

Демонстрация Наблюдателя (Observer Demo)

Этот ноутбук демонстрирует работу **GlobalObserver** — наблюдателя, который:

1. Проецирует 1D микросостояние в 3D IFACE (интерфейс)
2. Обучается физическим законам из наблюдений
3. Проверяет законы сохранения

Архитектура триады (E_т, O, M)

E_т: World.step() — Эволюция 1D мира по RULESET
O: Observer.observe() — Проекция $\Pi_{\text{obs}}: S \rightarrow \text{IFACE}$
M: (пассивный) — Наблюдатель не вмешивается

```
In [25]: import sys
sys.path.insert(0, '..')

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
import importlib

# Очистка кэша модулей world
for mod_name in list(sys.modules.keys()):
    if mod_name.startswith('world'):
        del sys.modules[mod_name]

# Импорт модулей симулятора
from world.core import Lattice, LatticeState, Rule, RuleSet, EvolutionEngine
from world.omega import CycleDetector
from world.observer import (
    GlobalObserver, ObserverConfig,
    MortonMapper, morton_decode,
    IFACEObject, IFACEState, SemanticState
)

print("✓ Импорт успешен")
```

✓ Импорт успешен

1. Настройка мира и наблюдателя

Используем найденные SM-подобные правила:

- `++- ↔ -++` (обмен зарядами)
- `+++ → +++` (стабилизатор)

```
In [26]: # SM-подобные правила
SM_RULES = RuleSet([
    Rule(name="charge_swap",    pattern=[1, 1, -1], replacement=[-1, 1, 1])
    Rule(name="charge_swap_inv", pattern=[-1, 1, 1], replacement=[1, 1, -1])
    Rule(name="stabilizer",    pattern=[1, 1, 1], replacement=[1, 1, 1]),
])

print("SM-правила:")
for rule in SM_RULES.rules:
    print(f" {rule}")
```

SM-правила:

```
Rule('charge_swap': ++- → -++)
Rule('charge_swap_inv': -++ → ++-)
Rule('stabilizer': +++ → +++)
```

```
In [27]: # Размер решётки:  $N = 16^3 = 4096$  для полного 3D отображения
# Для демо используем меньший размер для скорости
N = 512 #  $8^3$ 
ORDER = 3 #  $2^3 = 8$ 

# Создаём решётку
lattice = Lattice.random(size=N, p_plus=0.95, seed=42)

# Проверяем
state = lattice.to_state()
n_plus = np.sum(state.sites == 1)
n_minus = np.sum(state.sites == -1)

print(f"Решётка: N={N}")
print(f"Начальное состояние: +{n_plus} / -{n_minus}")
```

Решётка: N=512

Начальное состояние: +493 / -19

```
In [28]: # Конфигурация наблюдателя
config = ObserverConfig(
    lattice_size=N,
    grid_order=ORDER,      #  $8^3$  сетка
    coarse_radius=2,       # R для  $\phi_R$ 
    C0=2.0,               # Базовая ёмкость
    alpha=0.5,            # Связь tension-capacity
    fit_every=10,         # Fit уравнения каждые 10 шагов
)

# Создаём наблюдателя
observer = GlobalObserver(config)
print(f"Наблюдатель создан: {observer}")
```

Наблюдатель создан: GlobalObserver(t=0, $\tau=0.00$, SemanticState(LEARNING, t_OT=0, FieldEq($\kappa=0.0000$, $m^2=0.0000$, $\lambda=0.0000$, $R^2=0.000$), Q=x, M=x))

2. Демонстрация Z-order (Morton) отображения

Morton код отображает 1D индексы в 3D координаты с сохранением локальности.

```
In [29]: # Визуализация Morton mapping
mapper = MortonMapper(order=ORDER)

# Покажем первые 64 индекса
fig = plt.figure(figsize=(12, 5))

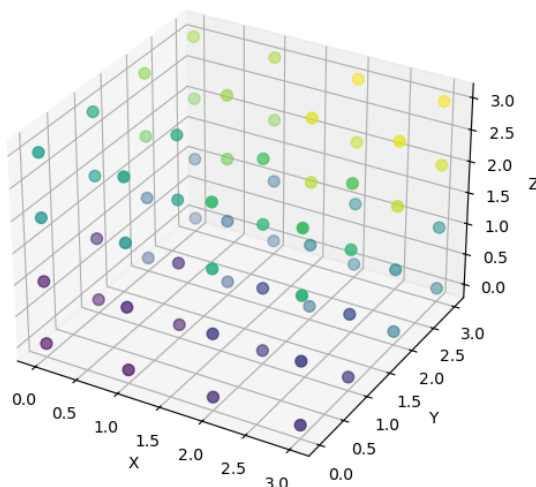
ax1 = fig.add_subplot(121, projection='3d')
coords = mapper.map_all_discrete(64)
ax1.scatter(coords[:,0], coords[:,1], coords[:,2],
            c=np.arange(64), cmap='viridis', s=50)
ax1.set_xlabel('X')
ax1.set_ylabel('Y')
ax1.set_zlabel('Z')
ax1.set_title('Morton/Z-order: первые 64 индекса')

# Показать путь
ax2 = fig.add_subplot(122, projection='3d')
ax2.plot(coords[:,0], coords[:,1], coords[:,2], 'b-', alpha=0.5, linewidth=6)
ax2.scatter(coords[:,0], coords[:,1], coords[:,2],
            c=np.arange(64), cmap='viridis', s=20)
ax2.set_xlabel('X')
ax2.set_ylabel('Y')
ax2.set_zlabel('Z')
ax2.set_title('Morton curve path')

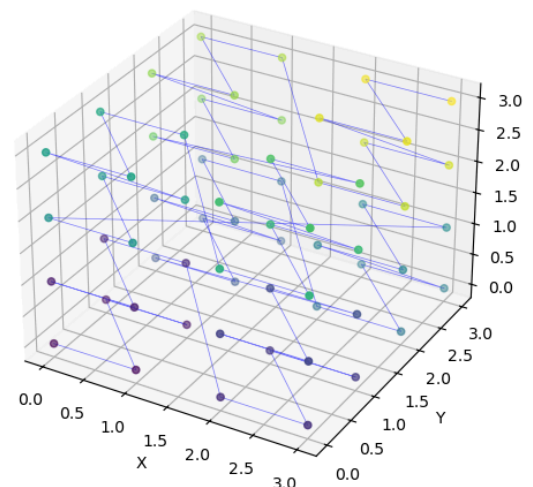
plt.tight_layout()
plt.show()

print(f"\nПримеры преобразования:")
for i in [0, 1, 7, 8, 63, 100, 200]:
    x, y, z = morton_decode(i % mapper.total_size)
    print(f" {i:3d} → ({x}, {y}, {z})")
```

