

Research Trends in Permanent Magnets Utilizing Micromagnetic Simulations

Ganghwi Kim¹, Heerak Son², and Ki-Suk Lee^{1,2*}

¹School of Materials Science and Engineering, Ulsan National Institute of Science Technology (UNIST), Ulsan 44919, Republic of Korea

²Graduate School of Semiconductor Materials and Devices Engineering, Ulsan National Institute of Science and Technology (UNIST), Ulsan 44919, Republic of Korea

(Received 21 May 2026, Received in final form 19 June 2026, Accepted 22 June 2026)

This review paper comprehensively examines the technological trends of micromagnetics and multiscale modeling as methodologies for realizing precise magnetic structure control at the domain level in the development of high-performance permanent magnets, which are key to the eco-friendly mobility and energy industries. It covers numerical approaches that utilize energy minimization algorithms based on the domain-level continuum hypothesis to precisely analyze the mechanisms of reverse domain nucleation and magnetization reversal propagation within complex grain boundaries and core-shell microstructures. Furthermore, by discussing the realization of multiscale computational simulation—which organically integrates proprietary parameter derivation based on density functional theory (DFT) with machine learning (ML) database predictions to overcome the physical spatiotemporal constraints of micromagnetic simulations—and covering research based on this approach, this paper aims to summarize the key role computational science will play in the optimal design of next-generation high-performance rare-earth and non-rare-earth permanent magnets, as well as the future directions for their development.

Keywords : permanent magnet, micromagnetic simulation, machine learning, computational science

미소자기 전산모사 활용 영구자석 연구의 동향

김강휘¹ · 손희락² · 이기석^{1,2*}

¹울산과학기술원 신소재공학부, 울산 울주군 언양읍 유니스트길 50, 44919

²울산과학기술원 반도체대학원, 울산 울주군 언양읍 유니스트길 50, 44919

(2026년 5월 21일 받음, 2026년 6월 19일 최종수정본 받음, 2026년 6월 22일 게재확정)

본 리뷰 논문은 친환경 모빌리티 및 에너지 산업의 핵심인 고성능 영구자석 개발에서 자구 수준의 정밀한 자기 구조 제어의 실현을 위한 방법론으로서 미소자기 전산모사(Micromagnetics) 및 멀티스케일 모델링의 기술 동향을 종합적으로 고찰한다. 자구 수준의 연속체 가설을 기반으로 에너지 최소화 알고리즘을 활용하여, 복잡한 결정립계 및 코어-셸(Core-Shell) 미세구조 내 역자구 핵생성과 자화 반전 전파 메커니즘을 정밀하게 해석하는 수치적 접근법을 다룬다. 나아가 미소자기 시뮬레이션의 물리적 시공간 제약을 극복하기 위해 제일원리 계산(DFT) 기반의 독자적 파라미터 도출과 기계학습(ML) 데이터베이스 예측을 유기적으로 통합한 멀티스케일 전산모사의 실현과 이를 바탕으로 한 연구들도 다룸으로써, 계산과학이 차세대 고성능 희토류 저장 및 비희토류 영구자석 최적 설계에 기여할 핵심적 역할과 향후 발전 방향을 집약하여 제시하고자 한다.

주제어 : 영구자석, 미소자기 전산모사, 기계 학습, 계산 과학

I. 서 론

전 세계적인 탄소 중립 기조에 따라 전기자동차(EV), 풍력 발전기, 고효율 가전기기 등 친환경 에너지 산업이 급격히 성장하고 있다[1-3]. 이러한 시스템의 핵심 부품인 모터와 발전

기의 효율은 내부에 탑재되는 영구자석의 성능, 특히 최대 에너지 적(BH_{max})과 고온 안정성에 의해 결정된다[4]. 현재 상용 영구자석 시장의 주류인 Nd-Fe-B계 자석은 우수한 자기적 특성을 지니고 있으나[5], 고온 보자력 유지를 위해 첨가되는 Dy, Tb와 같은 중희토류의 자원 고갈 및 공급망 불안

정성 문제는 지속 가능한 산업 발전에 큰 걸림돌이 되고 있다[6]. 이 때문에 영구자석 개발의 주요 과제는 증회토류 사용량을 최소화하면서도 높은 보자력(H_c)을 확보하는 희토류 저장[7,8] 또는 비희토류 자석[9]의 실현이다. 하지만 이론적으로 계산된 결정 자기 이방성(Magnetocrystalline Anisotropy)에 비해 실제 자석의 보자력은 20~30% 수준에 불과한데, 이를 '브라운의 역설(Brown's Paradox)'[10,11]이라 부른다. 최근 연구들은 이러한 성능 차이의 원인이 나노미터(nm) 단위의 결정립계(Grain Boundary) 상의 조성 불균일성, 결정 결함, 그리고 이로 인해 발생하는 불균일한 자화 반전 메커니즘에 있음을 지목하고 있다[12,13]. 즉, 현대 영구자석 연구는 단순히 합금 조성을 최적화하는 단계를 넘어, 자구(Domain) 수준에서 자기 구조를 정밀하게 제어해야 하는 극한의 미세 구조 설계 단계에 진입했다.

