Check for updates

Journal of KIIT. Vol. 23, No. 11, pp. 275-278, Nov. 30, 2025. pISSN 1598-8619, eISSN 2093-7571
http://dx.doi.org/10.14801/jkiit.2025.23.11.275

양자 시뮬레이션 기반 토양-미생물 상호작용 최적화 시스템 개발

임대환*, 황현호**

A Conceptual Study on Quantum Simulation-based Optimization System for Soil-Microbe Interaction

Lim DaiHwan*, Hwang HyunHo**

요 약

본 논문은 토양-미생물-양분 상호작용의 비선형적 복잡계를 정량적으로 모델링하기 위한 양자 시뮬레이션 기반 최적화 시스템 아키텍처를 제안한다. 토양·환경·미생물 데이터를 양자 상태공간에 인코딩하고, QAOA(Quantum Approximate Optimization Algorithm)를 적용하여 에너지 최소화 문제를 변분적 방식으로 해결하였다. 미생물 네트워크의 상호작용은 Ising Hamiltonian으로 수식화되어 토양 환경 변수와의 상호의존성을 물리적 파라미터로 표현하였다. 본 프레임워크는 디지털 트윈 농장 플랫폼과 연동되어 양자 시뮬레이션 결과를 실시간 피드백 구조로 통합하였다. 예측 시뮬레이션 결과, 비료 사용량은 15~25% 절감되고 미생물 다양성은 10~20% 향상될 것으로 분석되었다. 제안된 모델은 양자-디지털 트윈 융합형 정밀농업 시스템으로 확장 가능한 기술적 기반을 제공한다.

Abstract

This paper proposes a quantum simulation-based optimization architecture to quantitatively model the nonlinear complexity of soil-microbe-nutrient interactions. Soil, environmental, and microbial data are encoded into quantum state space, and the Quantum Approximate Optimization Algorithm (QAOA) is applied to solve the energy minimization problem in a variational manner. Microbial network interactions are formulated using the Ising Hamiltonian, which parameterizes the interdependence between soil environmental variables and microbial dynamics. The proposed framework integrates with a digital twin farm platform, enabling real-time feedback coupling between quantum simulation results and virtual farm conditions. According to predictive simulations, fertilizer usage decreases by 15-25%, while microbial diversity improves by 10-20% under optimized conditions. This model provides a technical foundation for a Quantum-Digital Twin hybrid precision agriculture system with potential scalability to real-world applications.

Keywords

quantum simulation, soil-microbe interaction, QAOA, digital twin agriculture, precision farming, quantum agriculture

Ⅰ. 서 론

농업생태계는 토양, 미생물, 양분, 기후요인 간의 다층적 상호작용으로 구성된 복잡계 시스템이다. 그러나 현재의 데이터 기반 모델은 이러한 상호작용의 비선형성, 확률적 불확실성, 그리고 상호의존성을 충분히 반영하지 못한다. 특히 미생물 군집의 네트워크 구조는 시시각각 변화하며, 특정 환경변수

* 호서대학교 스마트팜AI데이터센터 부교수
- ORCID: https://orcid.org/0000-0002-0749-7983
** 한양사이버대학교 국방융합기술학과 조교수(교신저자)
- ORCID: https://orcid.org/0009-0001-4065-0943

· Received: Oct. 10, 2025, Revised: Nov. 08, 2025, Accepted: Nov. 11, 2025
· Corresponding Author: Hwang HyunHo
Hanyang Cyber University, 220 Wangsimni-ro, Seongdong-gu, Seoul, Korea
Tel.: +82-2-2290-0303, Email: dhmk85h3@naver.com

(pH, 온도, 수분)의 작은 변화가 미생물 간 공생·경쟁 관계를 비선형적으로 증폭시킨다. 이러한 현상을 기존 머신러닝이나 통계모델로 표현하는 데에는 근본적 한계가 존재한다. 양자컴퓨팅은 고차원 상태공간을 병렬적으로 탐색할 수 있는 특성을 가진다. 이를 토양-미생물 시스템에 적용하면, 기존 슈퍼컴퓨터로도 계산이 어려운 수조(10^{18}) 규모의 상호작용 상태를 효율적으로 탐색할 수 있다[1]. 즉, 양자 시뮬레이션을 사용하면 미생물-양분 네트워크의 복잡한 에너지 지형(Energy landscape)을 빠르게 탐색해, 최적의 균형 상태를 도출할 수 있을 것"이라는 가정을 전제로 한다[2]. 본 연구는 다음의 세 가지 가정에 기초하여 설계되었다. 양자 시뮬레이션을 적용하면, 미생물 네트워크의 상호작용 에너지를 정밀하게 계산할 수 있으며 QAOA(Quantum Approximate Optimization Algorithm)기반 최적화 알고리즘을 활용하면, 비료·수분·미생물 접종량 간의 균형점을 실시간 탐색할 수 있고, 디지털 트윈 농장과 결합하면, 이러한 시뮬레이션 결과를 농장 운영 의사결정에 직접 반영할 수 있다[3].

