



Inteligencia Artificial para aprender Hamiltonianos cuánticos

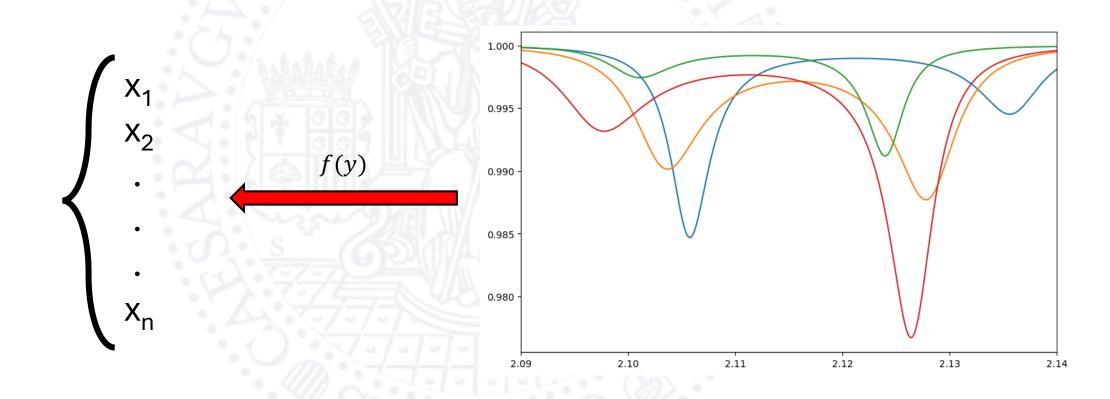
Samuel Blasco Osés

Director: David Zueco Láinez

Departamento de Física de la Materia Condensada Facultad de Ciencias, Universidad de Zaragoza

Objetivo

Obtener parámetros desde curvas



Problemas

Laboratorio

- Presupuesto
- Tiempo







Ordenadores

Complejidad computacional

Solución: Inteligencia artificial (Redes neuronales)

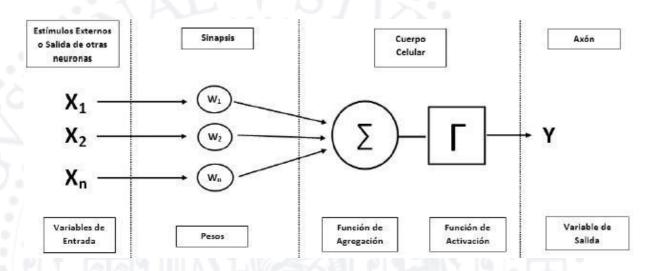
Datos sintéticos

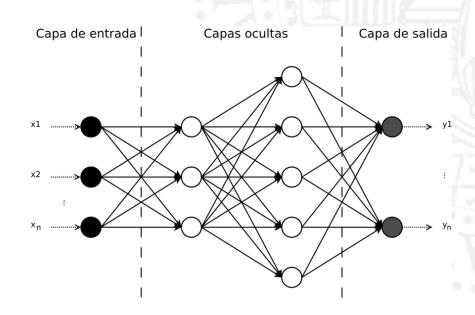
- Aprendizaje supervisado
 - Datos conocidos
 - Se ajusta respecto al valor real



Redes neuronales. ¿Qué son y cómo funcionan?

Neurona

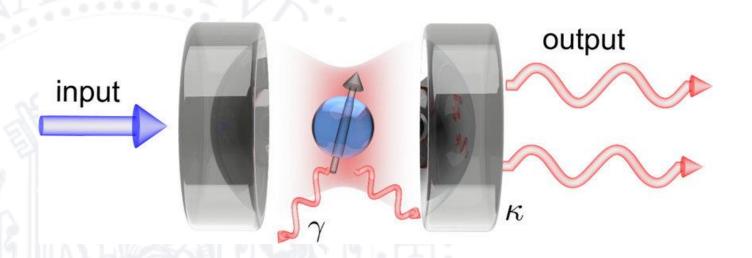




- Redes neuronales densas:
 - Pérdidas
 - Backpropagation

Sistema a estudiar. Teoría

- Cavidad resonante
- Átomo
- Interacción campo átomo



$$H_{Rabi} = \hbar \Omega a^{\dagger} a + \frac{1}{2} \hbar \Delta E \sigma^{z} + \hbar g \sigma^{x} (a^{\dagger} + a)$$

$$H_{JC} = \hbar \Omega a^{\dagger} a + \frac{1}{2} \hbar \Delta E \sigma^{z} + \hbar g (\sigma^{+} a + \sigma^{-} a^{\dagger})$$

