a

February 8, 2025

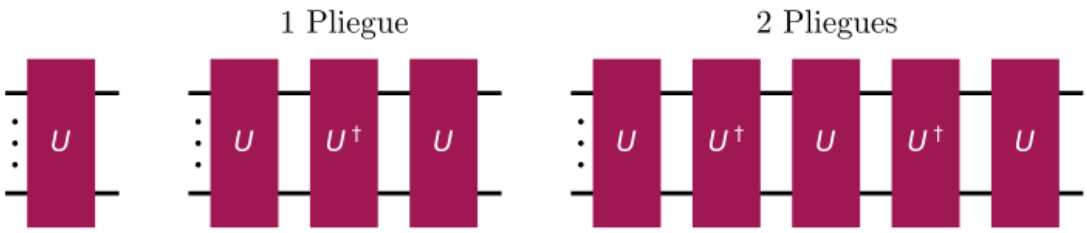
[ ]:
```
pip install -U git+https://github.com/MIROptics/ECC2025.git
```

[6]:
```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from qiskit import QuantumCircuit
from qiskit.circuit.random import random_circuit
from qiskit.quantum_info import SparsePauliOp
from qiskit_aer.noise import NoiseModel, depolarizing_error
from qiskit_aer.primitives import Estimator
from ECC2025.testing import test_2a, test_2b, test_2c
```

Los computadores cuánticos han mejorado mucho los últimos años, siendo capaces de ejecutar algoritmos cuánticos en número de qubits moderados. Sin embargo, no es posible resolver problemas practicos con ellos debido a que son ruidosos.

Para reducir el impacto de estos errores se han propuestos varios metodos de mitigación de errores, siendo el más conocido **Zero-Noise Extrapolation (ZNE)**. Este método se basa en aumentar intensionalmente el ruido en el circuito aumentando su profundidad, para posteriormente extrapolar el limite sin ruido.

Consideremos que queremos evaluar un observable Asobre un estado$|\psi\rangle = U_m U_{m-1} \cdots U_1 |0\rangle$, donde $\{U_j\}$es una secuencia de puertas cuánticas ruidosas. Llamaremos$U = U_m U_{m-1} \cdots U_1$a la operación del circuito completo. ZNE se basa en obtener varias estimaciones de$\langle A \rangle$con distintos ruidos realizando **pliegues** de la unitaria$U$. Un pliege corresponde a la transformación $U \to UU^\dagger U$.



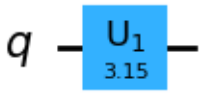
Estos circuitos son equivalentes para estimar el valor esperado de Agracias a que las puerta cuántica$U$satisfacen$U^\dagger U = I$. Sin embargo, debido a que al plegar un circuito su profundidad aumenta, la cantidad de error también aumenta.

Desafio: Escriba una función que tenga por argumento un circuito cuántico `qc_U` con la operación Ude un número arbitario de qubits, y que construya el circuito equivalente `qc_U_N` con$N$ pliegues.

[7]:
```python
def folding( qc_U, N ):

    qc_U_N = qc_U.copy()

    ##### Escriba su solución acá #####
    for n in range(N):
        qc_U_N.compose( qc_U.inverse(), inplace=True )
        qc_U_N.compose( qc_U, inplace=True )
    ##########################

    return qc_U_N
```

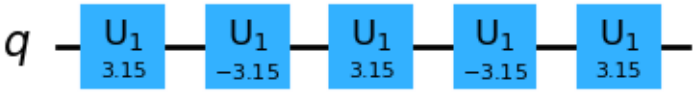
[8]:
```python
qc_U = random_circuit(1,1)
qc_U.draw('mpl')
```

[8]:



[9]:
```python
N = 2
qc_U_N = folding( qc_U, N )
qc_U_N.draw('mpl')
```

[9]:



[10]:
```python
test_2a( folding )
```

```
Felicitaciones, tu solución es correcta!
```

Desafio: Consideremos el siguiente observable de 2 qubits,

$$A = \sigma_x \otimes \sigma_y + 2\sigma_y \otimes \sigma_x + 3\sigma_z \otimes \sigma_x.$$

Construya este observable utlizando la función `SparsePauliOp`.

