# MOwNiT - zagadnienie Lagrange'a

March 30, 2022

### 1 Dane techniczne sprzętu

Obliczenia zostały wykonane na komputerze o następujących parametrach:

- Procesor: AMD Ryzen 7 4700U (8 rdzeni, 8 wątków),
- Pamięć RAM: 16 GB 3200 MHz

#### 2 Biblioteki

```
[1]: import math
  import numpy as np
  import pandas as pd
  from matplotlib import pyplot as plt
  import seaborn as sns
  from tabulate import tabulate
[2]: sns.set(rc={"figure.dpi": 200, 'savefig.dpi': 200})
```

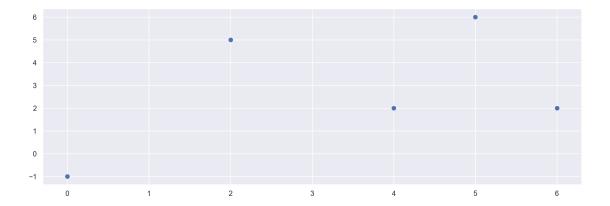
# 3 Przygotowanie

#### 3.1 Wizualizacja wykresu funkcji

#### 3.1.1 Dla funkcji zadanej określoną liczbą punktów

```
[3]: x = [0, 2, 4, 5, 6]
y = [-1, 5, 2, 6, 2]

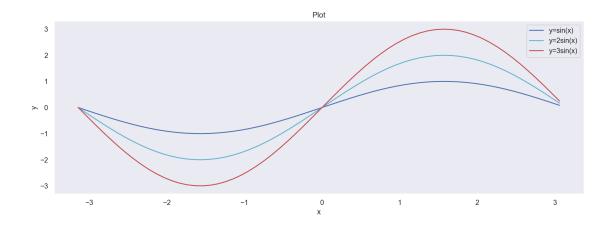
plt.figure(figsize=(15, 5))
plt.scatter(x, y)
sns.despine()
plt.show()
```



#### 3.1.2 Dla funkcji zadanej określonym wzorem

Przykład

```
[5]: min_x = -np.pi
    max_x = np.pi
    plt.figure(figsize=(15, 5))
    plot_fn(lambda x: np.sin(x), min_x, max_x, color='b', label='y=sin(x)')
    plot_fn(lambda x: 2 * np.sin(x), min_x, max_x, color='c', label='y=2sin(x)')
    plot_fn(lambda x: 3 * np.sin(x), min_x, max_x, color='r', label='y=3sin(x)')
    plt.show()
```



#### 3.2 Wyznaczanie węzłów zgodnie z zerami wielomianu Czebyszewa

```
[6]: def chebyshev_nodes(a, b, n):
    xs = []
    for k in range(n, 0, -1):
        xs.append(.5 * (a + b) + .5 * (b - a) * math.cos((2 * k - 1) / (2 * n)
    →* math.pi))
    return xs
```

Przykład

```
[7]: chebyshev_nodes(-1, 1, 10)
```

```
[7]: [-0.9876883405951377,

-0.8910065241883678,

-0.7071067811865475,

-0.45399049973954675,

-0.15643446504023104,

0.15643446504023092,

0.4539904997395468,

0.7071067811865476,

0.8910065241883679,
```

#### 3.3 Zagadnienie interpolacji

#### 3.3.1 Metoda Lagrange'a

0.9876883405951378]

Wzór na wielomian interpolacyjny n. stopnia Dla  $k \in \{0, 1, ..., n\}$ 

#### Licznik d:

$$d = (x - x_0)(x - x_1)...(x - x_{k-1}) \downarrow (x - x_{k+1})...(x - x_n)$$

#### Mianownik m:

$$m = (x_k - x_0)(x_k - x_1)...(x_k - x_{k-1}) \downarrow (x_k - x_{k+1})...(x_k - x_n)$$

(pomijamy w liczniku i mianowniku te czynniki, w których odejmowalibyśmy  $x_k$  (oznaczone przez  $\downarrow$ ))

