

통계
분석

정책
제도

동향
전망

Brief

바이오헬스산업브리프 Vol.485

피지컬 AI 시대의 자율실험실(SDL):

신약개발 R&D 생산성 혁신 전략



제약바이오산업단 제약바이오산업지원팀 조선영, 김민석, 박성호

충북대학교 생화학과 조효제

크리스탈파이 아태사업개발 이사장 황재성

캐나다 온타리오주정부 서울대표부

Contents

- I. 배경
- II. 자율실험실(SDL) 개요
- III. 국내외 SDL 활용 사례

- IV. 결론
- V. 시사점

I

배경

Vol.485

- 신약개발은 제약산업의 대표적인 고위험·고비용 분야로, 장기간의 연구개발 기간과 대규모 비용이 소요된다¹⁾²⁾.

- 특히, 후보물질 발굴 단계는 전체 개발 비용의 상당 부분이 집중되는 핵심 구간으로, 해당 단계의 비효율성이 전체 신약개발 실패와 직결되는 구조적 한계로 지속적으로 지적되고 있다.

- 전통적인 신약개발은 타겟 발굴, 후보물질 발굴, 전임상 및 임상 단계 등으로 순차적으로 진행되며, 각 단계는 반복적인 실험과 검증 과정을 기반으로 수행된다³⁾.

- 이 과정에서 연구는 주로 실험실 중심(wet lab)으로 운영되어 왔으며, 대규모 반복 실험과 장기간 검증이 요구됨에 따라 시간·비용 부담이 크고, 실패 시 이전 단계로 회귀해야 하는 비효율성이 존재한다.

- 최근 인공지능(AI), 빅데이터 등 디지털 기술의 발전에 따라 신약개발 과정에서도 데이터 기반 분석(dry lab)을 활용하는 접근이 확대되고 있다⁴⁾⁵⁾.

- 데이터 기반 분석은 축적된 데이터를 바탕으로 후보물질을 예측·선별함으로써 탐색 효율을 높이고 연구개발 기간을 단축할 수 있다는 장점이 있다. 다만 AI 예측 모델은 학습 데이터의 편향, 품질 한계, 실제 실험 환경과의 차이로 인해 오차가 발생할 수 있으므로, 물리적 실험(wet lab)을 통한 검증 없이는 결과의 신뢰성과 재현성을 확보하기 어렵다.

- 기존의 고속스크리닝(High-Throughput Screening, HTS) 중심의 자동화 장비는 인간이 사전에 정형화해 둔 프로토콜을 기계적으로 반복하는 수준에 그쳐, 기하급수적으로 증가하는 분자 구조나 바이오 공정 변수에 대응하는 데 명확한 한계를 보인다.

- 결국 AI 신약개발의 핵심 병목은 알고리즘 성능 자체에만 있는 것이 아니라, AI가 예측한 결과를 신속하게 실험으로 검증하고, 그 실험 데이터를 다시 AI 모델에 반영하는 ‘실험적 순환 체계’가 충분히 구축되어 있지 않다는 점에 있다.

- 이러한 패러다임적 전환기에 등장한 자율실험실(Self-Driving Lab, SDL)은 디지털 기반의 가상 예측과 물리적 실험 환경을 실시간으로 연계하고, 연구자가 반복적으로 수행하던 실험 과정을 AI와 로봇 기반 자동화 시스템이 자율적으로 수행하는 대표적인 피지컬 AI(physical AI) 체계이다³⁾⁶⁾.

- SDL은 인간의 개입을 최소화하여 가설 수립, 실험 수행, 데이터 분석, 모델 업데이트를 하나의 폐루프(closed-loop)로 연결하며, 매 회차마다 정보 가치가 가장 높은 실험 조건을 선택적으로 탐색함으로써 제한된 실험 횟수 내에서 최적 조건을 신속하게 도출할 수 있다.

※ (폐루프) 실험 결과가 다음 실험 설계에 반영되며 반복적으로 최적화되는 구조

1) 식품의약품안전평가원. (2023, May). AI 기반 신약개발. 식의약 R&D 이슈보고서(통권 21권).

2) 한국보건산업진흥원. (2024, Dec). 인공지능(AI) 신약개발 글로벌 시장 및 협력 현황. 보건산업브리프(Vol. 427).

3) Häse et al. (2019). Next-Generation Experimentation with Self-Driving Laboratories. Trends Chem., 1, 282-291.

4) Ghislat et al. (2024). Data-centric challenges with the application and adoption of artificial intelligence for drug discovery. Expert Opin. Drug. Discov., 19, 1297-1307.

5) Sharma et al. (2025). Computational Landscape in Drug Discovery: From AI/ML Models to Translational Application. Scientifica (Cairo), doi: 10.1155/sci5/1688637.

6) 이해수 등 (2025, May). 피지컬 AI의 현황과 시사점. SPRI, 이슈리포트(IS-202).

- SDL은 후보물질 탐색과 조건 최적화를 빠르게 반복할 수 있어, 신약개발 초기 단계의 비효율성을 개선하고 연구개발 생산성을 제고할 수 있는 대안으로 평가된다.
 - SDL의 방법론은 소재·화학 분야에서 먼저 성숙하였으며, 최근 그 페루프 실험 최적화 방식이 신약개발의 후보물질 발굴 단계로 확장되고 있다.
- 따라서 본 보고서에서는 후보물질 발굴 단계에 초점을 맞추어, AI의 예측 한계를 보완하는 피지컬 AI 기반 실험 자율화 관점에서 SDL의 개념과 활용 가능성을 살펴보고자 한다.

II

자율실험실(SDL) 개요

Vol.485

❑ 자동화(automation)와 자율화(autonomy)의 구분

- SDL은 AI와 로봇을 활용해 실험 과정을 자동으로 수행하는 ‘자동화 시스템’인 동시에, 실험 결과를 학습하여 다음 실험 조건을 스스로 탐색·조정하는 ‘자율 실험 시스템’으로도 설명된다⁷⁾⁸⁾⁹⁾.
- 개념적으로 자동화는 사전에 정의된 규칙과 절차에 따라 작업을 반복 수행하는 방식이며, 자율화는 데이터 분석과 의사 결정을 바탕으로 시스템이 수행 방식이나 조건을 스스로 조정하는 방식이다. SDL은 이러한 자동화와 자율화의 두 가지 속성을 모두 포함한다는 점에서 단순한 자동화 시스템과 차별화된다¹⁰⁾.

<표 1> 자동화와 자율화 비교

구분	자동화	자율화
정의	사전에 정의된 규칙과 절차에 따라 작업을 수행하는 방식	데이터를 기반으로 스스로 판단하고 행동을 결정·조정하는 방식
의사결정 방식	인간이 사전에 정의한 규칙에 따라 수행	시스템이 데이터 분석 결과를 바탕으로 의사결정 수행
작업 수행 방식	정해진 절차를 반복 수행	결과와 상황에 따라 작업 방식을 스스로 조정하며 수행
상황 대응	사전에 정의된 조건 범위 내에서만 대응 가능	데이터와 결과를 반영하여 동적으로 대응 및 최적화
목적	반복 업무의 효율화 및 정확성 향상	목표 달성을 위한 의사결정 및 지속적 최적화
실험 적용 예시	설정된 실험 프로토콜을 자동 수행	실험 결과를 바탕으로 다음 실험 조건을 탐색·조정



(출처) Myklebust et al. (2025), Tobias & Wahhab. (2025) 등 자료 재구성.

- 또한, 자율 주행 자동차(Self-Driving Car, SDC) 분야에서도 유사한 용어 혼용이 나타난다. 미국자동차공학회(Society of Automotive Engineers, SAE) 기준에서는 자율 주행 단계를 ‘driving automation’으로 표현하여 운전 작업의 자동화 수준을 의미하지만, 국내에서는 이를 ‘자율주행’으로 번역·사용하는 경우가 많다. 이처럼 영어권에서 자동화로 설명되는 개념이 국내에서는 ‘자율’이라는 용어로 통용되면서, 두 개념 간의 학술적·기술적 경계가 모호하다¹¹⁾.

