양자정보와 기계학습의 만남

DOI: 10.3938/PhiT.22.022

방정호·유석원·이진형

Hybridization of Quantum Information and Machine Learning

Jeongho BANG, Seokwon YOO and Jinhyoung LEE

Hybridization of quantum information and machine learning has recently been highlighting the new field of quantum learning. We introduce fundamental notions of the subject and recent studies. In particular, we concentrate on the following main issues: Is quantum-mechanical machine learning possible? Can we realize automatic quantum-coherence control? Can we develop new quantum algorithms by using machine learning? What quantum-mechanical laws, if any, work, and how do they work, in improving learning performance? We illustrate recent important works related with those issues. Then, we briefly describe some bright prospects in the field of quantum machine learning.

양자학습

양자물리학을 이용한 정보처리가 기존의 정보처리보다 더 효율적이라는 점은 더 이상 새로운 사실도 아니다. 초소형화 및 고집적화 컴퓨팅 기술의 지속적인 발전 그리고 무어의 법칙은 양자정보 과학의 탄생과 발전이 필연임을 반영한다. 이미 몇몇 양자 알고리즘과 양자암호 그리고 양자통신을 수행하는 기본 모듈들이 실현되었고, 보다 복잡한 양자 작업을 수행하는 양자컴퓨터가 도래할 것이라는 장미빛 미래도 기대해 볼 수 있다. 실제로, 세계 여러 연구팀에서 십수 년 전 계획한 로드맵을 따라 차근차근 연구를 수행 중이며, 최근에는 괄목할만한 성과들을 보여주고 있다. 하지만, 이같은 비약적 성장에도 불구하고 양자정보 분야는 크게 2가지 중요한 문제에 직면하

고 있다. 첫째, 양자 결맞음 제어 기술이 아직 미흡하다.^[1] 양자제어 과정 중 주변 환경에서 발생한 오류들은 (error-correcting code, fault-tolerant computation, decoherence-free subspace 등 다양한 아이디어가 제안되었지만) 현재 양자정보처리를 실현하는데 있어, 특히 양자 네트워크 부문에서 가장 큰 문제 중 하나다. 따라서 양자정보처리의 장점을 극대화하기 위해서는 보다 정교한 새로운 양자제어 기술이 요구된다. 둘째, 새로운 양자 알고리즘 개발이 미진하다 (양자 알고리즘은 양자결맞음을 이용하여 기존의 고전 알고리즘보다 성능 및 속도가 향상된 알고리즘을 말한다). 이 문제점을 “양자 알고리즘이 없다면 양자컴퓨터는 의미가 없다”와 같이 극단적으로 표현할 수도 있겠다.^[2] 물론 양자컴퓨터도 범용 컴퓨터이므로 기존의 고전 알고리즘을 고전컴퓨터에서처럼 작동시킬 수 있다. 게다가, 열 발생 문제를 해결하고 고집적화 또한 가능하다. 하지만, 고전컴퓨터와 비교하여 속도면에서 이점이 없으며, 가역 연산이기에 오히려 더 느려질 개연성이 크다. 현재까지 개발된 양자 알고리즘은 Deutsch-Jozsa, Shor의 소인수 분해, hidden subgroup 문제, Grover의 database search 등 몇 되지 않는 데, 양자정보처리가 갖는 강점을 극대화하기 위해서는 보다 다양한 양자 알고리즘 개발이 필요하다.

최근 양자정보 과학을 발전시키려는 다양한 아이디어들이 등장하고 있다. 지난 몇 년 사이에 자동제어(automatic control) 방식을 통해 양자계를 제어하려는 독창적인 아이디어가 제시되고 있다. 예를 들어, 양자상태 공학, 양자채널의 잡음 제거, 양자소자 개발 등 다양한 목적을 위한 자동제어 방법론이 등장하였고,^[3,4] 보다 정확한 측정을 위해 자동제어 및 기계학습 이론을 접목한 바 있다.^[5] 최근에는 양자-고전 융합 시뮬레이터를 이용한 양자 알고리즘 개발 방법이 제안되기도 하였다. 이는 학습 시뮬레이터가 스스로 양자 알고리즘을 발견하도록 하자는

저자약력

방정호 박사는 서울대 거시계 양자 제어 연구단에서 박사후연구원으로 재직 중이다.

