

디지털트윈 적용을 위한 지하공동구 화재 시뮬레이션의 데이터 분석 연구

A Study on the Data Analysis of Fire Simulation in Underground Utility Tunnel for Digital Twin Application

이재호¹ · 민세홍^{2*}Jae-Ho Lee¹, Se-Hong Min^{2*}¹Master Course, Department of Fire & Disaster Protection Engineering, Gachon University, Seongnam, Republic of Korea²Professor, Department of Fire & Disaster Protection Engineering, Gachon University, Seongnam, Republic of Korea

*Corresponding author: Se-Hong Min, shmin@gachon.ac.kr

ABSTRACT

Purpose: The purpose of this study is to find a solution to the massive data construction that occurs when fire simulation data is linked to augmented reality and the resulting data overload problem. **Method:** An experiment was conducted to set the interval between appropriate input data to improve the reliability and computational complexity of Linear Interpolation, a data estimation technology. In addition, a validity verification was conducted to confirm whether Linear Interpolation well reflected the dynamic changes of fire. **Result:** As a result of application to the underground common area, which is the study target building, it showed high satisfaction in improving the reliability of Interpolation and the operation processing speed of simulation when data was input at intervals of 10 m. In addition, it was verified through evaluation using MAE and R-Squared that the estimation method of fire simulation data using the Interpolation technique had high explanatory power and reliability. **Conclusion:** This study solved the data overload problem caused by applying digital twin technology to fire simulation through Interpolation techniques, and confirmed that fire information prediction and visualization were of great help in real-time fire prevention.

Keywords: Fire Simulation, Underground Utility Tunnel, Digital Twin, AR, Interpolation, R-Squared, MAE

요약

연구목적: 본 연구는 화재시뮬레이션 데이터를 증강현실에 연동할시 발생하는 방대한 데이터 구축과 그로 인한 데이터 과부하 문제 해결 방안을 강구하기 위함이다. **연구방법:** 데이터 추정 기술인 선형 보간법의 신뢰도와 계산 복잡도를 개선하기 위한 적정 Input 데이터의 간격을 설정하기 위한 실험을 진행하였다. 또한, 선형 보간법이 화재의 동적 변화를 잘 반영하는지 확인하기 위한 타당성 검증을 진행하였다. **연구결과:** 연구 대상 건축물인 지하 공동구에 적용 결과 10m 간격으로 데이터 입력시 보간법의 신뢰성과 시뮬레이션의 연산처리 속도 개선에서 높은 만족성을 보였다. 또한, 보간법을 활용한 화재시뮬레이션 데이터의 추정 방식이 높은 설명력과 신뢰성을 가진다는 것을 MAE와 R-Squared를 이용한 평가를 통해 검증하였다. **결론:** 본 연구는 화재시뮬레이션에 디지털트윈 기술을 적용하면서 발생하는 데이터 과부하 문제를 보간법을 통해 해결하였으며, 이를 통한 화재 정보 예측과 시각화가 실시간 화재 예방에 크게 기여함을 확인하였다.

핵심용어: 화재시뮬레이션, 지하공동구, 디지털트윈, AR, 보간법, R-Squared, MAE

Received | 21 December, 2023

Revised | 14 February, 2024

Accepted | 14 February, 2024

OPEN ACCESS



This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted noncommercial use, distribution, and reproduction in anymedium, provided the original work is properly cited.

© Society of Disaster Information All rights reserved.

서론

연구 배경

오늘날 지하공동구는 과거의 단순 도시환경정비 수단에서 벗어나 사회가 점차 복잡화됨에 따라 시설물간 네트워크 연결망을 형성함으로써 그 영향력이 점차 확대되는 하나의 라이프라인으로서의 기능을 형성하게 되었다. 이와 같이 지하공동구의 역할이 점차 증대됨에 따라 지하공동구의 기능 마비시 복합사회재난의 발생 우려가 있다.

국가화재정보센터에 따르면, 지하구 화재 당 평균 재산피해액은 건축물 대비 약 27배 이상 큰 것으로 확인하였다. 이는 화재로 인한 동산 및 부동산의 직접 피해 위주로 산출한 것이다. 일반적으로 지하구에는 전기·가스·수도 등의 공급설비, 통신시설, 하수도시설 등이 있어 화재시 발생하는 간접피해액까지 고려할 경우 지하구의 화재 피해규모는 더욱 클 것으로 사료된다.

