

# Physics-Informed Neural Networks

## 연구 동향 및 농업 분야 발전 방향

### Status and Development of Physics-Informed Neural Networks in Agriculture

이상연 (S.Y. Lee, sylee2023@etri.re.kr)

농축해양수산지능연구센터 선임연구원

신학종 (H.J. Shin, hakjong@etri.re.kr)

농축해양수산지능연구센터 박사후연수연구원

박대현 (D.H. Park, dhpark82@etri.re.kr)

농축해양수산지능연구센터 책임연구원

최원규 (W.K. Choi, wkchoi@etri.re.kr)

농축해양수산지능연구센터 책임연구원

조성균 (S.K. Jo, skjo@etri.re.kr)

농축해양수산지능연구센터 책임연구원/센터장

#### ABSTRACT

Mathematical modeling is the process of representing physical phenomena using equations, and it often describes various scientific phenomena through differential equations. Numerical analysis, which is capable of approximating solutions to partial differential equations representing physical phenomena, is widely utilized. However, in high-dimensional or nonlinear systems, computational costs can substantially increase, leading to potential numerical instability or convergence issues. Recently, Physics-Informed Neural Networks (PINNs) have emerged as an alternative approach. A PINN leverages physical laws even with limited data to provide highly reliable predictive performance and can address the convergence issues and high computational costs associated with numerical analysis. This paper analyzes the weak signals, research trends, patent trends, and case studies of PINNs. On the basis of this analysis, it proposes directions for the development of PINN techniques in the agricultural field. In particular, the application of PINNs in agriculture is expected to be more effective than in other industries because of their ability to reflect real-time changes in biological processes. While the technology readiness level of PINNs remains low, the potential for model training with minimal data and real-time prediction capabilities suggests that PINNs could replace traditional numerical analysis models. It is anticipated that the research and industrial applications of PINN will develop at an increasing pace while focusing on addressing the complexity of mathematical models in agriculture, mathematical modeling and the application of various biological processes; securing key patents related to PINNs; and standardizing PINN technology in the field of agriculture.

**KEYWORDS** 물리 정보 신경망, 수치해석, 수학적 모델링, 실시간 시뮬레이션, 인공지능

\* DOI: <https://doi.org/10.22648/ETRI.2024.J.390405>

\* 이 논문은 한국전자통신연구원 내부연구개발사업 Physics-AI 기반 바이오스피어 환경 모델 연구[23YR2200]의 논문입니다.



본 저작물은 공공누리 제4유형

출처표시+상업적이용금지+변경금지 조건에 따라 이용할 수 있습니다.

©2024 한국전자통신연구원

## 1. 서론

수학적 모델링은 물리적 현상을 수식으로 표현하는 과정으로, 다양한 과학적 현상을 미분방정식을 통해 설명한다. 이를테면 전염병의 전파, 인구 변화, 유체 흐름, 구조물의 거동, 열 유동 등이 있다. 이러한 현상들은 일반적으로 시간에 따라 어떤 물리량이 변하는 과정을 나타내므로, 시간에 대한 물리량의 미분이 수식에 반드시 포함된다. 예를 들어, 특정 지역의 인구 변화를 모델링하기 위해서는 시간에 따른 인구의 변화량이 수식에 반영되어야 하며, 유체의 흐름을 모델링하기 위해서는 유체의 속도가 수식에 포함되어야 한다. 이러한 이유로 자연 현상에 대한 수학적 모델링은 주로 미분방정식으로 이루어진다. 수학적 모델링을 통해 얻은 미분방정식의 해를 구하면 특정 시간이나 위치에서 물리량의 값을 예측할 수 있지만, 실제로는 해석적인 해를 구하기 어려운 미분방정식이 많이 존재한다 [1,2]. 이러한 방정식들은 종종 해석적 해법을 찾기 어려워 편미분방정식 같은 복잡한 문제의 근사해를 구할 수 있는 Finite Difference Method(FDM), Finite Element Method(FEM) 등의 수치해석 기법이 널리 사용되고 있다[3]. 하지만 고차원 문제나 비선형 시스템에서는 계산 비용이 기하급수적으로 증가할 수 있으며, 수치적 불안정성이나 수렴 문제가 발생할 가능성이 있다[4,5].

이와 같은 수치해석 방법론의 한계를 보완하기 위하여 대체 모델(Surrogate Model) 연구가 활발하게 이루어졌다[6]. 이 모델들은 특정한 오차 범위 내에서 물리적 시스템에 대한 근사적인 해를 제공하여, 다양한 문제 조건(예: 탄성 모듈러스, 레이놀즈 수 등)을 학습함으로써 임의의 조건에서 더 빠르게 근사 결과를 제공할 수 있다. 기존의 수치 해석 방법으로는 해석하기 어려운 물리적 시스템, 다양한 조건에

서 반복적인 해석이 필요한 최적화 설계, 미지의 물리 현상의 매개변수 추정 및 민감도 분석 등은 해결하기 어려운 한계가 있다. 대체 모델은 수치해석보다 빠르게 근사해를 도출하여 이러한 한계를 극복하는 대안으로 제안되었다. 대체 모델은 주로 실제 실험이나 수치해석 시뮬레이션을 통해 얻은 라벨링된 데이터를 사용하여 지도 학습을 통해 개발되는 경우가 많다[2,7,8].

최근 대체 모델의 하나로써 물리 정보 신경망(PINN: Physics-Informed Neural Networks) 모델링 기법이 대두되고 있다[2]. PINN은 전통적인 신경망 구조에 물리 법칙을 내재화하여 복잡한 물리 시스템의 동적 거동을 모델링하는 방법이다[9]. 이 방법은 신경망이 주어진 편미분방정식을 만족하게끔 학습 시킴으로써 실제 물리적 프로세스를 더 정확하고 효율적으로 재현할 수 있게 한다. 편미분방정식은 공간과 시간에 따라 변화하는 물리량을 수학적으로 표현한 것으로 유체의 흐름, 열 전달, 음파의 전파 등을 모델링할 때 사용된다. PINN은 데이터가 제한적인 상황에서도 물리 법칙을 활용해 높은 신뢰도의 예측 성능을 제공하며, 수치해석의 수렴 문제나 높은 계산 비용 문제해결이 가능하다[10,11].