미세구조 내에서 발생하는 복잡한 자기 구조의 변화 양상을 실험적 관찰만으로 규명하는 데에는 한계가 있다. TEM(투과전자현미경)이나 MFM(자기력현미경) 등을 통한 분석은 시편 준비의 어려움과 실시간 동역학 관찰의 시공간적 분해능 제약이 따르기 때문이다. 미소자기 전산모사(Micromagnetic simulation)은 자구 수준으로 매우 세밀한 자기 구조를 모사할 수 있다는 점에서 현재의 영구자석 개발에서 많은 관심을 받고 있다. 미소자기 전산모사 계산은 자석 내부의 자기 모멘트들이 교환 상호작용(Exchange interaction), 자기 이방성 에너지, 정자기 에너지, 외부 자기장 등의 힘에 의해 변화하는 양상을 정밀하게 계산함으로써 역자구의 핵 생성(Nucleation) 및 전파와 같이 영구자석의 성능과 자기 구조 간의 상관관계를 직접적으로 드러낸다[14-16]. 본 리뷰 논문에서는 이러한 미소자기 전산모사 계산 기법을 활용한 영구자석 물성 예측 및 설계 방법을 알아보고 연구 최신 동향을 살펴보고자 한다. 또한 보자력 향상 메커니즘의 해석에 미소자기 전산모사가 기여하는 방법과 함께, 다른 종류의 전산 모사 방법과의 통합을 통한 멀티스케일 계산 방법론에 대해 다

룸으로써 계산 과학이 차세대 고성능 영구자석 개발에 기여하는 핵심적인 역할과 향후 과제를 논의할 것이다.

II. 미소자기 전산모사

미소자기 전산모사는 자기 모멘트의 분포를 연속체(Continuum)로 가정하는 데서 출발한다[17]. 자기 모멘트의 기원은 개별적인 원자이므로 자기 모멘트 또한 원자별로 기술하는 것이 타당하나, 각 모멘트들은 교환 상호작용으로 인해 좁은 거리 내에서는 마치 하나의 거대한 자석처럼 행동한다[14]. 이로 인해 특정 작은 영역 내의 모든 자기 모멘트들을 하나의 큰 모멘트로 묶고, 이러한 큰 모멘트들의 움직임만으로 전체 자기 구조의 역학을 기술하여도 문제가 없는데, 이러한 접근법이 바로 미소자기 전산모사 방법이다. 여기서, 자기 구조를 분할하는 방법은 Fig. 1(a)의 유한차분법(finite difference method, FDM)[18,19]과 Fig. 1(b)의 유한요소법(finite element method, FEM)[20] 등 다양한데, 유한차분법은 일정한 간격의 직육면체로 전체 영역을 분할하며, 유한요소법은 지정한 개수의 사면체로 분할한다.

미소자기 전산모사의 핵심은 자기 모멘트들이 느끼는 다양한 자기 에너지들을 정량적으로 계산하고, 이를 기반으로 자기 모멘트들의 변화를 예측하는 것이다. 따라서, 자기 모멘트들이 받는 힘을 수치적으로 정확히 매개변수화 하는 것이 매우 중요하다. 일반적으로 영구자석의 자기 구조를 다룰 때 중요한 매개변수에는 포화자화, 교환 강성, 자기 이방성 상수 등이 있다. 포화 자화(Saturation magnetization, M_s)는 작은 미소자기 영역 내의 모든 자기 모멘트들의 합으로, 이는 자석 전체의 거시적인 포화 자화 값 과도 직접적으로 연관되어 있다. 교환 강성(Exchange stiffness, A)은 인접한 자기 모멘트들이 양자 역학적인 교환 상호작용으로 인해 같은 방향으로 정렬하고자 하는 세기를 나타낸다. 일반적인 영구자석은 큰 양의 교환 강성 값을 가지는데, 이는 곧 작은 자기 모멘

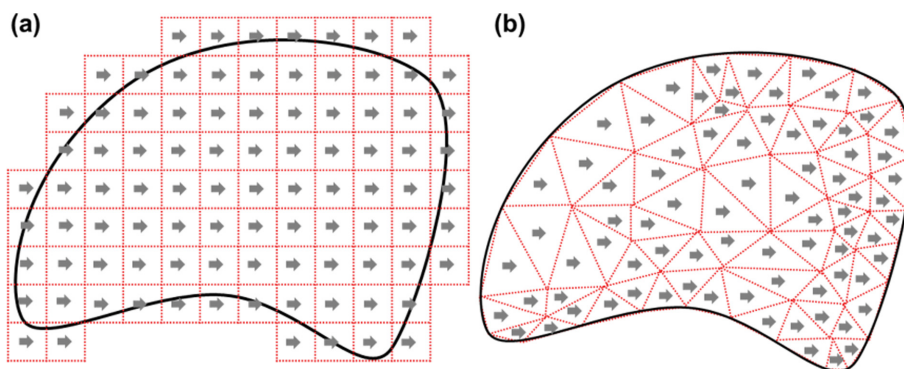


Fig. 1. (Color online) Method for partitioning a system for micromagnetic simulation. (a) Finite difference method (FDM), and (b) Finite element method (FEM).

