

PYTHONKURS FÜR INGENIEUR:INNEN

Performanzmessung und -optimierung

Folien: C. Knoll, C. Statz, S. Voigt

Dresden, WiSe 2020/21

- Einführung
- Zeitmessung
- Allgemeine Tipps
- Beschleunigung durch C-Extensions

Was ist Performance?

- Laufzeit
 - Speicherbedarf (RAM, Festplatte)
 - Energie
- Hier: nur Laufzeit (einfach messbar, oft am wichtigsten)

Fakten

- Python ist langsamer als kompilierte Sprachen (Interpreter)
 - Oft aber nicht störend/wahrnehmbar (0.1s vs. 0.01s)
 - Laufzeitoptimierung von Code ist selbst oft sehr zeitaufwändig
- Zielkonflikt Ausführungs- vs. Entwicklungszeit

Was ist Performance?

- Laufzeit
 - Speicherbedarf (RAM, Festplatte)
 - Energie
- Hier: nur Laufzeit (einfach messbar, oft am wichtigsten)

Fakten

- Python ist langsamer als kompilierte Sprachen (Interpreter)
 - Oft aber nicht störend/wahrnehmbar (0.1s vs. 0.01s)
 - Laufzeitoptimierung von Code ist selbst oft sehr zeitaufwändig
- Zielkonflikt Ausführungs- vs. Entwicklungszeit
- ⇒ Allgemeine Tipps von Anfang an beachten
- ⇒ Spezifische Optimierung laufzeitkritischer Algorithmen-Teile

- Modul `time`
- `time.time()` gibt „Epoch-Zeit“ (auch „UNIX-timestamp“)
= die vergangenen Sekunden seit dem 01.01.1970 00:00:00.00
- Vorteil: sehr einfach
- Nachteil: zusätzlicher („boilerplate“)-Code im Programm verteilt

```
import time

s = 0
start = time.time()

for i in range(100000):
    s += i**0.5

print("Dauer [s]:", time.time() - start)
```

- Modul `timeit`
- Laufzeitmessung eines Statements (meist Funktionsaufruf)
- Gut für Vergleich von Codesnippets für spezielles Problem
- Statement muss als string oder callable übergeben werden
- Vorteile: nicht invasiv, Mittelung mehrerer Durchläufe

- Modul `timeit`
- Laufzeitmessung eines Statements (meist Funktionsaufruf)
- Gut für Vergleich von Codesnippets für spezielles Problem
- Statement muss als string oder callable übergeben werden
- Vorteile: nicht invasiv, Mittelung mehrerer Durchläufe

Listing: [example-code/time-example.py](#)

```
import timeit
import math

def wurzel_v1():
    return math.sqrt(2)

def wurzel_v2():
    return 2**0.5

print(timeit.timeit("2**0.5", number=100000))
print(timeit.timeit(wurzel_v1, number=100000))
print(timeit.timeit(wurzel_v2, number=100000))
```

- Modul `timeit`
- Laufzeitmessung eines Statements (meist Funktionsaufruf)
- Gut für Vergleich von Codesnippets für spezielles Problem
- Statement muss als string oder callable übergeben werden
- Vorteile: nicht invasiv, Mittelung mehrerer Durchläufe

Listing: `example-code/time-example.py`

```
import timeit
import math

def wurzel_v1():
    return math.sqrt(2)

def wurzel_v2():
    return 2**0.5

print(timeit.timeit("2**0.5", number=100000))
print(timeit.timeit(wurzel_v1, number=100000))
print(timeit.timeit(wurzel_v2, number=100000))
```

- Siehe auch: „magische IPython-Makros“: `%timeit` und `%timeit`

- Modul `cProfile`: detaillierte Laufzeitanalyse eines (ggf. sehr umfangreichen) Programms → Flaschenhals finden
- Profiling erzeugt Overhead – Programm läuft etwas langsamer ab als ohne
- Ergebnisse als print-Ausgabe oder in Datei zur Nutzung in Analysewerkzeugen
- Argument wird als String übergeben

```
import cProfile

def main():
    s = 0
    for i in range(100000):
        s += math.sqrt(i)

cProfile.run("main() ")
```

