Quantum Machine Learning para la predicción de enfermedades hepáticas

Laura M. Donaire[0009−0004−6610−2795], Elena R. Rull[0009−0007−9518−2909], Gloria Ortega[0000−0002−6563−2717], Francisco Orts[0000−0002−4312−3671], and Ester M. Garzón[00000−0002−0568−5470]

Departamento de Informática, CEINSA, Universidad de Almería, Almería
laura.donaire, err984, gloriaortega, francisco.orts, gmartin@ual.es

Abstract. El Quantum Machine Learning (QML) fusiona los conceptos de la computación cuántica con el Machine Learning (ML) tradicional para explorar posibles beneficios computacionales en el procesamiento de datos y el rendimiento de los modelos. Con el surgimiento de los dispositivos cuánticos de escala intermedia ruidosos (NISQ), las estrategias híbridas cuántico-clásicas están cobrando cada vez más importancia, particularmente en campos que exigen una alta precisión, como la atención médica. En este estudio, investigamos si la computación cuántica híbrida puede mejorar ciertos aspectos del ML clásico; específicamente, el equilibrio de conjuntos de datos y la complejidad de las redes neuronales utilizadas durante el entrenamiento. Para este fin, utilizamos el Indian Liver Patient Dataset (ILPD) como caso de estudio para la detección de enfermedades hepáticas. Introducimos QML-Liver, un marco híbrido que integra métodos de ML clásicos y cuánticos, cubriendo todo el proceso, desde el preprocesamiento de datos hasta la arquitectura del modelo y el ajuste de parámetros. Nuestros hallazgos muestran que QML-Liver mejora los indicadores clave de rendimiento, como el Accuracy y el F1-Score, al tiempo que reduce los requisitos de recursos cuánticos a dos qubits, mejorando así su viabilidad práctica. Estos resultados resaltan la promesa del QML para el diagnóstico médico, especialmente dentro de las limitaciones de las tecnologías de la era NISQ.

Keywords: Quantum Machine Learning · Dispositivos NISQ · Redes neuronales híbridas · Predicción de enfermedades hepáticas.

1 Introducción

El QML surge como un complemento prometedor frente a las limitaciones del ML tradicional, como el alto coste computacional y la sensibilidad al desbalance de datos, al aprovechar principios de superposición y entrelazamiento para identificar patrones complejos con menos recursos [1]. Dado que el hardware actual de la era NISQ presenta restricciones de decoherencia y pocos qubits [2], los enfoques híbridos cuántico-clásicos representan un método altamente competitivo para el análisis de datos clínicos críticos, como el diagnóstico de enfermedades hepáticas [3].

Este trabajo propone un modelo híbrido optimizado para la clasificación de patologías hepáticas mediante el ILPD [4]. La arquitectura integra una capa cuántica de solo dos qubits, logrando resultados competitivos frente a métodos del estado del arte sin necesidad de balanceo de clases. Como contribución principal, se ofrece un diseño altamente eficiente en recursos, validado mediante una comparativa exhaustiva y la publicación de código abierto para garantizar la reproducibilidad científica en entornos NISQ.

2 Enfoque Híbrido Desarrollado (QML-Liver)

En esta sección, describimos el conjunto de datos utilizado y la metodología empleada para desarrollar el modelo 'QML-Liver'.

2.1 Base de datos y preprocesamiento de datos

Se utilizó el conjunto de datos ILPD, que contiene 583 registros de pacientes (416 con enfermedad hepática y 167 sanos), descritos por 10 variables clínicas [5]. El preprocesamiento incluyó: binarización, imputación de nulos, y depuración de duplicados y ambigüedades. Finalmente, se aplicó estandarización y se evaluó el rendimiento con y sin SMOTE (ver Tabla 1).

2.2 Arquitectura y Entrenamiento de QML-Liver

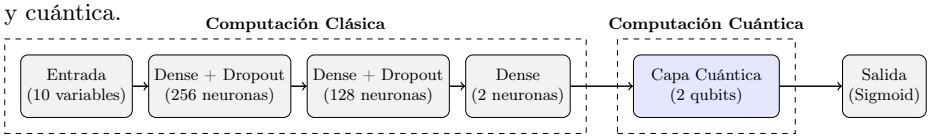
Se implementó un modelo híbrido mediante *Keras* y *PennyLane*, optimizado tras evaluar más de 1296 combinaciones con *GridSearchCV*.

La arquitectura del modelo comienza con una capa de entrada de 10 neuronas, correspondientes a las características clínicas, seguida de dos capas densas de 256 y 128 neuronas respectivamente. Ambas utilizan la función de activación *ReLU* y el inicializador *GlorotUniform* para optimizar el flujo de gradientes, además de integrar capas Dropout para mitigar el sobreajuste. Como transición al dominio cuántico, se emplea una tercera capa densa de 2 neuronas que actúa como cuello de botella, reduciendo la dimensionalidad para su posterior procesamiento (tras evaluar y descartar preliminarmente técnicas como PCA o MDS). A continuación, se encuentra la capa cuántica con 2 qubits, que utiliza *Angle Embedding* (seleccionado empíricamente frente a opciones como Amplitude Embedding por su mayor estabilidad) y *Basic EntanglerLayers* para capturar correlaciones complejas antes de la clasificación final vía Sigmoide. El entrenamiento empleó el optimizador Adam ($lr = 0.001$) y la función de pérdida *Binary Focal Crossentropy* ($\gamma = 1.0, \alpha = 0.3$) (ver Figura 1).