트들이 한 방향으로 쉽게 정렬하므로 포화되기 쉬움을 의미한다. 때문에 교환 강성은 교환 거리(l_{ex})라는 특성을 결정하는데 사용되는데, 이는 미소자기 전산모사의 구성을 위해 전체 계산 환경을 분할할 때 영역의 크기를 정하는 기준이 된다[21,22]. 또한, 높은 교환 강성을 가지면 열적 요동에도 자기 모멘트의 정렬이 쉽게 흐트러지지 않으므로 큐리 온도(Curie temperature, T_c) 또한 높아진다[23]. 마지막으로 자기 이방성 상수(Magnetocrystalline anisotropy constant)는 자기 모멘트가 특정 결정 방향으로 정렬하고자 하는 힘을 의미하는데, 그 축의 수에 따라 일축 이방성(uniaxial anisotropy), 입방 이방성(cubic anisotropy)등으로 나뉜다[23]. 높은 자기 이방성을 가지는 자석은 특정 방향으로의 자화를 매우 강하게 선호하므로 강한 보자력을 가지는 경향을 보인다[11]. 미소자기 전산모사를 위한 자기 매개변수들은 실험 측정 결과나 제 일원리 계산, 기계학습을 통한 예측 등으로 구할 수 있으며, $R_2Fe_{14}B$ 등의 흔히 다루어지는 조성의 영구자석에 관한 매개변수들은 이미 많은 연구를 통해 정리 되어있다[24-26].

일반적으로 미소자기 전산모사는 작은 자기 구조의 동역학을 수치적으로 기술하기 위해 사용된다. 이 때, 미소자기 전산모사는 Fig. 2(a)와 같이 각 자기 모멘트의 움직임을 란다우-립시츠-길버트(Landau-Lifshitz-Gilbert, LLG) 방정식으로 기술한다[27,28]. LLG 방정식은 수 나노초-마이크로초 단위의 시간 스케일을 가지는 빠른 자화 동역학의 기술에 적합한 방법이지, 영구자석과 같이 느린 변화에는 적절하지 않기에, 본 논문에서는 깊게 다루지 않는다. 따라서, 영구자석을 미소자기 전산모사에 적용할 때에는 경사하강법(Steepest gradient method), 쥔레하강법(Conjugate gradient method)와 같은 에너지 최소화 방법을 사용한다[29]. 이러한 방법들은 각 자기 모멘트들이 느끼는 유효 자기 에너지(effective magnetic energy)를 계산한 다음, 에너지의 기울기를 구하고, 전체 자기

구조의 에너지가 감소하는 방향으로 조금씩 자기 구조를 변화시킴으로써 가장 안정한 자기 구조를 찾아낸다. 이 때 자기 모멘트는 Fig. 2(b)와 같이 유효 자기 에너지를 자기장의 형태로 변환한 유효 자기장(H_{eff})의 방향으로 정렬하려고 한다. 이 과정에서 가장 에너지적으로 취약한 부분에서부터 시작되는 역자구의 핵생성과 전파 과정, 결정립계의 자구 확산 전파 차단 등과 같은 영구자석의 성능에 영향을 미치는 자기 구조 변화 과정이 자연스럽게 해석된다.

III. 영구자석과 미소자기 전산모사

영구자석의 자기 구조는 결정립, 결정립계, 결정 방향 등의 미세구조에 의해서 크게 변화한다. 따라서 영구자석의 결정 구조를 전산모사에 구현함으로써 결정 구조와 자기 구조간의 상호작용을 확인하는 것이 미소자기 전산모사의 주요 목적 중 하나이다. 대표적인 유한차분법 미소자기 전산모사 소프트웨어인 Mumax³[18] 등은 Fig. 3(a)와 같이 복잡한 미세구조를 전산모사 환경 내에 구현할 수 있는 기능을 제공하는데, 복잡한 결정 구조를 만들고, 결정 사이의 영역을 결정립계로 지정하고, 결정의 바깥쪽과 안쪽을 구별하여 코어-셸 구조를 구현하는 등의 기능들이 그 예시이다.