Alternativ: Kommandozeilenaufruf:

```
python -m cProfile -s cumtime test.py > test.txt
```

- sortiert bzgl. kummulierter Zeit
- `... > test.txt` bewirkt Umleitung der Ausgabe in Datei: `test.txt`
- mit Option `-o test.prfl` werden Ergebnisse im Binärformat in Datei `test.prfl` geschrieben (lässt sich dann mit `pstats` auswerten).

Ausgabe des Beispiels:

```
100004 function calls in 0.036 seconds
```

```
Ordered by: standard name
```

ncalls	totttime	percall	cumtime	percall	filename:lineno(function)
1	0.022	0.022	0.036	0.036	<module1>:34 (main)
1	0.000	0.000	0.036	0.036	<string>:1 (<module>)
100000	0.013	0.000	0.013	0.000	{math.sqrt}
1	0.000	0.000	0.000	0.000	{method [...]}
1	0.001	0.001	0.001	0.001	{range}

- Zeigt: welche Funktion wie oft aufgerufen wurde und wieviel Zeit dafür benötigt wurde
- Ansatzpunkte für Optimierung finden
- Hier interessant: nur ca. 1/3 der Laufzeit für `sqrt` benötigt
 - Rest ist Overhead (Funktion, Schleife)

Ausgabe des Beispiels:

```
100004 function calls in 0.036 seconds
```

```
Ordered by: standard name
```

ncalls	totttime	percall	cumtime	percall	filename:lineno(function)
1	0.022	0.022	0.036	0.036	<module1>:34 (main)
1	0.000	0.000	0.036	0.036	<string>:1 (<module>)
100000	0.013	0.000	0.013	0.000	{math.sqrt}
1	0.000	0.000	0.000	0.000	{method [...]}
1	0.001	0.001	0.001	0.001	{range}

- Zeigt: welche Funktion wie oft aufgerufen wurde und wieviel Zeit dafür benötigt wurde
- Ansatzpunkte für Optimierung finden
- Hier interessant: nur ca. 1/3 der Laufzeit für `sqrt` benötigt
- Rest ist Overhead (Funktion, Schleife)
- Weitergehende Analyse: Modul `pstats`

- Code erst optimieren, wenn tatsächlich Bedarf besteht:
 - „Premature optimisation is the root of all evil.“
- Profiling nutzen und nur die lohnenswerten Stellen zu identifizieren
- Nur korrekten Code optimieren
 - Unit-Tests nutzen, um Richtigkeit des Codes während der Überarbeitung sicherzustellen
 - Reihenfolge: „Make it run. Make it right. Make it fast.“
 - Spezielle Bibliotheken für jeweiliges Problem verwenden
 - Z. B. `numpy` für Numerik
 - Ist in C/Fortran geschrieben → viel schneller als reines Python

- Angemessene Datentypen verwenden: `tuple` oder `dict` statt `list`
- Beispiel: „Element Lookup“

```
3 in {1:True, 2:True, 3:True} # Aufwand O(1)
3 in [1, 2, 3] # Aufwand O(n)
```

- „Punkte“ (Objektorientierung) vermeiden:
 - jeder Punkt bedeutet Attribute/Member Lookup,
 - lokales Zwischenspeichern lohnt sich besonders in Schleifen

```
wurzel = math.sqrt
wurzel(2)
```

- Sog. `list comprehension` statt `for`-Schleife nutzen

```
r = [ str(k) for k in [1, 2, 3] ]
# statt
r = []
for k in [1, 2, 3]:
    r.append(str(k))
```

