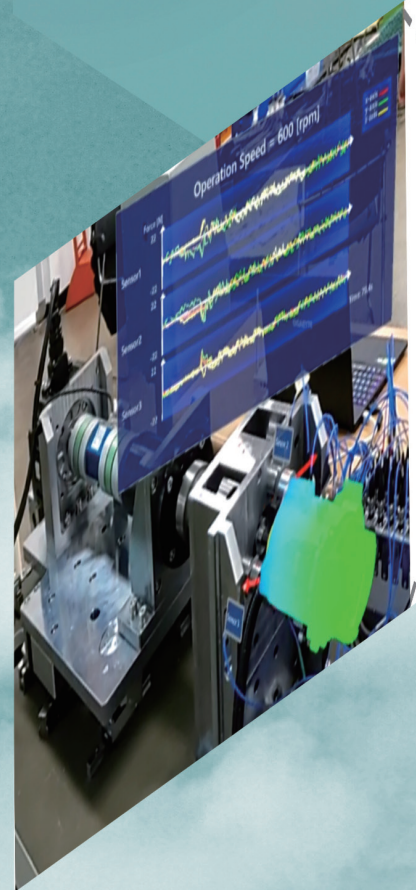
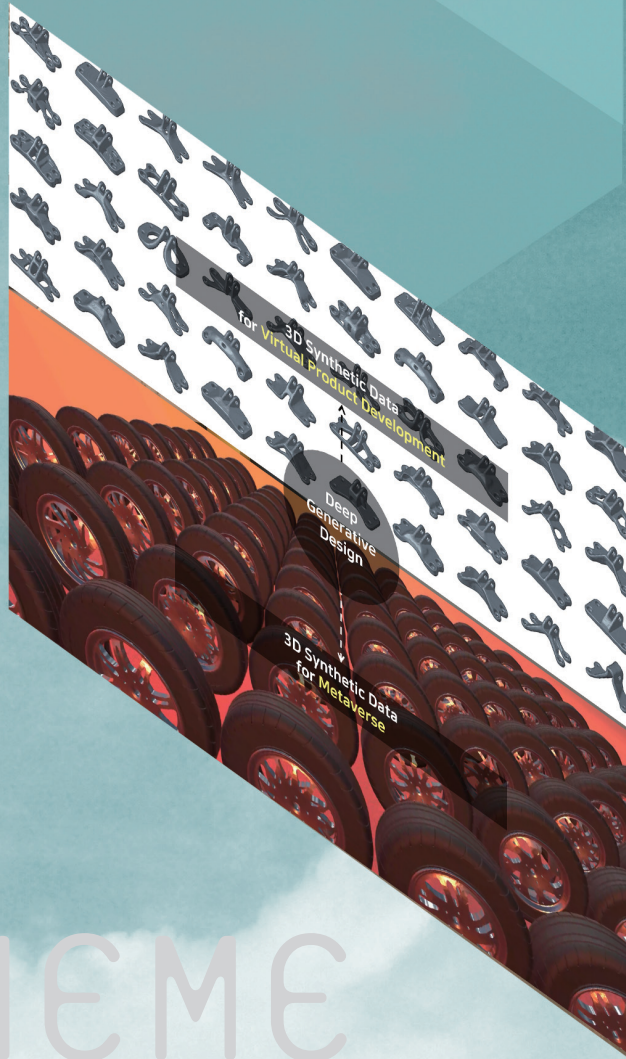


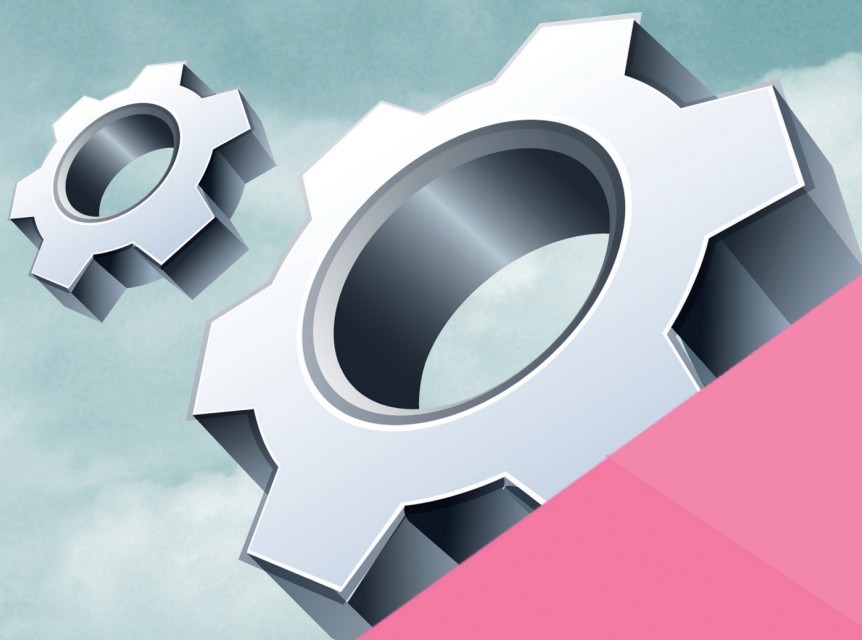


THEME

CAE, 디지털 트윈, 그리고 메타버스

● 담당위원 : 강남우 교수(한국과학기술원)

- THEME 01 가상 제품 개발과 메타버스를 위한 3D 합성 데이터 생성
- THEME 02 디지털 트윈을 활용한 실시간 가상 센싱 기술 개발
- THEME 03 발전 분야 적용을 위한 해석 기반 디지털 트윈 응용
- THEME 04 산업 인공지능 기반 발전 설비 고장 진단 및 예측 시스템 개발
- THEME 05 소형 모듈 원자로 CAE 기반 디지털 트윈 적용



가상 제품 개발과 메타버스를 위한 3D 합성 데이터 생성

유 소 영 (주)나니아랩스 CTO/KAIST 조천식모빌리티대학원 박사과정

| e-mail: soyoung.yoo@narnia.ai

이 성 희 (주)나니아랩스 CAIO

| e-mail: sunghee.lee@narnia.ai

김 은 지 (주)나니아랩스 COO

| e-mail: stella.kim@narnia.ai

강 남 우 (주)나니아랩스 CEO/KAIST 조천식모빌리티대학원 조교수

| e-mail: nwkang@narnia.ai

이 글에서는 가상 제품 개발부터 메타버스까지 AI를 적용하기 위한 3D 합성 데이터의 필요성을 알리고, 딥 제너레이티브 디자인(deep generative design) 기술이 해결책이 될 수 있음을 제안한다.

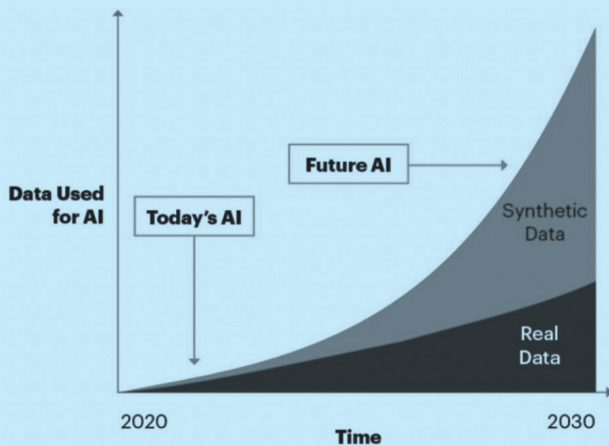
3D 엔지니어링 데이터의 부족

국내외 다양한 산업 분야에서 AI를 중심으로 하는 디지털 전환(DX)에 대한 연구 및 프로젝트들이 활발하게 이루어지고 있다. 특히 전통적인 제조 기업들도 엔지니어링 데이터를 효과적으로 제품 개발에 활용할 수 있는 가상 제품 개발 또는 디지털 트윈 환경 구축에 힘쓰고 있다. 이러한 디지털 환경에서는, 설계부터 해석, 시험 데이터에 이르는 다양한 엔지니어링 데이터를 AI로 학습하고, 과거의 순차적이고 반복적이었던 제품 개발 프로세스를 자동화하여, 제품 개발 시간을 단축하고 비용을 최소화하여 시장에서의 제품 경쟁력을 향상시킬 수 있다. 하지만 실제 제품 개발 현장에서는 이러한 기대와 달리 데이터 확보에서부터 큰 어려움을 겪고 있으며, 특히 AI 학습에 사용할 수 있는 대량의 3D 엔지니어링 데이터를 구축하고 있는 기업들은 극히 드문 상황이다.

데이터가 부족한 산업 현장에서 AI 모델을 학습하기 위해서는 합성 데이터(synthetic data)의 활용이 필수적이다. 합성 데이터란 시뮬레이션 등 여러가지 자동화 기술을 통해 인위적으로 생성된 데이터를 말

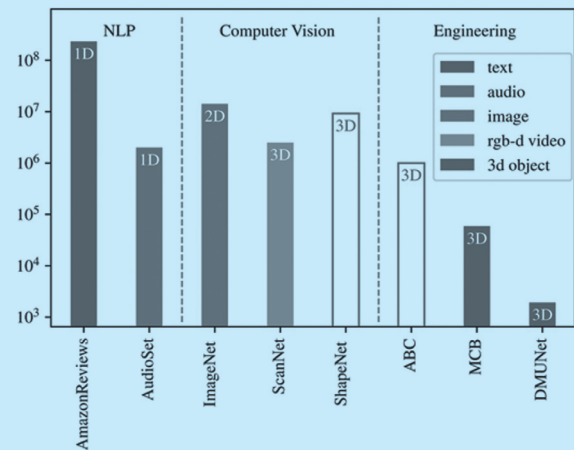
하며, 데이터가 부족한 상황에서 소량의 실제 데이터를 사용하는 것 보다는 대량의 합성 데이터를 함께 사용한 AI 모델이 더 좋은 성능을 낼 수 있다는 것은 이미 잘 알려진 사실이다. 일반적으로 사람이 개입하여 구축해야 하는 실제 데이터는 수집과 라벨링에 장시간과 고비용이 소요되는 반면, 합성 데이터는 컴퓨터 자동화 기술을 통해 대량의 데이터를 빠르고 저렴하게 생성할 수 있고, 다양성을 확보하며 바이어스를 줄여 AI 모델의 강건성을 높일 수 있다.

하지만 3D 엔지니어링 데이터의 경우는 타 데이터에 비해 합성 데이터의 생성이 까다롭다. 그 이유는 기술적인 노하우가 필요한 엔지니어링 도메인을 이해하면서 물리적으로 의미 있는 합성 데이터를 생성해내야 하기 때문이다. 합성 데이터를 생성하는 기존의 컴퓨터 비전 분야 연구 방법들은 다양한 설계 요구사항과 공학적 특성을 만족하도록 3D 데이터 생성하기에는 적합하지 못할 수 있다. 따라서 AI를 가상 제품 개발에 적용하기 이전에, 엔지니어링 도메인에 특화된 3D 합성 데이터 생성 기술 개발이 선행되어야 한다.



(a) 합성데이터 시장의 성장
(출처 : Gartner-Maverick Research (2021))

그림 1 3D 엔지니어링 합성 데이터의 필요성



(b) 3D 엔지니어링 데이터의 부족
(출처 : Herzog and Suwelack (2022))

합성 데이터 시장의 성장과 한계점

앤드류 응 교수는 앞으로 model-centric AI에서 data-centric AI로 변화해야 하며, 데이터가 AI 시스템의 핵심이며 기업의 경쟁력이라고 강조하고 있다. 이러한 변화에 맞추어 최근 글로벌 대기업들이 합성 데이터 기업 인수에 힘쓰고 있다. 메타는 합성 데이터 생성 기업인 AI.Reverie를, 북미 시장의 식료품 배달 업체인 인스타카트는 Caper를 인수한 사례가 있다. 가트너는 2024년까지 AI 학습용 데이터의 60%가 합성 데이터로 대체되고 2030년에는 합성 데이터가 실제 데이터의 대부분을 대체할 것으로 예상하였다(그림 1(a)). 시장 조사 기관인 커그닐리티키는 2027년까지 합성 데이터 시장이 약 1조 5,000억 원까지 성장할 것으로 예측하였으며, 글로벌 합성 데이터 스타트업에 대한 투자들이 매년 급격하게 늘어나고 있다. 또한 MIT 리뷰에서 발표한 2022년 10대 Breakthrough Technologies에 AI를 위한 합성 데이터가 선정되며 합성 데이터 기술의 중요성이 다시 한 번 강조되었다. 이처럼 AI 적용을 시도하는 모든

산업에서 합성 데이터의 역할은 갈수록 중요해질 전망이다.

그림 1(b)는 AI 연구에 사용되고 있는 벤치마크 데이터셋의 규모를 분야별로 비교하고 있다. 이는 자연어 처리(NLP), 컴퓨터 비전 분야와 달리 제조업 분야에서 필요한 3D 엔지니어링 데이터가 상대적으로 매우 부족한 상황임을 보여준다. 실제 제품 개발에 AI를 적용하기 위해서는 타겟 제품에 해당하는 단일 클래스에 대한 대량의 데이터셋이 필요하다. 하지만 벤치마킹 데이터들은 다양한 클래스로 구성되고 클래스별로는 소량의 데이터를 가진 경우가 대부분이기 때문에, 제품 개발에 활용할 수 있는 3D 데이터셋은 기업이 스스로 만들어야 하는 상황이다. 최근 CAE 해석 데이터를 딥러닝으로 학습하여, 3D 설계에 대한 성능을 빠르게 예측할 수 있는 no-code AI 글로벌 스타트업들도 생겨나고, 기존 상용 CAE 소프트웨어에 AI를 접목하려는 시도들이 보이지만, 학습에 사용되어야 하는 3D 데이터 준비는 여전히 사용자의 몫으로 남아 있다.