유석원은 한양대학교 물리학과 석박사통합과정생이고 이진형 교수의 지도를 받고 있다.

이진형 교수는 서강대학교 물리학과 이학박사(2000)로 현재 한양대학교 물리학과 부교수로 재직 중이다. (hyoung@hanyang.ac.kr)

REFERENCES

- [1] C. H. Bennett and D. P. DiVincenzo, Nature **404**, 247 (2000).
- [2] P. Shor, Journal of the ACM **50**, 87 (2003).
- [3] M. Sasaki and A. Carlini, Phys. Rev. A **66**, 022303 (2002).
- [4] J. Bang, S.-W. Lee, H. Jeong and J. Lee, Phys. Rev. A **86**, 062317 (2012).
- [5] Hentschel and B. C. Sanders, Phys. Rev. Lett. **104**, 063603 (2010); A. Hentschel and B. C. Sanders, Phys. Rev. Lett. **107**, 233601 (2011).

Fig. 1. A new field of "quantum learning", hybridizing the quantum information and the machine learning.

아이디어에 착안하였다.^[6] 이들 연구들은 모두 기존과 다른 방법론이라 주목받고 있다. 이러한 방법론은 현재 직면한 문제를 해결할 방향 중 한 갈래로 볼 수 있으며, 양자정보 이론과 기계학습 이론의 학제간 융합이라 할 수 있다. 이를 "양자학습학" 혹은 "양자학습"이라고 부른다.

양자학습 분야의 연구 주제는 다음 질문과 밀접하게 연결되어 있다.

- (Q1) 양자학습이 과연 가능한가?
- (Q2) 양자자동제어를 실현할 수 있는가?
- (Q3) 새로운 양자 알고리즘 개발이 가능한가?
- (Q4) 기존의 기계학습에 비해 성능 향상이 있는가?

위 질문들은 양자학습 이론의 정립과 이를 현실적으로 어떻게 활용할지에 관한 방향타 역할을 한다. 기존의 기계학습(앞으로 고전학습이라 부른다)은 확률적인 작업에도 적용가능하다. 하지만, 양자물리계가 갖는 양자결맞음을 이용할 수 있는지는 확실하지 않다. 또한 고전학습으로 양자결맞음을 자동제어할 수 있는지도 확실하지 않다. 반면에, 양자학습이 가능하다면 양자결맞음의 자동제어와 새로운 양자알고리즘 개발이 가능할 것으로 예측한다. 또한 고전학습에 비해 양자학습이 빠르다면 고전학습이 이미 적용되었던 음성인식, 패턴인식 등등에 양자학습을 적용하지 않을 이유가 없다. 이에, 희망적인 전망이지만, 인공지능에 대한 연구가 비약적으로 발전하리라 기대한다.

양자 기반 기계학습 이론 및 활용

기계학습은 크게 두 가지 요소로 나눌 수 있다: 학습을 하는 기계(혹은 컴퓨터)와 학습 과정. 학습 기계가 학습하는 과정은 사람 등 동물이 학습하는 과정과 유사하다. 외부에서 자극이 주어지고 그에 따라 학습 기계가 반응하면 외부에서 보상이 뒤따른다. 이 보상에 따라 학습 기계는 내부 매개 변수값을 변경한다. 동일한 외부 자극에 대해 동일한 반응을 할지, 아니면 다른 반응을 할지 기계가 결정하는 것이다. 이때 내부 매개 변수값 변경은 미리 규정된 학습 알고리즘을 따른다 (외부 보상

Quantum-mechanical learning machine

CASE 1: Quantum student + Classical Teacher

CASE 2: Classical Student + Quantum Teacher

CASE 3: Quantum Student + Quantum Teacher

Fig. 2. Classification of the quantum learning machines: 1) Quantum student and classical teacher (QSCT), 2) Classical student and quantum teacher (CSQT), and 3) Quantum student and quantum teacher (QSQT).