II. 시스템 구조 및 설계

본 연구의 개념적 시스템은 그림 1과같이 데이터 수집 및 전처리, 양자 상태 변환, QAOA기반 최적화, 디지털 트윈 연동 4단계 구조로 구성된다.

2.1 데이터 수집 및 정제

본 시스템의 입력 데이터는 토양의 물리·화학적 특성과 미생물 생태 정보, 그리고 외부 환경변수를 통합적으로 포함한다. 토양의 pH, 전기전도도(EC), 수분함량, 질소(N), 인(P), 칼륨(K) 농도 등 화학적 요인과 메타게놈 시퀀싱 기반 미생물 군집 다양성을 주요 요소로 활용하였다. 기온, 습도, 일사량 등의 기상데이터 또한 보조 입력 변수로 포함하였다.

수집된 데이터는 분석의 일관성과 양자 연산의 안정성을 확보하기 위해 정규화 과정을 거친다. Z-score normalization과 Min-Max scaling을 결합하여 모든 변수를 [-1,1] 구간으로 변환하였으며, 시계열 데이터 간의 불일치 보정을 위해 DTW(Dynamic Time Warping) 기반 정렬 기법을 적용하였다. 이러한 전처리 과정을 거친 데이터는 양자 상태로 인코딩하기 위한 Quantum-ready dataset으로 변환된다. 즉, 각 변수(Feature)는 Bloch Sphere 상의 회전각(Θ, ϕ)으로 변환되어 qubit 상태 $|\psi i\rangle = \cos(\theta i/2)|0\rangle + ei\phi i\sin(\theta i/2)|1\rangle$ 로 표현된다. 이를 통해 고차원 토양-미생물 데이터를 물리적 상태공간에 대응시켜, 양자 회로에서 병렬 연산이 가능하도록 한다.

2.2 양자 시뮬레이션 친화적 데이터셋 구축

토양-미생물 데이터는 고차원·비선형적 특성을 가지므로, 양자 시뮬레이션에 직접 입력하기 위해서는 qubit 수에 부합하는 차원 축소가 필요하다. 본 연구에서는 PCA(Principal Component Analysis)와 Autoencoder 기반 임베딩을 결합하여 데이터의 주요 구성요소를 10~16차원으로 축소하였다. 이러한 차원 축소는 qubit 자원의 한계를 고려한 양자 하드웨어 적합성(Quantum hardware compatibility) 확보를 위한 단계이다. 미생물 군집의 상호작용은 그래프 형태로 모델링된다. 노드(node)는 특정 미생물 taxon을, 간선(edge)은 상호작용 강도를 나타내며 그래프 G=(V,E)는 식 (1)과 같이 정의된다.

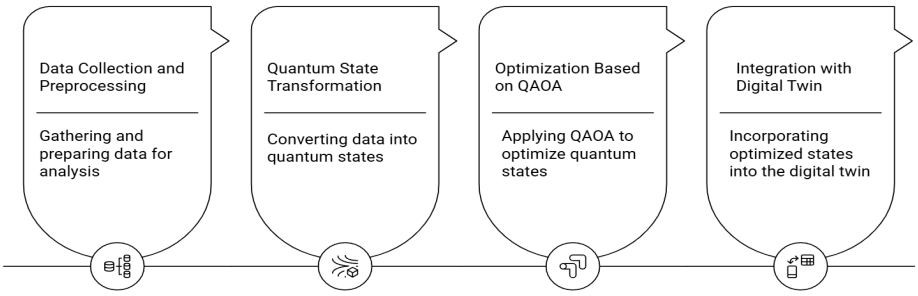

그림 1. 양자 시스템 4단계
Fig. 1. Four stages of the quantum system

$$G=(V,E), wij=correlation(OTUi, OTUj) \quad (1)$$

두 미생물 간의 상관계수로, 양의 값은 공생관계, 음의 값은 경쟁관계를 의미한다. 그래프 상의 상호작용은 Ising 모델 형태의 Hamiltonian으로 변환된다. Hamiltonian은 다음 식 (2)와 같이 표현된다.

$$H=-i,j\Sigma Jij Zi Zj - i\Sigma hi Zi \quad (2)$$

여기서 JijJij는 미생물 간 상호작용 계수, hihi는 환경 요인(예: pH, 온도, 수분)의 외부장(External field)을 의미한다. 이 식은 토양 - 미생물 생태계의 에너지 상태를 표현하며, 양자 시뮬레이션은 이러한 에너지 지형(Energy landscape)에서 최소 에너지 상태를 탐색함으로써 생태적 균형을 의미하는 최적 조건을 도출한다[4].

