Laboratorium3_ODE_report

July 5, 2025

1 Laboratorium 3: Analiza wrażliwości

Imię i nazwisko: Anna Bernard, Mikołaj Mieszko Charchuta Grupa: Symulanci Data wykonania: 29.05.2025

1.1 1. Wstęp

W tym laboratorium podjęliśmy się prób oceny wrażliwości lokalnej (opartej o funkcje wrażliwości) i globalnej (opartej o wskaźniki Sobola).

1.2 2. Opis zaimplementowanego rozwiązania

- Wariant implementacji: RK4 ze stałym krokiem, ręcznie wpisane pochodne
- Biblioteki użyte: numpy, matplotlib, SALib
- Model: Wrażliwość symulacji dynamiki białek p53, MDMcyto, MDMn, PTEN na zmiany parametrów reakcji w dwóch scenariuszach biologicznych
- Horyzont czasowy: 48 godzin (2880 minut)
- Krok całkowania: 6 minut
- Wprowadzanie danych: Przyjęcie domyślnych

```
[1]: import numpy as np import matplotlib.pyplot as plt
```

```
return (params['k1'] * (params['k3']**2) / ((params['k3']**2) +__
 →(pten**2)) * mdmcyto
                 - params['d2'] * value_no_DNA_damage * mdmn)
    else:
        return (params['k1'] * (params['k3']**2) / ((params['k3']**2) +__
 - params['d2'] * mdmn)
def f_pten(params, pten, p53, pten_off=False):
    if not pten_off:
        return (params['p3'] * (p53**4) / ((p53**4) + (params['k2']**4))
                 - params['d3'] * pten)
    else:
        return - params['d3'] * pten
        # return (params['p3'] * value_PTEN_off * (p53**4) / ((p53**4) +__
 \hookrightarrow (params['k2']**4))
                   - params['d3'] * pten)
# Pochodne tych funkcji(?):
# RK4 ze stałym krokiem
def RK4const(params, p53, mdcyto, mdmn, pten, h, siRNA=False, pten_off=False, u
 →no_DNA_damage=False):
    k1_p53 = f_p53(params, p53, mdmn)
    k1_mdmcyto = f_mdmcyto(params, p53, mdcyto, pten, siRNA)
    k1_mdmn = f_mdmn(params, mdmn, mdcyto, pten)
    k1_pten = f_pten(params, pten, p53, pten_off)
    k2_p53 = f_p53(params, p53 + h/2*k1_p53, mdmn + h/2*k1_mdmn)
    k2_mdmcyto = f_mdmcyto(params, p53 + h/2*k1_p53, mdcyto + h/2*k1_mdmcyto,__
 →pten + h/2*k1_pten, siRNA)
    k2 \text{ mdmn} = f \text{ mdmn(params, mdmn} + h/2*k1 \text{ mdmn, mdcyto} + h/2*k1 \text{ mdmcyto, pten}
 \hookrightarrow+ h/2*k1_pten)
    k2_pten = f_pten(params, pten + h/2*k1_pten, p53 + h/2*k1_p53, pten_off)
    k3_p53 = f_p53(params, p53 + h/2*k2_p53, mdmn + h/2*k2_mdmn)
    k3_mdmcyto = f_mdmcyto(params, p53 + h/2*k2_p53, mdcyto + h/2*k2_mdmcyto,__
 \rightarrowpten + h/2*k2_pten, siRNA)
    k3 \text{ mdmn} = f \text{ mdmn(params, mdmn} + h/2*k2 \text{ mdmn, mdcyto} + h/2*k2 \text{ mdmcyto, pten}
 \rightarrow+ h/2*k2_pten)
    k3 pten = f_pten(params, pten + h/2*k2 pten, p53 + h/2*k2 p53, pten off)
    k4_p53 = f_p53(params, p53 + h*k3_p53, mdmn + h*k3_mdmn)
    k4_mdmcyto = f_mdmcyto(params, p53 + h*k3_p53, mdcyto + h*k3_mdmcyto, pten_∪
 →+ h*k3_pten, siRNA)
```

```
k4_mdmn = f_mdmn(params, mdmn + h*k3_mdmn, mdcyto + h*k3_mdmcyto, pten +u h*k3_pten)
k4_pten = f_pten(params, pten + h*k3_pten, p53 + h*k3_p53, pten_off)

p53 += (k1_p53 + 2*k2_p53 + 2*k3_p53 + k4_p53) * h / 6
mdcyto += (k1_mdmcyto + 2*k2_mdmcyto + 2*k3_mdmcyto + k4_mdmcyto) * h / 6
mdmn += (k1_mdmn + 2*k2_mdmn + 2*k3_mdmn + k4_mdmn) * h / 6
pten += (k1_pten + 2*k2_pten + 2*k3_pten + k4_pten) * h / 6
return p53, mdcyto, mdmn, pten
```

