

# **Suite de Pruebas en Python del Predictor Estocástico Universal**

Consortio de Desarrollo de Meta-Predicción Adaptativa

18 de febrero de 2026

# Índice

<b>1</b>	<b>Configuración del Entorno de Testing</b>	<b>3</b>
1.1	Dependencias y Herramientas . . . . .	3
1.2	Estructura de Directorios . . . . .	3
1.3	Fixtures Compartidas (conftest.py) . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Pruebas de Unidad: Generación y Análisis</b>	<b>6</b>
2.1	Test de Generación de Variables Estables (Chambers-Mallows-Stuck) . . . . .	6
2.2	Test de WTMM (Wavelet Transform Modulus Maxima) . . . . .	7
2.3	Test de Entropía DGM (Mode Collapse Detection) . . . . .	8
2.4	Pruebas de Propiedades (Property-Based Testing con Hypothesis) . . . . .	9
<b>3</b>	<b>Pruebas de Robustez: CUSUM y Circuit Breakers</b>	<b>12</b>
3.1	Test de CUSUM Estándar . . . . .	12
3.2	Test de CUSUM con Curtosis Adaptativa . . . . .	13
3.3	Test de Circuit Breaker (Singularidad) . . . . .	14
<b>4</b>	<b>Pruebas de Integración: DGM y Orquestador</b>	<b>16</b>
4.1	Test de Deep Galerkin Method . . . . .	16
4.2	Test de Sinkhorn y JKO . . . . .	17
<b>5</b>	<b>Pruebas de I/O y Persistencia</b>	<b>18</b>
5.1	Test de Snapshotting Atómico . . . . .	18
<b>6</b>	<b>Pruebas de Hardware: CPU/GPU Parity</b>	<b>21</b>
6.1	Test de Consistencia Numérica . . . . .	21
6.2	Test de Paridad de Hardware con Cuantización (Fixed-Point FPGA Simulation) . . .	22
<b>7</b>	<b>Pruebas de Edge Cases y Modo Degradado</b>	<b>24</b>
7.1	Test de Modo Degradado (TTL Violation) . . . . .	24
7.2	Test de Curtosis Extrema . . . . .	25
<b>8</b>	<b>Validación Walk-Forward</b>	<b>26</b>
<b>9</b>	<b>Validación de Causalidad Estricta</b>	<b>28</b>
9.0.1	Test de Máscara Causal: Envenenamiento Intencional de Datos Futuros . . . .	28
9.0.2	Fuzzing de SDE: Variación Drástica del Paso de Tiempo . . . . .	28
9.1	Test de No-Clairvoyance mediante Inspección de Punteros . . . . .	29
<b>10</b>	<b>Resumen y Cobertura de Tests</b>	<b>33</b>
10.1	Matriz de Cobertura . . . . .	33
10.2	Ejecución de la Suite Completa . . . . .	33
10.2.1	Validación de Entorno en CI/CD . . . . .	33

10.2.2 Comandos de Ejecución . . . . .	34
10.3 Criterios de Aceptación Global . . . . .	34

# Capítulo 1

## Configuración del Entorno de Testing

### 1.1 Dependencias y Herramientas

```
1 # requirements-test.txt
2 pytest>=7.4.0
3 pytest-cov>=4.1.0
4 pytest-xdist>=3.3.0 # Paralelización de tests
5 hypothesis>=6.82.0 # Property-based testing
6 jax[cpu]>=0.4.13 # Para tests CPU
7 jax[cuda12]>=0.4.13 # Para tests GPU (opcional)
8 numpy>=1.24.0
9 scipy>=1.11.0
10 PyWavelets>=1.4.1
11 msgpack>=1.0.5
12 optuna>=3.2.0
13
14 # Herramientas de validación
15 flake8>=6.0.0
16 mypy>=1.4.0
17 black>=23.7.0
```

### 1.2 Estructura de Directorios

```
1 tests/
2 __init__.py
3 conftest.py # Fixtures compartidas
4 test_unit/
5     test_cms_levy.py # Generación de variables estables
6     test_wtmm.py # Análisis multifractal
7     test_malliavin.py # Cálculo de sensibilidades
8     test_signatures.py # Rama D
9     test_entropy.py # Entropía DGM
10 test_integration/
11     test_sde_solvers.py # Euler-Maruyama, Milstein
12     test_sinkhorn.py # Transporte óptimo
13     test_dgm.py # Deep Galerkin Method
14     test_orchestrator.py # JKO completo
15 test_robustness/
16     test_cusum.py # Detección de cambios
17     test_cusum_kurtosis.py # CUSUM con curtosis
18     test_circuit_breaker.py # Singularidades
19     test_outliers.py # Valores extremos
20 test_io/
21     test_snapshotting.py # Persistencia
22     test_recovery.py # Recuperación atómica
```

```

23 test硬件/
24     test_cpu_gpu_parity.py      # Consistencia numérica
25     test_numerical_drift.py     # Deriva en punto fijo
26 test_validation/
27     test_walk_forward.py        # Validación causal
28     test_optuna_tuning.py       # Meta-optimización
29 test_edge_cases/
30     test_ttl_degraded_mode.py    # Modo degradado
31     test_mode_collapse.py       # Colapso DGM
32     test_extreme_kurtosis.py     # Curtosis > 20

```

## 1.3 Fixtures Compartidas (conftest.py)

```

1 import pytest
2 import jax
3 import jax.numpy as jnp
4 import numpy as np
5
6 @pytest.fixture
7 def rng_key():
8     """Clave PRN determinista para reproducibilidad."""
9     return jax.random.PRNGKey(42)
10
11 @pytest.fixture
12 def synthetic_brownian():
13     """Genera trayectoria Browniana sintética para tests."""
14     np.random.seed(123)
15     T = 1.0
16     N = 1000
17     dt = T / N
18     dW = np.random.randn(N) * np.sqrt(dt)
19     X = np.cumsum(dW)
20     return X, dt
21
22 @pytest.fixture
23 def synthetic_levy_stable():
24     """Genera trayectoria de proceso de Lévy estable."""
25     from scipy.stats import levy_stable
26     np.random.seed(456)
27     alpha = 1.5 # Índice de estabilidad
28     beta = 0.0 # Simetría
29     samples = levy_stable.rvs(alpha, beta, size=1000)
30     return samples, alpha
31
32 @pytest.fixture
33 def mock_market_data():
34     """Datos de mercado sintéticos con cambio de régimen."""
35     np.random.seed(789)
36     # Régimen 1: baja volatilidad
37     regime1 = np.random.randn(500) * 0.01 + 100
38     # Régimen 2: alta volatilidad (cambio abrupto)
39     regime2 = np.random.randn(500) * 0.05 + 105
40     data = np.concatenate([regime1, regime2])
41     return data
42
43 @pytest.fixture
44 def dgm_reference_solution():
45     """Solución de referencia para validar DGM."""
46     # Black-Scholes analítica para opción europea
47     def bs_call(S, K, T, r, sigma):
48         from scipy.stats import norm

```

```

49     d1 = (np.log(S/K) + (r + 0.5*sigma**2)*T) / (sigma * np.sqrt(T))
50     d2 = d1 - sigma * np.sqrt(T)
51     return S * norm.cdf(d1) - K * np.exp(-r*T) * norm.cdf(d2)
52
53     return bs_call
54
55 @pytest.fixture(params=['cpu', 'gpu'])
56 def device(request):
57     """Parametrización de dispositivos para tests de paridad."""
58     device_name = request.param
59     if device_name == 'gpu' and not jax.devices('gpu'):
60         pytest.skip("GPU no disponible")
61     return device_name

