

# 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

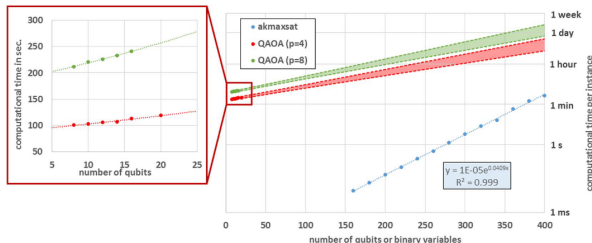
- **Max-Cut:** problema NP-difícil, benchmark estándar en optimización combinatoria.
- **QAOA:** algoritmo variacional híbrido (Farhi et al., 2014).
- Permite explorar la frontera entre computación cuántica teórica y hardware NISQ real.

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

# Diagnóstico inicial: QAOA ingenuo

## Guerreschi & Matsuura (2019)

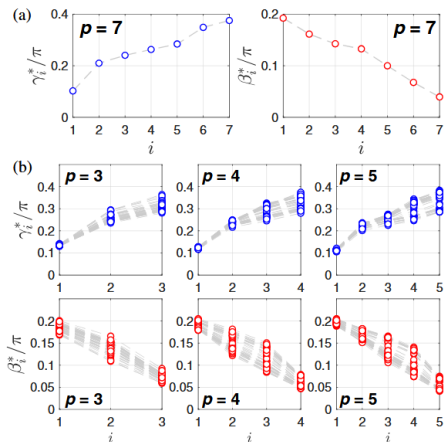
- Simulación realista con ruido y conectividad limitada.
- QAOA estándar requiere **cientos de cúbits** para superar heurísticas clásicas.
- Principales cuellos de botella:
  - Ruido y profundidad limitada.
  - Optimización clásica costosa.



# Corriente 1: Optimización de Parámetros

Zhou et al. (2020)

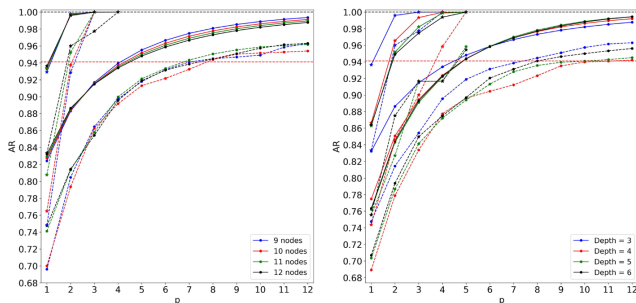
- Descubre patrones regulares en parámetros óptimos.
- Propone heurísticas INTERP y FOURIER → optimización polinomial.



# 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). Izquierda: Agrupados por  $N$ . Derecha: Agrupados por  $c$ -depth. Adaptado de Gaidai Herrman (2024)

## Corriente 2: Mejoras Algorítmicas

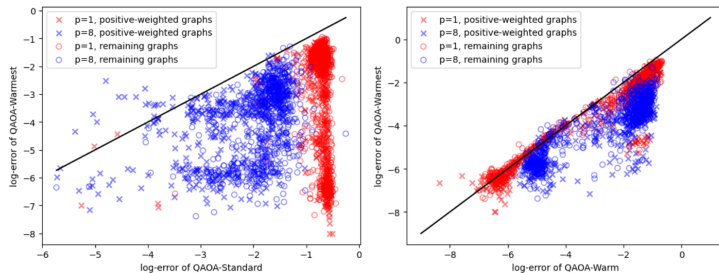
### Egger et al. (2021) – Warm-Start QAOA

- 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.

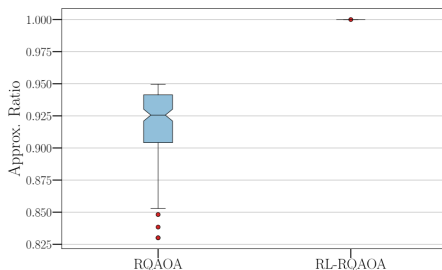


**Figura:** Comparación del log-error de QAOA-warmest vs QAOA estándar (izquierda) y QAOA-warm (derecha) para  $p = 1$  y  $p = 8$ . Puntos bajo la línea negra indican mejor rendimiento de QAOA-warmest. Adaptado de Tate et al. (2023)

# 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.



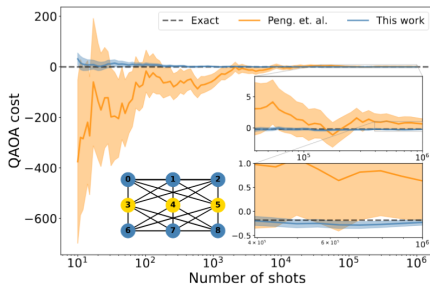
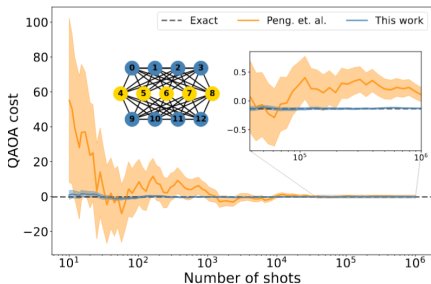
**Figura:** Comparación de AR para RQAOA y RL-RQAOA en instancias difíciles. Adaptado de Patel et al. (2024)



# 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  $\sim 120$  qubits simulados.
- Validación experimental en IBM Q.



# Síntesis Comparativa

Trabajo	Año	Tipo	Aporte
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  $\rightarrow$  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!