에 대한 평가도 함께 이루어진다). 일반적으로 이러한 과정의 반복이 기계학습이다. 기계학습은 기계도 "경험"(자극-반응-보상)에 기인한 "학습"(내부 매개 변수값 변경)을 통해 "외부 환경에 적응"(큰 보상 획득)하도록 유도한다.

양자학습도 고전학습과 유사하게 모형화하는데, 고전 기계 대신 양자 기계로 대체한다. 좀 더 자세한 논의를 위해, 구체적으로 학습 기계가 학습하는 과정을 상상해 보자. 우선, 학습할 기계가 있어야 하며 이를 단순히 "학생"이라고 부른다. 외부에서 학습 기계에 자극하고 학습 기계 반응에 대해 보상은 되먹임 계(feedback system)도 있어야 한다. 외부 자극 및 보상은 "가르치기(teaching)"라고 말할 수 있으며 이를 담당하는 되먹임 계를 "선생"이라고 부른다. 학습 기계는 그 구분이 모호할 수는 있으나 대부분 "학생"과 "선생" 두 주체로 나눌 수 있다. 이렇게 구분할 때, 양자학습은 크게 세 가지 모형이 있다 (그림 2).

(QSCT) 양자 학생 + 고전 선생

(CSQT) 고전 학생 + 양자 선생

(QSQT) 양자 학생 + 양자 선생

양자학습의 경우 고전 정보 이외에도 양자중첩 및 양자얽힘과 같은 양자 정보도 함께 학습에 사용한다. 하지만 양자학습 모형에 따라 양자정보가 사용되는 학습 단계는 다를 수 있다. 위 세 모형 중 QSCT에서는 학생만, CSQT에서는 선생만, 그

REFERENCES

- [6] J. Bang, J. Ryu, S. Yoo, M. Pawłowski and J. Lee arXiv: 1301.1132 (2013).

리고 QSQT에서는 학생과 선생 모두 양자신호를 처리한다. 학생과 선생 중에 하나만 양자인 경우, 내부에서 처리하는 정보는 양자일 수 있지만, 둘이 서로 주고 받는 정보(“소통”)는 고전적이어야 한다. 소통을 하려면 학생과 선생 모두가 처리 가능한 정보인 고전정보 형태일 필요가 있다. 반면에 학생과 선생 모두가 양자인 경우, 양자정보로도 소통할 수 있다.

세 양자학습 모형 중 어느 모형이 성공적인 학습법인지 아직 밝혀진 바 없으며 어느 것이 더 효율적인지에 대해서도 아직 알려지지 않았다. 또한, 양자결맞음이 ‘배우기’와 ‘가르치기’ 중 어느 요소에서 더 크게 기여하는지, 어느 모형이 가장 최적의 양자학습인지, 또 어떤 구현이 가장 경제적인지 등도 앞으로 밝혀야 할 중요한 문제이다.

최근, 두 모형인 QSCT와 QSQT에 대한 일부 연구 결과가 보고되었는데, 양자학습이 학습 성능을 향상시키는데 긍정적이라는 연구 결과를 얻은 바 있으며,^[7,8] 그 활용에 대해 논의한 적도 있다.^[5,6] 이 연구들의 아이디어 및 결과에 대해 간단히 소개하고자 한다.

1. 양자 효과를 이용한 학습 속도 향상(Learning-speedup)

양자정보학은 양자물리학을 이용하면 고전 물리계를 사용할 경우보다 더 효율적이고 막강하게 정보를 처리하는 것이 가능하다는 데서 탄생하고 발전했다. 즉, 양자정보 이론 연구는, 보다 빠른 문제 해결 알고리즘과, 보다 안전한 암호 방식, 보다 정확한 측정과 보다 많은 양의 정보 전달 등, 정보 처리에서 얻을 수 있는 장점의 극대화에 그 주안점을 두고 있다. 이는 곧 양자 효과를 잘 이해하고, 이를 어떻게 잘 활용할 것인가의 질문과 직결된다. 현재까지의 알려진 거의 모든 양자정보 처리의 장점은 바로 고전 물리계가 갖지 못하는 양자중첩 및 양자 얽힘 등과 같은 양자 효과와 그 적절한 활용에 기인한다. 따라서 이같은 양자 효과가 기계학습의 성능 향상에 기여할 것인가에 대한 질문은 매우 자연스럽다. 최근, 이같은 질문에 대한 긍정적인 답변을 시사하는 몇몇 연구 결과들이 발표되었다.

(1) k-root NOT 연산에서 학습 속도 향상

최근 비엔나 연구팀은 특정 작업인 $\sqrt[k]{NOT}$ (k -th root NOT) 연산을 학습하는 고전기계와 양자기계를 비교하여 발표하였다.^[7] k -th root NOT 연산은 k 번 수행할 때 NOT 연산과 동일해지는 연산을 말한다. 이러한 연산을 고전학습하는 경우와 양자학습하는 경우를 비교한 것이다.

k -th root NOT 연산은 입출력 신호가 모두 100% 확률로 발생한다는 의미에서 “결정론적 작업(deterministic task)”이다. 즉, 고전의 경우에는 0 혹은 1 중 반드시 한 값만 발생하고, 양자의 경우에는 $|0\rangle$ 혹은 $|1\rangle$ 중 한 양자상태만 발생한다.

두 종의 학습 기계 모두 출력 신호를 측정하고 그 측정 결과를 기반으로 연산 장치를 조작 및 갱신한다. 이때, 확률론적 이득 가능성이 동등하도록, 고전 기계의 경우도 확률론적 동작을 가정하였다. 단, 양자 기계는 양자중첩 사용을 허용하였다. 이러한 상황에서, 양자학습에서는 내부 매개 변수가 2개인 단일-qubit 연산으로 k -th root NOT 연산을 수행할 수 있는 반면에, 고전학습인 경우는 내부 매개 변수 수가 “ $\log(k)$ ”만큼 더 많이 요구됨을 증명하였다. 이는 양자학습이 고전학습보다 자원 측면에서 이득임을 시사한다.

필요한 자원의 크기는 속도에도 영향을 미친다. 비엔나 연구팀은 k 가 증가함에 따라, 고전/양자 학습 속도 비율이 현저해짐을 보였다. 그 이유를 k 가 증가함에 따라 연산 수행 메모리가 증가하기 때문으로 설명하였다. 즉, 양자학습에서는 내부 매개 변수의 수가 고정되어 필요한 메모리의 크기도 고정되어 있지만, 고전학습에서는 내부 매개 변수가 현저히 많아지며 메모리의 크기도 커진다. 학습을 하려면 출력 신호 값을 평가하고 내부 매개 변수 값을 보정해야 하는데, 내부 매개 변수가 많다면 보정에 시간이 걸린다. 즉, 매개 변수가 많은 경우, 해를 탐색하는데 시간이 걸리고 이는 학습 속도의 저하를 초래한다. 이해하기 쉬운 비유로, 매우 큰 k 에 대해, 양자학습이 내 방에서 동전을 찾는 정도라고 하면, 고전학습은 모래사장에서 동전을 찾는 것과 같다고 할 수 있겠다.