결정구조의 생성에는 보로노이 테셀레이션(Voronoi tessellation)과 같은 방법을 사용할 수 있다. 보로노이 테셀레이션을 활용하여 결정 구조를 만드는 경우 무작위 또는 임의의 규칙에 따라 생성한 중심점들을 기준으로 해당 점에 가장 가까운 영역들을 하나의 결정으로 취급할 수 있다. 이 방법은 복잡한 결정 구조를 형성하는 방법의 하나로, 여러 영구자석 미소자기 전산모사 연구에 활용된다[30,31]. 보로노이 테셀레이션의 구현은 일반적인 미소자기 전산모사 소프트웨어에도 구현되어 있으나, DREAM.3D[32], Neper[33] 등의 외부 소프트웨어를 통해 세밀하게 조절한 뒤 Fig. 3(b)의 사례와 같이 전산모사에 사용할 수도 있다[16,34]. 실험적으로 확인되는 결정구조를 전산모사에 더욱 정확하게 구현하기 위해서는 단층 촬영법(tomography)을 활용할 수 있다. Fig. 3(c)와 같이 단층촬영법으로 이미징한 결정들을 기반으로 실제 영구자석의 결정을 그대로 전산모사 상으로 구현하고, 자기 특성을 계산하는 연구들이 다수 발표되었다[34-36]. 이러한 결정 구조의 구현을 통해 영구자석 내의 결정과 그 사이의 결정립계 등을 세밀하게 다루어 미세구조가 자기 특성에 미치는 영향을 계산적으로 구할 수 있다.

영구자석 내부 결정의 바깥쪽과 안쪽에 다른 자기 매개변수를 적용함으로써 코어-셸 구조와 같은 구조 또한 미소자기 전산모사를 통해 구현할 수 있다. 코어-셸 구조는 보통 입계 확산으로 주입된 원소가 결정의 가장자리에 침투하여 생기기

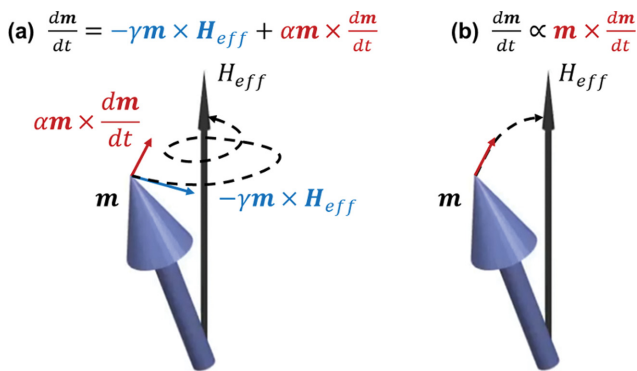


Fig. 2. (Color online) (a) Trajectory of the magnetic moment following the Landau-Lifshitz-Gilbert (LLG) equation. H_{eff} : effective magnetic field, γ : gyromagnetic ratio, α : damping constant. (b) Trajectory of the magnetic moment minimizing its magnetic energy.

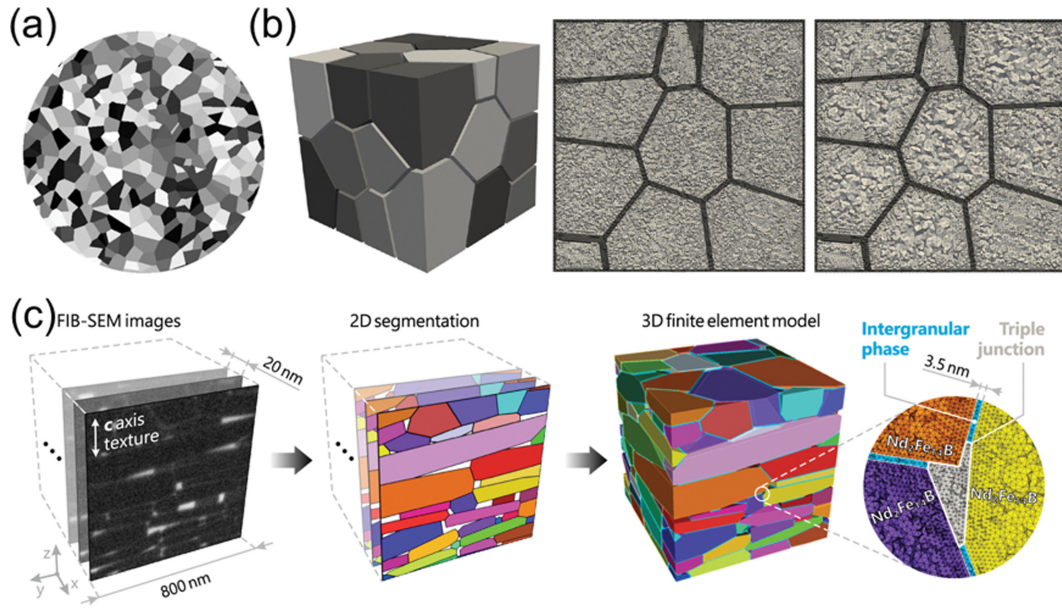


Fig. 3. (Color online) Various computational methods to implement grain structures. (a) Voronoi tessellation for 2-dimensional grain structure using Mumax³. Reproduced from [18], under the terms of the CC BY 3.0 license. Copyright © 2014 The Authors (Vansteenkiste *et al.*), published by AIP Publishing. (b) Synthetic grain structure created with Neper for the micromagnetic simulation. Adapted from [16], under the terms of the CC BY 3.0 license. Copyright © 2018 IOP Publishing Ltd.. (c) Tomography-based grain structure reconstruction. Adapted from [35], under the terms of the CC BY 4.0 license. Copyright © 2024 The Authors (Bolyachkin *et al.*), published by Springer Nature.