#### Baza Lagrange'a

$$L_k(x) = \frac{d}{m} = \prod_{i=0, i \neq k}^{n} = \frac{x - x_i}{x_k - x_i}$$

Stąd możemy już wyznaczyć wielomian interpolacyjny n. stopnia jako sumę iloczynów współczynników (znanych wartości interpolowanej funkcji) oraz wartości z Bazy Lagrange'a, obliczonych przy pomocy powyższego wzoru dla danego x, dla którego liczymy wartość wielomianu interpolującego  $P_n$ :

#### Wielomian interpolacyjny Lagrange'a

$$P_n(x) = \sum_{k=0}^n f(x_k) L_k(x)$$

#### Algorytm wyznaczający wielomian interpolujący

```
[8]: def lagrange(xs, ys):
         if len(xs) != len(ys):
             raise ValueError('A list of x values has different size than a list of \square
      ms = []
         for xk in xs:
             m = 1
             for xi in xs:
                 if xi != xk:
                     m = (xk - xi)
             ms.append(m)
         def f(x):
             y = 0
             for k, yk in enumerate(ys):
                 for i, xi in enumerate(xs):
                     if i == k: continue
                     d *= (x - xi)
                 y += d * yk / ms[k]
             return y
         return f
```

#### 3.3.2 Metoda Newtona (ilorazów różnicowych)

#### Dla dowolnie rozdystrybuowanych punktów

Wzór na wielomian interpolacyjny n. stopnia Przyjmijmy następujące oznaczenia:

- 0. iloraz różnicowy względem  $x_i$ :  $f[x_i] = f(x_i)$
- 1. iloraz różnicowy względem  $x_i$  oraz  $x_{i+1}$ :  $f[x_i, x_{i+1}] = \frac{f[x_{i+1}] f[x_i]}{x_{i+1} x_i}$

k. iloraz różnicowy względem 
$$x_i, x_{i+1}, ..., x_{i+k}$$
:  $f[x_i, x_{i+1}, ..., x_{i+k}] = \frac{f[x_{i+1}, x_{i+2}, ..., x_{i+k}] - f[x_i, x_{i+1}, ..., x_{i+k-1}]}{x_{i+k} - x_i}$ 

#### Wielomian interpolacyjny Newtona

$$P_n(x) = f[x_0] + (x - x_0)f[x_0, x_1] + (x - x_0)(x - x_1)f[x_0, x_1, x_2] + \dots + (x - x_0)(x - x_1)\dots(x - x_{n-1})f[x_0, x_1, \dots, x_n]$$

Po przekształceniu:

$$P_n(x) = f[x_0] + \sum_{k=1}^n f[x_0, x_1, ..., x_k](x - x_0)...(x - x_{k-1})$$

Algorytm wyznaczający wielomian interpolujący dla dowolnego rozkładu węzłów

```
[9]: def newton(xs, ys):
        if len(xs) != len(ys):
             raise ValueError('A list of x values has different size than a list of \Box
      n = len(xs)
        bs = list(ys)
        for j in range(1, n):
             for i in range(n - 1, j - 1, -1):
                 bs[i] = (bs[i] - bs[i - 1]) / (xs[i] - xs[i - j])
        def f(x):
            x_diffs = [1] + [x - xs[i] for i in range(n - 1)]
            y = 0
            x coeff = 1
             for bi, x_diff in zip(bs, x_diffs):
                 x_coeff *= x_diff
                 y += bi * x_coeff
            return y
        return f
```

Dla punktów równomiernie rozłożonych

Wzór na wielomian interpolacyjny n. stopnia Położenie każdego z otrzymywanych na wejściu punktów, możemy opisać następująco:

$$x_{i+1} = x_0 + i \cdot h$$
, gdzie  $i \in \{0, 1, ..., n-1\}$ 

#### Różnica progresywna

Różnica progresywna pomiędzy i. oraz i + 1. wartością y:

$$\Delta^{(0)}y_i := y_i \ \Delta^{(k)}y_i := \Delta^{(k-1)}y_{i+1} - \Delta^{(k-1)}y_i, \text{ gdzie } k \ge 1$$

