Użyty algorytm **Biblioteki** In [1]: import random import numpy as np from docplex.mp.model import Model import time Funkcja generująca losowe instancje testowe Funkcja przyjmuje parametry: n - liczba samolotów m - liczba dostępnych manewrów w - miara "zachowania konfliktu" p - prawdopodobieństwo wystąpienia konfliktu między dwoma samolotami poruszającymi się po pierwotnie ustalonych trasach Funkcja zwraca macierz konfliktów, w której wartość 1 oznacza konflikt, a 0 jego brak. In [2]: def generate_conflict_matrix(n, m, w, p): pm = p * 2**((1-m)/w)rows = n * mconflicts_num = int(((rows - 1) * rows * pm) / 2) matrix = np.zeros((rows, rows), dtype=int) indices = random.sample(range(rows * (rows - 1) // 2), conflicts_num) indices_set = set(indices) k = 0for i in range(rows - 1): for j in range(i + 1, rows): if k in indices_set: matrix[i, j] = 1matrix[j, i] = 1k += 1np.fill_diagonal(matrix, 1) return matrix Funkcje pomocnicze Funkcja dzieląca wygenerowaną macierz na fragmenty In []: def create_chunks(CM, n, m): chunks = [] for i in range(0, n*m, m): for j in range(0, n*m, m): chunk = CM[i:i+m, j:j+m]chunks.append(chunk) return chunks Funkcja tworzy obiekt Model z biblioteki docplex. Następnie tworzona jest macierz zmiennych binarnych o wymiarze n x m. Później funkcją minimize() definiowana jest funkcja celu do poszukiwania rozwiązania optymalnego. In []: def create_model_opt(n, m): model = Model() model.name = 'Model_optymalny' $x = model.binary_var_matrix(range(1, n + 1), range(1, m + 1), name=lambda ns: f'x_{ns[0]}_{ns[1]}')$ model.minimize(model.sum(j * x[i, j] for i in range(1, n + 1) for j in range(1, m + 1))) return model, x Funkcja ustawiająca model do poszukiwania rozwiązania dopuszczalnego. Rózni się funkcją celu od modelu optymalnego. In []: def create_model_fea(n, m): model = Model() model.name = 'Model_dopuszczalny' $x = model.binary_var_matrix(range(1, n + 1), range(1, m + 1), name=lambda ns: f'x_{ns[0]}_{ns[1]}')$ model.minimize(1) return model, x Funkcja dodająca ograniczenia do modelu In []: def add_constraints(model, n, m, x, chunks): for i in range(1, n + 1): $model.add_constraint(model.sum(x[i, j] for j in range(1, m + 1)) == 1)$ for i in range(n): for j in range(m): for k in range(i + 1, n): **if** i != k: for 1 in range(m): chunk = chunks[i*n+k] **if** chunk[j][l] **==** 1: $model.add_constraint(x[i+1, j+1]+x[k+1, l+1] \leftarrow 1)$ Funkcja rozwiązująca model i mierząca czas rozwiązania In [3]: def solve_model(model): start_time = time.time() model.solve() stop_time = time.time() return stop_time - start_time Funkcja zbierająca dane Funkcja iteruje po parametrach tworząc każdą ich kombinację. Dla każdej z kombinacji generowane jest 10 instancji testowych. Dla każdej instancji tworzone są dwa modele, jeden który poszukuje rozwiązania dopuszczalnego i drugi, który poszukuje rozwiązania optymalnego. Dla każdego rozwiązania mierzony jest czas. In [5]: def analyze_parameters(): n_values = [10, 20, 30, 40] $m_{values} = [3, 5, 7, 9]$ $p_{values} = [0.6, 0.8, 1]$ $w_{values} = [1, 5, 10]$ results = [] for n in n_values: $print(f'n = \{n\}')$ for m in m_values: print(f'm = {m}') for p in p_values: $print(f'p = \{p\}')$ for w in w_values: $print(f'w = \{w\}')$ for i in range(10): print(f'Iteracja {i}') CM = generate_conflict_matrix(n, m, w, p) chunks = create_chunks(CM, n, m) start_time = time.time() model, x = create_model_fea(n, m) add_constraints(model, n, m, x, chunks) solve_model(model) execution_time_fea = time.time() - start_time if model.solution is None: solution_fea_exists = False else: solution_fea_exists = True model.clear() start_time = time.time() model, x = create_model_opt(n, m) add_constraints(model, n, m, x, chunks) solve_model(model) execution_time_opt = time.time() - start_time if model.solution is None: solution_opt_exists = False solution_opt_exists = True model.clear() results.append((n, m, p, w, execution_time_fea, solution_fea_exists, execution_time_opt, solution_opt_ex return results Funkcja main wywołuje powyższą funkcję oraz zapisuje jej wyniki do pliku tekstowego In []: def main(): results = analyze parameters()