Morton/Z-order: первые 64 индекса



Morton curve path



Примеры преобразования:

$0 \rightarrow (0, 0, 0)$
 $1 \rightarrow (1, 0, 0)$
 $7 \rightarrow (1, 1, 1)$
 $8 \rightarrow (2, 0, 0)$
 $63 \rightarrow (3, 3, 3)$
 $100 \rightarrow (4, 0, 3)$
 $200 \rightarrow (6, 4, 0)$

3. Цикл наблюдения

Запускаем эволюцию мира и наблюдение через IFACE.

```
In [30]: # Evolution engine
engine = EvolutionEngine(SM_RULES)

# Детектор  $\Omega$ -циклов
detector = CycleDetector(window_size=5, max_period=50)

# История для анализа
iface_states = []
semantic_snapshots = []

T_MAX = 100

print("Запуск симуляции...")
for t in range(T_MAX):
    #  $E_\tau$ : Эволюция мира
    applied_rules = engine.step(lattice)

    # Детекция  $\Omega$ -циклов
    state = lattice.to_state()
    detector.update(state.sites, t)
    cycles = detector.get_active_cycles(t, max_age=100)

    # 0: Наблюдение
    iface = observer.observe(lattice, cycles)
    iface_states.append(iface)

    # Обновление семантики (обучение)
    observer.update_semantics()

    # Сохраняем snapshot семантики каждые 20 шагов
    if t % 20 == 0:
        semantic_snapshots.append({
            't': t,
            'summary': observer.knowledge
        })

    if t % 25 == 0:
        print(f"  t={t:3d}: объектов={iface.num_objects}, Q={iface.total_Q:+f}
              f"M={iface.total_mass:.2f},  $\tau$ ={observer.tau:.2f}")
```

```
print(f"\nСимуляция завершена: {T_MAX} шагов")
print(f"Финальное состояние наблюдателя: {observer}")
```

Запуск симуляции...

```
t= 0: объектов=0, Q=+0.0, M=0.00, τ=0.96
t= 25: объектов=998, Q=+4.0, M=967.87, τ=25.04
t= 25: объектов=998, Q=+4.0, M=967.87, τ=25.04
t= 50: объектов=2156, Q=-1.0, M=1285.74, τ=49.11
t= 50: объектов=2156, Q=-1.0, M=1285.74, τ=49.11
t= 75: объектов=3231, Q=+16.0, M=1458.78, τ=73.18
t= 75: объектов=3231, Q=+16.0, M=1458.78, τ=73.18
```

Симуляция завершена: 100 шагов

Финальное состояние наблюдателя: GlobalObserver(t=100, τ=96.29, SemanticState(LEARNING, t_OT=10, FieldEq(κ=0.2612, m²=0.2116, λ=-0.2279, R²=0.340), Q=✓, M=✓))

Симуляция завершена: 100 шагов

Финальное состояние наблюдателя: GlobalObserver(t=100, τ=96.29, SemanticState(LEARNING, t_OT=10, FieldEq(κ=0.2612, m²=0.2116, λ=-0.2279, R²=0.340), Q=✓, M=✓))

4. Результаты обучения наблюдателя

Смотрим, что наблюдатель "выучил" о мире.

```
In [31]: # Получаем знания наблюдателя
knowledge = observer.knowledge

print("=" * 60)
print("ЗНАНИЯ НАБЛЮДАТЕЛЯ (S_sem)")
print("=" * 60)

print("\n📐 Полевое уравнение:  $\partial^2\phi/\partial t^2 = \kappa\nabla^2\phi - m^2\phi - \lambda\phi^3$ ")
fe = knowledge['field_equation']
print(f"    κ = {fe['kappa']:.6f}")
print(f"    m² = {fe['m2']:.6f}")
print(f"    λ = {fe['lambda']:.6f}")
print(f"    R² = {fe['r_squared']:.4f}")

print("\n⚖️ Законы сохранения:")
cons = knowledge['conservation']
q_status = "✓ СОХРАНЯЕТСЯ" if cons['Q']['conserved'] else "✗ нарушается"
m_status = "✓ СОХРАНЯЕТСЯ" if cons['mass']['conserved'] else "✗ нарушается"
print(f"    Заряд Q: {q_status} (уверенность: {cons['Q']['confidence']:.2f})"
print(f"    Масса M: {m_status} (уверенность: {cons['mass']['confidence']:.2f})

print("\n🌍 Гравитационный закон:  $a = -\gamma\nabla\Phi$ ")
grav = knowledge['gravity']
print(f"    γ = {grav['gamma']:.6f}")
print(f"    corr = {grav['correlation']:.4f}")

print("\n🕒 Observation Time:")
if knowledge['stabilized']:
    print(f"    t_OT = {knowledge['observation_time']} (понимание стабилизирс")
```

```
else:
    print(f"    Ещё обучается (текущий t = {knowledge['total_updates']})")
```