- Tobias & Wahhab. (2025). Autonomous ‘self-driving’ laboratories: a review of technology and policy implications. R. Soc. Open Sci., 12(7), 250646, doi: 10.1098/rsos.250646.
- Abolhasani & Kumacheva. (2023). The rise of self-driving labs in chemical and materials sciences. Nat. Synth., 2, 483-492.
- Adam, D. (2024). The automated lab of tomorrow. Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A., 121(17), e2406320121, doi: 10.1073/pnas.2406320121.
- Myklebust et al. (2025). Level of automation and autonomy. In the AI act and the agile safety plan (pp.115-118). Springer.
- SAE International. (2021, May). J3016_202104 - Taxonomy and definitions for terms related to driving automation systems for on-road motor vehicles. Retrieved from https://www.sae.org/standards/j3016_202104-taxonomy-definitions-terms-related-driving-automation-systems-road-motor-vehicles

- 따라서, SDL에서 ‘자율’이라는 용어는 완전한 인간 배제나 완전 독립적 연구 수행을 의미하는 것이 아니라, 자동화된 실험 수행 기능 위에 데이터 기반 학습·판단·최적화 기능이 결합된 상태를 의미한다. 이 점에서 SDL은 기존 실험 자동화 시스템과 구분된다.

<표 2> 자율실험실과 자율주행자동차의 주요 특성 비교

구분	자율실험실	자율주행자동차
목표	목표 성능을 달성하기 위한 최적의 실험 조건 탐색	목적지까지 차량을 안전하고 자율적으로 주행
데이터 활용	실험 결과와 환경 데이터를 실시간으로 수집·분석	주행 환경 데이터를 실시간으로 수집·분석
의사결정 방식	분석 결과를 바탕으로 다음 실험 조건을 결정	주변 환경을 인식하여 주행 경로와 차량 행동을 결정
상황 대응	실험 결과를 학습하여 다음 실험 조건을 조정	도로 상황, 장애물, 돌발 상황에 따라 경로와 주행 방식을 조정
제어권 변화	연구자 중심에서 AI 기반 자율 실험 시스템 중심으로 이동	운전자 중심에서 차량 시스템 중심으로 이동




(출처) Tobias & Wahhab. (2025), SAE International. (2021) 등 자료 재구성.

- 자율화의 대표적인 사례인 자율 주행 자동차는 미국자동차공학회의 표준 J3016을 통해 주행 자동화를 레벨(level) 0~5까지 총 6단계로 구분한다¹¹⁾.

- 단계가 높아질수록 인간의 개입은 감소하고 시스템의 자율성은 확대되며, 이는 SDL의 자율화 수준을 이해하기 위해 개념적 참고할 수 있다(표3).

- 다만 신약개발과 바이오 연구에서는 생물학적 복잡성, 안전성, 규제 요건, 전문가 판단의 중요성이 크기 때문에 완전한 무인 자율화보다 연구자와 AI·자동화 시스템 간 협업 기반의 자율화 체계가 현실적이다¹²⁾.

- 따라서 SDL은 연구자를 대체하는 시스템이라기보다, 반복적 실험과 조건 탐색을 자동화·지능화하여 연구자의 판단과 창의성을 보완하는 연구개발 인프라로 이해할 필요가 있다.

12) 한국바이오의약품협회. (2026, May). 제약바이오 산업 내 AI 활용 및 규제 동향. KoBIA Brief(2026-제38호).

<표 3> 자율실험실과 자율주행자동차 간 레벨별 비교

단 계	자율실험실	자율주행자동차	핵심 비교
레벨 0 (Level 0)	-	• 자율주행 없음 (No driving automation)	• 자동화 없음 - 주요 의사결정과 수행을 모두 인간이 담당
레벨 1 (Level 1)	• 보조작업 (Assisted operation) - 장비가 단순 실험 조작을 수행하거나 데이터를 수집하는 단계	• 운전자 지원 (Driver assistance) - 시스템이 조향 또는 가·감속 중 하나를 보조하는 단계	• 단순 보조 - 시스템은 일부 기능만 보조하며, 전체 과정의 판단과 책임은 인간이 담당
레벨 2 (Level 2)	• 부분 자율화 (Partial autonomy) - 주어진 과학적 가설 또는 실험 계획에 따라 일부 프로토콜 작성, 실험 수행, 데이터 수집 등을 지원하는 단계	• 부분 자동화 (Partial driving automation) - 시스템이 조향과 가·감속을 동시에 보조하지만, 운전자가 계속 주행 상황을 감독하는 단계	• 기능 결합 - 시스템이 여러 기능을 함께 수행하지만, 상황 판단과 최종 결정은 인간이 담당
레벨 3 (Level 3)	• 조건부 자율화 (Conditional autonomy) - 정해진 실험 범위 안에서 프로토콜 생성, 실험 수행, 결과 분석 및 가설 검증을 수행할 수 있는 단계 ※ 단, 예외 상황이나 추가 판단이 필요한 경우에는 연구자의 개입이 필요	• 조건부 자동화 (Conditional driving automation) - 특정 주행 조건에서는 시스템이 주행을 담당하지만, 필요 시 운전자가 개입해야 하는 단계	• 제한적 자율 - 정해진 조건 안에서는 시스템이 스스로 수행하지만, 문제가 발생하면 인간이 개입
레벨 4 (Level 4)	• 고도 자율화 (High autonomy) - 특정 연구 영역 또는 실험 조건 안에서 실험 설계, 수행, 데이터 분석, 결과 해석 및 가설 수정까지 수행할 수 있는 단계	• 고도 자동화 (High driving automation) - 정해진 운행 영역에서는 운전자 개입 없이 시스템이 주행을 수행하는 단계	• 스스로 판단대처 - 제한된 범위 안에서는 시스템이 오류나 돌발 상황을 판단하고 대안을 마련
레벨 5 (Level 5)	• 완전 자율화 (Full autonomy) - 인간이 연구 목적이나 목표만 제시하면, 시스템이 과학적 방법론에 따라 전체 연구 과정을 자율적으로 수행하는 AI 연구자 단계	• 완전 자동화 (Full driving automation) - 모든 도로와 조건에서 운전자 없이 목적지까지 주행하는 단계	• 인간 대체 - 목표만 제시하면 시스템이 제약 조건 안에서 전체 과정을 스스로 완료

(출처) Tobias & Wahhab. (2025), SAE International. (2021) 등 자료 재구성.

☑ SDL의 페루프(closed-loop) 기반 5대 아키텍처 계층

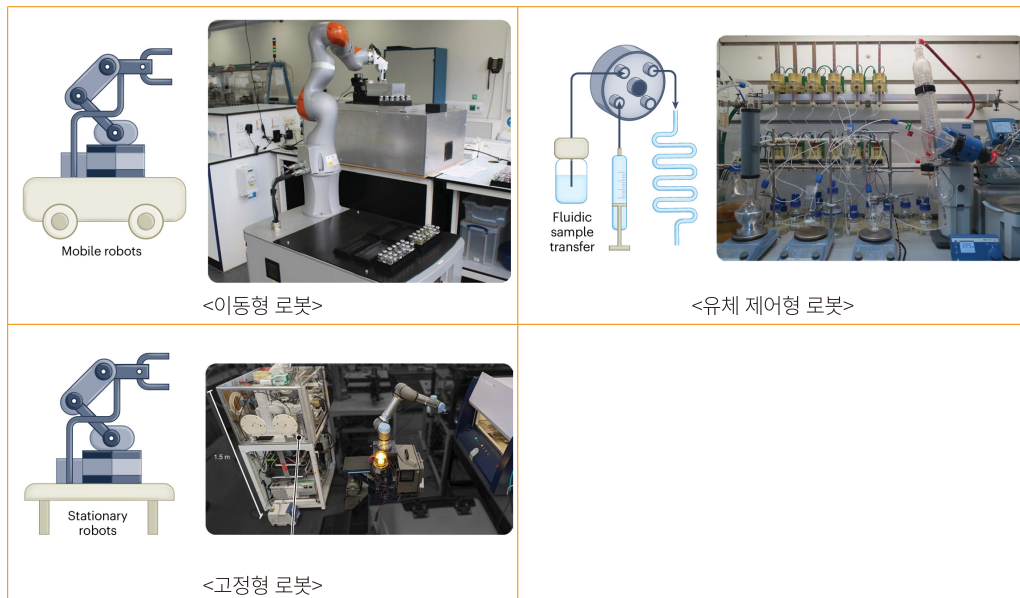
○ SDL은 「실험 설계→수행→분석→학습」 과정이 반복하는 페루프 구조로 운영되며, 실험 데이터를 기반으로 다음 실험 조건을 지속적으로 최적화한다. 이를 구현하기 위해 △오케스트레이션 △실행 △분석 및 계획 △안전 모니터링 △상호 운용성의 총 5개의 핵심 계층으로 구성된다¹³⁾.