Badanie efektywności algorytmu unikania kolizji w przestrzeni

powietrznej

Jakub Wolniak

151797

Zbadać efektywność algorytmu solwera CPLEX wykorzystywanego do rozwiązywania problemu programowania matematycznego

sformułowanego na Laboratorium 2/4. Efektywność algorytmu rozumiana jest jako zależność czasu obliczeń od rozmiaru i/lub stopnia

Cel eksperymentu:

Użyta platforma

System operacyjny Windows 11

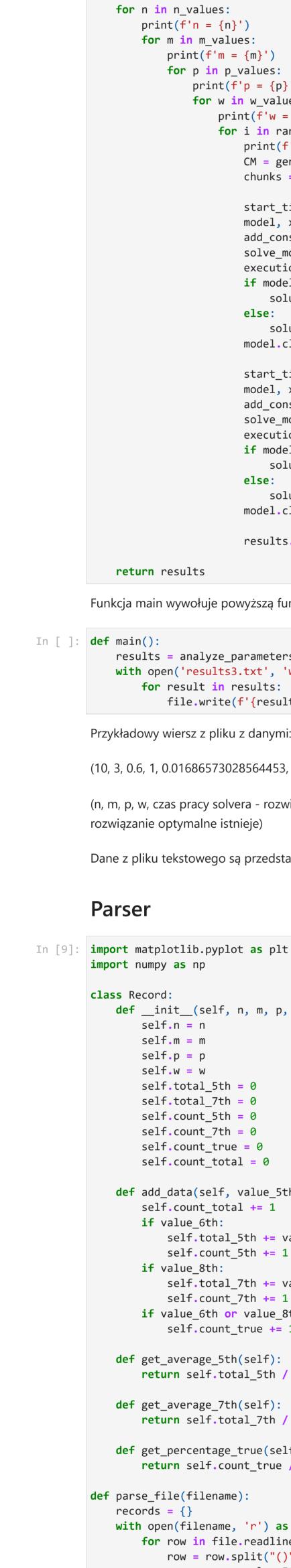
Wersja biblioteki docplex: 2.25.236

32 GB pamięci RAM

Język: Python 3.12.3

Procesor Intel Core i5-10400F 2.9 GHz

skomplikowania rozwiązywanej instancji problemu.



with open('results3.txt', 'w') as file:

file.write(f'{result}\n')

(10, 3, 0.6, 1, 0.01686573028564453, True, 0.011523962020874023, True)

Dane z pliku tekstowego są przedstawiane na wykresie przez osobny program parse'ujący.

def add_data(self, value_5th, value_6th, value_7th, value_8th):

return self.total_5th / self.count_5th if self.count_5th else 0

return self.total_7th / self.count_7th if self.count_7th else 0

n, m, p, w, value_5th, value_6th, value_7th, value_8th = eval(row[0])

records[key].add_data(value_5th, value_6th, value_7th, value_8th)

print(f'n = {record.n}, m = {record.m}, p = {record.p}, w = {record.w}')

print(f'Procent poprawnych rozwiązań: {record.get_percentage_true()}%')

labels = $[f'n=\{r.n\}, m=\{r.m\}, p=\{r.p\}, w=\{r.w\}'$ for r in records]

axs[0].bar(x - 0.2, avg_5th_times, 0.4, label='Avg feasible time') axs[0].bar(x + 0.2, avg_7th_times, 0.4, label='Avg optimal time')

axs[0].set_xticklabels(labels, ha='center', rotation=90, fontsize=6)

axs[1].set_title('Percentage of solutions for each parameter set')

axs[1].set_xticklabels(labels, ha='center', rotation=90, fontsize=6)

axs[0].set_title('Average times for each parameter set')

avg_5th_times = [r.get_average_5th() for r in records] avg_7th_times = [r.get_average_7th() for r in records] percentages = [r.get_percentage_true() for r in records]

x = np.arange(len(labels)) # the Label Locations

fig, axs = plt.subplots(2, 1, figsize=(16, 8))

print(f'Średni czas wykonania dla rozwiązania dopuszczalnego: {record.get_average_5th()} sekund')

