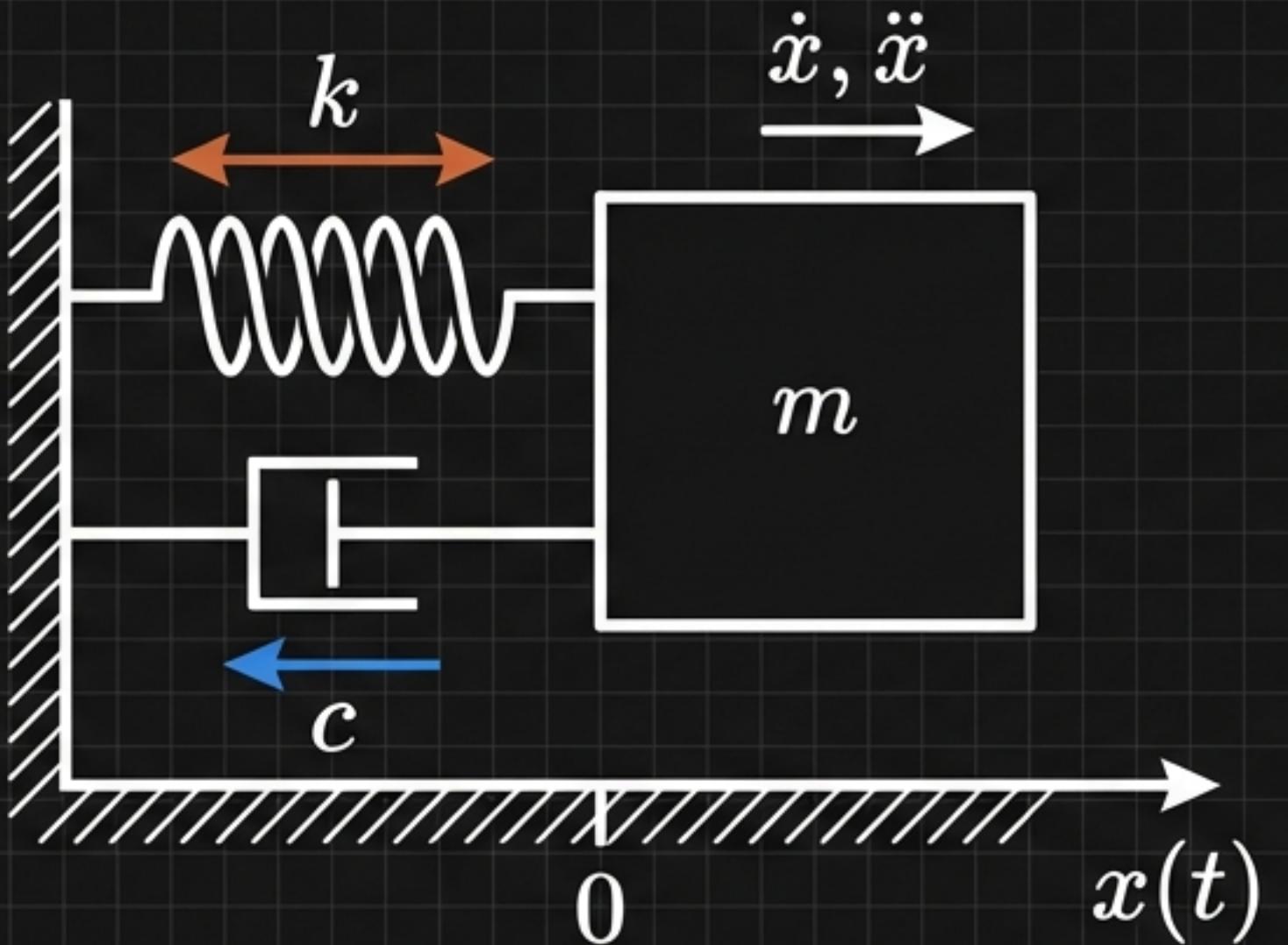


الشبكات العصبية المستنيرة بالفيزياء (PINNs)