지하공동구의 화재 사례를 조사한 결과, 서울시 여의도 공동구 화재(2000), KT 아현지사 통신구 화재(2018)에서 모두 화재 진화를 위해 장시간이 소요되었으며, 두 사례 모두 밀폐 구조상 소화약제의 효과가 저하된다는 점과 유독가스로 인해 접근이 어렵다는 점이 공통적인 원인으로 지목되었다. 지하공동구의 화재 사례 분석을 통하여 화재확산을 예측·예방하고 위험도 추론 및 전조감지를 통해 초동·능동 대응하는 것이 지하공동구 화재의 중요한 요소임을 확인하였다.

이러한 문제에 맞춰 대응하기 위해 화재·재난 확산예측 기술 개발을 통한 디지털트윈 기반 예측·예방 중심 재난관리를 실시하였다. 디지털트윈 기술 접목시, 복합정보간의 복합연결을 통하여 현실세계와 동일한 가상세계를 구현할 수 있다. 이를 통해 단순 지하공동구의 구조물 설치가 아닌 점유시설물의 관리 및 화재·재난 예측 대응이 중점이 되어, 앞서 언급한 선제적 화재대응을 실현할 수 있다는 장점이 있다.

연구 목적

예측·예방 중심의 재난 관리를 위한 화재시물레이션의 디지털트윈 기술 접목을 위해서는 데이터의 비주얼라이징 과정이 필수적이다. 현재 화재 연구 분야에서 널리 사용되는 화재시물레이션(FDS)에서는 SmokeView 기능을 통하여 화재의 확산 및 연기 거동의 형상을 3D 형태로 확인이 가능하다. 그러나 디지털트윈 기술의 증강현실(AR) 구축을 위해서는 별도의 AR 플랫폼에 화재시물레이션 데이터를 연동하여 탑재하는 과정이 필요하다.

이처럼 화재시물레이션의 화재 정보를 증강현실에 연동하기 위하여 방대한 양의 로우데이터 구축을 실시하였다. 지하공동구 모델 내부전 구역에 걸쳐 비주얼라이징을 위한 화재 정보 추출 Device를 설치한 후, 이에 따른 데이터 발생량을 계산한 결과, 약 100만 개 이상의 실측 데이터 수가 발생함을 확인할 수 있었다. 일반적으로 건축물 화재시물레이션 시 출입구, 통로, 계단실 등 특정구간 혹은 특정 간격으로 화재 데이터 추출을 위한 Device를 설치하며, 그 개수는 수십 혹은 수백개에 그친다. 따라서 이는 일반적인 화재시물레이션 데이터 발생량의 약 1,000배 이상에 해당하는 수치이며, 이로 인한 데이터 과부하 문제 해결 방안 연구를 진행하였다.

화재 시물레이션

이 연구는 Thunderhead Engineering 社의 PyroSim 2020 프로그램을 이용하여 지하공동구의 화재재난 확산예측 기술 개발을 진행하였다. PyroSim 프로그램은 미국 NIST 산하 건축화재연구소에서 개발된 FDS(Fire Dynamic Simulator)의 전처

리 프로그램으로서, 모델링 기능과 SmokeView 기능을 통합 제공함으로써 보다 효과적으로 성능기반 설계를 가능하게 한 프로그램이다.

화재로부터의 열과 연기 유동에 중점을 두고 3차원 공간을 수치적으로 해석할 수 있다. 또한, 소방시설의 작동여부를 반영하여, 방화셔터 및 배연창 연동시 화재상황을 분석할 수 있다.

화재 생성물에 의한 허용피난시간 분석 등 Fire Modeling을 통한 화재안전성 평가에 널리 사용된다. 또한 건축물 화재안전성 검증, 최적 소화설비 설치에 대한 의사결정, 보험요율의 적정화 및 위험재무 대책의 제안에 효과적이다.

보간법

화재시물레이션 데이터의 AR플랫폼 탑재 과정시 발생하는 데이터 과부하 문제를 해결하기 위하여 보간법(Interpolation)을 도입하였다. 보간법이란 수치해석에서 널리 사용되는 방법으로, 주어진 데이터 상의 두 점 사이에 위치한 값을 추정하기 위해 사용된다. 이는 주로 함수의 값을 알 수 없는 지점에서 그 값을 예측하는 데 사용된다. 일반적으로 데이터 추정 방식으로 보간법과 회귀분석 방식을 많이 사용하는데, 화재시물레이션 디바이스를 통하여 추출된 관측 값을 사실이라 가정하고 분석하는 보간법을 채택하는 것이 적합하다고 판정하였다.

그중 주어진 데이터와 데이터를 1차 함수로 만들어 그 사이의 값을 유추하는 선형 보간법(Linear Interpolation)방식을 채택하였다.

이는 구간 일정 보간법(Piecewise Constant Interpolation) 방식에 비해 정확도가 우수하다는 장점이 있다. 또한 스플라인 보간법(Spline Interpolation) 방식에 비해 계산 효율이 우수하여 단순성으로부터 연산 프로세스 면에서 더 좋은 성능을 낼 수 있기 때문에, 데이터의 2차 가공 등을 고려시 선형 보간법 방식이 가장 적합하다고 판정하였다. 각각의 보간법에 대한 데이터 그래프는 Fig. 1에 나타내었다.

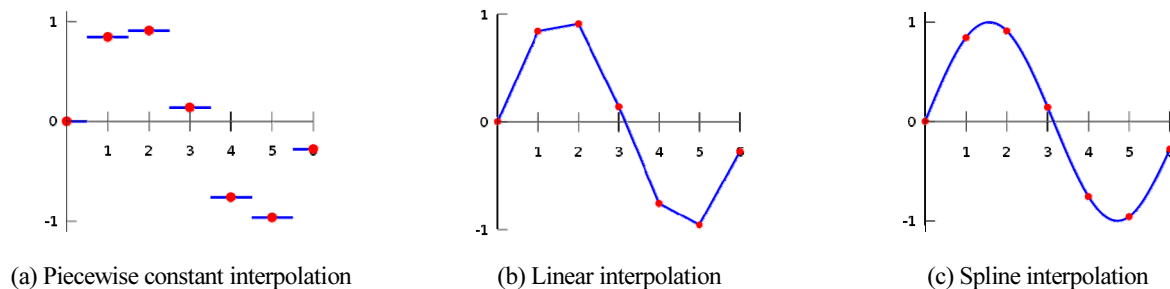


Fig. 1. Interpolation method graph

$$f(x) = \frac{d_2}{d_1 + d_2} f(x_1) + \frac{d_1}{d_1 + d_2} f(x_2) \tag{1}$$

이와 같이 보간기법을 적용하여 데이터 정제시 Fig. 2와 같이 화재시물레이션내 데이터 추출을 위한 Device 설치 개수가 월등히 감소하게 된다. 이로 인해 계산 복잡도가 감소함에 따라 데이터의 연산 처리 속도가 대폭 증가한다는 장점이 있다.



Fig. 2. Benefits of applying interpolation techniques

Device 적정 설치 간격 Test

계산 효율성 증대와 프로그램의 신뢰성 확보를 위해 필요한 데이터 추출 Device의 적정 설치 간격 Test를 진행하였다.

우선, 기존의 화재시뮬레이션 방식과 비교하여 보간기법이 어떻게 더 효과적인 결과를 가져올 수 있는지에 대해 분석하였다. 보간기법을 적용하기 위해서는 Input을 위한 실측 데이터가 필요하며, 이를 수집하기 위해서는 화재시뮬레이션내 데이터 추출 Device가 요구된다. Device의 간격이 작을수록 데이터의 정밀성은 향상되나 시뮬레이션의 계산 복잡도가 증가할 것이고, Device의 간격이 커질수록 시뮬레이션의 계산 복잡도는 감소하나 데이터의 정밀성이 감소할 것이다. 따라서 정확한 예측력 향상과 효율적인 리소스 사용을 위해서는 데이터 추출 Device들 사이의 최적 거리 설정이 중요하여 다음과 같은 연구를 진행하였다.

대상 지하공동구의 환기구 사이의 간격이 150m인 점을 고려하여 Device 설치 간격을 각각 6m, 10m, 15m의 3가지 Case로 나누어 교집합된 구간 내 데이터 값을 비교·분석하였다(Fig. 3).