=====

ЗНАНИЯ НАБЛЮДАТЕЛЯ (S_sem)

=====

📐 Полевое уравнение: $\partial^2 \phi / \partial t^2 = \kappa \nabla^2 \phi - m^2 \phi - \lambda \phi^3$

$\kappa = 0.261205$
 $m^2 = 0.211626$
 $\lambda = -0.227950$
 $R^2 = 0.3399$

⚖️ Законы сохранения:

Заряд Q: ✓ СОХРАНЯЕТСЯ (уверенность: 1.00)
 Масса M: ✓ СОХРАНЯЕТСЯ (уверенность: 1.00)

🌍 Гравитационный закон: $a = -\gamma \nabla \Phi$

$\gamma = -0.032388$
 $\text{corr} = -0.0446$

🕒 Observation Time:

Ещё обучается (текущий t = 10)

5. Визуализация IFACE

Смотрим, как выглядит мир в интерфейсе наблюдателя.

```
In [36]: # Берём последнее состояние IFACE
last_iface = iface_states[-1]

fig = plt.figure(figsize=(15, 5))

# 1. Поле  $\phi$  (срез  $z=4$ )
ax1 = fig.add_subplot(131)
if last_iface.field is not None:
    phi_slice = last_iface.field.phi[:, :, mapper.dim_size//2]
    im1 = ax1.imshow(phi_slice, cmap='RdBu', origin='lower', vmin=-1, vmax=1)
    plt.colorbar(im1, ax=ax1, label=' $\phi$ ')
ax1.set_title(f'Поле  $\phi$  (срез  $z={mapper.dim_size//2}$ )')
ax1.set_xlabel('X')
ax1.set_ylabel('Y')

# 2. Capacity (метрика времени)
ax2 = fig.add_subplot(132)
if last_iface.field is not None:
    C_slice = last_iface.field.capacity[:, :, mapper.dim_size//2]
    im2 = ax2.imshow(C_slice, cmap='viridis', origin='lower')
    plt.colorbar(im2, ax=ax2, label='C')
ax2.set_title(f'Capacity C (время дилатация)')
ax2.set_xlabel('X')
ax2.set_ylabel('Y')

# 3. Объекты (частицы) в 3D
ax3 = fig.add_subplot(133, projection='3d')
```

```

if last_iface.objects:
    xs = [o.pos[0] for o in last_iface.objects]
    ys = [o.pos[1] for o in last_iface.objects]
    zs = [o.pos[2] for o in last_iface.objects]
    masses = [o.mass for o in last_iface.objects]
    charges = [o.Q for o in last_iface.objects]

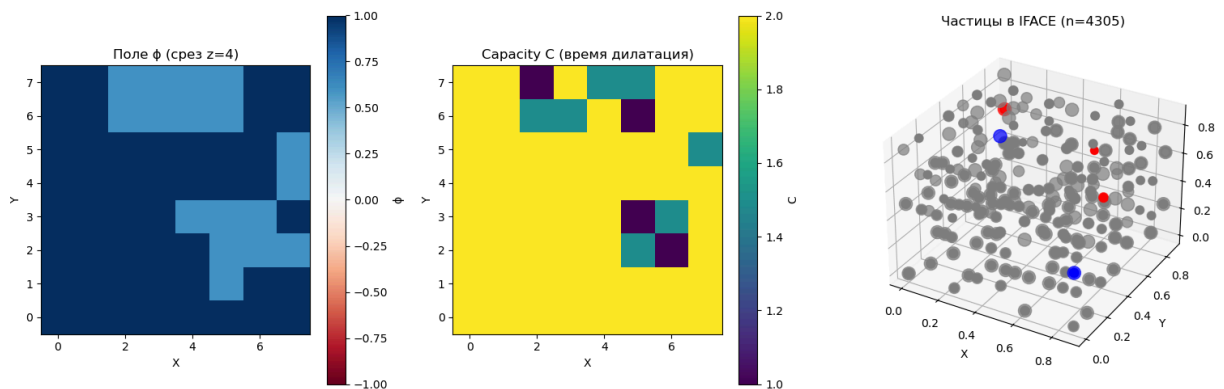
    colors = ['red' if q > 0 else 'blue' if q < 0 else 'gray' for q in charges]
    sizes = [50 * m + 10 for m in masses]

    ax3.scatter(xs, ys, zs, c=colors, s=sizes, alpha=0.7)
    ax3.set_xlabel('X')
    ax3.set_ylabel('Y')
    ax3.set_zlabel('Z')
ax3.set_title(f'Частицы в IFACE (n={last_iface.num_objects})')

plt.tight_layout()
plt.show()

print(f"\nСтатистика IFACE на t={last_iface.t}:")
print(f"  Объектов: {last_iface.num_objects}")
print(f"  Общий заряд Q: {last_iface.total_Q:+.2f}")
print(f"  Общая масса M: {last_iface.total_mass:.2f}")
print(f"  Собственное время  $\tau$ : {last_iface.tau:.2f}")