Sistema a estudiar. Consideraciones experimentales

1. Cambios teóricos

- Sistema de spines
- Tasas de decaimiento (pérdidas)
- Guiado del campo EM \longrightarrow $H_{guiado} \approx \hbar \alpha \kappa (ae^{i\omega t} + a^{\dagger}e^{i\omega t})$
- 2. Representación de Schrödinger (e. o. m) $\frac{d}{d(\hat{a})}$

$$\frac{d}{dt}\langle \hat{A} \rangle = -\frac{i}{\hbar} \langle [\hat{A}, H] \rangle$$

3. Input-output

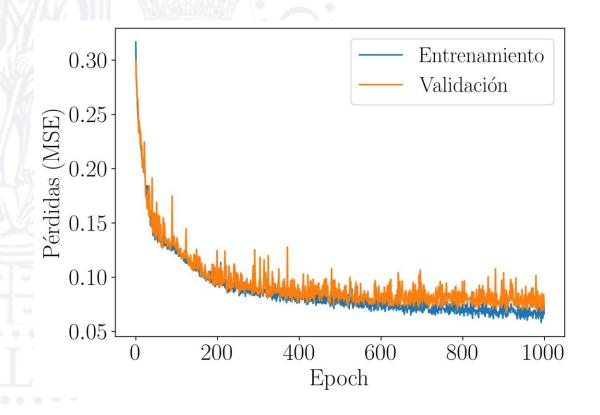
$$t(\omega) = -\frac{\langle a \rangle}{\alpha}$$

$$t(\omega) = \frac{-\kappa}{(\Omega - \omega) - i\kappa - i\frac{g^2}{i(\Delta E - \omega) + \gamma}}$$

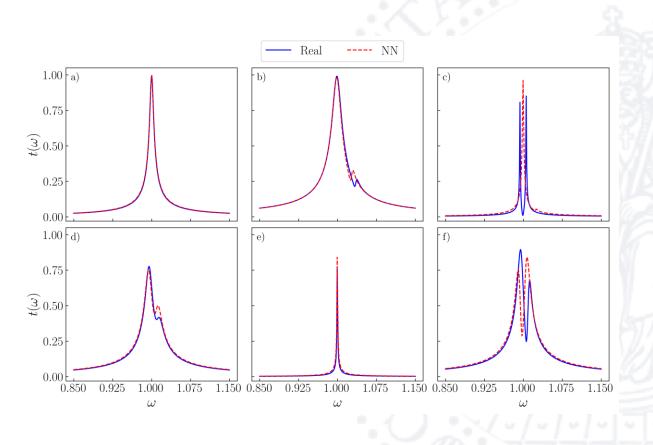
Nuestro modelo. Estudio previo

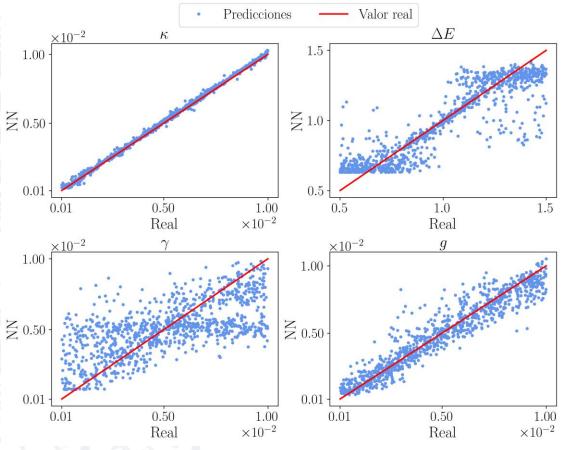
■ Datos sintéticos. Generamos $\kappa, \gamma, g \in [10^{-4}, 10^{-2}], \Delta E \in [0.5, 1.5],$ $Ω = 1 \text{ (fijo), 300 cortes } ω \in [0.85, 1.15]$

- Estudio de hiperparámetros:
 - Tamaño y partición dataset
 - Número de capas y neuronas
 - Batch size y épocas
- Verificar overfitting