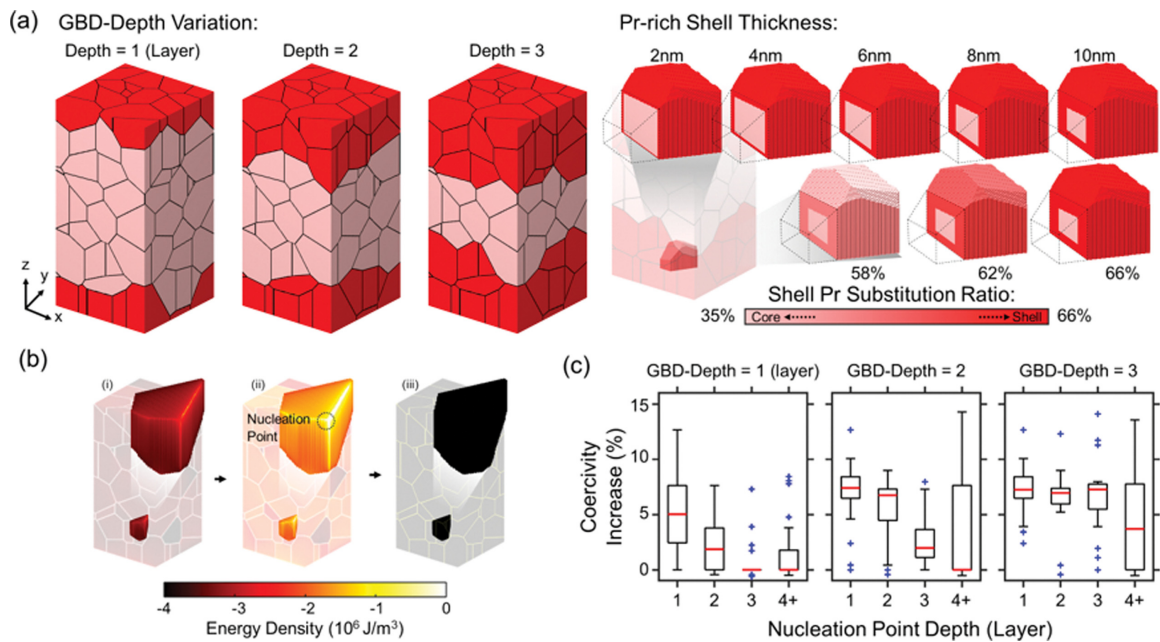


Fig. 4. (Color online) Example of permanent magnet property calculation through the implementation of micromagnetic simulation of a core-shell structure. (a) Schematics of characteristics of shell structures. (b) Definition of nucleation point and its nucleation energy. (c) Relation between the shell formation depth and coercivity. Adapted from [38], under the terms of the CC BY 4.0 license. Copyright © 2025 The Authors (Lee *et al.*), published by Elsevier Ltd.

때문에, 결정의 모서리에서부터 발생하는 역자구의 핵생성이나 전파와 같은 현상과 직접적으로 연관이 있다. 이를 활용하면, 본 연구단의 계산 결과와 같이 미소자기 전산모사를 통

하여 셀 구조의 두께나 입계 확산 원소의 농도와 같은 특성이 역자구 핵생성에 미치는 영향을 연구하거나[37], 입계 확산 깊이의 차이로 인한 셀 구조 형성 깊이가 미치는 영향을

미소자기 전산모사를 통해 연구할 수 있다[38](Fig. 4). 또한 상기한 결정립계의 특성과 연관지어 코어-셸 구조와 결정립계의 영향을 한번에 고려할 수도 있다[39].

IV. 영구자석과 멀티스케일 전산모사

미소자기 전산모사는 이처럼 다양한 영구자석 내의 미세구조들을 고려하면서 자기 구조의 변화를 세밀하게 연구할 수 있는 방법을 제공하기 때문에, 매우 유용한 계산적 접근법이다. 그러나, 전산모사를 통해 구현할 수 있는 시스템의 크기에는 한계가 존재할 수밖에 없다. 영구자석의 일반적인 교환 길이(λ)는 수 나노미터로, 이를 고려하였을 때 현시대의 고성능 연산 자원으로 다룰 수 있는 시스템의 크기는 수십 마이크로미터를 넘지 못한다. 실제 영구자석의 크기가 이보다 훨씬 거대하며, 그 내부에 존재하는 미세구조의 종류와 복잡도 또한 훨씬 높다는 것을 고려하면 미소자기 전산모사만으로는 영구자석의 물성을 제대로 파악할 수 없음을 알 수 있다. 본 연구단의 계산 결과와 같이 가능한 많이 전산모사를 수행하여 자기 특성의 통계적 분포를 계산하는 등의 방법[38]은 이러한 한계점을 극복하기 위한 예시이다. 이러한 계산적 접근법의 한계는 미소자기 전산모사 뿐만 아니라 다른 종류의 연구 방법들도 피할 수 없는 현실적인 문제이므로, 미소자기 전산모사와 다른 계산법을 통합함으로써 멀티스케일 전산모사를 구현하는 것이 한계 극복을 위한 좋은 돌파구가 될 수 있다.