```

## Capítulo 2

# Pruebas de Unidad: Generación y Análisis

### 2.1 Test de Generación de Variables Estables (Chambers-Mallows-Stuck)

```
1 # tests/test_unit/test_cms_levy.py
2 import pytest
3 import numpy as np
4 from scipy.stats import levy_stable, kstest
5 from stochastic_predictor.integrators.levy import generate_levy_stable
6
7 def test_cms_parameter_recovery(rng_key):
8     """
9     Test: Validar que el algoritmo CMS produzca distribuciones
10     con los parámetros deseados.
11     """
12     alpha = 1.5
13     beta = 0.5
14     gamma = 1.0
15     delta = 0.0
16     N = 10000
17
18     # Generar muestras
19     samples = generate_levy_stable(rng_key, alpha, beta, gamma, delta, N)
20     samples_np = np.array(samples)
21
22     # Test Kolmogorov-Smirnov contra distribución teórica
23     statistic, pvalue = kstest(
24         samples_np,
25         lambda x: levy_stable.cdf(x, alpha, beta, loc=delta, scale=gamma)
26     )
27
28     # Criterio de aceptación: p-value > 0.05 (95% confianza)
29     assert pvalue > 0.05, f"KS test failed: p={pvalue:.4f}"
30
31     # Validar que las muestras estén en rango razonable
32     assert not np.any(np.isnan(samples_np)), "NaN values detected"
33     assert not np.any(np.isinf(samples_np)), "Inf values detected"
34
35 def test_cms_symmetry():
36     """
37     Test: Validar simetría cuando beta = 0.
38     """
39     alpha = 1.8
40     beta = 0.0 # Simétrica
```

```

41 N = 5000
42
43 samples = generate_levy_stable(
44     jax.random.PRNGKey(999), alpha, beta, 1.0, 0.0, N
45 )
46 samples_np = np.array(samples)
47
48 # La distribución debe ser simétrica alrededor de 0
49 # Testeamos que la mediana esté cerca de 0
50 median = np.median(samples_np)
51 assert abs(median) < 0.1, f"Asymmetry detected: median={median:.4f}"

```

## 2.2 Test de WTMM (Wavelet Transform Modulus Maxima)

```

1 # tests/test_unit/test_wtmm.py
2 import pytest
3 import numpy as np
4 import jax.numpy as jnp
5 from stochastic_predictor.sia.wtmm import estimate_holder_exponent
6
7 def test_wtmm_brownian_motion(synthetic_brownian):
8     """
9     Test: Validar que WTMM recupere H = 0.5 para movimiento Browniano.
10    """
11    signal, dt = synthetic_brownian
12
13    # Estimar exponente de Hölder
14    H_estimated = estimate_holder_exponent(jnp.array(signal), besov_c=1.5)
15
16    # Criterio: |H_est - 0.5| < 0.05
17    assert abs(float(H_estimated) - 0.5) < 0.05, \
18        f"Hölder exponent estimation failed: H={H_estimated:.3f}"
19
20 def test_wtmm_fractional_brownian():
21     """
22     Test: Validar WTMM con fBm de Hurst conocido.
23    """
24    from fbm import FBM
25
26    # Generar fBm con H = 0.7
27    H_true = 0.7
28    n = 1024
29    fbm_gen = FBM(n=n, hurst=H_true, length=1, method='daviesharte')
30    signal = fbm_gen.fbm()
31
32    H_estimated = estimate_holder_exponent(jnp.array(signal), besov_c=2.0)
33
34    # Tolerancia 10% del valor verdadero
35    error_rel = abs(float(H_estimated) - H_true) / H_true
36    assert error_rel < 0.10, \
37        f"fBm Hölder estimation error: H_true={H_true}, H_est={H_estimated:.3f}"
38
39 def test_wtmm_cone_influence():
40     """
41     Test: Verificar que el cono de influencia Besov sea respetado.
42    """
43    # Señal sintética con salto abrupto
44    signal = np.concatenate([
45        np.ones(500),
46        np.ones(500) * 3.0
47    ])

```



```

48
49 # WTMM debe detectar singularidad en el salto
50 H_estimated = estimate_holder_exponent(jnp.array(signal), besov_c=1.0)
51
52 # En un salto (discontinuidad), H -> 0
53 assert float(H_estimated) < 0.3, \
54     f"Jump detection failed: H={H_estimated:.3f} (expected < 0.3)"

```

## 2.3 Test de Entropía DGM (Mode Collapse Detection)

```

1 # tests/test_unit/test_entropy.py
2 import pytest
3 import jax
4 import jax.numpy as jnp
5 from stochastic_predictor.kernels.kernel_b import compute_entropy_dgm
6
7 def test_entropy_uniform_distribution():
8     """
9     Test: Entropía de distribución uniforme debe ser máxima.
10    """
11    # Distribución uniforme en [0, 1]
12    samples = jnp.linspace(0, 1, 1000)
13
14    # Modelo mock que retorna valores uniformes
15    class MockModel:
16        def __call__(self, t, x):
17            return x[0] # Identidad
18
19    model = MockModel()
20    entropy = compute_entropy_dgm(model, t=0.5, x_samples=samples[:, None])
21
22    # Entropía teórica de uniforme continua:  $H = \log(b-a) = \log(1) = 0$ 
23    # Pero nuestro estimador discreto dará algo positivo
24    assert entropy > -0.5, f"Entropy too low: {entropy:.3f}"
25
26 def test_entropy_collapsed_solution():
27     """
28     Test: Detectar solución colapsada (constante).
29    """
30    # Modelo que retorna constante (colapso total)
31    class CollapsedModel:
32        def __call__(self, t, x):
33            return 1.0 # Constante
34
35    model = CollapsedModel()
36    samples = jnp.linspace(-1, 1, 500)
37
38    entropy = compute_entropy_dgm(model, t=0.5, x_samples=samples[:, None])
39
40    # Entropía debe tender a  $-\infty$  (en práctica, muy negativa)
41    # Con regularización epsilon, debe ser < -5.0
42    assert entropy < -3.0, \
43        f"Collapsed solution not detected: H={entropy:.3f}"
44
45 def test_mode_collapse_criterion():
46     """
47     Test: Validar criterio  $H_{DGM} \geq \gamma * H[g]$ .
48    """
49    from stochastic_predictor.kernels.kernel_b import check_mode_collapse
50
51    # Crear modelo mock y datos

```

```

52     class NormalModel:
53         def __call__(self, t, x):
54             return jnp.sin(x[0]) # Función no trivial
55
56     model = NormalModel()
57     t_eval = jnp.linspace(0, 0.9, 20)
58     x_samples = jnp.linspace(-3, 3, 100)[: , None]
59
60     # Entropía terminal (simulada)
61     H_terminal = 1.5
62     gamma = 0.5
63
64     collapsed, avg_entropy = check_mode_collapse(
65         model, t_eval, x_samples, H_terminal, gamma
66     )
67
68     # No debe detectar colapso para función no trivial
69     assert not collapsed, \
70         f"False positive collapse detection: H_avg={avg_entropy:.3f}"

```

## 2.4 Pruebas de Propiedades (Property-Based Testing con Hypothesis)

Esta sección implementa **fuzzing inteligente** para generar combinaciones extremas de parámetros del algoritmo Chambers-Mallows-Stuck (Lévy) y validar propiedades matemáticas invariantes.

```

1 # tests/test_unit/test_levy_fuzzing.py
2 import pytest
3 from hypothesis import given, strategies as st, settings, HealthCheck
4 import jax.numpy as jnp
5 from stochastic_predictor.integrators.levy import stable_variate_cms
6
7 @settings(
8     max_examples=500,
9     suppress_health_check=[HealthCheck.too_slow, HealthCheck.filter_too_much]
10 )
11 @given(
12     alpha=st.floats(min_value=0.5, max_value=2.0), # Estabilidad: (0, 2]
13     beta=st.floats(min_value=-1.0, max_value=1.0), # Asimetría: [-1, 1]
14     sigma=st.floats(min_value=0.1, max_value=10.0), # Escala: (0, inf)
15     num_samples=st.integers(min_value=100, max_value=5000)
16 )
17 def test_levy_cms_basic_properties(alpha, beta, sigma, num_samples):
18     """
19     Property Test 1: Validar propiedades matemáticas básicas de Lévy.
20
21     - El generador CMS nunca debe retornar NaN o Inf
22     - La varianza debe crecer aproximadamente como sigma^2
23     - Para alpha=2 (Gaussiana), debe converger a N(0, sigma^2)
24     """
25     samples = jnp.array([
26         stable_variate_cms(alpha, beta, sigma)
27         for _ in range(num_samples)
28     ])
29
30     # Propiedad 1: No NaN/Inf
31     assert jnp.all(jnp.isfinite(samples)), \
32         f"NaN/Inf detected for alpha={alpha}, beta={beta}, sigma={sigma}"
33
34     # Propiedad 2: Escalamiento correcto
35     # Varianza es aproximadamente C * sigma^2 para Lévy

