

Premature optimization is a root of all evil

## Проблемы при профилировании

Скорость работы зависит от множества факторов

- Статистическая обработка результатов (делаем 5 тестов, отбрасываем самый медленный и самый быстрый)
- Контролируйте нагрузку на процессор и его тактовую частоту

## Детерминированное и вероятностное профилирование

- Детерминированное - встраивание счетчиков в код
- Вероятностное - периодическая остановка программы и анализ времени останова (периодическая остановка по исчерпанию любого счетчика, а не только времени)

## top/htop/atop/iotop/nettop/time & sysinternals

```
% time python some_script.py  
real    0m1.028s  
user    0m0.001s  
sys     0m0.003s
```

## timeit

Используется для профилирования быстрых конструкций

```
1     import timeit
2     print timeit.timeit("a + b", "a,b = 1,2") # 0.0374751091003
```

timeit

```
1  import timeit
2
3  for pow in range(6, 8):
4      print timeit.timeit("a + b",
5                          "a,b = 1,2",
6                          number=10 ** pow) / 10 ** pow
7
8  # 2.5 E-8
9  # 2.14E-8
10 # 2.1 E-8
```

timeit

```
1    zero_time = timeit.timeit("pass", "", number=number)
2    zero_time /=  number
3    timeit.timeit(..., number=number) / num - zero_time
```

## profile & cProfile

```
1  import re
2  import cProfile
3
4  cProfile.run("re.compile('a|b|c' * 100 + 'c ')" )
```

4913 function calls (4712 primitive calls) in 0.002 seconds

Ordered by: standard name

ncalls	tottime	percall	cumtime	percall	filename:lineno(function)
1	0.000	0.000	0.002	0.002	<string>:1(<module>)
1	0.000	0.000	0.002	0.002	re.py:188(compile)
1	0.000	0.000	0.002	0.002	re.py:226(_compile)
2	0.000	0.000	0.000	0.000	sre_compile.py:179(_compile_charset)
2	0.000	0.000	0.000	0.000	sre_compile.py:208(_optimize_charset)
408	0.000	0.000	0.000	0.000	sre_compile.py:25(_identityfunction)
1	0.000	0.000	0.000	0.000	sre_compile.py:33(_compile)
1	0.000	0.000	0.000	0.000	sre_compile.py:360(_compile_info)
2	0.000	0.000	0.000	0.000	sre_compile.py:473(isstring)
1	0.000	0.000	0.000	0.000	sre_compile.py:479(_code)



## profile & cProfile

```
1 profile = cProfile.Profile()
2 try:
3     profile.enable()
4     result = func(*args, **kwargs)
5     profile.disable()
6     return result
7 finally:
8     profile.print_stats()
9     profile.dump_stats(fname)

1 import pstats
2 p = pstats.Stats('restats')
3 p.strip_dirs().sort_stats(-1).print_stats()
```

## profile & cProfile

```
$ python -m cProfile [-o output_file] [-s sort_order] myscript.py
$ python -m cProfile --sort tottime 8_queen_task.py 12
[(7, 3), (6, 9), (5, 7), (11, 8), (8, 0), (3, 11), (10, 10), ...]
      4328231 function calls (4247059 primitive calls) in 1.802 seconds
```

Ordered by: internal time

ncalls	tottime	percall	cumtime	percall	filename:lineno(function)
81173	1.237	0.000	1.528	0.000	8_queen_task.py:1(hit_to)
81173/1	0.274	0.000	1.802	1.802	8_queen_task.py:20(do_put_queens)
3516485	0.203	0.000	0.203	0.000	{method 'append' of 'list' objects}
649397	0.088	0.000	0.088	0.000	{range}
1	0.000	0.000	1.802	1.802	8_queen_task.py:1(<module>)
1	0.000	0.000	1.802	1.802	8_queen_task.py:16(put_queens)
1	0.000	0.000	0.000	0.000	{method 'disable' of '_lsprof.P'..}