최근 각광받는 기계학습은 미소자기 전산모사의 한계 극복

을 위한 좋은 파트너가 될 수 있다. 미소자기 전산모사를 통해 확인할 수 있는 작은 규모의 자기적 특성에 관한 데이터를 모아 기계학습에 이용함으로써, 미소자기 전산모사의 물리적 제약을 뛰어넘는 거대한 규모의 시스템이 가지는 자기적 특성을 예측할 수 있다. 코어-셸 나노 구조의 집합조직 특성이 자기 특성에 미치는 영향에 관한 연구[40]나, 치환 원소의 함량에 따른 보자력 변화에 관한 연구[41](Fig. 5)는 미소자기 전산모사와 기계학습의 성공적인 결합의 좋은 예시이다. 대량으로 수행한 미소자기 전산모사의 결과를 활용하여 연산 자원의 한계로 인한 물리적인 제약을 극복하였다.

또 하나의 미소자기 전산모사의 한계는 자기 매개변수들을 직접 구할 수는 없다는 점이다. 잘 알려진 순수한 자성 결정의 자기 매개변수들은 이미 많은 연구들을 통해 잘 알려져 있으나, 결정립계나 일부 원소가 치환된 영역의 경우에는 정확한 값을 쉽게 구할 수 없다. 가장 간단히 이러한 값들을 알 수 있는 방법은 Vegard's law 등을 활용하여 이미 알려진 값들을 보간하여 사용하는 것이다[31,37,38]. 그러나 가장 엄밀한 계산과학적 접근법은 제일원리 계산을 통해 해당 물질이 가지는 자기 모멘트들의 특성을 계산하는 방법이라고 할 수 있다. 이처럼 제일원리 계산의 결과물을 자기 파라미터로 변환하여 미소자기 전산모사를 수행한 연구 결과들을 쉽게 찾아볼 수 있다[42]. 주의할 점은 희토류 원소를 포함하는 조성의 경우에는 4f 오비탈의 복잡성으로 인해 제일원리 계산의 난도가 급격히 올라간다는 것이다. 이를 위해 제일원리 결과물 또한 기계학습에 동원함으로써 자기 매개변수를 더욱 빠르게 찾고 제일원리 - 미소자기 전산모사 - 기계학습의 멀티

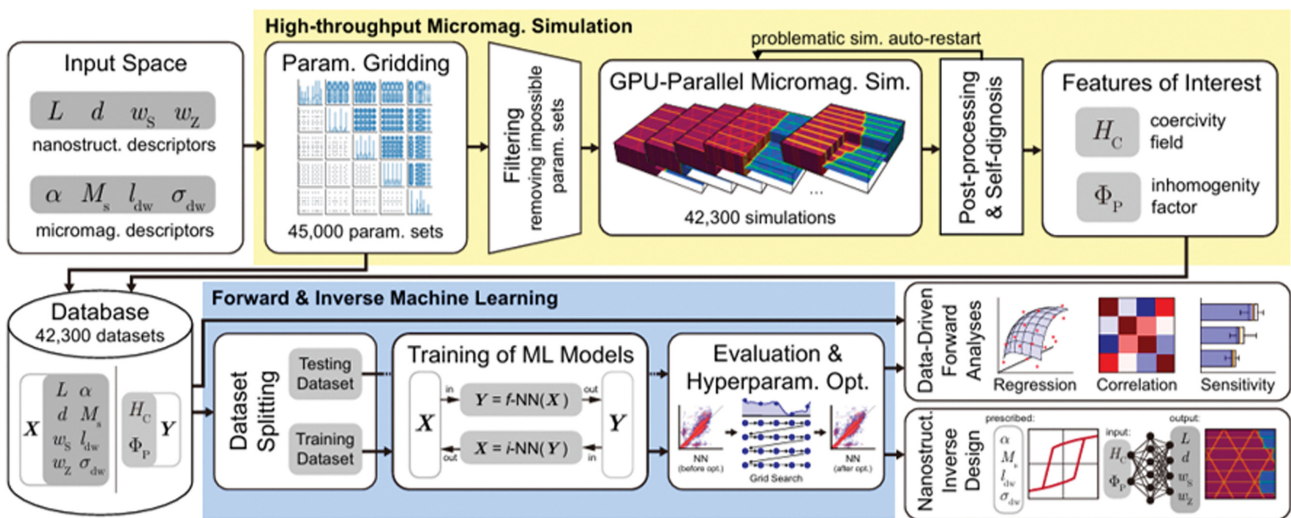


Fig. 5. (Color online) Example of micromagnetics – machine learning integrated framework. The proposed workflow integrates high-throughput micromagnetic simulations with forward and inverse machine learning to analyze the impact of nanostructure and phase properties on the coercivity of SmCo-1:7 permanent magnets. Reproduced from [41], under the terms of the CC BY 4.0 license. Copyright © 2026 The Authors (Yang *et al.*), published by Springer Nature Limited.

