Sprawozdanie metody RSM i Safety Principles

Skład Zespołu:

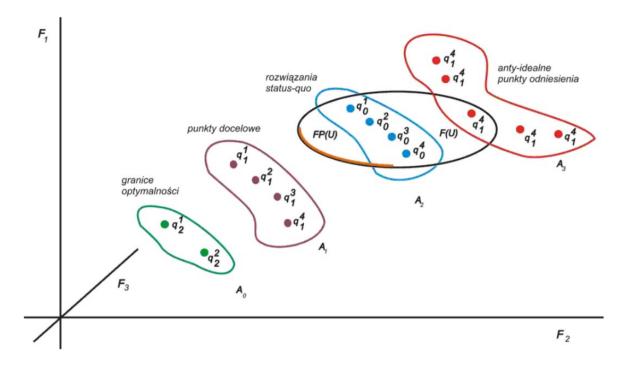
- Marcin Biela
- Jakub Sarata
- Michał Święciło
- Michał Spinczyk
- Konrad Kropornicki

Wstęp:

Metody punktów odniesienia (RSM) i Safety Principles (SP) są sposobami na poszukiwanie rozwiązań problemów optymalizacji wielokryterialnej. Są to zatem metody, które zastosować można przy problemach tworzenia rankingów np. wybór laptopa. Obie metody są do siebie podobne pod kilkoma względami. W obu algorytmach przed przystąpieniem do pracy należy określić odpowiednio 4 zbiory:

- A_0 granica optymalności
- A_1 punkty docelowe
- A_2 rozwiązanie status-quo
- A_3 anty-idealne punkty odniesienia

Zbiory te tworzymy w taki sposób, aby punkty wewnątrz nich były nieporównywalne i pkt w zbiorze o niższym indeksie dominowały nad pkt w zbiorze o indeksie wyższym.



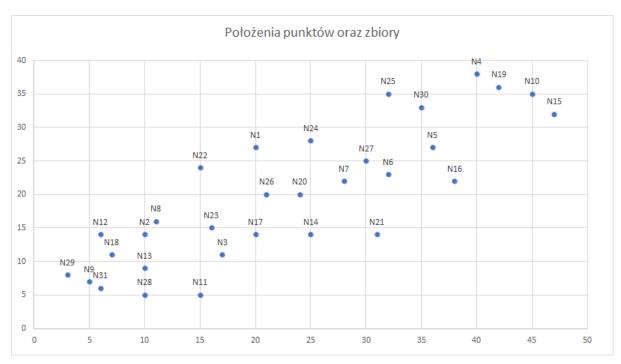
Jeżeli zbiory te zostały zdefiniowane poprawnie to pomiędzy zbiorem A_1 i A_2 pozostać powinny pkt nieprzypisane do żadnej z wymienionych wcześniej zbiorów. To właśnie do nich stosować będziemy metody RSM i SP. Będziemy chcieli stworzyć z tych pkt ranking pozwalający na uszeregowanie ich od najlepszego do najgorszego. Metody RSM i SP różnią się między sobą sposobem obliczania funkcji scoringowych.

W metodzie RSM tworzy się prostokąty, których jeden wierzchołek leży w zbiorze, a drugi w zbiorze A_2 . Pole tak powstałego prostokąta jest współczynnikiem wagowym. Tworzymy tyle takich prostokątów ile jest możliwe. Następnie dla każdego pkt u (znajdującego się pomiędzy zbiorami A_1 i A_2) obliczamy odległości od danch pkt będących wierzchołkami prostokąta i przemnażamy ją przez współczynnik wagowy danego prostokąta. Tak czynimy kolejno dla każdego prostokąta, a współczynnik skoringowy jest sumą wszystkich takich mnożeń. Jeżeli dany pkt nie zawiera się w prostokącie to współczynnik wagowy przyjmujemy 0. Współczynniki wagowe dla danego pkt u muszą być znormalizowane tak, aby ich suma wynosiła 1.

W metodzie SP działamy podobnie z tą różnicą, że zamiast prostokątów tworzymy krzywe Woronoja. Następnie rozważany pkt u rzutujemy na każdą z krzywych, a współczynnik skoringowy jest sumą współczynników rzutów na wszystkie krzywe. Również i tutaj współczynniki na krzywych Woronoja normalizujemy w taki sposób, aby dla pkt ze zbioru A_1 wartość wynosiła 0, a dla pkt ze zbioru A_2 1.