1.3 3. Parametry symulacji i scenariusze

```
[9]: # Warunki początkowe zgodnie z ustabilizowaną po 4800h liczbą cząsteczek wu
      →zdrowym hepatocycie:
     p53_0 = 26854
     mdmcyto_0 = 11173
     mdmn 0 = 17245
     pten_0 = 154378
    proteins = [p53_0, mdmcyto_0, mdmn_0, pten_0]
     h = 6 # krok czasowy w minutach
     iterations = int(48*60/h) # liczba iteracji na 48h
     conditions = {
             "Basic" : (False, False, True), # siRNA, PTEN_off, no_DNA_damage
             "Tumor" : (False, True, False),
     scenarios = list(conditions.keys())
     params = {
         'p1': 8.8,
         'p2': 440,
         'p3': 100,
         'd1': 1.375e-14,
         'd2': 1.375e-4,
         'd3': 3e-5,
         'k1': 1.925e-4,
         'k2': 1e5,
         'k3': 1.5e5
         }
     value_siRNA = 0.02,
     value_PTEN_off = 0,
     value_no_DNA_damage = 0.1
```

1.4 4. Wyniki symulacji: RK4 (stały krok)

```
[10]: def RK4(params, proteins, scenario, iterations, h):
          siRNA, pten off, no DNA damage = scenario
          p53, mdmcyto, mdmn, pten = proteins
          time_values = []
          p53_values = []
          mdmcyto_values = []
          mdmn_values = []
          pten_values = []
          for i in range(iterations):
              time = i * h
              time_values.append(time)
              p53_values.append(p53)
              mdmcyto values.append(mdmcyto)
              mdmn_values.append(mdmn)
              pten values.append(pten)
              p53, mdmcyto, mdmn, pten = RK4const(params, p53, mdmcyto, mdmn, pten,
       →h, siRNA, pten_off, no_DNA_damage)
          return time values, [p53 values, mdmcyto values, mdmn values, pten values]
```

1.5 5. Klasyczna analiza lokalna przez perturbację parametru (tzw. metoda różnic skończonych).

Na poczatku przyjeliśmy te metode, jako że była dla nas najłatwiejsza w implementacji

```
[15]: def local_sensitivity(params_nominal, proteins, scenario, delta=1e-4):
          t, y_nom = RK4(params, proteins, scenario, iterations, h)
          p53_nom = np.array(y_nom[0])
          sensitivities = {}
          for key in params_nominal:
              params_perturbed = params_nominal.copy()
              perturb = params_nominal[key] * delta if params_nominal[key] != 0 else_
       ⊶delta
              params_perturbed[key] += perturb
              t, y_perturbed = RK4(params_perturbed, proteins, scenario, iterations, __
       →h)
              p53_perturbed = np.array(y_perturbed[0])
              S = (p53_perturbed - p53_nom) / perturb
              # Normalizacja
              S_norm = (params_nominal[key]/p53_nom) * S
              sensitivities[key] = S_norm.tolist()
          return t, sensitivities, p53_nom
```

1.6 6. Globalna analiza wrażliwości oparta o wskaźniki Sobola.