요약하면 k -th root NOT이라는 특정 고전 작업에 대해 양자학습과 고전학습을 자원 측면에서 비교하였고 학습 속도를 추정하였다. 학습 정도를 평가하는 과정에서 내부 매개 변수 저장을 위한 메모리 크기가 중요한 요소임을 부각시켰다. 특히, 양자학습과 고전학습을 비교할 때 중요한 요소임을 보였다. 즉, 양자학습이 고전학습보다 작은 메모리 크기를 요구한다는 점에서 양자학습의 속도 성능 향상을 이해할 수 있었다. 하지만, 이러한 향상이 정확히 어떤 양자 효과에 기인하는지 명확하지 않고, 학습에 사용되는 내부 매개 변수 등 학습 자원이 동일하지 않기 때문에 공정한 비교라고 보기에 다소 애매한 점이 있다. 그럼에도 불구하고 이 연구 결과는 양자 기반 학습의 장점을 보고하였고, 차후 연구에 도움이 되는 중요한 역할을 할 것은 분명하다.

(2) N-비트 이진 함수 학습에서 학습 속도 향상

앞서 연구 결과와 더불어 양자학습에의 중요한 연구 결과를 최근 본 연구팀이 발표하였다.^[8] 이 연구에서 양자학습과 동일

REFERENCES

- [7] D. Manzano, M. Pawłowski and C. Brukner, New J. Phys. **11**, 113018 (2009).
- [8] S. Yoo, J. Bang, C. Lee and J. Lee, arXiv:1303.6055 (2013).

한 크기의 내부 매개 변수와 동일한 자원을 사용하는 확률적 고전학습을 비교하였다. 양자학습의 경우 최적화된 확률적 고전학습보다 학습속도가 훨씬 빠를 수 있음을 보였다.

먼저 다음과 같은 간단한 사고 모형을 생각해 보자. 완제품을 검사하는 공장을 상상해 보자. 이 공장에서는 불량 제품을 판별할 수 있는 장치를 구현하고자 한다고 가정하자(그림 3). 즉, “검사대를 통과하는 제품이 정상 제품(이를 신호 ‘1’이라고 하자)이면, 그대로 통과시키고, 불량품(이를 신호 ‘0’이라고 하자)이면 정상품과 교체 후 통과시킬 수 있는” 장치를 구현하고자 한다. 이같은 장치를 개발/유지하기 위해, 되먹임 시스템을 추가하고 학습 알고리즘이 작용하도록 학습 기계를 구성한다. 이때 두 가지 종류의 학습 기계를 고려하였는데, 고전 확률론을 따르는 고전학습 기계와 양자중첩을 사용할 수 있는 양자학습 기계이다. 두 기계는 동일한 수의 내부 매개 변수와 동일한 크기의 자원을 사용하도록 설계하였으며, 차이점은 오로지 양자중첩을 사용할 수 있는지 여부에만 있도록 하였다.

학습은 그 특성상 시행착오의 반복 수행 과정으로 볼 수 있으며, 정형화된 선형적 규칙보다는 경험에 따라 달리하는 후험적 규칙(heuristic rule)을 따른다. 이러한 이유 때문에 정확한 해를 학습하지 못하는 경우도 발생하며, 현실적 측면에서 근사해를 학습시키는 것이 효율적이다. 이런 경우 근사해의 영역은 목적하는 작업의 수행 정확도로 결정한다. 학습이 얼마나 효율적인지는 근사해 영역의 넓이나 부피에 일반적으로 의존한다. 즉, 근사해 영역이 넓을수록 보다 빠른 탐색(학습)을 보장하고, 근사해 영역이 좁을수록 탐색은 어려워진다. 목적하는 작업이 보다 높은 정확도를 요구함에 따라 근사해 영역은 좁아진다. 복잡한 작업일수록 탐색해야 할 (내부 매개 변수의) 공간 혹은 차원은 증가하는데, 같은 정확도에 대해 근사해 영역은 기하급수적으로 작아지는 경향이 일반적이다. 따라서 복잡한 작업일수록 정확하게 학습하는 것이 어렵고, 때로는 불가능해지기도 한다. 이를 “탐색 공간 증가에 따른 근사해 영역의 감소 저주”라고 부른다.

