와 Jiang[15]은 인공신경망(ANN)과 서포트 벡터 회귀(SVR)를 적용하여 화재에 노출된 강재 각형기둥의 고온 좌굴거동을 예측하였으며, Kesawan *et al.*[16]는 방화석고보드와 냉간성형강재 스터드로 구성된 벽체의 내화성능을 ML 기법으로 효과적으로 평가하였다. 이와 같이 ML 기반 연구들은 구조부재의 화재 거동 분석 및 설계 지원 도구로서의 잠재력을 보여주고 있다.

본 연구의 목적은 내화강재 FR355를 적용한 H형강 기둥의 붕괴임계온도를 체계적으로 평가할 수 있는 해석모델 및 예측 기법을 개발하는데 있다. 이를 위해 ① 총 864개의 유한요소 모델을 활용한 매개변수 해석을 수행하여 고온 환경에서 붕괴임계온도에 영향을 미치는 주요 인자를 규명하고, ② 현행 국외설계기준에 제시된 이론식에 따른 예측 결과를 해석데이터와 비교·검증하며, ③ 기계학습(ML) 기반 모델을 구축하여 기둥의 내화성능을 신속하고 효율적으로 평가할 수 있는 체계를 제시하는 것을 목표로 한다.



(a) Actual photo



(b) Schematic

Fig. 1. Test setup of column fire resistant test

2. 선행 실험연구

Ryu *et al.*[17]은 총 6개의 H형강 기둥 실험체를 대상으로 ISO 834 표준화재 조건에서 내화성능을 평가하였다. 실험체는 KS F 2257-7:2014[2] 기준에 따라 길이 3,000 mm(화재 노출 길이)와 단면 형상 H-300×300×10×15 mm로 제작되었으며, EN 1993-1-1[18] 기준에 따라 Class 1(미국 AISC[4],[5]기준의 Compact 단면에 해당)으로 분류된다. 주요 변수는 강재의 종류(일반강재 SM355, 내화강재 FR355)와 하중비(0.4, 0.5, 0.6)로 설정하였다. 내화성능평가는 한국건설기술연구원(KICT)에 설치된 직경 2.0 m, 높이 5.0 m의 수직 가열로를 활용하여 수행되었으며, 축하중을 일정하게 재하한 상태에서 ISO 834 표준화재곡선을 적용한 비정상(transient) 가열 조건이 적용되었다. 가열온도는 KS F 2257-1:2019[19]에 제시된 시간-온도 관계식을 따라 식 (1)과 같이 정의된다.

$$T = 345\log_{10}(8t+1)+20 \tag{1}$$

여기서, T : 가열로 내부온도(℃), t : 경과 시간(분).

이 연구는 내화강재 적용에 따른 H형강 기둥의 내화성능 향상을 정량적으로 입증하였으나, 실험체의 세장비가 단주에 가까워 국부좌굴 거동에 지배되는 조건으로 제한된다는 한계가 있다. Fig. 1에는 실험 장치와 기둥 실험체가 제시되어 있으며, 보다 구체적인 내용은 문헌[17],[20]에서 확인할 수 있다.

3. 유한요소해석

내화시험은 막대한 비용과 시간이 소요되므로, 다양한 매개변수의 민감도를 실험만으로 파악하기에는 본질적인 한계가 있다. 특히 내화실험에서 사용되는 기둥 실험체는 가열로의 공간적 제약과 재하장치의 하중 재하 능력 한계로 인해 축소 모델로 제작되는 경우가 많아, 대단면 기둥이나 장주 등 실제 규모 구조물의 내화성능을 직접적으로 규명하기에는 어려움이 따른다. 이러한 한계를 보완하기 위해 유한요소(FE) 수치해석은 다양한 매개변수를 고려하고 해석 범위를 확장하여 화재 시 H형강 기둥의 구조적 거동을 심층적으로 규명하는데 필수적인 방법론으로 활용된다.

본 연구에서는 Abaqus 기반 열-기계 유한요소해석 모델을 구축하여 데이터베이스를 생성하였으며, 이를 토대로 머신러닝(ML) 모델 개발에 활용하였다. 열–응력 연성 해석 방법은 일반적으로 완전 연성(Fully-coupled)과 단계적 연성(Sequentially coupled)으로 구분된다. 전자는 열전달과 구조 거동을 동시에 계산하여 정확도가 높으나 해석 시간이 길다는 단점이 있으며, 후자는 열전달 해석 결과를 구조 해석의 입력으로 순차적으로 반영하는 방식으로 계산 효율성이 높다. 본 연구에서는 해석 시간을 단축하고 계산 효율성을 향상시키기 위해 단계적 열-응력 연성 해석(Sequentially coupled thermal-stress analysis)을 적용하였다. 해석 절차는 ① 고유치 좌굴해석(Buckling analysis), ② 비정상 열전달 해석(Transient

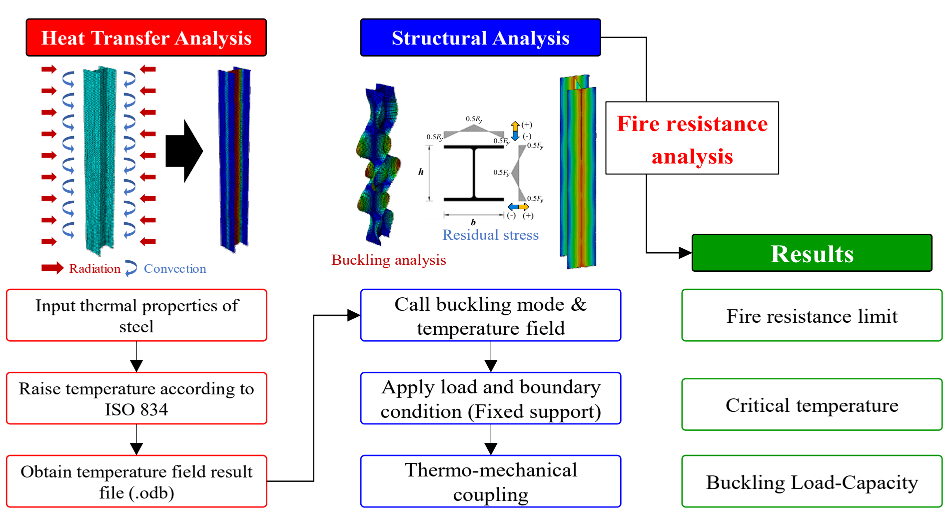


Fig. 2. Sequentially coupled thermal-stress analysis procedure

heat transfer analysis), ③ 구조 해석(Structural analysis)의 세 단계로 구성된다. 먼저 열전달 해석을 통해 시간에 따른 온도 분포를 산정하고, 이를 구조 해석에 반영하여 기둥의 거동을 평가하였다. 전체 해석 절차의 개요는 Fig. 2에 제시하였다.