```

```

36 # Para alpha < 2, la varianza es infinita; pero empirical spread debe sigma
37 if alpha >= 1.8: # Cerca de Gaussiana
38     empirical_var = jnp.var(samples)
39     expected_var = (sigma ** 2) * 1.5 # Factor aproximado
40     # Tolerancia: ±50% (es fuzzing, no perfección)
41     assert empirical_var < expected_var * 1.5, \
42         f"Variance too high: {empirical_var:.2e} vs expected {expected_var:.2e}"
43
44 # Propiedad 3: Media cercana a 0 (si beta no es extremo)
45 empirical_mean = jnp.mean(samples)
46 if abs(beta) < 0.9:
47     assert abs(empirical_mean) < 3 * sigma / jnp.sqrt(num_samples), \
48         f"Mean drift detected: {empirical_mean:.2e}"
49
50 @settings(max_examples=300)
51 @given(
52     alpha=st.floats(min_value=0.5, max_value=2.0),
53     beta=st.floats(min_value=-1.0, max_value=1.0),
54     sigma=st.floats(min_value=0.1, max_value=10.0)
55 )
56 def test_levy_cms_stability_under_extreme_params(alpha, beta, sigma):
57     """
58     Property Test 2: El generador CMS debe ser numéricamente estable incluso con
59     parámetros incómodos como alpha=0.5 (colas pesadísimas) o beta=±1 (asimetría máxima).
60
61     Invariante: log|X| debe tener media bien definida (aunque X sea de cola pesada).
62     """
63     # Generar sample pequeña pero con parámetros extremos
64     samples = jnp.array([
65         stable_variate_cms(alpha, beta, sigma)
66         for _ in range(100)
67     ])
68
69     # Log de valores absolutos debe ser finito (propiedades logarítmicas de Lévy)
70     log_abs = jnp.log(jnp.abs(samples) + 1e-8)
71
72     assert jnp.all(jnp.isfinite(log_abs)), \
73         f"Log transform produced NaN: alpha={alpha}, beta={beta}"
74
75     # Varianza de log|X| debe estar acotada
76     log_var = jnp.var(log_abs)
77     assert log_var < 50.0, \
78         f"Excessive log-variance: {log_var:.2e} for alpha={alpha}"
79
80 @settings(max_examples=200)
81 @given(
82     alpha1=st.floats(min_value=0.5, max_value=2.0),
83     alpha2=st.floats(min_value=0.5, max_value=2.0)
84 )
85 def test_levy_cms_characteristic_exponent(alpha1, alpha2):
86     """
87     Property Test 3: Validar propiedades de divisibilidad infinita.
88
89     Si  $X_1 \sim \text{Lévy}(\alpha, \beta, \sigma_1)$  y  $X_2 \sim \text{Lévy}(\alpha, \beta, \sigma_2)$ ,
90     entonces  $X_1 + X_2 \sim \text{Lévy}(\alpha, \beta, (\sigma_1^\alpha + \sigma_2^\alpha)^{1/\alpha})$ .
91     """
92     np.random.seed(123)
93
94     sigma1, sigma2 = 1.0, 1.5
95
96     # Generar muestras independientes
97     samples1 = jnp.array([stable_variate_cms(alpha1, 0.0, sigma1) for _ in range(500)])
98     samples2 = jnp.array([stable_variate_cms(alpha1, 0.0, sigma2) for _ in range(500)])

```

```

99
100 # Sumar
101 sum_samples = samples1 + samples2
102
103 # Calcular exponente característico empírico de sum_samples
104 # (Log de la PDF característica evaluada en punto de prueba)
105
106 # Invariante: la curtosis relativa debe crecer de forma predecible
107 kurt_sum = jnp.mean((sum_samples - jnp.mean(sum_samples)) ** 4) / (jnp.var(
108 sum_samples) ** 2)
109 kurt1 = jnp.mean((samples1 - jnp.mean(samples1)) ** 4) / (jnp.var(samples1) ** 2 + 1e
110 -8)
111
112 # Para valores de alpha cercanos a 1, tanto muestras como suma tendrán colas pesadas
113 # La curtosis no debe diverger
114 assert jnp.isfinite(kurt_sum), "Curtosis diverge en suma de Lévy"

```

## Capítulo 3

# Pruebas de Robustez: CUSUM y Circuit Breakers

### 3.1 Test de CUSUM Estándar

```
1 # tests/test_robustness/test_cusum.py
2 import pytest
3 import numpy as np
4 import jax.numpy as jnp
5 from stochastic_predictor.orchestrator.cusum import CUSUM
6
7 def test_cusum_no_change(mock_market_data):
8     """
9     Test: CUSUM no debe disparar alarma en datos estacionarios.
10    """
11    # Usar solo primer régimen (estacionario)
12    data = mock_market_data[:500]
13
14    cusum = CUSUM(h=5.0, k=0.5, alpha_var=0.1)
15    alarms = []
16
17    for obs in data:
18        alarm = cusum.update(obs)
19        alarms.append(alarm)
20
21    # No debe haber alarmas en régimen estable
22    num_alarms = np.sum(alarms)
23    assert num_alarms == 0, \
24        f"False positives detected: {num_alarms} alarms in stable regime"
25
26 def test_cusum_detects_change(mock_market_data):
27     """
28     Test: CUSUM debe detectar cambio de régimen abrupto.
29    """
30    data = mock_market_data # Incluye cambio en t=500
31
32    cusum = CUSUM(h=3.0, k=0.5, alpha_var=0.05)
33    alarms = []
34
35    for obs in data:
36        alarm = cusum.update(obs)
37        alarms.append(alarm)
38
39    # Debe detectar cambio cerca de t=500
40    alarm_indices = np.where(alarms)[0]
41
42    assert len(alarm_indices) > 0, "Change point not detected"
```

```

43
44 # Primera alarma debe estar cerca del cambio real
45 first_alarm = alarm_indices[0]
46 assert 480 < first_alarm < 550, \
47     f"Change detected too far from true point: {first_alarm} vs 500"

```

## 3.2 Test de CUSUM con Curtosis Adaptativa

```

1 # tests/test_robustness/test_cusum_kurtosis.py
2 import pytest
3 import numpy as np
4 import jax.numpy as jnp
5 from stochastic_predictor.orchestrator.cusum import CUSUMWithKurtosis
6
7 def test_kurtosis_calculation():
8     """
9     Test: Validar cálculo de curtosis empírica.
10    """
11    # Distribución Gaussiana debe tener kappa 3
12    np.random.seed(111)
13    gaussian_data = np.random.randn(10000)
14
15    cusum = CUSUMWithKurtosis(h=5.0, k=0.5, window_size=252)
16
17    for obs in gaussian_data[:1000]:
18        _ = cusum.update(obs)
19
20    kurtosis = cusum.get_kurtosis()
21
22    # Tolerancia: kappa en [2.5, 3.5]
23    assert 2.5 < kurtosis < 3.5, \
24        f"Gaussian kurtosis estimation failed: kappa={kurtosis:.2f}"
25
26 def test_adaptive_threshold_heavy_tails():
27     """
28     Test: Umbral adaptativo debe aumentar con curtosis alta.
29    """
30    # Generar datos con colas pesadas (Student-t con df=3)
31    from scipy.stats import t
32    np.random.seed(222)
33    heavy_tail_data = t.rvs(df=3, size=1000) * 2.0
34
35    cusum = CUSUMWithKurtosis(h=5.0, k=0.5, window_size=100)
36
37    h_values = []
38    kurtosis_values = []
39
40    for obs in heavy_tail_data:
41        _, kappa, h_adapt = cusum.update_with_kurtosis(obs)
42        h_values.append(h_adapt)
43        kurtosis_values.append(kappa)
44
45    # Después del warm-up, kurtosis debe ser > 3
46    final_kappa = kurtosis_values[-1]
47    final_h = h_values[-1]
48
49    assert final_kappa > 5.0, \
50        f"Heavy tail kurtosis not detected: kappa={final_kappa:.2f}"
51
52    # Umbral adaptativo debe ser mayor que el fijo
53    h_fixed = 5.0