[11]:
```python
A = SparsePauliOp(['II'], [1]) # Esto es solo una opción por defecto
```

```
### Escriba su respuesta aca
A = SparsePauliOp(['XY','YX','ZX'], [1,2,3])
####

A
```

[11]:
```
SparsePauliOp(['XY', 'YX', 'ZX'],
              coeffs=[1.+0.j, 2.+0.j, 3.+0.j])
```

[12]:
```
test_2b( A )
```

```
Felicitaciones, tu solución es correcta!
```

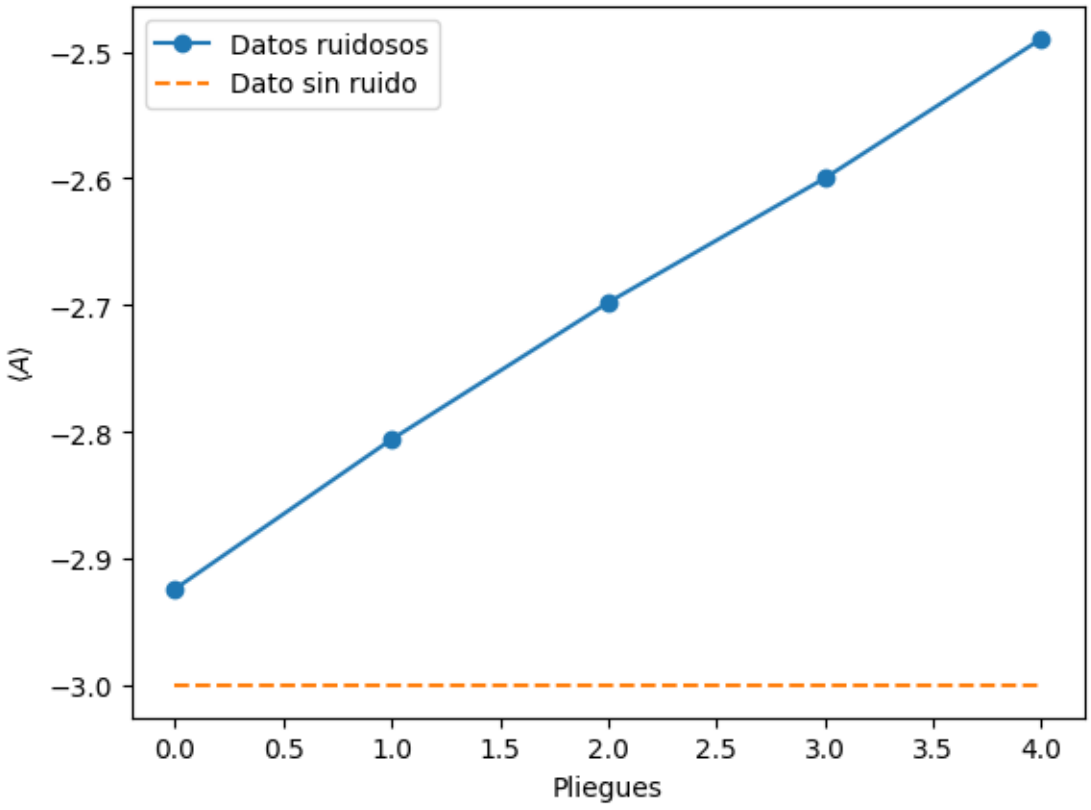
Las siguientes celdas realizan una simulación con ruido de la evaluación de A. El gráfico muestra el resultado para un caso donde $\langle A \rangle = -3$. Podemos como el valor esperado de la simulación ruidosa se va alejando del valor ideal a medida que aumentan los pliegues.

[13]:
```
noise_model = NoiseModel()
error = depolarizing_error( 0.01, 1 )
noise_model.add_quantum_error( error, ['x', 'h', 'u', 'y', 'z'], [0] )
noise_model.add_quantum_error( error, ['x', 'h', 'u', 'y', 'z'], [1] )

backend = Estimator( backend_options={'noise_model':noise_model},
                     run_options={'shots':1000, 'seed':0 },
                     skip_transpilation = True )
```

[14]:
```
def simulacion( qc_U, Ns ):
    obs = []
    for n in Ns:
        qc_U_N = folding( qc_U, n )
        job = backend.run( qc_U_N.decompose(reps=3), A )
        obs.append( job.result().values[0] )
    return obs
```

[15]:
```
qc_U = QuantumCircuit(2)
qc_U.h(0)
qc_U.cx(0,1)
qc_U.sdg(1)
Ns = [ 0, 1, 2, 3, 4 ]
obs = np.mean([ simulacion( qc_U, Ns ) for _ in range(10) ], axis=0)
plt.plot( Ns, obs, '-o' )
plt.hlines( -3, 0, 4, linestyles='--', color='tab:orange' )
plt.xlabel('Pliegues')
plt.ylabel(r'$\langle A \rangle$')
plt.legend(['Datos ruidosos', 'Dato sin ruido'])
```