Iloraz różnicowy dla węzłów równoodległych

$$f[x_0, x_1, ..., x_k] = \frac{1}{k!h^k} \Delta^k f(x_0)$$

Wielomian interpolacyjny Newtona dla węzłów rownoodległych

$$P_n(x) = P_n(x_0 + s \cdot h) = \sum_{k=0}^{n} {s \choose k} \Delta^k f(x_0)$$

Algorytm wyznaczający wielomian interpolujący dla węzłów równomiernie rozdystrybuowanych

```
[10]: def memoized(fn):
          cache = \{\}
          def inner(arg):
              if arg not in cache:
                  cache[arg] = fn(arg)
              return cache[arg]
          return inner
      @memoized
      def factorial(n):
          if n in {0, 1}: return 1
          return n * factorial(n - 1)
      def _choose_int(n: int, k: int) -> float:
          if k > n: return 0
          if n == k: return 1
          m = factorial(n)
          d = factorial(k) * factorial(n - k)
          return m / d
      def _choose_float(n: float, k: int) -> float:
          d = 1
          for i in range(k):
              d = (n - i)
```

```
return d / factorial(k)
def choose(n, k):
    mul = 1
    m = n
    if n < 0:
        mul = (-1) ** k
        m = k - n - 1
    if n == int(n) and k == int(k):
        return mul * _choose_int(m, k)
    return mul * _choose_float(m, k)
def eqdist_newton(x_0, h, n, ys):
    if n != len(ys):
        raise ValueError('A number of x values is different than a length of a_{\sqcup}
 →list of y values')
    \Delta = list(ys)
    for j in range(1, n):
        for i in range(n - 1, j - 1, -1):
             \Delta[i] = \Delta[i] - \Delta[i - 1]
    def f(x):
        s = (x - x_0) / h
        y = 0
        for k in range(0, n):
             y \leftarrow choose(s, k) * \Delta[k]
        return y
    return f
```

#### 4 Zadania

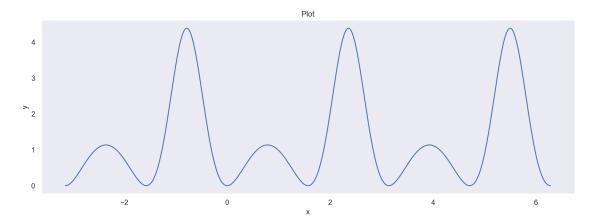
#### 4.1 Interpolowana funkcja

#### 4.1.1 Wzór funkcji

```
f(x) = e^{-k \cdot sin(mx)} + k \cdot sin(mx) - 1gdzie k = 2, m = 2, x \in [-\pi, 2\pi]
```

```
[11]: f = lambda x, k, m: math.e ** (-k * math.sin(m * x)) + k * math.sin(m * x) - 1
```

#### 4.1.2 Wykres funkcji



# 4.2 Dokładność przybliżenia funkcji interpolowanej przez wielomian interpolujący

Przyjmijmy następujące oznaczenia:

f(x) - interpolowana funkcja (funkcja wzorcowa)

W(x) - wielomian interpolujący (przybliżający funkcję wzorcową)

#### 4.2.1 Norma z różnicy

$$||f(x) - W(x)||$$

#### 4.2.2 Największa różnica

$$max_k\{||f(x_k) - W(x_k)||\}$$

```
[15]: def max_diff(f, W, xs):
    return max(abs_diff(f, W, xs))
```

#### 4.2.3 Suma kwadratów różnic

```
\sum_{i=1}^{N} (f(x_i) - W(x_i))^2
```

```
[16]: def sum_sq_diff(f, W, xs):
    return sum(d ** 2 for d in abs_diff(f, W, xs))
```