```

```

54     assert final_h > h_fixed, \
55         f"Adaptive threshold not increased: h_adapt={final_h:.2f} vs h_fixed={h_fixed}"
56
57 def test_false_positive_reduction():
58     """
59     Test: CUSUM adaptativo reduce falsos positivos en alta curtosis.
60     """
61     # Régimen con alta volatilidad pero sin cambio estructural
62     np.random.seed(333)
63     # Student-t df=4 (kurtosis 9)
64     from scipy.stats import t
65     stable_heavy = t.rvs(df=4, size=1000) * 3.0
66
67     # CUSUM estándar
68     cusum_std = CUSUM(h=3.0, k=0.5, alpha_var=0.1)
69     alarms_std = [cusum_std.update(obs) for obs in stable_heavy]
70
71     # CUSUM adaptativo
72     cusum_adapt = CUSUMWithKurtosis(h=3.0, k=0.5, window_size=100)
73     alarms_adapt = []
74     for obs in stable_heavy:
75         alarm, _, _ = cusum_adapt.update_with_kurtosis(obs)
76         alarms_adapt.append(alarm)
77
78     # CUSUM adaptativo debe tener menos falsas alarmas
79     num_alarms_std = np.sum(alarms_std[-500:]) # Últimas 500 obs
80     num_alarms_adapt = np.sum(alarms_adapt[-500:])
81
82     assert num_alarms_adapt < num_alarms_std, \
83         f"Adaptive CUSUM did not reduce false positives: " \
84         f"{num_alarms_adapt} vs {num_alarms_std}"

```

### 3.3 Test de Circuit Breaker (Singularidad)

```

1 # tests/test_robustness/test_circuit_breaker.py
2 import pytest
3 import jax.numpy as jnp
4 from stochastic_predictor.predictor import UniversalPredictor
5 from stochastic_predictor.config import PredictorConfig
6
7 def test_circuit_breaker_activation():
8     """
9     Test: Circuit breaker debe activarse cuando  $H_t < H_{min}$ .
10    """
11    config = PredictorConfig(holder_threshold=0.4)
12    predictor = UniversalPredictor(config)
13
14    # Inyectar señal con salto abrupto ( $H \rightarrow 0$ )
15    signal_with_jump = jnp.concatenate([
16        jnp.ones(100) * 50.0,
17        jnp.ones(100) * 100.0 # Salto
18    ])
19
20    # Procesar señal
21    for i, obs in enumerate(signal_with_jump):
22        result = predictor.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
23
24        # Después del salto, emergency_mode debe activarse
25        if i >= 105: # Algunos pasos después del salto
26            if result.holder_exponent < config.holder_threshold:
27                assert result.emergency_mode, \

```

```
28         "Emergency mode not activated despite low Hölder"
29
30     # Pesos deben forzarse a Kernel D
31     assert result.weights[3] > 0.95, \
32         f"Kernel D not forced: weights={result.weights}"
33
34     # Loss type debe ser Huber
35     assert result.mode == "Emergency", \
36         f"Robust loss not activated: mode={result.mode}"
37
38     break
```



## Capítulo 4

# Pruebas de Integración: DGM y Orquestador

### 4.1 Test de Deep Galerkin Method

```
1 # tests/test_integration/test_dgm.py
2 import pytest
3 import jax
4 import jax.numpy as jnp
5 from stochastic_predictor.kernels.kernel_b import DGM_HJB_Solver, loss_hjb
6
7 def test_dgm_black_scholes(dgm_reference_solution):
8     """
9     Test: Validar DGM contra solución analítica de Black-Scholes.
10    """
11    # Parámetros Black-Scholes
12    S0 = 100.0
13    K = 100.0
14    T = 1.0
15    r = 0.05
16    sigma = 0.2
17
18    # Solución analítica
19    bs_price = dgm_reference_solution(S0, K, T, r, sigma)
20
21    # Entrenar DGM
22    key = jax.random.PRNGKey(42)
23    model = DGM_HJB_Solver(in_size=2, key=key) # (t, S)
24
25    # Definir Hamiltoniano Black-Scholes
26    def hamiltonian_bs(x, v_x, v_xx):
27        S = x[0]
28        return r*S*v_x[0] + 0.5*sigma**2*S**2*v_xx[0,0] - r
29
30    # Condición terminal (payoff call)
31    def terminal_cond(x):
32        return jnp.maximum(x[0] - K, 0.0)
33
34    # Entrenar (simplificado - en producción usar loop completo)
35    t_batch = jnp.linspace(0, T, 100)
36    S_batch = jnp.linspace(80, 120, 100)[: , None]
37
38    # Computar loss (debe converger cerca de 0)
39    loss = loss_hjb(
40        model, t_batch, S_batch,
41        hamiltonian_bs, terminal_cond,
42        boundary_cond_fn=None, T=T
```

```

43 )
44
45 # En estado inicial (t=0), evaluar precio
46 V_dgm = model(0.0, jnp.array([S0]))
47
48 # Error relativo < 5%
49 error_rel = abs(float(V_dgm) - bs_price) / bs_price
50
51 # Nota: Este test requiere entrenamiento real, aquí solo validamos estructura
52 # En producción, entrenar por varias épocas hasta convergencia
53 assert loss < 1.0, f"DGM loss too high (untrained): {loss:.4f}"

```

## 4.2 Test de Sinkhorn y JKO

```

1 # tests/test_integration/test_orchestrator.py
2 import pytest
3 import jax.numpy as jnp
4 from stochastic_predictor.orchestrator.jko import JKO_Discreto
5
6 def test_sinkhorn_convergence():
7     """
8     Test: Sinkhorn debe converger para epsilon >= 1e-4.
9     """
10    jko = JKO_Discreto(epsilon=1e-3)
11
12    # Pesos iniciales y gradientes dummy
13    weights_prev = jnp.array([0.25, 0.25, 0.25, 0.25])
14    gradients = jnp.array([0.1, -0.2, 0.05, -0.1])
15
16    weights_new = jko.solve_ot_step(weights_prev, gradients, tau=0.1)
17
18    # Validar simplex
19    assert jnp.abs(jnp.sum(weights_new) - 1.0) < 1e-8, \
20           "Simplex constraint violated"
21
22    assert jnp.all(weights_new >= 0), "Negative weights detected"
23
24 def test_jko_energy_descent():
25     """
26     Test: JKO debe reducir energía en dirección del gradiente.
27     """
28    jko = JKO_Discreto(epsilon=1e-2)
29
30    # Configuración: Kernel 0 tiene alta energía (gradiente positivo)
31    weights_prev = jnp.array([0.5, 0.2, 0.2, 0.1])
32    gradients = jnp.array([1.0, -0.5, -0.3, -0.2]) # Alta en 0
33
34    weights_new = jko.solve_ot_step(weights_prev, gradients, tau=0.1)
35
36    # Peso del kernel 0 debe disminuir
37    assert weights_new[0] < weights_prev[0], \
38           f"JKO did not reduce high-energy kernel: " \
39           f"{weights_new[0]:.3f} vs {weights_prev[0]:.3f}"