① 오케스트레이션(Orchestration) 계층

- (기능) 여러 실험 장비·서비스와 실험 절차를 통합적으로 조율하는 상위 제어 계층이다.
- (역할) 실험 순서 제어, 자원 배분, 병렬 수행 최적화 등을 통해 전체 실험 프로세스 효율성을 극대화한다.

② 실행(Execution) 계층

- (기능) 하드웨어(로봇 팔, 시료 이송 장치, 반응기, 분석 장비 등)를 제어하여 실제 실험을 수행하는 물리적 계층이다.
- (역할) 시약 분주, 샘플 이동, 데이터 측정 등 반복 작업을 자동화하여 실험 재현성을 높이고 연구자의 피로도를 최소화한다.



(출처) Abolhasani & Kumacheva. (2023).

[그림 1] SDL의 로봇 기반 실험 모듈 간 물리적 연결 구조

③ 분석 및 계획(Analysis and planning) 계층

- (기능) 실험 결과를 분석하고 다음 실험 조건을 수립하는 계층이다.
- (역할) 능동학습, 베이지안 최적화, 에이전틱 AI(agententic AI) 등을 활용하여 인간의 개입 없이 자율적 가설 검증 및 조건 탐색을 수행한다.

※ (에이전틱 AI) 인간의 지속적 개입 없이 목표 설정, 문제 인식, 도구 활용, 결과 학습을 수행하는 자율 실행형 AI를 의미¹⁴⁾

13) Hwang et al. (2026). Self-driving laboratories in Korea: a new era of autonomous discovery. Digit. Discov., 5, 1968-1980, doi: 10.1039/D6DD00024J.

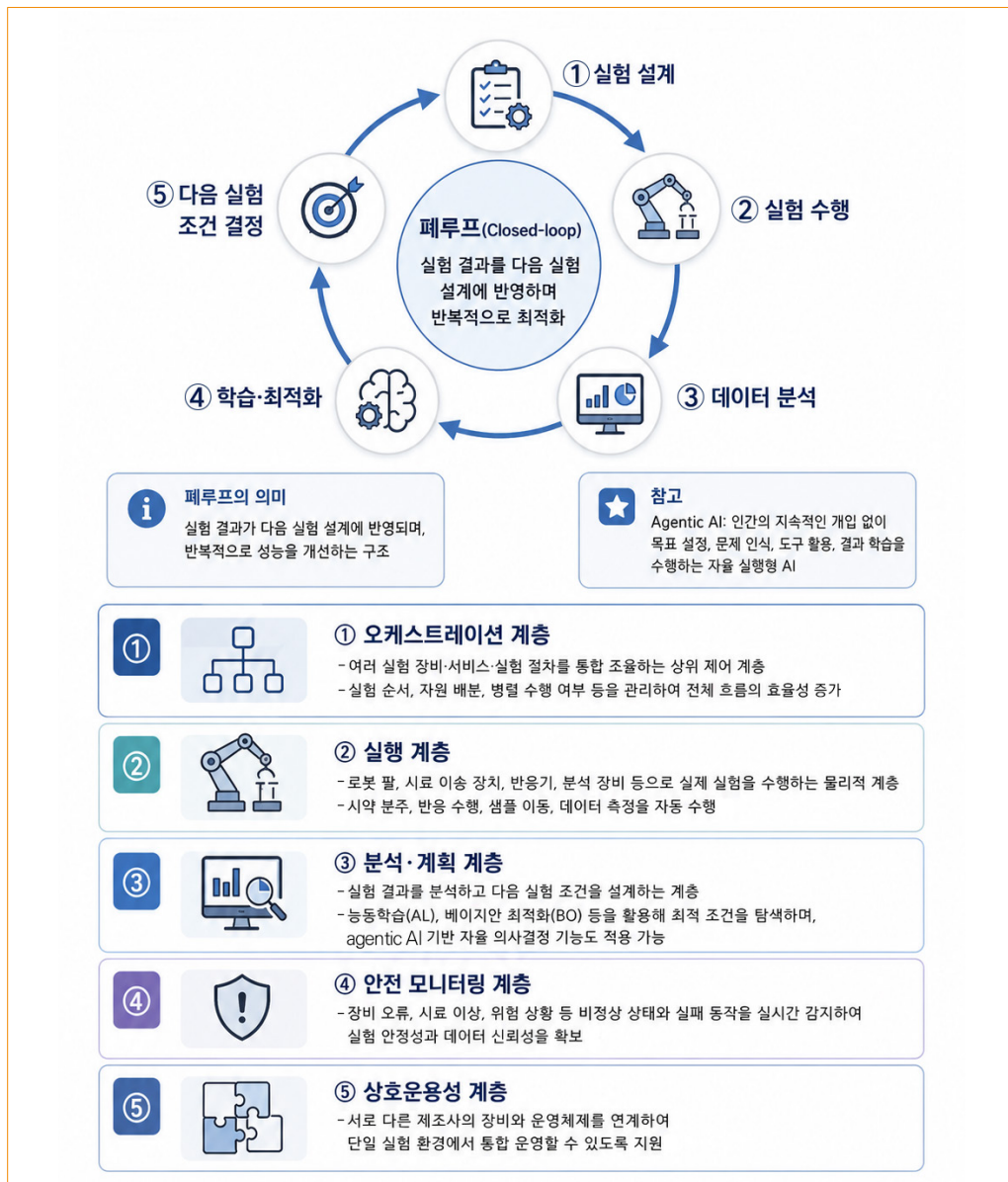
14) Acharya et al. (2025). Agentic AI: Autonomous intelligence for complex goals — A comprehensive survey. IEEE, 13, 18912-18936.

④ 안전 모니터링(Safety monitoring) 계층

- (기능) 장비 오류, 시료 이상, 위험 상황 등 비정상 상태와 실패 동작을 실시간으로 감지하여 실험 안정성과 데이터 신뢰성을 확보하는 계층이다.
- (역할) 상시 시스템 감시를 통해 실험의 안정성을 확보하고 데이터 오염을 방지하여 신뢰성을 보장한다.

⑤ 상호 운용성(Interoperability) 계층

- (기능) 서로 다른 제조사의 장비 및 운영 체제를 연계하는 연동 계층이다.
- (역할) 표준 프로토콜 기반 인터페이스를 제공하여 서로 다른 장비 간 단일 실험 환경 구축을 지원한다.



[그림 2] 자율실험실의 페루프 구조와 5개 계층

☑ SDL의 기계학습 기반 실험 최적화

- SDL은 실험 결과의 데이터를 수집·분석하고, 이를 학습하여 다음 실험 조건을 결정하는 기계학습 기반 페루프 의사결정 시스템을 활용한다⁸⁾¹³⁾¹⁵⁾.

- 특히 「초기 데이터 수집 → 대체 모델 구축 및 업데이트 → 다음 실험 조건 선택 → 실험 수행 및 데이터 피드백」으로 이어지는 계층적 구조를 통해 제한된 실험 횟수 내에서 비용과 시간을 줄이면서 최적의 조건을 탐색하는데 기여한다.

<표 4> SDL의 페루프 기반 실험 조건 최적화 과정



(최적 조건에 수렴할 때까지 반복)

- SDL의 의사결정 과정에는 능동학습, 대체 모델, 베이지안 최적화 등 상호 연계된 기계학습 기법이 활용된다. 각 기법의 개념과 역할은 다음과 같다.