물리 법칙에 기반한 예측 신뢰성과 데이터 효율성을 증진시킨 PINN은 모델링을 위해 방대한 데이터가 필요한 분야에서 그 가치를 입증하고 있다. 예를 들어, 기상학과 환경 과학 같은 분야에서는 자연 시스템의 복잡성과 변동성 때문에 정확한 예측을 위해 엄청난 양의 데이터가 필요하다[12]. 기상학에서는 전통적인 모델이 과거 기상 패턴의 방대한 데이터 세트를 요구하여 미래의 기후 이벤트를 정확하게 예측하지만, PINN는 대기 역학을 지배하는 기본 물리 법칙을 활용하여 과거 데이터가 부족하거나 불완전할 때도 예측을 향상시킬 수 있다[13].

또한, 환경 과학 분야의 경우 생태계 모델링과 같

은 비선형 시스템을 모델링하기 위해서는 많은 변수와 그 복잡성 때문에 어려움이 있는데[14], PINN이 보존 법칙이나 유체 역학 같은 기본 물리 원리를 적용하여 전통적인 방법보다 적은 데이터 포인트로 이러한 복잡한 현상을 시뮬레이션할 수 있다. 이 접근 방식은 모델링 과정의 효율성을 높이는 것은 물론, 시뮬레이션의 정확성을 향상시켜 효과적인 환경 정책 및 관리 전략을 개발하는 데 중요한 역할을 한다.

이는 PINN이 물리 법칙을 학습 과정에 통합함으로써 전통적으로 데이터 제한으로 진전이 어려웠던 연구 및 응용 분야에서 모델의 성능과 적용 가능성을 어떻게 향상시키고 있는지를 나타낸다. 이와 같은 PINN의 특징은 다양한 학문 분야에서 모델의 효율성과 정확성을 높이는 데 기여하며 새로운 연구 및 응용 분야로의 확장 가능성을 열어주고 있다.

## II. PINN 연구 동향 분석

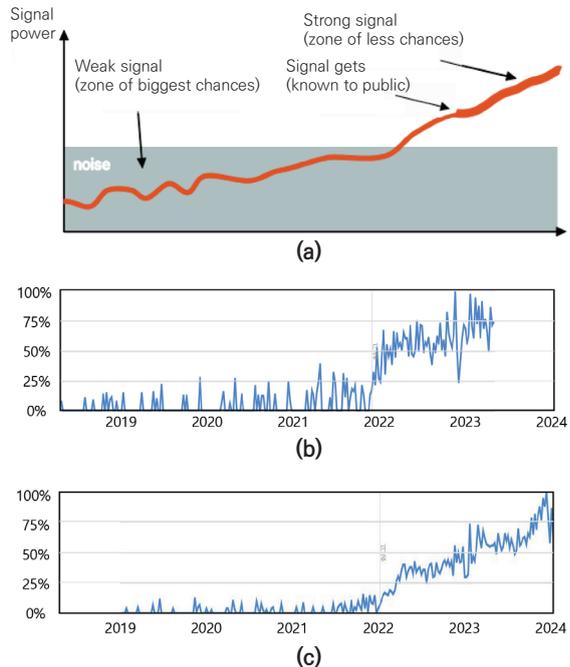
### 1. PINN의 Weak Signal 탐색

미래 유망기술을 발굴하는 것은 과학기술의 미래를 예측하는 것이며, 이는 미래 기술 변화의 징후를 감지하는 것이다. Weak Signal은 약하고 중요하지 않은 것처럼 보일 수 있지만, 실제로는 미래에 발생할 사건에 대한 정보를 포함하고 있는 징후이다. Weak Signal은 주로 Noise가 혼합되어 있어 구분하기 어려울 수 있지만, 충분히 명확해지면 Strong Signal이 된다. Strong Signal이 나타난 후에는 대응할 시간이 부족하여, 미래 유망 기술을 선점할 기회가 거의 없거나 매우 제한된다. Weak Signal은 오랜 시간 동안 유지되는 경향이 있으므로, 초기에 징후를 포착한다면 미래 변화에 대비할 충분한 시간을 확보할 수 있는 장점이 있다. 따라서 미래기술을 확보하고 선점하기 위해서는 Weak Signal 탐색이 중요하다. Weak Signal의 식별은 주로 높은 전문 지식

을 가진 전문가들에 의해 이루어졌지만, 기술의 진보 속도가 빨라지고 기술 영역이 확장됨에 따라 전문가 중심의 분석이 점점 어려워지고 있다. 따라서 객관적인 정량적 데이터를 바탕으로 한 Weak Signal 분석이 필요하다[15].

PINN이 미래유망기술로 판단됨에 따라 PINN에 대한 Weak Signal 탐색 및 분석을 수행하였다. 그림 1은 Weak Signal의 변이 과정과 PINN의 관심도(상대지표)를 나타낸 것이다. 그림 1(a)[16]에 나타낸 바와 같이 Weak Signal일 때는 Noise와 함께 약한 신호를 보이면서 완만하게 상승하다가 급격하게 상승하며, 대중에게 알려지며 Strong Signal로 변하게 된다[16].

그림 1(b)를 보면 2022년 이전에는 PINN의 관심도가 거의 나타나지 않다가 2022년 이후에 PINN의



출처 Reproduced from [16].

**그림 1 Weak Signal의 특징 및 PINN의 관심도 변화 (Google Trends 분석 결과): (a) Weak signal의 변이 과정[16], (b) 시간에 따른 관심도(상대지표) 변화 (Google Trend 검색, 2023.05.17), (c) 시간에 따른 관심도(상대지표) 변화(Google Trend 검색, 2024.01.04.)**

관심도가 생겨난 것을 확인할 수 있다. 하지만 2022년 이후에 관심도는 일정하게 유지되며 약간 증가하여 Weak Signal로 판단하기가 어렵다. 그림 1(c)를 보면 2023년 이후 PINN의 관심도가 일정하게 증가하고 있어 Weak Signal로 판단된다. 현재는 많은 인공지능, 딥러닝 관련 업계 종사자나 연구자들에게 알려져 있으며, 곧 대중에게 알려지며 Strong Signal로 전환될 것으로 예측된다. 또한, NVIDIA에서 PINN 기반 모델 개발을 위한 오픈소스 프레임워크 'Modulus'를 개발하는 등 적극적으로 PINN 기술을 활용하여 제품화 및 사업화하고자 하는 신호를 보이고 있다. 이러한 시점에서 PINN을 활용한 다양한 분야의 기술들을 선점함으로써 경쟁력을 확보할 수 있을 것으로 전망한다.

