

Estado del Arte del Algoritmo Cuántico de Optimización Aproximada (QAOA) aplicado a Max-Cut

Mauro Castillo
Javiera Osorio
Mariano Varas Ramos

Universidad Técnica Federico Santa María
Departamento de Informática

Octubre 2025

Introducción

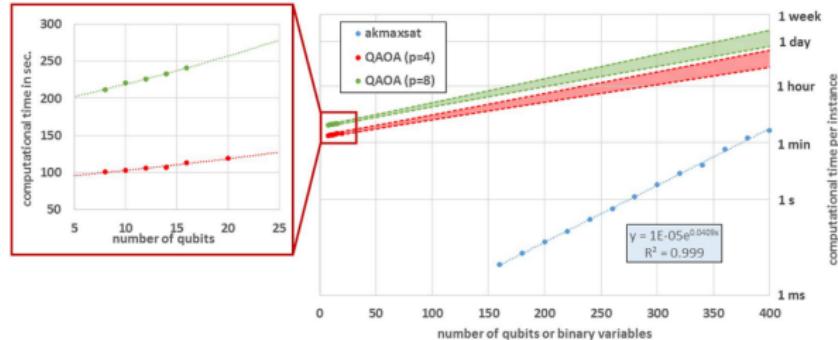
- **Max-Cut:** problema NP-difícil, benchmark estándar en optimización combinatoria.
- **QAOA:** algoritmo variacional híbrido (Farhi et al., 2014).
- Permite explorar la frontera entre computación cuántica teórica y hardware NISQ real.

Objetivo: analizar estrategias que acercan QAOA a la *ventaja cuántica práctica*.

Diagnóstico inicial: QAOA ingenuo

Guerreschi & Matsuura (2019)

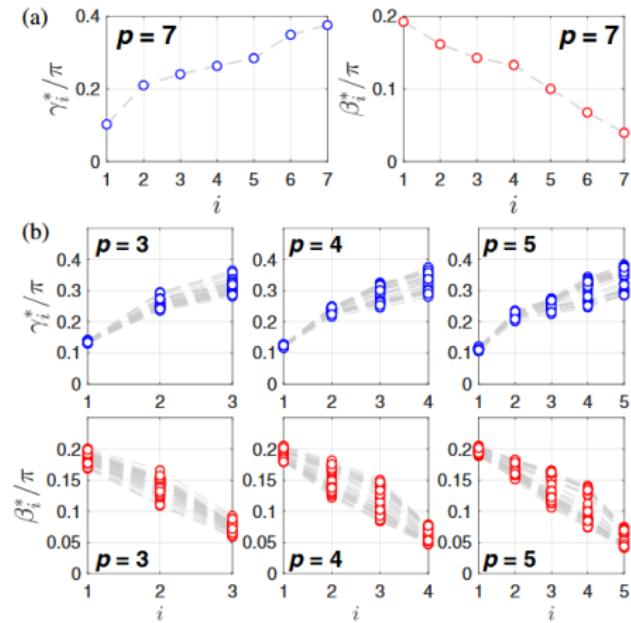
- Simulación realista con ruido y conectividad limitada.
- QAOA estándar requiere **cientos de cíbits** para superar heurísticas clásicas.
- Principales cuellos de botella:
 - Ruido y profundidad limitada.
 - Optimización clásica costosa.



Corriente 1: Optimización de Parámetros

Zhou et al. (2020)

- Descubre patrones regulares en parámetros óptimos.
- Propone heurísticas INTERP y FOURIER → optimización polinomial.



Corriente 1: Optimización de Parámetros

Gaidai & Herrmann (2024)

- Analiza heurísticas y multi-ángulo (QAOA Relax).

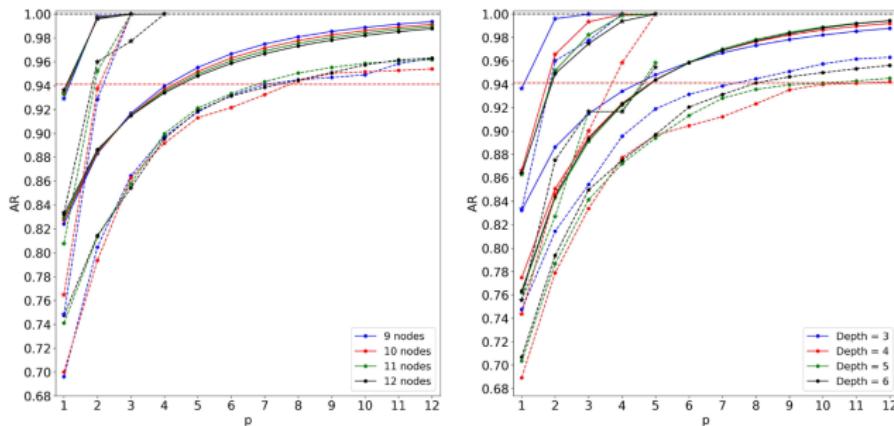


Figura: AR vs p para QAOA (círculos) y MA-QAOA (estrellas). Izquierdo: Agrupados por N. Derecha: Agrupados por c-depth. Adaptado de Gaidai Herrman (2024)

Corriente 2: Mejoras Algorítmicas

Egger et al. (2021) – Warm-Start QAOA

- Usa soluciones SDP clásicas para inicializar el estado cuántico.
- Mejora rendimiento a baja profundidad (p pequeño).

Corriente 2: Mejoras Algorítmicas

Tate et al. (2023) – QAOA-Warmest

- Mezcladores personalizados con garantía de convergencia global.
- Supera a Goemans-Williamson en $p \leq 8$ y probado en hardware IBM.