① 능동학습(Active learning): SDL의 반복적 의사결정 구조¹⁶⁾

- (개념) 모델이 학습에 가장 도움이 되는 데이터를 스스로 선택하고, 새롭게 얻은 데이터를 다시 학습에 반영하여 예측 성능과 의사결정 능력을 개선하는, 자율적으로 진화하는 상위 개념의 기계학습 체계이다.
- (SDL에서의 기능) SDL에서 「데이터 수집 → 대체 모델 학습 → 다음 실험 조건 선택 → 로봇·자동화 장비를 통한 실험 수행 → 결과 데이터 반영 및 모델 업데이트」로 이어지는 페루프 구조를 형성한다. 이 구조에서 대체 모델은 판단에 필요한 예측값과 불확실성 정보를 제공하고, 베이지안 최적화는 SDL에서 능동학습을 구현하는 대표적인 방법 중 하나로 활용된다.
- (역할) SDL이 단순히 실험을 자동 반복하는 수준을 넘어, 실험 결과를 바탕으로 다음 실험을 더 정교하게 설계하도록 하는 핵심 구조이다. 이를 통해 연구자의 반복적 판단과 개입을 줄이고, 최적 조건 탐색·후보물질 발굴·공정 개선 등 다양한 연구 과정을 보다 자율적으로 수행할 수 있다.

15) Maroulis et al. (2026). A user's guide to your first self-driving liquid handling lab. Digit. Discov., 5(5), 2028-2041.

16) Settles, B. (2009). Active learning literature survey (Computer sciences technical report No. 1648). University of Wisconsin-Madison.

② 베이지안 최적화(Bayesian optimization): 다음 실험 조건을 선택하는 최적화 기법¹⁷⁾¹⁸⁾¹⁹⁾

- (개념) 대체 모델이 제공하는 예측값과 불확실성 정보를 바탕으로, 목표 성능을 가장 효율적으로 개선할 수 있는 다음 실험 조건을 선택하는 기법이다. 특히 실험 비용이 크거나 반복 횟수가 제한된 상황에서 최적 조건을 찾는 데 적합하다.

- (핵심 메커니즘) 획득함수(acquisition function)를 활용하여 다음 실험 후보를 평가한다. 획득함수는 성능이 좋을 것으로 예상되는 조건을 더 확인하는 '활용(exploitation)'과, 아직 정보가 부족해 불확실성이 큰 조건을 시험하는 '탐색(exploration)'을 균형 있게 고려한다.

※ (활용) 이미 좋은 결과가 예상되는 영역을 중심으로 실험하여 목표 성능을 높이는 전략

※ (탐색) 데이터가 부족하거나 불확실성이 큰 영역을 실험하여 모델의 예측 범위를 넓히는 전략

③ 대체 모델(Surrogate model): 실험 결과를 예측하는 가상 모델¹⁹⁾²⁰⁾²¹⁾²²⁾

- (개념) 실제 실험을 매번 수행하지 않고도 특정 실험 조건에서 예상되는 결과를 예측하기 위해 활용되는 모델이다. 즉, 입력값(실험 조건)과 출력값(실험 결과) 사이의 관계를 데이터 기반으로 학습하여, 아직 수행하지 않은 실험 조건의 결과를 추정한다. 이를 통해 기존의 고비용·장시간이 소요되는 실험 횟수를 줄이고, 전체 실험 탐색의 효율성을 높일 수 있다.

- (주요 알고리즘) 가우시안 프로세스(Gaussian process), 랜덤 포레스트(Random forest) 등이 활용되며, 데이터의 규모, 실험 조건의 복잡성, 불확실성 추정 필요성 등에 따라 적절한 모델을 선택한다.

※ (가우시안 프로세스) 예측값과 함께 예측의 불확실성을 제공할 수 있어, 실험 횟수가 제한된 상황에서 유용하게 활용

※ (랜덤 포레스트) 여러 개의 결정 트리를 구성하고 그 결과를 종합하여 예측하는 방식으로, 트리 간 예측 분산 등을 활용하여 불확실성을 근사적으로 추정

- (역할) 전체 실험 영역을 수학적으로 근사하여, 실제로 수행하지 않은 조건에 대해서도 예상 결과와 예측의 불확실성을 제공한다. 이 정보는 다음 실험 조건을 선택하는 베이지안 최적화의 기초 자료로 활용된다.

<표 5> 가우시안 프로세스와 랜덤 포레스트 비교

구 분	가우시안 프로세스	랜덤 포레스트
모델 유형	확률 기반 예측 모델	결정 트리 기반 다중 모델(앙상블) 방식
예측 방식	데이터의 분포를 바탕으로 입력 조건과 결과 간 관계를 연속 함수 형태로 추정	여러 결정트리의 예측 결과를 종합하여 최종 예측값 산출
불확실성 추정	예측값과 함께 불확실성을 직접(이론적으로) 제공	개별 트리의 예측 분산 등을 활용해 불확실성을 근사적으로 추정
데이터 크기 적합성	데이터가 적은 초기 실험 단계에 유리	데이터가 비교적 많거나 변수 간 관계가 복잡한 경우에 유리
강점	적은 실험 데이터로도 불확실성 기반 의사결정에 활용 가능	예측 성능이 안정적이고, 다양한 형태·고차원 데이터에 적용 가능
SDL 내 활용	실험 횟수가 제한된 상황에서 다음 실험 조건 선정에 유리	축적된 실험 데이터를 바탕으로 복잡한 조건-결과 관계를 예측하는 데 유리

(출처) Rasmussen & Williams. (2006), Breiman, L. (2001) 등 자료 재구성.

17) Frazier, P. I. (2018). A tutorial on Bayesian optimization. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.02811>

18) Desimpel et al. (2026). Bayesian optimization for chemical reactions. Chem. Soc. Rev., 55(5), 2731-2775.

19) Shahriari et al. (2016). Taking the human out of the loop: A review of Bayesian optimization. Proc. IEEE., 104(1), 148-175.

20) Forrester et al. (2008). Engineering design via surrogate modelling: A practical guide. John Wiley & Sons.

21) Rasmussen & Williams. (2006). Gaussian processes for machine learning. MIT Press.

22) Breiman, L. (2001). Random forests. In machine learning (pp.5-32). Kluwer Academic Publishers.

III

국내외 SDL 활용 사례

Vol.485

- 국내외에서는 SDL 구현을 위한 소프트웨어 플랫폼 개발과 하드웨어·인프라 구축이 활발히 추진되고 있다.

- 소프트웨어 측면에서는 통합 제어와 장비 간 연계를 지원하는 ‘OCTOPUS OS’와 같은 플랫폼이 개발되고 있다.
- 하드웨어 및 인프라 측면에서는 국내의 △한국제약바이오협회 △연세대학교 K-나이버트(K-NIBRT)를 비롯해, 해외의 △캐나다 토론토대학교 중심의 액셀러레이션 컨소시엄(Acceleration Consortium) △호주의 연방과학산업연구기구(CSIRO) △중국의 크리스탈파이(XtalPi) 등이 SDL 기반 연구개발 체계를 구축·운영하고 있다.

✓ 소프트웨어 플랫폼: 옥토퍼스 운영체제(OCTOPUS OS)²³⁾

※ OCTOPUS: Operation Control System for Task Optimization and Job Parallelization via a User-optimal Scheduler

- OCTOPUS OS는 한국과학기술연구원(KIST) 구조융복합소재 연구센터 등 국내외 연구진이 주도하여 개발하였으며, 오케스트레이션 및 실행 계층을 통합 관리하는 운영 플랫폼이다. 분산된 세 가지 노드(node)를 기반으로 전체 실험 시스템을 제어한다.

