

해양 운용의 일반 문제해결을 위한 AI-Quantum 적용 전략

서형식, 허준*

고려대학교

suhhsik@korea.ac.kr, *junheo@korea.ac.kr

Application Strategy of AI - Quantum for General Problem-Solving in Maritime Operations

Hyeong-Sik Seo, Jun Heo*

Korea Univ.

요약

해양 운용의 의사결정은 시간 압박, 불완전 정보, 그리고 다중 제약이 동시에 작동하는 환경에서 신속히 실용적인 해(解)를 선택하는 것이 과제다. 본 논문은 통계·강화학습 등 고전 기법과 양자 원리 기반 기법을 결합하여, AI가 상태·수요·위험을 예측해 후보를 축소하고, 양자 연산이 남은 조합을 병렬 탐색함으로써 총 소요시간을 줄여, 지휘결심의 신속성을 높이는 해양 운용 전반의 일반 방안을 제안한다.

I. 서론

해양 운용은 안전, 임무 달성, 시간, 비용, 노출 최소화가 동시에 요구되는 복합 의사결정 환경이다. 충돌 회피는 국제해사기구(IMO)의 충돌예방 규칙(COLREGs)에 의해 행위 준칙이 명시되어 있으며[1], 이러한 규범과 제약은 항로 선택, 감시 작전, 탐색·회수 임무 등 전 영역에서 결심 속도를 제한하는 주요 요인으로 작용한다. 최근 해양에서는 국가 간 교차 항로에서의 충돌·근접 사고, 낙하체 회수 대응, 비식별 선박(목선 등) 탐색, 항만의 접근·정박 자원배정 등 복합적인 운용 상황이 동시에 발생하고 있다. 이들은 공통적으로 제약이 중첩되고, 후보 조합이 기하급수적으로 증가하며, 실시간 결정이 요구되는 문제 유형이다. 기존의 운용연구와 강화학습 기반 접근은 일정 수준의 예측과 최적화를 제공하지만, 문제 규모가 커질수록 계산 복잡도가 급격히 상승하고 수렴 안정성이 떨어진다는[3-5]. 이러한 한계를 보완하기 위해 본 논문은 AI와 양자 연산을 결합한 절차적 적용방안을 제시한다. 핵심 개념은 AI가 운용 데이터의 변동성과 제약 관계를 학습해 불필요한 정보를 사전에 제거하고, 양자 연산(QAOA 등)이 남은 조합의 전역 탐색·최적화를 수행함으로써 결정까지의 시간을 단축하고 신뢰도를 높이는 것이다[6-8]. 이 절차의 적용 가능성을 검증하기 위해, 대표적인 활용 및 적용방안을 제시한다. 특히 최근 국방 관련 기술·정책 보고서에서는 양자기술의 군사적 활용 가능성을 제시하고 있어 본 연구의 제안은 이러한 정책적·기술적 동향과 직접 연계된다[9].

II. 본론

A. 적용 개념 및 절차

QAOA(Quantum Approximate Optimization Algorithm)는 “후보가 아주 많은 선택지 중에서 좋은 조합을 빠르게 찾는 방법”이다. AI가 먼저 필요없는 후보를 걸어내고, QAOA가 남은 후보들을 빠르게 검토하여 좋은 조합에 점점 가까워지도록 탐색한다. 결과적으로 결정까지 걸리는 시간을 줄이고 농밀 확률을 낮출 수 있다[6,8]. 양자 커널(어닐링)은 “복잡한 특징을 보기 좋게 바꿔서 구분을 쉽게 만드는 방법”이다. 항적·영상·신호처럼 뒤섞인 특징을 양자 회로로 변환해준다면, 작은 데이터로도 경계(이상/정상)를 더 뚜렷하게 나눌 수 있어 오탐을 줄이고 재현율을 높이는 데 도움이 된다[7,8]. 정리하면, AI로 범위를 줄이고, QAOA로 좋은 조합을 고르며, 양자 커널로 구분하기 쉽게 하는 흐름이다. QAOA는 유니테리