اكتشاف المعاملات الفيزيائية للمذبذب التواافق المضمن

منهجية دمج قوانين الفيزياء مع خوارزميات التعلم العميق باستخدام مكتبة JAX

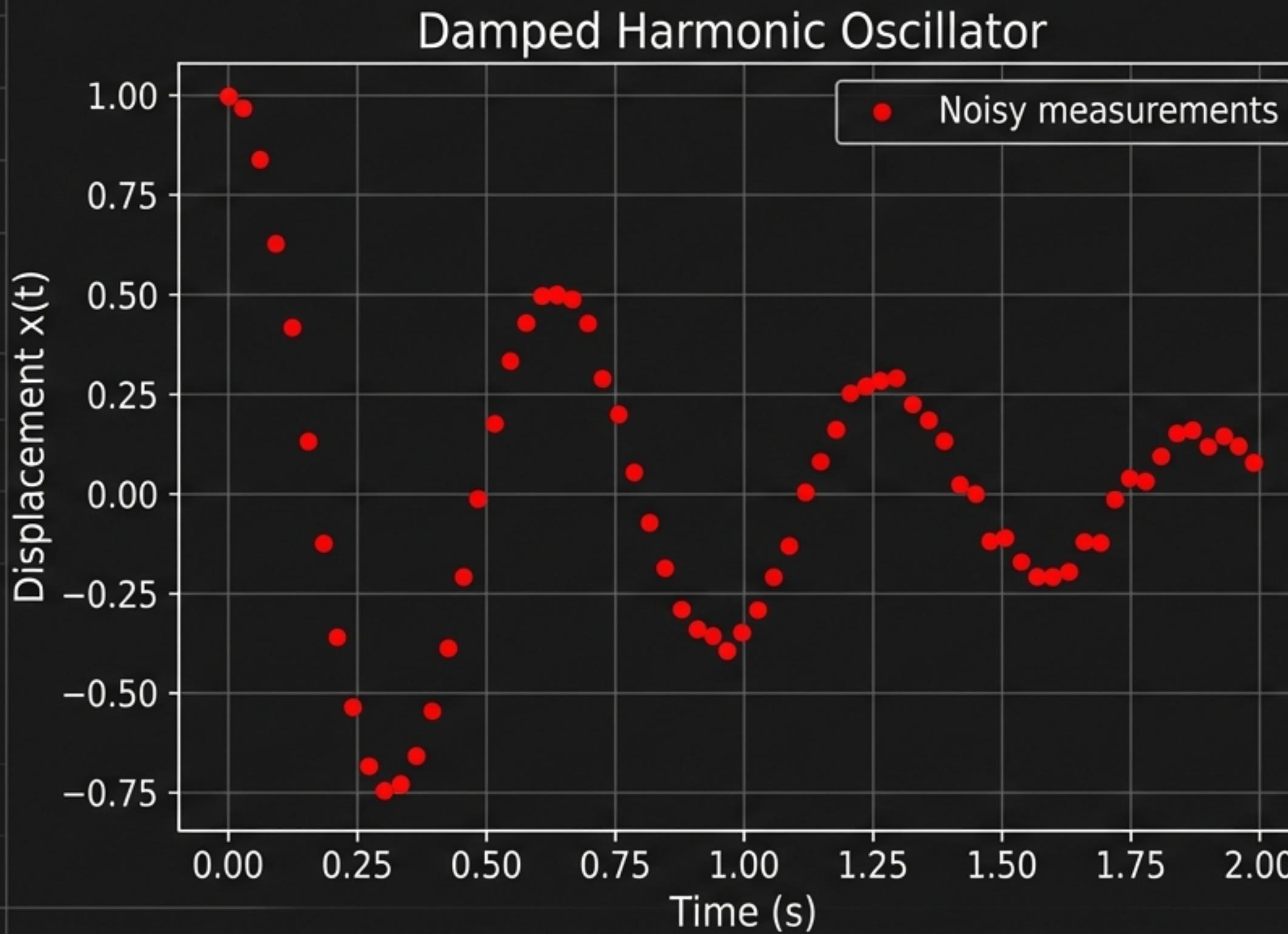
الأساس النظري: المذبذب التواقي



$$m\ddot{x} + c\dot{x} + kx = 0$$

- نظام فيزيائي أساسي يصف **الاهتزازات الميكانيكية** والدوائر الكهربائية.
- المعادلة الحاكمة: توازن بين الكتلة (m), التخميد (c), والصلبة (k).
- في السيناريو المثالي، هذه القيم معروفة. ولكن في الواقع، غالباً ما تكون **مجهولة**.

المُسألة العَكْسِيَّة: الْبَحْثُ عَنِ الْمُجْهُول



المعطيات:

قياسات مشوشة للإزاحة $x(t)$ مع ضجيج غاوسى بنسبة 2%.

المعلومات:

الكتلة ثابتة ($m = 1$).

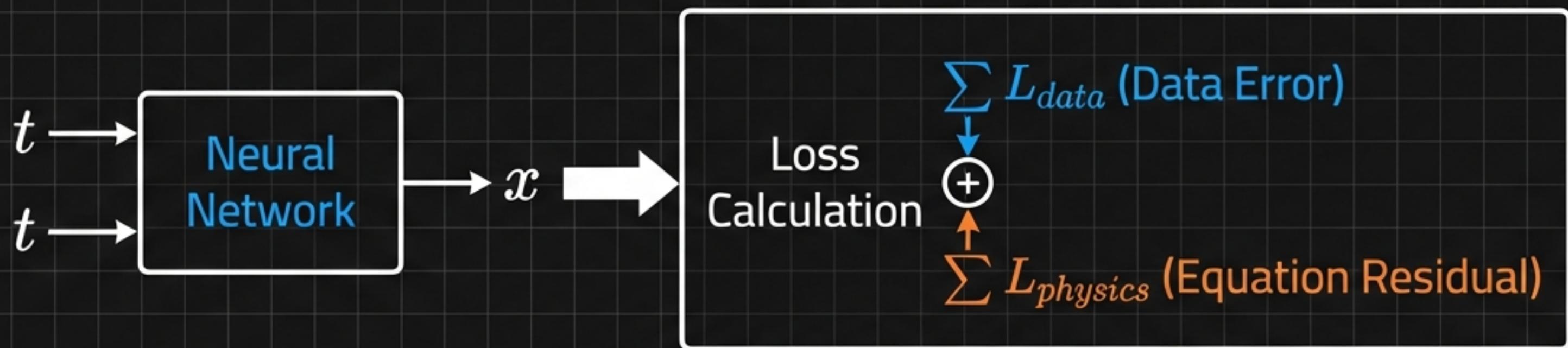
المجهول:

- معامل الصلابة (k)
- معامل التخميد (c)

التحدي:

كيف نستخرج القوانين الفيزيائية الدقيقة من بيانات تعمّها الفوضى؟

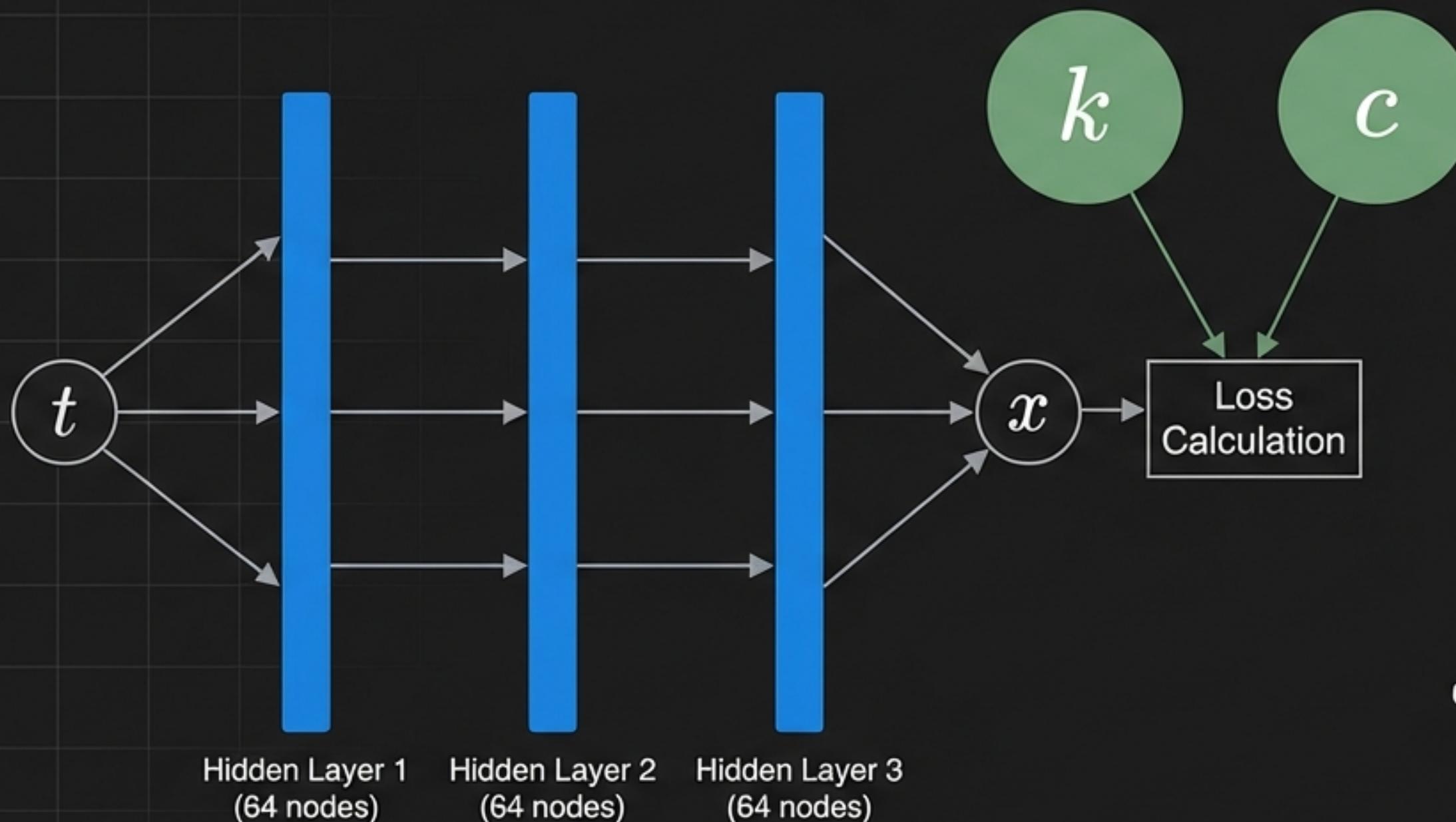
استئارة الشبكة العصبية بالقوانين الفيزيائية



$$L_{total} = L_{data} + L_{physics}$$

- الشبكات التقليدية تقلل الخطأ بين التوقع والبيانات (L_{data}).
- شبكات PINNs تضيف شرطاً جزائياً: يجب أن تحقق المخرجات المعادلة التفاضلية ($L_{physics}$).
- إذا خالفت الشبكة قانون نيوتن، تزداد قيمة دالة الخسارة (Loss Function).

المعاملات الفيزيائية كمتغيرات قابلة للتعلم



- الابتكار: نعامل k و c كأوزان يتم تدريبيها وتعديلها مع كل حقبة (Epoch).
- التقنية: استخدام مكتبة JAX للاشتتقاق التلقائي (Automatic Differentiation) لحساب المشتقات الدقيقة (\dot{u} , \ddot{u}) اللازمة للمعادلة الفيزيائية.
- الشبكة لا تتعلم فقط 'شكل' المنحنى، بل تتعلم 'سبب' المنحنى.

إعداد تجربة المطاكفة

القيمة الحقيقة (Ground Truth)

$$c = 2 \text{ N} \cdot \text{s/m}$$

التهيئة الأولية (Initial Guess)

الطلبة: $k = 50$ (تخمين أولى)

التذمّيد: $c = 1$ (تذمّين أولي)

الهدف هو انتقال النموذج من التخمين الأولي للوصول إلى القيم الحقيقية باستخدام البيانات المشوّشة فقط.

المراحلة الأولى: التحسين باستخدام Adam



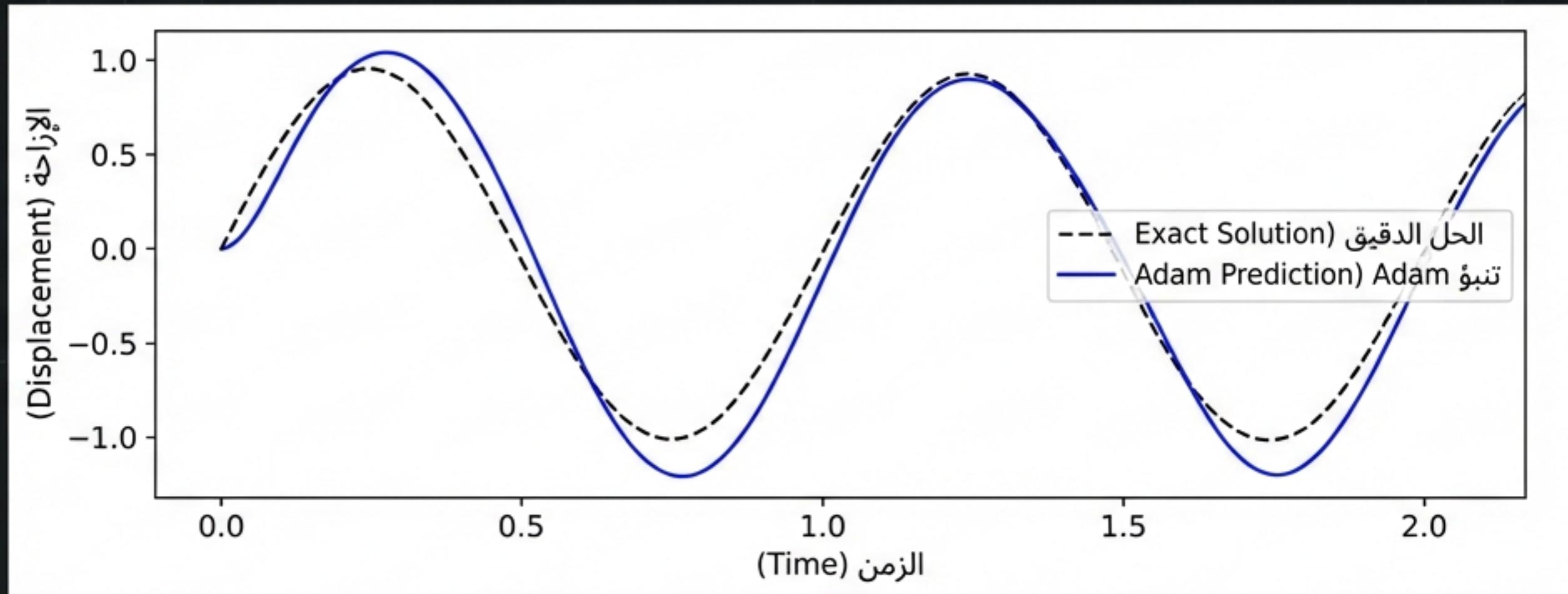
استخدام مُحسّن Adam للتقارب السريع.

النتيجة بعد 350,000 تكرار:

- $k \approx 98.73$ (اقترينا)
- $c \approx 1.988$ (جيد، لكن ليس دقيقاً تماماً)

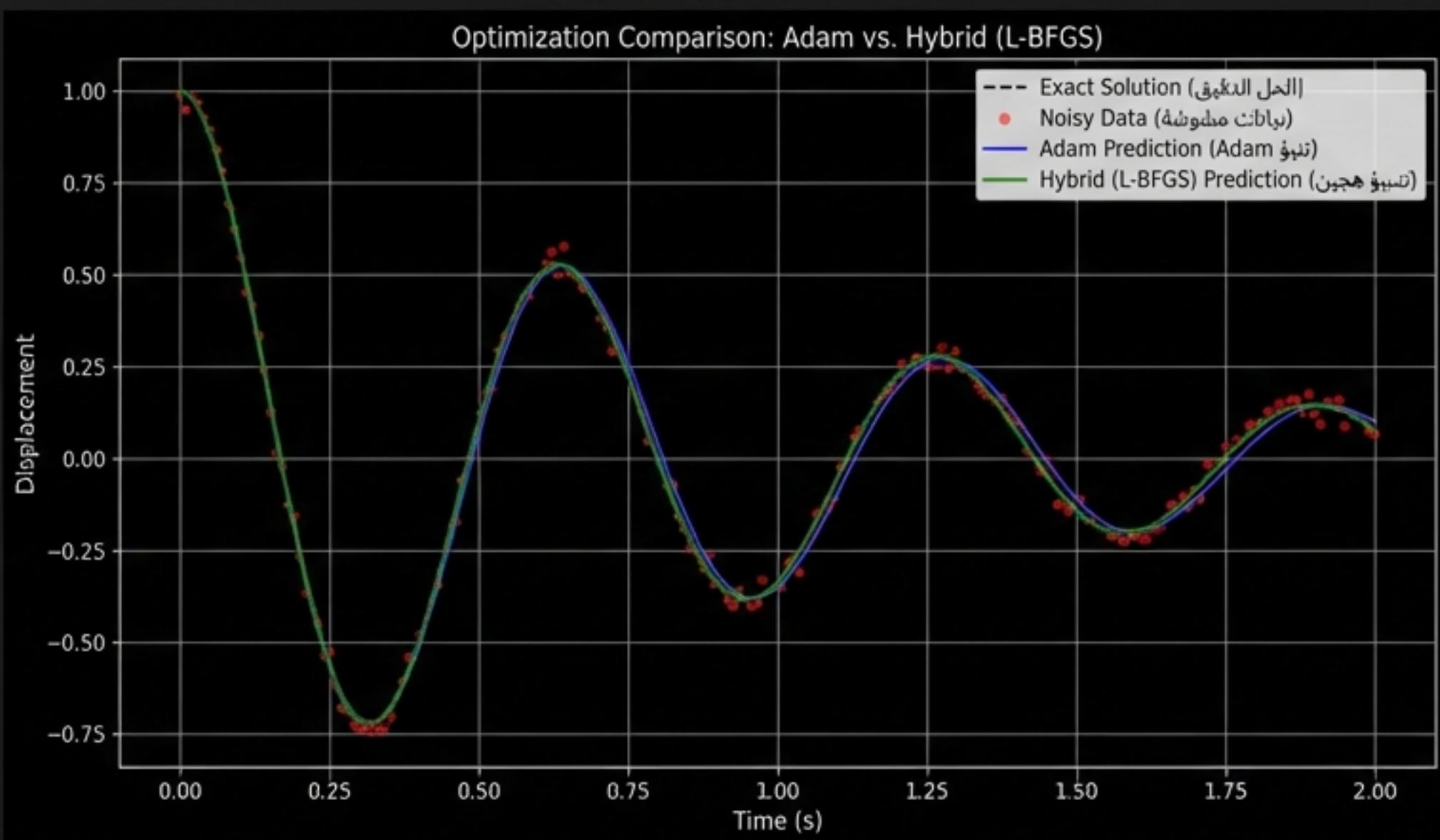
النموذج التقط الشكل العام، لكنه لا يزال يتآرجح حول الحل الأمثل.