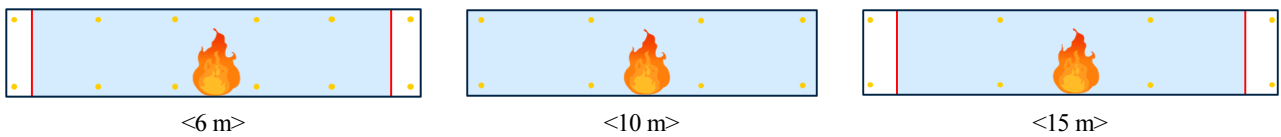


Fig. 3. Device appropriate installation distance experiment model design

데이터의 유사성 판정 도구로 R-Squared를 사용하였다. R-Squared는 회귀 또는 보간 등의 데이터 추정 분석에서 모델의 적합도를 평가하는 주요 지표로 사용된다. 이 값은 모델이 관찰된 데이터의 변동성을 얼마나 잘 설명하는지를 측정하는데, 이때의 상관계수(R) 값이 1에 가까울수록 모델의 적합성이 높다는 것을 의미한다. 반대로, 상관계수(R) 값이 0에 가까울수록 모델이 데이터를 설명하는 데 실패하였음을 나타낸다.

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \tag{2}$$

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \tag{3}$$

$$SSR = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \tag{4}$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{5}$$

테스트 결과 Table 1에 따르면, 6m 간격으로 데이터 입력시 원본 데이터와 가장 높은 유사도를 보였으나, 계산 복잡도의 증가로 연산소요시간이 지연되는 양상을 띠었다. 10m 간격으로 데이터 입력시 유사도 소폭 감소하였지만, 연산소요시간은 6m와 비교하였을 때 대폭 단축되었다. 15m 간격으로 데이터 입력시 3가지 Case 중 연산소요시간은 가장 짧았지만, 유사도는 또한 가장 낮은 수치를 기록하였다. 따라서 데이터의 정밀성과 연산소요시간을 모두 고려하여 Device 적정 설치 간격은 10m가 적합하다고 판정하였다.

Table 1. Device appropriate installation distance experiment

| Case | Correlation Coefficient (r) | | Time (hr.) |
|------|-----------------------------|-------------|------------|
| | Visibility | Temperature | |
| 6 m | 0.92 | 0.94 | 97 |
| 10 m | 0.85 | 0.91 | 24 |
| 15 m | 0.81 | 0.86 | 13 |

타당성 검증

데이터 발생량을 축소하기 위해 보간기법을 화재시물레이션에 적용하기 위해서는 추출되는 데이터 값들이 신뢰도가 있는지 정확성이 인정되어야 한다.

앞선 테스트 결과 적합하다고 판정한 10m 간격으로 화원 주변에 Device를 설치하여, 총 30m 길이의 타당성 검증 모델을 설계하였다(Fig. 4).

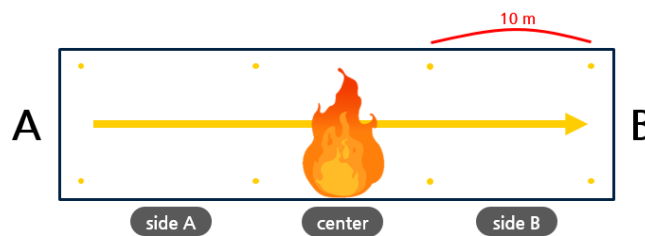


Fig. 4. Validation Model Design

이때 연구 대상 지하공동구의 상구배로 인하여 화재 진행방향은 A에서 B로 향한다.

보간기법을 통한 화재해석이 균일함과 비정형성에 얼마나 영향을 받는지 확인하기 위하여 화재의 크기 및 구간 별로 구분하여 비교·분석하였다. 화재의 열방출률에 따라 소규모, 중규모, 대규모의 화재로 3단계로 분류하였고(Fig. 5), 화원을 중심

으로 화재진행 반대방향 Side A, 화원주변 Center, 화재 진행방향 Side B로 나누어 총 9가지 Case에서 실측값과 예측값의 비교·분석을 통하여 결과의 타당성을 검토하였다(Table 2).