가상 제품 개발용 합성 데이터를 위한 제너레이티브 디자인

저자들은 제너레이티브 디자인 기술이 가상 제품 개발을 위한 3D 합성 데이터 생성 솔루션이 될 수 있음을 제안한다. 제너레이티브 디자인은 컴퓨터를 이용하여 주어진 디자인 스페이스에서 디자인 요구사항을 만족하는 다양한 디자인을 탐색할 수 있는 모든 기술들을 포함한다. 이러한 제너레이티브 디자인 기술은 공학적인 요구사항을 만족하는 3D 합성 데이터 생성의 니즈를 충족시킬 수 있으며, 생성된 설계 데이터는 CAE 해석 자동화를 통해 오토 라벨링이 가능한 장점을 가지고 있다. 현재 많은 글로벌 엔지니어링 소프트웨어들은 위상 최적화를 이용한 제너레이티브 디자인 기능을 제공하고 있으며, 클라우드를 통해 병렬적으로 대량의 설계안을 생성해 낼 수 있다. 또한 위상 최적화뿐만 아니라 파라메트릭 디자인을 통해서도 설계자가 정의한 범위 내에서 대량의 설계안 생성이 가능하다. 하지만 기존의 상용 소프트웨어들은 AI 학습용 데이터 생성을 위해 개발되지 않았기 때문에, AI가 원하는 합성 데이터를 생성하기에는 자유도가 떨어지며, AI 모델과 매끄럽게 연결되기 위한 인터페이스가 고려되어 있지 않다.

엔지니어링 3D 합성 데이터 생성 기술과 이를 학습하는 AI 솔루션 기술은 반드시 함께 연결되어 제공되어야 온전하게 제품 설계에 AI를 활용할 수 있다. (주)나니아랩스는 소량의 데이터만으로도 3D 합성 데이터를 생성할 수 있는 솔루션과, 생성된 데이터를 AI에 대한 전문적인 지식 없이도 쉽게 학습하고 업데이트할 수 있는 no-code AI 솔루션을 통합한 딥 제너레이티브 디자인(deep generative design) 서비스를 제공한다. 이는 제조업 제품 개발 현장에서 발생하는 데이터 부족 문제와 AI 전문가의 부족 문제를 동시에 해결할 수 있다. 본 솔루션은 컨셉 설계 단계에서,

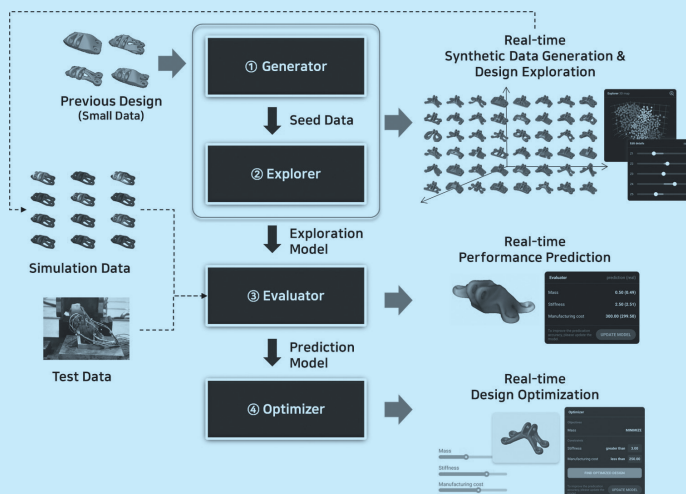


그림 2 딥 제너레이티브 디자인을 통한 합성 데이터 생성과 no-code AI 솔루션

과거에 고려하지 못했던 새로운 설계안을 효과적으로 탐색함과 동시에, 다양한 성능을 고려한 최적화된 설계를 실시간에 가까운 빠른 속도로 제안해 준다.

그림 2와 같이 딥 제너레이티브 디자인은 생성, 탐색, 평가, 최적화 기능을 제공한다. 첫째, 제너레이터(generator)는 사용자가 가진 소량의 데이터를 바탕으로 다양한 제너레이티브 디자인 기술들을 이용하여 대량의 시드 데이터를 생성한다. 이 때 제너레이터는 사용자의 데이터(과거 설계 데이터)와 닮으면서도 공학적으로 우수한 데이터를 생성할 수 있고, 사용자 데이터와의 유사 정도를 조절할 수 있다.

둘째, 익스플로러(explorer)는 고차원의 3D 데이터를 저차원의 잠재 공간(latent space)의 연속적인 값으로 매핑하는 딥러닝 모델을 학습한다. 잠재 공간에서 모든 점들은 각기 다른 3D 설계안들로 복원될 수 있기 때문에, 잠재 공간에서 연속적인 디자인 탐색이 가능하게 되고, 유사한 디자인이 분포해 있는 위치별로 클러스터링이 가능해진다. 잠재 공간에서는 CAE 해석에 필요한 실험 설계(DOE)를 통해 사용자가 필요한 합성 데이터를 실시간으로 생성해낼 수 있고, 잠재 공간에서 더 효율적으로 최적화된 설계안을 찾을 수 있다.



그림 3 잠재 공간에서의 실시간 합성 데이터 생성 예시

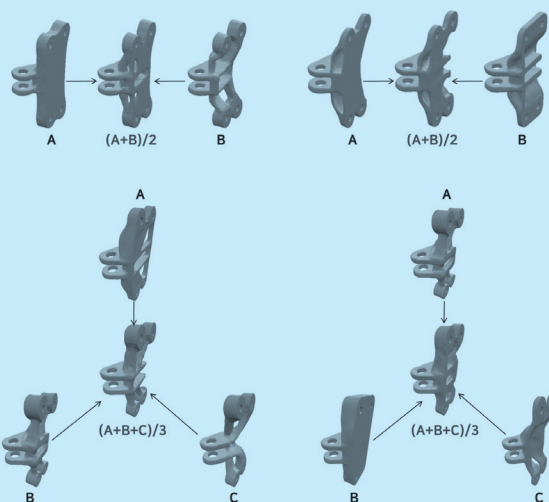


그림 4 잠재 공간에서의 디자인 보간 예시

셋째, 이밸류에이터(evaluator)는 CAE 해석 데이터 혹은 실험 데이터를 입력으로 받아 잠재 공간에서 성능을 예측하는 딥러닝 모델을 학습한다. 이때 사용자가 과거에 축적한 데이터 혹은 DOE를 통해 새롭게 얻은 데이터가 모두 활용 가능하다. 이밸류에이터를 통해 새로운 외부 설계 데이터뿐 아니라, 잠재 공간에서 탐색할 수 있는 모든 설계안에 대한 성능을 실시간으로 예측할 수 있다.

넷째, 옵티마이저(optimizer)는 사용자가 원하는 목표 성능을 입력하면 잠재 공간에서 최적화된 설계를 실시간으로 찾는 딥러닝 모델을 학습한다. 이는 반복적인 계산을 바탕으로 한 기존의 최적화 방법과 달

리 실시간으로 해를 생성해내며, 제안된 최적 설계가 위치한 잠재 공간의 주변에서 사용자가 원하는 설계를 미세 조정할 수 있다.

이렇듯 가상 제품 개발 환경에서 AI의 접목이 매끄럽게 일어날 수 있는 것은, 딥러닝을 통해 3D 데이터를 잠재 공간에서 연속적으로 표현할 수 있게 되었기 때문이며, 이 잠재 공간에서 생성, 탐색, 평가, 최적화가 모두 가능하기 때문이다.

잠재 공간에서 합성 데이터 생성의 장점

나니아랩스의 합성 데이터 생성 방식은 기존의 위상 최적화와는 차별성을 가진다. 딥 제너레이티브 디자인은 위상 최적화, 파라메트릭 디자인, 사용자 데이터 등 모든 시드 데이터를 딥러닝을 통해 저차원의 잠재 공간으로 매핑한 후 잠재 공간 내에서 합성 데이터를 다루기 때문이다. 이를 통해 기존 기술과 달리 다음의 장점을 가질 수 있다.

첫째, 실시간성이다. 위상 최적화는 새로운 디자인을 생성할 때마다 새로운 위상 최적화를 수행해야 한다. N개의 디자인을 새로 생성하려면, N배의 계산 비용이 들게 된다. 하지만 딥 제너레이티브 디자인은 데이터를 학습한 이후에는 잠재 공간에서 원하는 새로운 디자인을 실시간으로 생성 및 탐색할 수 있다.(그림 3)

둘째, 보간(interpolation)이 가능하다. 위상 최적화가 만들어 낸 N개의 디자인은 연속적인 디자인 스페이스를 모두 표현할 수 없다. 예를 들어 A라는 디자인과 B라는 디자인의 중간에 위치한 디자인을 생성할 수가 없다. 하지만 저차원의 잠재 공간에서는 모든 디자인을 보간하여 새로운 디자인을 표현할 수 있으며 보간을 위한 가중치에 따라 무한개의 보간된 디

인이 존재하게 된다. 그림 4는 잠재 공간에서 보간된 디자인 예시를 보여준다. 보간은 두 개 이상의 디자인들 사이에서 모두 일어날 수 있다.

셋째, 자동 파라미터라이제이션을 통한 최적 설계이다. 기존의 3D 형상 최적화를 위해서는 설계자가 베이스 설계를 바탕으로 파라미터라이제이션을 수행하고, 최적화할 설계 변수를 정의해야 한다. 이로 인해 지엽적인 디자인 스페이스 내에서만 최적 설계를 찾을 수 있다. 하지만 잠재 공간에서는 3D 형상이 자동으로 파라미터라이제이션이 되기 때문에 오리지널 디자인 스페이스를 커버하는 최적 설계를 할 수 있다.

넷째, 모든 메타 모델과의 결합이 가능하다. 기존의 위상 최적화는 복잡한 해석과 연동하여 최적화를 수행하기 어렵지만, 잠재 공간에서는 해석 데이터뿐 아니라 실험 데이터로 학습한 모든 메타 모델과 쉽게 연결할 수 있어, 다분야 통합 최적화가 효과적으로 수행될 수 있다.

다섯째, 과거 데이터의 장점을 반영한다. 기존의 위상 최적화는 과거 데이터가 입력으로 들어가지 않기 때문에 현실적인 디자인과 동떨어진 형상의 디자인들을 생성한다. 딥 제너레이티브 디자인은 사용자가 입력하는 레퍼런스 데이터와 닮은 정도를 조절해 새로운 디자인을 생성할 수 있기 때문에 기존 설계의 장점을 반영할 수 있다.

메타버스를 위한 제너레이티브 디자인의 확장

마지막으로 가상 제품 개발을 넘어서, 제너레이티브 디자인의 메타버스 적용 가능성을 살펴본다. 국내외 메타버스, 3D 기반 디지털 산업의 시장 규모가 크게 증가함에 따라 3D 데이터셋 구축의 필요성은 날이 증가하고 있다. 게임 엔진인 언리얼로 유명한 Epic Games는 메타버스 및 AI 학습용 합성 데이터를 생성하는 대표적인 글로벌 기업으로 거듭나며, 2021년에는 최대 3D 에셋 마켓인 Sketchfab을 인수

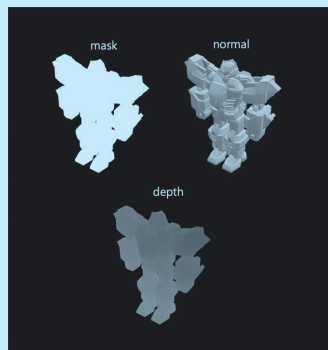


그림 5 3D 에셋을 통한 이미지 합성 데이터 생성 예시



그림 6 딥 제너레이티브 디자인으로 생성한 게임용 휠&타이어 3D 에셋

한 바 있다. 실제 메타버스 관련한 고용은 2030년 2,335만 명의 고용 창출과 1조 5,429억 달러로, 2020년 보다 약 14배 이상 시장 규모가 확대될 것으로 예상되고 있다.

국내에서도 정부 주도의 다양한 3D 데이터 구축 사업이 진행되고 있으며, 특히 과학기술정보통신부에서는 디지털 뉴딜 2.0과 함께 디지털 트윈 초혁신 프로젝트와 추진 목표를 발표하며 2025년까지 50,000건의 3D 데이터를 구축해 개방할 것을 발표하였다. 한국지능정보사회진흥원이 추진하는 ‘2022년도 인공지능 학습용 데이터 구축 지원 사업’의 세부 분야로, ‘3D 에셋-이미지 쌍 데이터’ 사업은 KAIST 주관(과제 책임: 강남우 교수)으로 드림투리얼, 리빌더AI, 이투온이 함께 15,000여 개의 3D 에셋과 1,140,000여 개의 이미지 데이터를 구축 중이다. 그림 5는 구축 중인 3D 에셋을 통해 생성해낸 합성



그림 7 메타버스에서 딥 제너레이티브 디자인 휠 장착

이미지 데이터 예시를 보여준다. 이러한 합성 데이터는 메타버스, 로봇, VR/AR 등의 연구에 사용될 수 있으며, 실제 이미지에 비해 3D 에셋을 통한 이미지 합성 데이터는 비용 측면에서 1/100에 해당하여 매우 경제적이다.

기업용/개인용 메타버스를 위한 다양한 3D 콘텐츠

의 니즈가 급증하고 있지만, 이러한 수요를 클라우드 소싱 등 사람이 직접 생산하는 방식으로 만족시키기에는 한계가 존재하며, 저비용으로 대량의 3D 에셋을 자동 생성할 수 있는 기술이 요구되고 있다. 그림 6은 나니아랩스의 딥 제너레이티브 디자인으로 자동 생성한 게임용 휠&타이어 예시이며, 그림 7은 메타버스인 로블록스에서 생성한 휠을 장착하여 나만의 자동차를 만드는 예시이다. 이는 딥 제너레이티브 디자인이 사람의 도움 없이도 메타버스 혹은 게임을 위해 필요한 다양한 3D 에셋을 무한히 생성해 제공할 수 있는 가능성을 보여준다. 실제 유니티 에셋 스토어에서 유사한 퀄리티의 게임용 휠 에셋들이 개당 \$0.2~\$3에 판매되는 것을 볼 때, 3D 에셋 자동 생성 기술의 경제적 파급력은 엄청날 것으로 기대된다. 가까운 미래에 메타버스 시장이 성숙해지면, 딥 제너레이티브 디자인 기술은 제조업을 넘어서 메타버스를 위한 합성 데이터 생성 기술로서 새로운 게임 체인자가 될 수 있을 것으로 기대된다.