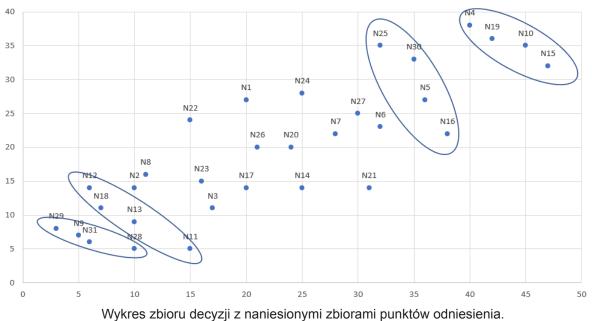
Zbiór danych:

Na potrzeby projektu grupa wyselekcjonowała 30 elementowy zbiór decyzji U oznaczone indeksami (N_1 , N_2 ,..., N_i , i=30) o dwóch kryteriach X i Y należących do zbioru liczb całkowitych (X, $Y \in Z$). Decyzje te wybrano odpowiednio tak, aby można było stworzyć odpowiednie zbiory punktów odniesienia określając poziomy odniesienia dla poszczególnych kryteriów. Poziomy pozwalają na określenie pożądalności poszczególnych rezultatów np. punkty aspiracji odpowiadające pożądanym rezultatom oraz rezerwacji, odpowiadające najgorszym akceptowalnym rezultatom.



Wykres zbioru decyzji.

Położenia punktów oraz zbiory



Napisane algorytmy:

Metoda punktów odniesienia (RSM)

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
from typing import Dict, Tuple, List, Union, Optional
df = pd.read excel("zbior punktow.xlsx", 'Arkusz2')
'NX', value: (x, y), 1 <= X <=30
dct = dict()
pkt nazwa = list(df['U'])
pkt x = list(df['x'])
pkt y = list(df['y'])
for i in range(len(pkt x)):
    dct[pkt nazwa[i]] = (pkt x[i], pkt y[i])
print(dct)
df2 = pd.read excel("zbior punktow.xlsx", 'Arkusz3')
# Wyodrędnienie odpowiednich punktów do poszczególnych klas A0, A1, A2,
A0 idx = df2.A0.to list()
A1 idx = df2.A1.to list()
A2 idx = df2.A2.to list()
A3 idx = df2.A3.to list()
A0 = []
A1 = []
A2 = []
\overline{A3} = \boxed{]}
for i in range(len(A0 idx)):
    A0.append(dct[A0 idx[i]])
    A1.append(dct[A1 idx[i]])
    A2.append(dct[A2 idx[i]])
    A3.append(dct[A3 idx[i]])
def check(u: Tuple, point A 1: Tuple, point A 2: Tuple) -> bool:
```

```
11 11 11
stworzonym przez punktu ze
   x \min, y \min = point A 1
   x_{max}, y_{max} = point_A_2
y max)):
def oblicz pole(A1 point: Tuple, A2 point: Tuple, u: Tuple) -> Tuple:
punkt ze zbioru status-quo znajduje się w
   obrębie tego prostokąta.
   x 1, y 1 = A1 point
   x 2, y 2 = A2 point
   p1 = list(dct.keys())[list(dct.values()).index((x 1, y 1))]
   p2 = list(dct.keys())[list(dct.values()).index((x 2, y 2))]
    if check(u,A1 point,A2 point):
        return (abs(x 1 - x 2)*abs(y 1 - y 2), p1, p2)
        return (0, p1, p2)
```

```
def wagi(A1: Tuple ,A2: Tuple,u: Tuple) -> List:
prostokącie A1, A2
    suma = 0
   pola = []
    wagi_ = []
    for A1_point in A1:
        for A2 point in A2:
            x 1, y 1 = A1 point
           x_2, y_2 = A2 point
            p1 = list(dct.keys())[list(dct.values()).index((x 1, y 1))]
            p2 = list(dct.keys())[list(dct.values()).index((x 2, y 2))]
            pole = oblicz pole(A1 point, A2 point, u)[0]
            suma += pole
            pola.append((pole,p1,p2))
    for pole in pola:
       pole,p1,p2 = pole
        if suma != 0:
            waga = pole/suma
            waga = 0
        wagi .append((waga,p1,p2))
    return wagi
def check if weight sum to 1(A1, A2, u):
się do 1
```