```



Статистика IFACE на t=99:

- Объектов: 4305
- Общий заряд Q: +22.00
- Общая масса M: 1583.15
- Собственное время τ : 96.29

6. Законы сохранения (Conservation Laws)

Ключевой инвариант: Глобальный топологический заряд = число доменных стенок:

$$Q_{global} = N(+ \rightarrow -) + N(- \rightarrow +)$$

Для SM-правил $++- \leftrightarrow -++$ это число **строго сохраняется**, потому что swap перемещает стенку, но не создаёт/уничтожает её.

```

In [38]: # История законов сохранения
# global_Q = число доменных стенок (топологически консервативно)
# total_Q = сумма зарядов объектов (растёт с числом объектов)
global_Q_history = observer.iface_history.get_global_Q_history()
total_Q_history = observer.iface_history.get_total_Q_history()
field_energy_history = observer.iface_history.get_field_energy_history()

fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(15, 4))

# Глобальный топологический заряд (доменные стенки)
ax1 = axes[0]
ax1.plot(global_Q_history, 'b-', linewidth=1.5)
ax1.axhline(global_Q_history[0], color='r', linestyle='--', alpha=0.5, label='Начальное значение')
ax1.set_xlabel('Время t')
ax1.set_ylabel('Доменные стенки')
ax1.set_title('Глобальный топологический заряд\n(КОНСЕРВАТИВНЫЙ)')
ax1.legend()
ax1.grid(True, alpha=0.3)

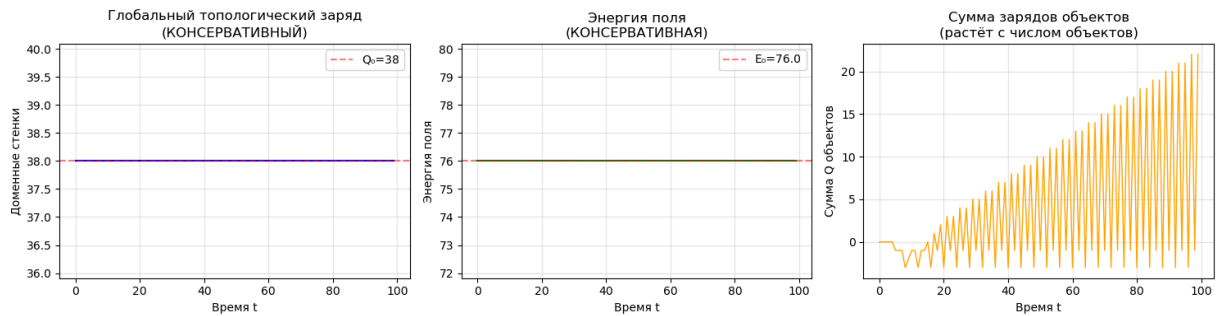
# Энергия поля
ax2 = axes[1]
ax2.plot(field_energy_history, 'g-', linewidth=1.5)
ax2.axhline(field_energy_history[0], color='r', linestyle='--', alpha=0.5, label='Начальное значение')
ax2.set_xlabel('Время t')
ax2.set_ylabel('Энергия поля')
ax2.set_title('Энергия поля\n(КОНСЕРВАТИВНАЯ)')
ax2.legend()
ax2.grid(True, alpha=0.3)

# Сумма зарядов объектов (для сравнения)
ax3 = axes[2]
ax3.plot(total_Q_history, 'orange', linewidth=1)
ax3.set_xlabel('Время t')
ax3.set_ylabel('Сумма Q объектов')
ax3.set_title('Сумма зарядов объектов\n(растёт с числом объектов)')
ax3.grid(True, alpha=0.3)

plt.tight_layout()
plt.show()

# Статистика сохранения
dQ = abs(global_Q_history[-1] - global_Q_history[0])
dE = abs(field_energy_history[-1] - field_energy_history[0])
print(f"Глобальный заряд: начальный={global_Q_history[0]:.0f}, финальный={global_Q_history[-1]:.0f}, изменение={dQ:.0f}")
print(f"Энергия поля: начальная={field_energy_history[0]:.2f}, финальная={field_energy_history[-1]:.2f}, изменение={dE:.2f}")
print(f"\n✓ Q сохраняется: {dQ < 1.0}")
print(f"✓ E сохраняется: {dE / (field_energy_history[0] + 1e-10) < 0.01}")