<표 6> OCTOPUS OS의 노드

노드	역할
인터페이스 노드 (Interface node)	• 사용자가 JSON 형식으로 정의한 실험 조건 및 작업 절차를 시스템에 입력하는 입력 창구 역할 ※ (JSON 형식)데이터를 이름과 값의 쌍으로 구조화하여 시스템 간 정보를 교환하는 표준 데이터 형식
마스터 노드 (Master node)	• 실험 작업 스케줄링, 자원 배분, 병렬 수행, 장비 간 충돌 방지 등의 알고리즘을 수행하며 전체 실험 흐름을 제어하는 중앙 관제 역할
모듈 노드 (Module node)	• 실제 물리 실험 장비와 1:1로 연결되어 시약 분주, 반응 수행, 분석 장비 제어 등의 하드웨어 작업을 직접 수행

- OCTOPUS OS는 작업 병렬화, 작업 최적화, 밀집 배치 스케줄링 기반 스케줄링 기능을 지원하여 여러 실험을 병렬로 수행하고 자원 활용도를 극대화하고, 서로 다른 운영체제와 장비 간 연계를 지원하는 통신 구조를 활용한다.

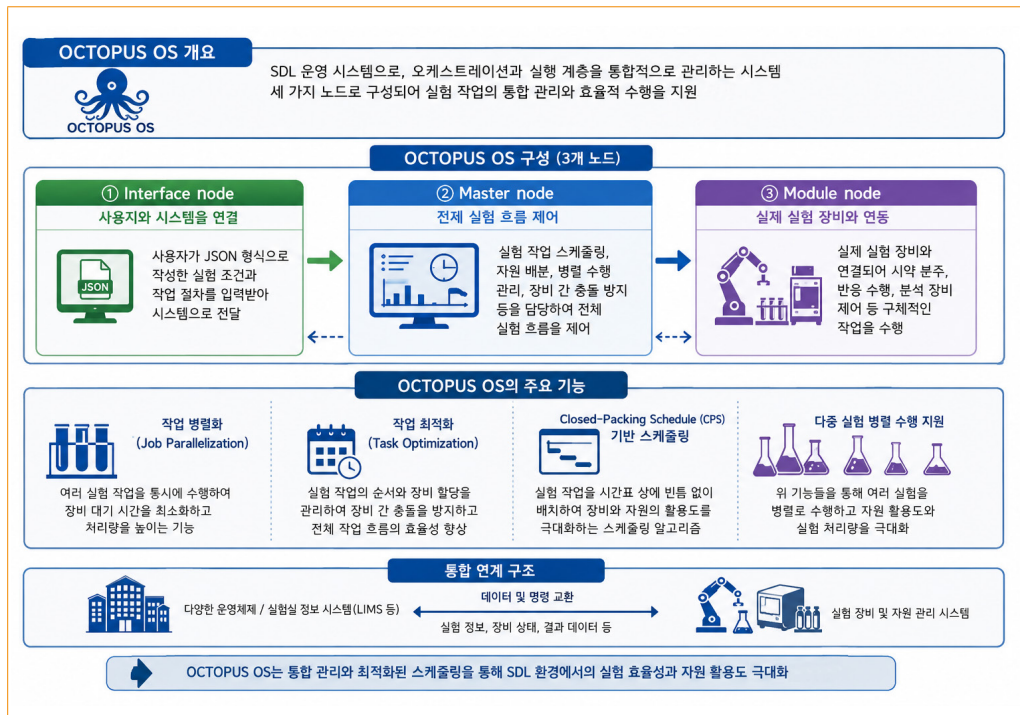
※ (작업 병렬화, Job parallelization) 여러 실험 작업을 동시에 수행하여 장비 대기 시간을 최소화하고 실험 처리량을 높이는 운영 방식

※ (작업 최적화, Task optimization) 실험 작업의 순서와 장비 할당을 관리하여 장비 간 충돌을 방지하고 전체 작업 흐름의 효율성을 높이는 기법

※ (밀집 배치 스케줄링, Closed-packing schedule) 실험 작업을 시간표상에 빈틈없이 배치하여 장비와 자원의 활용도를 극대화하는 스케줄링 알고리즘

23) Yoo et al. (2024). OCTOPUS: operation control system for task optimization and job parallelization via a user-optimal scheduler. Nat. Commun., 15(1), 9669.

- 이러한 OCTOPUS OS는 SDL의 핵심 운영체제로서 실험 자동화 수준을 높이고 연구개발 생산성을 향상시키는 데 기여한다.



[그림 3] OCTOPUS OS 기반 자율실험실 운영 구조

✓ 하드웨어·인프라 국내 현황

- 국내에서는 정부 주도의 실습 인프라 구축, 대학 연구소 중심의 자율 실험 플랫폼 운영, 지역 혁신기관의 도입 검토 등을 통해 SDL 기반 연구개발 환경 조성이 점진적으로 추진되고 있다. 현재는 해외 주요 사례와 비교할 때 개별 기관·특정 도메인 중심의 초기 확산 단계에 있으나, 유기합성, 바이오의약품, 촉매·신소재, 바이오 분야를 중심으로 실증 기반이 확대되고 있다.

● 정부 주도의 SDL 실습 인프라 구축

- 보건복지부와 한국보건산업진흥원은 'AI 활용 신약개발 교육 및 홍보' 사업의 일환으로 국내 SDL 실습 인프라 구축을 본격화하고 있다. 이러한 정부 주도의 SDL 실습 인프라는 국내 바이오 연구개발 자동화가 개념 검토 단계를 넘어 교육·실습·공동 활용 기반 구축 단계로 진입하고 있음을 보여주며, 유기합성 및 바이오의약품 분야에서 축적되는 실습 경험은 향후 산업계 적용과 전문인력 양성의 기초가 될 수 있다.

① 한국제약바이오협회의 유기합성 분야 SDL 실습 인프라

- 한국제약바이오협회 AI신약연구원은 2025년 유기합성 도메인을 중심으로 AI 기반 신약개발 SDL 실습 인프라를 구축하였다. 해당 인프라는 AI 예측 알고리즘과 물리적 로봇·자동화 장비를 유기적으로 연계한 페루프 자율 실험 환경을 지향하며, 연구자와 산업계 실무자가 SDL 기반의 실험 설계, 자동화 수행, 데이터 수집, 실시간 분석에 이르는 전 주기의 피드백 과정을 직접 경험하고 검증할 수 있도록 설계되었다.
- 이러한 선도적 실습 인프라의 운용은 연구자와 산업계 실무자가 유기합성 분야의 SDL 활용 과정을 실습하고, AI 기반 신약개발 전문역량을 높일 수 있을 것으로 보인다.

② 연세대학교 K-NIBRT의 바이오의약품 분야 SDL 실습 인프라

※ K-NIBRT : Korea National Institute for Bioprocessing Research and Training

- 연세대학교 K-NIBRT는 아일랜드 NIBRT의 교육 체계를 국내에 도입하여 바이오 공정 전문인력 양성 사업을 추진하고 있다. 현재 배양 공정 중심의 첨단 자동화 인프라를 확보하고 있으며, 이를 기반으로 2026년부터는 공정 데이터 통합 플랫폼, AI 기반 공정 최적화 모델, 장비 간 통합 제어·연계 시스템 구축을 추진 중에 있다.
- 이는 기존 하드웨어 중심 자동화 공정을 실시간 데이터 피드백 기반의 SDL 시스템으로 확장하기 위한 것으로, 바이오의약품 배양 및 생산 공정에서 SDL 개념을 교육·실습할 수 있게 피지컬 AI 기반 바이오의약품 맞춤형 융합 전문인력을 양성하는 국가적 핵심 거점 역할을 수행할 것으로 보인다.

