# lab5\_jarzecki

June 10, 2025

## Metoda gradientów sprzężonych

Łukasz Jarzęcki 331697

```
[42]: import numpy as np import matplotlib.pyplot as plt from matplotlib.gridspec import GridSpec
```

### 1. Implementacja metody

```
[43]: def cgm_solve(A,b,x0):
    x = x0
    r = b - A@x0
    p = r
    iters = 0

while(np.linalg.norm(p) > 1e-6 ):
    iters += 1
    alfa = (np.dot(r,r))/(np.dot(p, A@p))
    x = x + alfa*p
    r_old = r
    r = r_old - alfa*A@p
    beta = (np.dot(r,r))/(np.dot(r_old,r_old))
    p = r + beta*p

return x,iters
```

```
[44]: def detailed_cgm_analysis(A, b, x0):
    x = x0.copy()
    r = b - A @ x0
    p = r.copy()

    history = {
        'iterations': [],
        'x': [x.copy()],
        'residual_norms': [np.linalg.norm(r)],
        'gradients': [r.copy()],
        'conjugate_gradients': [p.copy()],
        'alphas': [],
```

```
'betas': []
   }
    iteration = 0
   while np.linalg.norm(r) > 1e-6 and iteration < 100: # Zabezpieczenie przedu
 ⇔nieskończoną pętlą
        iteration += 1
       Ap = A @ p
       alpha = np.dot(r, r) / np.dot(p, Ap)
       x = x + alpha * p
       r_old = r.copy()
       r = r_old - alpha * Ap
       beta = np.dot(r, r) / np.dot(r_old, r_old)
       p = r + beta * p
        # Zapisz historię
       history['iterations'].append(iteration)
       history['x'].append(x.copy())
       history['residual norms'].append(np.linalg.norm(r))
       history['gradients'].append(r.copy())
       history['conjugate gradients'].append(p.copy())
       history['alphas'].append(alpha)
       history['betas'].append(beta)
   return history
def plot_detailed_cgm(history):
   fig = plt.figure(figsize=(14, 10))
   gs = GridSpec(3, 2, figure=fig)
   ax1 = fig.add_subplot(gs[0, 0])
   ax1.semilogy(history['iterations'], history['residual_norms'][1:], 'b-o')
   ax1.set_xlabel('Iteracja')
   ax1.set ylabel('Norma residuum (log)')
   ax1.set_title('Zbieżność residuum')
   ax1.grid(True)
   ax2 = fig.add_subplot(gs[0, 1])
   ax2.plot(history['iterations'], history['alphas'], 'r-o', label='alpha')
   ax2.plot(history['iterations'], history['betas'], 'g-s', label='beta')
   ax2.set_xlabel('Iteracja')
   ax2.set_ylabel('Wartość współczynnika')
   ax2.set_title('Współczynniki alpha i beta')
   ax2.legend()
   ax2.grid(True)
   ax3 = fig.add_subplot(gs[1, :])
```

```
gradients = np.array(history['gradients'])
  for i in range(gradients.shape[1]):
      ax3.plot(history['iterations'], gradients[1:, i], marker='o',_
⇔label=f'Gradient {i+1}')
  ax3.set xlabel('Iteracja')
  ax3.set ylabel('Wartość składowej')
  ax3.set_title('Składowe wektora gradientu (r)')
  ax3.legend()
  ax3.grid(True)
  ax4 = fig.add_subplot(gs[2, :])
  conj_gradients = np.array(history['conjugate_gradients'])
  for i in range(conj_gradients.shape[1]):
      ax4.plot(history['iterations'], conj_gradients[1:, i], marker='s',__
→label=f'Kierunek sprzężony {i+1}')
  ax4.set_xlabel('Iteracja')
  ax4.set_ylabel('Wartość składowej')
  ax4.set_title('Składowe wektora kierunku sprzężonego (p)')
  ax4.legend()
  ax4.grid(True)
  plt.tight_layout()
  plt.show()
```

#### 2. Analiza

Wczytanie danych

Rozwiazanie wzorcowe

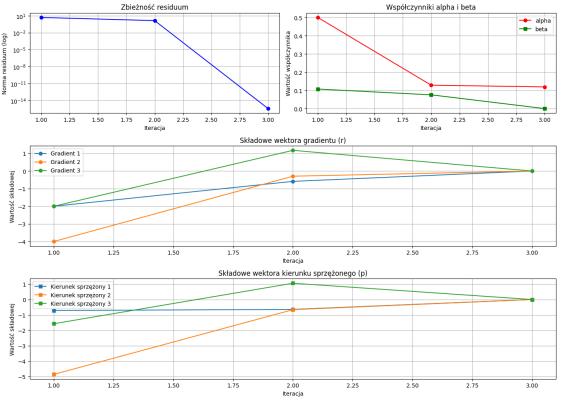
```
[46]: result_true = np.linalg.solve(A,b)
result_true
```

[46]: array([ 5.83206107, -4.70229008, 1.92366412])

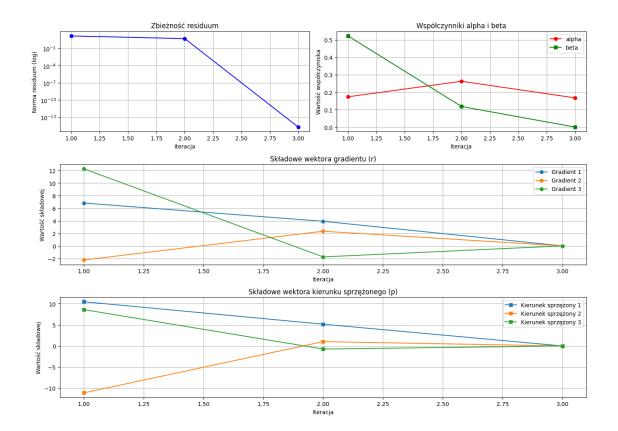
Rozwiązania dla róznych wektorów startowych

```
[47]: result_0, iters_0 = cgm_solve(A,b, x0_0)
print(f"result = {result_0}, iteration count = {iters_0}")
```

result = [5.83206107 - 4.70229008 1.92366412], iteration count = 3

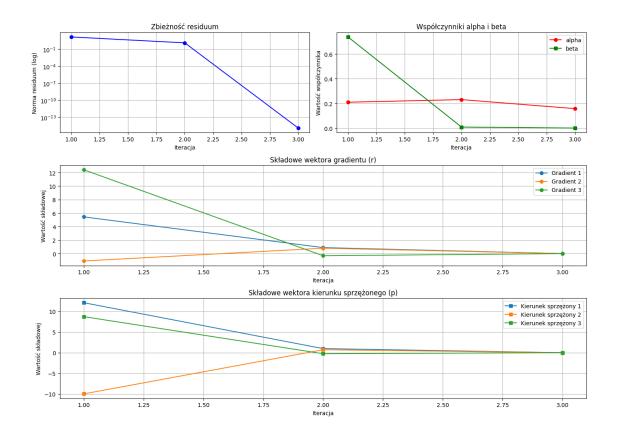


[1,1,1]



## [1,0,1]

[52]: history = detailed\_cgm\_analysis(A, b, x0\_mixed) plot\_detailed\_cgm(history)



## 3. Wnioski

Dla tak małych układów wektory startowe praktycznie nie mają znaczenia i nie wpływają na szybkość zbieżności. Być może dla dużych układów ma to większe znaczenie.

Wadą metody jest to, że macierz musi być symetryczna i dodatnio określona.

Jak widać metoda gradientów sprzężonych zbiega do rozwiązania w najwyżej n krokach.