오 승 인 경희대학교 기계공학과 박사과정

| e-mail: tmddls93@khu.ac.kr

안 창 욱 경희대학교 기계공학과 석박사통합과정

| e-mail: changuk.ahn@khu.ac.kr

조 용 범 경희대학교 기계공학과 석사과정

| e-mail: sksdydqja7@khu.ac.kr

김 진 균 경희대학교 기계공학과 부교수

| e-mail: jingyun.kim@khu.ac.kr

이 글에서는 디지털 트윈을 활용한 실시간 가상 센싱 기술을 소개하고, 이의 구조 진동, 원자력, 전동화 분야 적용 사례를 제시한다.

구조 진동 모델 가상 센서

구조 진동 디지털 트윈(digital twin)은 단순한 외팔보에서부터 교량, 모터 등과 같은 시스템까지 진동하는 구조물에서의 가속도나 응력과 같은 상태를 추정하는 데에 활용할 수 있다. 물리 모델에 기반하는 디지털 트윈으로서 다음의 수식으로부터 구현된다.

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{u}} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{u}} + \mathbf{K}\mathbf{u} = \mathbf{f}$$

이는 외부 하중($\mathbf{f}$)으로부터 발생하는 구조물의 상태($\ddot{\mathbf{u}}$, $\dot{\mathbf{u}}$, $\mathbf{u}$)를 추정하기 위한 지배 방정식이다. 질량 행렬($\mathbf{M}$), 감쇠 행렬($\mathbf{C}$), 강성 행렬($\mathbf{K}$)을 유한요소법과 축소 모델링으로부터 실제 상태를 잘 반영할 수 있도록 구성하는 것이 물리 모델 기반 디지털 트윈의 정확도를 높이기 위한 핵심 관건이다. 일반적으로 단순히 유한요소법만으로 구축한 물리 모델만으로는 실제 상태를 반영해낼 수 없다. 따라서, 실제 구조물을 대상으로 모달(modal) 실험을 통해 계측할 수 있는 고유 진동수(natural frequency), FRF(Frequency Response Function) 등을 활용하여 모델 업데이트

를 수행한다. 이 과정으로 FRAC(Frequency Response Assurance Criterion), MAC(Modal Assurance Criterion)와 같은 지표를 기준으로 물리 모델의 정확도를 높일 수 있다.

물리 모델 기반 디지털 트윈의 대표적인 활용 예시는 실시간 가상 센서(virtual sensor) 및 시각화이다. 먼저, 가상 센서는 일종의 역해석(inverse dynamics)으로서 일부 센서 데이터를 통해서 구조물의 다른 정보를 취득할 수 있는 기술이다. 예를 들어 가속도 센서를 통해서 단일 지점에서의 데이터를 계측하더라도, 디지털 트윈을 통해서 다른 지점에서의 가속도뿐만 아니라 변형률, 응력, 하중 등의 실제 측정하지 않은 데이터를 취득할 수 있다. 이러한 특성 덕분에 산업 현장에서 모터 내부와 같이 센서를 부착하기 어려운 지점에서의 하중, 온도와 같은 정보를 높은 정확도로 측정해낼 수 있다. 여기에 축소 모델링 및 프로그래밍 최적화를 통해서 연산량을 줄인다면 임베디드 시스템(embedded system)만으로도 가상 센싱(virtual sensing)을 수행하여 실시간으로 구조물의 정보를 계측해낼 수 있다.

그림 1에는 BLAC 모터의 실시간 가상 센싱 시스템

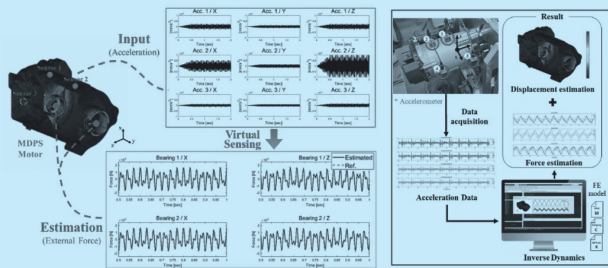


그림 1 BLAC 모터의 구조 진동 가상 센싱 예시 및 절차

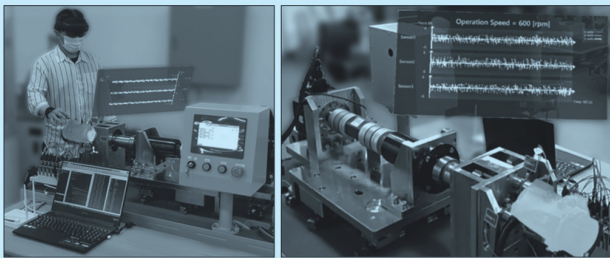


그림 2 BLAC 모터의 실시간 가상 센싱 및 시각화: (좌) 외부 시점; (우) 사용자 시점(현대모비스, 사이로직, 경희대학교 공동 연구)

의 절차가 도식화되어 있다. 구조물로부터 실제 응답을 계측해내는 센서는 통신 모듈을 통해서 연산 장치로 데이터를 전송한다. 연산 장치는 수신받은 계측 정보를 역해석 알고리즘에 적용하여 구조물에 가해진 하중을 추정해낸다. 그 다음에 사용자가 원하는 지점에서의 물리량(응력, 가속도 등)을 지배 방정식으로부터 계산하여 취득한다. 위 과정을 시스템 구동 중에 반복하여 디지털 트윈으로부터 정보를 얻어낼 수 있다.

물리 모델 기반 디지털 트윈의 가상 센싱 기술은 일부 지점의 데이터뿐만 아니라, 구조물 전체 지점에 해당하는 정보를 취득할 수 있다. 이러한 정보는 증강 현실(AR), 혼합 현실(MR)과 같은 시각화 기술과 융합하여 사용자에게 그림 2와 같이 더욱 직관적인 형태로 전달이 가능하다. 축소 모델링으로 데이터의 크기를 기존 대비 1% 미만으로 감소시킨 덕분에 무선 통신으로 필요한 데이터를 실시간으로 전송해낼 수 있다. 그 결과 스마트폰 또는 홀로 렌즈와 같은 모바일 기기를 이용해서 현장에서 발생하는 실제 구조물의

거동과 비교하며 데이터를 실시간으로 확인할 수 있도록 개발되었다.

원자력 분야 유체-고체 연성 모델 가상 센서

원자력 발전 시설은 고온/고압 및 방사성 환경 등 극한의 운용 조건하에서 가동되며, 수십 년에 달하는 장기적 운전 수명을 갖는다. 필연적으로 극한 환경에서의 장기 운용에 의한 구조물의 마모 및 파손 등 경년 열화 현상이 발생한다. 더불어, 원자력 설비의 파손은 방사성 및 화학 물질의 누설 등 중대 안전사고의 직접적인 원인이 될 수 있다. 이에 따라, 구조물의 운용 중 상태를 정확히 파악하여 이상 상황 발생 가능성을 원천 차단하기 위한 건전성 감시 기술이 요구된다. 반면 원자력 설비의 특수한 환경은 구조물 상태의 직접적인 계측 및 관련 인력의 접근을 매우 제한할 수 있어, 운용 중 상태 감시에 많은 어려움이 따르는 실정이다. 디지털 트윈 기술의 적용은 상태 감시를 위한 계측을 최소화하는 동시에 대상 구조물 전반의 건전성을 효과적으로 감시 및 시각화할 수 있어, 설비의 신뢰성을 비약적으로 향상할 수 있다. 이러한 디지털 트윈 기술을 활용한 가상 센싱 기술이 원자력 구조물의 실 시스템을 위한 개발된 적용 사례를 소개하고자 한다.

일반적으로, 원자력 시설은 전력 발전 과정에서 발생하는 열의 방출을 위한 냉각제를 포함한 다양한 유체를 포함하고 있다. 따라서, 신뢰성 높은 디지털 트윈의 구축을 위해 다음과 같은 유체-고체 연성 다중 물리 방정식을 활용한 유한요소 모델을 생성할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{M}_s & 0 \\ \mathbf{M}_c & \mathbf{M}_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\mathbf{u}}_s \\ \ddot{\mathbf{p}}_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{C}_s & \mathbf{C}_c \\ \mathbf{C}_c^T & \mathbf{C}_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{u}}_s \\ \dot{\mathbf{p}}_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{K}_s & \mathbf{K}_c \\ 0 & \mathbf{K}_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_s \\ \mathbf{p}_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_s \\ \mathbf{f}_f \end{bmatrix}$$

하첨자 s 와 f 는 각각 구조부 및 유체부와 관련된 항을 의미하며, 하첨자 c는 구조부와 유체부 연동을

위한 항을 의미한다. 구조 진동 디지털 트윈의 적용과 마찬가지로, 음향 진동 모델의 신뢰성은 상기 식에 의해 구성된 유한요소 모델의 신뢰성에 의존한다. 따라서 음향-진동 구조물의 특성을 고려한 유한요소 모델 업데이트 기술을 적용함으로써 그 신뢰성을 향상할 수 있다. 한편, 상업 운전용 원자력 설비를 비롯한 실제 산업용 구조물의 유한요소 모델은 매우 많은 자유도를 포함한다. 따라서, 실시간 디지털 트윈을 구축하는 등 보다 실용적인 목적으로 사용되기 위해서는 멀티피직스 시스템을 위해 개발된 고성능 축소 모델링이 필수적이다.

생성 및 축소된 유한요소 모델을 기반으로 음향-진동 연성 하중 추정 및 가상 센서 기술을 적용하면, 최소한의 직접 계측 정보를 활용하여 구조물 전반의 응답, 작용 하중, 응력 등 가동 중 상태의 추정이 가능하다. 그림 3은 가장 단순한 배관 구조물을 이용해 구축된 음향-진동 가상 센서 시스템을 도식화한 것이다. 붉은색 점선으로 표기된 지점에서의 한정된 변위 계측 정보를 활용하여 구조물 전체의 변위/압력장 등의 물리량이 추정 가능하며, 추정된 물리량을 재가공하여 주파수 특성, 배관 단면의 압력장 등 보다 유용하고 다양한 정보를 시각화하고 있음을 확인할 수 있다.

소형 시험체에서 검증된 본 기술은 실증용 원자력 압력 계통 배관 구조물에 성공적으로 적용되었다. 구축된 디지털 트윈 기반 가상 센서 시스템은 실제 배관에 설치된 2개소의 가속도계 정보와 실시간으로 연동되었으며, 배관 전반의 변위 응답을 추정할 수 있도록 구성되었다. 그림 4는 실제 적용된 배관 구조물의 형상과 구축된 디지털 트윈, 그리고 추정된 응답의 정확도 검증 결과를 나타낸 것이다. 구축된 디지털 트윈 시스템을 이용하여 추정한 변위 응답 및 주파수 특성이, 동일 지점에서 계측된 응답과 높은 유사도를 갖는 것으로 확인할 수 있다.

디지털 트윈 시스템의 추가적인 장점은 대상체에 대한 상태 감시 결과를 보다 효과적으로 시각화할 수

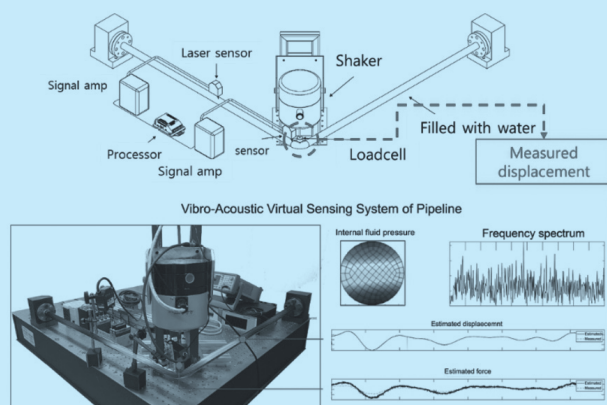


그림 3 물리 모델 기반 디지털 트윈을 활용한 가상 센싱 예시

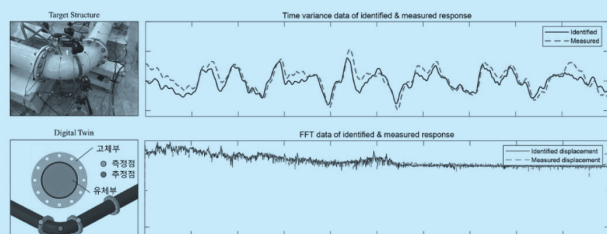


그림 4 실증용 압력 배관의 디지털 트윈 구축 사례(한국원자력연구원, 경희대학교 공동 연구)

있다는 점이다. 기존의 단편적인 센서 정보를 기반으로 한 상태 감시 체계의 경우, 특정 지점에서 계측된 시계열 혹은 주파수 계열 정보를 전문 지식을 보유한 인력이 직접 분석하여 상태를 추정하여야 했다. 반면, 상기 방법으로 구축된 디지털 트윈 시스템은 구조물 전체의 변위, 가속도, 압력 정보를 효과적으로 추정 및 시각화할 수 있다. 따라서 구조물의 동작 상태를 보다 직관적으로 파악할 수 있으며, 전문 지식을 보유하지 않은 인력 역시 이를 쉽게 이해할 수 있다.