✓ 하드웨어·인프라 국외 현황

● 캐나다의 액셀러레이션 컨소시엄(Acceleration Consortium, AC)²⁴⁾²⁵⁾²⁶⁾

- 캐나다 AC는 연방정부 Canada First Research Excellence Fund(CFREF) 지원을 바탕으로 SDL 기반 연구 인프라를 구축하고 있으며, 토론토대학교(University of Toronto)를 중심으로 자율실험실 네트워크를 확장하고 있다. AC는 기계학습과 자동화를 결합한 자율 실험 체계를 통해 소재, 신약, 바이오, 에너지 등 다양한 분야의 연구개발 속도 향상을 추진하고 있다.
- AC는 SDL 분야를 0~7개 영역으로 구분하여 있으며, AI·자동화 등 기초 자율화 기술부터 무기 소재, 유기 소분자, 의약화학, 고분자, 제형, 인체 장기 모사, 스케일업까지 연결되는 통합형 연구개발 구조이다. 이 중 의약 화학(SDL 3)은 신약개발 관련 연구를 포함하고 있으며, 이를 통해 기초 발견 연구에서 응용·확장 단계까지 SDL을 연계하는 플랫폼형 연구 생태계를 구축하고 있다.
- 또한 다기관·다지역 연구진이 참여하는 글로벌 SDL 협업 구조를 운영하고 있어 분산된 실험 환경에서도 데이터를 통합적으로 학습하고 후보 물질을 탐색할 수 있도록 설계되어 있다. 이를 기반으로 단기간 내 21개 이상의 고성능 소재 후보군을 도출하는 성과를 거두었다.
- AC 사례는 SDL이 단일 실험실의 자동화 수준을 넘어, 다양한 연구 도메인과 기관을 연결하는 국가 단위 플랫폼으로 확장될 수 있음을 보여준다. 특히 신약개발, 소재, 바이오, 스케일업을 하나의 연구 생태계 안에서 연계한다는 점에서 국내 공동 활용형 SDL 인프라 구축에 중요한 참고 사례가 될 수 있다.

- 24) Acceleration Consortium. (2026). AC labs and collaborating facilities - Explore our core facilities and related labs. Retrieved from <https://acceleration.utoronto.ca/ac-labs-and-facilities>
- 25) University of Toronto. (2023, Apr. 28). U of T receives \$200-million grant to support Acceleration Consortium's 'self-driving labs' research. Retrieved from <https://www.utoronto.ca/news/u-t-receives-200-million-grant-support-acceleration-consortium-s-self-driving-labs-research>
- 26) Faculty of Arts & Science, University of Toronto. (2024, Jun. 12). Acceleration consortium and global collaboration of self-driving labs discovers new molecules for organic solid-state lasers. Retrieved from <https://www.artsci.utoronto.ca/news/acceleration-consortium-and-global-collaboration-self-driving-labs-discovers-new-molecules>

<표 7> 자율실험실 분야별 세부 구성 및 역할

분야	도메인	연구 내용	활용 분야
SDL 0	AI 및 자동화 (AI and Automation)	SDL 구현을 위한 AI 도구와 로봇 실험 자동화 하드웨어 개발	SDL 공통 기반 기술, 실험 자동화, 데이터 기반 연구
SDL 1	무기 소재 (Inorganic)	무기 소재의 자율 발견, 합성, 구조·기능 특성 분석 및 응용성 평가	CO ₂ 포집·전환, 에너지 저장, 구조재료, 포토닉스, 전자소재 등
SDL 2	유기 소분자 (Organic)	유기 소분자의 자율 발견, 합성, 후처리, 분리, 구조·기능 특성 분석 및 응용성 평가	의약품, 전자소재, 포토닉스, 에너지 저장, 친환경 제품 등
SDL 3	의약 화학 (Medicinal Chemistry)	화학 프로브 개발과 신약개발의 hit-to-lead 단계를 위한 합성 및 바이오어세이 기반 자율 의약화학 연구	신약개발, 후보물질 최적화, 화학 프로브 개발
SDL 4	고분자 소재 (Polymers)	고분자 소재의 자율 발견, 합성, 구조·기능 특성 분석 및 응용성 평가	헬스케어, 지속가능성, 에너지 저장 등
SDL 5	제형 및 복합 기술 (Formulations)	조합적 혼합을 기반으로 액체, 반고체, 고체 제형을 형성하고 구조·기능 특성 분석 및 응용성 평가	퍼스널케어, 헬스케어 등
SDL 6	인체 장기 모사·바이오 모델 (Human organ mimicry)	차세대 인체 조직 모델과 신규 치료법의 자율 발견	인체 조직 모델, 치료제 개발, 바이오 응용 연구
SDL 7	스케일업 (Scale-up)	분자·소재 발견을 스케일업 및 전환 단계와 연결하는 자율 워크플로 구축	연구성과 확장, 공정 전환, 실증·상용화 연계

(출처) 캐나다 AC

● 호주 연방과학산업연구기구(CSIRO)의 신속 자동화 재료 및 처리 센터(RAMP centre)²⁷⁾²⁸⁾

※ CSIRO: Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation

※ RAMP: Rapid Automated Materials Processing Centre

- RAMP 센터는 호주 멜버른 남동부(Southeastern Melbourne)에 위치한 CSIRO 빅토리아주 클레이턴 캠퍼스에 위치한 첨단 소재 연구시설로, SDL 기반의 연구개발 체계를 운영하고 있다.
- 해당 센터는 로봇 기반 시료 제작·평가 시스템, AI 기반 실험 설계, 센서 기반 데이터 자동 수집 기능을 통합하여 소재 합성, 고처리량 평가, 실시간 데이터 수집 및 페루프 기반 실험 최적화를 수행한다. 이를 통해 산업 현장의 제조 공정을 반영한 환경에서 소재 탐색과 최적화 과정을 자동화하고 있다.
- 특히 촉매 제조업체와 수행한 공동연구에서는 촉매 개발 기간을 기존 약 5년에서 6개월 수준으로 단축한 사례가 보고되었으며, 현재 촉매, 고분자, 나노소재 등 다양한 소재 분야에 SDL 기반의 연구개발 체계를 적용하고 있다.
- CSIRO 사례는 공공 연구기관이 SDL 인프라를 구축하고 산업계와의 공동 활용함으로써 연구개발 효율화와 산업 적용을 동시에 지원하고 있음을 보여준다. 이는 국내에서도 공동 활용형 SDL 인프라를 구축하고 산업 연계형 실증을 확대하는데 참고할 수 있는 사례가 될 수 있다.

27) CSIRO. Rapid Automated Materials and Processing centre. Retrieved from <https://www.csiro.au/en/research/production/materials/ramp>

28) CSIRO Rapid Automated Materials and Processing (RAMP). Retrieved, Jun. 10, 2026, from <https://research.csiro.au/ramp/>

● 중국의 크리스탈파이(XtalPi)²⁹⁾³⁰⁾

- 중국 XtalPi는 AI·로봇 기반 SDL을 활용하여 신약개발 및 소재 연구 전 과정을 자동화·고속화하는 연구개발 체계를 구축·운영하고 있다. AI와 로봇 자동화 기술을 결합한 지능형 자율 실험 플랫폼(intelligent autonomous lab solution platform)을 기반으로 화합물 설계, 합성, 실험 및 데이터 분석 과정을 통합 운영하며, 연구개발 효율성과 실험 재현성 향상을 추진하고 있다.
- 해당 플랫폼은 AI 기반 분자 설계와 로봇 실험 자동화 기술을 연계하여 24시간 연속 실험 수행과 데이터 축적이 가능하도록 설계되어 있다. 현재 전 세계적으로 300개 이상의 로봇 실험 워크스테이션을 운영하고 있으며, 이를 통해 SDL 기술을 연구개발 단계의 개념 검증을 넘어 산업 운영 규모로 확장하고 있다.
- 또한 XtalPi는 글로벌 제약사인 일라이 릴리 앤드 컴퍼니(Eli Lilly and Company)와 협력하여 AI·로봇 기반 자율 실험 체계를 활용한 혁신신약(first-in-class) 발굴 연구를 수행하고 있다. 국내 제약사인 중외제약과의 협력을 통해 자동화 신약개발 워크스테이션과 AI 기반 반응 최적화 플랫폼을 공급하는 등 산업계와의 협력 범위를 확대하고 있다.
- XtalPi 사례는 SDL이 단일 연구실의 실험 자동화 수준을 넘어, 대규모 로봇 인프라와 데이터 생산 체계를 기반으로 산업형 연구개발 플랫폼으로 확장될 수 있음을 보여준다.