## pycallgraph

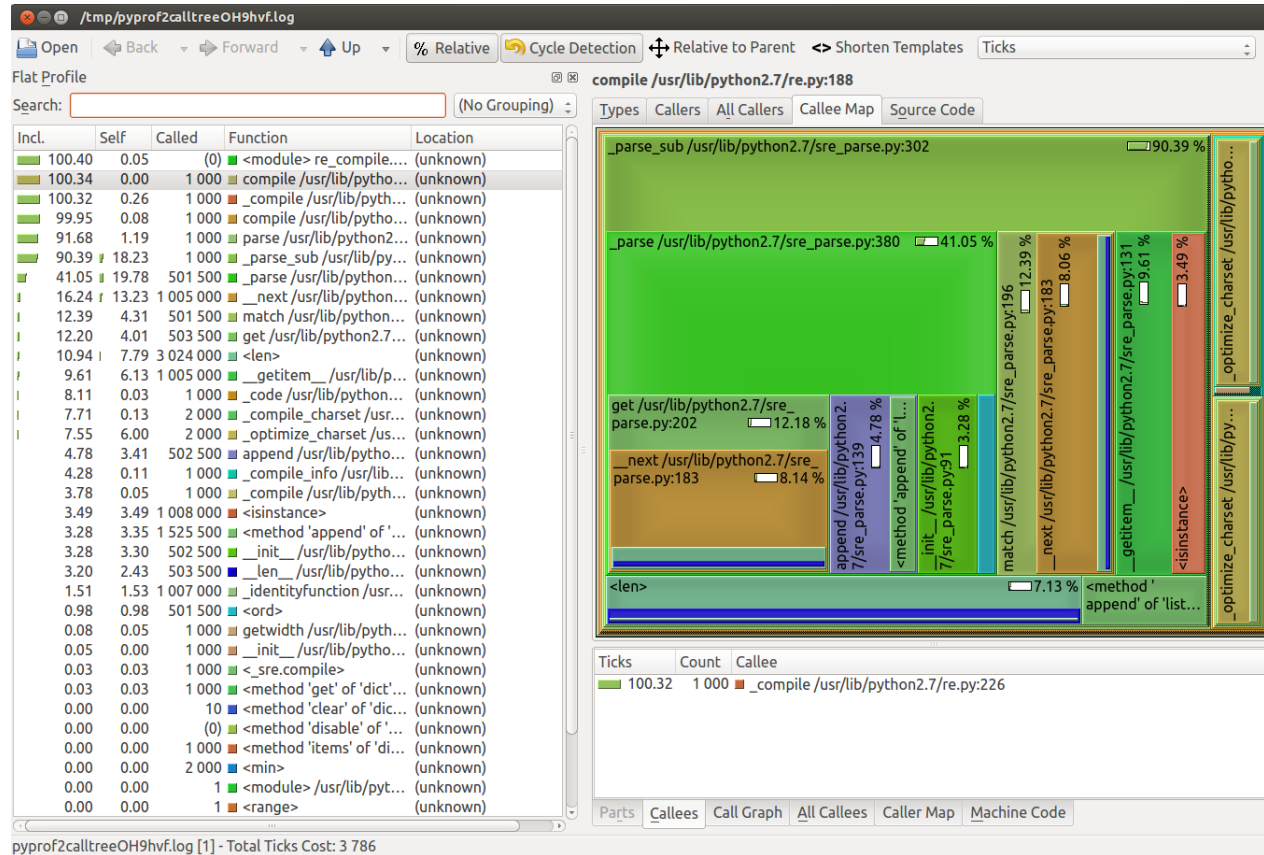
```
$ pip install pycallgraph
$ sudo apt-get install graphviz
$ pycallgraph graphviz -- ./mypythonscript.py
$ firefox pycallgraph.png
```

```
1 from pycallgraph import PyCallGraph
2 from pycallgraph.output import GraphvizOutput
3
4 with PyCallGraph(output=GraphvizOutput()):
5     code_to_profile()
```