3.1 열전달 해석(Heat Transfer Analysis)

열전달 해석에서는 H형강 기둥을 네 절점 쉘 요소(DS4)로 모델링하였다. 기둥 높이의 1/100에 해당하는 30 mm의 메쉬 크기와 강판 두께 방향으로 5개 층을 분할하여 수렴성 분석을 통해 계산 효율과 정확성을 확보하였다. 초기 조건으로 강재 온도는 25℃로 설정하였으며, 표면 온도는 ISO 834 표준화재곡선[2],[19]에 따라 증가하도록 하였다. 열전달은 대류와 복사를 통해 기둥 표면으로 전달되도록 모델링하였으며, EN 1991-1-2[21]의 권고에 따라 대류 열전달계수는 25 $W/m^2\cdot$℃, 복사율(emissivity)은 0.7로 설정하였다. Stefan–Boltzmann 상수는 5.67×10^{8} $W/m^2\cdot K^4$를 적용하였고, 절대영도는 –273℃로 가정하였다. 가열 과정 전반에서 열전달계수와 복사율은 일정하게 유지되는 것으로 가정하였다. 강재의 열전달 해석에는 온도 의존적 열전도율, 비열, 열팽창계수를 설정해야 하며, 내화강과 일반강 간 열적 거동에는 큰 차이가 없다고 가정하였다. 이에 따라 EN 1993-1-2[21]의 5.2.1절에 제시된 관계식을 적용하여 열적 물성을 적용하였다.

3.2 구조 해석(Structural Analysis)

열전달 해석에서 도출된 온도 분포는 구조 해석의 입력값으로 적용되어 실제 가열 조건을 재현하였다. 구조 해석은 열전달 모델과 동일한 기하학적 형상과 메쉬망을 유지하였으며, H형강 기둥은 네 절점 쉘 요소(S4)를 사용하여 모델링하였다. 기계적 물성은 온도 의존성을 반영하여 설정하였으며, 일반강(SM355)의 경우 EN 1993-1-2[21]에 제시된 값을 적용하였고, 내화강(FR355)은 Cho *et al.*[22],[23]가 제안한 구성모델을 사용하였다. 경계 및 하중 조건은 실험과 동일하게 양단을 고정하되, 단부의 회전 자유도를 일부 허용하여 약축 방향 좌굴이 발생하도록 설정하였다. 고유치 좌굴 해석을 통해 산출된 1차 국부 및 전체좌굴 모드는 초기 기하학적 결함으로 해석모델에 반영되었으며, *IMPERFECTION 명령어를 이용하여 절점 좌표를 수정하는 방식으로 구현하였다. 초기 결함의 크기는 전체좌굴 모드의 경우 L/1000, 국부좌굴 모드의 경우 h/200으로 설정하였으며, 이는 EN 1993-1-5[24]의 권고를 따른 것이다. 아울러 Fig. 3에 제시된 바와 같이, ECCS[25]에서 제안한 모델을 적용하여 잔류응력을 고려하였으며, 압축 및 인장

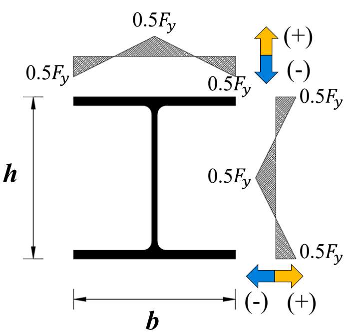
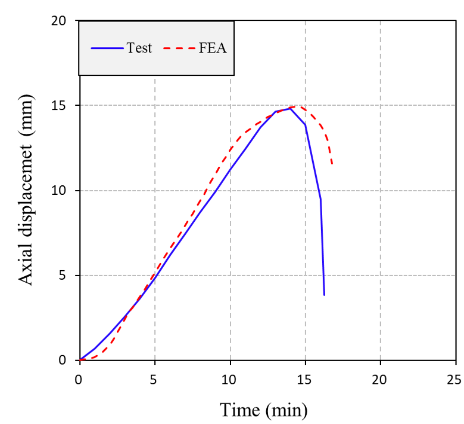
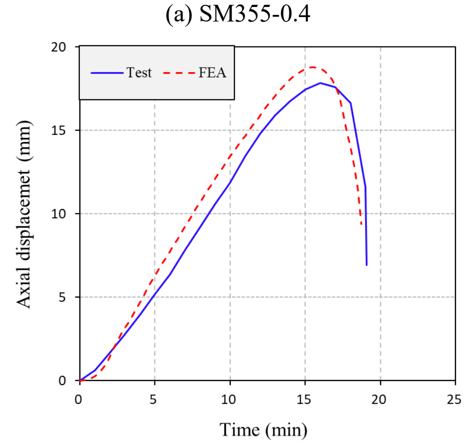


Fig. 3. Residual stress distribution model for hot-rolled H-section[25]



(a) SM355-0.4



(b) FR355-0.4

Fig. 4. Axial displacement behavior under fire: Experimental vs FEA results

Table 1. Validation of FE model through critical temperature comparison

Specimen	Critical temperature (°C)		
	$T_{Cr,Test}$	$T_{Cr,FEA}$	$\frac{T_{Cr,FEA}}{T_{Cr,Test}}$
SM355-0.4	610.7	619.8	0.99
SM355-0.5	562.4	577.2	0.97
SM355-0.6	525.0	549.2	0.96
FR355-0.4	678.6	665.1	1.02
FR355-0.5	643.1	648.0	0.99
FR355-0.6	601.3	612.8	0.98
Mean			0.98
Standard Deviation			0.019

Table 2. Key variables considered in parametric analysis

Parameter	Values
Steel grade	SM355, FR355
Load ratio n	0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7
Slenderness ratio λ	0.3, 0.6, 0.9, 1.2, 1.5, 1.8, 2.1, 2.4
Section factor A_m/V	110, 151, 153, 155, 178, 189, 192, 196
Section classification EN 1993-1-1	Class 1, Class 2, Class 3

잔류응력의 최대값은 각각 항복강도의 0.5 F_y로 설정하였다.

3.3 해석모델의 유효성 검증

Fig. 4는 하중비 0.4조건에서 수행된 SM355와 FR355 기둥 실험체를 대표 예시로 하여, 실험결과와 유한요소해석 결과 간의 축변위-시간 곡선을 비교한 것이다. 제안한 해석모델은 고온에 노출된 H형강 기둥의 축변위 거동을 전반적으로 정확하게 재현하였다. 또한, Table 1에 제시된 바와 같이, 임계온도 비율($T_{Cr,Test}$/$T_{Cr,FEA}$)의 평균은 0.98, 표준편차는 0.019로 도출되어 해석모델이 임계온도를 신뢰성 있게 예측하는 것으로 확인되었다.

4. 매개변수 해석

검증된 유한요소해석 모델을 기반으로 H형강 기둥의 내화성능에 영향을 미치는 주요 인자를 평가하기 위한 매개변수 해석을 수행하였다. 이를 위해 총 864개의 해석모델을 구축하였다. 검토된 변수에는 강재의 종류(일반강, 내화강), 하중비(0.2–0.7), 세장비(0.3–2.4), 단면계수(110–196), 단면분류(Class 1, Class 2, Class 3)

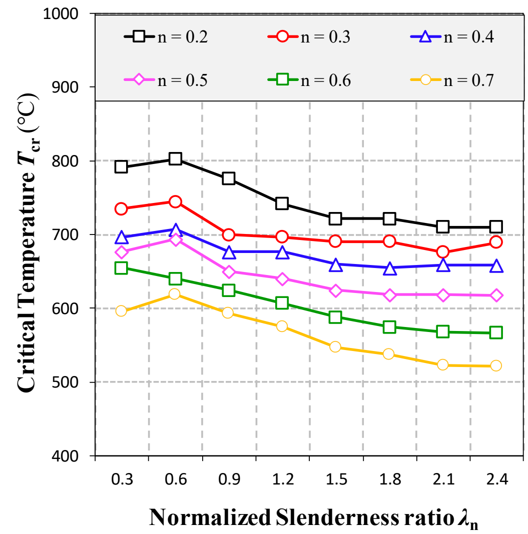


Fig. 5. Relationship between slenderness ratio and critical temperature

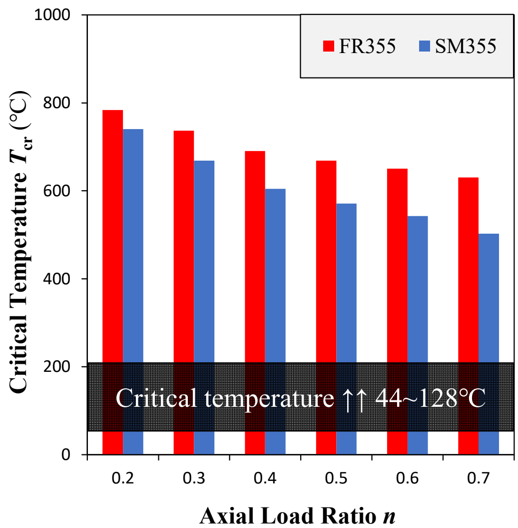
가 포함되며, 세부 값은 Table 2에 제시되어 있다. 초기결함의 크기는 제2.3절에서 기술한 유한요소 해석모델의 개발 및 검증에서 사용된 값과 동일하다.