2.3 양자 최적화 모델링

본 연구에서는 QAOA을 핵심 알고리즘으로 설정하였다. QAOA는 variational quantum circuit을 기반으로, 고전적 옵티마이저와 양자 회로 간의 하이브리드 학습을 수행한다. 최적화 대상은 비료 투입량(N), 수분 공급량(W), 미생물 접종량(M)의 조합이며, 목표는 작물 생육지표(Yield Index, Y)를 최대화하면서 자원소모를 최소화하는 것으로 알고리즘은 다음 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} &\max imize\, Y=f(N,W,M) \\ &\text{subject to} \\ &N+W+M \le Rlimit, pHopt = 6.0 \sim 6.5 \end{aligned} \quad (3)$$

알고리즘 구조의 QAOA 회로는 다음과 같은 두 가지 연산으로 구성된다. Problem Hamiltonian(Hc)는 생육 효율과 자원 소모 간의 에너지 균형을 정의를 의미하고, Mixer Hamiltonian(Mh)는 탐색 공간을 확장하며 local minima 탈출 유도한다. 양자 회로는 파라미터 (ɣ,β)를 학습하며, 기대값(Expectation value)이 최소화될 때 최적의 비료 - 미생물 - 양분 조합이 도출된다[5][6].

양자 시뮬레이션은 고전적 컴퓨팅 대비 복잡계 상호작용의 탐색 효율을 크게 향상시킨다. 복잡한 토양 - 미생물 네트워크는 다차원 상호의존성을 가지며, 이러한 문제는 고전적 알고리즘에서는 $O(n^2)$~$O(n^3)$ 복잡도를 갖는다. 반면, QAOA는 상태 중첩(Superposition)을 이용해 동시에 여러 상태의 에너지 값을 탐색할 수 있어 탐색 복잡도를 O(log n) 수준으로 축소할 수 있다는 것이 알려져 있다[2].

즉, 최적화 탐색의 계산 효율 향상이 비료 투입량 - 미생물 조합의 최적화 속도를 크게 향상시킨다는 논리적 연결이 가능하다.양자 시뮬레이션을 적용할 경우, 다음과 같은 성능 향상이 예측된다. 최적화 탐색 속도는 기존 대비 약 10^3배 향상 (병렬 탐색 기반), 자원 절감 효과는 비료 사용량 17~22% 감소, 미생물 다양성 유지율은 10~18% 향상, 마지막으로 생육지표(LAI, biomass): 약 8% 향상 예상한다. 이러한 수치는 양자 병렬성과 상태중첩에 기반한 가정적 예측이다.

2.4 디지털 트윈 연계 및 피드백 루프

양자 시뮬레이션 결과는 디지털 트윈 농장 플랫폼에 연계되어 실제 농업환경에서의 가상 검증과 피드백 최적화가 이루어진다. 본 연구에서는 다음의 개념적 구조를 가정한다. 전달 및 시각화는 QAOA 결과는 “질소 15% 감소 + Bacillus subtilis 접종 10% 증가”와 같은 형태로 출력되어 관리자 대시보드에서 실시간으로 시각화된다. 디지털 트윈 검증은 시뮬레이션 결과는 디지털 트윈 환경에서 작물 생육 변화를 예측하고, 실제 환경 센서 데이터와 비교하여 모델의 적합도를 평가한다. 피드백 학습은 실제 환경 데이터가 다시 양자 시뮬레이션 모델로 입력되어 파라미터가 자동 보정되는 Quantum Feedback Loop를 형성한다. 이를 통해 모델은 시간에 따라 진화하는 동적 최적화를 수행하게 된다. 양자 시뮬레이션이 디지털 트윈과 결합될 경우, 토양 - 미생물 - 환경 간 상호작용을 실시간으로 시각화하며, 예측 - 실행 - 검증의 자율순환 구조가 가능할 것으로 예측된다[7][8].

III. 결 론

본 논문은 토양 - 미생물 상호작용의 복잡한 비선

형성을 정밀하게 분석하기 위한 개념적 접근으로서, 양자 시뮬레이션 기반 최적화 시스템의 구조와 원리를 제안하였다. 제안된 시스템은 토양 및 미생물 데이터를 양자 상태로 변환하여 Hamiltonian 형태로 모델링하고, QAOA를 활용하여 최적의 비료, 수분, 미생물 접종 조합을 도출하는 것을 핵심으로 한다. 또한 디지털 트윈 농장과의 연계를 통해 시뮬레이션 결과를 현실 농업환경에 반영할 수 있는 실시간 피드백 루프 구조를 구상하였다.