حدود الدقة في المرحلة الأولى



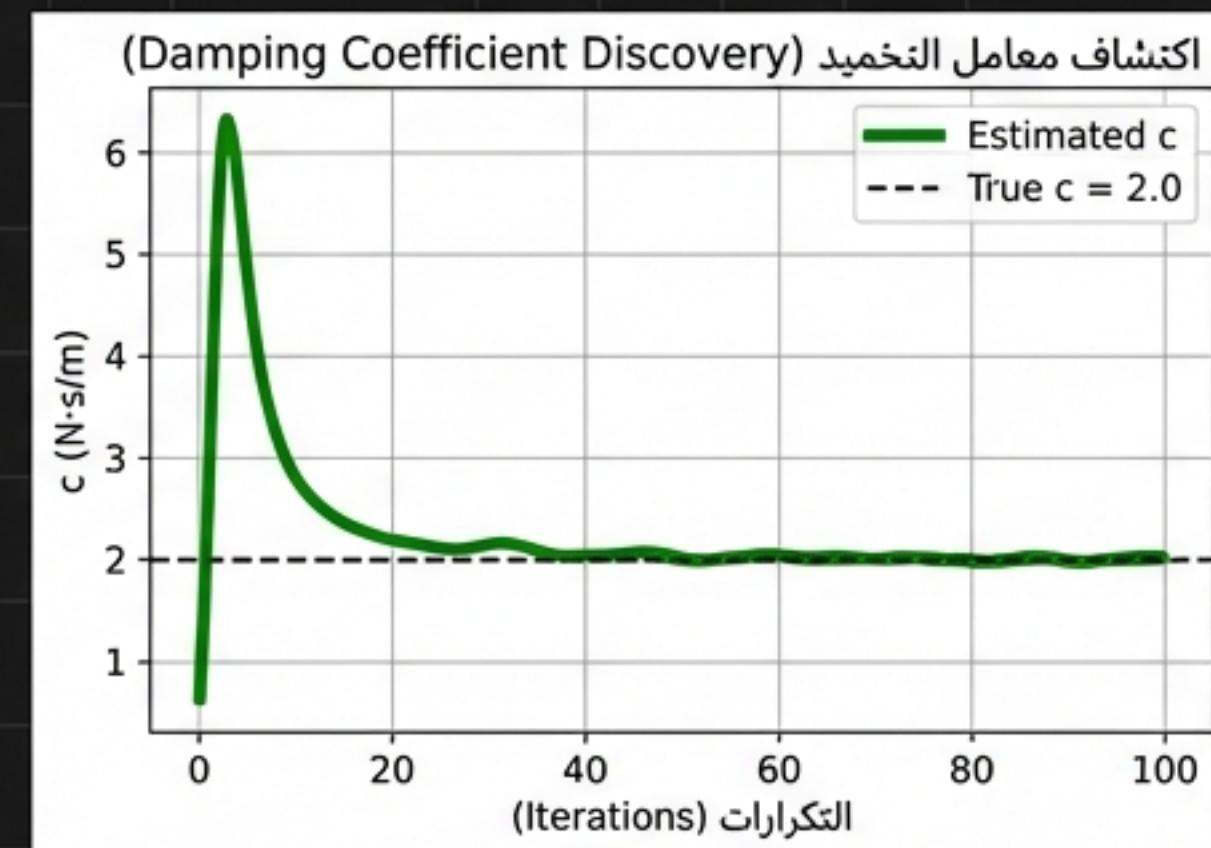
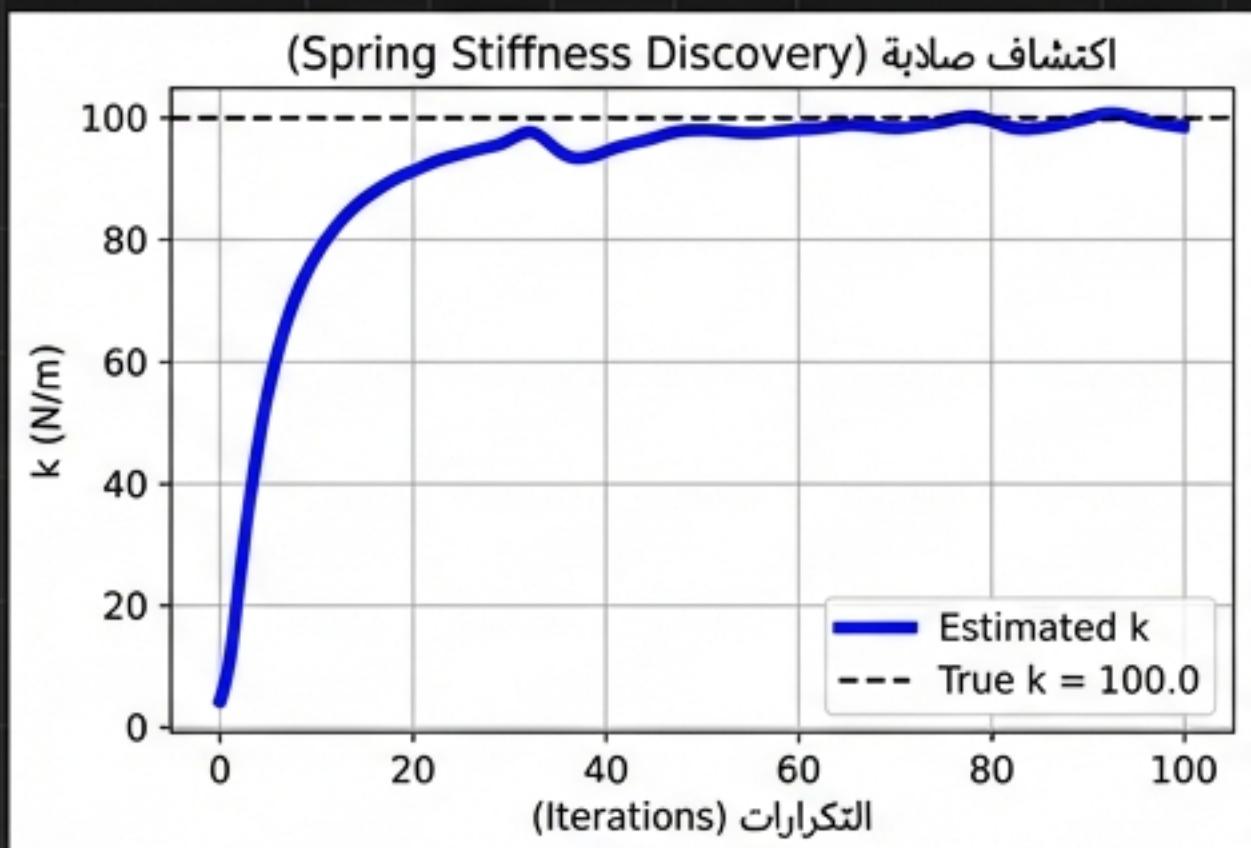
- الخسارة (Loss) استقرت عند 1.1×10^{-2} .
- المحسّنات من الدرجة الأولى (First-order optimizers) مثل Adam تعاني في اللمسات الأخيرة الدقيقة.
- الحل: الانتقال إلى استراتيجية التحسين الهجين.

المرحلة الثانية: التحسين الهجين (L-BFGS)



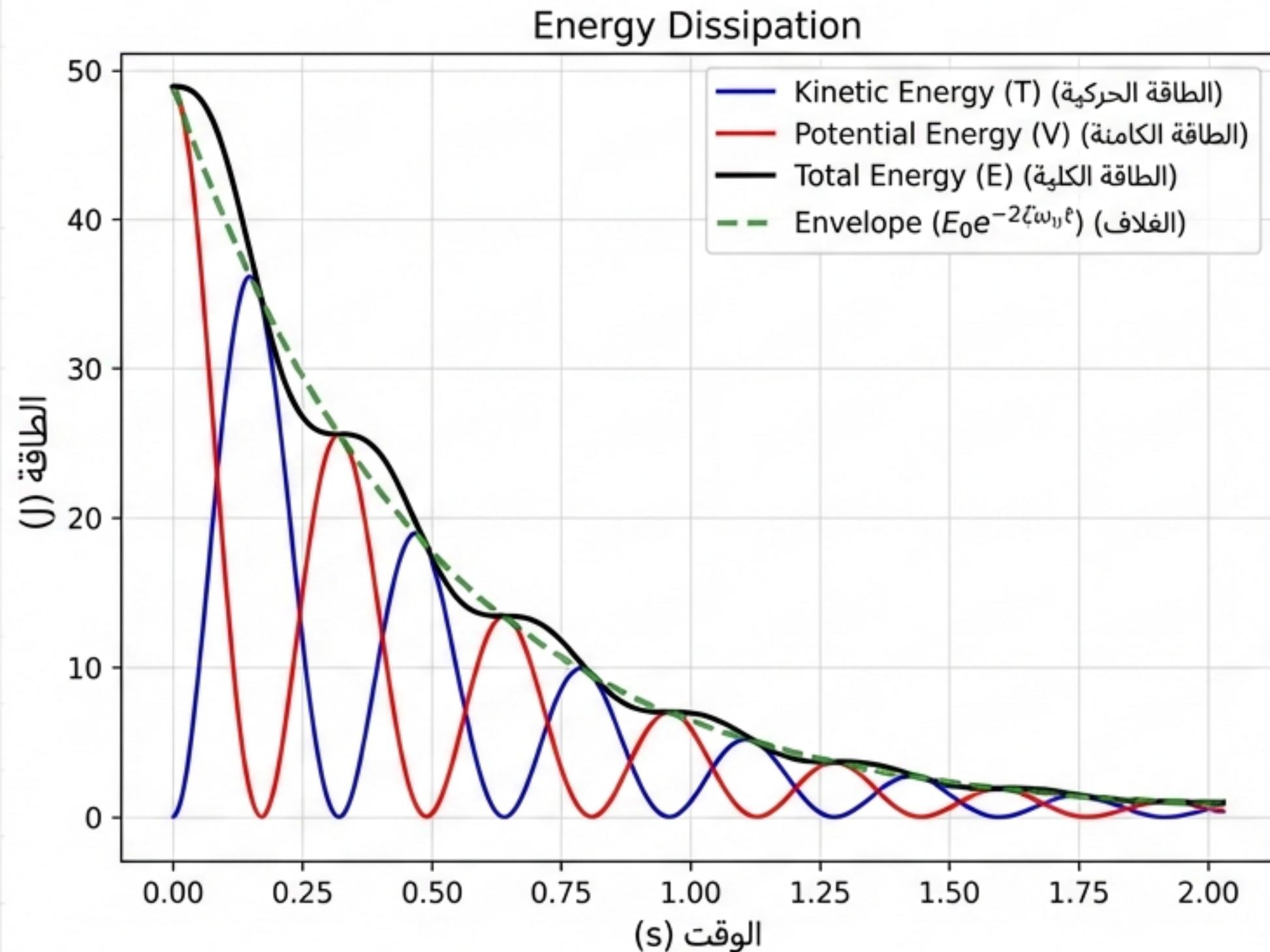
- استخدام خوارزمية L-BFGS-B (محسن من الدرجة الثانية).
- يستخدم معلومات انحناء دالة الخسارة (Hessian Matrix) لإيجاد القاع بدقة متناهية.
- هذه الخطوة تحول الحل من 'تقريبي' إلى 'دقيق علميًّا'.