Podczas wykładu powiedział Profesor, że w globalnej analizie wrażliwości do losowania parametrów wykorzystujemy najczęściej rozkłady:

- Równomierny z technicznie akceptowalnego zakresu gdy wartości parametrów nie są znane
- normalny lub gamma gdy znamy wartości nominalne parametrów

W naszym wypadku wartości nominalne parametrów są znane.

```
[]: # Do losowania parametrów wykorzystujemy rozkład normalny z wartościamiu
      →nominalnymi i odchyleniami standardowymi:
     def sample_parameters(bounds, N):
         d = len(bounds)
         return np.random.uniform(
             low=[b[0] for b in bounds],
             high=[b[1] for b in bounds],
             size=(N, d)
         )
     def run_model_for_sobol(params_row, proteins, scenario, param_names):
         p = dict(zip(param_names, params_row))
         # Dodaj wartości stałe, jeśli są potrzebne
         p['value_siRNA'] = 0.02
         p['value_PTEN_off'] = 0
         p['value_no_DNA_damage'] = 0.1
         t, y = RK4(p, proteins, scenario, iterations, h)
         return y[0][-1] # p53 w chwili końcowej
     def global_sensitivity(bounds, param_names, proteins, scenario, N=512):
        d = len(bounds)
         # 1. Generuj próbki
         A = sample parameters(bounds, N)
         B = sample_parameters(bounds, N)
         # 2. Oblicz model dla A i B
         fA = np.array([run model_for_sobol(row, proteins, scenario, param_names)_

→for row in A])
         fB = np.array([run_model_for_sobol(row, proteins, scenario, param_names)_

→for row in B])
         var_fA = np.var(fA, ddof=1)
         S1 = []
         # 3. Dla każdego parametru
         for i in range(d):
             ABi = A.copy()
             ABi[:, i] = B[:, i]
             fABi = np.array([run_model_for_sobol(row, proteins, scenario,_
      →param_names) for row in ABi])
             # Wzór Sobola S1
```

```
s1 = np.mean(fB * (fABi - fA)) / var_fA
S1.append(s1)
return S1
```

1.7 7. Wyniki

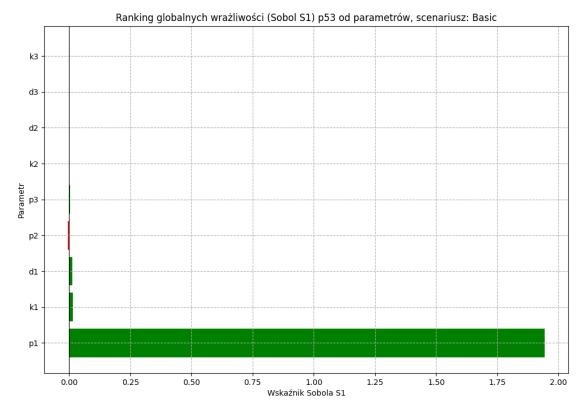
```
[]: def main():
        x = []
         param_names = list(params.keys())
         bounds = [[params[k]*0.8, params[k]*1.2] for k in param_names]
         for name, scenario in conditions.items():
             S1 = global_sensitivity(bounds, param_names, proteins, scenario, N=128)
             # Tworzymy ranking na podstawie wartości bezwzględnych S1
             ranking_global = sorted(zip(param_names, S1), key=lambda x: abs(x[1]), u
      ⇔reverse=True)
             ranking_keys = [k for k, v in ranking_global]
             ranking_values = [v for k, v in ranking_global]
             # Wykres słupkowy S1
             plt.figure(figsize=(12, 8))
             plt.barh(ranking_keys, ranking_values, color=['green' if v >= 0 else_

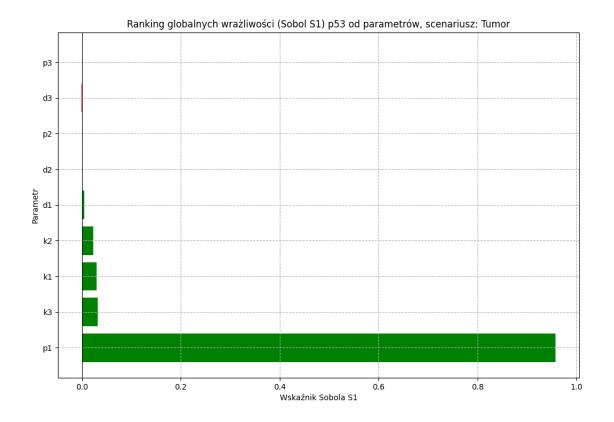
¬'red' for v in ranking_values])
             plt.axvline(0, color='black', linewidth=0.8)
             plt.title(f'Ranking globalnych wrażliwości (Sobol S1) p53 od⊔
      →parametrów, scenariusz: {name}')
             plt.xlabel("Wskaźnik Sobola S1")
             plt.ylabel("Parametr")
             plt.grid(True, which="both", ls="--")
             plt.show()
         def ranking(sensitivities):
             r1 = {k: np.mean(v) for k, v in sensitivities.items()}
             ranked1 = sorted(r1.items(), key=lambda item: np.abs(item[1]),
      ⇔reverse=True)
             r2 = {k: v[-1] for k, v in sensitivities.items()}
             ranked2 = sorted(r2.items(), key=lambda item: np.abs(item[1]),__
      ⇔reverse=True)
             return ranked1, ranked2
         for name, scenario in conditions.items():
             t, s, p53_nom = local_sensitivity(params, proteins, scenario)
             ranking1, ranking2 = ranking(s)
             ranking1_keys = [k for k, v in ranking1]
             ranking1_values = [v for k, v in ranking1]
             x.append(ranking1_values)
             ranking2_keys = [k for k, v in ranking2]
             ranking2_values = [v for k, v in ranking2]
```