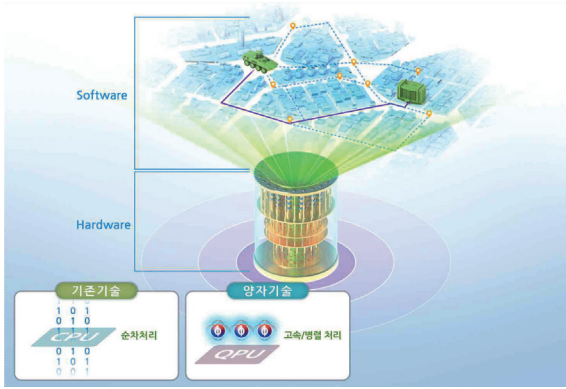
믹서 유니테리를 번갈아 적용하고, 고전 최적화기가 회로 파라미터를 반복 갱신해 좋은 조합이 샘플로 잘 나오도록 만드는 하이브리드 방식이다[6]. 다만 실제 효율은 문제 구조와 하드웨어 제약에 의존하며, 연구된 이 점은 경로·배정 등 조합최적화의 소규모 인스턴스에서 탐색 효율 개선 사례가 중심이므로 본 절차는 이를 AI의 사전 축소와 결합해 결정시간을 줄이도록 설계한다[6-8].

본 논문에서는 상시수집되는 운용데이터를 공통 구조로 정리하는 데서 시작하며, 규정·지형(해도·수심, 분리항로), 교통·상태(AIS·레이더 항적·ETA), 환경, 자원 정보를 단일 형식으로 표준화하고, 정제된 입력으로 항로의 민감 구역, 충돌 위험 분포, 도착 변동 같은 핵심 상태를 추정한다[1,5,6]. 이후 안전 규정과 지형 제약을 우선 적용해 불가능한 선택을 제거하고, 자원·시간대·환경을 반영해 실행 가능한 경로·배정·해역을 마련한다. 선택지가 급증해 계산 복잡도가 높아지는 구간을 복잡도 집중 영역으로 정의하고, AI가 예측 변동성을 분석해 후보를 정제한 후, 양자 연산(QAOA 등)이 남은 조합의 전역 탐색을 수행한다. 양자 커널(임베딩)을 통해 변수 간 비선형 상관을 압축 표현하면 예측 신뢰도가 향상되고, 최종으로 안전·임무·시간 등을 종합 고려 최선안을 출력한다[6-8].

B. 해상에서의 활용 및 적용 방안

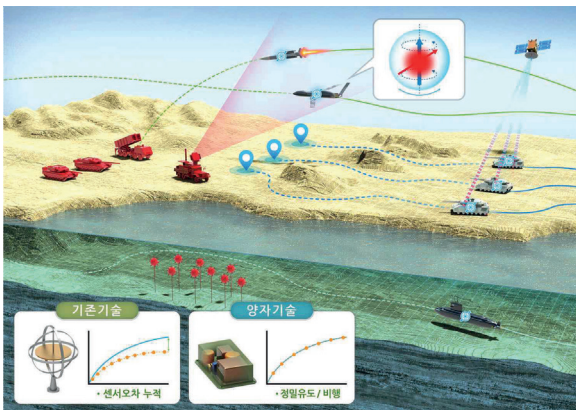
본 절에서는 해상 운용에서의 대표적 사례를 제시한다.

1. 항법 위험 최소화(충돌 회피·항로계획) : AIS·레이더 항적과 기상 정보를 결합해 구간별 위험대상을 확인하고[5,6,9] 해협·합류부처럼 선박 밀집 구간을 복잡도 집중 영역으로 지정한다. 특히, 한·중·일·러 등 4국 선박이 교차하는 동중국해, 대한해협에서는 COLREGs 해석 차이로 충돌·접촉 사고가 반복 보고된다[1,2,5]. 양자 연산을 활용하면[6,7] 분리항로·우회 유지 등 COLREGs 준수 가능성과 근접 위험(CPA, TCPA), 지연 허용도를 동시에 평가하며 탐색 범위를 효율적으로 압축할 수 있다. 또한, 양자 커널(임베딩)을 이용해[7,8] 기상·교통 변수의 비선형 상호작용을 반영하면, 해류 변화·저시정 등 가변 조건에서도 안정적인 경로 선택이 가능하다. 결과는 실시간 추천·대안 경로의 위험·지연 추정치와 민감도 해설로 이어져 조합 결심과 항로 통제에 직접 활용된다.