نتائج اكتشاف المعاملات



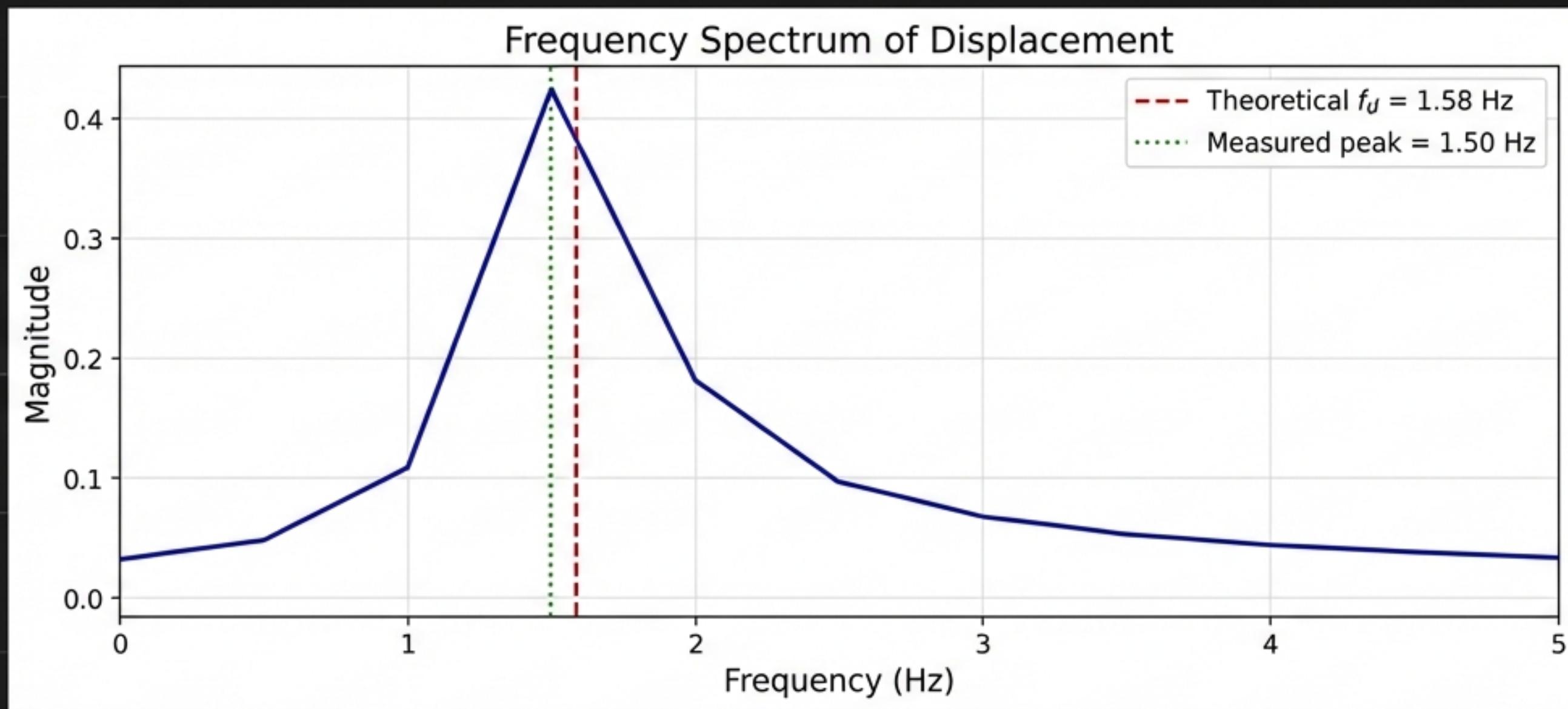
الاستنتاج: تمكنت الشبكة من 'تصفية' الضجيج واستخلاص الثوابت الفيزيائية بدقة عالية.

التحقق الفيزيائي: انحلال الطاقة



- تحليل الطاقة الكلية ($E = T + V$).
- المنحنى الأسود يمثل الطاقة الكلية للنموذج.
- الخط المتقطع الأخضر يمثل الغلاف النظري ($E_0 e^{-2\zeta\omega_n t}$).
- النتيجة: النموذج يحترم قانون حفظ الطاقة وانحلالها بدقة، مما يؤكد يؤكد صحة المحاكاة.

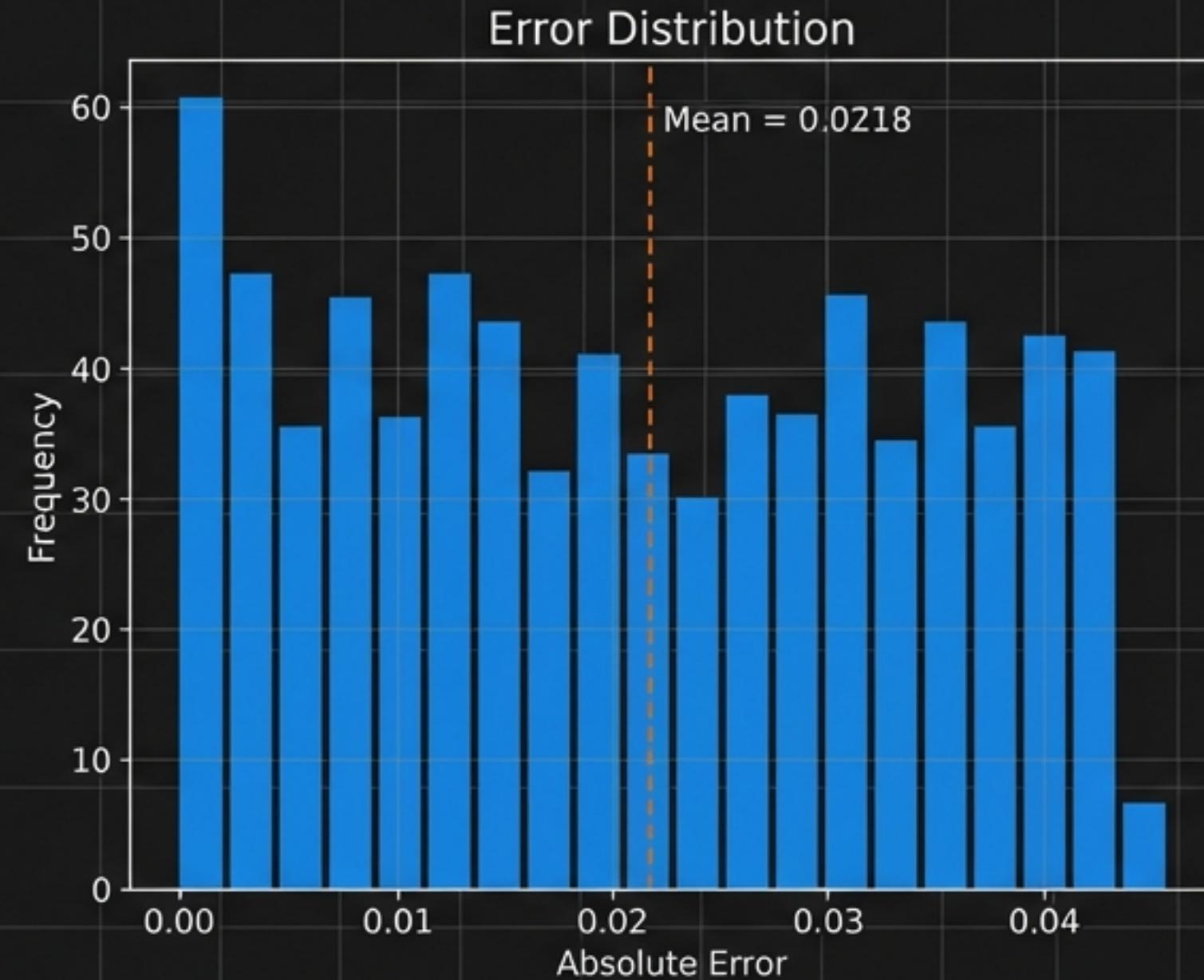
التحليل في مجال التردد (Frequency Domain)



- التردد النظري للمذبذب (f_d): 1.58 Hz
- التردد المستخرج من نموذج الذكاء الاصطناعي: 1.50 Hz
- التطابق يؤكد أن النموذج التقط الديناميكيات الزمنية الصحيحة للنظام.