```

Глобальный заряд: начальный=38, финальный=38, $\Delta Q=0.0$

Энергия поля: начальная=76.00, финальная=76.00, $\Delta E=0.000$

✓ Q сохраняется: True

✓ E сохраняется: True

7. Эволюция понимания (S_sem trajectory)

```
In [19]: # Траектория параметров полевого уравнения
if observer.semantic_state.field_eq_history:
    kappa_traj = [p.kappa for p in observer.semantic_state.field_eq_history]
    m2_traj = [p.m2 for p in observer.semantic_state.field_eq_history]
    r2_traj = [p.r_squared for p in observer.semantic_state.field_eq_history]

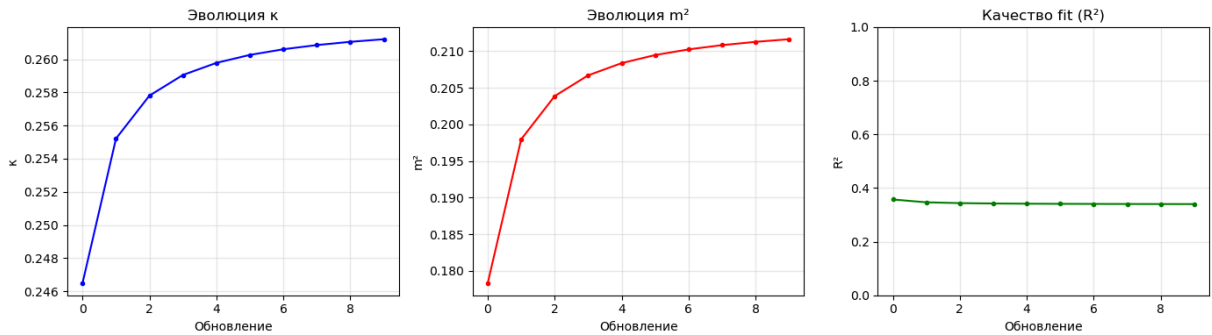
    fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(14, 4))

    ax1 = axes[0]
    ax1.plot(kappa_traj, 'b-o', markersize=3)
    ax1.set_xlabel('Обновление')
    ax1.set_ylabel('κ')
    ax1.set_title('Эволюция κ')
    ax1.grid(True, alpha=0.3)

    ax2 = axes[1]
    ax2.plot(m2_traj, 'r-o', markersize=3)
    ax2.set_xlabel('Обновление')
    ax2.set_ylabel('m²')
    ax2.set_title('Эволюция m²')
    ax2.grid(True, alpha=0.3)

    ax3 = axes[2]
    ax3.plot(r2_traj, 'g-o', markersize=3)
    ax3.set_xlabel('Обновление')
    ax3.set_ylabel('R²')
    ax3.set_title('Качество fit (R²)')
    ax3.set_ylim([0, 1])
    ax3.grid(True, alpha=0.3)

    plt.tight_layout()
    plt.show()
else:
    print("История полевого уравнения пуста (недостаточно данных для fit)")
```



8. Итоги

Что было реализовано:

1. **Z-order (Morton) mapping** — отображение $1D \rightarrow 3D$ с сохранением локальности
2. **IFACE структуры** — интерфейс наблюдателя с объектами и полями
3. **SemanticState** — знания наблюдателя (k , m^2 , λ , законы сохранения)
4. **GlobalObserver** — полный цикл наблюдения и обучения

Триада E_τ , O, M:

- E_τ (эволюция): `engine.step(lattice)` по SM-правилам
- O (наблюдение): `observer.observe()` \rightarrow IFACE
- M (материализация): пассивный режим (без вмешательства)

Следующие шаги:

- Добавить TDA анализ (β_0 , β_1) для траектории понимания
- Интегрировать OBSFitness в эволюционный поиск
- Реализовать эксперимент "падения" частицы в гравполе

```
In [20]: print("=" * 60)
print("ИТОГОВАЯ СТАТИСТИКА")
print("=" * 60)
print(f"Шагов симуляции: {T_MAX}")
print(f"Размер решётки: {N} (= {mapper.dim_size}³)")
print(f"Собственное время наблюдателя:  $\tau$  = {observer.tau:.3f}")
print(f"Обновлений семантики: {observer.semantic_state.update_count}")
print(f"Стабилизация: {'Да' if observer.semantic_state.is_stabilized() else 'Нет'}")
print("=" * 60)
```

ИТОГОВАЯ СТАТИСТИКА

Шагов симуляции: 100
Размер решётки: 512 ($= 8^3$)
Собственное время наблюдателя: $\tau = 96.289$
Обновлений семантики: 10
Стабилизация: Нет

7. OBSFitness - Метрики для эволюционного поиска

Оцениваем качество извлечения физики наблюдателем:

```
In [32]: # Перегрузка модулей после добавления новых
import importlib
import world.observer
import world.observer.fitness
import world.observer.tda
importlib.reload(world.observer.fitness)
importlib.reload(world.observer.tda)
importlib.reload(world.observer)

from world.observer import OBSFitness, OBSFitnessConfig, evaluate_observer_f

# Вычисляем OBSFitness
obs_fitness = OBSFitness(OBSFitnessConfig(
    sigma_field=0.1,
    sigma_Q=0.1,
    T_scale_fraction=0.25,
    w_field=1.0,
    w_Q=1.0,
    w_mass=0.5,
    w_OT=1.0,
))

score, components = obs_fitness.evaluate(observer, T_total=T_MAX)

print("=" * 60)
print("OBSFitness - МЕТРИКИ НАБЛЮДАТЕЛЯ")
print("=" * 60)
print(f"\n🌀 Общий OBSFitness: {score:.4f}")
print(f"\nКомпоненты:")
print(f"📐 Полевое уравнение: {components.fitness_field:.4f} ( $R^2$ ={{components.fitness_Q:.4f}})
```

< Сохранение заряда Q: {components.fitness_Q:.4f} (violation={{components.fitness_Q:.4f}})

⚖️ Сохранение массы M: {components.fitness_mass:.4f} (violation={{components.fitness_mass:.4f}})