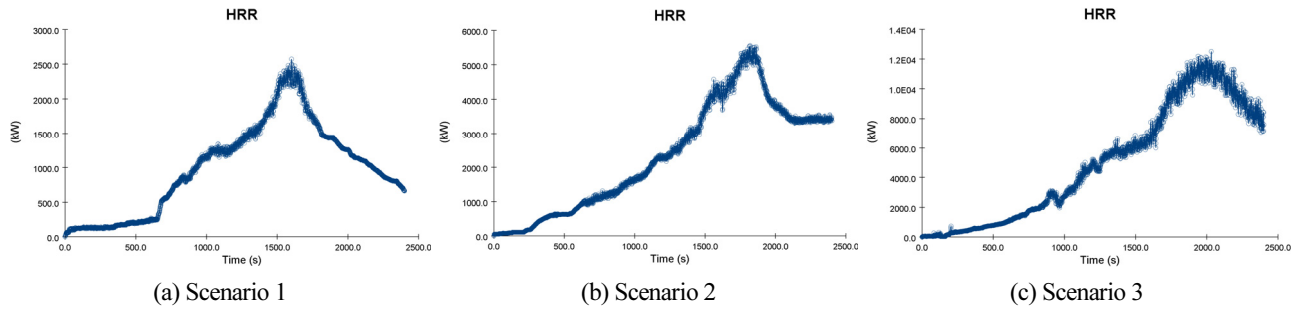


Fig. 5. Heat release rate by scenario

Table 2. 9 Cases for validation

| Case | Section | Scale of Fire |
|--------|---------|------------------------------|
| Case 1 | side A | Small Scale (Scenario 1) |
| Case 2 | center | |
| Case 3 | side B | |
| Case 4 | side A | Medium Scale (Scenario 2) |
| Case 5 | center | |
| Case 6 | side B | |
| Case 7 | side A | Large Scale (Scenario 3) |
| Case 8 | center | |
| Case 9 | side B | |

타당성 검증을 위해 머신모델 평가지표 중, MAE(Mean Absolute Error)와 R-Squared(Coefficient of Determination)을 사용하였다.

MAE란 예측값과 실제값의 차이를 절대값으로 변환하여 평균화한 것으로, 이는 예측 모델이 얼마나 정확한지를 평가하는 데 사용되는 지표 중 하나이다. 또한 MAE와 더불어 널리 사용되는 RMSE와 달리 데이터와 동일한 단위를 사용하여 직관적으로 얼마만큼의 오차 값이 발생하는지 파악할 수 있다는 장점이 있다.

화재시뮬레이션에서 R-Squared를 사용하는 이유는 보간기법이 화재의 동적 변화를 얼마나 잘 설명하는지 확인하기 위함이다. 만약 R-Squared 값이 높다면 보간기법으로 생성된 데이터는 실제 화재 상황을 잘 반영하고 있다고 해석 가능하다.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{6}$$

Table 3에 따르면 시나리오별 모델 적정성 평가결과, 모두 높은 수준의 적합성을 만족했다. 또한 화재의 크기에 따른 유의

미한 결과 차이가 나타나지 않음을 확인할 수 있었다.

Table 3. Validation of 3 scenarios

| Scale of Fire | MAE | | Correlation Coefficient (r) | |
|---------------|----------------|------------------|-----------------------------|-------------|
| | Visibility (m) | Temperature (°C) | Visibility | Temperature |
| Scenario 1 | 1 | 23 | 0.92 | 0.95 |
| Scenario 2 | 0.6 | 25 | 0.95 | 0.91 |
| Scenario 3 | 0.5 | 16 | 0.95 | 0.87 |

또한, 평균절대오차가 허용 수준인지 확인하기 위하여 MAE를 통한 가시거리 및 온도의 절대평균오차를 최댓값 대비 오차율을 분석하였다.

Scenario 1에서 가시거리는 평균 3.33%, 온도는 평균 2.34%의 오차율을 기록하였다. Scenario 2에서 가시거리는 평균 2%, 온도는 평균 2.74%의 오차율을 기록하였다. Scenario 3에서 가시거리는 평균 1.67%, 온도는 평균 1.85%를 기록하였다.

이 중 최대 오차율은 Scenario 1 가시거리의 3.33%이다. Ronald Fisher(1975)에 따르면 통계학에서 일반적으로 p값이 0.05(5%) 이하일 때 결과를 통계적으로 유의미하다고 판단한다. 이는 실험 결과가 우연히 일어난 것이 아니라는 것을 95% 확신한다는 의미로, 이에 따라 해당 MAE의 범위가 신뢰성을 갖춘다는 것을 확인할 수 있다.