스케일 전산모사를 활용하는 연구도 찾아볼 수 있다[25,43].

V. 맺음말

본 리뷰는 미소자기 전산모사의 특성과 함께 이를 영구자석의 연구에 활용한 최신 연구 동향들을 분석하였다. 미소자기 전산모사는 영구자석 내의 미세구조가 자기 구조에 미치는 영향을 자기 에너지를 기반으로 세밀하게 예측할 수 있다는 점에서 미세구조 제어에 많은 관심을 보이고 있는 현재의 영구자석 연구 환경에서 많은 역할을 할 수 있을 것으로 기대된다. 특히나, 미소자기 전산모사의 한계를 결정지어왔던 컴퓨팅 자원의 한계가 기술 발전에 힘입어 나날이 증가하고 있고, 이를 바탕으로 대량의 미소자기 전산모사의 수행과 복잡한 결정 구조의 제일원리 계산, 그리고 이러한 대형 자성 물질 데이터베이스를 활용한 기계학습까지 함께 가능 해졌다. 앞으로는 영구자석에 관한 연구들은 효율적인 기술적 발전과 연구 효율을 위해 이러한 계산과학적 연구 방법들과 병행될 것이며, 이로 인해 이전에는 쉽게 다룰 수 없었던 고성능 영구자석이나 희토류 저장 및 비희토류 자석 등의 연구에도 큰 기여를 할 것이다.

감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2023-00282096, RS-2025-25464308).

References

- [1] O. Gutfleisch, M. A. Willard, E. Brück, C. H. Chen, S. G. Sankar, and J. P. Liu, *Advanced Materials* **23**, 821 (2011).
- [2] C. L. Rom, R. W. Smaha, S. O'Donnell, S. Dugu, and S. R. Bauers, *MRS Bulletin* **49**, 738 (2024).
- [3] J. R. Riba, C. López-Torres, L. Romeral, and A. Garcia, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **57**, 367 (2016).
- [4] K. Hioki, *Sci. Technol. Adv. Mater.* **22**, 72 (2021).
- [5] M. Sagawa, S. Fujimura, N. Togawa, H. Yamamoto, and Y. Matsuura, *J. Appl. Phys.* **55**, 2083 (1984).
- [6] J. M. D. Coey, *Engineering* **6**, 119 (2020).
- [7] S. Kim, T. Kim, H. Cha, and J. Lee, *Journal of the Korean Magnetism Society* **34**, 53 (2024).
- [8] H. Nakamura, *Scr. Mater.* **154**, 273 (2018).
- [9] J. Cui, M. Kramer, L. Zhou, F. Liu, A. Gabay, G. Hadjipanayis, B. Balasubramanian, and D. Sellmyer, *Acta Mater.* **158**, 118 (2018).
- [10] W. F. Brown, *Rev. Mod. Phys.* **17**, 15 (1945).
- [11] H. Kronmüller, K. D. Durst, and M. Sagawa, *J. Magn. Magn. Mater.* **74**, 291 (1988).
- [12] H. Sepehri-Amin, T. Ohkubo, T. Shima, and K. Hono, *Acta Mater.* **60**, 819 (2012).
- [13] S. Hirose, M. Nishino, and S. Miyashita, *Advances in Natural Sciences: Nanoscience and Nanotechnology*, **8**, 013002 (2017).
- [14] A. Aharoni, *Introduction to the theory of ferromagnetism*, Second Edition, International Series of Monographs on Physics, Oxford University Press, Oxford (1996) pp. 319.
- [15] T. Schrefl, J. Fidler, and H. Kronmüller, *Phys. Rev. B* **49**, 6100 (1994).
- [16] J. Fischbacher, A. Kovacs, M. Gusenbauer, H. Oezelt, L. Exl, S. Bance, and T. Schrefl, *J. Phys. D Appl. Phys.* **51**, 193002 (2018).
- [17] A. Friedman, *Micromagnetics*, Springer, New York (1992) pp. 182~192.
- [18] A. Vansteenkiste, J. Leliaert, M. Dvornik, M. Helsen, F. Garcia-Sanchez, and B. Van Waeyenberge, *AIP Adv.* **4**, 107133 (2014).
- [19] National Institute of Standards and Technology (NIST), "OOMMF User's Guide." Accessed: May 18, 2026. [Online]. Available: <https://math.nist.gov/oommf/doc/userguide21a2/userguide/>.
- [20] C. Abert, L. Exl, F. Bruckner, A. Drews, and D. Suess, *J. Magn. Magn. Mater.* **345**, pp. 29-35, Nov. 2013, doi: 10.1016/J.JMMM.2013.05.051.
- [21] G. S. Abo, Y. K. Hong, J. Park, J. Lee, W. Lee, and B. C. Choi, *IEEE Trans. Magn.* **49**, 4937 (2013).
- [22] W. Rave, K. Fabian, and A. Hubert, *J. Magn. Magn. Mater.* **190**, 332 (1998).
- [23] J. M. D. Coey, *Magnetism and Magnetic Materials* **9780521816144**, 1 (2010).
- [24] M. Sagawa, S. Hirose, H. Yamamoto, S. Fujimura, and Y. Matsuura, *Jpn. J. Appl. Phys.* **26**, 785 (1987).
- [25] C. Bhandari, G. N. Nop, J. D. H. Smith, and D. Paudyal, *Phys. Rev. Appl.* **22**, 024046 (2024).
- [26] S. Hirose, Y. Matsuura, H. Yamamoto, S. Fujimura, M. Sagawa, and H. Yamauchi, *J. Appl. Phys.* **59**, 873 (1986).
- [27] T. L. Gilbert, *IEEE Trans. Magn.* **40**, 3443 (2004).
- [28] L. Landau and E. Lifshitz, *ON THE THEORY OF THE DISPERSION OF MAGNETIC PERMEABILITY IN FERROMAGNETIC BODIES*, Collected Papers of L.D. Landau, Elsevier, Amsterdam (1965) pp. 101~114.
- [29] L. Exl, S. Bance, F. Reichel, T. Schrefl, H. Peter Stimming, and N. J. Mauser, *J. Appl. Phys.* **115**, 17D118 (2014).
- [30] F. Staab, Y. Yang, E. Foya, E. Bruder, B. Zingsem, E. Adabi-firoozjaei, D. Nasilou, K. Skokov, D. Koch, M. Farle, R. E. Dunin-Borkowski, L. Molina-Luna, O. Gutfleisch, B.-X. Xu, and K. Durst, *Scr. Mater.* **240**, 115808 (2024).
- [31] X. Tang, J. Li, H. Sepehri-Amin, A. Bolyachkin, A. Martin-Cid, S. Kobayashi, Y. Kotani, M. Suzuki, A. Terasawa, Y. Gohda, T. Ohkubo, T. Nakamura, and K. Hono, *NPG Asia Mater.* **15**, 50 (2023).