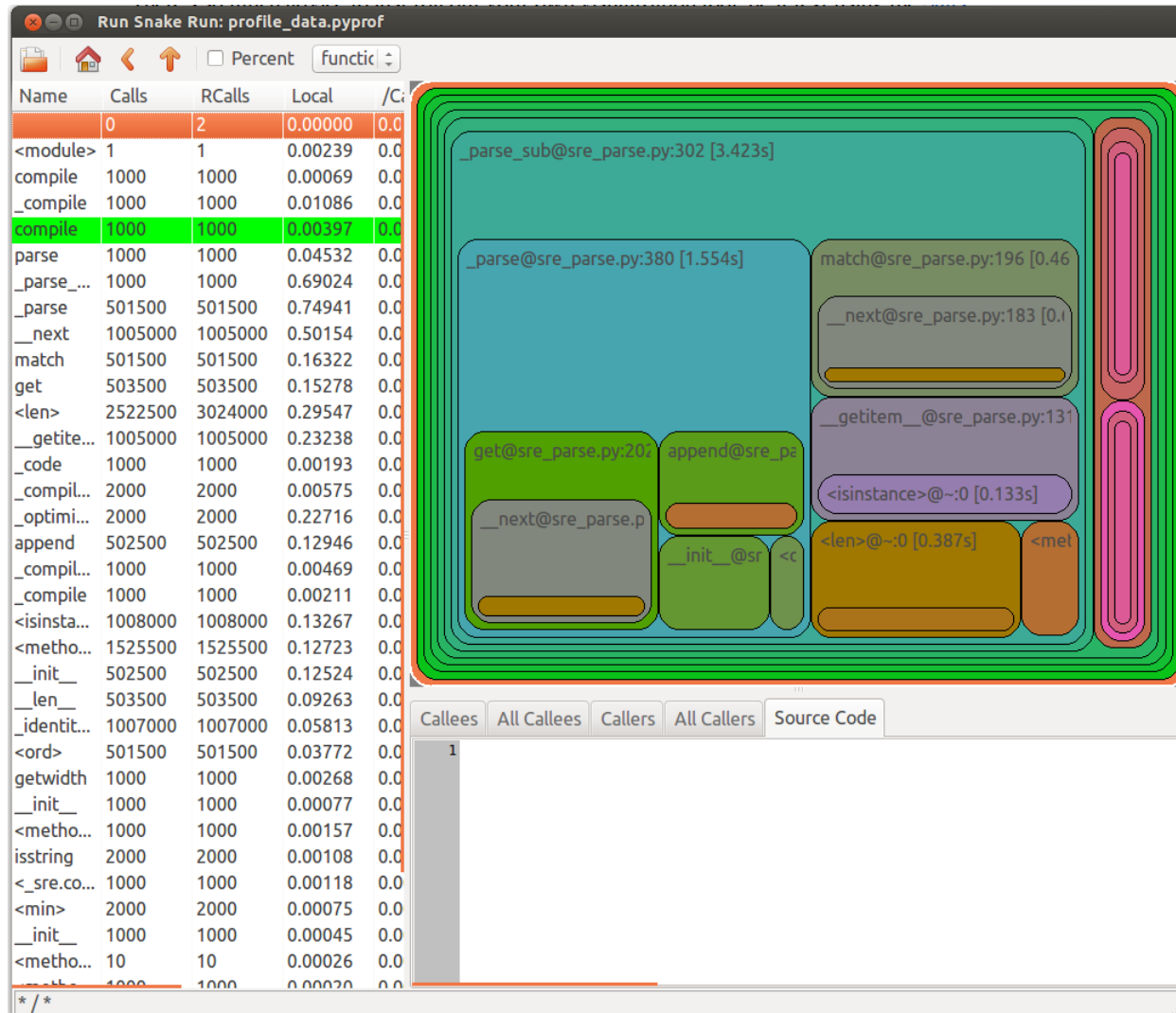


## kcachegrind & pyprof2calltree

```
$ python -m cProfile -o profile_data.pyprof re_compile.py
$ pyprof2calltree -i profile_data.pyprof -k
```



# runsnakerun



## line\_profiler

```
$ sudo pip install line_profiler
$ kernprof.py -l -v queen_problem.py 12
```

```
1 @profile
2 def hit_to(pos, sz):
3     x, y = pos
4     cells = [pos]
5     for dx in (0, 1, -1):
6         for dy in (0, 1, -1):
7             if dx == 0 and dy == 0:
8                 continue
9
10            for i in range(sz):
11                nx, ny = x + i * dx, y + i * dy
12                if nx < 0 or nx > sz - 1 or ny > sz - 1 or ny <
13                    break
14                cells.append((nx, ny))
15    return cells
```

