

# Лабораторная работа N°1

Тема: Сложность алгоритмов и их оптимизация

Цель работы: Получить навыки вычисления сложности алгоритмов и оптимизации различными методами.

Алгоритм: Поиск в глубину (DFS)

## Импорты

```
import random
import time
import tracemalloc
from tqdm import tqdm
import pandas as pd
```

## Рекурсивный DFS

```
def dfs_recursive(graph, start, visited=None):
    if visited is None:
        visited = set()

    visited.add(start)

    for neighbor in graph[start]:
        if neighbor not in visited:
            dfs_recursive(graph, neighbor, visited)

    return visited
```

## Временная сложность

Для ориентированного/неориентированного графа:

- каждый узел посещается один раз —  $O(V)$
- каждое ребро рассматривается один раз —  $O(E)$

Итого:  $O(V+E)$

## Пространственная сложность

- рекурсивный стек: глубина до  $V$
- множество посещённых:  $O(V)$

Итого:  $O(V)$

## Итеративный DFS

```
def dfs_iterative(graph, start):
    visited = set()
    stack = [start]

    while stack:
        node = stack.pop()
        if node not in visited:
            visited.add(node)
            stack.extend(graph[node])

    return visited
```

## Алгоритмическая оптимизация

Для DFS реальной алгоритмической оптимизации нет, так как асимптотика оптимальна  $O(V+E)$ .

Но возможны улучшения:

- Убрать рекурсии, стек вручную (итеративный DFS)

Избавляемся от overhead рекурсии и ограничений глубины стека.

Преимущества:

- устойчив к глубине графа
- быстрее, т.к. нет рекурсивных вызовов

## Генерация графа

```
def generate_graph(n, edges_per_node=5):
    graph = {i: [] for i in range(n)}
    for i in range(n):
        for _ in range(edges_per_node):
            graph[i].append(random.randint(0, n-1))
    return graph
```

## Бенчмаркинг

```
def benchmark_recursive_n(graph, n_runs=1000):
    import tracemalloc
    import time

    times = []
    peaks = []

    for i in range(n_runs):
        tracemalloc.start()
```

```

    t0 = time.time()

    try:
        dfs_recursive(graph, 0)
    except RecursionError as e:
        tracemalloc.stop()
        continue

    t1 = time.time()
    current, peak = tracemalloc.get_traced_memory()
    tracemalloc.stop()

    run_time = t1 - t0
    times.append(run_time)
    peaks.append(peak)

    if len(times) == 0:
        return {'avg_time': None, 'avg_peak_mem': None}

    return {'avg_time': sum(times)/len(times), 'avg_peak_mem':
sum(peaks)/len(peaks)/1024}

def benchmark_iterative_n(graph, n_runs=1000):
    import tracemalloc
    import time

    times = []
    peaks = []

    for i in range(n_runs):
        tracemalloc.start()
        t0 = time.time()

        dfs_iterative(graph, 0)

        t1 = time.time()
        current, peak = tracemalloc.get_traced_memory()
        tracemalloc.stop()

        run_time = t1 - t0
        times.append(run_time)
        peaks.append(peak)

    if not times:
        return {'avg_time': None, 'avg_peak_mem': None}

    return {'avg_time': sum(times)/len(times), 'avg_peak_mem':
sum(peaks)/len(peaks)/1024}

n_values = [500, 1_000, 10_000]
results = []

```

```

for n in tqdm(n_values):
    graph = generate_graph(n)

    rec = benchmark_recursive_n(graph, n_runs=1000)
    it = benchmark_iterative_n(graph, n_runs=1000)

    results.append({
        'graph_size': n,
        'recursive_avg_time': rec['avg_time'],
        'recursive_avg_peak_mem_KB': rec['avg_peak_mem'],
        'iterative_avg_time': it['avg_time'],
        'iterative_avg_peak_mem_KB': it['avg_peak_mem']
    })

```

100%|██████████| 3/3 [00:54<00:00, 18.27s/it]

## Таблица результатов

```

df = pd.DataFrame(results)
df

{"summary": "{\n  \"name\": \"df\",\n  \"rows\": 3,\n  \"fields\": [\n    {\n      \"column\": \"n_runs\",\n      \"properties\": {\n        \"dtype\": \"number\",\n        \"std\": 5346,\n        \"min\": 500,\n        \"max\": 10000,\n        \"num_unique_values\": 3,\n        \"samples\": [\n          500,\n          1000,\n          10000\n        ],\n        \"semantic_type\": \"\",\n        \"description\": \"\"\n      }\n    },\n    {\n      \"column\": \"recursive_avg_time\",\n      \"properties\": {\n        \"dtype\": \"number\",\n        \"std\": 0.004227788306291441,\n        \"min\": 0.0022176814079284666,\n        \"max\": 0.008196676969528199,\n        \"num_unique_values\": 2,\n        \"samples\": [\n          0.008196676969528199,\n          0.0022176814079284666\n        ],\n        \"semantic_type\": \"\",\n        \"description\": \"\"\n      }\n    },\n    {\n      \"column\": \"recursive_avg_peak_mem_KB\",\n      \"properties\": {\n        \"dtype\": \"number\",\n        \"std\": 8.463365897759548,\n        \"min\": 54.29497265625,\n        \"max\": 66.2639794921875,\n        \"num_unique_values\": 2,\n        \"samples\": [\n          66.2639794921875,\n          54.29497265625\n        ],\n        \"semantic_type\": \"\",\n        \"description\": \"\"\n      }\n    }\n  ],\n  \"column\": \"iterative_avg_time\",\n  \"properties\": {\n    \"dtype\": \"number\",\n    \"std\": 0.010520863612324377,\n    \"min\": 0.0002978625297546387,\n    \"max\": 0.018640203952789307,\n    \"num_unique_values\": 3,\n    \"samples\": [\n      0.0002978625297546387,\n      0.0005396101474761963\n    ],\n    \"semantic_type\": \"\",\n    \"description\": \"\"\n  },\n  \"column\": \"iterative_avg_peak_mem_KB\",\n  \"properties\": {\n    \"dtype\": \"number\",\n    \"std\": 429.99346614242876,\n    \"min\": 18.27,\n    \"max\": 429.99346614242876,\n    \"num_unique_values\": 3,\n    \"samples\": [\n      18.27,\n      429.99346614242876,\n      429.99346614242876\n    ],\n    \"semantic_type\": \"\",\n    \"description\": \"\"\n  }\n  }\n}

```

```
\ "min\": 48.513328125,\n      \ "max\": 794.48440625,\n \ "num_unique_values\": 3,\n      \ "samples\": [\n48.513328125,\n      50.9202578125\n      ],\n \ "semantic_type\": \ "\",\n      \ "description\": \ "\n      }\n      }\n      ]\n      }", "type": "dataframe", "variable_name": "df" }
```