#### 4.3 Interpolacja

#### 4.3.1 Pomocnicze funkcje

```
[64]: def interpolate(xs, ys, options):
          Ws = []
          labels = []
          for o in options:
              match o:
                  # Lagrange's interpolation
                  case '1':
                      Ws.append(lagrange(xs, ys))
                      labels.append('Lagrange\'s')
                  # Newton's interpolation
                  case 'n':
                      Ws.append(newton(xs, ys))
                      labels.append('Newton\'s')
                  # Newton's interpolation for equally distributed points
                  case 'n_eq':
                      Ws.append(eqdist_newton(xs[0], xs[1] - xs[0], len(xs), ys))
                      labels.append('Newton\'s eq dist')
          return Ws, labels
      def comparison_plot(ax, f, Ws, a, b, title, colors, labels):
          # Printing function and its interpolations
          plot_fn(f, a, b, step=.01, color='#777', label='f', ax=ax)
          for W, label, c in zip(Ws, labels, colors):
              plot_fn(W, a, b, step=.01, color=c, label=label, title=title, ax=ax)
      def errors_plot(ax, f, Ws, a, b, N, title, colors):
          xs = np.linspace(a, b, N)
          for W, c in zip(Ws, colors):
              ys = abs_diff(f, W, xs)
              ax.scatter(xs, ys, c=c, s=2)
```

```
ax.set_title(title)
def interpolation_error(f, Ws, a, b, N, labels):
   xs = np.linspace(a, b, N)
   label_just = max(len(label) for label in labels) + 14
   for W, label in zip(Ws, labels):
       diffs = abs_diff(f, W, xs)
       print(tabulate([
               ('Max abs difference ', max(diffs)),
               ('Sum of differences squares', sum(x ** 2 for x in diffs))
           ], [
               f'{label} interpolation'.ljust(label_just)
           ], tablefmt='pretty', floatfmt='.6f')
       )
def compare_interpolation(f, a, b, n, *, options=('l', 'n', 'n_eq'), N=1000):
   if n < 2: raise ValueError('n should be greater than 1')</pre>
   fig, ax = plt.subplots(2, 2, figsize=(15, 8))
   plt.subplots_adjust(hspace=.3)
   # Equal nodes distribution
   xs = np.linspace(a, b, n)
   ys = np.array([f(x) for x in xs])
   # Interpolating polynomials
   Ws, labels = interpolate(xs, ys) if not options else interpolate(xs, ys, u
 →options=options)
   # Draw a comparison plot
   comparison_plot(ax[0, 0], f, Ws, a, b, 'Equal distribution', 'rgb', labels)
   errors_plot(ax[0, 1], f, Ws, a, b, N, 'Equal distribution error', 'rgb')
   ax[0, 0].scatter(xs, ys, c='black')
   print('Equal distribution')
   interpolation_error(f, Ws, a, b, N, labels)
   if options: options = filter(lambda o: o != 'n_eq', options)
   # Chebyshev nodes distribution
   xs = chebyshev nodes(a, b, n)
   ys = np.array([f(x) for x in xs])
   # Interpolating polynomials
   →options=options)
    # Draw a comparison plot
   comparison_plot(ax[1, 0], f, Ws, a, b, 'Chebyshev distribution', 'rgb', u
   errors_plot(ax[1, 1], f, Ws, a, b, N, 'Chebyshev distribution error', 'rgb')
   ax[1, 0].scatter(xs, ys, c='black')
   print('\nChebyshev distribution')
```

```
interpolation_error(f, Ws, a, b, N, labels)
plt.show()
```

#### 4.3.2 Interpolacja dla różnej liczby węzłów

Dla n=3

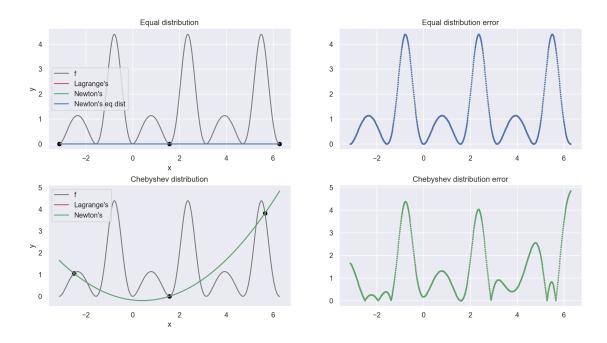
Dla n=3, w przypadku równomiernego rozkładu węzłów, interpolowana funkcja na przedziale  $[-\pi, 2\pi]$  przyjmuje zawsze wartość równą 0 w punktach, będących węzłami interpolacji. Podobne rezultaty otrzymamy więc również dla  $n\in\{4,7\}$ 

[66]: compare\_interpolation(g, a, b, 3)

Equal distribution	+
 	Lagrange's interpolation
Max abs difference	4.388913937562246
Sum of differences squares	3376.8237249859662   +
+	+
 +	Newton's interpolation
Max abs difference	4.388913937562246
Sum of differences squares	3376.8237249859662
, +	+
 +	Newton's eq dist interpolation
Max abs difference	4.388913937562246
Sum of differences squares	3376.8237249859662
<del>+</del>	++