탐색 공간의 공정한 비교를 통해 두 종의 학습을 비교한 결과, 양자학습이 보다 넓은 근사해 영역을 갖는 경우가 있음을 밝혔다.^[8] 이는 양자학습이 근사해 탐색에 있어 보다 수월하다는, 즉 학습속도 향상을 의미한다. 이러한 학습속도 향상은 다른 모든 것이 동등한 상황에서 유일한 차이점인 양자중첩에 기인한다.

앞서 언급한 단순한 작업을 보다 복잡한 작업으로 확장할 수 있다. 예를 들어, 위의 불량품 판별 장치가 모양만 분별할 수 있다면, 모양뿐만 아니라 색깔, 강도, 크기 등등 다양한 변수를 판별할 수 있는 장치로의 확장을 고려할 수 있다. 이러한 작업은 입력신호 수가 많은 경우에 해당하며, 수학적으로는 N-

Fig. 3. An examination machine in a factory, which replaces an inferior product to a standard one, one by one. Such a machine can be described, mathematically, as a binary function to always generate the signal “1” (standard product) for any inputs “0” (inferior product) or “1” (standard product).

비트의 이진 함수(N-bit Boolean function)로 표현할 수 있다. 이와 같이 일반화된 N-비트의 이진함수의 학습에 대해, 고전/양자 학습의 학습속도를 극대화하는 양자중첩 조건을 항상 찾을 수 있으며, N이 클수록 양자학습의 학습속도의 향상폭이 더욱 증가함을 보였다.^[8] 이는 작업이 복잡해질수록 양자 효과에 의한 학습 속도는 점점 더 빨라질 수 있음을 시사한다.

이러한 양자학습에 대한 연구 결과들은 모두 양자중첩에 의한 속도 향상이라는 관점에서, “보다 빠른 정보 처리”라는 양자 이득의 연장선상에 있다. 이는 양자정보와 융합함으로써 기존의 (고전) 기계학습이 진화할 수 있음과 그 역이 가능함을 시사한다. 한편, 양자중첩에 의한 속도 향상이 가능했다면, 양자얽힘 등 비국소적 상관관계에 의한 학습 이득이 있을지, 있다면 어떤 기작에 의한 학습 이득이 있을지에 대해 질문할 수 있다. 이는 현재 연구 중에 있다.

2. 양자정보 처리에서 기계 학습 적용

우리는 앞서, 이론적 측면에서, 양자 기반 학습 모델의 속도 향상에 대해 살펴보았다. 해당 사례에서, 어떤 양자 효과가 어떤 방식으로 학습에 기여할 수 있는지에 대해서 다루었다. 이번에는, 반대로, 학습의 방법론 자체가 목적하는 양자 정보 처리에 어떤 도움을 줄 수 있는지에 대한 최근 연구 결과를 다뤄보고자 한다.

(1) 정밀 양자 측정을 위한 기계 학습

최근 캐나다 Barry Sanders 연구팀에서, 양자 정밀 측정을 위한 단일 측정-피드백 기계 학습의 방법론에 대한 연구 결과를 발표하였다.^[5] 해당 연구에서 저자들은 고안한 방법론을 “광학 간섭계에서의 양자 위상 측정” 예제에 적용하였다. 일반적으로 알려진 단일 변수 예측 작업에서의 양자 측정의 정확도는 고전 방식의 그것과 비교하여 크게 강화될 수 있다는 것이 알려져 있다. 이와 같은 관점에서, 저자들은 제시한 방법론의

Fig. 4. (left) Basic architecture of the quantum-classical hybrid learning simulator. (right) Architecture of our simulator to learn a quantum algorithm.

정확도를 분석하였고, 제시한 방법론이 광학계 기반 양자 정보 처리의 통상 실험 장비들로 보다 쉽고 견고히 구현할 수 있음을 보였다.