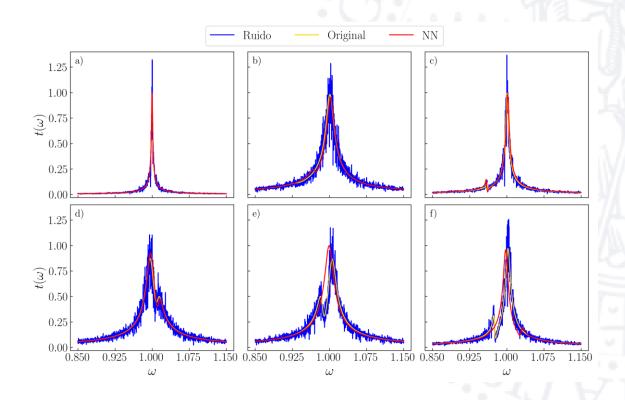
Nuestro modelo. Entrenamiento sin ruido

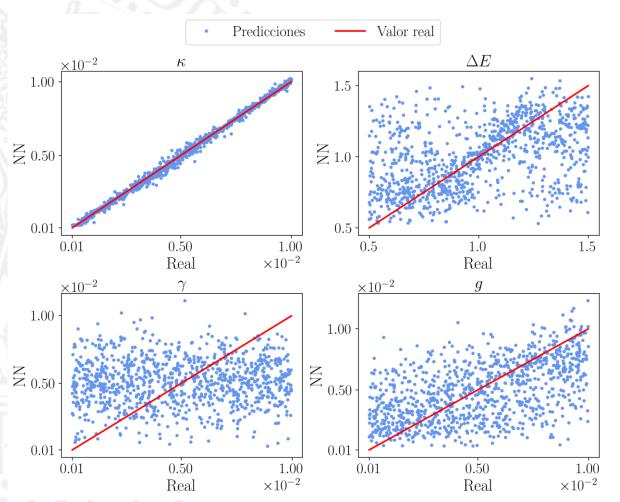




Nuestro modelo. Adición de ruido

 Ruido gaussiano de amplitud aleatoria entre 0 y 25% del valor

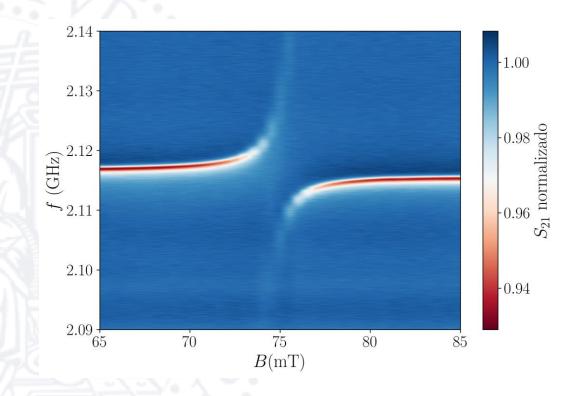




Datos experimentales. Algunos cambios

- 41 valores de \vec{B} , 2500 cortes f (GHz)
- ΔE conocido (conocemos B)
- Nueva función de transmisión:

$$S_{21}(\omega) = 1 - \frac{\kappa_c}{i(\Omega - \omega) + i\kappa + \frac{g^2}{i(\Delta E - \omega) + \gamma}}$$