< 경로 후보 축소 및 전역 탐색 흐름도[9] >

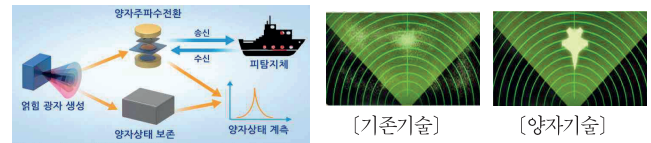
2. 낙하체 탐색 및 회수 위치 추정 : 발사된 비행체의 분리·낙하체가 해역으로 유입되는 상황을 가정한다. 초기 관측(위성·레이더·AIS·EO/IR 등)과 환경(풍·파·해류)을 결합해 낙하 시각, 대략적 낙하지점, 오차 분포를 추정하고, 입자 기반 시뮬레이션(낙하체가 해류·풍속 등에 따라 이동하는 과정을 다수의 입자로 모사)을 통해 시각화한다[4,5]. 확률 밀도가 높거나 조류 전환·기상 난류로 탐색 범위가 급증하는 상황을 복잡도 집중 구간으로 정의하고, 이때 자산 배치와 이동 순서를 정하는 과정은 지점과 지점을 잇는 경로들 가운데 제약을 지키며 좋은 묶음을 고르는 ‘연결 구조’의 최적화로 볼 수 있어 QAOA가 특히 적합하다(커버리지·시간차·연료·위험은 패널티로 반영)[6]. 이후 AI가 표류 확률이 낮은 구역을 사전 제거해 탐색 공간을 줄이고, 양자 연산(QAOA 등)[6-8]이 남은 조합에서 플랫폼(함정·항공기 등) 배치·경로·이동 계획을 병렬 최적화하여 탐색 면적·완료시간·연료(이동거리)의 균형점을 산출한다. 도출 결과는 탐색 구역, 추적 경로, 교대·전환 시점으로 시각화되어 지휘 결심과 현장 작전 수행을 동시에 지원한다.



< 낙하체 표류 예측·탐색 영역 산출 개념[9] >

3. 미확인 선박(목선 등) 탐색 및 식별 : 비식별 선박(목선, 무신호 선박, 위장 어선 등)은 군 감시작전의 불확실성을 높이는 주요 요인이다. 이들은 레이더 반사 단면적(RCS)이 작거나 AIS를 차단해 탐지가 어렵고, 오탐지로 불필요한 출동이 발생하기도 한다. 본 절차는 해상감시레이더·AIS·EO/IR 등 이기종 데이터를 융합해 비식별 구역과 AIS 기반 이상 항적(속력·침로 급변, 신호 단절 등)을 1차 추정하고, AI가 노이즈·거짓 신호를 제거해 후보를 정제한다[5,9]. 이렇게 AI가 후보군을 충분히 좁힌 이후에는, 남은 경로·관측각·자산배치 선택이 계산복잡도가 급증하는 복잡도 집중 구간이 되므로, 이 단계에서 양자 연산(QAOA 등)을 적용해 탐색 경로·관측 각도·자산 배치를 전역적으로 최적화하여 탐색 범위·식별 정확도·출동 효율 간 균형점을 산출한다[6,7]. 한편 동일 파이프라인 내에서 분류·식별 성능을 높이기 위해 양자 커널(임베딩)을 활용하면 파형·영상·항적 특징의 비선형 상관을 고차원 힐베르트 공간에 압축 표현하여 소표본 환경에서도 결정경계를 견고하게 학습할 수 있다[7,8]. 다만 실제 효율은 데이터 특성(해역·기상·교통 밀도)과 회로/하드웨어 제

약에 따라 달라지므로, 본 연구의 적용 범위에서는 AI 사전축소→양자 전역탐색/경계학습의 2단 구조로 운용하는 것이 합리적이다[6,8].