원자로 습분 분리기의 상태 감시용 디지털 트윈 구축 사례에서는 응답 시각화 및 정보 전달성에 보다 집중하여, AR 기반 디지털 트윈 및 시각화 시스템을 구축하였다. 해당 시스템은 원자로의 핵심 부속 장치 중 하나인 습분 분리기의 가동 중 변위, 가속도, 응력장을 추정하고, 이를 시각화하여 현장 인력에게 효과적으로 전달하는 것을 목적으로 구축되었다. 또한, 현장

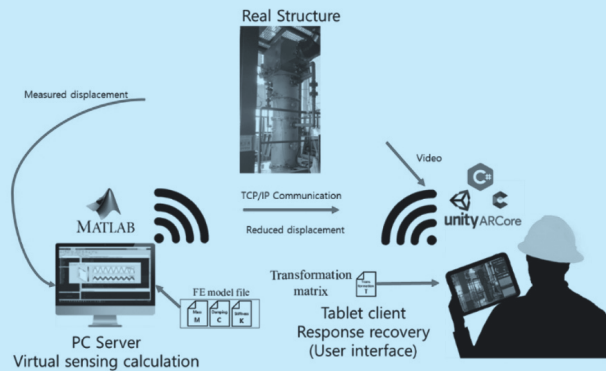


그림 5 AR 기반 가상 센서 시스템 개념도

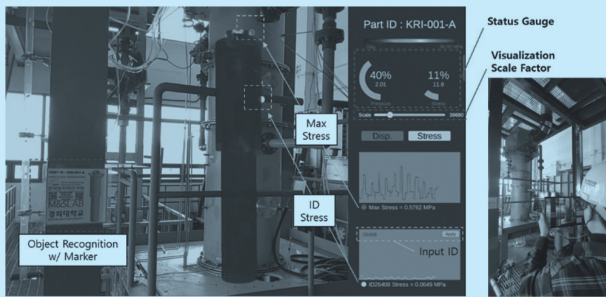


그림 6 구축된 AR 기반 가상 센서 시스템 예(한국원자력연구원, 경희대학교 공동 연구)

에서의 활용성을 고려하여 TCP/IP 무선 통신 체계를 기반으로 한 엣지 컴퓨팅 기반 디지털 트윈 플랫폼의 프로토타입을 구축하고자 하였다. 그림 5는 구축된 시스템의 개념도를 나타낸다.

대상 구조물에서 계측된 가속도 정보는 중앙 서버로 집중 수집되며, 디지털 트윈 시스템 역시 서버에 구축되어 실시간 연산이 수행되었다. 사용자는 태블릿 PC를 휴대한 채 현장에서 상태 추정 결과를 실시간으로 전송받아 확인할 수 있다. 전송된 추정 정보는 3차원 AR 영상으로 재구축되어 사용자의 태블릿 PC로 촬영된 현장 영상에 실시간 합성 및 출력된다. 그림 6은 구축된 AR 기반 디지털 트윈 시스템의 동작 화면이다.

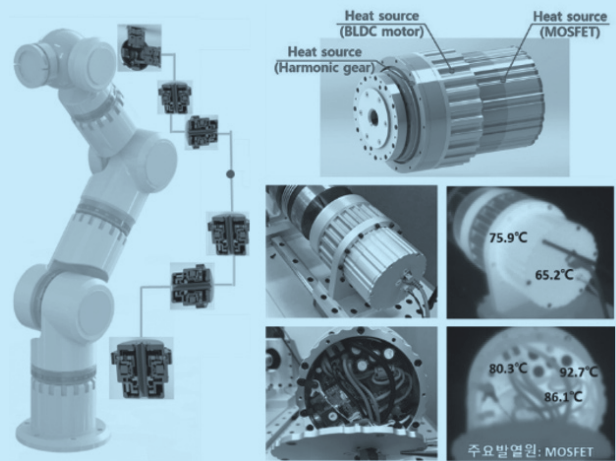


그림 7 협동 로봇용 구동 모듈 내부에 위치한 서보 드라이브의 발열 문제

전동화 분야 열전달 모델 가상 센서

친환경 사업이 고도화됨에 따라 전동화 시스템 개발이 활발하다. 특히, 자동차 산업에서 순수 전기차를 비롯해 수소 전기차 등 탄소 중립의 지속적인 모빌리티 실현을 위해 전동화 기술 확보에 주력하고 있다. 전동화 차량의 핵심 부품인 모터/인버터/배터리는 온도/냉각/운행 성능에 따라 효율 및 수명이 결정된다. 자동차 산업뿐만 아니라 2015년 기점으로 WBG(Wide-Bandgap) 전력 반도체가 개발됨에 따라 초소형 고출력 밀도 서보 드라이브가 개발되었고, 이는 휴먼-머신 협동용 공장 자동화 로봇 개발을 가속화시켰다. 그러나 로봇 외부에 위치하던 전력 반도체가 경량화 및 통합화를 위해 구동 모듈 내부에 위치함에 따라 발열 문제가 심화하고 있다.(그림 7)

발열 문제를 개선하기 위해 현재 전동화 시스템 개발의 주요 이슈는 열관리 시스템을 구축하는 것이다. 하지만 밀폐 구조로 인한 센서 부착의 한계, 열원 센서의 부재, 부착 가능한 센서의 수 제한 등의 이유로 열 관리를 위한 열 정보 획득은 도전적인 과제이다. 이를 극복하기 위해 전자기 정보를 활용하여 전력 손

실을 계산함으로써 모터 또는 배터리의 온도를 추정할 수 있는 모델을 개발하거나, TSEP(Temperature Sensitive Electrical Parameters)와 같은 데이터 기반 모델링 기법을 활용하여 인버터 내부 전력 반도체 소자의 온도를 추정할 수 있다. 해당 기법들은 실용적이지만, 정확도 손실이 불가피하며 신뢰성 검증에 어려움이 있다. 디지털 트윈 기반 가상 센싱 기술은 이러한 문제들을 획기적으로 개선할 수 있는 방안으로 제시되었다.

일반적으로 온도 및 열원 추정을 위한 물리 기반 디지털 트윈 시스템은 수치 모델과 역 솔버(inverse solver)로 구성되며, 축소 모델링 기법을 사용하여 실시간 계측도 가능하다. 수치 모델은 열전달 문제를 풀기 위한 다음과 같은 열전달 유한요소 모델이 사용될 수 있다.

$$D\dot{T} + K(h)T = Q(I, V)$$

일반 상용 소프트웨어는 전력 및 기계 손실로 인해 발생한 열원을 계산하여 입력하는 반면, 역 솔버는 해당 열원을 계측된 온도 정보를 사용해 추정한다. 만약 손실을 계산하여 열원을 추정한다면, 손실을 계산하기 위한 물리 정보를 모두 계측하기 어려우므로 많은 가정 아래 정확도가 손실된다. 그림 8은 협동 로봇용 구동 모듈의 모터 코일과 드라이브 MOSFET의 열원을 계측된 온도 정보와 역 솔버로 추정하여, 시스템 전체 온도 분포를 획득한 디지털 트윈 기반 가상 센서 구축 사례이다. 그림 9는 열추정 가상 센서 시스템을 활용해 밀폐 공

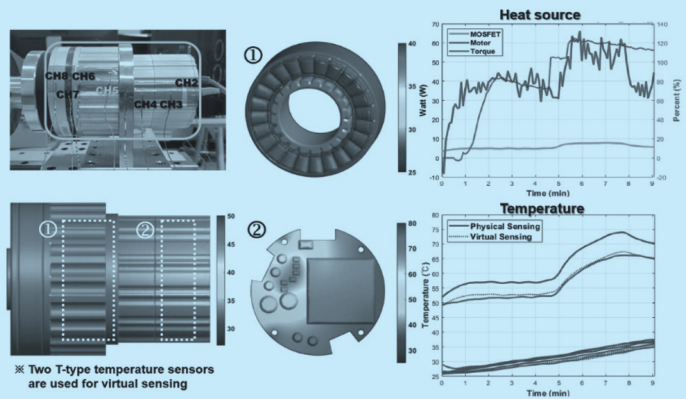


그림 8 협동 로봇용 구동 모듈의 내부 온도 추정을 위한 가상 센서 구축 사례(한국기계연구원, 경희대학교 공동 연구)

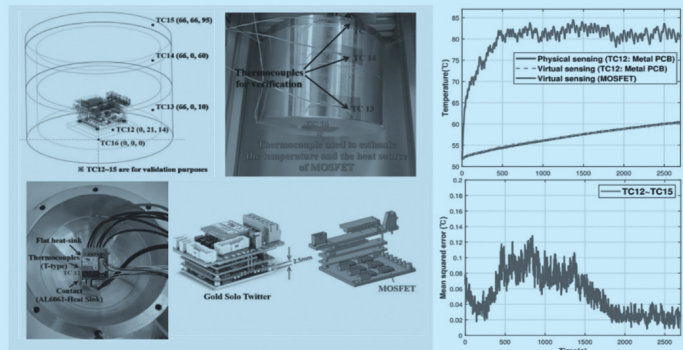


그림 9 밀폐 공간 내 위치한 Gold Solo Twitter의 MOSFET 온도 추정 예시(한국기계연구원, 경희대학교 공동 연구)

간 내 위치한 Gold Solo Twitter의 주요 발열원인 MOSFET의 온도를 추정한 예시이다. 역 솔버를 위한 온도 센서는 한 개만 사용되었으며, 추정된 온도 분포를 검증하기 위해 네 개의 온도 센서가 추가로 부착되었다. 두 사례 모두 개발된 가상 센서 시스템이 밀폐 시스템 내부의 온도를 높은 정확도로 추정할 수 있음을 보여준다.

박 누 가 두산에너지빌리티 책임연구원

| e-mail: luke.park@doosan.com

이 승 민 두산에너지빌리티 선임연구원

| e-mail: seungmin.lee@doosan.com

황 범 철 두산에너지빌리티 책임연구원

| e-mail: beomcheol.hwang@doosan.com

박 종 진 두산에너지빌리티 수석연구원

| e-mail: jongjin.park@doosan.com

이 글에서는 물리 모델 해석 기반 디지털 트윈 구축 개념과 발전 분야에 적용할 수 있는 응용 사례들을 소개하고자 한다.

디지털 트윈은 개념 기술이다. 따라서 사용자의 목적 또는 상상에 따라 다양하고 혁신적인 결과물을 낼 수 있다. 항만, 교통, 건물, 에너지, 조선 등 다양한 분야에서 디지털 트윈을 적용하고자 시도 중이며 일상 생활의 시민들에게도 노출되어 지하철이나 심지어 고속도로 광고판에도 등장하고 있다(디지털 트윈의 개념과 기술 및 산업 분야별 활용 사례(2021)). 이렇듯 디지털 트윈이 대중화되고 있으나 역설적으로 개념 기술이기 때문에 사람마다 눈높이가 다르다. 즉, 디지털 트윈에 대한 정의가 명확하지 않으니 각 조직마다 자신의 목적에 맞게 다르게 해석하는 경향이 있어 조직 간 갈등이 생기곤 한다. 다행히 최근 ISO (International Organization for Standardization) 에서 디지털 트윈에 대한 지침을 만들어 배포하였으며 이를 요약한 자료(Characterization of Digital Twin, 디지털 트윈의 꿈 (2022))가 공유되어 사람 또는 조직마다 디지털 트윈에 대한 생각 차이가 최소화 될 것으로 기대하고 있다. 발전 분야의 디지털 트윈 활용 목적은 물리 모델 기반 해석 결과를 기반으로 발전소 운영을 최적으로 유지하는 것이다. 즉, 발전소 점검 주기를 최적으로 관리하여 발전소 운영 효율을

높이고, 문제 발생 시 빠른 대응을 통해 발전소 운전 정지(downtime)를 최소화하며, 기자재 상태 정보를 실시간으로 제공함으로써 운영자로 하여금 합리적인 결정을 내릴 수 있도록 지원해줄 수 있다. 이 글에서는 물리 모델 해석 기반 디지털 트윈 구축 개념을 살펴보고 이를 기반으로 실제 발전 분야에서 적용할 수 있는 응용 사례들을 살펴보고자 한다.

필요성 및 개념

일반적인 자동차 엔진오일 교체 가이드는 두 가지이다. 일반 조건일 때 15,000km/1년마다, 가혹 조건일 때 7,500km/6개월마다 제조사는 권장한다. 하지만 소비자 입장에선 판단하는 기준이 천차만별이다. 보수적으로 교체 주기를 5,000km로 정의하는 운전자도 있고 필자도 매 8,000km마다 교체하고 있다. 사람마다 기준이 다른 이유는 운전자의 운전 습관이 일반 조건인지, 가혹 조건인지 알 수가 없고 운전자가 직관적으로 교체 주기를 판단할 수 있는 시스템도 없기 때문이다. 자신의 운전 습관에 따라 최적의 엔진오일 주기 시점을 운전자가 알 수 있다면 운전자는 효율

적으로 자동차를 관리할 수 있을 것이다. 발전소도 이와 유사하다.