## 2. PINN 기반 연구 동향

Weak Signal 탐색의 일환으로 PINN 관련 연구 논문 현황을 분석하였다. 연구 논문 현황을 분석하기 위해 ScienceDirect 사이트에서 제목, 초록, 키워드에 PINN이 포함되는 출판 논문을 조사하였다. 그림 2는 2023년 5월 17일과 2024년 4월 30일에 PINN 관련 논문 수를 검색하여 논문 수의 변화를 나타낸 것이다.

최근에는 PINN의 다양한 장점에 따라 국내 많은 학계에서 활용하고자 시도하고 있다. 예를 들어, 기계 인공지능 연구회에서는 2021년부터 PINN 최신 동향 특별세션, 학생들을 대상으로 한 PINN 강습회 등을 진행하고 있다. 2023년 생물환경조절학회에서는 PINN과 CFD를 활용하여 온실 내부 유동을 해석하고자 한 연구가 발표된 바 있다. 활발한 연구 활동에 따라 앞으로 PINN을 활용한 국내 연구들이 더욱더 늘어날 것으로 전망된다. PINN을 활용함에 따라 기존 시뮬레이션 모델을 대체할 수 있다는 기대

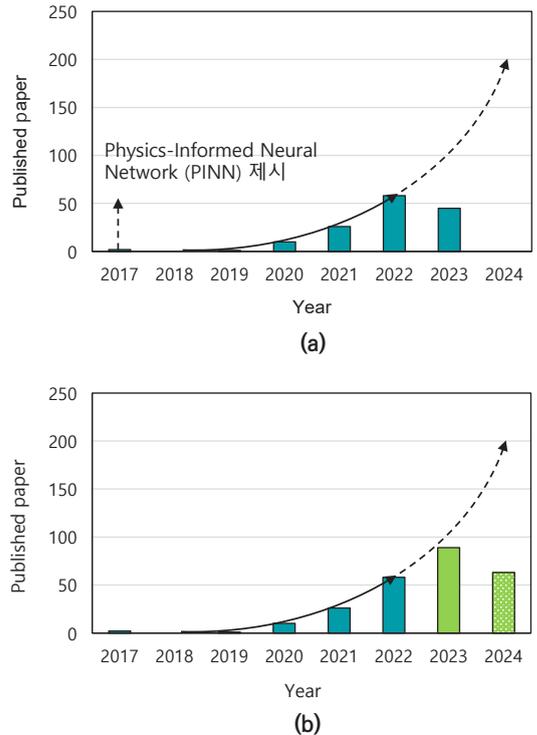


그림 2 PINN 관련 논문 동향 조사(ScienceDirect 검색):  
(a) PINN 관련 논문 수(2023.05.17 기준),  
(b) PINN 관련 논문 수(2024.04.30 기준)

감, 빠른 예측 속도, 적은 데이터로 학습 가능하다는 장점 등에 따라 PINN이 더욱더 활발하게 연구·산업에 적용될 것으로 전망된다.

국내에서 수행되고 있는 PINN 관련 연구개발과제 현황을 분석하기 위해, NTIS 사이트를 활용하여 PINN 관련 연구개발과제를 조사하였다. 국내 PINN 관련 연구개발과제 현황의 조사결과를 표 1에 나타내었으며, 국내에서는 2021년부터 정부지원금으로 PINN 관련 연구개발과제가 수행되기 시작된 것으로 확인되었다. 총 23건의 연구개발과제가 조사되었으며, 2021년 8건, 2022년 5건, 2023년 10건의 연구과제가 선정되어 수행되어오고 있다.

세부 연구 분야로는 비행체 설계, 화학제품 공정, 수치해석, 의료, 고분자 시뮬레이션, 기계공학, 수리해석, 플라즈마 물리, 인공지능 개발 등 다양한 분

표 1 국내 PINN 관련 연구개발과제의 조사 결과(NTIS, 2024.04.30. 검색)

순번	과제명	지원기관	연구기간
1	인공신경망 기반의 차세대 회전익 비행체 설계 프레임워크	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2021.03.01. ~ 2024.02.29.
2	화학 제품 및 공정 자율설계를 위한 페루프 인공지능 시스템 개발	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2021.03.01. ~ 2025.02.28.
3	자연법칙과 데이터의 스마트한 동행: 이산화탄소 저감을 위한 혁신적 공정 개발로의 응용	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2021.03.01. ~ 2026.02.28.
4	머신러닝 기반의 고차원 편미분방정식 수치적 방법 및 불확실성 정량화	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2021.03.01. ~ 2026.02.28.
5	심장부정맥 발생 예측을 위한 멀티스케일 인구 기반 인간 심장 전산 모사 연구	교육부 (이공학혁신연구기반구축)	2023.06.01. ~ 2026.05.31.
6	생물학적 메커니즘에 기반한 가상존재 제작 시스템 연구	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2021.09.01. ~ 2024.02.29.
7	시공간에 의존하는 점성을 가진 비뉴턴 유체의 분석과 입자 운동 분석, 그리고 투자자 군집 현상 응용	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2021.09.01. ~ 2026.02.28.
8	플라즈마 물리에서의 편미분방정식을 풀기 위한 머신러닝 알고리즘 개발	과학기술정보통신부 (한국고등과학원연구운영비지원)	2021.11.01. ~ 2023.10.31.
9	기계공학 핵심기술의 고도화 및 최적화 연구	과학기술정보통신부 (광주과학기술원연구운영비지원)	2022.03.01. ~ 2022.12.31.
10	소수의 데이터를 이용한 물리정보 기반 예지 인공지능 개발	과학기술정보통신부 (인재활용확산지원)	2022.06.01. ~ 2023.05.31.
11	Physics Informed Neural Networks(PINNs) 학습의 안정성과 효율성 향상 방법에 관한 연구	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2022.06.01. ~ 2025.02.28.
12	초고속 공간 추적 마이크로스코피와 딥러닝을 결합한 핫 캐리어 스트레인 제어 시스템 개발 및 활용	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2022.03.01. ~ 2026.02.28.
13	딥러닝을 이용한 고분자계의 장기반 시뮬레이션	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2022.03.01. ~ 2027.02.28.
14	다 분야 기계공학 핵심 기술 융합을 위한 최적화 연구	과학기술정보통신부 (광주과학기술원연구운영비지원)	2023.03.01. ~ 2023.12.31.
15	낙동강 하구 기수역 복원에 따른 수환경 예측을 위한 물리지식기반 신경망 모델의 구축	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2023.03.01. ~ 2026.02.28.
16	포물형 및 쌍곡형 편미분방정식기반 해석이론과 응용	과학기술정보통신부 (집단연구지원)	2023.06.01. ~ 2026.02.28.
17	물리기반 및 그래프 신경망을 활용한 호흡기 CFD 모형의 고도화	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2023.03.01. ~ 2028.02.29.
18	딥러닝 기술을 사용한 구조해석 및 설계 메타모델 개발	과학기술정보통신부 (개인기초연구)	2023.03.01. ~ 2028.02.29.
19	자율주행을 위한 Physics Informed Neural Network 기반 라이다 인식 알고리즘 개발	교육부 (이공학혁신연구기반구축)	2023.06.01. ~ 2028.05.31.
20	시간-분수 편미분방정식을 풀기 위한 수치해석 기반 인공신경망 연구 및 개발	교육부 (이공학혁신연구기반구축)	2023.06.01. ~ 2026.05.31.
21	물리 정보 신경망을 이용한 삼차원 기포/입자 추적 데이터 기반 기-액 유동장의 재구성 기법 개발	교육부 (이공학혁신연구기반구축)	2023.09.01. ~ 2024.08.31.
22	신경망 기반 편미분방정식 해법의 훈련 가속화를 위한 병렬 계산 알고리즘	교육부 (이공학혁신연구기반구축)	2023.09.01. ~ 2024.10.31.
23	물리지도 신경망을 이용한 수동 마이크로파 복사전달 모델 모수화 개선	교육부 (이공학혁신연구기반구축)	2023.09.01. ~ 2025.08.31.