- [32] M. A. Groeber and M. A. Jackson, Integrating Materials and Manufacturing Innovation **3**, 56 (2014).
- [33] R. Quey, P. R. Dawson, and F. Barbe, Comput. Methods Appl. Mech. Eng. **200**, 1729 (2011).
- [34] A. Bolyachkin, E. Dengina, H. Sepehri-Amin, T. Ohkubo, and K. Hono, Scr. Mater. **247**, 116095 (2024).
- [35] A. Bolyachkin, E. Dengina, N. Kulesh, X. Tang, H. Sepehri-Amin, T. Ohkubo, and K. Hono, npj Computational Materials **10**, 34 (2024).
- [36] N. Kulesh, A. Bolyachkin, E. Dengina, X. Tang, T. Ohkubo, T. Kajiwara, H. Miyawaki, H. Sepehri-Amin, and K. Hono, Acta Mater. **276**, 120159 (2024).
- [37] S.-M. Lee, G. Kim, K.-S. Lee, S. Kim, T.-H. Kim, S.-H. Lee, D.-H. Kim, W. Lee, and J.-G. Lee, Acta Mater. **285**, 120660 (2025).
- [38] S. Lee, G. Kim, S. Kim, T.-H. Kim, K.-H. Bae, D.-H. Kim, K.-S. Lee, and J.-G. Lee, Mater. Des. **260**, 115179 (2025).
- [39] T. Oikawa, H. Yokota, T. Ohkubo, and K. Hono, AIP Adv. **6**, 56006 (2016).
- [40] H. K. Park and S. K. Kim, Scientific Reports **13**, 15240 (2023).
- [41] Y. Yang, P. Kühn, M. Fathidoost, E. Adabifiroozjaei, R. Xie, E. Foya, D. Ohmer, K. Skokov, L. Molina-Luna, O. Gutfleisch, H. Zhang, and B.-X. Xu, npj Computational Materials **12**, 204 (2026).
- [42] Q. Gong, M. Yi, and B. X. Xu, Phys. Rev. Mater. **3**, 084406 (2019).
- [43] A. Kovacs, J. Fischbacher, H. Oezelt, A. Kornell, Q. Ali, M. Gusenbauer, M. Yano, N. Sakuma, A. Kinoshita, T. Shoji, A. Kato, Y. Hong, S. Grenier, T. Devillers, N. M. Dempsey, T. Fukushima, H. Akai, N. Kawashima, T. Miyake, and T. Schrefl, Front. Mater. **9**, 1094055 (2023).