국가 에너지 기술 개발 로드맵에 따라 2030년까지 멀티 도메인 가상 모델(multi-domain cyber physics model)을 기반한 발전소 운영 구현 계획이 발표됐다(제4차 에너지기술개발 계획 이노베이션 로드맵(2019)). 발전 분야의 주요 도메인은 유동과 구조이며 이를 결합한 멀티 도메인 즉, 유체 구조 연성(FSI : Fluid Structure Interaction) 역시 핵심 해석 영역 도메인이다. 그림 1은 해석 기반 디지털 트윈 구축 개념을 보여준다. 우선 탈설계점까지 포함된 제품의 운전 영역 정의가 필요하다. 이후 모든 영역 내에서 해석 기반 대체 모델(surrogate model)을 구축하게 된다. 대체 모델이라 함은 엑셀(excel)의 회귀

모델(regression model)과 비슷한 개념으로 수많은 해석 특성을 실제 모형과 유사하게 만드는 것을 목적으로 하며 대체 모델을 통해 특정 입력값(input)에 대해 빠른 3D 해석 결과를 도출할 수 있다. 완성된 대체 모델은 측정되는 센서 데이터를 입력값으로 하여 실시간 해석을 가능하게 하며 사

용자의 직관적인 판단을 위해 3D 형태로 화면에 나타난다. 조심해야 할 부분은 해석 기반 디지털 트윈 구축 시 제조사는 제품에 대한 안전성을 충분히 보장해야 한다. 이를 위해 대체 모델 구축 시 설계와 평가 기준이 명확히 반영되어야 하며, 실제 운전 후 분석을 통해 수명 평가 기준에 대한 지속적인 업데이트를 해야 한다. 결국 직관적인 판단을 할 수 있는 시스템이 구축될 것이며 이로 인한 정확한 교체 주기 판단은 재고 관리 성능도 크게 향상시킬 것이고, 문제 발생 시

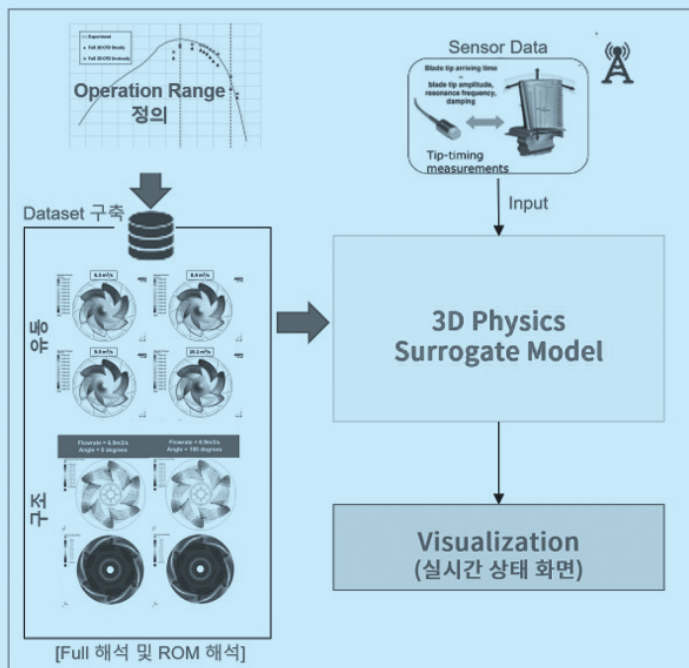


그림 1 해석 기반 디지털 트윈 구축 개념

미래에는 디지털 트윈을 통해 발전소 운전 상태에 따라 교체가 필요한 주요 부품을 대상으로 수명을 실시간 파악하여 이를 기반으로 최적의 교체 주기 가이드를 제시함으로써 발전소 운영 효율을 높일 것이다.

빠른 대처로 발전소 정지 시간을 최소화로 만들 것이다.

물리 모델 해석 기반 디지털 트윈이 실제 발전소에 어떻게 적용할 수 있는지 가스 터빈, 원자력 및 풍력 순으로 보고자 한다.

발전용 가스 터빈 엔진

가스 터빈 운전 환경이 잦은 기동/정지 및 고온화, 신재생 발전 증가에 따른 유연 운전(flexible operation)으로 가혹해지고 있다. 특히 압축기 1단은 가스 터빈 대형화에 따라 하중과 진동이 가중됨에 따라 파손 위험이 증가하고 있으며, 파손 발생 시 과도한 경영 손실로 이어질 수 있다(J. Scheibel, Siemens V94.3A, (2009)). 따라서 GE의 경우 데이터 기반으로 실시간 압축기 블레이드 모니터링 시스템(blade health monitoring)을 구축하여 감시하고 있으나 모

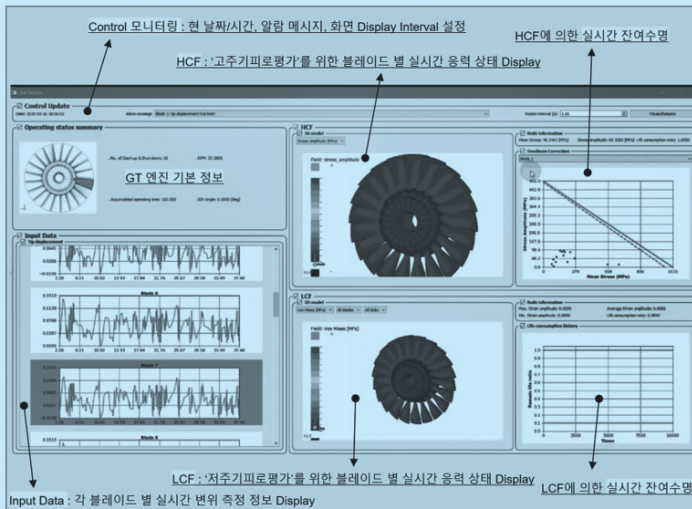


그림 2 해석 기반 디지털 트윈 기반 압축기 블레이드 수명 감시 솔루션 예(출처 : 두산에너지리티)

니터링 화면은 일반적인 시그널(signal) 형태이다. 따라서 전문 지식이 없는 운영자는 제품의 상태를 직관적으로 판단하기 어려우며, 특히 발전소 점검 주기와 직결된 실시간 수명 해석은 구축되어 있지 않다(GE, Advanced Sensors and Monitoring & Diagnostics for Gas Turbine (2012)). 두산에너지리티는 물리 모델 해석 기반 디지털 트윈 개념 검증(PoC : Proof of Concept)을 목적으로 압축기 1단 블레이드를 대상으로 솔루션을 구축하였다. 입력 값은 압축기 1단 블레이드 팁(tip) 변위를 측정하기 위한 팁타이밍 센서(tip-timing sensor)를 활용한다. 블레이드가 운전 중 받는 하중은 다양한데 팁타이밍 센서를 통해 모든 환경이 고려된 블레이드의 변형 값을 실시간 측정이 가능하여 블레이드 수명 계산을 가능하게 한다. 수명은 고주기 및 저주기 피로를 기반으로 평가하였으며 솔루션 결과의 정합성은 1/4 스케일(scale) 압축기 성능 리그 시험에서 측정한 스트레인 게이지(strain gauge)를 기반으로 평가하였다. 그림 2는 당사에서 PoC 개념으로 수행한 압축기 1단 블레이드 해석 기반 디지털 트윈 솔루션 화면이며 실시간 잔여 수명을 계산하여 최적의 정비 주기를 선정할 수 있도록 운영

자를 지원해줄 수 있는 시스템을 구축하였다. 단 해당 화면은 실시간 해석 가능 여부를 판단하기 위한 연구용 화면이며, 추후 사용자 편의에 맞게 업데이트할 예정이다.

원자력

유연 운전이 강조되는 가스 터빈과 달리 원자력 발전소는 기저 부하(base load)로 운전되며 첫째도, 둘째도 안전 운전이다. 이상 발생 시 빠른 RCA(Root Cause Analysis)가 필요하며, 운전 및 기기 상태를 동시에 연동시켜 주요 부품에 대한 면밀한 감시가 필요하다. 원자력 발전소 내 주요 부품 중 하나가

1차 계통의 유일한 회전 기기인 냉각제 펌프(RCP : Reactor Coolant Pump)이다. 냉각제 펌프는 원자력 발전소의 1차 계통에 설치되어 핵연료에서 발생한 열을 2차 계통의 증기 발생기로 전달하는 역할을 한다. 이상 발생 시 원자로의 온도를 제어하지 못해 심각한 원전 사고를 초래할 수 있으므로 가장 많은 센서가 설치되었고 안전성이 최우선시 되는 제품이다. 두산에너지리티는 냉각제 펌프 제작사로서 발전소 운전 중 발생할 수 있는 다양한 이상 운전에 대한 원인 분석과 선제적 대응을 위해 유동 해석과 구조 해석이 연성(couple)된 유체 구조 연성 해석 기반 디지털 트윈을 개발 중이다. 대상품은 유체 하중을 발생시키는 임펠러(impeller)와 유동 및 구조 하중에 따라 발생하는 축진동을 감쇠시키는 베어링이며 위치와 형태는 그림 3에 나타내었다. 물리 모델 기반 디지털 트윈 구축 절차는 다음과 같다. 우선 운전 영역을 대상으로 유동 해석을 수행하여 유동 대체 모델을 구축한다. 유동 대체 모델은 임펠러 블레이드(blade)에서 발생하는 압력 하중을 실시간으로 구조 모델에 매핑(mapping)시킬 수 있는 입력값을 제공한다. 이후 유동에 의한 압력과 회전 속도가 반영된 구조 해석을 수행하고 대체

모델을 구축한다. 이후 베어링의 강성(stiffness)과 댐핑(damping) 등이 적용된 하모닉(harmonic) 해석을 수행한다. 하모닉 해석을 통해 운전 시 압력에 의한 축 진동을 실시간으로 계산할 수 있으며 축 움직임에 따라 베어링에 가해지는 하중을 알 수 있다. 결론적으로 운전 영역 내에서 유량에 의한 압력과 회전 속도에 따라 임펠러의 구조 해석이 수행되고, 이를 기반으로 축의 움직임을 파악하여 베어링 내 압력을 계산

할 수 있는 시스템이 구축된다. 디지털 트윈은 냉각제 펌프 이상 감지 시 원인 분석을 위해 활용될 수 있으며 신형 모델 개발 시에도 중요한 자료(reference)로 활용될 수 있다.

정부는 자율 운전 원전을 추구하고 있으며 궁극적으로 스스로 운전할 수 있게 하는 기술적 목표를 가지고 있다.(자율운전 원전의 기술개발 현황 및 전략 (2019))

풍 력

풍력 유지 보수(O&M : Operation & Maintenance) 시장은 매년 17% 성장이 전망되며 풍력 터빈 제작사들은 유지 보수 사업을 통해 수익을 확대하고자 노력 중이다(Offshore Wind Operations and Maintenance Trends (2019)). 위 환경에서 두산에너지는 국내 유일 해상 풍력 발전 단지 EPC(Engineering, Procurement, Construction) 실적을 보유하고 있다. 서남해 및 탐라 해상 풍력 단지를 건설하였으며 현재 국내 환경에 맞는 저 풍속 최적화 모델인 8MW급 풍력 터빈을 개발 중이다. 풍력 유지 보수 사업은 풍력 단지 가용성 증가와 비용 절감을

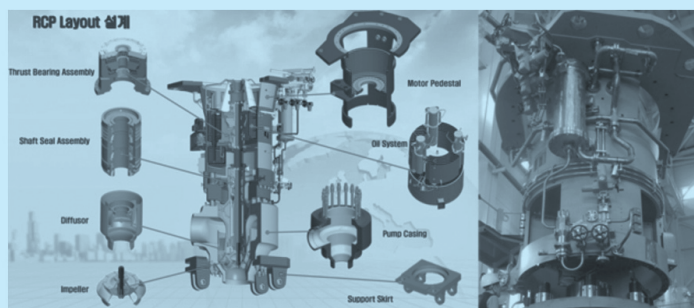


그림 3 APR1400 RCP Layout 및 실제품(출처 : 원자력신문 (2016))

원자력 발전소의 자율 운전은 디지털 트윈과 같은 4차 산업혁명 기술과의 융합을 통해서 이루어질 수 있으며, 해석 기반 디지털 트윈은 원자력 발전소의 자율 운전을 위한 핵심 기술로 활용될 것이다.

최적화하여 작업을 수행하는 것을 목표로 하며 디지털 트윈 기술은 풍력 주요 구성품의 원격 상태 및 예측 진단을 가능케 하는 핵심 기술이다. 해상 풍력의 경우 바다에 설치하기 때문에 날씨의 영향을 많이 받는다. 특히 풍력 터빈이 대형화가 됨에 따라 블레이드에 대한 구조적 안전성에 대한 지속적인 모

니터링 및 실시간 진단 기술이 요구되고 있다(ETIPWind Roadmap, Operation & Maintenance (2019)). 두산에너지는 블레이드를 대상으로 실제 측정된 데이터 기반으로 해석 모델을 개발 중이다. 그림 4는 터빈 운전 실시간 하중 및 블레이드 모니터링 개발 개념으로 운전 중인 풍력 터빈의 SCADA/CMS 데이터와 피로 하중 데이터베이스를 통해 피로 하중을 업데이트하고 이를 기반으로 블레이드의 수명 평가를 계산하는 방법이다. 이는 운영자로 하여금 이상 조기 감지를 통한 예지 정비, 수명 예측을 통한 정비 시간 단축, 시뮬레이션을 통한 운영 최적화 등 여러 이점을 제공해준다. 또한 제작사는 이러한 정보를 통해 제품에 대한 설계를 최적화할 수 있으며 모델 기반으로 분석한 결과를 통해 최적의 제어 교정(calibration) 값을 제공할 수 있다. 현재는 핵심 물리 모델을 개발 중이며 이를 기반한 해석 프로세스를 정

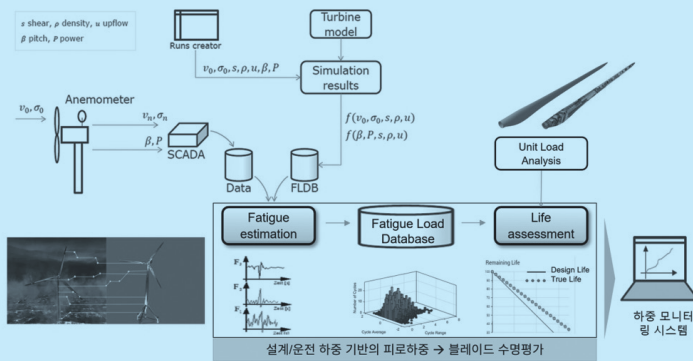


그림 4 실시간 블레이드 수명 평가 방법(출처: DNV-GL, Wind Farm Operation (2018))

교화할 예정이다.