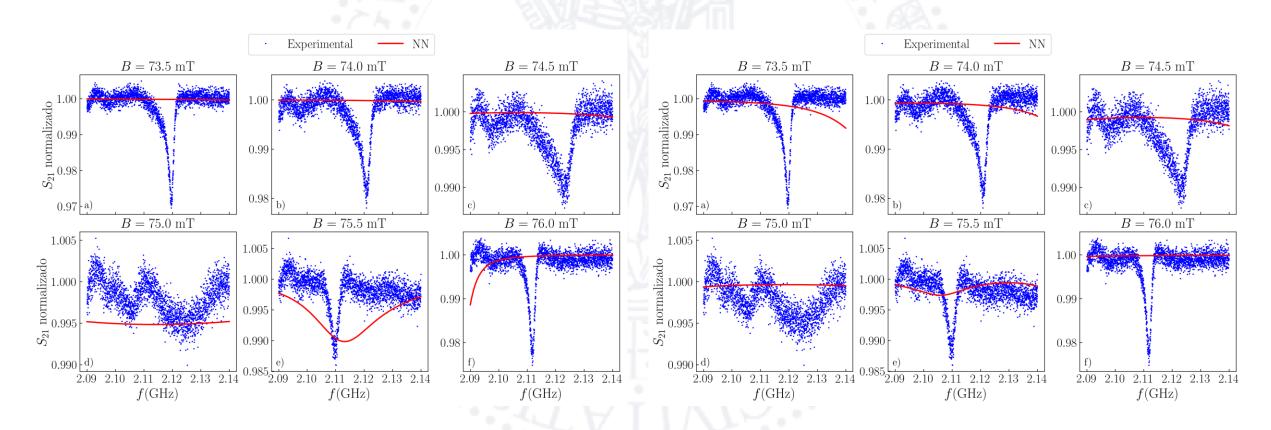
Marcos Rubín Osanz. «Pump-probe experiments on superconducting resonators coupled to molecular spins». Tesis doctoral. Universidad de Zaragoza, 2024.

Datos experimentales. Modelo sin ruido (I)

• $\kappa_c \in [10^{-5}, 10^{-3}]$

γ a predecir

γ fijo

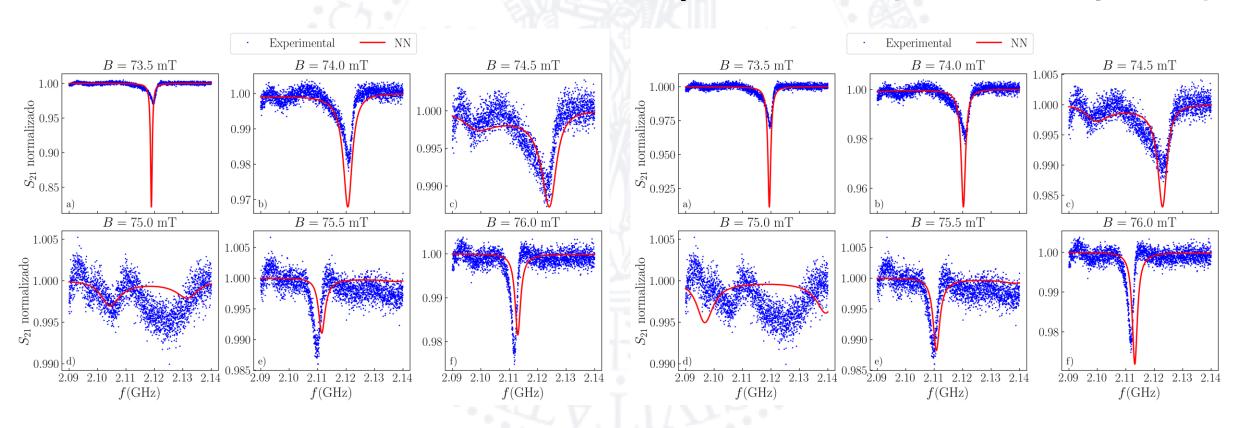


Datos experimentales. Modelo sin ruido (II)

• $\kappa \in [10^{-4}, 10^{-3}], \kappa_c \in [10^{-5}, 10^{-4}], g \in [10^{-2}, 1.5 \cdot 10^{-2}], \gamma \in [5 \cdot 10^{-4}, 8 \cdot 10^{-3}]$ $\Omega = 2.116451 \ GHz$ (resonancia de la cavidad)