Table 4. Validation of 9 cases

| Scale of Fire | Case | Section | MAE | | Correlation Coefficient (r) | |
|---------------|--------|---------|----------------|------------------|-----------------------------|-------------|
| | | | Visibility (m) | Temperature (°C) | Visibility | Temperature |
| Scenario 1 | Case 1 | side A | 1.2 | 18 | 0.96 | 0.95 |
| | Case 2 | center | 1.2 | 24 | 0.84 | 0.96 |
| | Case 3 | side B | 0.7 | 27 | 0.96 | 0.95 |
| Scenario 2 | Case 4 | side A | 0.9 | 22 | 0.95 | 0.90 |
| | Case 5 | center | 0.5 | 32 | 0.93 | 0.90 |
| | Case 6 | side B | 0.5 | 20 | 0.97 | 0.94 |
| Scenario 3 | Case 7 | side A | 0.1 | 9 | 0.97 | 0.95 |
| | Case 8 | center | 0.6 | 18 | 0.91 | 0.90 |
| | Case 9 | side B | 0.9 | 22 | 0.96 | 0.73 |

Table 4를 통하여 화재의 균일함이 보간해석을 통해 추정된 데이터의 신뢰도에 영향을 미치는지 확인하기 위한 분석 결과에서는 유의미한 차이를 확인할 수 있었다.

주변부에 비해 낮은 상관계수(R) 값을 기록한 포인트는 화원주변 Center와 화재 진행방향 Side B였다. 이는 화재의 변화가 많은 구역에서 데이터 추정의 신뢰도가 하락함을 의미한다.

그러나 9가지 Case에서 모두 상관계수 0.7 이상으로 이는 높은 상관관계 정도에 해당하는 것을 확인할 수 있었다(Table 5). 따라서 보간기법을 통한 화재 데이터 추정 방식이 높은 설명력을 가진다는 것을 검증하였다.

Table 5. Interpretation of the pearson's correlation coefficients

| Pearson Correlation Coefficient | Degree of Relationship |
|---------------------------------|------------------------|
| $0.9 \leq r \leq 1.0$ | Very Strong |
| $0.7 \leq r \leq 0.9$ | Strong |
| $0.4 \leq r \leq 0.7$ | Moderate |
| $0.2 \leq r \leq 0.4$ | Weak |
| $0.0 \leq r \leq 0.2$ | Zero |

향후 연구방향

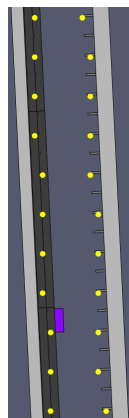
보간기법 적용 데이터 추정 연구

연구 목적에 따른 데이터 추정 연구 프로세스는 Fig. 6과 같으며, 설정한 연구 진행 내용은 다음과 같다.

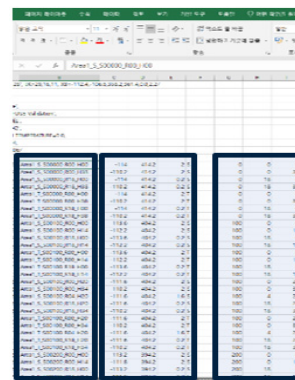


Fig. 6. Research process

첫째, Test 결과 적합하다고 판정한 10m 간격으로 가시도와 온도를 측정할 수 있는 Device를 각각 4개 총 8개씩 하나의 단면에 설치하여 Pyrosim 모델을 설계하였다. 추출된 결과 값을 원시데이터로 활용하여 FDS 코드 연동 및 Device 정보를 입력하여 보간기법 프로그램 세팅하였다(Fig. 7).



(a) Pyrosim model design



(b) Interpolation program settings

Fig. 7. Interpolation method application section modeling and database design

둘째, 추출된 데이터 팩터값을 기반으로 하여 AR 탑재 Test 결과, 비주얼라이징에 적합하다고 판정한 0.1m 간격으로 2차원 평면계의 보간기법 적용 데이터 계산을 진행하였다. 이때 입력한 Device의 정보와 보간 간격에 따라 미지 좌표계의 Device 네이밍이 자동으로 생성되도록 한다(Fig. 8).

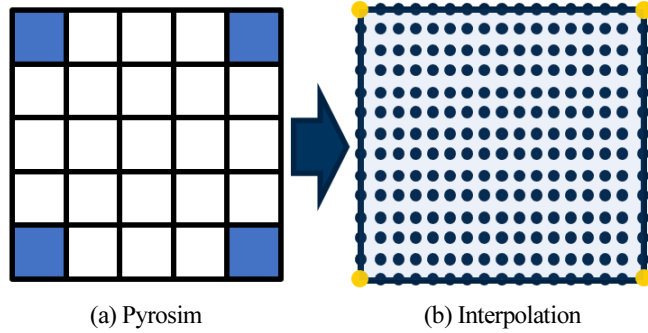


Fig. 8. 2D plane data interpolation

셋째, 미지 좌표계의 데이터 예측 계산이 완료된 두 2차원 평면계 사이의 범위에 포함된 입체공간에 AR 탑재 Test 결과, 데이터 보관 및 처리에 용이한 0.5m 간격으로 3차원 입체공간의 데이터 계산을 진행하였다. 이때 서로 다른 두 평면계 사이 Device 넘버를 매칭하여 미지 좌표계를 추적하는 방식으로 데이터를 추출하였다(Fig. 9).