- In (verschachtelten) Schleifen: Funktionalität „von innen nach außen“ verlagern
 - Initialisierungen von Variablen
 - Berechnungen → Zwischenergebnisse Speichern/Cachen
 - Allgemein:
Anweisungen nur so oft wie nötig ausführen, aber so selten wie möglich
- Iteratoren nutzen (z.B. `range(4)` statt `[0, 1, 2, 3]`)
 - Hintergrund: Iteratoren erzeugen Funktion, um nächstes Element zu berechnen,
 - Oft effizienter als komplette Datenstruktur für Iteration im Vorfeld zu generieren
- Lokale Variablen verwenden
 - der Zugriff ist hier schneller, als auf Variable außerhalb des aktuellen Namensraums
 - Funktionen vektorisieren für schnelle Array-Operationen (`numpy.vectorize`)

Python-Quelltext

- Wird in sog. Bytecode übersetzt und zur Laufzeit vom Interpreter ausgeführt
→ hohe Flexibilität, aber vergleichsweise geringe Ausführungsgeschwindigkeit

Python-Quelltext

- Wird in sog. Bytecode übersetzt und zur Laufzeit vom Interpreter ausgeführt
- hohe Flexibilität, aber vergleichsweise geringe Ausführungsgeschwindigkeit

Kompilierter Code

- Wird in Maschinensprache übersetzt und direkt vom Prozessor verarbeitet
- hohe Ausführungsgeschwindigkeit, geringe Flexibilität (z.B. statische Datentypen, Speichermanagement)

Python-Quelltext

- Wird in sog. Bytecode übersetzt und zur Laufzeit vom Interpreter ausgeführt
- hohe Flexibilität, aber vergleichsweise geringe Ausführungsgeschwindigkeit

Kompilierter Code

- Wird in Maschinensprache übersetzt und direkt vom Prozessor verarbeitet
- hohe Ausführungsgeschwindigkeit, geringe Flexibilität (z.B. statische Datentypen, Speichermanagement)

Kombinationsmöglichkeiten (Einbettung von komp. Code in Python):

- `ctypes`
 - Kann externe Bibliotheken (z.B. *.dll unter Windows) in Python laden
 - sehr mächtig und flexibel
 - Hier nicht näher betrachtet, siehe ggf.
<https://github.com/cknoll/python-c-code-example>

Python-Quelltext

- Wird in sog. Bytecode übersetzt und zur Laufzeit vom Interpreter ausgeführt
→ hohe Flexibilität, aber vergleichsweise geringe Ausführungsgeschwindigkeit

Kompilierter Code

- Wird in Maschinensprache übersetzt und direkt vom Prozessor verarbeitet
→ hohe Ausführungsgeschwindigkeit, geringe Flexibilität (z.B. statische Datentypen, Speichermanagement)

Kombinationsmöglichkeiten (Einbettung von komp. Code in Python):

- `ctypes`
 - Kann externe Bibliotheken (z.B. *.dll unter Windows) in Python laden
 - sehr mächtig und flexibel
 - Hier nicht näher betrachtet, siehe ggf.
<https://github.com/cknoll/python-c-code-example>
- „Just in Time“-Kompilierung von bestimmten Code-Abschnitten (z.B. Modul `numba`)
- Übersetzen des Python Codes in `cython`
 - Sehr ähnlich zu Python aber statisch typisiert und kompiliert

- Erhebliches Beschleunigungspotential bei mathematischen Operationen
- Notwendig: `pip install numba`
- Beispiel: „Mandelbort Menge“
 - (einfache Mathematik, hoher numerischer Aufwand, visuelles Ergebnis)

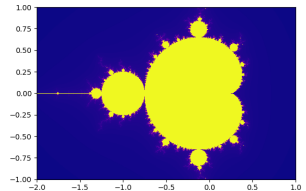
Listing: example-code/numba1.py (14-29)

```
@jit # Decorator für just-in-time Kompilierung
def mandel(x, y, max_iters):
    """
    Given a complex number  $x + y*j$ , determine
    if it is part of the Mandelbrot set given
    a fixed number of iterations.
    """
    i = 0
    c = complex(x, y)
    z = 0.0j
    for i in range(max_iters):
        z = z*z + c
        if (z.real*z.real + z.imag*z.imag) >= 1e3:
            return i
    return 255
```