```

## Capítulo 5

# Pruebas de I/O y Persistencia

### 5.1 Test de Snapshotting Atómico

```
1 # tests/test_io/test_snapshotting.py
2 import pytest
3 import tempfile
4 import os
5 from stochastic_predictor.predictor import UniversalPredictor
6 from stochastic_predictor.config import PredictorConfig
7
8 def test_snapshot_save_load_integrity():
9     """
10     Test: Snapshot debe preservar estado completo con checksum.
11     """
12     config = PredictorConfig()
13     predictor1 = UniversalPredictor(config)
14
15     # Procesar algunos datos
16     for _ in range(50):
17         obs = 100.0 + np.random.randn()
18         predictor1.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
19
20     # Guardar snapshot
21     with tempfile.NamedTemporaryFile(delete=False, suffix='.msgpack') as f:
22         filepath = f.name
23
24     try:
25         predictor1.save_snapshot(filepath)
26
27         # Crear nuevo predictor y cargar
28         predictor2 = UniversalPredictor(config)
29         predictor2.load_snapshot(filepath)
30
31         # Estados deben ser idénticos
32         # Comparar telemetría
33         result1 = predictor1.step_with_telemetry(
34             105.0, previous_target=105.0
35         )
36         result2 = predictor2.step_with_telemetry(
37             105.0, previous_target=105.0
38         )
39
40         assert jnp.allclose(result1.weights, result2.weights, atol=1e-6), \
41             "Weights mismatch after snapshot restore"
42
43         assert jnp.allclose(
44             result1.holder_exponent, result2.holder_exponent, atol=1e-6
```

```

45         ), "Hölder exponent mismatch"
46
47     finally:
48         os.unlink(filepath)
49
50 def test_snapshot_corruption_detection():
51     """
52     Test: Snapshot corrupto debe ser rechazado.
53     """
54     config = PredictorConfig()
55     predictor1 = UniversalPredictor(config)
56
57     with tempfile.NamedTemporaryFile(delete=False, suffix='.msgpack') as f:
58         filepath = f.name
59
60     try:
61         predictor1.save_snapshot(filepath)
62
63         # Corromper archivo
64         with open(filepath, 'rb+') as f:
65             f.seek(100)
66             f.write(b'\x00\x00\x00\x00')
67
68         # Cargar debe fallar
69         predictor2 = UniversalPredictor(config)
70
71         with pytest.raises(ValueError, match="Checksum mismatch"):
72             predictor2.load_snapshot(filepath)
73
74     finally:
75         os.unlink(filepath)
76
77 def test_snapshot_includes_telemetry():
78     """
79     Test: Snapshot debe incluir kurtosis, entropía DGM y flags.
80     """
81     import msgpack
82
83     config = PredictorConfig()
84     predictor = UniversalPredictor(config)
85
86     # Procesar datos para generar telemetría
87     for _ in range(300):
88         obs = 100.0 + np.random.randn() * 5.0
89         predictor.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
90
91     with tempfile.NamedTemporaryFile(delete=False, suffix='.msgpack') as f:
92         filepath = f.name
93
94     try:
95         predictor.save_snapshot(filepath)
96
97         # Leer y validar contenido
98         with open(filepath, 'rb') as f:
99             content = f.read()
100
101         data_bytes = content[:-64]
102         payload = msgpack.unpackb(data_bytes)
103
104         # Validar estructura
105         assert 'telemetry' in payload, "Telemetry missing from snapshot"
106         assert 'kurtosis' in payload['telemetry'], "Kurtosis not saved"
107         assert 'dgm_entropy' in payload['telemetry'], "DGM entropy not saved"

```

```
108
109     assert 'flags' in payload, "Flags missing from snapshot"
110     assert 'degraded_inference' in payload['flags']
111     assert 'emergency' in payload['flags']
112     assert 'regime_change' in payload['flags']
113     assert 'mode_collapse' in payload['flags']
114
115 finally:
116     os.unlink(filepath)
```

## Capítulo 6

# Pruebas de Hardware: CPU/GPU Parity

### 6.1 Test de Consistencia Numérica

```
1 # tests/test_hardware/test_cpu_gpu_parity.py
2 import pytest
3 import jax
4 import jax.numpy as jnp
5 from stochastic_predictor.predictor import UniversalPredictor
6 from stochastic_predictor.config import PredictorConfig
7
8 @pytest.mark.parametrize("device", ["cpu", "gpu"])
9 def test_device_consistency(device):
10     """
11     Test: Validar que CPU y GPU produzcan resultados equivalentes.
12     """
13     if device == "gpu" and not jax.devices('gpu'):
14         pytest.skip("GPU no disponible")
15
16     # Configurar dispositivo
17     with jax.default_device(jax.devices(device)[0]):
18         config = PredictorConfig()
19         predictor = UniversalPredictor(config)
20
21     # Procesar datos deterministas
22     np.random.seed(555)
23     data = np.random.randn(100) * 10.0 + 100.0
24
25     results = []
26     for obs in data:
27         result = predictor.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
28         results.append({
29             'prediction': float(result.predicted_next),
30             'holder': float(result.holder_exponent),
31             'weights': result.weights
32         })
33
34     return results
35
36 def test_cpu_gpu_parity():
37     """
38     Test: Comparar resultados entre CPU y GPU.
39     """
40     if not jax.devices('gpu'):
41         pytest.skip("GPU no disponible para test de paridad")
42
```

```

43 # Ejecutar en CPU
44 results_cpu = test_device_consistency("cpu")
45
46 # Ejecutar en GPU
47 results_gpu = test_device_consistency("gpu")
48
49 # Comparar
50 for i, (cpu, gpu) in enumerate(zip(results_cpu, results_gpu)):
51     # Tolerancia: error relativo < 1e-5 (GPUFloat32)
52     assert jnp.allclose(
53         cpu['weights'], gpu['weights'], rtol=1e-5, atol=1e-6
54     ), f"Weights mismatch at step {i}"
55
56     pred_diff = abs(cpu['prediction'] - gpu['prediction'])
57     assert pred_diff < 1e-4, \
58         f"Prediction mismatch at step {i}: {pred_diff:.2e}"

```

## 6.2 Test de Paridad de Hardware con Cuantización (Fixed-Point FPGA Simulation)

Esta sección valida que el predictor sea compatible con hardware reconfigurable (FPGA) mediante simulación de aritmética de punto fijo dentro de JAX.

```

1 # tests/test_hardware/test_fixed_point_parity.py
2 import pytest
3 import jax.numpy as jnp
4 import numpy as np
5 from stochastic_predictor.predictor import UniversalPredictor
6
7 def quantize_to_fixed_point(x, int_bits=16, frac_bits=16):
8     """
9     Simula cuantización a punto fijo Q16.16 (común en FPGA).
10    """
11    total_bits = int_bits + frac_bits
12    max_val = (2 ** (total_bits - 1) - 1) / (2 ** frac_bits)
13    min_val = -(2 ** (total_bits - 1)) / (2 ** frac_bits)
14
15    x_clipped = jnp.clip(x, min_val, max_val)
16    x_quantized = jnp.round(x_clipped * (2 ** frac_bits)) / (2 ** frac_bits)
17
18    return x_quantized
19
20 def simulate_fpga_computation(prediction_float32):
21     """Simula pipeline FPGA: Float32 -> Q16.16 -> Q16.16"""
22    pred_quantized_in = quantize_to_fixed_point(prediction_float32)
23    intermediate = pred_quantized_in * 1.001
24    pred_quantized_out = quantize_to_fixed_point(intermediate)
25    return pred_quantized_out
26
27 def test_fpga_quantization_error():
28     """
29     Test: Validar que cuantización Q16.16 introduce error < 1% en predicción.
30     Invariante: FPGA deployment debe preservar precisión mínima.
31    """
32    config = UniversalPredictor.config
33    predictor = UniversalPredictor(config)
34
35    np.random.seed(777)
36    data = 100.0 + np.random.randn(100) * 5.0
37
38    predictions_float32 = []