[15]:
```
<matplotlib.legend.Legend at 0x7fcaa5943860>
```

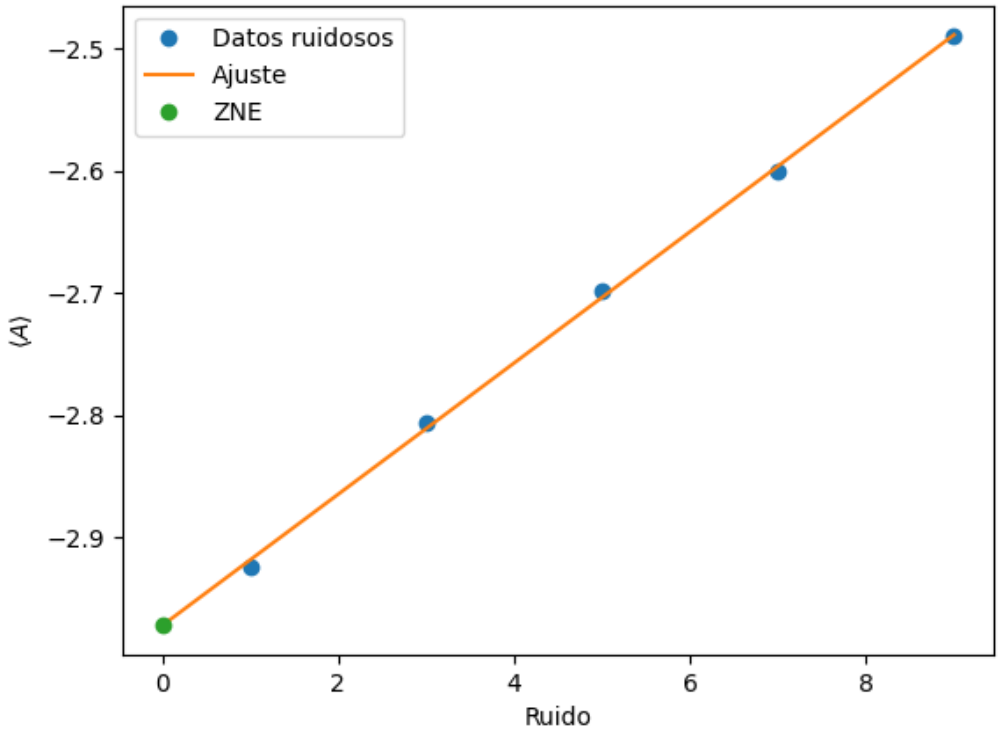


Gracias a esto se puede realizar un extrapolación y obtener un estimador de $\langle A \rangle$"sin ruido". La extrapolación más simple es la lineal, la cual toma estimadores ruidosos$\{\langle A_N \rangle\}$de circuitos con$N$ pliegues y supone que

$$\langle A_N \rangle \approx a(2N+1) + b.$$

Luego, mediente interpolación por minimos cuadrados se encuentran los parametros ayb. El estimador sin ruido es dado por

$$\langle A \rangle \approx b.$$



Desafio: Complete la siguiente función que realiza el ajuste de los parametros a y b. Puede ayudarse de funciones de otras librerias como `numpy` o `scipy`.