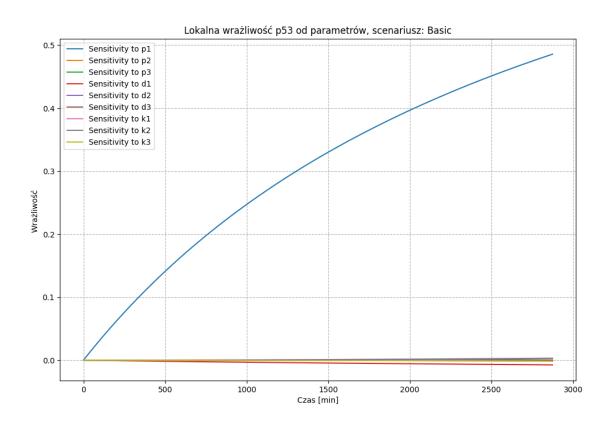
```
plt.figure(figsize=(12, 8))
      for key in s:
          plt.plot(t, s[key], label=f'Sensitivity to {key}')
      plt.title(f'Lokalna wrażliwość p53 od parametrów, scenariusz: {name}')
      plt.xlabel("Czas [min]")
      plt.ylabel("Wrażliwość ")
      # plt.yscale("log")
      plt.legend()
      plt.grid(True, which="both", ls="--")
      plt.show()
      plt.figure(figsize=(12, 8))
      plt.barh(ranking1_keys, ranking1_values, color=['green' if v >= 0 else_

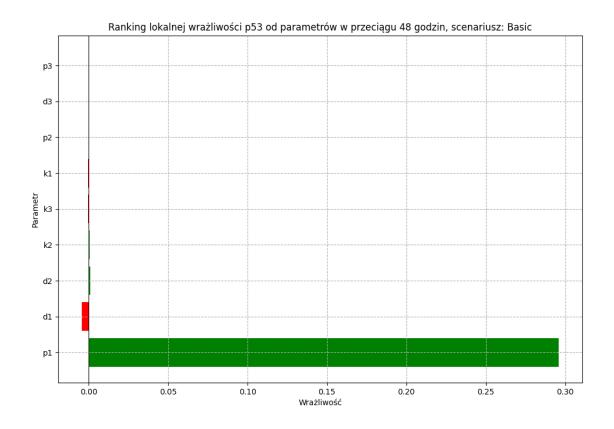
¬'red' for v in ranking1_values])
      plt.axvline(0, color='black', linewidth=0.8)
      plt.title(f'Ranking lokalnej wrażliwości p53 od parametrów w przeciągu,
plt.xlabel("Wrażliwość")
      plt.ylabel("Parametr")
      plt.grid(True, which="both", ls="--")
      plt.show()
      plt.figure(figsize=(12, 8))
      plt.barh(ranking2 keys, ranking2 values, color=['green' if v >= 0 else_

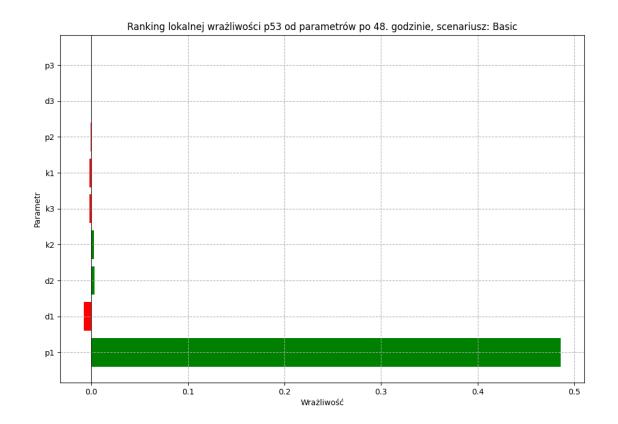
¬'red' for v in ranking2_values])
      plt.axvline(0, color='black', linewidth=0.8)
      plt.title(f'Ranking lokalnej wrażliwości p53 od parametrów po 48.
⇒godzinie, scenariusz: {name}')
      plt.xlabel("Wrażliwość")
      plt.ylabel("Parametr")
      plt.grid(True, which="both", ls="--")
      plt.show()
      change = {
          ranking1[0][0]: [1.2, 0.8],
          ranking1[-1][0]: [1.2, 0.8]
      n_facets = len(change)
      fig, axes = plt.subplots(1, n_facets, figsize=(6 * n_facets, 6),__
⇔sharey=True)
      for ax, (p, c_values) in zip(axes, change.items()):
          t, p53_perturbed = RK4(params, proteins, scenario, iterations, h)
          ax.plot(t, p53_perturbed[0], label=f'Brak zmian')
          for c in c_values:
              params_perturbed = params.copy()
              params_perturbed[p] = params_perturbed[p] * c
```