#### Chebyshev distribution

+	++
	Lagrange's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares +	4.845164176350045
 	Newton's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares	4.845164176350045     3275.000569322037



Dla n=7

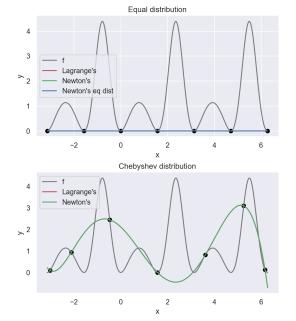
Dla n=7ponownie wszystkie węzły trafiają na punkty, dla których wartość interpolowanej funkcji wynosi 1.

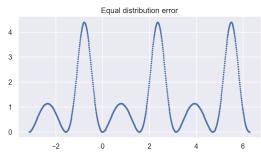
### [67]: compare\_interpolation(g, a, b, 7)

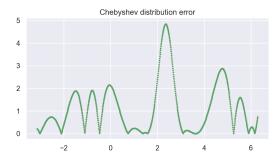
Equal distribution	
	Lagrange's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares +	4.388913937562246   3376.8237249859662
	Newton's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares +	4.388913937562246   3376.8237249859662
	Newton's eq dist interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares	4.388913937562246   3376.8237249859662

Chebyshev distribution

	Lagrange's interpolation
Max abs difference Sum of differences squares	4.837758191338466   2510.4343382924267
	      Newton's interpolation
Max abs difference Sum of differences squares	4.837758191338469   2510.4343382924267







Dla n = 11

Dla n=11 po raz pierwszy obserwujemy efekt Runge'go dla równomiernego rozmieszczenia węzłów. W przypadku rozmieszczenia węzłów zgodnie z zerami wielomianu Czebyszewa, nie występuje efekt Runge'go.

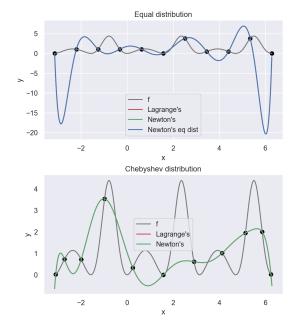
### [68]: compare\_interpolation(g, a, b, 11)

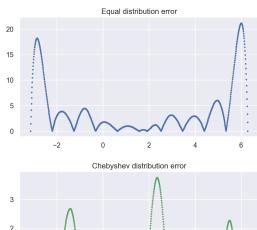
Lagrange's interpolation	
T Lagrange 5 interpolation	
Max abs difference   21.170380597666146   Sum of differences squares   39901.06694318225	+   

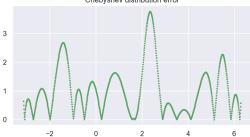
+	<del> </del>
	Newton's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares	21.170380597665954
İ	+
Max abs difference   Sum of differences squares	21.170380597665726   39901.06694318268

### Chebyshev distribution

   	Lagrange's interpolation
Max abs difference	3.763443635935001
Sum of differences squares	1750.2828916965022
+	+
+   	++   Newton's interpolation
Max abs difference	3.76344363593497
Sum of differences squares	1750.282891696466





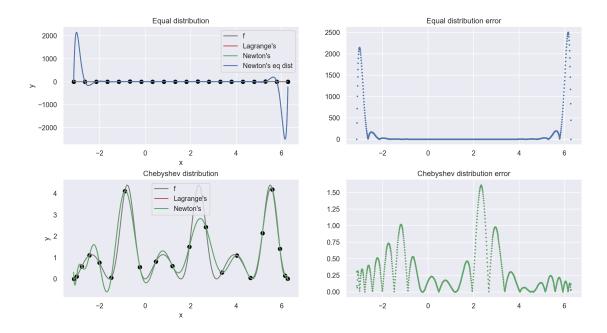


# [69]: compare\_interpolation(g, a, b, 20)

Equal distribution	
	Lagrange's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares +	2500.8780304329584     230142813.13112825   +
+	++   Newton's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares	2500.8780304162783     230142813.13077456
 	++   Newton's eq dist interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares	2500.878030442079

### Chebyshev distribution

+	++
1	Lagrange's interpolation   +
Max abs difference   Sum of differences squares	1.610712696097997
+	+   Newton's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares	1.610712696092666     208.6533142847701



Dla n = 40

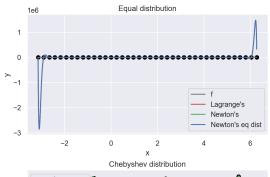
Widzimy, że dla  $n \geq 40$ , metoda interpolacji Newtona daje w rezultacie wielomian interpolujący, który gorzej przybliża wyjściową funkcję niż wielomian, otrzymany przy pomocy metody Lagrange'a.