4.1 세장비 변화에 따른 붕괴임계온도 분석

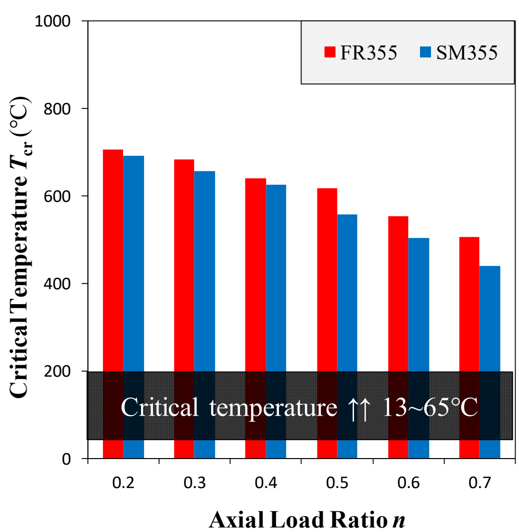
Fig. 5는 세장비(λ) 변화에 따른 FR355 기둥의 붕괴임계온도(Critical temperature) 변화를 보여준다. 세장비가 증가함에 따라 붕괴임계온도는 초기에는 상승하다가 이후 감소하는 경향을 나타냈다. 세장비가 0.6 이하일 경우 동일 하중 조건에서 임계온도가 증가하였으나, 세장비가 0.6를 초과하면 전반적으로 감소하였다. 이는 지배적인 파괴모드가 국부좌굴에서 전역좌굴로 전이됨을 의미한다. 하중비가 0.5 미만일 때 세장비 0.6과 2.4 구간에서의 붕괴임계온도 감소율은 두 강재 모두 10 % 이하 수준이었으나, 하중비가 증가할수록 감소 폭은 더욱 커져 하중비 0.7 조건에서는 약 16 %까지 감소하였다.

4.2 강재 종류에 따른 붕괴임계온도 분석

Fig. 6는 세장비 0.3과 2.4 조건에서 축하중비 변화에 따른 FR355와 SNH355 기둥의 붕괴임계온도를 비교한 결과를 나타낸다. FR355 기둥은 SHN355 대비 일관되게 우수한 내화성능을 보였으며, 붕괴임계온도 가 최대 128°C까지 높게 산출되었다. 이러한 성능 차이는 세



(a) Slenderness ratio λ = 0.3



(b) Slenderness ratio λ = 2.4

Fig. 6. Comparison of critical temperatures between FR355 and SM355 columns

장비와 축하중비가 증가할수록 더욱 뚜렷하게 나타나, 가혹한 조건에서 FR355 강재의 내화적 우수성이 더욱 효과적으로 발휘됨을 보여준다.

4.3 단면 계수에 따른 붕괴임계온도 분석

Fig. 7은 세장비 λ=1.5를 갖는 내화강 기둥 실험체를 대상으로 단면계수(Section factor, A_m/V)의 변화가 붕괴임계온도에 미치는 영향을 분석한 결과를 나타낸 것이다. 분석에는 세 가지 H형강 단면(H-400×400×13×21, A_m/V=110; H-300×300×10×15, A_m/V=151; H-250×250×8×13, A_m/V=178)을 적용하였다. 단면 형상에 따른 휨강성이나 좌굴거동 차이를 최소화하고 A_m/V 변화가 붕괴임계온도에 미치는 고유한 영향을 보다 명히 비교하기 위해 높이와 폭이 동일한 단면을 선택하였다. 일반적으로 EN 1993-1-2에서는 단면계수가 클수록 단면적 대비 표면적이 증가하여 열전달이 가속되고, 이에 따라 강재 온도의 상승 속도가 빨라져 붕괴임계온도가 낮아지는 것으로 설명한다. 실험결과 역시 세 가지 단면계수를 고려한 경우 EN 1993-1-2에서 제시하는 경향과 일치함을 확인할 수 있었다. 동일한 하중비 조건에서 단면계수가 클수록 붕괴임계온도가 낮게 나타났으며, 이는 단면계수의 증대가 화재 시 열취약성을 높여 붕괴임계온도를 감소시키는 주요 인자로 작용함을 의미한다.

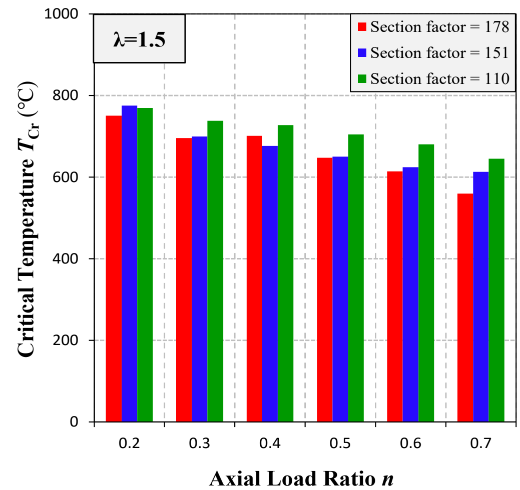
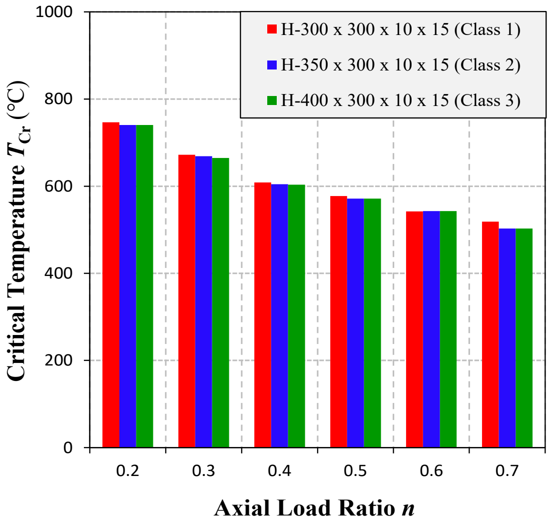