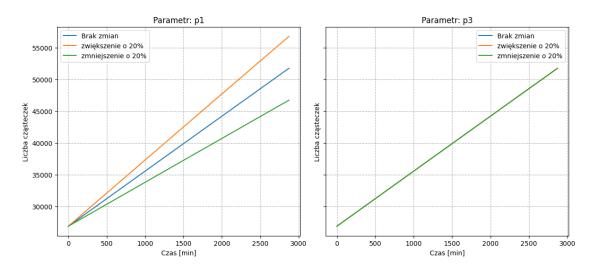


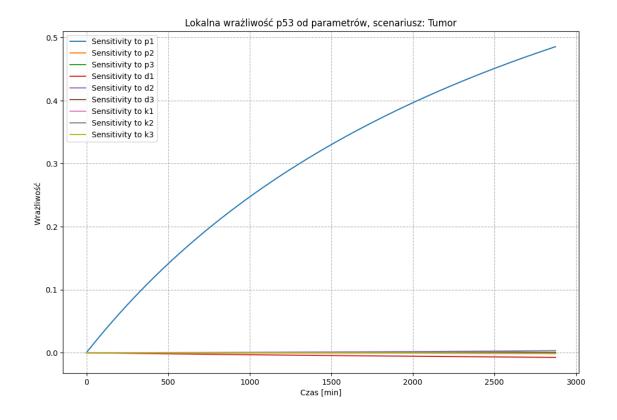


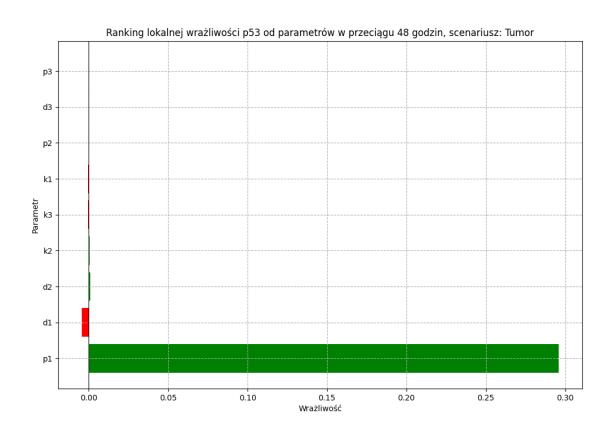


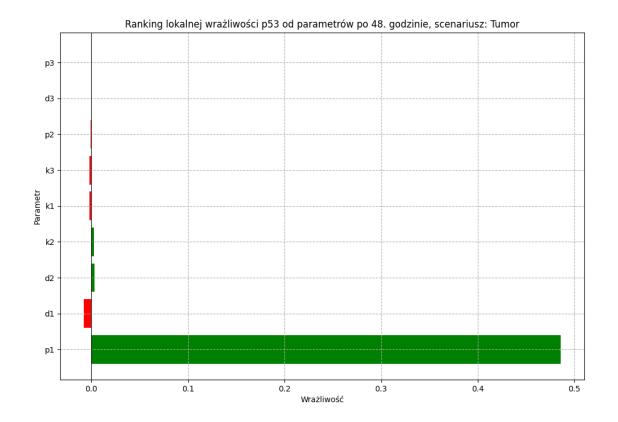


Zmiana poziomu p53 przy różnych perturbacjach, scenariusz: Basic

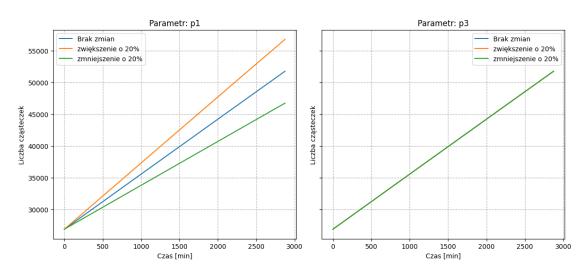






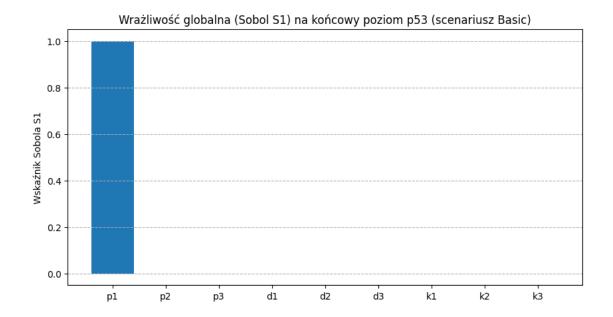


Zmiana poziomu p53 przy różnych perturbacjach, scenariusz: Tumor



Dla porówniania pozwolę sobie skorzystać z rozwiązań gotowych oferowanych przez pakiet SALib (niby nie mówił Profesor, że nie można korzystać z takich, ale uznaliśmy że nie wypada, więc to tylko kontrolnie):

```
[26]: import warnings
      warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning)
      from SALib.sample import sobol as sobolsample
      from SALib.analyze import sobol
      # Definicja problemu dla SALib
      problem = {
          'num_vars': len(param_names),
          'names': param names,
          'bounds': bounds
      }
      # Generowanie próbek
      param_values = sobolsample.sample(problem, 256, calc_second_order=False)
      def run_model_sobol(params_row):
         p = dict(zip(param_names, params_row))