디지털 트윈은 쌍둥이 모형이다. 쌍둥이 모형은 상황을 편하고, 쉽게 이해할 수 있게 해주기 때문에 점점 확산되어 왔으며 쌍둥이 개체가 서로의 변화를 동기화 됨으로써 다양한 변경에 대해 원인 분석과 최적화를 수행할 수 있기 때문에 유용성이 산업 현장에서

지속 확인되고 있다(디지털 트윈의 개념과 기술 및 산업 분야별 활용 사례 (2021)). 하지만 발전 분야는 상대적으로 기술 적용 속도가 느리다. 이유는 발전소 운영사 및 제작사에서 가장 중요한 요소는 제품에 대한 신뢰성이며 현재 디지털 트윈을 적용한 서비스 사업 신뢰도를 축적하고 있기 때문이다. 하지만 디지털 트윈의 핵심 기술인 센싱(sensing), 대체 모델(surrogate model) 및 가시화(visualization) 기술이 더욱 고도화되고 있기 때문에 발전 기자재에도 곧 도입되리라 생각된다. 지금은 선택(optional)일 수 있겠지만 미래에는 필수(requirement)가 될 것이다. 향후 미래에는 엔진오일 교체 주기를 실시간 파악하여 자동차를 효율적으로 사용하듯 발전소 역시 최적의 정비 주기, 재고 관리, 운전 시나리오 수립 등을 통해 발전소 운영 효율을 극대화할 것이다.

고 진 옥 서울대학교 기계공학부 박사과정

| e-mail: coolstyle@snu.ac.kr

이 진 옥 서울대학교 기계공학부 박사과정

| e-mail: ljw723@snu.ac.kr

김 형 민 서울대학교 기계공학부 박사과정

| e-mail: 960802@snu.ac.kr

김 성 종 서울대학교 기계공학부 박사과정

| e-mail: tjdwht0423@snu.ac.kr

윤 병 동 서울대학교 기계공학부 교수

| e-mail: bdyoun@snu.ac.kr

이 글에서는 산업 인공지능을 활용한 발전 설비 고장 예지 및 건전성 관리 기술(PHM)을 소개하고, 실제 적용 사례를 제시한다.

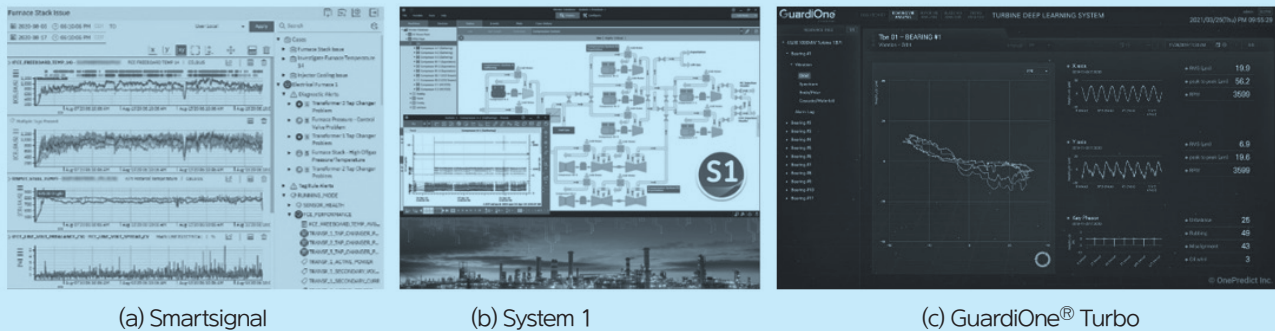
화력 발전소 고장 예지 및 건전성 관리 기술

화력 발전이란 석유, 석탄, 가스와 같은 화석 연료를 태워서 나온 열을 이용하여 발전하는 방식을 말하며 이중 석탄 화력 발전은 2020년 기준 대한민국 총 발전량 중 44%를 차지할 만큼 발전 에너지원 중 비중이 가장 높다. 이러한 화력 발전의 핵심 설비는 화석 연료를 연소시켜 얻은 에너지로 물을 끓여 증기를 만드는 보일러와 그 증기로 회전력을 얻어 발전기를 회전시키는 터빈이다. 필요한 양의 발전량을 공급하기 위해서는 보일러와 터빈의 최적 운영이 전제되어야 하며 해당 설비들에 이상이 발생할 경우 전력을 제대로 생산할 수 없게 되어 막대한 경제적, 사회적 손실을 야기할 수 있다. 따라서 산업 설비의 상태를 나타내는 신호를 수집 및 모니터링하여 현재 건전성 상태를 진단하고 잔여 수명을 예측하는 기술인 PHM(Prognostics and Health Management)이 필수적이다.

대부분의 발전소에서는 발전소의 형태, 측정 센서의 위치, 데이터 종류(온도, 압력, 음향, 출력 등)에 따

라 빅데이터가 취득된다. 그러나 현재 유지 보수 기술은 이 중 일부분의 데이터만을 활용하여 다종(heterogeneous) 데이터 간 상관관계를 모두 고려하지 못할 뿐 아니라 전문가의 경험적 지식에 의존하기 때문에 지식 습득에 많은 시간이 소요되고, 개인에 따른 편차가 크며, 능동적인 상황 대처가 어렵다는 한계가 있다.

이러한 빅데이터 처리의 필요성 및 기존 전문가 기반 방법의 한계로 인해 다양한 센서들의 데이터에서 취득되는 빅데이터를 효과적으로 분석할 수 있는 인공지능 기반 방법의 필요성이 대두되어 연구가 진행되었으며 이런 노력의 일환으로 많은 상용화 솔루션이 개발되었다(그림 1). GE의 Smartsignal은 분산 제어 시스템(DCS : Distributed Control System)으로부터 취득되는 저샘플링 데이터를 활용하여 정상 상태를 모델링하고 인공지능과 룰 기반으로 이상을 감지한다. Bently Nevada의 System1은 고샘플링 진동 데이터를 활용하여 도메인 지식 기반으로 진단하고, OnePredict의 GuardiOne® Turbo는 고샘플링 진동 데이터를 활용하여 도메인 지식 기반으로 고장



(a) Smartsignal

(b) System 1

(c) GuardiOne® Turbo

그림 1 상용화 PHM 솔루션 예시

진단을 수행하고, DCS 데이터를 활용하여 인공지능과를 기반으로 고장의 위치와 원인을 판별한다.

단순히 인공지능을 접목하는 것만으로는 산업 현장에서 요구하는 높은 신뢰도(reliability)와 강건성(robustness)을 만족할 수 없다는 것이 전문가들의 지배적인 입장이다. 따라서, 실제 현장에서 적용 가능한 건전성 관리 기술 개발을 위해 도메인 지식과 인공지능을 결합한 산업 인공지능이 각광을 받고 있다. 이 글에서는 보일러와 터빈 설비별 특징을 고려한 산업 인공지능 기반 건전성 관리 기술과 실제 발전소 데이터로 검증한 결과를 간략히 소개한다.

터빈 이상 감지를 위한 알고리즘 및 임계값 설정 기법

터빈 이상 감지

기존의 터빈 이상 감지는 운전 신호를 활용하여 정상 상태 모델링을 수행하고 모델의 출력과 실제 신호 간의 잔차를 설정된 임계값과 비교하여 이상 여부를 판단하였다. 정상 상태 모델링에는 기계 학습 기반의 신호 재구축 기법인 AAKR(Auto Associative Kernel Regression), AANN(Auto Associative Neural Network) 등이 사용되었으나 터빈에서 취득되는 다양한 신호의 상관성을 충분히 고려하지 못할 뿐 아니라 모델 학습 성능이 떨어져 신호를 정확하게 재구축하지 못하는 문제점이 있다. 따라서 딥러닝 기

법을 활용하여 위 문제를 해결하는 정상 상태 모델링 기법이 개발되었다.

그림 2는 터빈 이상 감지 알고리즘의 개요를 나타낸 그림이다. 먼저 알고리즘 학습을 위해 전처리(표준화)를 수행하고 알고리즘 성능 향상을 위해 베이지안 기법을 활용하여 학습에 필요한 하이퍼 파라미터를 최적화한다. 딥러닝 기법(Leaky ReLU, 드롭아웃, Adam 등)을 활용하여 인공 신경망을 구축하고 학습을 진행한다. 실시간 데이터와 학습된 모델의 출력값 간의 잔차를 임계값과 비교하여 정상 및 이상을 판단한다.

동적 임계값

정상 상태 모델링을 잘 해도, 임계값을 잘못 설정하면 이상을 효과적으로 감지할 수 없다. 기존의 임계값 설정 방식(N-sigma 기법)은 직관적이고 단순하다는 장점이 있지만, 정상 상태의 신호 변동성을 고려하지 못해 오경보(false alarm)를 발생시킬 수 있다는 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 정상 데이터의 신호 변동을 고려하여 동적으로 기준치를 계산하는 동적 임계값(dynamic threshold) 기법이 개발되었다. 동적 임계값은 딥러닝 알고리즘으로 학습한 모델의 출력값과 잔차 사이의 관계를 활용한다. 그림 3은 단계별 동적 임계값 설정 방법을 보여주며 x축은 알고리즘 출력값을 y축은 잔차를 나타낸다. 그림에서 빨간색은 학습, 파란색은 검증, 녹색은 테스트 데이터이다. 먼

저, 알고리즘 출력값과 잔차 사이의 결합 분포(joint distribution)를 커널 밀도 추정(kernel density estimation)을 통해 구한다. 이때는 훈련 데이터들에 대해서 밀도를 추정한다. 그 후, 출력값 차원에 대해서, 일정한 간격에 대해 주변(marginalized) 확률 분포를 계산한다. 그리고 각 x 에 대해서 사용자가 정한 신뢰도 수준을 만족하는 점(검은색 점)을 찾는다. 이 점들로부터 선형 보간을 통해 크리티컬 평선(critical function)을 계산하며 이를 통해 다양한 x 에 대해서 임계값을 설정할 수 있다.

검증 결과

그림 4는 실제 발전소 터빈 데이터를 활용한 이상 감지 결과를 보여준다. 각 그래프에서 보라색은 학습, 분홍색은 검증, 초록색은 테스트 데이터를 나타내며 초록색 점선은 첫번째 경보 발생 시기를 보여준다. 그래프에서 첫번째 행은 알고리즘의 예측값과 실제 측정값을, 두번째 행은 잔차(보라색)와 임계값(검은색)을 보여준다. 첫번째 행에서 알고리즘의 예측값과 실제 측정값의 경향이 일치하여 모델링 성능이 우수한 것을 확인할 수 있다. 그림 4(a)를 보면, 정상 구간에서 다수의 오경보가 발생하며 이는 딥러닝 알고리즘이 정상 데이터를 잘 모델링하여도, 임계값을 잘못 설정하면 이상 감지 성능이 하락할 수 있다는 것을 보여준다. 또한, 빈번한 오경보로 인해 경보에 대한 신뢰도가 떨어진다. 반면에 그림 4(b)를 보면, 정상 구간에서의 경보가 이전에 비해 비약적으로 감소하였음을 확인할 수 있다. 또한, 고장에 해당하는 검증 구간에서 3-sigma 기법에 비해 이상을 조기에 감지하여 유지 보수 측면에서 이점을 갖게 된다.

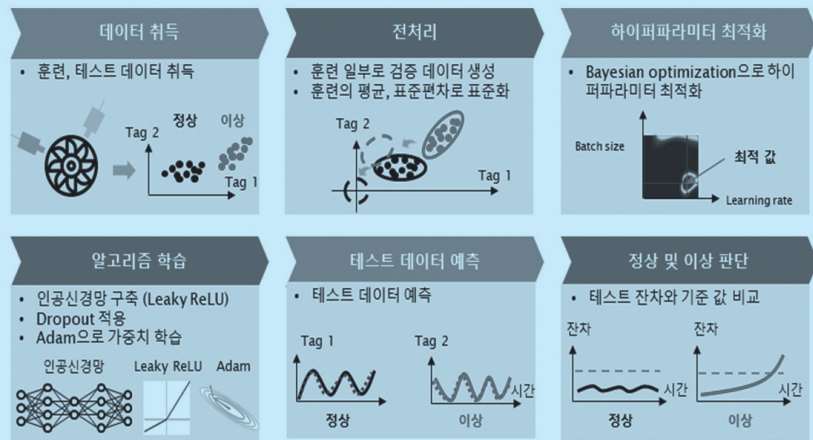


그림 2 터빈 이상 감지 알고리즘 개요

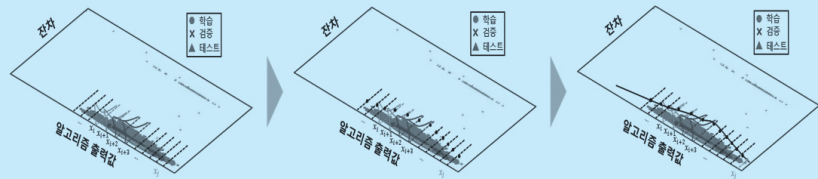


그림 3 동적 임계값 설정 방법

보일러 누설 감지 알고리즘 및 누설 위치 추정 기법

보일러 누설 감지

기존 전문가 기반의 보일러 누설 감지는 음향 신호를 활용하여 설정된 임계값을 기준으로 누설 발생 여부를 판단하였지만, 적절한 임계값을 설정하는 것이 매우 어렵고 운전 신호 및 노이즈 등에 의해 누설이 발생하지 않더라도 임계값을 초과하여 오경보가 발생하는 문제점이 존재한다. 오경보를 발생시키는 대표적인 노이즈로는 보일러의 그을음(soot)을 제거하고 과열에 의한 누설을 방지하기 위해 보일러 튜브 내에 고압의 증기를 분사하는 슛 블로잉(soot blowing)이 있다. 슛 블로잉은 누설 신호와 매우 비슷한 피크 신호를 발생시켜 임계값 기반 누설 감지를 어렵게 하는 주범이다. 이를 해결하기 위해서 단순히 각 신호의 절대적인 값으로 이상을 감지하지 않고, 여러 신호의