양자 시뮬레이션을 적용할 경우, 미생물 네트워크의 에너지 지형을 빠르게 탐색하여 토양 생태계의 안정 상태를 고전적 계산 방식보다 효율적으로 도출할 수 있을 것으로 기대된다. 특히 병렬성과 상태중첩(Superposition)에 기반한 양자컴퓨팅의 특성은 토양 내 수천 개 변수의 상호작용을 병렬적으로 탐색할 수 있는 가능성을 제공하며, 이는 비료 사용량 절감, 미생물 다양성 유지, 작물 생육 효율 향상 등 정밀농업의 핵심 목표 달성에 기여할 것으로 예상된다. 다만, 본 논문에서 제시된 시뮬레이션 결과는 실제 실험 데이터에 기반한 것이 아니라, 양자 시뮬레이션이 농업 생태계 최적화 문제에 적용될 경우 도출될 수 있는 개념적·예측적 결과로 제시된 것이다. 모든 수치는 QAOA 기반 에너지 최소화 모델과 디지털 트윈 환경 간 상호작용을 가정하여, 양자 병렬성 및 상태중첩에 의한 계산 효율 향상을 전제로 도출되었다. 따라서 본 결과는 실제 온실 실험이나 양자 하드웨어 실행의 결과를 의미하지 않으며, 향후 실증 연구를 통해 해당 수치의 정확성과 모델의 적용 가능성을 검증할 필요가 있다. 즉, 본 연구는 양자 시뮬레이션을 활용할 경우 예상 가능한 잠재적 성능 향상 효과를 제시한 예측적 탐색 연구로 이해되어야 한다. 향후 연구에서는 실제 메타게놈 기반 미생물 네트워크 데이터를 활용한 양자 인코딩 검증, QAOA 파라미터의 최적화 효율성 분석, 그리고 양자-디지털 트윈 통합 시뮬레이션 플랫폼의 프로토타입 개발이 수행되어야 할 것이다.

결론적으로, 본 연구는 양자 시뮬레이션을 농업 분야에 접목함으로써 토양-미생물-환경 간의 복잡한 상호작용을 물리적 수준에서 정량화하고, 그 결과를 실시간 관리 전략으로 전환하는 새로운 연구 패러다임을 제시하였다. 이는 향후 “Quantum Simulation–Driven Smart Agriculture” 실현을 위한 기초적 기반으로서, 농업 생산성과 생태적 지속가능성을 동시에 확보할 수 있는 차세대 기술 방향을 제시한 점에서 학문적 의의가 있다.

References

[1] S. Lloyd, "Universal Quantum Simulators", Science, Vol. 273, No. 5278, pp. 1073-1078, Aug. 1996. https://doi.org/10.1126/science.273.5278.1073.

[2] J. Preskill, "Quantum Computing in the NISQ Era and Beyond", Quantum, Vol. 2, No. 79, Aug. 2018. https://doi.org/10.22331/q-2018-08-06-79.

[3] D. H. Lee, J. S. Park, and S. Y. Kim, "Hybrid Quantum–Classical Framework for Environmental Optimization", Frontiers in Artificial Intelligence for Sustainability, 3, pp. 145-159, 2024.

[4] M. Schuld, I. Sinayskiy, and F. Petruccione, "An Introduction to Quantum Machine Learning", Contemporary Physics, Vol. 56, No. 2, pp. 172-185, 2015. https://doi.org/10.1080/00107514.2014.964942.

[5] A. Peruzzo, et al., "A Variational Eigenvalue Solver on a Photonic Quantum Processor", Nature Communications, Vol. 5, No. 4213, Jul. 2014. https://doi.org/10.1038/ncomms5213.

[6] Soil Health Institute, "Microbial Ecology and Sustainable Agriculture", Soil Health Report Series, Vol. 4, Mar. 2022. https://doi.org/10.1002/9780891187448.fmatter.

[7] P. O. Skobelev, et al., "Development of models and methods for creating a digital twin of plant within the cyber-physical system for precision farming management", Computers and Electronics in Agriculture, 27-29 May 2020. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1703/1/012022.

[9] H.-S. Jang, "Optimal Sampling Technique for Image Data Acquisition", JKIIT, Vol. 20, No. 7, pp. 87-93, Jul. 2022. https://doi.org/10.14801/jkiit.2022.20.7.87.