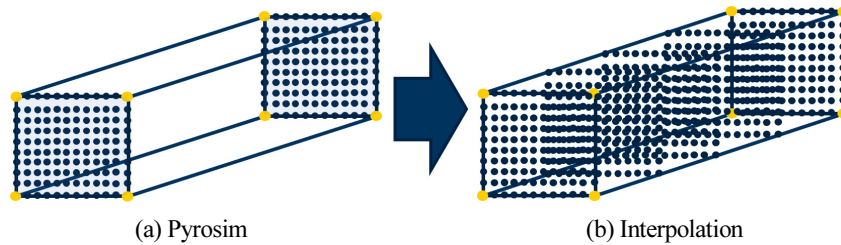


Fig. 9. 3D stereoscopic data interpolation

넷째, 구간별 2차원 평면계와 3차원 입체공간 보간 계산을 반복적으로 수행하였다. 이를 통해 단순히 한정된 10m 구역이 아닌, 환기구 사이의 넓은 범위인 150m 구역내에서의 화재 정보 데이터 예측을 성공적으로 완료하였다. 다음은 추출된 화재 데이터 정보를 AR 플랫폼에 탑재함으로써 증강현실을 구현한 모습이다(Fig. 10).



Fig. 10. Equipped with AR platform

결론

디지털 트윈 기술은 실시간 환경을 정확히 반영하는 데 있어 중요한 역할을 하지만 그로 인해 발생하는 데이터 과부하는 심각한 문제로 작용한다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 수치해석 기법 중 하나인 보간법의 적용 가능성을 탐구하였다.

우선, 화재 시뮬레이션에 보간법 적용 타당성 검증 과정을 진행하였다. 다음으로 해당 기법을 성공적으로 적용하기 위해서는 모델링 및 데이터 베이스 설계가 필수적이며, 이에 필요한 데이터 추출 Device들 사이의 최적 거리 설정도 함께 실험하고 분석하였다.

본 연구 결과로 화재 정보 데이터 예측에 대하여 보간법의 적합성을 확인할 수 있었다. 추가로 원시데이터 추출과 그것을 바탕으로 한 보간 계산 프로그램 운용은 높은 정확도와 함께 데이터 과부하 문제를 유효하게 관리할 수 있음을 입증하였다. 본 논문의 검토 결과는 다음과 같다.

Device 적정 설치 간격 Test

데이터 추출 장치의 적정 설치 간격을 결정하기 위해, 장치 간격이 작을수록 데이터의 정밀성이 향상되지만 계산 복잡성이 증가하고, 반대로 장치 간격이 크면 계산 복잡성은 감소하지만 데이터 정밀성이 저하되는 문제를 해결하기 위해 6m, 10m, 15m의 3가지 간격을 테스트하였다. 이 테스트 결과 10m 간격에서 데이터의 정밀성과 계산 효율성이 가장 잘 균형을 이루므로, 10m를 적정 설치 간격으로 결정하였다.

타당성 검증

장치 설치 간격이 적정하다는 판정을 받은 10m 간격을 기반으로, 화재의 크기와 위치에 따른 데이터의 신뢰도를 검증하였다. 이 과정에서 화재가 많이 변화하는 구역에서는 데이터 추정 신뢰도가 하락한다는 것을 발견하였지만, 모든 구간에서 높은 상관관계를 띄어 해석모델의 설명력이 우수하다는 것을 확인하였다.

보간기법 적용 데이터 추정 연구

최종적으로, 이러한 결과를 바탕으로 보간기법을 활용하여 화재시뮬레이션 데이터를 생성하였고, 이를 증강 현실(AR) 플랫폼에 탑재하여 화재 정보의 시각화를 구현하였다. 이를 통해 화재시뮬레이션의 데이터 예측과 시각화 과정을 효율적으로 진행할 수 있음을 보였다.