```
x = wagi(A1, A2, u)
   suma = 0
        suma += i[0]
    return suma
suma = check if weight sum to 1(A1, A2, dct['N1'])
print("Sprawdzenie czy suma ", suma)
# Zbiór punktów status-quo
B0 = []
Alxmin = min([point[0] for point in Al])
A2xmax = max([point[0] for point in A2])
for point name in dct.keys():
    if A1xmin < dct[point name][0] < A2xmax:</pre>
        if (dct[point name] not in A1) and (dct[point name] not in A2)
and (dct[point name] not in A0) and (dct[point name] not in A3):
            B0.append(dct[point name])
plt.figure()
plt.scatter([point[0] for point in B0], [point[1] for point in B0])
plt.show()
print(B0)
def distance(u: Tuple, A: Tuple) -> float:
   x_A, y_A = A
   d = np.sqrt((x-x A)**2+(y-y A)**2)
```

```
def skoring(u: Tuple, A1: List[Tuple], A2: List[Tuple]) -> Tuple:
   wagi_ = wagi(A1,A2,u)
   for waga, A1_point, A2_point in wagi_:
           d idealny = distance(u,dct[A1 point])
            d anty = distance(u,dct[A2 point])
            f = d anty/(d anty + d idealny)
            F += waga * f
   x,y = u
   u = list(dct.keys())[list(dct.values()).index((x, y))]
   return (F,u)
ranking = []
for point in B0:
    ranking.append(skoring(point,A1,A2))
ranking = sorted(ranking, key = lambda tup: tup[0], reverse=True)
ranking to plot = [f'{i+1}: {ranking[i]}' for i in range(len(ranking))]
print("Ranking:\n")
for elem in ranking to plot:
   print(elem)
```

- Safety Principles (SP)

```
# Zaimportowanie niezbędnych bibliotek
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from typing import Dict, Optional, List, Union
from numpy.linalg import norm

# Wczytywanie zbioru punktów
df = pd.read_excel("zbior_punktow.xlsx", 'Arkusz2')

# Przerobienie zbioru punktów z postaci pd.DataFrame to dict: key:
'NX', value: (x, y), 1 <= X <=30
dct = dict()
pkt_nazwa = list(df['U'])
pkt_x = list(df['Y'])
for i in range(len(pkt_x)):
    dct[pkt_nazwa[i]] = (pkt_x[i], pkt_y[i])

# Wyodrędnienie odpowiednich punktów do poszczególnych klas AO, A1, A2,
A3</pre>
```

```
df2 = pd.read excel("zbior punktow.xlsx", 'Arkusz3')
A0 idx = df2.A0.to list()
A1 idx = df2.A1.to list()
A2 idx = df2.A2.to list()
A3 idx = df2.A3.to list()
A0 = []
A1 = []
A2 = \boxed{]}
A3 = []
for i in range(len(A0 idx)):
    A0.append(dct[A0 idx[i]])
   A1.append(dct[A1 idx[i]])
   A2.append(dct[A2 idx[i]])
   A3.append(dct[A3 idx[i]])
B0 = []
Alxmin = min([point[0] for point in Al])
A2xmax = max([point[0] for point in A2])
for point name in dct.keys():
    if A1xmin < dct[point_name][0] < A2xmax:</pre>
        if (dct[point name] not in A1) and (dct[point name] not in A2)
and (dct[point name] not in A0) and (dct[point name] not in A3):
            B0.append(dct[point name])
def plot points(zbior: Optional[Union[Dict, List]], dct: Dict=dct):
```

```
if isinstance(zbior, Dict):
        fig, ax = plt.subplots()
       ax.set ylim((0, 40))
       ax.set xlim((0, 50))
        ax.scatter([zbior[point][0] for point in zbior.keys()],
[zbior[point][1] for point in zbior.keys()])
        for key, coords in zbior.items():
            ax.annotate(key, coords)
   if isinstance(zbior, List):
        fig, ax = plt.subplots()
        fig.set size inches((20, 15))
       ax.set ylim((0, 40))
       ax.set xlim((0, 50))
        ax.scatter([point[0] for point in zbior], [point[1] for point
in zbior])
        for coords in zbior:
            key = list(dct.keys())[list(dct.values()).index((coords[0],
coords[1]))]
           ax.annotate(key, coords)
def krzywa woronoya(u, A1 point, A2 point):
    fig, ax = plt.subplots()
    fig.set size inches((10, 7))
    ax.set ylim((0, 40))
```