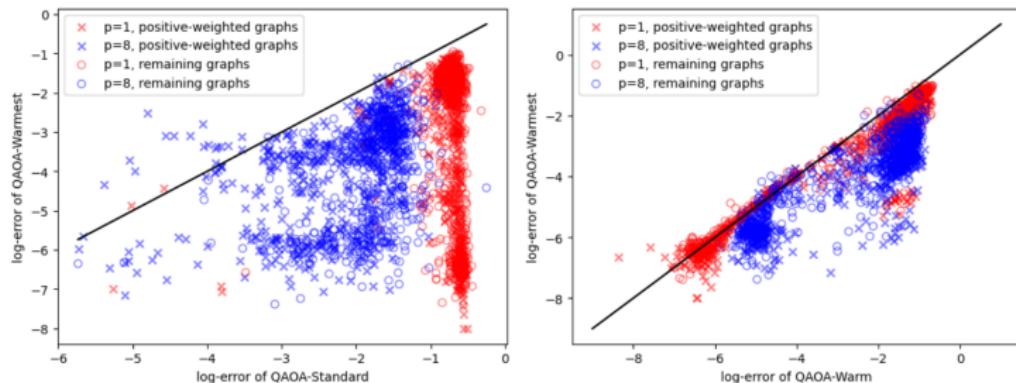


Figura: Comparación del log-error de QAOA-warmest vs QAOA estándar (izquierda) y QAOA-warm (derecha) para $p = 1$ y $p = 8$. Puntos bajo la línea negra indican mejor rendimiento de QAOA-warmest. Adaptado de Tate et al. (2023)

Más variantes algorítmicas

RQAOA y RL-RQAOA (Patel et al. 2024)

- Reducción recursiva del problema.
- Aprendizaje por refuerzo decide qué variable eliminar → mejor rendimiento en instancias difíciles.

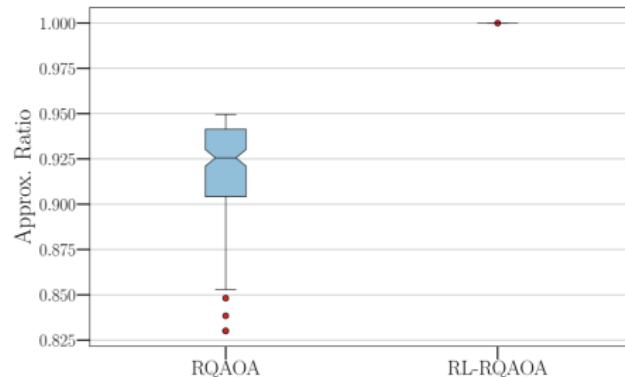
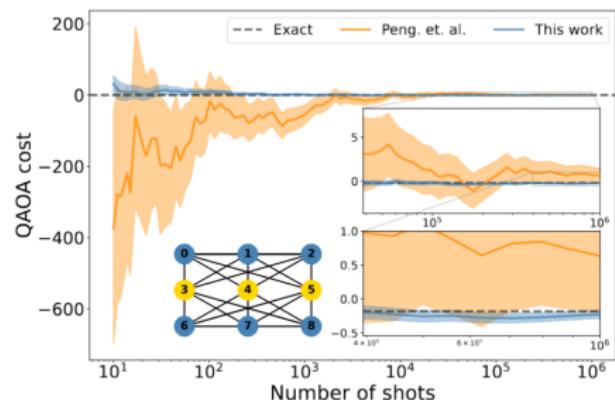
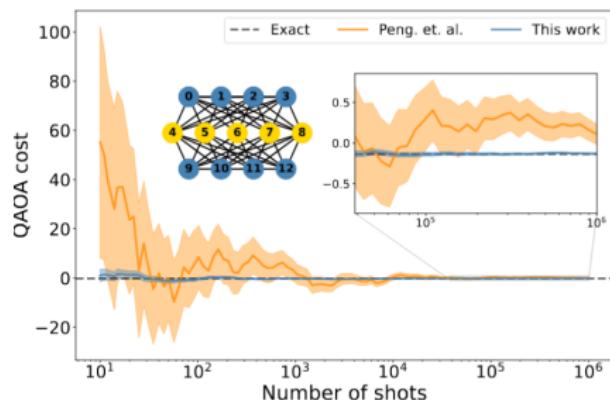


Figura: Comparación de AR para RQAOA y RL-RQAOA en instancias difíciles. Adaptado de Patel et al. (2024)

Corriente 3: Co-diseño Hardware–Software

Circuit Cutting – Lowe (2023), Bechtold (2023)

- Divide circuitos grandes en fragmentos ejecutables en hardware pequeño.
- Reducción de ruido y escalado hasta ~ 120 qubits simulados.
- Validación experimental en IBM Q.



Síntesis Comparativa

Trabajo	Año	Tipo	Apporte
Guerreschi & Matsuura	2019	Simulación	Línea base NISQ
Zhou et al.	2020	Parámetros	Heurísticas eficientes
Egger et al.	2021	Warm-Start	Sinergia clásico-cuántica
Tate et al.	2023	Teórico	Convergencia garantizada
Gaidai & Herrman	2024	MA-QAOA	Menor profundidad
Patel et al.	2024	RL-RQAOA	Integración IA
Lowe & Bechtold	2023	Co-diseño	Escalabilidad experimental

Conclusiones

- QAOA ingenuo → no logra ventaja práctica aún.
- Avances recientes combinan:
 - Optimización eficiente de parámetros.
 - Warm-start + mezcladores personalizados.
 - Co-diseño y mitigación de errores.
- Max-Cut sigue siendo el banco de pruebas ideal.

Tendencia: integración adaptativa de estrategias híbridas para alcanzar la utilidad cuántica.

Gracias!