결과적으로, 이 연구는 데이터 추출 장치의 적정 설치 간격을 판단하고, 이를 바탕으로 신뢰도 있는 데이터를 추출하여 화재시뮬레이션의 효율성과 정확성을 향상시키는 방법을 제안하였다.

본 연구는 화재시뮬레이션에 디지털트윈 기술 적용시 발생하는 데이터 과부하 현상을 해결하기 위하여 보간기법을 적용하여 3차원 공간내 미지의 데이터 값을 예측하였다. 이러한 추출된 데이터 정보를 증강현실(AR)플랫폼에 탑재함으로써 실제 환경에서의 응용 가능성을 시험하였다. 이 과정에서 AR기반의 시각화를 통해 보간된 화재시뮬레이션 결과를 직관적으로 파악할 수 있음을 확인하였다.

본 연구 결과로 구간별 보간 계산과 AR 기반 시각화를 통해 실시간 화재 예방 대응 전략에 중요한 도움을 줄 수 있음을 확

인하였다. 이러한 방법은 공동체 안전에 대한 새로운 접근 방식을 제공하며, 미래 사회에서 안전 관리에 큰 기여를 할 것으로 예상된다. 이를 통해 화재 재난의 예측·예방 기술 개발 시 연구자들의 디지털트윈 활용 가능성을 극대화하는데 도움이 될 수 있을 것으로 판단된다. 그러나 여전히 개선되어야 할 부분들이 존재한다. 향후 연구에서는 더욱 정교한 보간 계산 방법과 AR 기술의 최적화, 그리고 다양한 환경 조건 하에서의 성능 검증 등에 초점을 맞추어야 할 것이다.

Acknowledgement

본 연구는 2023년도 정부(행정안전부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2020-0-00061-004, 디지털트윈 기반의 지하공동구 화재·재난 지원 통합플랫폼 기술 개발).

References

- [1] Choi, I.H. (2023). "Development of forecasting model for machine learning-based landfill leachate generation using linear interpolation." *Journal of Korean Society of Environmental Engineers*, Vol. 45, No. 1, pp. 11-20.
- [2] Fisher, R.A. (1975). *Statistical Methods for Research Workers*. Edinbergh, Oliver & Boyd, Scotland.
- [3] Hong, S.Y, Min, S.H. (2018). "Data-driven fire accident analysis and developing prediction and corresponding system using artificial intelligence." 2018 Korean Disaster Information Society Regular Symposium, Il-san, Korea, pp. 49-50.
- [4] Kim, G.B. (2022). "Comparison of forecasting models for fire damage based on machine learning - Focusing on property and human damage." *Journal of Knowledge Information Technology and Systems*, Vol. 17, No. 4, pp. 647-655.
- [5] Kim, J.S. (2020). "Development of fire detection model for underground utility facilities using deep learning: Training data supplement and bias optimization." *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, Vol. 21, No. 12, pp. 320-330.
- [6] Kim, J.Y, Min, S.H. (2023). "Study on horizontal and vertical temperature analysis of cable fire in common duct using room corner experiment." *Journal of the Society of Disaster Information*, Vol. 19, No. 3, pp. 634-643.
- [7] Kim, M.S, Min, S.H. (2023). "A study on the adaptability of oxygen reduction system to fire in cold storage through fire simulation analysis." *Journal of the Society of Disaster Information*, Vol. 19, No. 1, pp. 117-127.
- [8] Lee, D.H. (2022). "Analytical study on the prediction of fire evacuation time in large complex buildings using the ensemble learning technique." *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, Vol. 22, No. 5, pp. 9-17.
- [9] Lee, S.B, Min, S.H. (2023). "A study on the comparison of aspirating smoke detector and general smoke detector detection time according to the fire speed and location of logistics warehouse through FDS." *Journal of the Society of Disaster Information*, Vol. 19, No. 3, pp. 608-623.
- [10] Seo, D.G. (2021). "A prediction model of casualties based on machine learning for selection of fire scenario." *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, Vol. 21, No. 5, pp. 165-173.
- [11] Seo, M.S. (2021). "Predictive analysis of fire risk factors in Gyeonggi-do using machine learning." *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, Vol. 39, No. 6, pp. 351-361.
- [12] Son, B.S. (1997). *Safety management of underground tunnels*. KFPA, Disaster Prevention Technology No. 22, Korea.