저자들은 학습 방법론으로 입자 군집 최적화(Particle Swarm Optimization: PSO)를 사용하였다. 입자 군집 최적화는 개별 입자의 정보와 주변의 이웃한 군집 입자들의 정보를 조합하여 최적의 해를 찾아가는 방식으로 가장 효과적인 통계적 최적화 방법론들 중 하나로 알려져 있다. 저자들은 PSO를 통한 통계적 피드백 방법, 현재까지 가장 우수한 정확도를 보장하는 Berry-Wiseman-Breslin(BWB) 방식과 비교해, 보다 우수한 정확도를 보임을 입증하였다. 저자들은, PSO 방식을 이용한 가능해 영역의 차원 감소 비율이 BWB 방식에서보다 훨씬 크다는 것을 그 이유로 설명하였다. 저자들은 본 결과가, 원자시계, 중력파 검출 등 정밀 측정이 필수적으로 요구되는 분야에 새로운 방법론을 제시할 것으로 전망하였다.

(2) 양자 피드백을 통한 양자 알고리즘 변수 최적화

덴마크의 Molmer 그룹에서, 조금 더 독특한 방식의 단일 측정-피드백을 통한 학습 방식이 고안되었다.^[9] 해당 연구에서는, 양자 여과(quantum filtering) 그리고 막 걷기(random walk) 과정을 응용하여, 최적화를 원하는 학습 파라미터 상태가 해에 해당하는 상태로 수렴 가능성을 보였다. 학습 대상의 유니타리 연산 파라미터에 해당하는 양자 상태를 설정하였고, 이 상태와 시스템 유니타리의 출력 양자 상태의 양자 얽힘을 가정하였다. 여기에서, 시스템 유니타리 출력 상태의 측정 결과를 바탕으로 연산 파라미터의 양자 상태를 변화시키는 방식을 사용하였다. 파라미터 상태는 측정 전 좌(-)/우(+) 이동 상태의 중첩에 있는데, 위의 과정을 반복, 막 걷기 과정을 통해 파라미터 상태는 해에 근접해간다. 이와 같은 관점에서, 저자들은 해당 방법론이 파라미터 상태의 양자 결맞음성의 파괴 없이도 동작 가능함을 특히 강조하였고, 이에 제안하는 학습 방식을 총체적 양자 학습으로 규정하고자 하였다.

저자들은 해당 방법론을 Shor 알고리즘의 양자 푸리에 변환에 해당하는 상대 위상 최적화에 적용하였고, 잘 동작함을 보였다. 또한, Grover 데이터 검색 알고리즘의 일반화된 형태의 양자 오라클 위상 변수의 최적화 조건을 찾는 문제에도 적용하였다. 이같은 예제들에서, 저자들은 해당 양자 알고리즘의 실제 구현 과정에 생길 수 있는 양자 위상 변수들의 불안정 변이 보정에 해당 학습 방식이 유용할 수 있음을 언급하였다. 하지만, 큰 사이즈의 문제나 혹은 복잡한 다변수 최적화에는 해당 방식이 유용하지 않을 수 있음 또한 언급하였다.

(3) 고전-양자 융합 학습 시뮬레이터를 사용한 양자 알고리즘 개발

앞선 장에서, 양자 정보 이론의 두 가지 당면 과제에 대해 다루었다. 그 중에서, 빠른 양자 알고리즘의 부재는 심각한 문제가 아닐 수 없다. 보다 빠르고 효율적인 양자 알고리즘의 개발 그 자체야말로, 양자 컴퓨터의 개발 동기와 직접적으로 연관되어 있기 때문이다. 좀 극단적으로 말하자면 (열 문제 해결과 초고집적화를 제외하고), 고전 대비 효율적인 양자 알고리즘이 존재하지 않는다면, 애써 범용 양자 컴퓨터를 개발할 이유가 없다. 특정 목적에만 장점을 발휘하는 양자 장치를 각각 개발하는 것으로 충분하다. 따라서 새로운 양자 알고리즘의 개발이 시급한 실정이지만, 안타깝게도 알려진 양자 알고리즘은 그다지 많지 않다. 그 이유는 양자 이론 자체의 난해함, 그리고 그다지 직관적이지 않은 다양한 양자 효과의 이해 부족 때문인 듯하다.