< 양자기반 표적 탐지 흐름 및 대비 효과 비교[9] >

4. 집안·정박 자원배정(BAP) : 임무 우선도, ETA, 작업시간, 선석·정박 가능 시간대, 톤수 제약을 통합해 최적의 배정공간을 정의하는 문제다[3,4]. 특히 악기상(태풍 등) 피항으로 대기열이 급증하는 시점은 복잡도 집중 영역에 해당한다. 이 구간에서 양자 연산(QAOA 등)을 적용하면 대기시간·작업 충돌·자원제약을 동시에 만족하는 조합 최적화를 효율적으로 수행할 수 있고, AI 예측을 활용한 탐색 공간 축소를 병행하면 탐색의 수렴속도를 높일 수 있다. 또한, 양자 샘플링을 병행하면 여러 후보 조합의 확률 가중치/순위를 동시에 산출하여, 부두폐쇄·우선도 변경 등 돌발 제약 발생 시 즉시 전환 가능한 대체안으로 신속 교체할 수 있다[6-8].

III. 결론

AI-양자 연산 결합 절차는 해양 운용의 복잡성과 불확실성을 체계적으로 낮추어 신속·안정·일관성의 결실을 가능하게 하는 차세대 운영 프레임이다. 해상 운용의 특수성에 맞춰 항로계획, 자원배정, 낙하체 회수, 미확인 선박 식별 등 상이한 문제 유형에 동일 구조를 적용하는 방안을 제시하였으며, 실전 투입 가능한 출력 형태를 확인하였다. 향후 군사적 운용환경에서 본 절차는 작전 효율과 상황 인지 우위를 동시에 강화하는 핵심 체계로 자리 잡을 것이며, 해역 안전과 임무 성공률 제고에 실질적으로 기여할 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 2025년도 정보(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단 양자기술연구개발선도(양자컴퓨팅)사업(RS-2024-00431853, 50%), 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. RS-2023-00225385, NISQ 환경에서 저부하, 고효율 양자 오류 검강 기술 개발 및 응용) (50%)의 지원을 받아 수행된 연구임

참 고 문 헌

- [1] International Maritime Organization (IMO), Convention on the International Regulations for Preventing Collisions at Sea (COLREGs), 1972.
- [2] Szlapczynski, R., "A ship domain-based model of collision risk for near-miss detection," Reliability Engineering & System Safety, Vol. 215, 107874, 2021.
- [3] Bierwirth, C., & Meisel, F., "A survey of berth allocation and quay crane scheduling problems," European Journal of Operational Research, Vol. 202(3), pp. 615 - 627, 2010.
- [4] Montewka, J., Weckström, M., & Kujala, P., "A framework for risk assessment for maritime transportation systems," Reliability Engineering & System Safety, Vol. 124, pp. 142 - 157, 2014.
- [5] Du, L., Goerlandt, F., & Kujala, P., "Review and analysis of methods for assessing maritime waterway risk based on non-accident critical events detected from AIS data," Reliability Engineering & System Safety, Vol. 200, 106933, 2020.
- [6] Fitzek, D., Ghandriz, T., Laine, L., Granath, M., & Kockum, A. F., "Applying quantum approximate optimization to the heterogeneous vehicle routing problem," Scientific Reports, 14, 25415, 2024.
- [7] Schuld, M., & Killoran, N., "Quantum Machine Learning in Feature Hilbert Spaces," Physical Review Letters, Vol. 122, 040504, 2019.
- [8] Biamonte, J., Wittek, P., Pancotti, N., Rebentrost, P., Wiebe, N., & Lloyd, S., "Quantum machine learning," Nature, Vol. 549, pp. 195 - 202, 2017.
- [9] 국방기술진흥연구소(KRIT), "미래 전장양상을 바꾸는 양자기술 10선," KRIT 이슈페이퍼 제04호, 2022.