<표 8> 국내외 자율실험실 생태계 및 활용 비교

구분	국내	해외	격차 및 시사점
도입 및 성숙도	• 개별 연구실 중심의 도입 초기 단계 - 단일 랩·장비 기반 PoC(개념증명)와 자율 실험 운영 경험을 축적하는 수준	• 국가·대학·연구기관 주도의 플랫폼화 단계 - 표준화된 SDL 인프라 구축과 공동활용이 확대되고 산업 연계 기반 상용화 실증을 추진	• 생태계 성숙도 격차 - 국내는 실증이 개별 연구실 단위에 머무름 - 국가 차원의 공동 인프라·표준 운영체계 정립과 장기 투자 로드맵 마련이 필요
운영 체계	• 독립 연구실 단위의 폐쇄적 운영 - 장비·소프트웨어·데이터 간 연계성이 제한적	• 다수 장비·AI 모델·데이터를 통합한 고처리량·다기관 협업 운영 - 클라우드 기반 원격 제어와 표준화된 운영체계 확산	• 운영 통합 격차 - 단일 장비 제어를 넘어선 통합 운영체제로 전환이 시급 - 장비 간 연동 표준, 실험 워크플로우 관리, 스케줄링 시스템 확보가 필요
활용범위 및 목적	• 기초화학·배터리·소재 탐색 등 특정 도메인 중심 - 실험 조건 최적화와 후보물질 탐색에 집중	• 가설 수립 → 합성 → 분석 → 최적화 → 스케일업으로 이어지는 R&D 전주기 및 산업 밸류체인과 연계 • 신약·바이오·소재·에너지 등 다분야로 확장	• 가치사슬 범위 격차 - 국내는 연구실 수준의 발견·최적화에 편중 - 공정 개발·스케일업·생산 연계까지 포괄하는 SDL 전략이 필요
데이터 생태계	• 연구실별 데이터 축적 방식이 상이 - 데이터 형식·메타데이터·품질관리 기준이 파편화	• 대규모 데이터 허브와 공공·민간 데이터 컨소시엄을 기반 - 표준 포맷·메타데이터 체계 위에 AI 학습용 데이터를 축적	• 데이터 표준화 격차 - AI 모델의 신뢰성·재현성 확보를 위한 데이터 표준화가 시급 - 실험 데이터 공유 체계, 품질관리, 보안·권한 관리 체계 구축이 필요
인력 및 협업 구조	• 연구자 개인 또는 소규모 융합팀 중심으로 실험·AI·로봇·데이터 전문성이 분절적으로 결합 • SDL 전담 운영인력과 융합형 인재가 부족	• 화학·바이오·소재·AI·로봇·데이터 전문가의 다학제 협업 구조 - 전담 운영인력·소프트웨어 엔지니어·자동화 전문가가 참여하는 산학연 컨소시엄 기반 공동 운영	• 전문인력 격차 - SDL은 장비 도입만으로 구현되기 어려우며 운영·유지보수·데이터 해석 역량이 핵심 - 융합형 전문인력 양성과 다기관 협업체계 구축이 필요

(출처) 호주 CSIRO, 캐나다 AC 등 자료 재구성.

29) XtalPi. NEWS – Keep you updated with the latest info of XtalPi. Retrieved Jun. 10, 2026, from <https://en.xtalpi.com/category/news/>

30) XtalPi. Autonomous lab solution empowering next-generation R&D – Building the closed-loop lab of the future. Retrieved Jun. 10, 2026, from https://en.xtalpi.com/lab_automation/

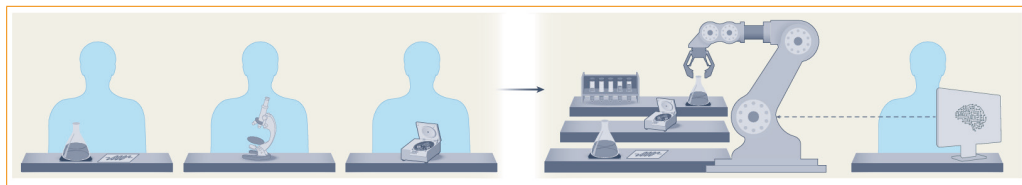
IV

결론

Vol.485

✓ 신약·바이오 연구개발의 한계 극복을 위한 피지컬 AI의 대두

- 전통적인 신약개발은 장기간에 걸친 반복적인 실험과 높은 실패율, 그리고 연구자 개인의 경험에 크게 의존하는 특성으로 인해 시간과 비용 측면에서 막대한 부담을 안고 있는 구조적 한계를 지닌다.
- 이러한 문제를 완화하기 위해 데이터 기반 분석 접근이 도입되어 후보물질 탐색 효율을 높이고 있으나, 데이터 편향성과 품질 한계, 그리고 실제 실험 환경과의 간극으로 인해 실증적 검증 없이는 예측 결과의 신뢰성과 재현성을 확보하기 어렵다.
- 실제로 AI 기반 연구개발의 핵심 병목 중 하나는 고도화된 예측 모델 자체의 부재라기보다, 도출된 예측 결과를 신속하게 물리적으로 검증하고 이를 다시 AI에 학습시키는 피드백 체계가 긴밀하게 작동하지 못한다는 점에 있어, 디지털 예측과 물리적 검증을 유기적으로 결합하는 피지컬 AI 기반 SDL이 차세대 연구 패러다임으로 주목받고 있다.



(출처) Abolhasani & Kumacheva. (2023).

[그림 4] 기존 실험실과 자율실험실 비교

기존 연구실은 연구자가 실험을 직접 수행하는 구조인 반면, SDL은 로봇이 실험을 수행하고 연구자는 컴퓨터를 통해 결과를 분석하며 실험을 설계·의사결정하는 구조

✓ SDL의 메커니즘적 가치와 글로벌 인프라 경쟁 현황

- SDL은 「설계-수행-분석-학습」의 전 과정을 실시간 데이터 기반 페루프로 구동함으로써, 제한된 실험 횟수 내에서 최적 조건을 도출하고 고반복·고비용 연구의 효율성을 극대화할 수 있는 구조로 평가된다.
- 글로벌 선도국은 이미 단일 장비 자동화를 넘어 플랫폼형 연구 인프라를 국가·글로벌 컨소시엄 단위로 확장하고 있다. 반면 국내 SDL은 일부 분야에서 실증을 시작했으나 여전히 개별 연구실 단위의 초기 개념 검증(PoC) 수준에 머물러 있어, 데이터 표준화·장비 상호운용성·공용 플랫폼 측면에서 선도국과의 격차가 존재한다.

✓ 국가 차원의 전략적 자산으로서 자율 실험 인프라에 대한 인식 변화

- SDL은 연구개발 전 과정의 효율화를 지원하는 핵심 기반기술로 주목받고 있으며, 초기 후보물질 발굴, 제형 개발, 바이오공정 최적화 등 반복 실험과 데이터 축적 효과가 큰 영역에서 생산성 향상에 기여할 수 있다. 따라서 SDL을 개별 기관이 독자적으로 보유·운영하는 장비 인프라가 아니라, 산·학·연·병이 공동 활용할 수 있는 피지컬 AI 기반 공유 연구개발 플랫폼으로 정립하기 위한 국가 차원의 전략적 검토가 필요하다.
- 최근 보건복지부와 한국보건산업진흥원은 ‘AI 활용 신약개발 교육 및 홍보’ 사업의 일환으로 SDL 실습 인프라 구축을 추진하고 있다. 구체적으로 유기합성 분야는 2025년 한국제약 바이오협회를 중심으로 구축되었으며, 바이오의약품 분야는 2026년 연세대학교 K-NIBRT를 중심으로 구축 중에 있다. 이는 국내 바이오 연구개발 자율화 기반을 마련하는 초기 실증 사례로서, 향후 공동 활용형 SDL 인프라 확산을 위한 기초적 기반을 형성하는 단계이다.