야에서 PINN을 활용한 연구 혹은 PINN 알고리즘을 개선하는 연구가 수행되고 있는 것으로 나타났다. 전체 PINN 관련 연구개발과제 중 약 83%는 과학기술정보통신부의 개인기초연구, 교육부의 이공학학술연구기반구축 사업으로 수행되고 있어, PINN이 특정 산업에 적용되고 활용되는 단계보다는 다양한 분야의 개인 연구자들이 PINN의 적용을 시도하고 있는 단계인 것으로 해석된다. 하지만 COVID-19의 영향으로 새로운 기술의 개발 및 적용이 빠르게 이뤄지고 있는 추세이다. 이러한 흐름 속에서 현재 개인 연구자들을 중심으로 이뤄지고 있는 PINN 연구 결과들을 기반으로 PINN의 활용 기술을 다양한 산업에 적용하고 고도화하는 연구가 빠른 시일 내에 활성화될 것으로 예상된다.

### 3. PINN 관련 특허 동향

Weak Signal 탐색 및 논문 동향 분석과 더불어 PINN 관련 특허 동향을 분석하였다. 특허 동향을 분석하기 위해 WIPS 사이트에서 PINN을 키워드로 관련 특허를 조사하였다. 검색된 특허의 전수조사를 통해 관련 없는 특허를 제외하여 총 30건의 관련 특허를 선별하였다. 그림 3은 2023년 5월 17일과 2024년 1월 4일에 PINN 관련 특허 수를 검색하여 특허 수의 변화를 나타낸 것이다.

그림 3(a), (b)와 같이 PINN 관련 연구 특허의 동향을 분석한 결과, PINN 관련 특허 수는 2020년 1건, 2021년 5건, 2022년 11건, 2023년 13건으로 2020년을 기점으로 점차 증가하는 추세를 보인다. 앞선 PINN 관련 논문 수와 같이 PINN 관련 특허도 지속적으로 증가할 것으로 예상된다. 특히 PINN 관련 연구 논문의 수가 급증하고 있는 것을 비춰볼 때, PINN 연구를 통해 기술의 성숙도가 확보된 후 PINN 관련 특허 수도 급격하게 증가할 것으로 예상

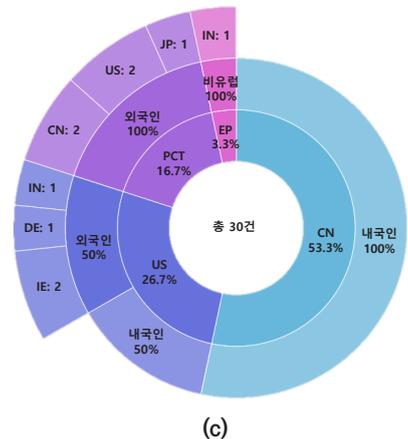
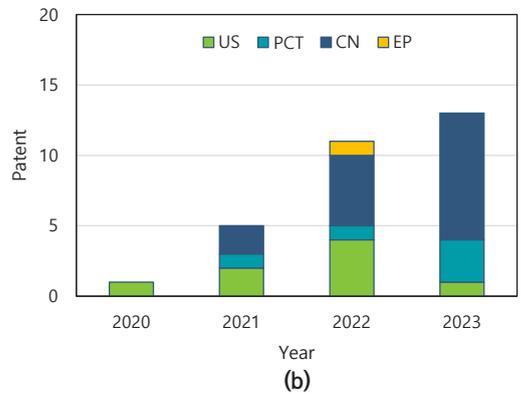
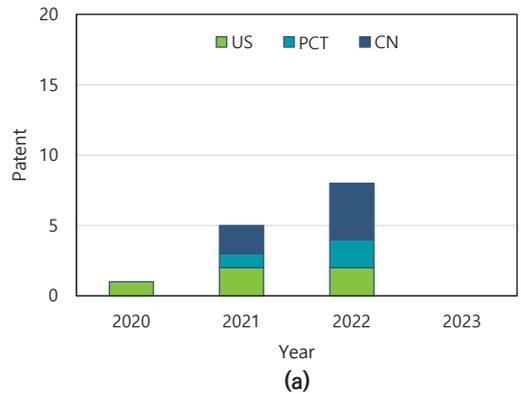


그림 3 PINN 관련 특허 출원 동향(WIPS 검색):  
 (a) PINN 관련 특허 수(2023.05.17. 기준),  
 (b) PINN 관련 특허 수(2024.01.04. 기준),  
 (c) PINN 관련 출원국 동향(2024.01.04 기준)

된다. 그림 3(c)에 나타낸 바와 같이 중국 특허가 16건으로 가장 많았으며, 미국 8건, PCT 5건, EP 1건 순으로 출원 특허가 조사되었다. 중국 특허의 경우

내국인 비율이 100%로 적극적으로 자국 내 PINN 관련 특허를 적극적으로 출원하고 있는 것으로 나타났다. 미국 특허의 경우 내국인과 외국인의 비율이 50%로 나타났다.