Average times for each parameter set

Percentage of solutions for each parameter set

10. m=3, p=0, 6 w=1
10. m=3, p=0, 6 w=1
10. m=3, p=0, 6 w=1
10. m=3, p=0, 8 w=1
10. m=

Wykres górny obrazuje średni czas znajdowania rozwiązania optymalnego (pomarańczowy) i dopuszczalengo (niebieski). Wykres dolny pokazuje

Już na tym etapie widać, że parametr 'w' ma największy wpływ na znajdowanie rozwiązań. Rozwiązania są zazwyczaj znajdowane dla instancji z w

Average times for each n value

= 1, lecz gdy parametr ten wzrośnie solver nie znajduje rozwiązań, szczególnie w przypadku większych wartości n.

Avg feasible time

Avg optimal time

print(f'Średni czas wykonania dla rozwiązania optymalnego: {record.get_average_7th()} sekund')

return self.count_true / self.count_total * 100

records[key] = Record(n, m, p, w)

(n, m, p, w, czas pracy solvera - rozwiązanie dopuszczalne, czy rozwiązanie dopuszcalne istnieje, czas pracy solvera - rozwiązanie optymalne, czy

for result in results:

def __init__(self, n, m, p, w):

self.total_5th = 0 self.total 7th = 0 $self.count_5th = 0$ $self.count_7th = 0$ self.count true = 0 self.count_total = 0

self.count_total += 1

self.total_5th += value_5th

self.total_7th += value_7th

self.count_5th += 1

self.count_7th += 1 if value_6th or value_8th: self.count_true += 1

if value_6th:

if value_8th:

def get_average_5th(self):

def get_average_7th(self):

def parse_file(filename):

def print_parsed(records):

def main():

for record in records:

Plot for average times

axs[0].set_xticks(x)

axs[1].set_xticks(x)

fig.tight_layout()

if __name__ == '__main__':

plt.show()

main()

0.6

0.5 S 0.4 7.me 0.3

> 0.2 0.1

100

40

20

0.14

0.02

0.01

0.65

konfliktu jest "średnie"?

względu na problem opisany wyżej.)

Avg feasible time, m=3Avg optimal time, m=3

Avg feasible time, m=5 Avg optimal time, m=5 Avg feasible time, m=7

Percentage

axs[0].legend()

axs[0].set_ylabel('Time (s)')

Plot for percentage of solutions

axs[1].bar(x, percentages, 0.4)

axs[1].set_ylabel('Percentage')

records = {}

def get_percentage_true(self):

with open(filename, 'r') as file:

for row in file.readlines(): row = row.split("()")

key = (n, m, p, w)

return list(records.values())

if key not in records:

records = parse_file('results3.txt')

Przykładowy wiersz z pliku z danymi:

rozwiązanie optymalne istnieje)

Parser

import numpy as np

self.n = nself.m = mself.p = pself.w = w

class Record:

Analiza wyników Wpływ parametu n na czas obliczeń Na poniższym wykresie widać, że czas działania solvera jest liniowy w prawie wszystkich przypadkach, poza poszukiwaniem rozwiązania optymalnego dla m = 5. W wykresach dla innych wartości parametu p trendy są takie same. (Rozważane są tylko wyniki dla parametu w = 1 ze

procent rozwiązanych instancji testowych dla każdego zestawu parametrów.

Avg optimal time, m=7 0.12 Avg feasible time, m=9 Avg optimal time, m=9

0.10 0.06 0.04 0.02 0.00 10 15 20 35 25 30 40 n Wpływ parametu m na znajdowanie rozwiązań Na pierwszym wykresie na dolnej części widać, że w rejonie gdzie n = 10 wraz ze wzrostem parametu m rozwiązywane jest więcej instancji testowych.

Wpływ parametru p na czas obliczeń Wykres dla parametrów w = 1, m = 9. Z wykresu nie wynika, że parametr p ma rozpoznawalny wpływ na czasy obliczeń. Average times for each p value Avg feasible time, n=10 Avg optimal time, n=10 Avg feasible time n=20 0.05 Avg feasible time, n=40 Avg optimal time, n=40 0.04 Time (s) 80.0

0.75

wydłużającym obliczenia. Wynika to z wielu możliwych rozwiązań co utrudnia znalezienie rozwiązania optymalnego.

0.80

Czy czasy obliczeń są najdłuższe dla instancji, w których prawdopodobieństwo

Z górnej części pierwszego wykresu można wyciągnąć wniosek, że średnie prawdopodobieństwo konfliktu rzeczywiście jest czynnikiem