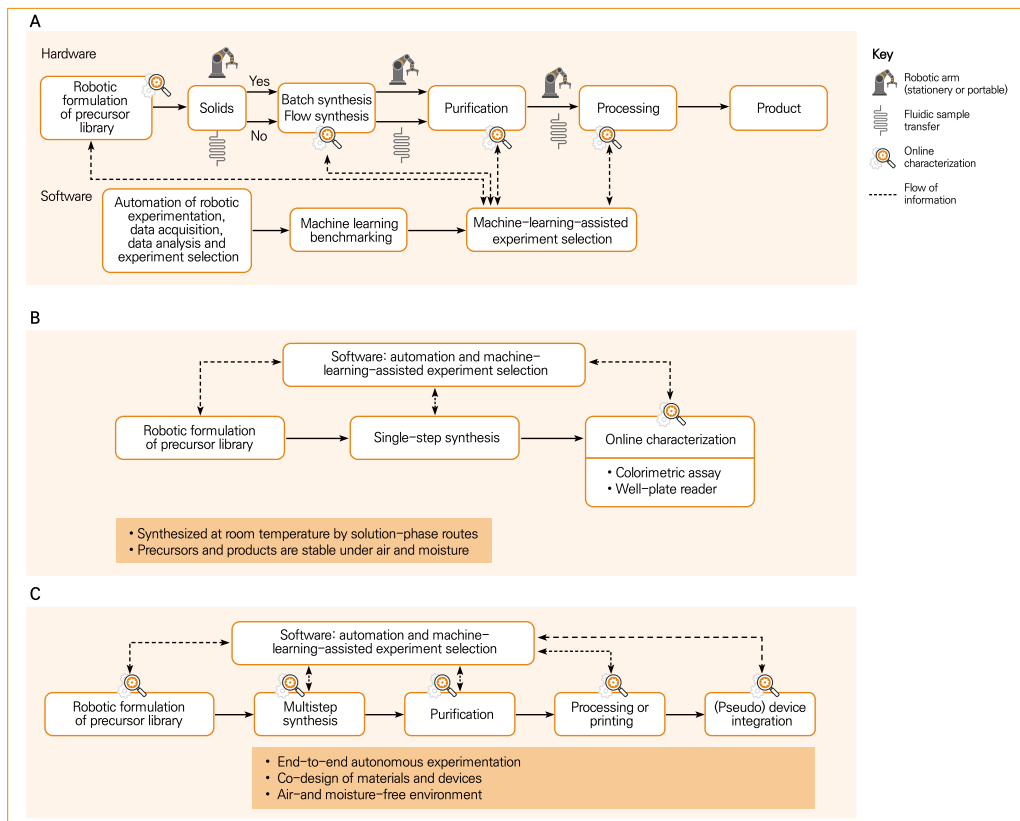
V

시사점

Vol.485

장비(hardware) 중심에서 운영체제(OS) 운영 중심으로 전환

- SDL 도입은 단순히 자동화 장비를 구매·확충하는 것이 아니라, 연구개발 프로세스 자체를 자율화하는 관점에서 접근해야 한다. 기존 자동화가 정해진 프로토콜을 반복 수행하는 데 초점을 두었다면, SDL은 실험 결과를 학습하고 이를 바탕으로 다음 실험 조건을 스스로 탐색·조정한다는 점에서 자율화된 연구개발 체계에 가깝다.
- 따라서 정해진 규칙을 반복 수행하는 장비 확충 전략에서 벗어나, 실험 설계, 데이터 수집, 의사결정, 장비 제어가 실시간으로 연결되는 페루프형 실험 운영체계를 구축할 필요가 있다. 이를 위해서는 이중 장비와 실험 방법, 데이터 흐름을 통합 관리할 수 있는 오케스트레이션 기반 운영체계의 도입이 핵심 요소로 검토될 수 있다.
- 또한 SDL의 경쟁력은 개별 장비 성능보다 데이터 표준화, 상호 운영성, 운영 소프트웨어의 완성도에 결정된다. 장비별·기관별로 분절된 데이터를 표준 형식과 메타 데이터 체계로 정비하고, 실험 수행 및 결과 데이터가 자동으로 축적되는 구조를 설계해야 한다. 이를 통해 AI 학습에 활용 가능한 데이터 뿐만 아니라 기존에 비가시화되던 실패 실험 데이터까지 체계적으로 확보할 수 있다.



(출처) Abolhasani & Kumacheva, (2023).

[그림 5] 자율실험실의 로드맵

(A)자율실험실의 기본 구조 (B)용액상 화학반응 기반 자율실험실 (C)소재·소자 공동설계를 위한 엔드투엔드 자율실험실

✓ 핵심 영역 중심의 단계적 도입과 공용 인프라 구축

- 국내 SDL 전략은 모든 연구 과정을 한 번에 자율화하기보다, 반복 실험이 많고 데이터 추적 효과가 큰 영역부터 우선 적용하는 단계적 접근이 필요하다. 특히 후보물질 발굴, 화합물 반응 조건 최적화, 제형 조성 탐색, 세포 기반 반복 평가, 바이오 공정 변수 최적화 등과 같이 활용 영역이 명확한 ‘High-value, High-repetition’ 영역을 초기 실증 대상으로 설정할 필요가 있다.
- 이러한 핵심 타깃 영역에서 가시적인 성공 사례를 창출한 뒤, 이를 다른 연구개발 분야로 점진적으로 확산하는 전략이 바람직하다. 초기 실증 단계에서는 기술적 완성도뿐 아니라 연구자 활용성, 데이터 추적 가능성, 산업 수요와의 연계성을 함께 고려해야 한다.
- 한편 SDL은 높은 초기 구축 비용과 AI·로봇·데이터·실험 전문성이 복합적으로 요구되는 시스템이므로, 개별 제약사나 연구실이 단독으로 구축하기에는 한계가 있다. 따라서 정부 또는 지자체 주도로 산·학·연·병이 공동 활용할 수 있는 개방형 공용 자율 실험 허브, 즉 SDL 오픈 인프라를 조성할 필요가 있다. 이와 함께 연구 데이터 보안, 지식재산권(IP) 관리, 민관 합동 운영 모델 등 제도적 기반도 함께 마련되어야 한다.

✓ 산업화·글로벌 확산을 위한 신뢰 기반 생태계 조성

- 제약바이오 분야 SDL은 연구 효율성뿐 아니라 규제 수용성과 품질 신뢰성을 함께 고려해야 한다. 시스템 설계 단계부터 데이터 무결성, 실험 이력의 추적 가능성, 전자실험노트(ELN) 및 실험실정보관리시스템(LIMS)과의 연계, 보안·권한 관리 체계를 반영한 규제 대응형 운영 기준을 수립할 필요가 있다.
- 또한 후보물질 검증과 생물학적 평가에는 전문가의 판단이 여전히 중요하므로, 완전 무인화보다는 연구자와 AI·자동화 시스템이 협업하는 ‘휴먼 인 더 루프(human-in-the-loop)’ 기반 운영체계를 지향해야 한다. 이는 SDL의 신뢰성과 현장 수용성을 높이는 데 중요한 요소가 될 수 있다.
- SDL은 신약개발 연구자, AI 개발자, 로봇·데이터 엔지니어, 장비 운영 전문가 등이 함께 움직여야 구현 가능한 복합 시스템이다. 따라서 SDL 운영자, 자동화 엔지니어, 실험 데이터 큐레이터 등 새로운 직무를 중심으로 다학제 융합형 전문인력 양성 체계를 마련할 필요가 있다.
- 아울러 해외 선도기관과의 공동연구, 표준 프로토콜 공유, 국제 표준 개발 참여 등을 통해 글로벌 협력 기반을 강화해야 한다. 이를 국내 제약바이오 기업의 후보물질 발굴·공정개발 수요와 연결함으로써, 실험실 단계의 발견이 글로벌 시장의 상용화로 이어질 수 있는 기술사업화 생태계를 구축할 필요가 있다.

- 집필자: 제약바이오산업단 제약바이오산업지원팀 조선영, 김민석, 박성호
충북대학교 생화학과 조효제 / 크리스탈파이 아태사업개발 이사장 황재성 / 캐나다 온타리오주정부 서울대표부
- 문의: 043-713-8833
- 본 보고서의 내용은 작성자 개인의 의견으로서 한국보건산업진흥원의 공식 견해와 다를 수 있습니다. 보고서의 내용을 사용 또는 인용할 경우에는 출처를 명시하시기 바랍니다.
- 본 간행물은 한국보건산업진흥원 홈페이지(<https://www.khidi.or.kr>) 및 제약산업정보포털(<https://www.khidi.or.kr/epharmakorea>), 보건산업통계포털(<https://www.khiss.go.kr>) 게시되며 PDF파일로 다운로드 가능합니다.