🕒 Observation Time: {components.fitness_OT:.4f} (t_{OT} ={{components.fitness_OT:.4f}})

🌍 Гравитация: {components.fitness_gravity:.4f} (corr={{components.fitness_gravity:.4f}})

🎲 Вероятности: {components.fitness_prob:.4f}")

```
# Визуализация компонент
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 5))
```

```

labels = ['Field\nEquation', 'Charge Q', 'Mass M', 'Obs. Time', 'Gravity', 'Probability']
values = [
    components.fitness_field,
    components.fitness_Q,
    components.fitness_mass,
    components.fitness_OT,
    components.fitness_gravity,
    components.fitness_prob
]
colors = ['steelblue', 'crimson', 'forestgreen', 'darkorange', 'purple', 'teal']

bars = ax.bar(labels, values, color=colors, edgecolor='black', alpha=0.8)
ax.axhline(y=score, color='red', linestyle='--', linewidth=2, label=f'Total: {score:.2f}')
ax.set_ylabel('Fitness Score')
ax.set_title('OBSFitness Components')
ax.set_ylim(0, 1.1)
ax.legend()

for bar, val in zip(bars, values):
    ax.text(bar.get_x() + bar.get_width()/2, bar.get_height() + 0.02,
            f'{val:.2f}', ha='center', fontsize=10)

plt.tight_layout()
plt.show()

```

=====

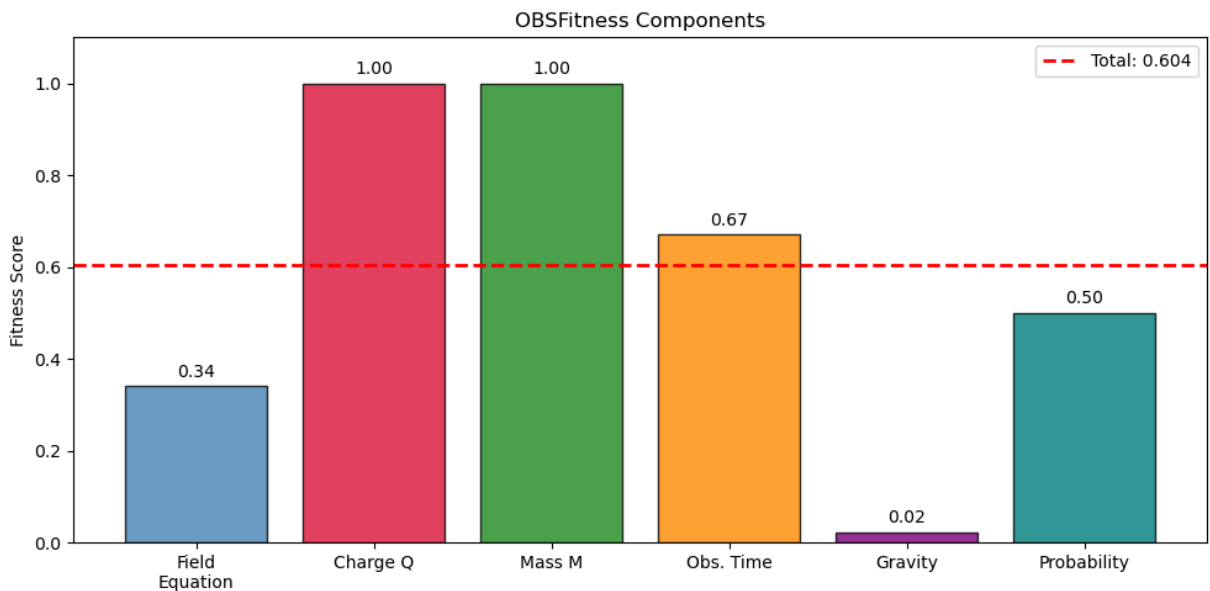
OBSFitness - МЕТРИКИ НАБЛЮДАТЕЛЯ

=====

🎯 **Общий OBSFitness: 0.6043**

Компоненты:

- 📐 Полевое уравнение: 0.3399 ($R^2=0.340$)
- ⚡ Сохранение заряда Q: 1.0000 (violation=0.000)
- ⚖ Сохранение массы M: 1.0000 (violation=0.000)
- 🕒 Observation Time: 0.6703 (t_OT=10, stable=False)
- 🌍 Гравитация: 0.0223 (corr=0.045)
- 🎲 Вероятности: 0.5000



8. TDA - Топологический анализ траектории семантики

Анализируем структуру траектории обучения через персистентную гомологию:

- β_0 - число связных компонент (концептуальные кластеры)
- β_1 - число "петель" (циклические паттерны понимания)

```
In [33]: from world.observer import SemanticTDA, analyze_semantic_trajectory

# Топологический анализ семантической траектории
tda_analyzer = SemanticTDA(n_scales=50)
summary, analysis = tda_analyzer.analyze(observer.semantic_history)

print("=" * 60)
print("TDA - ТОПОЛОГИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ТРАЕКТОРИИ")
print("=" * 60)

print(f"\n📊 Числа Бетти (на шкале  $\epsilon$ ={{summary.scale:.3f}}):")
print(f"     $\beta_0$  = {{summary.beta_0}} (связные компоненты)")
print(f"     $\beta_1$  = {{summary.beta_1}} (петли/циклы)")

print(f"\n📈 Персистентность:")
print(f"     $H_0$ : total={{summary.total_persistence_0:.3f}}, max={{summary.max_per_0:.3f}}")
print(f"     $H_1$ : total={{summary.total_persistence_1:.3f}}, max={{summary.max_per_1:.3f}}")
print(f"    Энтропия персистентности: {{summary.persistence_entropy:.3f}}")

print(f"\n🔍 Интерпретация:")
print(f"    Связность: {{analysis['connectivity']}} - {{analysis['connectivity_desc']}}")
print(f"    Структура: {{analysis['structure']}} - {{analysis['structure_desc']}}")
print(f"    Сходимость: {{analysis['convergence']}}")
print(f"    Сложность: {{analysis['complexity_score']:.3f}}")
```