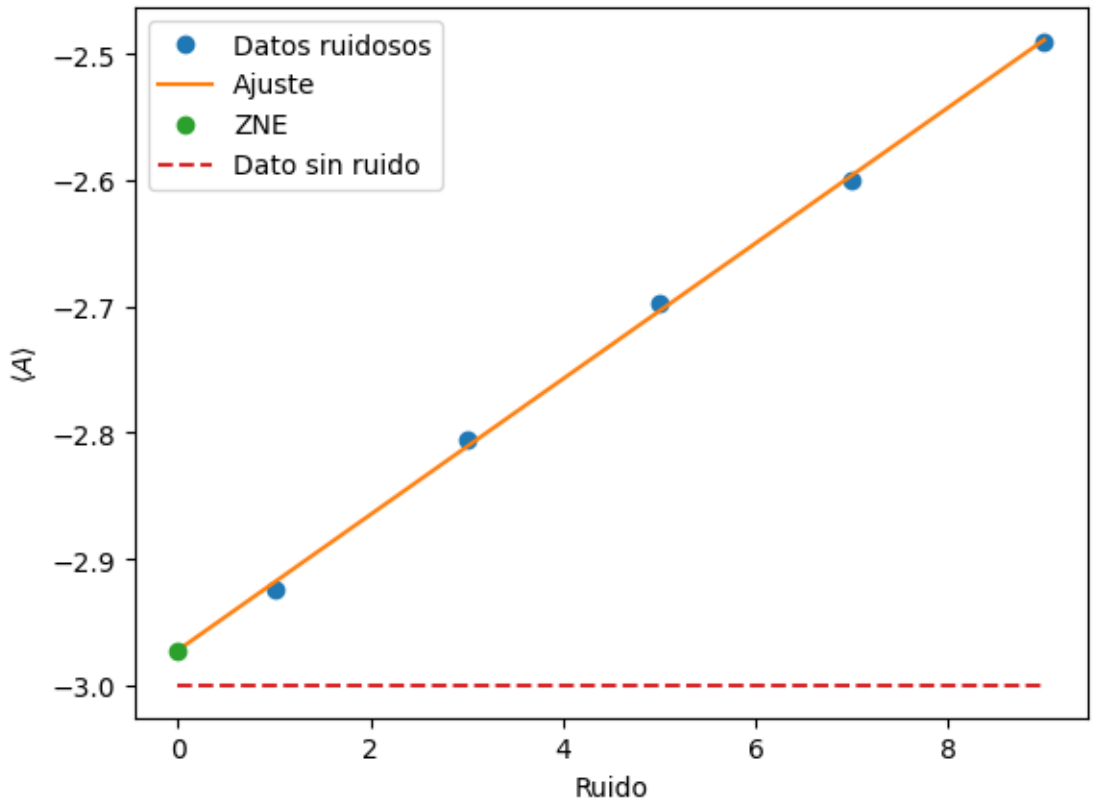
[16]:
```
def extrapolation( Ns, obs ):

    a = 0
    b = 0

    #### Escriba su solución aca ######
    x = 2*np.array(Ns) + 1
    y = obs
    a, b = np.polyfit( x, y, 1 )
    ###################################

    return a, b
```

Con la siguiente celda podemos ver como funciona nuestra extrapolación.

[17]:
```
a, b = extrapolation( Ns, obs )
x = np.arange(0,np.max(2*np.array(Ns)+1)+1)
y = a * x + b
plt.plot( 2*np.array(Ns)+1, obs, 'o' )
plt.plot( x, y )
```

```
plt.plot( [0], [b], 'o' )
plt.hlines( -3, 0, 9, linestyles='--', color='tab:red' )
plt.xlabel('Ruido')
plt.ylabel(r'$\langle A\rangle$')
plt.legend(['Datos ruidosos', 'Ajuste', 'ZNE','Dato sin ruido' ] )
# plt.savefig('fig_ZNE_fit.png')
```

[17]: <matplotlib.legend.Legend at 0x7fcaa59a4e60>



[18]:
```
test_2c( extrapolation, A, Ns, folding )
```

```
/tmp/ipykernel_32285/1532196187.py:1: DeprecationWarning: Estimator has been
deprecated as of Aer 0.15, please use EstimatorV2 instead.
  test_2c( extrapolation, A, Ns, folding )
/tmp/ipykernel_32285/1532196187.py:1: DeprecationWarning: Option
approximation=False is deprecated as of qiskit-aer 0.13. It will be removed no
earlier than 3 months after the release date. Instead, use BackendEstimator from
qiskit.primitives.
  test_2c( extrapolation, A, Ns, folding )
/tmp/ipykernel_32285/1532196187.py:1: DeprecationWarning: Estimator has been
deprecated as of Aer 0.15, please use EstimatorV2 instead.
```

```
  test_2c( extrapolation, A, Ns, folding )
/tmp/ipykernel_32285/1532196187.py:1: DeprecationWarning: Option
approximation=False is deprecated as of qiskit-aer 0.13. It will be removed no
earlier than 3 months after the release date. Instead, use BackendEstimator from
qiskit.primitives.
  test_2c( extrapolation, A, Ns, folding )
/tmp/ipykernel_32285/1532196187.py:1: DeprecationWarning: Estimator has been
deprecated as of Aer 0.15, please use EstimatorV2 instead.
  test_2c( extrapolation, A, Ns, folding )
/tmp/ipykernel_32285/1532196187.py:1: DeprecationWarning: Option
approximation=False is deprecated as of qiskit-aer 0.13. It will be removed no
earlier than 3 months after the release date. Instead, use BackendEstimator from
qiskit.primitives.
  test_2c( extrapolation, A, Ns, folding )
```

```
Tu solución esta correcta!
```

El estudio e implementación de métodos de mitigación de errores es un campo activo de investigación. En particular, Qiskit ya tiene integradas varias técnicas de mitigación y supresión de errores. Más aún, existe una libreria exclusivamente dedicada a la mitigación de errores llamada mitiq. Esta libreria es no solo compatible con Qiskit, si no que también con otros lenguajes para controlar computadores cuánticos como Pennylane o Cirq.

[ ]: