Міністерство освіти і науки України Національний технічний університет України «КПІ» імені Ігоря Сікорського Кафедра обчислювальної техніки ФІОТ

3ВІТ з лабораторної роботи №3 з навчальної дисципліни «Вступ до технології Data Science»

Тема:

MAKET ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ERP СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Виконав:

Студент 3 курсу кафедри ІПІ ФІОТ, Навчальної групи ІП-11 Сідак К.І.

Перевірив:

Професор кафедри ОТ ФІОТ Писарчук О.О.

І. Мета:

Виявити дослідити та узагальнити принципи формалізації задач, синтезу математичних моделей для автоматизації процесів підтримки прийняття рішень в інтелектуальних ERP системах: програмування обмежень – CP-SAT; багатокритеріальні задачі – Multicriteria decision analysis.

II. Завдання:

- 1. Для визначення можливості автоматизації бізнес процесів, що реалізовані в компанії замовника Вам пропонується розробити макет програмної реалізації мовою Python обчислювального алгоритму ERP системи підтримки прийняття рішень за умов: **ІІ рівень складності 8 балів**, викладених у табл. 2.
 - 10. Розробити програмний скрипт, що реалізує багатокритеріальне оцінювання ефективності позашляховиків різних виробників. Формування показників та критеріїв ефективності, синтез багатокритеріальної оптимізаційної моделі здійснити самостійно.
- 2. Провести аналіз отриманих результатів та верифікацію розробленого скрипта.

III. Виконання лабораторної роботи.

3.1. Формування показників та критеріїв ефективності.

Спочатку я сформував показники для позашляховиків різних виробників. В якості показників я обрав ціну (в тис. доларів), безпеку (за 5-бальною шкалою), місткість вантажу (у літрах), потужність у кінських силах, розхід пального в літрах на 100 км, кількість років гарантії та кліренс у міліметрах.

```
In 2 1 data = {
           'Cargo_Capacity': [500, 450, 480, 400, 520, 470, 430, 490, 520, 450],
           'Horsepower': [200, 250, 190, 180, 220, 210, 240, 230, 260, 180],
    13 suv_df = pd.DataFrame(data)
    14 suv_df
         | < 10 rows > > | 10 rows × 8 columns pd.DataFrame >
         Manufacturer : Price : Safety_Rating : Cargo_Capacity : Horsepower : Fuel_Consumption : Warranty_
         0 Toyota 35000
                                                                             200
                                                                                                8.5
                           32000
                                                                             250
                                                                                               10.7
         33000
3 Chevrolet 31000
4 Nissan
                                                               480
                                                                                                7.8
                                                                400
                                                                                                12.6
                                                                                                9.6
```

Рис 3.1 – Формування показників

Наступним кроком я сформував критерії ефективності. Щодо критеріїв ефективності, то всі критерії будуть максимізовані, крім ціни та розходу пального (вони будуть мінімізовані).

```
In 3 1 suv_df = suv_df.set_index('Manufacturer')
          suv_df.index.name = None
       3 suv_df = suv_df.T
       4 suv_df['Criterion'] = ['min', 'max', 'max', 'max', 'min', 'max', 'max']
       5 suv_df
Out 3 V K < 7 rows V > > 17 rows × 11 columns pd.DataFrame ×
          ota: Ford: Honda: Chevrolet: Nissan: Hyundai: Subaru: Mazda: Jeep: Volkswagen: Criterion:
           5.0 4.0 5.0 4.0 4.0 5.0 4.0 5.0 4.0 5.0 max
         3.6 4.6 3.6 4.0 3.6 4.0 4.0 4.0 3.0 4.0 4.0 520.0 470.0 430.0 490.0 520.0 450.0 max

100.0 250.0 190.0 180.0 220.0 210.0 240.0 230.0 260.0 180.0 max

8.5 10.7 7.8 12.6 9.6 8.9 9.4 9.2 11.3 8.8 min

5.0 3.0 4.0 3.0 5.0 6.0 3.0 4.0 5.0 4.0 max

103.0 201.0 208.0 193.0 198.0 213.0 221.0 191.0 228.0 196.0 max
```

Рис. 3.2 – Формування критеріїв ефективності

Потім я завантажив сформовані дані в csv-файл.

```
suv_df.to_csv('suv_manufacturers.csv')
In 4 1
```

Рис. 3.3 – Завантаження даних у csv-файл

suv_manufacturers										
onda	Chevrolet	Nissan	Hyundai	Sub						

	Toyota	Ford	Honda	Chevrolet	Nissan	Hyundai	Subaru	Mazda	Jeep	Volkswagen	Criterion
Price	35000.0	32000.0	33000.0	31000.0	34000.0	30000.0	37000.0	31000.0	38000.0	36000.0	min
Safety_Rating	5.0	4.0	5.0	4.0	4.0	5.0	4.0	5.0	4.0	5.0	max
Cargo_Capacity	500.0	450.0	480.0	400.0	520.0	470.0	430.0	490.0	520.0	450.0	max
Horsepower	200.0	250.0	190.0	180.0	220.0	210.0	240.0	230.0	260.0	180.0	max
Fuel_Consumption	8.5	10.7	7.8	12.6	9.6	8.9	9.4	9.2	11.3	8.8	min
Warranty_Years	5.0	3.0	4.0	3.0	5.0	6.0	3.0	4.0	5.0	4.0	max
Ground_Clearance	203.0	201.0	208.0	193.0	198.0	213.0	221.0	191.0	228.0	196.0	max

Рис. 3.4 – Вміст сsv-файлу

3.2. Нормалізація даних та розрахунок інтегрованої оцінки за допомогою нелінійної схеми компромісів.

Спочатку я зчитую дані з відповідного csv-файлу.

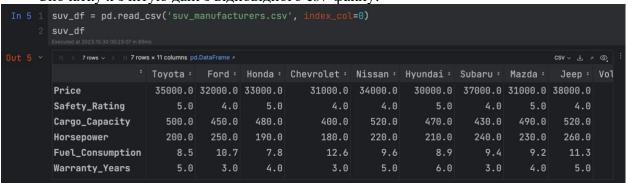


Рис. 3.5 – Зчитування даних із файлу

Наступним кроком я створив дві функції для нормування критеріїв та обрахунку інтегрованої оцінки. Критерії я нормую відносно суми поточних значень за відповідними формулами в залежності від напряму екстремуму показника. Інтегровану оцінку я обраховую з використанням скалярного добутку векторів (компактна форма запису формули критерію згортки для частинних критеріїв).

```
def normalize_criterion(row):
         if row['Criterion'] == 'min':
            return row[:-1] / row[:-1].sum()
     def calculate_score(row, weights):
         return (1 - row) ** (-1) @ weights
In 7 1 suv_df = suv_df.apply(normalize_criterion, axis=1)
     suv_df = suv_df.T
      suv_df
             * Price: Safety_Rating: Cargo_Capacity: Horsepower: Fuel_Consumption: Warranty_Years:
      Toyota 0.103858 0.088889
                                          0.093598 0.106287
                                                                     0.087810
                                                                                     0.079470
      Ford
              0.094955
                            0.111111
                                           0.103998
                                                       0.085030
                                                                      0.110537
                                                                                     0.132450
      Honda
              0.097923
                            0.088889
                                           0.097498
                                                      0.111881
                                                                      0.080579
                                                                                     0.099338
      Chevrolet 0.091988
                            0.111111
                                          0.116997
                                                       0.118097
                                                                      0.130165
                                                                                     0.132450
               0.100890
                            0.111111
                                          0.089998
                                                       0.096625
                                                                      0.099174
                                                                                     0.079470
      Nissan
      Hyundai 0.089021
                             0.088889
                                         0.099572
                                                       0.101226
                                                                       0.091942
                                                                                      0.066225
```

Рис. 3.6 – Нормування критеріїв

Потім я задав вагові коефіцієнти для усіх показників (рівні коефіцієнти), нормував їх та на їх основі обрахував інтегровану оцінку для кожного виробника позашляховика.

```
In 8 1 weights = np.ones(suv_df.shape[1])
    weights = weights / sum(weights)
    3 suv_df['Score'] = suv_df.apply(lambda x: calculate_score(x, weights), axis=1)
   4 suv_df = suv_df.sort_values(by='Score')
   5 suv_df['Score']
       Score :
      Hvundai
                  1.099558
      Toyota
                   1.104329
      Mazda
                   1.105938
      Honda
                   1.106733
      Nissan
                    1.107816
                    1.108155
      Jeep
      Volkswagen
                   1.113424
      Ford
                   1.118453
                   1.118553
      Subaru
      Chevrolet
                   1.130513
```

Рис. 3.7 – Нормування вагових коефіцієнтів та обрахунок інтегрованої оцінки

Оскільки датафрейм вже відсортований за зростанням, то його перший рядок буде містити оптимального виробника з мінімальною інтегрованою оцінкою.

Рис. 3.8 – Оптимальний виробник та його інтегрована оцінка

Для наших даних оптимальним виробником позашляховиків виявився Hyundai.

3.3. Провести аналіз отриманих результатів та верифікацію розробленого скрипта.

Отже, я сформував показники та відповідні критерії ефективності для позашляховиків різних виробників. Усі показники є об'єктивними, окрім, можливо, оцінки безпеки за 5-бальною шкалою, яка може бути дещо суб'єктивною. Формування критеріїв ефективності є логічно обґрунтованим з точки зору людини чи компанії, яка обирає оптимальний позашляховик. Я обрав нелінійну схема компромісів для розрахунку інтегрованої оцінки на основі нормалізованих критеріїв та нормалізованих вагових коефіцієнтів. Таким чином, оптимальним виявився виробник з мінімальним значенням даної оцінки (Hyundai в нашому випадку).