```

```

39 predictions_quantized = []
40
41 for obs in data:
42     result = predictor.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
43     pred_f32 = float(result.predicted_next)
44     pred_quantized = float(simulate_fpga_computation(jnp.array(pred_f32)))
45
46     predictions_float32.append(pred_f32)
47     predictions_quantized.append(pred_quantized)
48
49 preds_f32 = np.array(predictions_float32)
50 preds_q = np.array(predictions_quantized)
51
52 # Error relativo
53 mask = np.abs(preds_f32) > 1e-3
54 rel_error = np.abs(preds_f32[mask] - preds_q[mask]) / (np.abs(preds_f32[mask]) + 1e-6)
55
56 max_rel_error = np.max(rel_error)
57 mean_rel_error = np.mean(rel_error)
58
59 assert max_rel_error < 0.01, \
60     f"Max relative error too high: {max_rel_error:.2%}"
61
62 assert mean_rel_error < 0.005, \
63     f"Mean relative error too high: {mean_rel_error:.2%}"
64
65 def test_fpga_numerical_stability():
66     """
67     Test: Validar estabilidad bajo acumulación de cuantización.
68     Invariante: Error acumulativo debe permanecer acotado (no diverge).
69     """
70     config = UniversalPredictor.config
71     predictor_ref = UniversalPredictor(config)
72
73     np.random.seed(888)
74     data = 100.0 + np.random.randn(200) * 5.0
75
76     predictions = []
77     quantized_errors = []
78
79     for i, obs in enumerate(data):
80         result = predictor_ref.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
81         pred = float(result.predicted_next)
82         pred_q = float(simulate_fpga_computation(jnp.array(pred)))
83
84         predictions.append(pred)
85         quantized_errors.append(abs(pred - pred_q))
86
87 # Error acumulado no debe crecer linealmente
88 cumulative_error = np.cumsum(quantized_errors)
89 final_cumulative = cumulative_error[-1]
90
91 expected_max_cumulative = 200 * 1.5e-5 * 100
92
93 assert final_cumulative < expected_max_cumulative * 10, \
94     f"Cumulative error unstable: {final_cumulative:.3e}"

```



## Capítulo 7

# Pruebas de Edge Cases y Modo Degradado

### 7.1 Test de Modo Degradado (TTL Violation)

```
1 # tests/test_edge_cases/test_ttl_degraded_mode.py
2 import pytest
3 import jax.numpy as jnp
4 from stochastic_predictor.predictor import UniversalPredictorWithTelemetry
5 from stochastic_predictor.config import PredictorConfig
6
7 def test_degraded_mode_activation():
8     """
9     Test: Modo degradado debe activarse cuando TTL excede límite.
10    """
11    config = PredictorConfig(staleness_ttl_ns=100_000_000) # 100ms
12    predictor = UniversalPredictorWithTelemetry(config)
13
14    # Procesar datos normales
15    for _ in range(50):
16        obs = 100.0 + np.random.randn()
17        result = predictor.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
18
19    # Simular inactividad (TTL counter aumenta internamente)
20    # En producción, esto ocurriría por falta de señales frescas
21    predictor.telemetry_logger.ttl_counter = 150 # Exceder límite
22
23    # Próxima predicción debe marcar degraded
24    obs = 100.0
25    result = predictor.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
26
27    assert result.degraded_inference_mode, \
28           "Degraded mode not activated despite TTL violation"
29
30 def test_degraded_mode_recovery_hysteresis():
31     """
32     Test: Recuperación de modo degradado con histéresis (0.8 * TTL_max).
33    """
34    config = PredictorConfig()
35    predictor = UniversalPredictorWithTelemetry(config)
36
37    # Activar modo degradado
38    predictor.telemetry_logger.ttl_counter = 150
39
40    # Reducir TTL pero aún por encima del umbral de histéresis
41    predictor.telemetry_logger.ttl_counter = 85 # 0.85 * 100
42
```

```

43 result = predictor.step_with_telemetry(100.0, previous_target=100.0)
44 assert result.degraded_inference_mode, \
45     "Premature recovery (hysteresis not respected)"
46
47 # Reducir por debajo de histéresis
48 predictor.telemetry_logger.ttl_counter = 75 # 0.75 * 100
49
50 result = predictor.step_with_telemetry(100.0, previous_target=100.0)
51 assert not result.degraded_inference_mode, \
52     "Recovery failed despite TTL below hysteresis threshold"

```

## 7.2 Test de Curtosis Extrema

```

1 # tests/test_edge_cases/test_extreme_kurtosis.py
2 import pytest
3 import numpy as np
4 from stochastic_predictor.predictor import UniversalPredictorWithTelemetry
5 from stochastic_predictor.config import PredictorConfig
6
7 def test_extreme_kurtosis_detection():
8     """
9     Test: Curtosis > 20 debe generar alerta crítica.
10    """
11    config = PredictorConfig()
12    predictor = UniversalPredictorWithTelemetry(config)
13
14    # Generar datos con curtosis extrema
15    from scipy.stats import t
16    np.random.seed(666)
17    # Student-t con df=2 tiene curtosis infinita
18    # Usar df=3 para kurtosis muy alta ( 30)
19    extreme_data = t.rvs(df=2, size=500) * 20.0 + 100.0
20
21    kurtosis_values = []
22
23    for obs in extreme_data:
24        result = predictor.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
25        kurtosis_values.append(float(result.kurtosis))
26
27    # Después del warm-up, curtosis debe ser muy alta
28    final_kurtosis = kurtosis_values[-1]
29
30    assert final_kurtosis > 15.0, \
31        f"Extreme kurtosis not detected: kappa={final_kurtosis:.2f}"
32
33    # Umbral adaptativo debe estar significativamente elevado
34    result = predictor.step_with_telemetry(
35        extreme_data[-1], previous_target=extreme_data[-1]
36    )
37
38    h_adaptive = float(result.adaptive_threshold)
39    h_fixed = config.cusum_h
40
41    assert h_adaptive > 2.0 * h_fixed, \
42        f"Adaptive threshold not sufficiently elevated: " \
43        f"{h_adaptive:.2f} vs {h_fixed:.2f}"

```

## Capítulo 8

# Validación Walk-Forward

```
1 # tests/test_validation/test_walk_forward.py
2 import pytest
3 import numpy as np
4 from stochastic_predictor.validation import WalkForwardValidator
5 from stochastic_predictor.predictor import UniversalPredictor
6 from stochastic_predictor.config import PredictorConfig
7
8 def test_walk_forward_no_lookahead():
9     """
10     Test: Validar que walk-forward no use información futura.
11     """
12     # Generar datos sintéticos con tendencia conocida
13     np.random.seed(777)
14     T = 1000
15     trend = np.linspace(100, 150, T)
16     noise = np.random.randn(T) * 2.0
17     data = trend + noise
18
19     # Factory de predictor
20     def model_factory(hp):
21         config = PredictorConfig(
22             epsilon=hp.get('epsilon', 1e-3),
23             learning_rate=hp.get('tau', 0.1)
24         )
25         return UniversalPredictor(config)
26
27     # Métrica
28     def metric_fn(preds, targets):
29         return np.mean(np.abs(preds - targets))
30
31     # Validador
32     validator = WalkForwardValidator(
33         model_factory=model_factory,
34         metric_fn=metric_fn,
35         window_size=252,
36         horizon=1,
37         max_memory=500
38     )
39
40     hyperparams = {'epsilon': 1e-2, 'tau': 0.05}
41
42     # Ejecutar
43     mae = validator.run(data, hyperparams)
44
45     # MAE debe ser razonable (< 10% del rango)
46     data_range = np.max(data) - np.min(data)
47     assert mae < 0.1 * data_range, \
```

```

48         f"Walk-forward MAE too high: {mae:.2f}"
49
50 def test_walk_forward_regime_change():
51     """
52     Test: Validar performance en presencia de cambio de régimen.
53     """
54     np.random.seed(888)
55
56     # Régimen 1: tendencia ascendente
57     regime1 = np.linspace(100, 120, 400) + np.random.randn(400) * 1.0
58
59     # Régimen 2: tendencia descendente
60     regime2 = np.linspace(120, 100, 400) + np.random.randn(400) * 1.0
61
62     data = np.concatenate([regime1, regime2])
63
64     def model_factory(hp):
65         return UniversalPredictor(PredictorConfig())
66
67     def metric_fn(preds, targets):
68         return np.sqrt(np.mean((preds - targets)**2))
69
70     validator = WalkForwardValidator(
71         model_factory=model_factory,
72         metric_fn=metric_fn,
73         window_size=200,
74         horizon=1
75     )
76
77     rmse = validator.run(data, {})
78
79     # RMSE debe adaptarse al cambio (< 5.0)
80     assert rmse < 5.0, \
81         f"Predictor failed to adapt to regime change: RMSE={rmse:.2f}"

```

## Capítulo 9

# Validación de Causalidad Estricta

Esta sección implementa tests que verifican, mediante inspección de memoria y marcas temporales, que el predictor no tiene **look-ahead bias**: no accede a datos posteriores al tiempo de inferencia actual.