=====

TDA - ТОПОЛОГИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ТРАЕКТОРИИ

=====

📊 Числа Бетти (на шкале ϵ =7.373):

β_0 = 2 (связные компоненты)

β_1 = 4152 (петли/циклы)

📈 Персистентность:

H_0 : total=39.085, max=14.451, значимых=3

H_1 : total=59605.374, max=14.451, значимых=4851

Энтропия персистентности: 8.440

🔍 Интерпретация:

Связность: clustered - 2 concept clusters

Структура: complex - Complex structure with 4152 loops

Сходимость: exploring

Сложность: 2078.288

```

In [34]: # Визуализация семантической траектории в пространстве параметров
vectors = observer.semantic_history.get_vectors_array()

if len(vectors) >= 3:
    # PCA для визуализации в 2D/3D
    from sklearn.decomposition import PCA

    fig = plt.figure(figsize=(14, 5))

    # 2D проекция
    ax1 = fig.add_subplot(131)
    if vectors.shape[1] > 2:
        pca2d = PCA(n_components=2)
        proj_2d = pca2d.fit_transform(vectors)
    else:
        proj_2d = vectors[:, :2]

    scatter = ax1.scatter(proj_2d[:, 0], proj_2d[:, 1],
                          c=range(len(proj_2d)), cmap='viridis',
                          s=50, alpha=0.7)
    ax1.plot(proj_2d[:, 0], proj_2d[:, 1], 'k-', alpha=0.3, linewidth=0.5)
    ax1.scatter(proj_2d[0, 0], proj_2d[0, 1], color='green', s=100, marker='o', label='Start')
    ax1.scatter(proj_2d[-1, 0], proj_2d[-1, 1], color='red', s=100, marker='*', label='End')
    ax1.set_xlabel('PC1')
    ax1.set_ylabel('PC2')
    ax1.set_title('Траектория S_sem (2D)')
    ax1.legend()
    plt.colorbar(scatter, ax=ax1, label='Время t')

    # 3D проекция
    ax2 = fig.add_subplot(132, projection='3d')
    if vectors.shape[1] > 3:
        pca3d = PCA(n_components=3)
        proj_3d = pca3d.fit_transform(vectors)
    else:
        proj_3d = np.hstack([vectors, np.zeros((len(vectors), 3 - vectors.shape[1]))])

    ax2.scatter(proj_3d[:, 0], proj_3d[:, 1], proj_3d[:, 2],
                c=range(len(proj_3d)), cmap='viridis', s=30, alpha=0.7)
    ax2.plot(proj_3d[:, 0], proj_3d[:, 1], proj_3d[:, 2], 'k-', alpha=0.3, linewidth=0.5)
    ax2.scatter([proj_3d[0, 0]], [proj_3d[0, 1]], [proj_3d[0, 2]],
                color='green', s=100, marker='o', label='Start')
    ax2.scatter([proj_3d[-1, 0]], [proj_3d[-1, 1]], [proj_3d[-1, 2]],
                color='red', s=100, marker='*', label='End')
    ax2.set_xlabel('PC1')
    ax2.set_ylabel('PC2')
    ax2.set_zlabel('PC3')
    ax2.set_title('Траектория S_sem (3D)')

    # Диаграмма персистентности (упрощённая)
    ax3 = fig.add_subplot(133)
    intervals = analysis.get('intervals', [])
    if intervals:
        for birth, death, dim in intervals:
            color = 'blue' if dim == 0 else 'red'