## line\_profiler

```

....
#      Hits      Time PerHit %Time Line Contents
=====
1                                     @profile
2                                     def hit_to(pos, sz):
3      81173      34051      0.4   0.4          x, y = pos
4      81173      36006      0.4   0.4          cells = [pos]
5     324692     145524      0.4   1.6          for dx in (0, 1, -1):
6     974076     418874      0.4   4.7              for dy in (0, 1, -1):
7     730557     307418      0.4   3.4                  if dx == 0 and dy == 0:
8      81173      31691      0.4   0.4                      continue
9
0    4165869    1771034      0.4  19.7              for i in range(sz):
1    4138314    2069723      0.5  23.0                  nx, ny = x + i * dx, y + i * dy
2    4138314    2164515      0.5  24.0                  if nx < 0 or nx > sz - 1 \
                    or ny > sz - 1 or ny < 0:
3     621829     293094      0.5   3.3                      break
4    3516485    1699301      0.5  18.9                  cells.append((nx, ny))
5      81173      30539      0.4   0.3          return cells

```



## Профилирование потребления памяти

```
1 sys.getsizeof(1) == 24
2 sys.getsizeof("1213") == 41
3 sys.getsizeof([]) == 72
4 sys.getsizeof([1]) == 80
5 sys.getsizeof([1, 2]) == 88
6 sys.getsizeof({1, 2}) == 232
7 gc.get_referents({1,2,3}) == [1,2,3]
```

## memory\_profiler

```
$ pip install -U memory_profiler
```

```
$ python -m memory_profiler example.py
```

```
Line #      Mem usage  Increment  Line Contents
```

```
=====
```

3			@profile
4	5.97 MB	0.00 MB	def my_func():
5	13.61 MB	7.64 MB	a = [1] * (10 ** 6)
6	166.20 MB	152.59 MB	b = [2] * (2 * 10 ** 7)
7	13.61 MB	-152.59 MB	del b
8	13.61 MB	0.00 MB	return a

Что еще

- yappi - performance
- Guppy-PE
- objgraph - memory, obj visualization
- PySizer - memory
- resource, psutil
- perf, oprofile, sar. perf top

## ipython

```
%timeit a + b  
%prun some_func  
%load_ext memory_profiler  
%load_ext line_profiler  
%mprun  
%lprun
```

## Оптимизация

Скорость исполнения  $O(\text{количество питон инструкций})$

```
1 import dis
2
3 def mul2(x):
4     return (x + b) << 1
5 dis.dis(mul2)
```

```
0 LOAD_FAST          0 (x)
3 LOAD_GLOBAL        0 (b)
6 BINARY_ADD
7 LOAD_CONST         1 (1)
10 BINARY_LSHIFT
11 RETURN_VALUE
```

## Низкоуровневая оптимизация

- Локальные переменные быстрее глобальных
- Взятие атрибута - дорогая операция
- Кешируйте, где можно
- Ищите подходящие встроенные методы
- cython/C++
- [PerformanceTips](#)
- [optimizing-python-code](#)

## Локальные переменные быстрее глобальных

```
def c1(data):  
    len(data); len(data); len(data); len(data); len(data)  
  
%timeit c1(data)  
1000000 loops, best of 3: 238 ns per loop  
  
def c2(data):  
    ln=len;ln(data); ln(data); ln(data); ln(data); ln(data)  
  
%timeit c2(data)  
10000000 loops, best of 3: 196 ns per loop
```

## Доступ к атрибуту - дорогой

```
def r1():  
    res = []  
    for i in xrange(1000):  
        res.append(i)
```

```
def r2():  
    res = []  
    a = res.append  
    for i in xrange(1000):  
        a(i)
```

```
%timeit r1()  
10000 loops, best of 3: 56.9  $\mu$ s per loop
```

```
%timeit r2()  
10000 loops, best of 3: 33.1  $\mu$ s per loop
```



Кешируйте, где можно

Шахматы

Ищите подходящие встроенные методы

- `dict.setdefault`
- `dict.get`
- `sort`
- `heapq`
- `set operations`