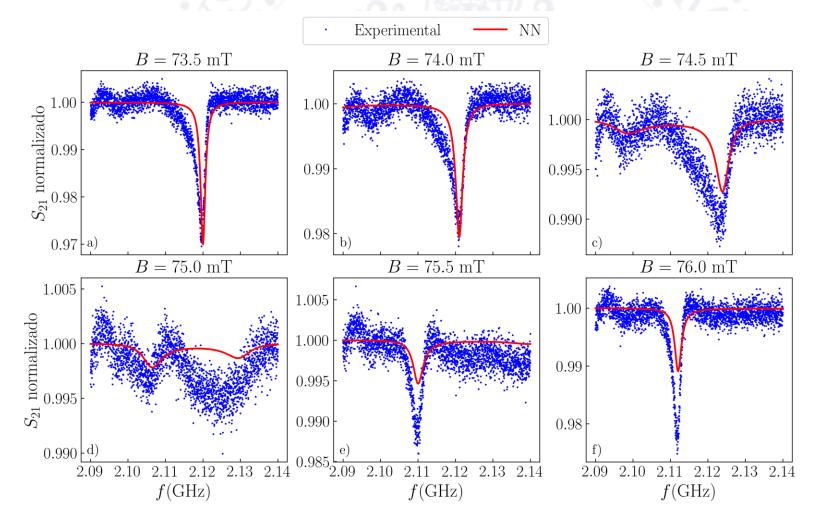
γ a predecir

 $\gamma = 6.5 MHz$ (cte. del compuesto)



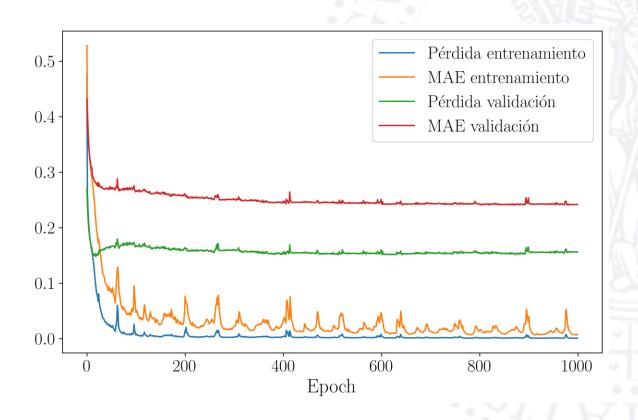
Datos experimentales. Modelo sin ruido (III)

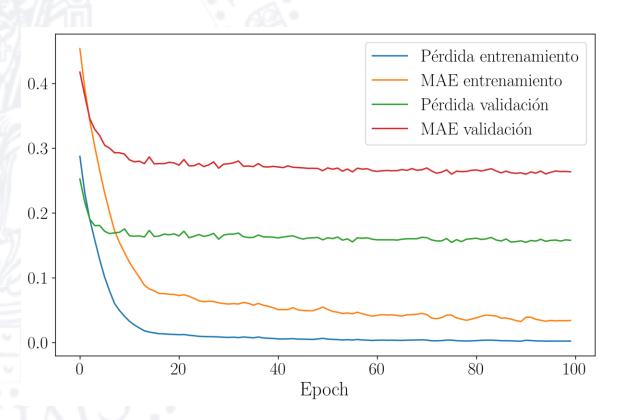
• $\kappa \in [2 \cdot 10^{-4}, 6.5 \cdot 10^{-3}], \kappa_c \in [1.5 \cdot 10^{-5}, 3.5 \cdot 10^{-5}], g \in [1.15 \cdot 10^{-2}, 1.35 \cdot 10^{-2}]$ $\gamma = 6.5 \, MHz$



Datos experimentales. Modelo con ruido (I)

Nuevo estudio de hiperparámetros

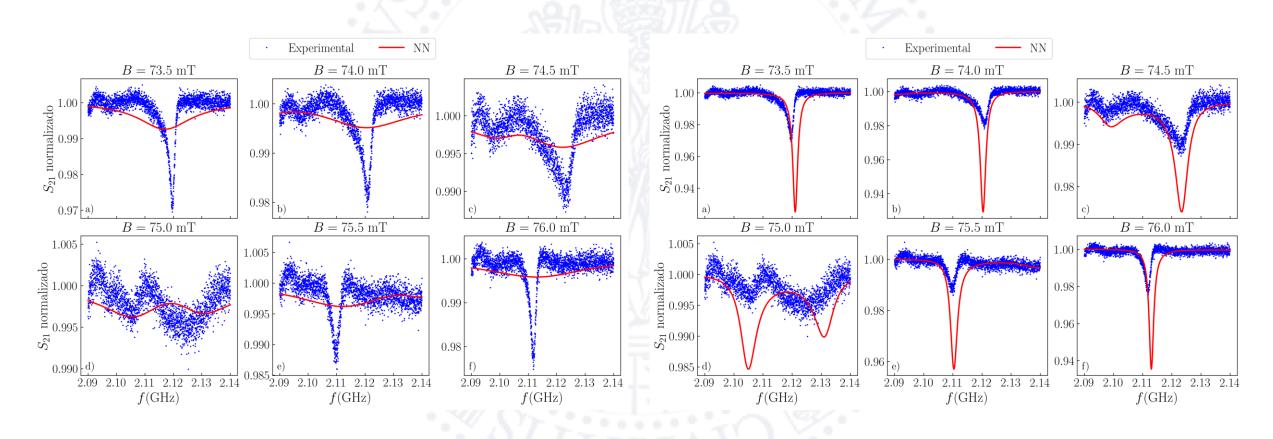




Datos experimentales. Modelo con ruido (II)