```

```

marker = 'o' if dim == 0 else 's'
ax3.scatter(birth, death, c=color, marker=marker, s=50, alpha=0.3)

# Диагональ (короткоживущие фици)
max_val = max(max(d for _, d, _ in intervals), 1.0)
ax3.plot([0, max_val], [0, max_val], 'k--', alpha=0.3)

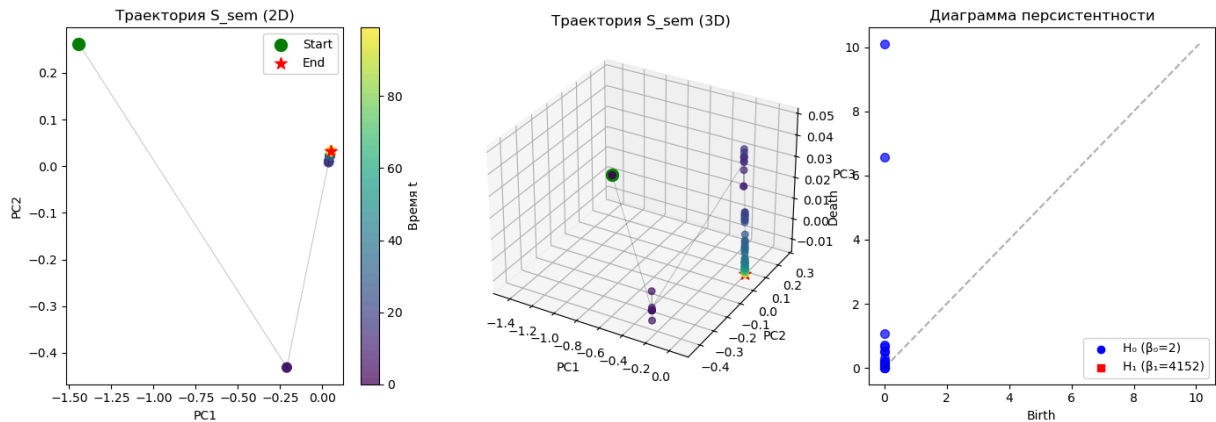
ax3.set_xlabel('Birth')
ax3.set_ylabel('Death')
ax3.set_title('Диаграмма персистентности')
ax3.scatter([], [], c='blue', marker='o', label=f'H0 ( $\beta_0$ ={{summary.be
ax3.scatter([], [], c='red', marker='s', label=f'H1 ( $\beta_1$ ={{summary.bet
ax3.legend()

else:
    ax3.text(0.5, 0.5, 'Недостаточно данных', ha='center', va='center',
    ax3.set_title('Диаграмма персистентности')

plt.tight_layout()
plt.show()

else:
    print("Недостаточно данных для визуализации траектории")

```



9. Интеграция с эволюционным поиском

Пример комбинированной функции фитнеса для совместной оптимизации правил и наблюдателя:

```

In [35]: from world.observer import CombinedFitness, CombinedFitnessConfig

# Демонстрация формулы комбинированного фитнеса
# TotalFitness =  $\alpha$  * SMFitness +  $\beta$  * OBSFitness

# Параметры
alpha = 0.7 # Вес SMFitness (микродинамика)
beta = 0.3  # Вес OBSFitness (семантика наблюдателя)

# Симуляция: предположим SMFitness уже вычислен
sm_fitness_score = 105.80 # Найденное ранее значение для SM-подобных правил

# OBSFitness вычислен выше

```

```

obs_fitness_score = score

# Комбинированный фитнес
total_fitness = alpha * sm_fitness_score + beta * obs_fitness_score

print("=" * 60)
print("КОМБИНИРОВАННЫЙ ФИТНЕС ДЛЯ ЭВОЛЮЦИОННОГО ПОИСКА")
print("=" * 60)
print(f"\nФормула: TotalFitness =  $\alpha$ ·SMFitness +  $\beta$ ·OBSFitness")
print(f"          = {alpha}·{sm_fitness_score:.2f} + {beta}·{obs_fitness_score:.2f}")
print(f"          = {alpha * sm_fitness_score:.2f} + {beta * obs_fitness_score:.2f}")
print(f"\n☺ TotalFitness = {total_fitness:.3f}")

print(f"\n📋 Для эволюционного поиска:")
print(f"    • Оптимизируем RULESET → SMFitness ( $\Omega$ -разнообразие, сохранение)")
print(f"    • Оптимизируем OBS → OBSFitness (извлечение физики)")
print(f"    • Совместно → TotalFitness")

# Визуализация вкладов
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 4))

# Вклады в общий фитнес
ax = axes[0]
contributions = [alpha * sm_fitness_score, beta * obs_fitness_score]
labels = [f' $\alpha$ ·SMFitness\n({contributions[0]:.2f})', f' $\beta$ ·OBSFitness\n({contributions[1]:.2f})']
colors = ['steelblue', 'coral']
ax.pie(contributions, labels=labels, colors=colors, autopct='%1.1f%%', startangle=90)
ax.set_title('Вклады в TotalFitness')

# Адаптивное изменение весов
ax = axes[1]
generations = np.arange(0, 100)
alpha_adaptive = 0.9 - 0.4 * (generations / 100) # от 0.9 до 0.5
beta_adaptive = 1.0 - alpha_adaptive

ax.plot(generations, alpha_adaptive, 'b-', label=' $\alpha$  (SMFitness)', linewidth=2)
ax.plot(generations, beta_adaptive, 'r-', label=' $\beta$  (OBSFitness)', linewidth=2)
ax.fill_between(generations, 0, alpha_adaptive, alpha=0.3, color='blue')
ax.fill_between(generations, alpha_adaptive, 1, alpha=0.3, color='red')
ax.set_xlabel('Generation')
ax.set_ylabel('Weight')
ax.set_title('Адаптивные веса (по поколениям)')
ax.legend()
ax.set_ylim(0, 1)
ax.grid(True, alpha=0.3)

plt.tight_layout()
plt.show()

```


КОМБИНИРОВАННЫЙ ФИТНЕС ДЛЯ ЭВОЛЮЦИОННОГО ПОИСКА

$$\begin{aligned}\text{Формула: TotalFitness} &= \alpha \cdot \text{SMFitness} + \beta \cdot \text{OBSFitness} \\ &= 0.7 \cdot 105.80 + 0.3 \cdot 0.604 \\ &= 74.06 + 0.181\end{aligned}$$

🎯 $\text{TotalFitness} = 74.241$

📋 Для эволюционного поиска:

- Оптимизируем RULESET → SMFitness (Ω-разнообразие, сохранение)
- Оптимизируем OBS → OBSFitness (извлечение физики)
- Совместно → TotalFitness