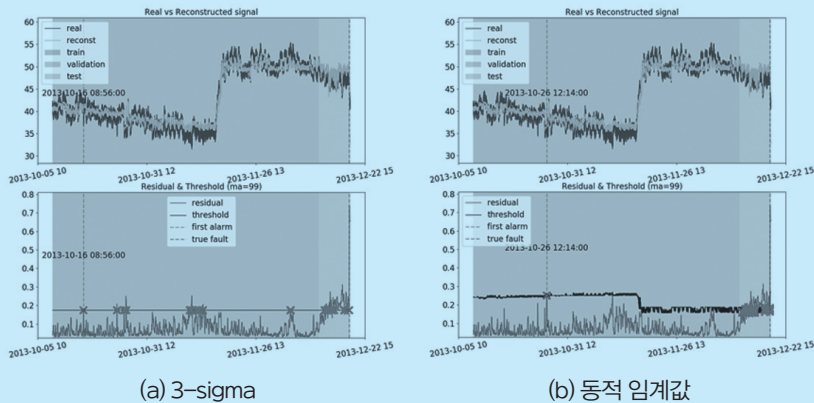


그림 4 터빈 이상 감지 결과

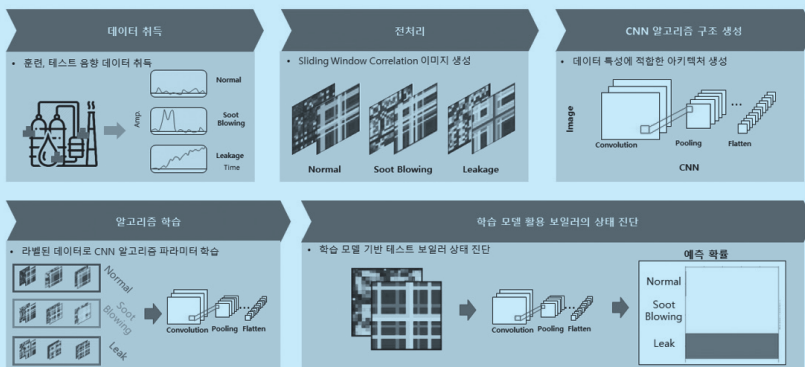


그림 5 보일러 누설 감지 알고리즘 개요

상관성 정보와 에너지 정보를 활용하여 보일러의 상태를 정상과 누설 그리고 슷 블로잉 세 가지 상태로 분류하는 합성곱 신경망(CNN : Convolutional Neural Network) 기반 누설 감지 방법이 개발되었다.

그림 5는 보일러 누설 알고리즘의 개요를 나타낸 그림이다. 먼저 운행 이력 정보를 활용하여 정상과 누설 구간을 나누어 라벨링을 수행하였으나 슷 블로잉은 수행 정보가 없거나 혹은 부정확한 경우가 있기 때문에 슷 블로잉 시 발생하는 M자 형태의 형상을 포착하기 위해 M자형 원도와의 상호 상관 계수(cross-correlation coefficient)를 바탕으로 슷 블로잉 구간을 추정하여 라벨링하였다. 이후 이미지 생성 단계에서는 각 상태별 데이터에 대해 신호의 에너지를 색으

로 변환한 이미지 및 센서 신호 간의 관계를 나타낸 상관성 이미지를 생성한다. 두 가지 이미지를 통해 기존 신호의 크기를 통한 진단 방법의 원리 및 신호 간 상관관계 또한 고려하여 누설과 슷 블로잉의 차이를 구분할 수 있다. 딥러닝 알고리즘은 앞서 생성된 두 가지 이미지를 입력 받아 상태별 특성을 학습하고, 이후 소프트 맥스 분류기를 통해 각 상태일 확률을 출력한다. 사용자는 도출된 상태별 확률을 통해 보일러가 정상, 누설, 슷 블로잉 중 어느 상태에 가까운지 판단이 가능하다.

보일러 누설 위치 추정

앞서 언급한 바와 같이 기존의 보일러 누설 위치 추정 방법은 여러 한계점이 존재하기 때문에 위치 정보 부족에 효과적으로 대응하면

서 보다 정확한 도달 시간 차이를 추정하여 누설 위치 추정 성능을 향상시키고자 에너지 감쇠 기반 확률 위치 추정 방법이 개발되었다. 누설 위치 추정 방법은 누설로 인해 발생한 음향 신호가 누설 위치로부터 멀어질수록 에너지가 감소한다는 점을 이용한다. 신호 간 에너지 비율로부터 각 센서와 누설 위치와의 거리를 계산할 수 있어 누설 음향 신호가 센서에 도달하는 시간 차이를 추정할 수 있다는 것이다.

누설 신호의 에너지를 정확하게 계산하기 위해 음향 신호의 상단 포락선을 전반적인 신호의 에너지 추세로 사용하였고 신호가 전파됨에 따라 주파수에 비례하여 신호가 감쇄되므로 이를 보정하여 각 센서별 신호의 에너지를 계산하였다. 이를 통해 신호의 에너지 간 비율을 계산하고, 보일러 내부를 메시화하여 각

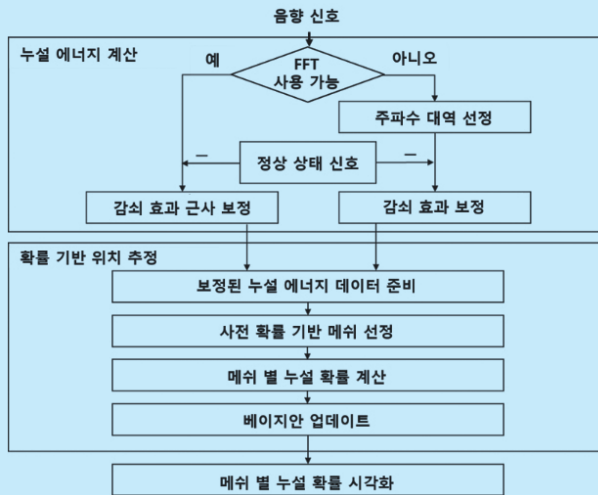


그림 6 EDPLE 순서도

메시 위치에서 누설이 발생했을 때의 예상 에너지 비율과 계산된 실제 에너지 비율과 비교하여 누설이 발생했을 가능성이 높은 위치를 판단한다. 이후 발전소 운전 신호와 노이즈 등으로 인한 오차가 발생하는 것을 예방하기 위해 계산된 결과들은 베이지안 업데이트 기법을 통해 보정하는 과정을 거친다.(그림 6)

검증 결과

그림 7은 보일러 이상 감지 모델의 분류 결과에 대한 혼동 행렬이다. 주목할 점은 누설 데이터 진단 성능이 98%에 근사하여 대부분의 누설 데이터를 잘 분류하였다는 것과 누설을 정상으로 분류하지 않아 누설 감지 성능이 뛰어남을 확인할 수 있다. 또한 슛 블로잉과 정상은 누설에 비해 상대적으로 낮은 분류 정확도를 가지는데, 운전 이력 정보에서 슛 블로잉 시점을 정확하게 알 수 없어 정확하게 라벨링이 되지 않았기 때문이라고 추정할 수 있다.

그림 8은 위 음향 신호를 사용하여 누설 위치를 추정한 결과를 보일러 모델링과 함께 시각화 한 결과이다. 누설이 발생했다고 추정되는 영역을 시각화하였

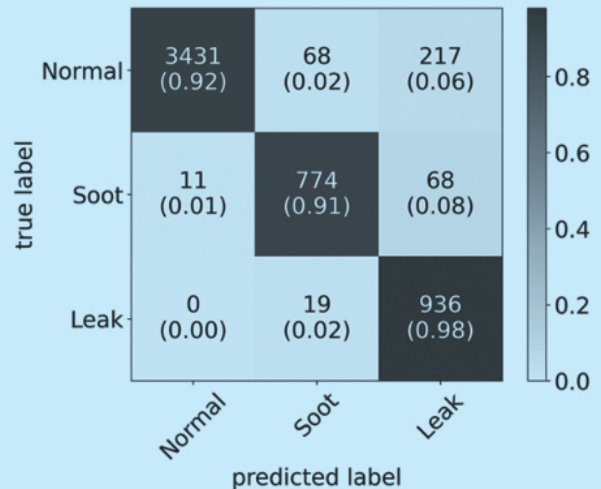


그림 7 학습 결과 혼동 행렬

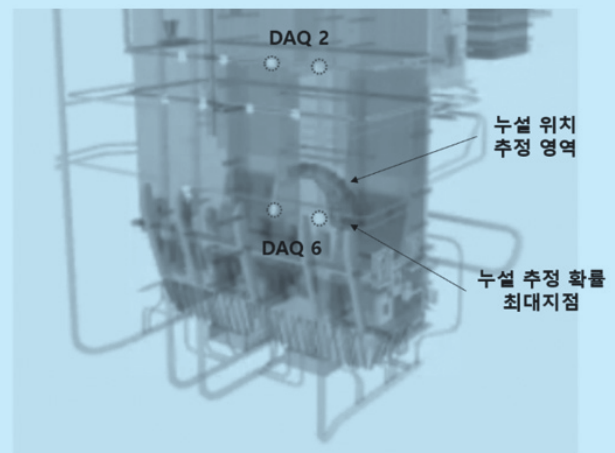


그림 8 보일러 누설 위치 추정 결과

고 누설 추정 확률의 크기를 색으로 변환하여 표현하였다. 추정 영역 중 가장 확률이 높은 값은 최대 확률 지점으로 빨간 점으로 강조되어 있다. 실제 DAQ 6번의 센서에서 취득한 음향 신호의 에너지가 DAQ 2번 보다 더 크며 누설 위치와 센서가 가까울수록 에너지가 높기 때문에 누설 추정 영역이 DAQ 6번에 가까운 것을 확인할 수 있다.

이 강 헌 한국원자력연구원 선임연구원
안 광 현 한국원자력연구원 책임연구원

| e-mail: khlee72@kaeri.re.kr
| e-mail: khahn@kaeri.re.kr

이 글에서는 CAE 기반 디지털 트윈 개념 소개 및 소형 모듈 원자로의 디지털 트윈 개발 사례를 소개하고자 한다.

소형 모듈 원자로

세계적으로 탄소 중립 달성을 위한 에너지원으로 원자력이 역할이 재조명되고 있으며, 우리나라는 SMART 원자로(한국원자력연구원)를 성공적으로 개발한 경험을 토대로, 2030년대 이후 소형 모듈 원자로(SMR : Small Modular Reactor) 시장 주도권 확보를 위한 기술 경쟁력 강화를 목표로 혁신형 SMR 연구 개발에 적극 투자하고 있다.

SMR은 원자력 발전소의 핵심 주요기기인 원자로 냉각재 펌프, 제어봉 구동 장치 및 증기 발생기 등을 모듈화하여 공장에서 제작 후 현장에서 조립할 수 있도록 설계한 전기 출력 300MWe 이하의 원자로로서,

기존 대형 원전 대비 안전성, 유용성 및 경제성을 대폭 향상시킬 수 있다.

국내에서 추진 중인 국가 연구 개발 사업 중 혁신형 SMR 기술 개발 사업은 2023년부터 2028년까지 총 3,992억 원(국비 2,747억 원, 민간 1,245억 원)의 사업비가 투입되며, 혁신형 SMR의 경쟁력 제고를 위해 자율 운전과 디지털 트윈 등의 4차 산업혁명 기술과 융복합 기술을 적극적으로 도입하여 온라인 감시/예측/진단 기술을 개발할 계획이다.

CAE 기반 디지털 트윈

4차 산업혁명 시대의 디지털 트윈(digital twin)은

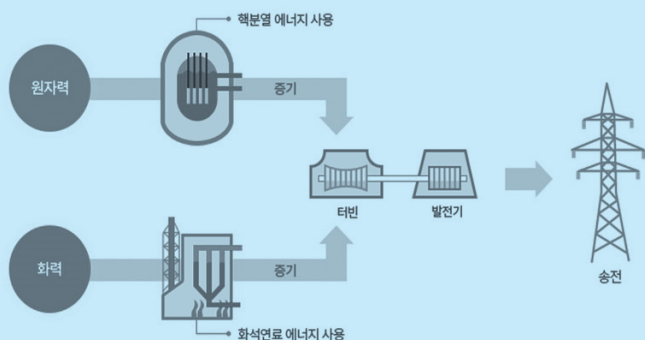
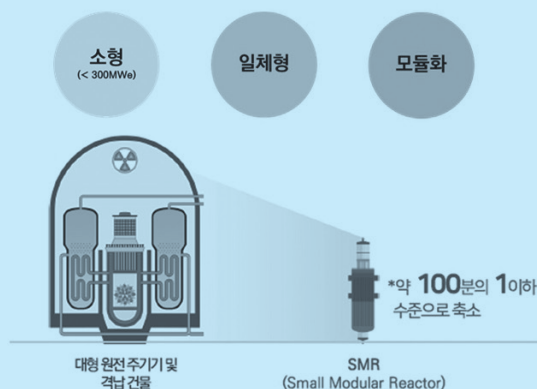


그림 1 원자력 발전 개념(좌) 및 SMR 개념(우)



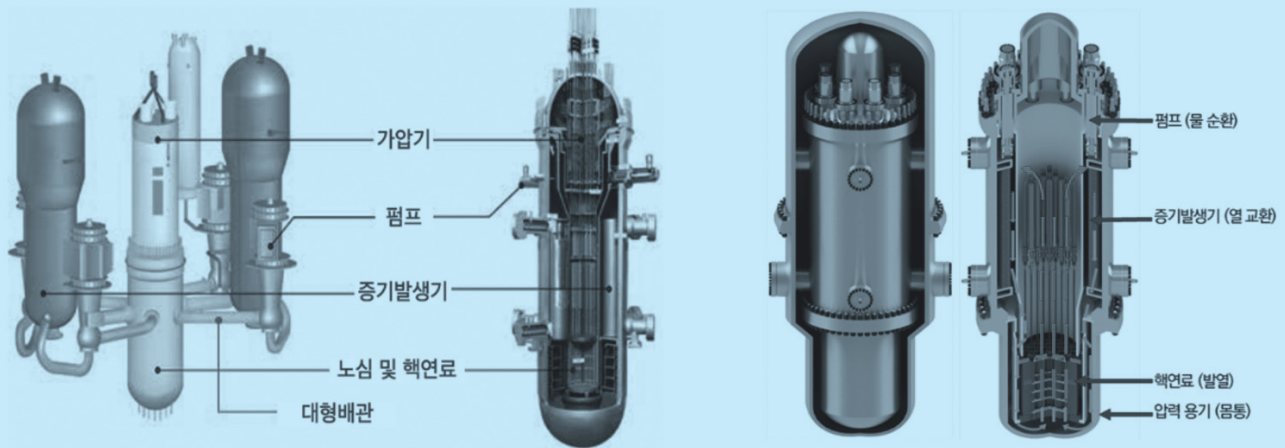


그림 2 대형 원전과 일체형 SMR 비교(좌) 및 혁신형 SMR 개념(우)

디지털 환경에 구현된 실제 세계를 의미하며, 발전 산업의 디지털 트윈 기술을 선도하는 GE(General Electric) Digital에서는 “Digital twin is software representation of a physical asset or system designed to detect, prevent, predict and optimize through real time analytics to deliver business value” 와 같이 디지털 트윈을 정의하며, 발전 산업의 디지털 트윈은 취득된 데이터를 기초로 현재 상태를 추정하고, 고장 진단을 통한 건전성 관리를 주 목적으로 한다.