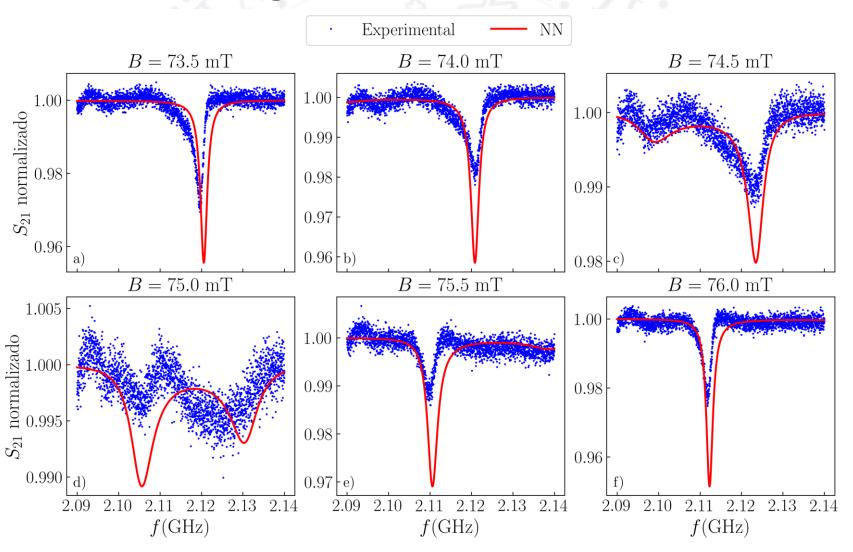
Rango general

Acotamiento



Datos experimentales. Modelo con ruido (III)

Segundo acotamiento



Datos experimentales. Resultados finales

• Valores tesis: $\kappa = 415.5 \pm 0.8 \ kHz$, $\kappa_c = 30.4 \pm 0.1 \ kHz$, $g = 12.491 \pm 0.004 \ MHz$, $\gamma = 6.5 \pm 0.5 \ MHz$

Mejores predicciones

• Sin ruido acotado: $\kappa = 439.38 \pm 233.60 \ kHz, \ \kappa_c = 38.4 \pm 19.8 \ kHz, \ g = 11.264 \pm 1.042 \ MHz, \ \gamma = 6.8 \pm 1.5 \ MHz$

Con ruido segundo acotamiento: $\kappa=412.6\pm104.8~kHz,~\kappa_c=31.1\pm12.3~kHz,~g=12.400\pm0.415~MHz$

Conclusiones

Conocer el sistema ———— Buenos datos de entrenamiento

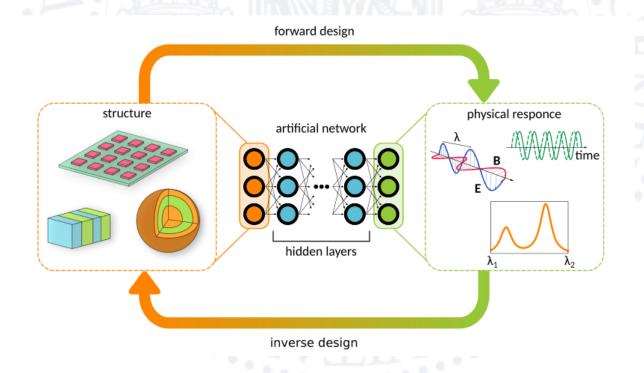
Mayor potencia computacional ——— Modelos más complejos

Se cumple objetivo con nuestra propuesta



Cambios y futuros trabajos

- Diseñar un modelo más amplio y elaborado
- Modelo doble: Lineal + Inverso (tándem)



¿PREGUNTAS?