미국은 자국 특허와 PCT에 적극적으로 출원하고 있는 것으로 나타났다. 특허출원국을 살펴보면 중국(CN), 미국(US), 아일랜드(IE), 인도(IN), 독일(DE), 일본(JP), 유럽(EP) 등 다양한 국가에서 PINN 관련 특허를 출원하였다.

현재 우리나라는 주로 개인 연구자들에 의해 PINN 관련 연구가 수행되고 있는 상황으로 우리나라의 PINN 관련 특허 출원은 다른 나라보다 뒤쳐진 것으로 분석되었다. 하지만 PINN 관련 연구가 다양한 산업에 적용되고 기술성숙도(TRL: Technology Readiness Level)가 높아짐에 따라 우리나라의 PINN 관련 특허 수도 증가할 것으로 예상된다. 다만, PINN 관련 기술을 선점하고, 우리나라만의 기술력을 확보하기 위해서는 보다 관심을 두고 기술을 개발하고 특허권을 확보하기 위한 노력이 필요할 것으로 사료된다.

### III. PINN 연구사례 분석

현재 다양한 분야에서 PINN의 적용이 시도되고 있다. 실제로 어떻게 적용되고 있는지 파악하기 위해 예시로써 기상 예측 모델 개발, 질병의 확산 예측 모델 개발, 건물의 에너지 관리, 전기차의 수요 예측 분야의 연구사례를 분석하였다.

기존의 기상 예측 모델 개발은 대규모 데이터와 고비용의 계산 자원을 필요로 한다. 이에 따라, 최근에는 PINN을 통해 이를 해결하고자 하는 연구들이 활발하게 이루어지고 있다. 참고문헌 [17]에서는 해양 기상 데이터를 관측하는 부이의 파도에 의한 움직임을 정확히 추정하기 위해 PINN 모델을 활용하

였다. 파도에 따른 부이의 움직임은 비선형 일반 미분방정식으로 모델링되었으며, PINN을 통해 하이퍼파라미터를 최적화함으로써 식별된 매개변수의 오류를 최대 2,000배까지 감소시키는 것으로 나타났다.

최근 발생한 COVID-19 확산 모델링과 관련하여서도 PINN이 큰 효과를 나타냈다. 참고문헌 [18]에서는 COVID-19 확산을 분석하기 위해 PINN을 활용하였는데, 특히 독일의 COVID-19 데이터에 대한 SIR(Susceptible-Infected-Removed) 모델을 통합하여 사용했다. 해당 연구에서는 전통적으로 사용되는 SIR 모델의 수학적 방정식을 PINN 구조에 통합하였다. 기존의 역학적 모델들이 제시하는 수치 해석적 접근과 달리, PINN은 심층 학습을 통해 바이러스 전파와 같은 동적 시스템의 비선형 행동을 모델링할 수 있는 새로운 방법론을 제공한다. 해당 연구를 통해 PINN 접근방식이 데이터 불완전성과 복잡한 역학적 상호작용을 더 효과적으로 처리할 수 있게 해, 전통적 방법들이 어려움을 겪는 부분을 개선할 수 있는 잠재력이 있음을 알 수 있다.

대규모 데이터와 고비용의 계산 자원이 요구되는 건물 에너지 관리 분야에서도 PINN이 활발하게 활용되고 있다. 건물 내 HVAC(Heating, Ventilation and Air-Conditioning) 시스템은 다양한 외부 조건과 내부 열 부하의 복잡한 상호작용을 정확히 반영해야 하기 때문에 복잡한 데이터 처리와 높은 계산 비용이 필요하다. 참고문헌 [19]에서는 주거용 건물의 난방 시스템의 에너지 소비를 최적화하기 위해 PINN을 적용하였다. 이때, 난방 시스템은 복잡한 열역학적 물리 방정식을 기반으로 모델링되었으며, PINN을 통해 하이퍼파라미터 최적화를 실행함으로써 에너지 사용 효율성을 4% 개선하고 사용자의 열적 편안함을 7% 향상시키는 결과를 얻었다. PINN은 기존의 수치적 접근법에 비해 에너지 관리에서의 계산

비용을 줄이면서 정확하고 신뢰할 수 있는 예측을 가능하게 함으로써 건물 에너지 관리 분야에서 또한 그 잠재성을 인정받고 있다.

대규모 데이터와 고비용의 계산 자원이 요구되는 전기차 충전 수요 예측 분야에서도 PINN이 활발하게 활용되고 있다. 도시의 복잡한 교통 및 전력망 상호작용을 고려해야 하는 전기차 충전 수요 예측은 데이터 중심의 모델로는 해결하기 어려운 물리적 일관성을 필요로 한다. 이 문제를 해결하기 위해 참고문헌 [20]에서는 도시 전역의 전기차 충전 수요 예측과 가격 결정에 PINN을 적용하였다. 이 연구에서는 PINN을 통해 전기차 충전 네트워크에서의 전력 흐름과 전기차의 배터리 충전 상태를 설명하는 미분방정식을 모델에 통합하여 데이터와 물리 법칙이 융합된 모델을 통해 더 정확하고 경제적으로 해석 가능한 예측을 수행하였다. 이 접근법은 충전 수요와 가격의 탄력성을 모델링하여 실시간으로 가격 변화에 따른 수요 변동을 예측할 수 있으며, 충전 가격의 탄력성을 밝혀내고 가격 조정 실험을 통해 자기 영향과 가격 변동의 파급 효과를 시연함으로써 전기차 충전 수요 예측 분야에서 PINN의 잠재력을 입증하고 있다.