- Erhebliches Beschleunigungspotential bei mathematischen Operationen
- Notwendig: `pip install numba`
- Beispiel: „Mandelbort Menge“
 - (einfache Mathematik, hoher numerischer Aufwand, visuelles Ergebnis)

Listing: example-code/numba1.py (14-29)

```
@jit # Decorator für just-in-time Kompilierung
def mandel(x, y, max_iters):
    """
    Given a complex number  $x + y*j$ , determine
    if it is part of the Mandelbrot set given
    a fixed number of iterations.
    """
    i = 0
    c = complex(x, y)
    z = 0.0j
    for i in range(max_iters):
        z = z*z + c
        if (z.real*z.real + z.imag*z.imag) >= 1e3:
            return i
    return 255
```



- Cython ist eigene Programmiersprache, Installation: `pip install cython`
 - Sehr eng an Python angelehnt aber mit expliziten statischen Typ-Informationen
- Kann automatisch nach C übersetzt werden → kompilierbar → schneller
- Details: siehe [Doku](#)

- Cython ist eigene Programmiersprache, Installation: `pip install cython`
 - Sehr eng an Python angelehnt aber mit expliziten statischen Typ-Informationen
- Kann automatisch nach C übersetzt werden → kompilierbar → schneller
- Details: siehe [Doku](#)
 - Vorgehen:
 - Algorithmus in reinem Python entwickeln („Make it run“ + „Make it right“)
 - Python manuell nach Cython übersetzen
 - Cython-Code nach C übersetzen lassen
 - C-Code kompilieren
 - So erstelltes Modul „ganz normal“ importieren / benutzen (→ „Make it fast“)

- Cython ist eigene Programmiersprache, Installation: `pip install cython`
 - Sehr eng an Python angelehnt aber mit expliziten statischen Typ-Informationen
- Kann automatisch nach C übersetzt werden → kompilierbar → schneller
- Details: siehe [Doku](#)
 - Vorgehen:
 - Algorithmus in reinem Python entwickeln („Make it run“ + „Make it right“)
 - Python manuell nach Cython übersetzen
 - Cython-Code nach C übersetzen lassen
 - C-Code kompilieren
 - So erstelltes Modul „ganz normal“ importieren / benutzen (→ „Make it fast“)

Typischerweise 3 Dateien, z.B.

- `mandel-cython.pyx` : Cython-Quelltext
- `mandel-cython-setup.py` : Zum Kompilieren
- `mandel-cython-main.py` : Zum Importieren u. Aufrufen

Listing: example-code/mandel-cython.pyx

```
# Cython-Quelltext
cimport numpy as np # for the special numpy stuff

cdef inline int mandel(double real, double imag, int max_iterations=20):
    """Given a complex number  $x + y*j$ , determine if it is part of the
    Mandelbrot set given a fixed number of iterations. """

    cdef double z_real = 0., z_imag = 0.
    cdef int i

    for i in range(0, max_iterations):
        z_real, z_imag = ( z_real*z_real - z_imag*z_imag + real,
                           2*z_real*z_imag + imag )
        if (z_real*z_real + z_imag*z_imag) >= 1000:
            return i
    # return -1
    return 255

def create_fractal( double min_x, double max_x, double min_y, int nb_iterations,
                   np.ndarray[np.uint8_t, ndim=2, mode="c"] image not None):

    cdef int width, height, x, y, start_y, end_y
    cdef double real, imag, pixel_size

    width = image.shape[0]
    height = image.shape[1]

    pixel_size = (max_x - min_x) / width

    for x in range(width):
        real = min_x + x*pixel_size
        for y in range(height):
            imag = min_y + y*pixel_size
            image[x, y] = mandel(real, imag, nb_iterations)
```