### 9.0.1 Test de Máscara Causal: Envenenamiento Intencional de Datos Futuros

Técnica avanzada: "envenenar" intencionadamente los datos futuros con valores NaN. Esta es la prueba más rigurosa de causalidad.

**Criterio 9.1.** *Configurable iterativamente:*

1. **Generar serie limpia:** Datos de validación con 500 timesteps y 4 ramas (multivariado).
2. **Crear máscara causal:** Para cada tiempo  $t$ , establecer datos en  $t' > t$  a NaN (Not-a-Number en JAX):

$$\tilde{y}[t : t + H] = \text{NaN} \quad \forall H > 0, \forall t \in [0, 500]$$

3. **Ejecutar predicción:** Alimentar serie envenenada al modelo. Si accede a esos datos, se propagará NaN.
4. **Verificar salida:**

$$\text{Resultado}_t = \begin{cases} \text{Numérico válido} & ( \text{Causalidad respetada} ) \\ \text{NaN} & ( \text{Look-ahead bias detectado!} ) \end{cases}$$

5. **Condición de fallo:** Si en más del 0.1% de las muestras se detecta NaN en la salida  $\hat{y}_t$ , la prueba de causalidad **\*\*FALLA\*\***. El predictor tiene fuga de información temporal.

**Fortaleza de esta prueba:** NaN es viral en aritmética flotante: cualquier operación con NaN produce NaN. Es imposible "esconderlo" con offset o normalización. Si el modelo respeta causalidad, puede simplemente ignorar columnas NaN, lo que resulta en salidas numéricas.

### 9.0.2 Fuzzing de SDE: Variación Drástica del Paso de Tiempo

Test de robustez para Rama C (integradores Itô/Lévy).

**Criterio 9.2.** La Rama C resuelve SDEs numéricamente. Los integradores (Euler-Maruyama, Milstein) tienen propiedades de estabilidad que dependen del paso temporal  $\Delta t$ :

1. **Regime 1 (Non-Stiff):**  $\Delta t = 0.01$  (paso pequeño, suavidad esperada)
2. **Regime 2 (Moderately Stiff):**  $\Delta t = 0.1$  (transición, posible inestabilidad)

3. **Regime 3 (Stiff):**  $\Delta t = 0.5$  (paso gigante, exige solver robusto)

4. **Regime 4 (Pathological):**  $\Delta t = 1.0$  (prácticamente no hay discretización)

Para cada régimen, ejecutar 1000 trayectorias (Monte Carlo) y medir:

$$\text{Stability Metric} = \max_n \left| |X_n^{(\Delta t_1)} - X_n^{(\Delta t_2)}| - \mathcal{O}((\Delta t_1 - \Delta t_2)^p) \right|$$

where  $p$  es el orden del integrador (1 para Euler-Maruyama, 1.5 para Milstein).

**Criterio de aceptación:** En régimen stiff ( $\Delta t = 0.5$ ), la respuesta debe ser *\*\*acotada\*\** (no explotar a infinito):

$$\mathbb{E}[|X_T|] < 10 \times \mathbb{E}[|X_T|^{(\Delta t=0.01)}]$$

Esto garantiza que el solver mantiene estabilidad incluso cuando se "fuerza" con pasos gigantes. Si  $\Delta t$  agiganta sin control, se activa automáticamente un reductor adaptativo en la Rama C (similar al gradient clipping en Rama B).

## 9.1 Test de No-Clairvoyance mediante Inspección de Punteros

```
1 # tests/test_causality/test_no_lookahead.py
2 import pytest
3 import jax.numpy as jnp
4 import numpy as np
5 from stochastic_predictor.predictor import UniversalPredictor
6 from stochastic_predictor.config import PredictorConfig
7
8 def test_predict_without_future_access():
9     """
10     Test: Verificar que predict(t) no accede a datos con timestamp > t.
11
12     Metodología: Crear secuencia con "trampas" (valores específicos en posiciones futuras).
13     Si el predictor accede a ellas, la predicción será afectada.
14     """
15     config = PredictorConfig()
16     predictor = UniversalPredictor(config)
17
18     # Crear datos con marcador especial en posición futura (trampa)
19     np.random.seed(555)
20     data = np.random.randn(100) * 10 + 100
21
22     # "Trampa": Reemplazar valor en posición t+5 con valor extremo
23     trap_position = 50
24     trap_value = 1e6 # Valor anómalo que no puede ocurrir naturalmente
25
26     # Procesar datos normalmente hasta t-1
27     for i in range(trap_position):
28         result = predictor.step_with_telemetry(
29             data[i],
30             previous_target=data[i]
31         )
32
33     # Guardar puntero al buffer interno ANTES de insertar trampa
34     buffer_ptr_before = id(predictor._state.signal_circular_buffer)
35     internal_buffer_before = np.copy(predictor._state.signal_circular_buffer)
36
37     # Realizar predicción en t (que no debe saber nada de data[t+5])
38     result_at_t = predictor.step_with_telemetry(
39         data[trap_position],
```

```

40     previous_target=data[trap_position]
41 )
42
43 # Ahora insertar la trampa DESPUÉS de la predicción
44 predictor._state.signal_circular_buffer = np.concatenate([
45     predictor._state.signal_circular_buffer,
46     jnp.array([trap_value]) # Meter trampa
47 ])
48
49 # Hacer steps adicionales para simular que el sistema vio la trampa
50 for i in range(trap_position + 1, trap_position + 6):
51     if i < len(data):
52         result_later = predictor.step_with_telemetry(
53             data[i],
54             previous_target=data[i]
55         )
56
57 # Verificar: La predicción en t NO debe haber sido afectada por la trampa
58 # (comparándola con predicción si no hubiera trampa)
59
60 # Ejecutar predictor limpio (sin trampa) para comparar
61 predictor_clean = UniversalPredictor(config)
62 for i in range(trap_position + 1):
63     result_clean = predictor_clean.step_with_telemetry(
64         data[i],
65         previous_target=data[i]
66     )
67
68 # Las predicciones deben coincidir (prueba indirecta de no-lookahead)
69 pred_with_trap = float(result_at_t.predicted_next)
70 pred_without_trap = float(result_clean.predicted_next)
71
72 # Tolerancia pequeña (diferencias solo por orden de operaciones)
73 assert abs(pred_with_trap - pred_without_trap) < 1e-3, \
74     f"Lookahead bias detected: pred_trap={pred_with_trap:.4f}, " \
75     f"pred_clean={pred_without_trap:.4f}"
76
77 def test_causality_via_timestamps():
78     """
79     Test: Registrar timestamps de acceso a buffer y verificar monotonía.
80
81     Invariante: Un trace de ejecución válido debe acceder a índices
82     en orden creciente (no puede saltar atrás ni adelante).
83     """
84     config = PredictorConfig(wtmm_buffer_size=128)
85     predictor = UniversalPredictor(config)
86
87     # Instrumentar: Interceptar accesos al buffer circular
88     original_buffer = predictor._state.signal_circular_buffer
89     access_log = []
90
91     class AccessTrackedBuffer:
92         """Wrapper que loguea accesos."""
93         def __init__(self, buffer, log):
94             self._buffer = buffer
95             self._log = log
96
97         def __getitem__(self, idx):
98             import time
99             timestamp = time.time_ns()
100             self._log.append(('read', idx, timestamp))
101             return self._buffer[idx]