PINN의 도입은 과학적 및 공학적 문제해결에 혁신적인 전환점을 제공하고 있다. 전통적인 수치해석 방법론이 직면한 다양한 도전과제, 예를 들어 대규모 데이터 요구, 고비용의 계산 부담, 데이터의 불완전성 및 복잡한 물리적 상호작용의 정확한 모델링이라는 문제들을 PINN은 효과적으로 해결하고 있다. 각 사례 연구에서 PINN은 복잡한 시스템을 더욱 정확하고 효율적으로 모델링하여, 전통적인 방법들이 해결하지 못한 문제들을 극복하고 있다. 이러한 성과는 PINN이 미래의 많은 기술적, 과학적 문제에 대한 해결책을 제공할 수 있는 강력한 도구임을 시사한다. 이처럼 PINN은 과학적 정확성과 계

산 효율성을 극대화함으로써 현대의 많은 도전 과제를 해결하는 데 중요한 역할을 하고 있으며, 그 사용범위는 앞으로 더욱 확장될 것으로 기대된다.

## M. PINN 기반 농업 분야 연구

### 1. PINN의 농업 분야 적용 연구사례

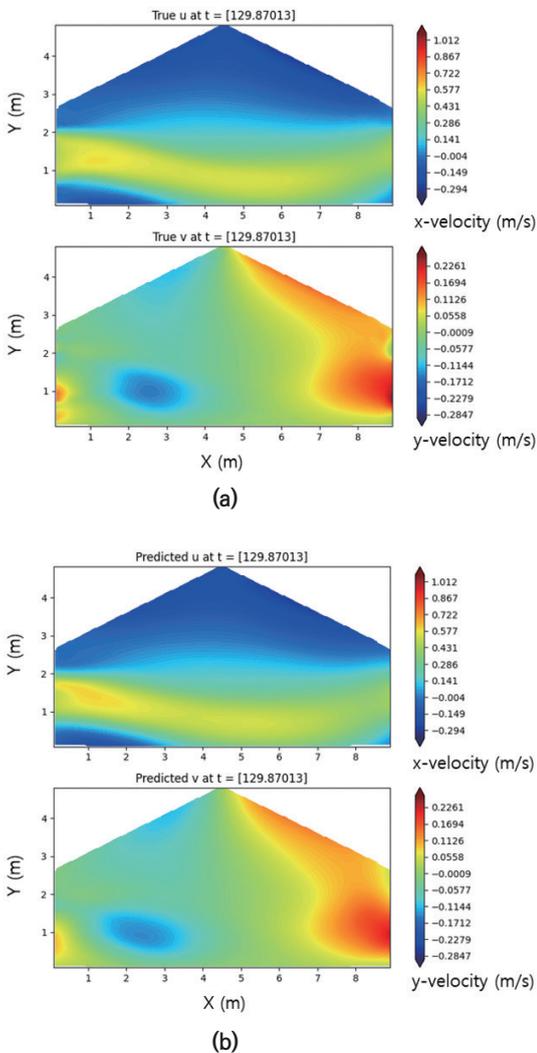
농업은 살아있는 생물을 대상으로 하기 때문에 타 산업과 비교하여 실시간으로 변수들이 복합적으로 작용한다는 특수성을 지니고 있다. 이러한 이유로 환경 조건에 따른 생물의 반응을 실시간으로 반영하여 환경의 변화를 예측하기 어렵다. 이에 따라 농업시설의 내부 환경 예측 시, 주변 유동에 따른 열교환 등 생물의 반응과 관련된 요인들을 일정한 값으로 가정하고 수학적 모델링을 진행하고, 이를 이용하여 특정 환경을 예측하고 있다.

PINN을 이용하여 해석하고자 하는 물리식의 근사해를 도출할 경우, 실시간 해석이 가능해져 생명 활동에 따라 지속적으로 변하는 환경을 반영하여 생육 환경의 실시간 분석 및 예측이 가능해질 것으로 예상된다. 예를 들어, 농업 환경의 유동을 해석하기 위한 수치 모델은 실시간 예측이 불가능하여, 방대한 양의 자원을 투입하여 다양한 조건에 대한 수치해석 기반 시나리오 분석을 수행한다. 일반적으로 수치해석 기법을 통해 나비에-스토크스 방정식의 근사해를 도출하여 유동 해석을 수행한다. PINN의 적용을 통해 비선형 편미분방정식인 나비에-스토크스 방정식을 만족하도록 학습할 경우, 실시간으로 농업 환경의 유동 해석이 가능해질 것으로 예상되며 다른 에너지 및 물질 평형 모델과도 통합할 수 있을 것으로 기대된다.

하지만, 많은 농업 분야의 수학적 모델은 생명 활동에 따라 복잡도가 높다. 이런 특징은 농업 분야 PINN 적용의 장애물로 작용하고 있다. 이러한 이유

로 현재는 단순화된 2차원 모델에 PINN 적용이 시도되고 있다. 예를 들어, 참고문헌 [21]에서는 자연 환기식 온실 내부의 Computational Fluid Dynamics (CFD) 데이터를 학습하여 온실 내부의 실시간 유동 해석을 위한 PINN 모델을 개발하였다. 개발된 PINN 모델을 활용하여 온실 내부 유동을 시뮬레이션한 결과, 유동 해석을 위해 일반적으로 많이 활용하는 CFD와 비교하여 높은 정확도로 1,040배 빠른

속도로 온실 내부 유동을 예측하였다(그림 4). 다른 예시로서 한국전자통신연구원에서는 PINN 기법을 활용하여 실시간 유동 해석 모델을 개발하고, 이를 에너지 및 물질 평형 모델과 연동함으로써 복잡한 생명 활동을 실시간으로 반영하여 생명 활동 공간인 바이오스피어의 환경을 예측하기 위한 연구를 수행하고 있다. 바이오스피어 환경 모델을 개발함으로써 단기적으로 기후변화 대응 스마트팜, 극지 농업 등 소형 바이오스피어의 환경 최적화에 활용이 가능할 것으로 기대된다. 중·장기적으로는 물질순환, 생명 활동 등 복합환경의 고려가 필요한 Biosphere 2, Space Analog for Moon and Mars(SAM) 등 인공생태계의 환경 시뮬레이션 및 관리에도 활용할 수 있을 것으로 기대된다.



출처 Reproduced with permission from [21].