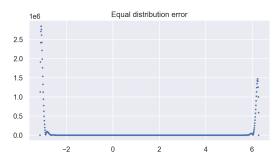
# [70]: compare\_interpolation(g, a, b, 40)

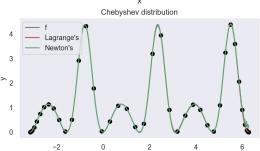
Equal distribution	
	Lagrange's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares +	2847234.0385765135   94408824274863.97
	Newton's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares	2847234.038576016   94408824938581.66
 	Newton's eq dist interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares	2847234.0385752902   94408832130976.53

### Chebyshev distribution

Ī	Lagrange's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares +	0.06495999255807883   0.32603318054181696
Ī	   Newton's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares	0.32003115637747703







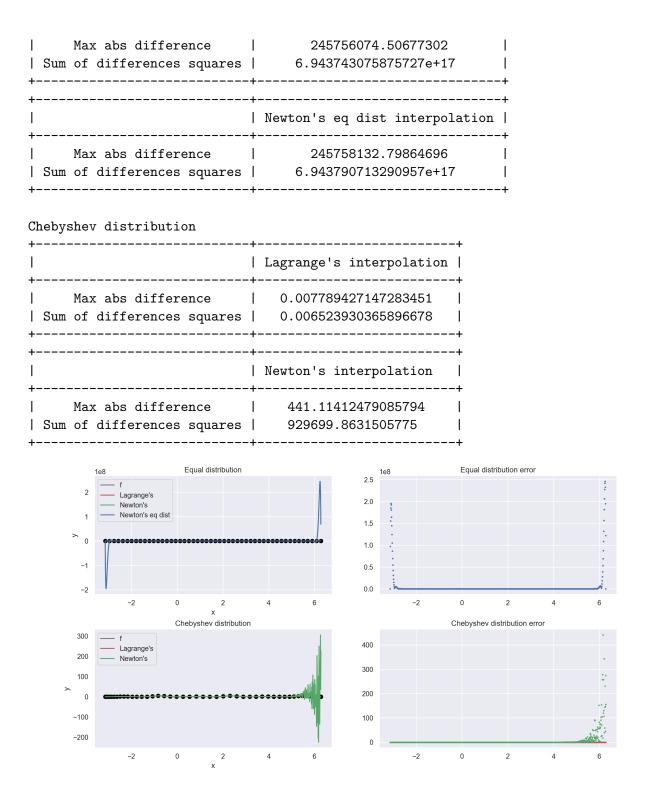


Dla n = 50

# [71]: compare\_interpolation(g, a, b, 50)

### Equal distribution

	Lagrange's interpolation
Max abs difference   Sum of differences squares +	245756535.42967486   6.943749259164808e+17
+	+   Newton's interpolation



#### 4.3.3 Wielomian najlepiej przybliżający funkcję

Jako kryterium, według którego badam dokładność przybliżenia, wybrałem sumę kwadratów różnic między wartościami funkcji interpolowanej a wartościami wielomianu interpolującego:  $\sum_{i=1}^{N} (f(x_i) - W(x_i))^2.$ 