```
ax.set xlim((0, 50))
   , f1, f2, = stworz krzywa(A1 point, A2 point)
   zbior = [u, A1_point, f1, f2, A2_point]
   zbior to text = [u, A1 point, A2 point]
   ax.scatter([point[0] for point in zbior], [point[1] for point in
zbior])
point[1]))]
   ax.plot([zbior[i][0] for i in range(1, len(zbior))], [zbior[i][1]
for i in range(1, len(zbior))])
   for coords in zbior to text:
        key = list(dct.keys())[list(dct.values()).index((coords[0],
coords[1]))]
        ax.annotate(' '+key+f' {coords}', coords)
   ax.annotate(f'f1: {f1}', f1)
   ax.annotate(f'f2: {f2}', f2)
def oblicz d(A1 point,A2 point):
   Funkcja obliczająca zbiór d wraz z uporządkowaniem elementów
zbioru.
   Return: float
   x A1, y A1 = A1 point
   x_A2, y_A2 = A2_point
   return min(d1,d2)
def stworz krzywa(A1 point,A2 point):
```

```
int))
   d = oblicz d(A1 point, A2 point)
   x_A1, y_A1 = A1 point
   x A2, y A2 = A2 point
   f1 = (x A1+d, y A1+d)
   f2 = (x_A2-d, y_A2-d)
    return (A1 point, f1, f2, A2 point)
def odleglosc(u, A1 odc, A2 odc):
odcinek, nie uwzględnia przypadku jeżeli
   u = np.asarray(u)
   A1 odc = np.asarray(A1 odc)
   A2 odc = np.asarray(A2 odc)
def oblicz dlugosc odcinka(point 1, point 2):
   x_1, y_1 = point_1
   x_2, y_2 = point_2
```

```
return ((x 2-x 1)**2 + (y 2 - y 1)**2)**(1/2)
def sprawdz czy punkt u w odcinku AB(u, point 1, point 2):
AB.
zawierającą odcinek jest poza nim.
b, c gdy
   odc u point 1 = oblicz dlugosc odcinka(u, point 1) # c
   odc u point 2 = oblicz dlugosc odcinka(u, point 2) # b
   odc point 1 point 2 = oblicz dlugosc odcinka(point 1, point 2) # a
   result = False
   lst odcinek = [odc u point 1, odc point 1 point 2, odc u point 2]
   a idx = lst odcinek.index(max(lst odcinek))
   a = lst odcinek[a idx]
   czy trojkat rozw = False
   if odc_point_1_point_2+odc_u_point_2 > odc_u_point_1 and
odc point 1 point 2+odc u point 1>odc u point 2 and
odc u point 2+odc u point 1>odc point 1 point 2:
        if odc_point_1_point_2**2+odc u point 2**2<odc u point 1**2 or
odc point 1 point 2**2+odc u point 1**2 < odc u point 2**2 or
odc u point 2**2+odc u point 1**2<odc point 1 point 2**2:
            czy trojkat rozw = True
           czy trojkat rozw = False
```

```
if czy trojkat rozw and odc point 1 point 2 != a:
       result = False
        result = True
    return result
def point_on_line(u, a, b):
    result = a + t * ab
    return result
def oblicz odleglosc(u, A1 point, A2 point):
prostymi.
   A1 point, f1, f2, A2 point = stworz krzywa(A1 point, A2 point)
    lista = [A1 point, f1, f2, A2 point]
```

```
d1 = np.Inf
Al point, fl))
    if sprawdz czy punkt u w odcinku AB(u, A1 point, f1):
        d1 = odleglosc(u, A1 point, f1)
   if sprawdz czy punkt u w odcinku AB(u, f1, f2):
        d2 = odleglosc(u, f1, f2)
   if sprawdz czy punkt u w odcinku AB(u, f2, A2 point):
        d3 = odleglosc(u, f2, A2 point)
    lst of d = [d1, d2, d3]
    return min(d1, d2, d3), lst of d.index(min(lst of d))
def oblicz_wart_y(u, A1 point, A2 point):
```