- Skript zur Konvertierung in C-Code:

Listing: example-code/mandel-cython-setup.py

```
#!/usr/bin/env python

"""
setup.py  to build mandelbot code with cython
"""

from distutils.core import setup
from distutils.extension import Extension
from Cython.Distutils import build_ext
import numpy # to get includes

setup(
    cmdclass = {'build_ext': build_ext},
    ext_modules = [Extension("mandelcy", ["mandel-cython.pyx"],)],
    include_dirs = [numpy.get_include()],
)
```

- Aufruf: `python mandel-cython-setup.py build_ext --inplace`
- C-Code wird kompiliert und eine importierbare Bibliothek erstellt

- Aufruf des Kompilierten Codes und Visualisierung:

Listing: `example-code/mandel-cython-setup.py`

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import mandelcy # unser Cython Modul (macht die eigentliche Arbeit)

# Ausschnitt der Gausschen Zahlenebene festlegen
min_x = -1.5
max_x = 0.15
min_y = -1.5
max_y = min_y + max_x - min_x

# to have same section like numba script
# min_x = -2; max_x = 1; min_y = -1.5

nb_iterations = 255

dataarray = np.zeros((500, 500), dtype=np.uint8)

# Ausführung des Kompilierten Codes
mandelcy.create_fractal(min_x, max_x, min_y, nb_iterations, dataarray)

# Transponieren und erste Achse spiegeln
dataarray = dataarray.T[::-1, :]

plt.imshow(dataarray, extent=(min_x, max_x, min_y, max_x), cmap=plt.cm.plasma)
plt.savefig("mandel-cython.png")
plt.show()
```

- Aufruf des Kompilierten Codes und Visualisierung:

Listing: `example-code/mandel-cython-setup.py`

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import mandelcy # unser Cython Modul (macht die eigentliche Arbeit)

# Ausschnitt der Gausschen Zahlenebene festlegen
min_x = -1.5
max_x = 0.15
min_y = -1.5
max_y = min_y + max_x - min_x

# to have same section like numba script
# min_x = -2; max_x = 1; min_y = -1.5

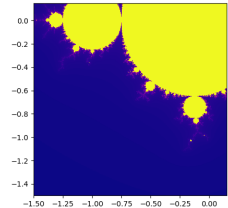
nb_iterations = 255

dataarray = np.zeros((500, 500), dtype=np.uint8)

# Ausführung des Kompilierten Codes
mandelcy.create_fractal(min_x, max_x, min_y, nb_iterations, dataarray)

# Transponieren und erste Achse spiegeln
dataarray = dataarray.T[::-1, :]

plt.imshow(dataarray, extent=(min_x, max_x, min_y, max_x), cmap=plt.cm.plasma)
plt.savefig("mandel-cython.png")
plt.show()
```



- Viele Möglichkeiten, Python selber schneller zu machen
- Wenn das nicht reicht:
 - Flaschenhälse mittels **Profiling** identifizieren
- Kritische Programmteile durch kompilierten Code ersetzen
 - Just-in-Time-Kompilierung **numba** (Aufwand: gering)
 - Manuelle Portierung nach **cython** (Aufwand: mäßig)
 - Eigener C-Code mit **ctypes** (Aufwand ggf. erheblich)

- Viele Möglichkeiten, Python selber schneller zu machen
- Wenn das nicht reicht:
 - Flaschenhälse mittels `Profiling` identifizieren
- Kritische Programmteile durch kompilierten Code ersetzen
 - Just-in-Time-Kompilierung `numba` (Aufwand: gering)
 - Manuelle Portierung nach `cython` (Aufwand: mäßig)
 - Eigener C-Code mit `ctypes` (Aufwand ggf. erheblich)
 - (\exists weitere Möglichkeiten)
- Hier nicht behandelt: `Threading/Multiprocessing`