그림 4 PINN 기반 온실 내부 유동 해석 결과 예시:  
(a) CFD 기반 유동해석 결과, (b) PINN 기반 유동해석 결과

## 2. 농업 분야 PINN의 적용 및 발전 방향

농업 분야에서 PINN을 이용하여 해석하고자 하는 물리식의 근사해를 도출할 경우, 실시간 해석이 가능해져 생명 활동에 따라 지속적으로 변하는 환경을 반영하여 생육 환경의 실시간 분석 및 예측이 가능할 것으로 기대된다. 기존의 시뮬레이션 모델들은 생명 활동에 따른 실시간 변화를 정밀하게 반영하기 어려웠기 때문에 PINN 적용의 효과가 타 산업보다 클 것으로 예상된다.

또한 일반적으로 인공신경망 모델은 학습한 데이터에 대해서는 높은 정확도를 보이지만, 학습하지 않은 데이터(외삽)에 대해서는 예측 정확도가 떨어진다. 하지만 PINN 모델의 경우, 학습하지 않은 데이터에 대해서도 물리식을 만족하도록 예측할 수 있기 때문에 다른 인공신경망 모델보다 활용성 및 적용성이 높을 것으로 예상된다.

다만, 농업 분야 수학적 모델의 경우 복잡도가 높아 PINN의 적용이 어려운 실정이다. 따라서 농업

분야에 PINN을 적용하고 관련 기술의 발전을 위해서는 수학적 모델의 복잡성 문제를 해결하는 것이 핵심 도전과제로 판단된다. 일반적인 PINN의 연산 속도와 수렴성을 개선하기 위해 다양한 노력이 있었으며, 그중 하나가 영역 분할이다. 영역 분할은 전체 계산 영역을 여러 소 영역으로 나누어 각 소 영역에서 신경망을 따로 학습시켜 지역적인 해를 얻고, 이를 전체 영역에서의 해로 보간하는 방법을 말한다. 이 과정에서 전역 영역의 경계 조건을 학습에 반영하여 전체 영역을 만족하는 해를 얻게 된다. 영역 분할은 PINN을 이용한 근사에서 복잡성을 줄이고, 스펙트럴 편향을 감소시키며, 해의 정확도를 높여 연산 시간을 단축하는데 도움을 준다[2,22-24]. 기존의 PINN보다 정확하고 빠르게 학습하기 위해 PINN 알고리즘을 개선하는 연구도 수행되고 있다 [25,26]. 개발된 Separable PINN 알고리즘을 활용할 경우, 기존의 PINN 대비 학습 시간 및 메모리 사용량을 현저히 줄일 수 있었다. 특히 유체의 흐름을 해석하기 위한 나비에-스토크스 방정식을 기존 PINN 대비 50배 이상 빠른 학습 속도를 도출하였다. 이러한 방법들의 적용을 통해 복잡도가 높은 농업분야 수치모델들의 해석이 가능해질 것으로 전망한다.

앞서 설명한 바와 같이 PINN은 물리식을 만족하도록 학습하는 알고리즘으로 PINN 적용을 위해서는 다양한 생명 활동에 따른 실시간 반응의 수학적 모델링이 선행되어야 한다. 예를 들어, 생물다양성을 반영한 생물의 호흡, 화학반응, 미생물의 작용, 생물 성장, 물질 교환 등의 다양한 수학적 모델링이 필요하다. 생명공학 등 다양한 분야의 연구로 도출된 수학적 모델의 적용을 통해 농업 분야의 PINN 활용성 및 정확도가 지속적으로 증가할 것으로 예상된다. 따라서, 다양한 분야와 융합을 통해 농림 기상 예측, 농업 환경의 예측, 농업시설물의 구조해석 및 에너지 최적 관리 등 다양하게 발전될 것으로 전

망된다.

또한, PINN은 기술성숙도 기준으로 기초 연구단계로 아직 산업화를 위한 수준까지 도달하지 못한 상태로, 국제 및 국내 표준화가 아직 진행되고 있지 않다. PINN 기술이 농업 분야에서 상용화되고 사업화되기까지는 지속적인 시간적, 경제적 투자를 통한 기술 진보가 필요한 상황이다. PINN의 관심도 상승에 따라 PINN의 기술성숙도가 빠르게 성장할 것으로 예상되는 가운데 PINN 기술의 상용화 및 사업화되기 전에 농업 분야에 PINN 관련 세부 기술들의 표준화를 추진함으로써 국가 경쟁력을 확보할 수 있을 것으로 예상된다.

## V. 결론

본고에서는 PINN의 Weak Signal, 연구 동향, 특히 동향, 연구사례를 분석하였다. 이를 기반으로 농업 분야의 PINN 기술 개발 방향을 제시하고자 하였다. PINN의 기술성숙도는 아직 낮지만, 적은 데이터로 모델 학습 가능, 실시간 예측 가능성에 따라 기존의 수치해석 모델을 대체할 수 있다는 기대감으로 연구·산업에 PINN의 개발 및 적용이 더욱 가속화될 것으로 예상된다. 특히나 생명 활동에 따른 실시간 변화를 정밀하게 반영할 수 있어 농업 분야에 PINN 적용은 타 산업보다 효과가 클 것으로 예상된다. 또한, 농업 분야의 PINN 적용은 기존 시뮬레이션 모델이 해결하지 못했던 실시간 해석의 어려움을 해결함으로써 유동-에너지-물질의 복합적인 해석을 가능하게 할 것으로 예상된다. 이를 통해 실시간 해석이 불가능하여 가정값으로 고려하면 생명 활동과 관련된 인지들을 실시간으로 고려하여 환경 분석 및 예측이 가능할 것이다. 이는 생산 환경 예측 및 관리, 생산성 향상에서 농업생산물의 유통·소비까지 전 주기에 이르는 농업생산 전 과정에 영향

을 줄 것으로 판단된다. 또한, 농업 분야의 PINN 기술은 가까운 미래에 실현될 우주농업의 환경 예측이 가능한 시뮬레이션 기술로까지 확장될 수 있을 것으로 사료된다. 더불어 IoT 기술의 발전으로 인공지능 모델 개발을 위해 필수적인 농업 빅데이터의 구축이 용이해질 것으로 예상된다. 축적된 양질의 데이터 활용과 함께 농업 분야 수학적 모델의 복잡성의 해결, 다양한 생명 활동의 수학적 모델링 및 적용, PINN 관련 핵심 특허 확보, PINN 기술 표준화 등이 농업 분야의 PINN 기술 개발 및 선점의 핵심이 될 것으로 예상된다.