تحليل الخطأ والضجيج

- متوسط الخطأ المطلق: 0.0218.
- توزيع الخطأ عشوائي (غير نمطي)، مما يعني أن النموذج تعلم الفيزياء وترك الضجيج العشوائي.
- هذا يثبت أن الفيزياء تعمل كـ"منظم" (Regularizer) يمنع الإفراط في التلاؤم (Overfitting) مع الضجيج.



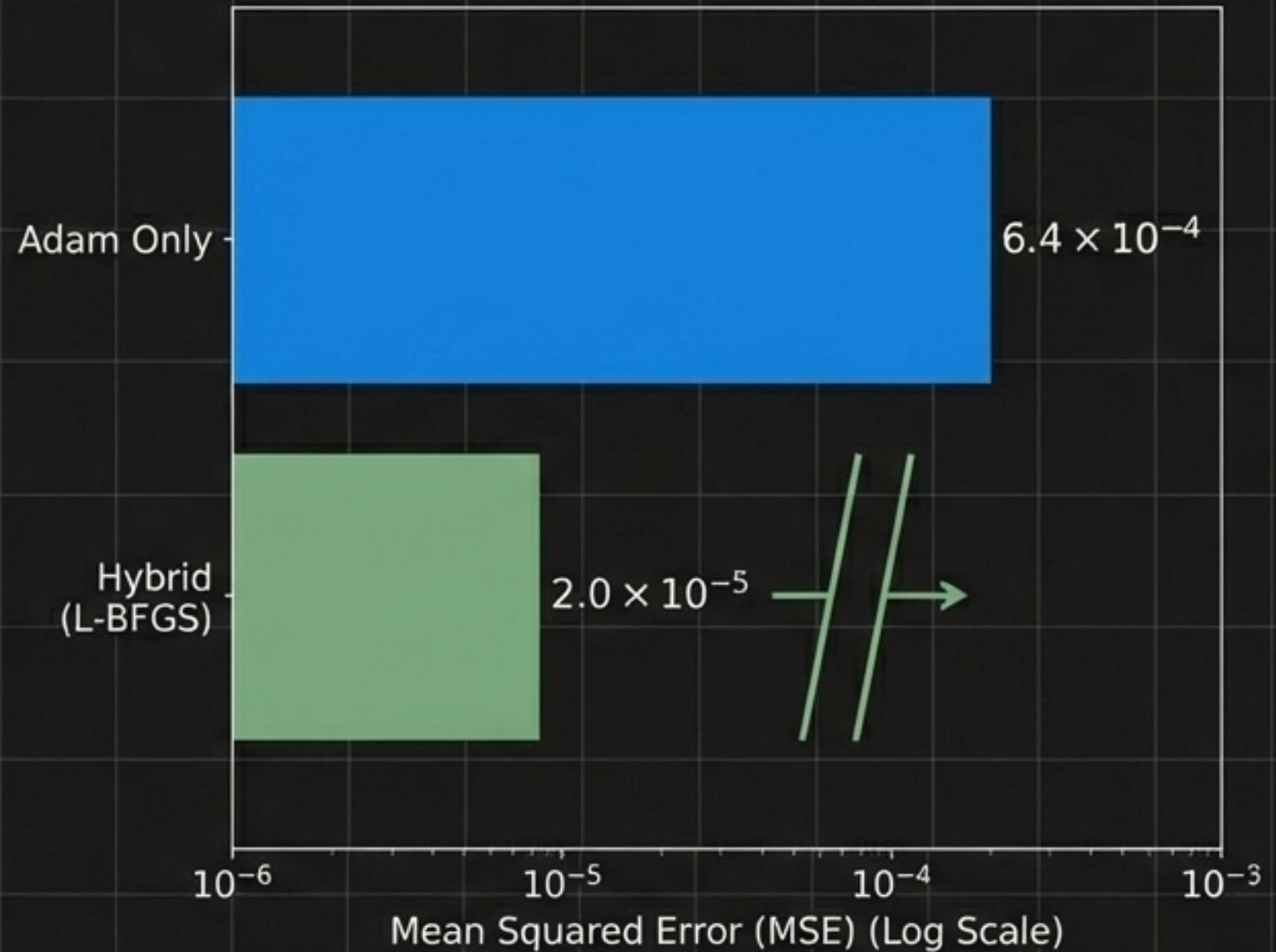
فعالية استراتيجية التحسين الهجين

- متوسط مربع الخطأ (MSE) انخفض بشكل هائل.

Adam: 6.4×10^{-4}

Hybrid: 2.0×10^{-5}

- دقة المعاملات: النموذج الهجين قدم قيماً أقرب للواقع وأكثر ثباتاً.
- الجمع بين قوة Adam في الاستكشاف ودقة L-BFGS في الاستغلال هو المفتاح لحل المسائل العلمية.



نحو مستقبل الاكتشاف العلمي



البيانات

+

$$\begin{aligned} \frac{\partial V}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial t^3} = p' \theta \\ - \frac{\partial \epsilon}{\partial z} = \int f(z) - \\ \int f(x) dx = 0 \end{aligned}$$

الفيزياء



الحقيقة

=

- شبكات PINNs تحل المسائل العكسية بكفاءة عالية.
- القيود الفيزيائية تعوض عن نقص أو تشوش البيانات.
- استخدام JAX والتحسين الهجين يوفر الدقة الازمة للتطبيقات الهندسية الحرجة.

نحن لا ندرب الآلة لتنتوقع المستقبل فحسب، بل نعلمها فهم قوانين الطبيعة.

شكراً لكم