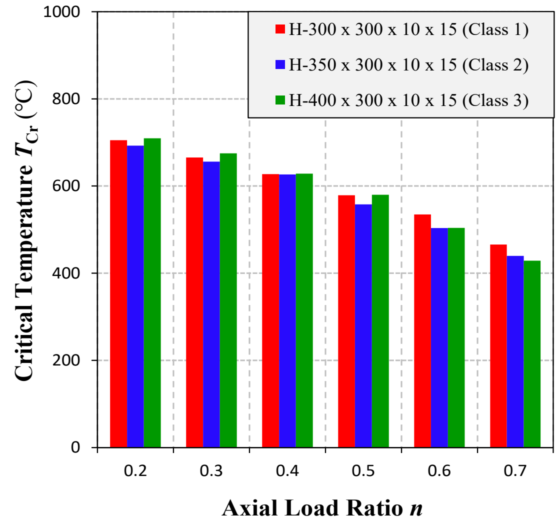
Fig. 7. Relationship between section factor and critical temperature

4.4 단면 분류에 따른 붕괴임계온도 분석

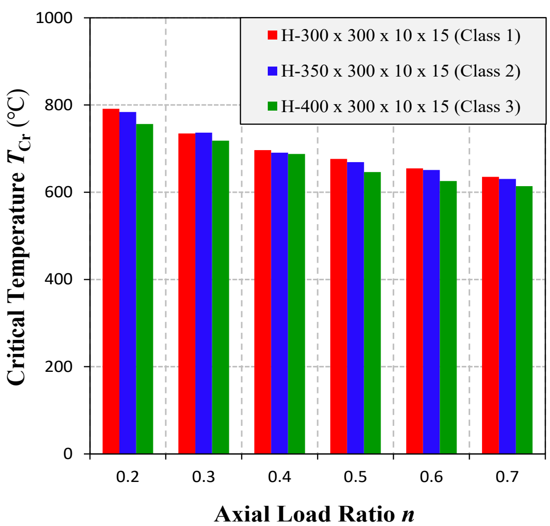
EN 1993-1-1에서는 판폭두께비에 따라 단면을 Class 1에서 Class 4까지 분류한다. Fig. 7에서는 이러한 단면 분류에 따른 강재 기둥 실험체의 붕괴임계온도를 비교한 결과를 보여준다. 세장비는 0.3과 2.4의 경우를 대표적으로 제시하였다. 비교 결과, 단면 분류가 붕괴임계온도에 미치는 영향은 제한적인 것으로 나타났으며, Class 1에서 Class 3 사이의 최대 편차는 약 40℃ 이내로 확인되었다.



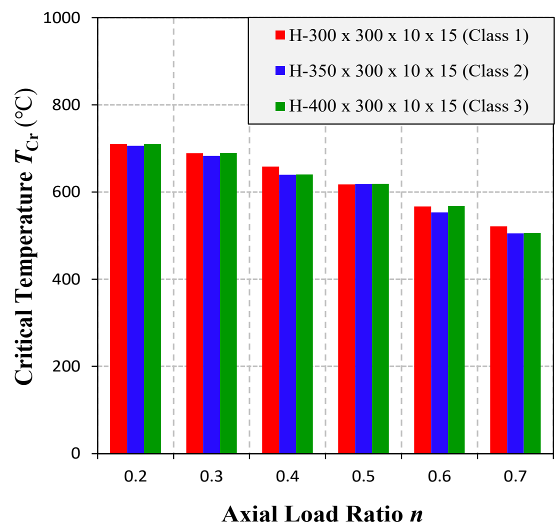
(a) SM355 with λ=0.3



(b) SM355 with λ=2.4



(c) FR355 with λ=0.3



(d) FR355 with λ=2.4

Fig. 8. Relationship between section classification and critical temperature

5. 붕괴임계온도 설계 예측식

5.1 유럽설계기준(EN 1993-1-2[21])

Eurocode 3[21]에서는 압축재의 붕괴임계온도를 하중비(n)를 변수로 하는 예측식을 식 (2)와 같이 제시하고 있다. 해당식은 하중비만을 주요 변수로 고려하여 산정되므로, 부재의 세장비(Slenderness)나 좌굴 특성은 반영되지 않는다. 따라서 세장비가 큰 장주의 경우, 실제보다 높은 임계온도가 도출될 수 있으며 이는 구조 안전성을 과대평가할 가능성이 있다.

$$T_{Cr} = 39.19 \times \ln\left(\frac{1}{0.9674 \times n^{3.833}} - 1\right) + 482 \tag{2}$$

5.2 미국설계기준(AISC 360-22[5])

AISC 360[5] 기준에서는 고온 환경에서 압축 부재의 좌굴거동을 정량적으로 평가하기 위해 세장비(λ)와 하중비(n)를 동시에 반영한 붕괴임계온도 예측식을 식 (3)과 같이 제시한다. 이 식은 부재의 좌굴 민감도를 포함하고 있어, 세장비가 큰 압축재일수록 붕괴임계온도가 낮아지는 경향을 설계에 반영할 수 있다는 장점이 있다.

$$T_{Cr} = 858 - 0.455 \times \lambda - 722 \times n \tag{3}$$

Fig. 9은 Eurocode[21] 및 AISC 360[5] 기준식으로 계산된 붕괴임계온도 예측값을 유한요소해석 결과와 비교한 것이다. 두 예측식은 모두 일반강(SM355)을 기반으로 개발되었기 때문에, 내화강(FR355)에 적용할 때의 예측 정확성을 검증하는 것이 주요한 관심사이다. Eurocode의 경우 내화강에 대해서는 대부분의 데이터가 ±10 % 오차 범위 내에 위치하여 비교적 정확한 예측을 보였으나, 일반강의 경우 세장비 효과를 반영하지 않기 때문에 장주 조건에서 해석값보다 높게 산정되어 Unsafe 영역에 다수 분포하였다. 반면, AISC 식은 내화강과 일반강 모두에서 대체로 Safe 영역에 분포하여 안정적인 경향을 보였다. 다만, FR355 내화강의 경우 AISC 식은 지나치게 보수적인 값을 예측하는 경향을 보여, 설계 시 경제성 측면에서 한계가 될 수 있음을 확인하였다.

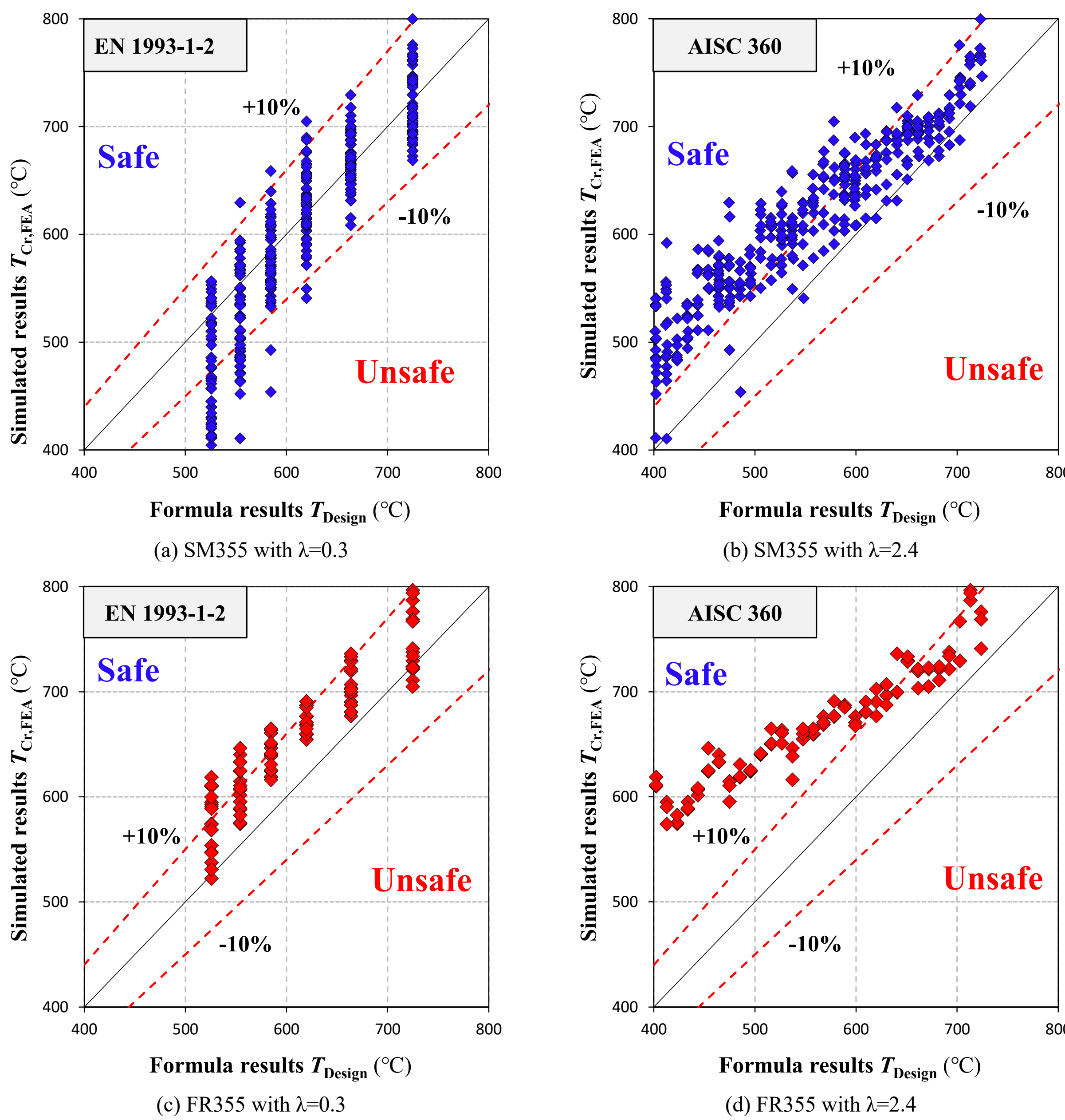


Fig. 9. Evaluation of critical temperature predictions by Eurocode[21] and AISC[5]

6. 붕괴임계온도 예측을 위한 기계학습(ML)

5장에서 검토한 바와 같이, 현행 설계기준에 제시된 붕괴임계온도 예측식은 특정 조건에서 비보수적인 결과를 도출하거나 과도한 보수성으로 인해 경제성을 저해(특히 고성능 내화강 FR355에 대해)하는 한계를 보인다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 대안으로, 본 연구에서는 3장에서 구축한 총 864개의 유한요소해석(FEA) 데이터베이스를 기반으로 ANN 모델을 개발하였다. 데이터 기반의 ANN 모델은 변수 간의 복잡하고 비선형적인 관계를 학습하여 기존의 간략화된 설계식보다 높은 정확도의 예측 성능을 제공할 수 있다.

6.1 모델 구성 및 학습 전략

ANN 모델의 성능은 입력 데이터의 품질과 모델의 구조, 그리고 학습 전략에 의해 결정된다. 본 연구에서는 모델의 신뢰성과 공학적 타당성을 확보하기 위해 각 단계를 체계적으로 구성하였다.

모델의 입력 변수(Input feature)는 H형강 기둥의 붕괴임계온도에 영향을 미치는 주요 인자들로 구성되었다. 구체적으로는 단면의 기하학적 형상을 정의하는 4개의 변수(단면 높이 H, 플랜지 폭 B, 웨브 두께 t_w, 플랜지 두께 t_f), 부재의 좌굴 거동을 결정하는 유효좌굴길이(KL), 그리고 작용 하중의 수준을 나타내는 단면 축응력($\sigma=P/A$) 등 총 6개의 변수가 사용되었다. 특히, 하중 수준을 나타내는 지표로 통상 사용되는 하중비(n, 작용하중/좌굴강도) 대신 축응력을 사용하였다. 이는 좌굴강도 산정식 자체가 이론적 가정에 기반한 근사식으로 오차를 내포하고 있으므로, 이러한 잠재적 오차가 모델 학습에 미치는 영향을 배제하고 순수한 물리적 관계를 학습시키기 위함이다.

모델의 출력(Output)은 유한요소해석을 통해 산정된 단일 값, 즉 붕괴임계온도(T_{cr})로 설정하였다. 강재 종류에 따라 고온에서의 재료적 거동이 상이하므로, 일반강(SM355)과 내화강(FR355)에 대해 각각 432개의 데이터를 사용하여 개별적인 ANN 모델을 구축하였다. 다만, 두 강재 모두 동일한 물리적 현상을 대상으로 하므로, 모델 구조의 일관성을 유지하기 위해 동일한 아키텍처를 적용하여 학습을 진행하였다. 각 432개의 데이터셋은 학습(Training, 80 %), 검증(Validation, 10 %), 시험(Test, 10 %) 데이터로 무작위 분할하여 모델의 일반화 성능을 평가할 수 있도록 하였다.

ANN 모델은 Python 기반의 Tensorflow.Keras 라이브러리를 활용하여 구축하였으며, 가중치 최적화에는 효율성이 검증된 Adam optimizer를 적용하였다. 예비해석을 통해 은닉층(Hidden layer)의 수를 2개, 3개, 4개로 변경하며 성능을 비교한 결과, 3개의 은닉층을 사용했을 때 가장 적은 총 뉴런 및 파라미터 수로 높은 정확도를 확보할 수 있어 이를 최종 아키텍처로 채택하였다. 활성화 함수(Activation function)로는 모든 은닉층에 ReLU (Rectified Linear Unit)를 사용하였다. 입력 변수들은 학습 데이터셋을 기준으로 평균 0, 표준편차 1이 되도록 표준화(Standardization)하였으며, 출력 변수인 임계온도는 0과 1 사이의 값으로 변환하는 선형 변환 내지는 최소-최대 정규화(Min-Max Normalization)를 적용하여 학습 데이터의 스케일을 조정하였다.

손실 함수(Loss function)로는 평균제곱오차(MSE: Mean Squared Error) 대신 평균제곱로그오차(MSLE: Mean Squared Logarithmic Error)를 채택하였다. 이는 붕괴임계온도 예측 문제의 공학적 중요성을 고려한 결정이다. 구조 안전성 평가에서 임계온도를 실제보다 높게 예측하는 것(과대평가)은 비보수적인 설계로 이어져 치명적인 결과를 초래할 수 있다. MSE는 과대평가와 과소평가 오차에 동일한 패널티를 부여하는 반면, MSLE는 로그 변환의 특성상 실제 값보다 낮은 예측값, 즉 과대평가에 더 큰 패널티를 부과한다. 따라서 MSLE를 사용함으로써 모델이 보다 안전측의 예측을 하도록 유도할 수 있다. 예비 해석에서 MSE를 적용할 시 데이터 전체에 대한 정확도는 높더라도 1–2개의 데이터에 대해 매우 비안전측의 예측결과를 발생시켰는데, 이러한 문제점을 MSLE를 적용함으로써 효과적으로 해결할 수 있었다.

6.2 최적 아키텍처 탐색

ANN 모델의 예측 성능은 은닉층의 뉴런 수에 크게 좌우된다. 뉴런 수가 너무 적으면 데이터의 복잡한 패턴을 충분히 학습하지 못하고, 반대로 너무 많으면 과적합(Overfitting)이 발생하여 학습 데이터에만 과도하게 최적화되고 새로운 데이터에 대한 예측 성능이 저하될 수 있다. 따라서 본 연구에서는 최적의 뉴런 수를 결

정하기 위한 체계적인 탐색을 수행하였다.

탐색의 효율성을 위해 3개의 은닉층이 모두 동일한 수의 뉴런을 갖는다고 가정하고, 레이어당 뉴런 수를 5개부터 100개까지 5개씩 증가시키며 각 구성에 대한 모델의 성능을 평가하였다. 각 뉴런 수 구성에 대해 epoch=500, patience=50, batch size=36으로 설정하여 3회의 독립적인 학습을 수행하였고, 이 중 가장 우수한 성능을 보인 결과를 기록하였다. 이 과정은 최종 모델을 확정하기 위함이 아닌, 뉴런 수에 따른 성능 변화의 전반적인 경향을 파악하는 것을 목적으로 한다.

Fig. 10과 Fig. 11은 각각 SM355 강재와 FR355 강재에 대해 은닉층의 뉴런 수 변화에 따른 예측 오차의 변동계수(COV: Coefficient of Variation)를 학습, 검증, 시험 데이터셋에 대해 나타낸 것이다. 변동계수는 예측 오차를 평균값으로 정규화한 값으로, 모델의 정밀도를 직관적으로 비교하는 데 유용하다. 두 그림에서 공통적으로 관찰되는 경향은 뉴런 수가 5개에서 20개로 증가함에 따라 학습, 검증, 시험 데이터 모두에서 COV가 급격히 감소한다는 점이다. 이는 뉴런 수가 증가하면서 모델이 데이터의 복잡한 비선형 관계를 효과적으로 학습하기 시작했음을 의미한다. 그러나 뉴런 수가 약 20개를 초과하는 구간부터는 COV의 감소 폭이 둔화되며 안정화되는 양상을 보인다. 일부 무작위적인 변동은 있으나, 뉴런 수를 20개 이상으로 늘리는 것이 예측 정확도의 일관되고 유의미한 향상으로 이어지지는 않음을 확인할 수 있다. 이는 모델의 복잡성을 불필요하게 증가시켜 과적합의 위험을 높이고 계산 효율성을 저하시킬 수 있다. 따라서 예측 정확도와 모델의 간결성(Parsimony)을 동시에 고려할 때, 각 은닉층에 20개의 뉴런을 배치하는 것이 최적의 구조라고 판단하였다.

6.3 최종 모델 성능 및 고찰

앞서 결정된 최적 아키텍처(3개 은닉층, 각 20개 뉴런)를 사용하여 최종 ANN 모델을 구축하였다. 최종 모델의 신뢰성을 극대화하기 위해, 더 많은 학습(epoch=2500, patience=500)과 50회의 독립적인 학습 시행을 통해 충분히 수렴되고 일반화 성능이 가장 뛰어난 모델을 선정하였다.

Fig. 12와 Fig. 13은 각각 SM355와 FR355 강재에 대한 최종 모델의 예측 성능을 시각화한 것이다. 각 그림은 학습, 검증, 시험 데이터셋에 대해 모델이 예측한 붕괴임계온도(세로축)와 유한요소해석으로 얻은 실제 붕괴임계온도(가로축)를 비교하는 산점도이다. 그림에서

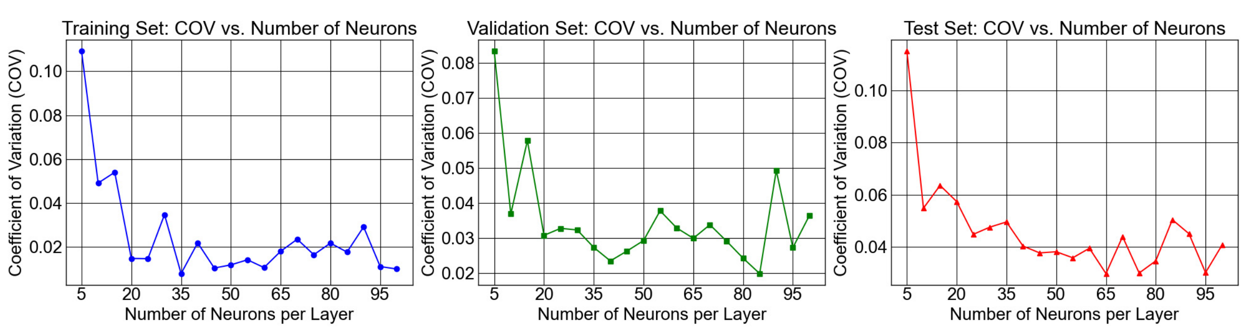


Fig. 10. ANN accuracy versus number of neurons per layer (with three hidden layers, for SM355 data)

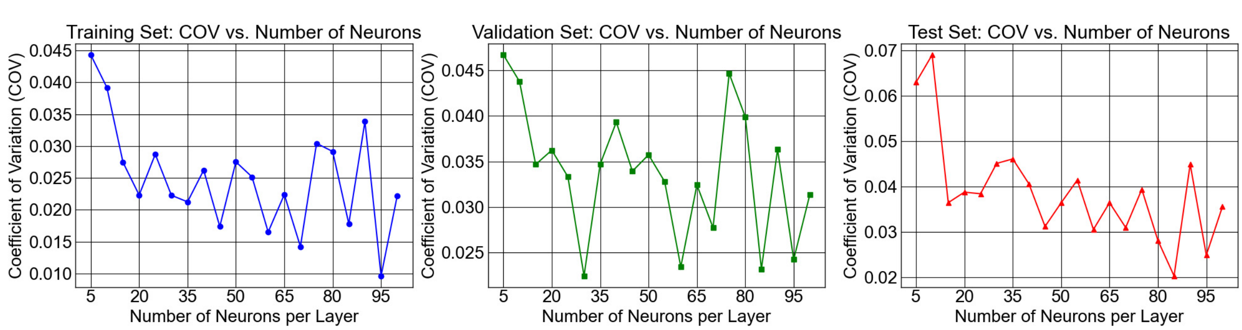


Fig. 11. ANN accuracy versus number of neurons per layer (with three hidden layers, for FR355 data)

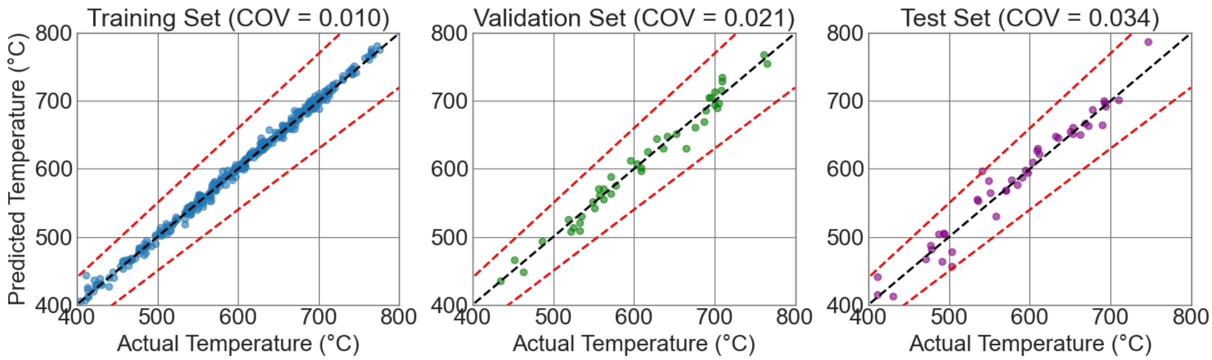


Fig. 12. Final ANN model for critical temperature prediction of SM355 columns

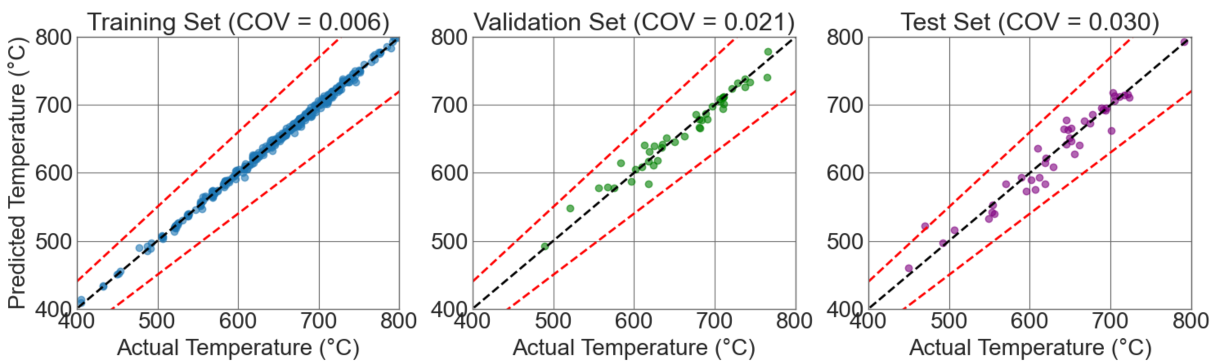


Fig. 13. Final ANN model for critical temperature prediction of FR355 columns

검은색 점선은 예측값과 실제값이 일치하는 이상적인 경우($y=x$)를, 빨간색 점선은 ±10 %의 오차 범위를 나타낸다.

그림에서 볼 수 있듯이, 두 모델 모두에서 데이터 포인트들이 $y=x$ 선 주위에 매우 조밀하게 분포하고 있으며, 대부분의 예측값이 ±10 % 오차 범위 내에 위치한다. 특히 모델의 일반화 성능을 나타내는 시험 데이터셋(Test Set)의 경우, SM355 모델은 COV=0.034, FR355 모델은 COV=0.030으로 매우 낮은 오차 수준을 보였다. 이는 개발된 ANN 모델이 학습되지 않은 새로운 데이터에 대해서도 매우 높은 정확도와 신뢰성을 가짐을 입증한다.

이러한 결과는 4장에서 분석한 기존 설계기준의 예측 성능(Fig. 9)과 비교할 때 매우 주목할 만하다. Eurocode 3 예측식은 장주 조건의 일반강(SM355) 기둥에 대해 임계온도를 과대평가하여 비보수적인 결과를 보였고, AISC 360 예측식은 내화강(FR355)에 대해 과도하게 보수적인 경향을 나타냈다. 반면, 본 연구에서 개발된 ANN 모델은 특정 조건에 치우치지 않고 전반적인 데이터 범위에 걸쳐 일관되고 편향되지 않은 예측을 제공함으로써, 안전성과 경제성을 동시에 향상시킬 수 있는 성능기반 내화설계 도구로서의 잠재력을 명확히 보여준다.

단, 현재 개발된 ANN 모델은 연구에 사용된 SM355와 FR355 강재에 특화된 것으로써 적용할 수 있는 재료적 범위에 한계가 있다. 일반적 재료에 대한 임계온도 예측 모델을 개발하기 위해서는 강재별로 상이한 ‘온도-항복강도’ 관계를 모델의 주요 입력 변수로 포함해야 하는데, 본 연구에서 사용한 데이터는 두 강종에 집중되어 있어 다양한 재료의 특성을 학습시키기에는 부족하였다. 후속 연구에서는 다양한 강재의 고온 물성을 포함하는 데이터셋을 구축하여, 어떤 강재에도 적용 가능한 범용 예측 모델을 개발하고자 한다.

본 연구의 성과는 선행 연구와의 비교를 통해 더욱 명확해진다. Singh and Samanta (2025)[13]는 냉간성형강 기둥의 임계온도를 예측하기 위해 다양한 머신러닝 기법을 적용하였으나, ANN 모델의 구체적인 구조와 학습 과정이 불분명하고 예측 정확도가 낮아(오차율 30 % 상회하는 데이터 다수) 기존 설계식 대비 실용적 이점을 보이지 못했다. 이에 반해 본 연구는 투명한 방

법론을 제시하고, 월등히 높은 예측 정확도(시험 데이터셋 기준 COV 약 3 %)를 달성하여 실질적인 공학적 적용 가능성을 입증하였다.

한편, 문제의 물리적 복잡성과 요구되는 ANN 모델 구조 사이의 관계는 Kim *et al.* (2021)[12]의 연구와 비교하여 고찰할 수 있다. Kim *et al.*은 이론적 설명이 비교적 명확한 강관 용접접합부의 강도 예측 문제에 대해 상대적으로 단순한 ANN 구조(2개 은닉층, 16+8개 뉴런)로도 매우 높은 정확도를 달성하였다. 그러나 본 연구에서 다루는 화재 시 기둥의 붕괴 현상은 온도에 따른 재료 비선형성, 초기결함, 국부 및 전체 좌굴의 상호작용 등 복잡하고 불확실성이 큰 요인들이 복합적으로 작용한다. 따라서 더 깊은 ANN 구조(3개 은닉층, 각 20개 뉴런)가 요구되는 것은 합리적이며, 일정 수준의 예측 오차는 불가피하다. 이러한 관점에서 본 연구가 달성한 높은 예측 정확도는 문제의 난이도를 고려할 때 매우 의미 있는 성과라 할 수 있다.

7. 결 론

본 연구에서는 화재에 노출된 H형강 기둥의 붕괴임계온도를 정확하게 예측하기 위해 유한요소해석과 인공신경망 기법을 통합적으로 활용하였다. 현행 국내외 설계기준이 갖는 예측 정확도의 한계를 분석하고, 이를 극복하기 위한 데이터 기반의 고성능 예측 모델을 개발하였으며, 주요 결론은 다음과 같다.

(1) 검증된 열-응력 연계 유한요소해석 모델을 이용하여 강재 종류(SM355, FR355), 하중비, 세장비, 단면 형상 등 광범위한 변수를 고려한 총 864개의 해석 데이터베이스를 성공적으로 구축하였다. 이는 머신러닝 모델 학습을 위한 신뢰성 높은 기반을 제공하였다.

(2) 유한요소해석 데이터베이스를 기반으로 붕괴임계온도 예측을 위한 인공신경망(ANN) 모델을 개발하였다. 체계적인 탐색 과정을 통해 3개의 은닉층과 각 층에 20개의 뉴런을 갖는 구조를 최적 아키텍처로 도출하였으며, 공학적 안전성을 고려하여 평균제곱로그오차(MSLE)를 손실 함수로 채택하였다.

(3) 최종적으로 개발된 ANN 모델은 일반강(SM355)과 내화강(FR355) 기둥 모두에 대해 매우 뛰어난 예측 성능을 보였다. 시험 데이터셋에 대한 예측 오차의 변동계수(COV)가 각각 3.4 %와 3.0 %로, 기존 설계기준인 Eurocode 3 및 AISC 360 예측식의 한계(비보수성 또는 과도한 보수성)를 효과적으로 극복하였음을 확인하였다.

(4) 본 연구에서 제시한 고정밀 ANN 예측 모델은 복잡한 유한요소해석 없이 신속하고 정확하게 H형강 기둥의 내화성능을 평가할 수 있는 효과적인 도구이다. 이는 향후 성능기반 내화설계의 정밀성과 경제성을 향상시키고, 보다 합리적인 구조 안전성 평가에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구에서는 총 6개의 실험 데이터를 바탕으로 개발·검증된 유한요소해석 모델을 활용하여 864개의 해석 데이터를 구축하고, 이를 기반으로 ANN 예측 모델을 개발하였다. 그러나 제안된 ANN 모델의 정확성과 신뢰성을 더욱 향상시키기 위해서는 보다 다양한 조건의 추가 실험데이터 확보가 필요하다. 향후 후속 연구에서는 실험적 검증 및 해석적 연구를 병행하여 모델의 신뢰성을 지속적으로 개선함으로써, 실제 설계단계에서 보다 안정적이고 합리적인 내화성능 평가도구로 활용 될 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(과제번호 RS-2021-KA163162).

참고문헌(References)

[1] Ministry of Land, Infrastructure and Transport. (2024) *Regulation on standards for evacuation and fire protection structures of buildings*, Korean Law Information Center, MOLIT, https://www.law.go.kr (in Korean).

[2] Korean Agency for Technology and Standards. (2014) *Methods of Fire Resistance Test for Elements of Building Construction*－*Specific Requirements for Columns* (KS F

2257-7: 2014), Korea (in Korean).
[3] ASTM International. (2022) *Standard Test Methods for Fire Tests of Building Construction and Materials*, ASTM E119-22, American Society for Testing and Materials International, USA.
[4] American Institute of Steel Construction. (2016) *Specification for Structural Steel Buildings* (ANSI/AISC 360-16), USA.
[5] AISC. (2022) *Specification for Structural Steel Buildings,* ANSI/AISC 360-22, American Institute of Steel Construction, USA.
[6] Sauca, A., Chicchi, R., Zhang, C., and Choe, L. (2021) Critical Temperature of Axially Loaded Steel Members with Wide-Flange Shapes Exposed to Fire, *Engineering Journal*, AISC, Vol.58 No.1, pp.33–44.
[7] Sauca, A., Zhang, C., Sief, M., and Choe, L. (2019) Evaluation of Critical Temperatures of Axially Loaded I-shaped Steel Members Using ANSI/AISC-360 Appendix 4 and Finite Element Model, *Proceedings of the Annual Stability Conference*, SSRC, Structural Stability Research Council, St. Louis, Mo, pp.435–446.
[8] Kruppa, J. (1979) Collapse Temperature of Steel Structures, *Journal of the Structural Division*, ASCE, Vol.105, No.9, pp.1769–1788.
[9] Rubert, A., and Schauman, P. (1988) Critical Temperature of Steel Columns Exposed to Fire, *Fire Safety Journal*, Elsevier, Vol.13, No.1, pp.39–44.
[10] Wang, P., Wang, Y.-C., and Li, G.-Q. (2010) A New Design Method for Calculating Critical Temperatures of Restrained Steel Column in Fire, *Fire Safety Journal*, Elsevier, Vol.45, No.6-8, pp.349–360.
[11] Dassault Systems Simulia. (2020) *Abaqus User’s Manual*, DSS, USA.
[12] Kim, S.-H., Song, X., Cho, C., and Lee, C.-H. (2021) Strength Prediction of Steel CHS X-joints via Leveraging Finite Element Method and Machine Learning Solutions, *Journal of Constructional Steel Research*, Elsevier, Vol.176, 106394.
[13] Singh, R., and Samanta, A. (2025) Critical Temperature Prediction in Cold-Formed Steel Columns Exposed to Local Fire, *Journal of Constructional Steel Research*, Elsevier, Vol.229, 109509.
[14] Naser, M.Z. (2021) Observational Analysis of Fire-Induced Spalling of Concrete through Ensemble Machine Learning and Surrogate Modeling, *Journal of Materials in Civil Engineering*, ASCE, Vol.33, No.1, 04020428.
[15] Qiu, J., and Jiawng, L. (2023) Development of Modular and Reusable AI Models for Fast Predicting Fire Behaviour of Steel Columns in Structural Systems, *Engineering Structures*, Elsevier, Vol.297, 116994.
[16] Kesawan, S., Rachmadini, P., Sabesan, S., and Janarthanan, B. (2023) Application of Neural Networks for Light Gauge Steel Fire Walls, *Engineering Structures*, Elsevier, Vol.278, 115445.
[17] Ryu, E., Ahn, J.K., Yeo, I., and Cho, Y.-H. (2025) Load Ratio Effect on Fire Resistance of Fire-Resistant Steel H-Section Column, *Journal of Korean Society of Steel Construction,* KSSC, Vol.37, No.4, pp.205–214 (in Korean).
[18] European Committee for Standardization. (2005) *Eurocode 3: Design of Steel Structures – Part 1-1: General Rules and Rules for Buildings,* EN 1993-1-1:2005, CEN, Belgium.
[19] Korean Agency for Technology and Standards. (2014) *Methods of Fire Resistance Test for Elements of Building Construction – General requirements* (KS F 2257-1: 2014), Korea (in Korean).
[20] Yeo, I.H., Han, H.S., and Cho, Y.H. (2025) Performance-Based Optimization of Fire Protection for H-Section Steel Columns under EV Fire Scenarios in Open Car Parks, *Journal of Korean Society of Steel Construction,* KSSC, Vol.37, No.4, pp.229–239 (in Korean).
[21] European Committee for Standardization. (2005) *Eurocode 3: Design of Steel Structures – Part 1-2: General Rules – Structural Fire Design,* EN 1993-1-2: 2005, Belgium.
[22] Cho, Y.-H., Park, M.J., Ahn, J.K., and Ryu, E.M. (2024) Elevated-Temperature Material Properties and Constitutive Model of Fire Resistant Steel for Thermo-Mechanical Simulation, *Journal of Korean Society of Steel Construction,* KSSC, Vol.36, No.1, pp.91–102 (in Korean).
[23] Cho, Y., Park, M.J., Ahn, J., and Ryu, E. (2024) Elevated-Temperature Material Properties and Fracture Behavior of Fire-Resistant Steel FR355, *Journal of Building Engineering,* Vol.92, 109540.
[24] European Committee for Standardization. (2022) *Eurocode 3: Design of Steel Structures – Part 1-5: Plated Structural Elements,* EN 1993-1-5: 2022, Belgium.

[25] European Convention for Constructional Steel Work. (1984) *Ultimate Limit State Calculation of Sway Frames with Rigid Joints*, Technical Report No. 33, Technical Committee 8 (TC8) of ECCS, Belgium.

요 약 : 본 연구는 화재에 노출된 H형강 기둥의 붕괴임계온도 예측에 있어 현행 설계기준이 갖는 한계를 극복하고자 하였다. 검증된 유한요소해석 모델을 이용하여 총 864개의 광범위한 변수해석 데이터베이스를 구축하였고, 이를 기반으로 인공신경망(ANN) 예측 모델을 개발하였다. 최적화된 3개의 은닉층을 갖는 ANN 모델은 일반강(SM355)과 내화강(FR355) 모두에 대해 기존 설계식 대비 월등히 높은 예측 정확도(오차변동계수 3.5 % 미만)를 보였다. 본 연구에서 개발된 모델은 보다 정밀하고 경제적인 성능기반 내화설계를 위한 효과적인 도구로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

핵심용어 : 인공신경망, 붕괴임계온도, 내화성능, H형강 기둥, 머신러닝, 유한요소해석