디지털 트윈은 주요 개발 방향에 따라 데이터 기반 (data-driven)과 CAE 기반 또는 물리 모델 기반 (physics-driven) 디지털 트윈으로 분류할 수 있으며, 복합적으로 활용될 때 디지털 트윈의 효용 가치를 극대화할 수 있다.

데이터 기반 디지털 트윈은 발전 시스템의 상태를 추정하기 위해 수집된 실험, 해석, 및 현장 데이터를 머신러닝 등의 학습 기법을 적용해 구축할 수 있으며, 이는 다중 물리 현상, 비선형 시스템 및 발전소와 같은 큰 시스템의 디지털 트윈 구현에 적합하다. 학습을 통해 구성되는 데이터 기반 디지털 트윈은 양질의 빅 데이터를 기반으로 구성되어야 하며, 이를 위해 신규

발전소 및 기기에서는 광범위한 시험 및 해석이 선행되어야 한다. 또한, 데이터 학습에 의해 구성된 디지털 트윈의 응답이 설명 불가능한 경우가 있어 설명 가능한 인공지능(XAI : Explainable AI)의 주제로 다양한 연구가 수행되고 있다.

CAE 기반 디지털 트윈은 전통적인 CAE 및 역학 기반의 시뮬레이션 기술을 기반으로 구축되기 때문에 신규 발전소 및 기기의 운용 데이터의 수집 없이도 물리적으로 설명 가능한 디지털 트윈의 구축 및 실제 자산과의 상호작용이 가능하다. 고도화된 모델 및 시뮬레이션 기반 디지털 트윈 구축을 가능하게 하는 핵심 기술은 비선형 시스템, 다중 물리 현상 등의 적절한 구현 및 실시간 해석을 통한 실시간 연동 기술일 것이다.

AI, CAE 및 시뮬레이션 기반 디지털 트윈 플랫폼의 개발은 Bentley Systems, ANSYS, Siemens, Dassault Systems 등 범용 소프트웨어 개발사들을 중심으로 활발히 개발되고 있으며, 모델링 및 시뮬레이션 기술, 데이터 기반의 인공지능 학습 모델 생성, IoT 기술을 통한 메타버스(metaverse) 환경과 결합을 통한 통합 디지털 트윈 전용 플랫폼을 개발하는 데 목표를 두고 있다.

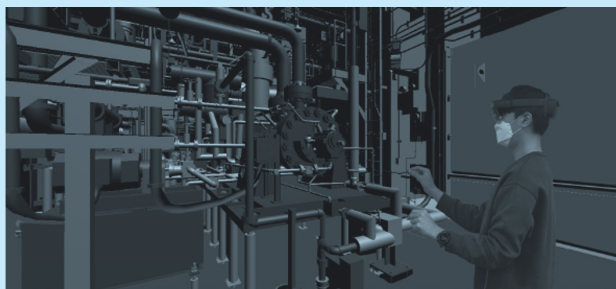


그림 3 사이버 발전소(출처 : 한국수력원자력)

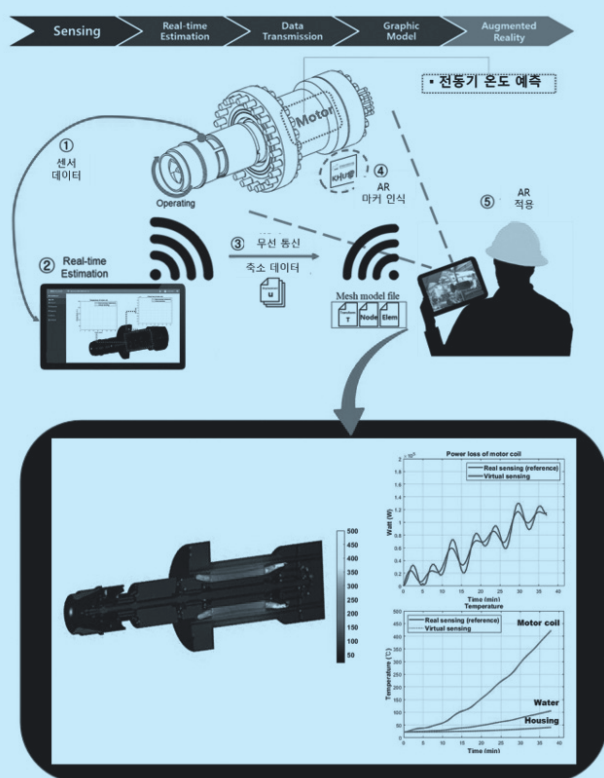


그림 4 가상 센싱 기술을 적용한 원자로 냉각재 펌프 열 감시 디지털 트윈 개념(한국원자력연구원, 경희대학교)

메타버스 환경과 CAE 기반 디지털 트윈

디지털 트윈이 메타버스 환경에서 몰입감 있게 작동되기 위해서는 AR(증강 현실), VR(가상 현실), MR(혼합 현실) 플랫폼과의 연동이 필수적이며, 사물인터넷 기술을 적극 활용하기 위해서는 클라우드 플

랫폼(cloud platform)과의 연동 또한 중요하다. 최근 사명을 변경한 Meta 및 MS, 구글 등은 다양한 클라우드 플랫폼을 개발 및 제공하고 있으며, 회사의 목표에 따라 AR, VR, MR 하드웨어 장비를 개발하고 있다.

CAE 기반 디지털 트윈은 CAD 프로그램을 활용하여 실제 사물을 가상 환경에 3차원으로 구성하는 것으로부터 시작되며, 볼트, 너트와 같은 부품 수준에서부터 발전소와 같은 시스템 수준에 이르기까지 다양하게 목적에 따라 3차원 모델을 구성할 수 있다. 단순히 3차원화된 디지털 형상 정보만으로도 디지털 트윈을 구성했다고 할 수 있으나, 3차원 형상 데이터와 함께 수치 해석 및 예측 결과를 디지털화하여 제공하는 수준의 모델 및 시뮬레이션 기반 디지털 트윈을 구축하기도 한다.

원자력 산업에서는 한국수력원자력 주도의 원자력 발전소 디지털화 일환으로 AR 및 VR 환경에서 작동되는 사이버 발전소를 구축하여 디지털 트윈을 개발하고 있다. 이는 실제 운용 중인 신고리 원자력 발전소를 대상으로 하였으며, 펌프, 밸브와 같은 작은 기기뿐 아니라 배관 시스템과 같이 복잡한 발전소 전체 시스템을 디지털화한 것에 큰 의의가 있다.

소형 모듈 원자로 CAE 기반 디지털 트윈 개발 사례

앞서 설명한 것과 같이 국내 대부분의 CAE 기반 디지털 트윈 기술의 적용은 3차원 CAD 모델링 및 메타 환경과의 연동에 중점을 두고 있으며, 실시간 (자산) 모델 업데이트 및 변화하는 3차원 해석 모델의 실시간 시각화를 반영하고 있지 못하다. 즉, 제품의 역학적인 정보 및 실시간 물리적인 상태를 반영하는 디지털 트윈 구축에 목적을 두지 않고 있다.

국내 원자력 발전 분야 디지털 트윈 개발 사례로, 한국원자력연구원-경희대학교 공동연구팀은 소형



그림 5 가상 센싱 기술을 적용한 원자로 냉각재 펌프 축진동 감시(좌) 및 증기 발생기 습분 분리기 유동 유발 진동(우) 디지털 트윈 개념(한국원자력연구원, 경희대학교)

모듈 원자로의 원자로 냉각재 펌프, 제어봉 구동 장치 및 증기 발생기의 역학적인 상태 및 계산 결과를 디지털 트윈에 반영한 CAE 기반 디지털 트윈 기술을 개발해 오고 있다. 그림 4는 가상 센싱과 디지털 트윈 개념이 적용된 원자로 냉각재 펌프(열, 진동), 증기 발생기 습분 분리기(유동 유발 진동) 및 제어봉 구동 장치(내진 해석)의 3차원 CAE 기반 디지털 트윈 시각화 및 작동 방법론을 개념적으로 표현한 예시이다.

제안된 CAE 기반 디지털 트윈은 모델 업데이트 과정을 통해 정확하게 구현되었으며, 실시간 모델 업데이트 기술 고도화를 통해 제품의 설계, 제작, 사용, 폐기 단계에 걸친 전 수명 주기 동안 변화하는 제품의 상태를 하나의 디지털 트윈을 통해 구축할 수 있도록 하는 핵심 기술이 적용될 예정이다.

이 밖에도 소형 모듈 원자로 설계 및 운영에는 조립/설치/해체 과정의 디지털 트윈 적용을 통한 시뮬레이터 고도화, 터빈 및 2차 계통 배관의 운영과 관련된 디지털 트윈 기술도 개발될 예정이다.

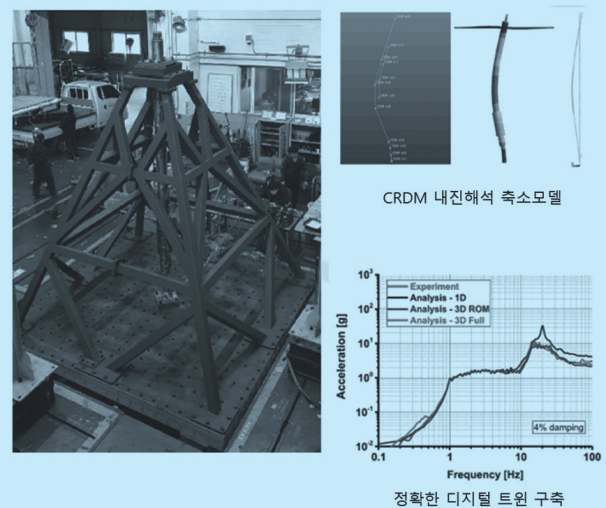


그림 6 제어봉 구동 장치(CRDM)의 3차원 실시간 내진 해석을 위한 CAE 기반 디지털 트윈 모델 구축(한국원자력연구원)

CAE 기반 디지털 트윈의 미래

CAE 기반 디지털 트윈 기술은 기존의 데스크톱(desktop) 환경에서도 활용될 수 있을 뿐 아니라, IoT 기술 및 다양한 AR, VR, MR 장비들과의 융합을

통해 전통적인 사무실 환경을 벗어난 메타버스 환경에서 몰입도 있는 업무 환경을 구성함으로써 활용 가치를 극대화할 수 있다. CAE 기반 디지털 트윈이 기존의 데이터 기반 디지털 트윈과 차별화되어 메타버스 환경에서 효용성이 극대화되기 위해서는 방대한 3차원 데이터의 송수신, 실시간 해석 결과의 전송, 취득된 데이터를 통한 3차원 실시간 시뮬레이션 및 상호작용, 고화질 실시간 렌더링, 실시간 (자산)모델 업데이트 등 다양한 기술적 현안을 해결해야 한다.

메타버스 환경과 모델 및 시뮬레이션 기반 디지털 트윈은 몰입 환경을 극대화하여 다양한 산업에서 업무의 효율성을 증대시키고 각종 비용을 효과적으로 감소시킬 수 있다. 설계, 제작, 조립 공정을 비롯해 유지/보수, 해체 과정에 이르기까지 제품 및 시스템의 전체 주기에서 적용될 수 있으며, 이는 IoT 기술의 발달과 GPU, AR, VR 등의 하드웨어 및 유니티(unity)와 같은 플랫폼의 발전에 따라 더욱 가속화되고 있다.

특히 CAE 기반 디지털 트윈 기술은 3차원 시각화는 물론 다양한 물리량을 실시간으로 계산하여 가상 환경에서 시각화할 수 있어 이러한 산업 디지털 트윈의 메타 환경 구축에 꼭 필요한 기술이다. 3차원 메타 환경 구축 기술에 실시간 모델 업데이트, 실시간 계산, 실시간 3차원 시각화 등의 기술적인 발전이 동반된다면 기존 데이터 기반 디지털 트윈 기술과의 융합을 통해 산업 지능을 보유한 디지털 트윈이 구축되고, 메타버스 환경에서 실시간으로 변화하는 고차원 디지털 트윈이 실현될 것이다.

마지막으로, SMR과 같이 복잡하고 고도의 신뢰성을 요구하는 구조물 및 기기의 건전성 감시 및 운영을 위해서는 CAE기반 디지털 트윈 기술의 적용이 필요하며, 검증 시험 및 기존의 데이터 기반 디지털 트윈 기술과 융합을 통해 경제성 및 운영 안정성을 향상시킬 수 있는 수준까지 기술이 개발되어야 할 것이다.