```
Return: Tuple(float, int)
   u = np.asarray(u)
   A1 point = np.asarray(A1 point)
   A2_point = np.asarray(A2 point)
   x = point on line(u, A1 point, A2 point)
def oblicz wspolczynnik skoringowy(u,A1 point,A2 point):
   Return: float
   y max = A2 point[1]
   y min = A1 point[0]
   x = oblicz wart y(u, A1 point, A2 point)
```

```
Obliczenie współczynnika skoringowego dla każdego punktu oraz
stworzenie rankingu.
ranking = []
for point in B0:
   suma = 0
    for A1 point in A1:
        for A2 point in A2:
            suma +=
oblicz wspolczynnik skoringowy(point,A1 point,A2 point)
oblicz wspolczynnik skoringowy(point,A1 point,A2 point))
   point = list(dct.keys())[list(dct.values()).index((point[0],
point[1]))]
    ranking.append((point, suma))
ranking = sorted(ranking, key = lambda tup: tup[1], reverse=False)
ranking to plot = [f'{i+1}: {ranking[i]}' for i in range(len(ranking))]
print("Ranking:\n")
for elem in ranking to plot:
   print(elem)
```

Uzyskane wyniki:

Metoda punktów odniesienia (RSM)

```
Ranking:
1: (0.872009647750395, 'N2')
2: (0.8175453206812621, 'N8')
3: (0.7724528316196977, 'N3')
4: (0.7210594696641758, 'N23')
5: (0.6499078205493714, 'N17')
6: (0.5723620412317619, 'N22')
7: (0.540082620356766, 'N14')
8: (0.5272976015490336, 'N26')
9: (0.4613838641660679, 'N20')
10: (0.429849908005132, 'N21')
11: (0.42810143189080707, 'N1')
12: (0.34129465521924957, 'N7')
13: (0.3016601097574758, 'N24')
14: (0.26281155907358733, 'N6')
15: (0.2519370440578506, 'N27')
```

Safety Principles (SP)

```
Ranking:
1: ('N2', 0.44611889526529347)
2: ('N8', 1.5163168593959648)
3: ('N3', 2.266589548802626)
4: ('N23', 3.1978910300992616)
5: ('N17', 4.476433718480989)
6: ('N22', 5.797108715918653)
7: ('N14', 6.491591130088836)
8: ('N26', 6.880964646229866)
9: ('N20', 8.090059093194572)
10: ('N1', 8.813015850240154)
11: ('N21', 8.909780024018252)
12: ('N7', 10.369351504289954)
13: ('N24', 11.161756502752553)
14: ('N27', 12.176164191646748)
15: ('N6', 12.315060674480785)
```

Porównując rankingi ze sobą możemy zauważyć, że są one niemal identyczne. Jedyna różnica to zamiana dwóch par punktów (N1-N21 i N27-N6), która jest rezultatem odmiennego sposobu obliczania rankingu.

Literatura i źródła wiedzy:

- 1. Dokumentacja oraz instrukcje zawarte na kursie przedmiotu ze strony UPEL.
- 2. Skulimowski A.M.J. (1996) Decision Support Systems Based on Reference Sets. Wydawnictwa AGH, Monografie, Nr 40, s. 167
- 3. Skulimowski A.M.J. (2019). Selected methods, applications, and challenges of multicriteria optimization. Seria Monografie, t.19, Komitet Automatyki i Robotyki Polskiej Akademii Nauk, Wydawnictwa AGH, s. 380
- 4. Andrzej M.J. SKULIMOWSKI (1986). Foreseen Utility in Multi-Stage Multicriteria Optimization. Seminar on Nonconventional Problems of Optimization, Warszawa, May 9-11, 1984. W: J. Kacprzyk (ed.), Proceedings, Part III, s. 365-386.

Rozkład obowiązków przy projekcie:

	Wykonawcy
Metoda RSM	- Marcin Biela - Jakub Sarata - Michał Spinczyk
Metoda SP	- Michał Święciło - Konrad Kropornicki - Marcin Biela
Sprawozdanie	- Jakub Sarata - Michał Spinczyk - Michał Święciło - Konrad Kropornicki