3 Resultados y discusión

El modelo QML-Liver alcanzó un 84% de Accuracy y un 94% de Recall (ver Tabla 1), métrica crítica en el diagnóstico médico para minimizar falsos negativos. La

Fig. 1. Diagrama de bloques de la arquitectura híbrida mostrando las fronteras clásica y cuántica.

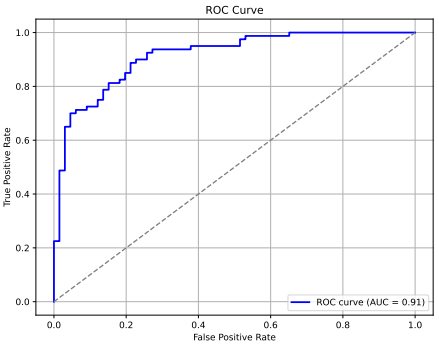


matriz de confusión confirma esta tendencia, con solo 5 casos positivos omitidos de 80 (ver Figura 2). Además, el modelo presenta una sólida capacidad discriminativa con un ROC AUC del 91% (Figura 3), demostrando un buen equilibrio entre precisión y sensibilidad sin necesidad de arquitecturas más profundas.

Fig. 2. Matriz de confusión del modelo propuesto.

		Predicción	
		Sano (0)	Enfermo (1)
Real	Sano (0)	48	18
	Enfermo (1)	5	75

Fig. 3. Curva ROC del modelo propuesto (AUC = 0.91).



Al contrastar con el estado del arte clásico y cuántico (Tabla 1), QML-Liver supera en balance general a modelos como LR_QFE (74% Accuracy, 99% Recall) y mantiene un equilibrio competitivo frente a arquitecturas clásicas complejas como *Stacking* [7]. Su ventaja competitiva reside en la eficiencia: logra resultados superiores utilizando solo dos qubits y un delay (número de puertas cuánticas secuenciales) de 20, frente a los 10 qubits y delays de hasta 40 de las propuestas alternativas. Esto lo posiciona como una solución optimizada para hardware NISQ. Finalmente, se comprobó que incrementar los recursos a 10 qubits o aplicar balanceo con SMOTE no mejora el rendimiento global, ya que el primero no aumenta la eficacia y el segundo penaliza drásticamente el Recall (76%), esencial para la seguridad del paciente.

4 Conclusión y trabajo futuro

Este estudio propone QML-Liver, un enfoque híbrido diseñado para la detección de enfermedades hepáticas con una demanda mínima de recursos cuánticos, lo

Tabla 1. Comparación del modelo con el estado del arte en términos del número de qubits y delay, balanceo del conjunto de datos, Accuracy (Acc), Precision (Pr), Recall (Rec), F1-Score (F1), especificidad (Spec) y ROC AUC (RAC).'-' indica métrica no disponible.

Autor	Modelo	Nº Qubits	Delay	Balanceo	Acc	Pr	Rec	F1	Spec	RAC
[7] (Clásico)	Stacking	N/A	N/A	Sí	**90**	90	90	90	-	-
[8]	XGB_QFE Tomek	10	40	Sí	81	77	90	83	72	-
	LR_QFE	10	40	No	74	75	**99**	85	**99**	-
Nuestra propuesta [4]	QML-Liver	**2**	**20**	No	**84**	81	94	**87**	73	**91**
	QML-Liver	10	48	No	80	79	86	73	73	90
	QML-Liver + SMOTE	**2**	**20**	Sí	79	**85**	76	80	83	89

que garantiza su viabilidad en sistemas NISQ. En comparación con los métodos presentes en el estado del arte, QML-Liver ofrece una solución prometedora y eficiente para el diagnóstico médico.

El trabajo futuro se centrará en explorar técnicas de codificación cuántica mejoradas y algoritmos avanzados, evaluando además el efecto del ruido y la eficiencia de ejecución sobre hardware cuántico real.

Agradecimientos. Este trabajo ha sido financiado por el proyecto PID2024-155521OB-I00 financiado por MICIU/AEI /10.13039/501100011033 y por FEDER, UE, así como por el Plan de Investigación y Transferencia 2024-2025 de la Universidad de Almería.

References

1. Schuld M, Sinayskiy L, Petruccione F: An Introduction to Quantum Machine Learning. *Contemporary Physics* **56**(2), 172–185 (2014). https://doi.org/10.1080/00107514.2014.964942
2. Preskill J: Quantum Computing in the NISQ era and beyond. *Quantum* **2**, 79 (2018). https://doi.org/10.22331/q-2018-08-06-79
3. Devadas RM, Sowmya T: Quantum machine learning: A comprehensive review of integrating AI with quantum computing for computational advancements. *MethodsX* **14**, 103318 (2025). https://doi.org/10.1016/j.mex.2025.103318
4. Donaire LM, Ortega G, Orts F et al.: A hybrid quantum-classical approach for liver disease detection using quantum machine learning. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* **164**, 113240 (2026). https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.113240
5. Ramana B and Venkateswarlu N: ILPD (Indian Liver Patient Dataset). *UCI Machine Learning Repository* (2022).
6. Ranga D, Rana A, Prajapat S et al.: Quantum Machine Learning: Exploring the Role of Data Encoding Techniques, Challenges, and Future Directions. *Mathematics* **12**(21), 3318 (2024).
7. Alyasin EI, Ata O: Enhancing the Diagnosis of Liver Disease: Combining Machine Learning with the Indian Liver Patient Dataset. *Proceedings of Fifth Doctoral Symposium on Computational Intelligence DoSCI 2024* **3** (2024).
8. Safriandono AN, Setiadi DRIM, Dahlan A et al.: Analyzing Quantum Feature Engineering and Balancing Strategies Effect on Liver Disease Classification. *Journal of Future Artificial Intelligence and Technologies* **1**(1) (2024).