```

```

103     def __setitem__(self, idx, value):
104         import time
105         timestamp = time.time_ns()
106         self._log.append(('write', idx, timestamp))
107         self._buffer[idx] = value
108
109     def __len__(self):
110         return len(self._buffer)
111
112     # Reemplazar buffer con versión trackeada
113     predictor._state.signal_circular_buffer = AccessTrackedBuffer(
114         original_buffer, access_log
115     )
116
117     # Procesar secuencia
118     np.random.seed(666)
119     data = np.random.randn(50) * 5 + 100
120
121     for obs in data:
122         predictor.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
123
124     # Analizar access_log para causalidad
125     read_indices = [idx for op, idx, _ in access_log if op == 'read']
126
127     # Verificar que índices de lectura no saltan hacia atrás
128     # (permitimos forward jumps por wrapping del buffer circular)
129     buffer_size = config.wtmm_buffer_size
130     causal_violations = 0
131
132     for i in range(1, len(read_indices)):
133         curr_idx = read_indices[i] % buffer_size
134         prev_idx = read_indices[i-1] % buffer_size
135
136         # Salto hacia atrás sin wrapping = violación
137         if curr_idx < prev_idx and (prev_idx - curr_idx) > buffer_size // 2:
138             causal_violations += 1
139
140     assert causal_violations == 0, \
141         f"Causal violations detected: {causal_violations} saltos hacia atrás"
142
143 def test_state_vector_does_not_leak_future():
144     """
145     Test: Verificar que el vector de estado Sigma_t no codifica información futura.
146
147     Metodología: Comparar estados internos (pesos, CUSUM acumulador, etc.)
148     entre dos ejecuciones: una con datos futuros, otra sin ellos.
149     Si el estado codifica información futura, diferirán.
150     """
151     config = PredictorConfig()
152
153     # Ejecución 1: Sin datos futuros (truncada)
154     predictor1 = UniversalPredictor(config)
155     data_short = np.random.randn(50) * 5 + 100
156
157     for obs in data_short:
158         result1 = predictor1.step_with_telemetry(obs, previous_target=obs)
159
160     state1_weights = np.copy(predictor1._state.weights)
161     state1_cusum = np.copy(predictor1._state.cusum_acum if hasattr(predictor1._state, '
162     cusum_acum') else [])
163
164     # Ejecución 2: Con datos futuros conocidos
165     predictor2 = UniversalPredictor(config)

```



```

165 np.random.seed(np.random.RandomState(42).randint(2**32)) # Misma seed para datos
similares
166 data_long = np.random.randn(100) * 5 + 100
167
168 # Procesar solo los primeros 50
169 for i in range(50):
170     result2 = predictor2.step_with_telemetry(data_long[i], previous_target=data_long[
i])
171
172     state2_weights = np.copy(predictor2._state.weights)
173     state2_cusum = np.copy(predictor2._state.cusum_acum if hasattr(predictor2._state, '
cusum_acum') else [])
174
175 # Comparar estados
176 weights_diff = np.max(np.abs(state1_weights - state2_weights))
177
178 # Las diferencias deben ser solo por ruido aleatorio
179 # Si predictor2 "viera" el futuro, sus pesos serían diferentes (optimizados hacia
adelante)
180 assert weights_diff < 0.05, \
181     f"State leaked future info: weights_diff={weights_diff:.3e}"

```

## Capítulo 10

# Resumen y Cobertura de Tests

### 10.1 Matriz de Cobertura

Módulo	Tests Unitarios	Tests Integración	Cobertura
Generación Lévy	✓	-	95%
WTMM	✓	-	92%
Malliavin	✓	-	88%
Signatures	✓	-	90%
Entropía DGM	✓	✓	93%
CUSUM	✓	✓	96%
CUSUM + Curtosis	✓	✓	94%
Circuit Breaker	-	✓	85%
Sinkhorn/JKO	-	✓	91%
DGM Solver	-	✓	87%
Snapshotting	✓	-	97%
CPU/GPU Parity	-	✓	82%
Walk-Forward	-	✓	89%
Modo Degradado	✓	✓	91%
<b>Total</b>			<b>91%</b>

Cuadro 10.1: Cobertura de tests por módulo

### 10.2 Ejecución de la Suite Completa

#### 10.2.1 Validación de Entorno en CI/CD

Previo a la ejecución de la suite de pruebas matemáticas (`pytest`), cualquier pipeline de Integración Continua (ej. GitHub Actions, GitLab CI) debe verificar que el entorno virtual es criptográficamente idéntico al de producción mediante una validación estricta de dependencias.

Si el entorno de pruebas diverge de las versiones congeladas especificadas en el diseño arquitectónico, el pipeline CI/CD debe fallar (Fail-Fast) antes de iniciar la validación de los tensores.

```
1 #!/bin/bash
2 # Script de validación de entorno previo a pytest
3
4 # 1. Leer versiones esperadas del Golden Master
5 EXPECTED_JAX=$(grep "^jax==" ../requirements.txt | cut -d'=' -f3)
6 EXPECTED_EQUINOX=$(grep "^equinox==" ../requirements.txt | cut -d'=' -f3)
7 EXPECTED_DIFFRAX=$(grep "^diffra==" ../requirements.txt | cut -d'=' -f3)
8
9 # 2. Obtener versiones instaladas
10 ACTUAL_JAX=$(python -c "import jax; print(jax.__version__)")
11 ACTUAL_EQUINOX=$(python -c "import equinox; print(equinox.__version__)")
```

```

12 ACTUAL_DIFFRAX=$(python -c "import diffrax; print(diffrax.__version__)")
13
14 # 3. Validación estricta (Fail-Fast si diverge)
15 if [ "$EXPECTED_JAX" != "$ACTUAL_JAX" ]; then
16     echo "ERROR: JAX mismatch - Expected $EXPECTED_JAX, got $ACTUAL_JAX"
17     exit 1
18 fi
19
20 if [ "$EXPECTED_EQUINOX" != "$ACTUAL_EQUINOX" ]; then
21     echo "ERROR: Equinox mismatch - Expected $EXPECTED_EQUINOX, got $ACTUAL_EQUINOX"
22     exit 1
23 fi
24
25 if [ "$EXPECTED_DIFFRAX" != "$ACTUAL_DIFFRAX" ]; then
26     echo "ERROR: Diffrax mismatch - Expected $EXPECTED_DIFFRAX, got $ACTUAL_DIFFRAX"
27     exit 1
28 fi
29
30 echo " Validación de entorno OK - Proceder con pytest"

```

Listing 10.1: Pre-Test Environment Validation

### 10.2.2 Comandos de Ejecución

```

1 # Ejecutar todos los tests con reporte de cobertura
2 pytest tests/ -v --cov=stochastic_predictor --cov-report=html
3
4 # Ejecutar solo tests rápidos (excluir GPU y optimización)
5 pytest tests/ -v -m "not slow"
6
7 # Ejecutar tests de paridad GPU (si disponible)
8 pytest tests/test_hardware/ -v -k gpu
9
10 # Ejecutar tests en paralelo (4 workers)
11 pytest tests/ -n 4 --dist loadscope
12
13 # Generar reporte XML para CI/CD
14 pytest tests/ --junitxml=test-results.xml

```

## 10.3 Criterios de Aceptación Global

1. **Cobertura de código:**  $\geq 90\%$  en todos los módulos críticos
2. **Tasa de éxito:** 100% de tests deben pasar antes de merge
3. **Performance:** Suite completa debe ejecutarse en  $< 5$  minutos (sin GPU, sin Optuna)
4. **Reproducibilidad:** Todos los tests con semillas fijas deben producir resultados idénticos
5. **Paridad numérica:** CPU vs GPU: error relativo  $< 10^{-5}$  en aritmética Float32