이에 기존의 알고리즘 개발 방법과는 전혀 다른 방식이 제안되었는데,^[6] 양자 시스템 스스로 문제 해결에 필요한 양자 효과를 알아서 취하고 그 내부 구조를 구성하도록 하자는 것

REFERENCES

- [9] S. Gammelmark and K. Mølmer, New J. Phys. **11**, 033017 (2009).

이다. 즉, 양자 시스템이 자체적으로 양자 알고리즘을 “학습”하도록 하자는 것이다.

해당 연구에서, 양자 알고리즘 개발을 위한 새로운 형태의 “양자-고전 융합 학습 시뮬레이터”가 고안되었고, 이 시뮬레이터는 일반적 형태의 오라클 질의 문제를 해결하는 효율적 양자 알고리즘을 스스로 개발할 수 있다는 것이 증명되었다[그림 4(좌/우)]. 보다 중요한 결과는, 제안된 학습 시뮬레이터가 비약적 학습속도 향상을 보였다는 점인데, 이와 같은 학습의 속도 향상은 발견된 양자 알고리즘의 속도 향상에 기인한다. 이는 학습 시뮬레이터의 학습 대상 시스템이 양자 효과를 다룰 수 있기 때문에 가능하다. 해당 연구가 중요한 것은, 새로운 알고리즘 개발이라는 응용적 측면과 더불어, 학습 대상 시스템의 양자 효과 가용성이 주는 장점을 다시 한번 확인할 수 있다는 점에 있다. 이러한 장점은 메모리 절약 관점에서 양자 기반 학습을 논의한 기존 연구 결과와 더불어,^[7,8] 이종의 학습 향상을 가능케 할 것으로 기대되고 있다.

양자 기반 인공지능 개발을 향하여

현재 관련 분야의 연구 동향과 그 결과를 바탕으로 전망하건데, 양자정보 분야와 기계학습 분야의 융합 시도는 앞으로 더욱 본격화될 것이다. 본문에서 주로 논의했던 “학습하기”뿐

만 아니라, “가르치기”에 대한 양자정보학적 영향을 보다 직접적이고 구체적으로 연구할 것으로 보인다. 응용 및 구현 측면에서는 다양한 물리계에서 양자학습 기계를 구현하려고 시도하고 그 목적과 작업 범위에 국한되지 않는 광역-학습 시뮬레이터도 구현하려고 시도할 것이다. 이는 범용 양자정보 처리에 응용되어 양자정보과학의 발전을 더욱 가속화할 것으로 전망한다. 이러한 시도의 결과로 고안된 양자학습 기계는 해당 물리계를 사용한 양자정보 처리 능력과 그 장점을 고스란히 포함할 수 있을 것으로 기대하며, 양자정보 분야와 기계학습 분야가 유기적으로 진화한 새로운 형태의 융합 분야로서 양자학습은 자신의 위치를 공고히 하리라 기대한다.

가까운 미래에 양자학습에 대해 풍부한 연구 성과를 도출한다면 그 최종 진화 단계는 아마도 양자 인공지능 및 양자두뇌가 되지 않을까 조심스럽게 예측해 본다. 한편, 생명계에서 양자 현상이 있을지에 대해 회의적인 시각이 아직 있지만, 적어도 광합성 및 철새 등에 대한 연구 결과에서 볼 수 있듯이 생명계에서 양자 효과가 있을 가능성이 있다. 예측할 수 있겠지만, 생물학적 정보 네트워크를 통한 복잡한 지식 체계 구성, 신경계를 통한 정보 전달 체계 등 생명계에서 밝혀진 양자역학적 기작을 양자두뇌 등에 적용하려고 시도하지 않을까? 역으로 이를 바탕으로 신경 생리학 및 인지 과학 등 광범위한 파생 연구 분야에 응용될 가능성도 있지 않을까 기대해 본다.