#### 용어해설

**기술성숙도** 미국 NASA에서 우주산업의 기술투자 위험도 관리의 목적으로 1989년 처음 도입한 이래로, 핵심 요소기술의 성숙도에 대한 객관적이고 일관성 있는 지표로 널리 활용됨

**물리 정보 신경망** 전통적인 인공신경망 구조에 물리식을 내재화함으로써 주어진 편미방정식을 만족하도록 학습하여 복잡한 물리 시스템의 동적 거동을 모델링하는 접근방법

**수치해석** 수학적으로 표현된 문제의 해를 효율적으로 찾기 위한 방법으로, 해를 구하기 어려운 편미방정식의 근사해를 구하기 위해 활용됨

**Weak Signal** 미약하고 중요하지 않은 것처럼 보이지만 미래에 일어날 일들에 대한 정보를 담고 있는 징후로 미래기술을 확보하고 선점하기 위해 Weak Signal 탐색이 중요함

#### 약어 정리

CFD	Computational Fluid Dynamics
FDM	Finite Difference Method
FEM	Finite Element Method
HVAC	Heating, Ventilation and Air-Conditioning
IoT	Internet of Things
PINN	Physics-Informed Neural Network
SAM	Space Analog for Moon and Mars
TRL	Technology Readiness Level

#### 참고문헌

[1] E.A. Bender, An Introduction to Mathematical Modeling.

Courier Corporation, 2000.

- [2] 정영준, "물리 기반 신경망을 이용한 탄성체의 거동 해석," 석사학위논문, 서울대학교, 2022.
- [3] S.C. Chapra and R.P. Canale, Numerical Methods for Engineers, Mcgraw-Hill, vol. 1221, 2011.
- [4] J.G. Hoffer et al., "Mesh-free surrogate models for structural mechanics FEM simulation: A comparative study of approaches," Appl. Sci., vol. 11, no. 20, 2021, article no. 9411.
- [5] L. Sun et al., "Surrogate modeling for fluid flows based on physics-constrained deep learning without simulation data," Comput. Methods Appl. Mech. Eng., vol. 361, 2020, article no. 112732.
- [6] R. Anantharaman et al., "Accelerating simulation of stiff nonlinear systems using continuous-time echo state networks," arXiv preprint, CoRR, 2020, arXiv: 2010.04004.
- [7] Y. Kim et al., "A fast and accurate physics-informed neural network reduced order model with shallow masked autoencoder," J. Comput. Phys., vol. 451, 2022, article no. 110841.
- [8] Y. Zhu et al., "Physics-constrained deep learning for high-dimensional surrogate modeling and uncertainty quantification without labeled data," J. Comput. Phys., vol. 394, 2019, pp. 56-81.
- [9] M. Raissi et al., "Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations," J. Comput. Phys., vol. 378, 2019, pp. 686-707.
- [10] A.D. Jagtap and G.E. Karniadakis, "Extended physics-informed neural networks (xpinns): A generalized space-time domain decomposition based deep learning framework for nonlinear partial differential equations," Commun. Comput. Phys., vol. 28, no. 5, 2020, pp. 2002-2041.
- [11] B. Moseley et al., "Finite basis physics-informed neural networks (FBPINNs): A scalable domain decomposition approach for solving differential equations," Adv. Comput. Math., vol. 49, no. 4, 2023.
- [12] S. Lunderman et al., "Estimating parameters of the nonlinear cloud and rain equation from a large-eddy simulation," Physica D: Nonlinear Phenom., vol. 410, 2020, article no. 132500.
- [13] A.V. Hu et al., "Predicting and Reconstructing Aerosol-Cloud-Precipitation Interactions with Physics-Informed Neural Networks," Atmosphere, vol. 14, no. 12, 2023.
- [14] D. Aboelyazeed et al., "A differentiable, physics-informed ecosystem modeling and learning framework for large-scale inverse problems: Demonstration with photosynthesis simulations," Biogeosciences, vol. 20, no. 13, 2023.
- [15] 최수길, 김기영, 오진태, "미래 유망기술의 Weak Signal 탐지 방안," 전자통신동향분석, 제31권 제2호, 2016, pp. 18-27.

- [16] R. Eckhoff et al., "Detecting innovation signals with technology-enhanced social media analysis-experiences with a hybrid approach in three branches," *Int. J. Innov. Sci. Res.*, vol. 17, no. 1, 2015, pp. 120-130.
- [17] L. Lu and Q. Cao, "Motion estimation and system identification of a moored buoy via physics-informed neural network," *Appl. Ocean Res.*, vol. 138, 2023, article no. 103677.
- [18] S. Han et al., "Approaching epidemiological dynamics of COVID-19 with physics-informed neural networks," *J. Franklin Inst.*, 2024, article no. 106671.
- [19] F. Pavirani et al., "Demand response for residential building heating: Effective monte carlo tree search control based on physics-informed neural networks," *Energy Build.*, 2024, article no. 114161.
- [20] H. Kuang et al., "A physics-informed graph learning approach for citywide electric vehicle charging demand prediction and pricing," *Appl. Energy*, vol. 363, 2024, article no. 123059.
- [21] 최영배, 이인복, "물리 정보기반 인공지능과 전산유체역학을 활용한 자연환기온의 실시간 유동 해석 시뮬레이션 모델 개발," *한국생물환경조절학회 추계학술대회*, 2023.
- [22] A.D. Jagtap and G.E. Karniadakis, "Extended physics-informed neural networks(XPINNs): A generalized space-time domain decomposition based deep learning framework for nonlinear partial differential equations," *Commun. Comput. Phys.*, vol. 28, no. 5, 2020.
- [23] K. Shukla, A.D. Jagtap, and G.E. Karniadakis, "Parallel physics-informed neural networks via domain decomposition," *J. Comput. Phys.*, vol. 447, 2021, article no. 110683.
- [24] B. Moseley et al., "Finite Basis Physics-Informed Neural Networks (FBPINNs): A scalable domain decomposition approach for solving differential equations," *Adv. Comput. Math.*, vol. 49, no. 4, 2023.
- [25] J. Cho et al., "Separable PINN: Mitigating the curse of dimensionality in physics-informed neural networks," *arXiv preprint, CoRR*, 2022, arXiv: 2211.08761.
- [26] J. Cho et al., "Separable physics-informed neural networks," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 36, 2024.