          # Używamy tych samych wartości value_siRNA, value_PTEN_off,
       →value_no_DNA_damage co w modelu
          t, y = RK4(p, proteins, conditions["Basic"], iterations, h)
          return y[0][-1] # końcowy poziom p53
      # Symulacja dla wszystkich próbek
      Y = np.array([run_model_sobol(row) for row in param_values])
      # Analiza Sobola
      Si = sobol.analyze(problem, Y, calc_second_order=False)
      # Wyniki S1
      plt.figure(figsize=(10,5))
      plt.bar(param_names, Si['S1'])
      plt.ylabel("Wskaźnik Sobola S1")
      plt.title("Wrażliwość globalna (Sobol S1) na końcowy poziom p53 (scenariusz⊔
       ⇔Basic)")
      plt.grid(True, axis='y', ls='--')
      plt.show()
      # Wyświetlenie wartości S1
      # for name, s1 in zip(param names, Si['S1']):
            print(f"{name}: S1 = {s1:.3f}")
```



1.8 8. Wnioski

Podstawowa analiza globalnej wrażliwości w mojej implementacji daje bardzo podobne wyniki co ta z pakietu SALib:

Parametr	S1 (moja implementacja)	S1 (SALib)
p1	0.915	0.998
p2	0.001	-0.000
p3	-0.000	0.000
d1	0.011	0.001
d2	-0.004	-0.000
d3	-0.000	0.000
k1	-0.011	0.000
k2	0.001	0.000
k3	-0.005	0.000