#### Pomocnicze funkcje

```
[24]: def find_best_polynomial(f, a, b, max_n=50, *, N=1000,
                               criterion=sum_sq_diff,
                               nodes_gen_fn=np.linspace,
                               options=('l', 'n', 'n_eq')):
          range_ = range(2, max_n + 1)
          headers = [[v] for v in range_]
          best_polys = {}
          for n in range_:
              xs_eq = nodes_gen_fn(a, b, n)
              ys_eq = [f(x) for x in xs_eq]
              Ws, labels = interpolate(xs_eq, ys_eq, options=options)
              curr errors = calc curr errors(f, Ws, labels, n, a, b, N, criterion)
              update_best_polys(best_polys, curr_errors)
          return best polys
      def calc curr errors(f, Ws, labels, n, a, b, N, criterion):
          res = {}
          xs = np.linspace(a, b, N)
          for W, label in zip(Ws, labels):
              res[label] = {
                  'err': criterion(f, W, xs),
                  'W': W,
                  'n': n
              }
          return res
      def update_best_polys(best, errors):
          for k, v in errors.items():
              if k not in best or best[k]['err'] > errors[k]['err']:
                  best[k] = v
```

Wyznaczanie najlepiej przybliżającego wielomianu Ponieważ dla punktów równomiernie rozłożonych, dokładność przybliżenia maleje wraz ze wzrostem liczby węzłów (co obrazuje poniższy przykład, w którym widzimy, że najdokładniejsze przybliżenie otrzymujemy dla 2 węzłów), zdecydowałem się na wyznaczanie najlepiej przybliżającego funkcję wielomianu interpolującego, korzys-

tając z węzłów Czebyszewa. W związku z tym, w dalszych rozważaniach będę korzystał jedynie z pierwszego sposobu wyznaczania wielomianu interpolującego, zgodnie z metodą Newtona (pomijam sposób dla węzłów równomiernie rozmieszczonych).

```
[25]: print(*((k, v['n'], v['err']) for k, v in \
find_best_polynomial(g, a, b, max_n=25, nodes_gen_fn=np.linspace).

→items()), sep='\n')
```

```
("Lagrange's", 2, 3376.8237249859662)
("Newton's", 2, 3376.8237249859662)
("Newton's eq dist", 2, 3376.8237249859662)
```

Badając wszystkie wielomiany dla liczby węzłów od 2 do 100, możemy zauważyć, że w przypadku interpolacji z wykorzystaniem metody Newtona, największą dokładność przybliżenia otrzymujemy dla wielomianu stopnia 41., co się pokrywa z wcześniejszymi obserwacjami wykresów, na których widać, że dla  $n \geq 40$ , interpolacja Newtona daje dużo gorszy rezultat niż interpolacja Lagrange'a. Prawdopodobnie jest to skutkiem rosnącego błędu zaokrąglenia liczb zmiennoprzecinkowych, ponieważ do wyznaczenia kolejnego ilorazu różnicowego postaci  $f[x_i, x_{i+1}, ..., x_{i+k}] = \frac{f[x_{i+1}, x_{i+2}, ..., x_{i+k}] - f[x_i, x_{i+1}, ..., x_{i+k-1}]}{x_{i+k} - x_i}$ , musimy znać wartości poprzednich ilorazów różnicowych  $f[x_{i+1}, x_{i+2}, ..., x_{i+k}]$  oraz  $f[x_i, x_{i+1}, ..., x_{i+k-1}]$ , a poprzednie wartości także były już obarczone błędem związanym z niedokładnością zapisywania liczb zmiennoprzecinkowych w pamięci komputera.

```
[26]: res = find_best_polynomial(g, a, b, max_n=100, nodes_gen_fn=chebyshev_nodes, options=('l', 'n'))
res
```

W związku z powyższym, do znalezienia wielomianu, który najlepiej przybliża zadaną funkcję, posłużę się metodą Lagrange'a.

```
[27]: res_L = find_best_polynomial(g, a, b, max_n=500, nodes_gen_fn=chebyshev_nodes, ⊔
→options=('l'))
```

```
[28]: res_L['Lagrange\'s']['n']
```

[28]: 186

Jak widzimy, najlepszą dokładność otrzymaliśmy dla liczby węzłów równej n=186 (a więc dla wielomianu 185. stopnia). Sprawdźmy jeszcze, jaką dokładność uzyskamy dla wielomianów wyższych stopni.

Dokładność dla n = 186

```
[29]: n, W = res_L['Lagrange\'s']['n'], res_L['Lagrange\'s']['W']
sum_sq_diff(g, W, np.linspace(a, b, 1000))
```

[29]: 4.06921750680001e-27

Dokładność dla n = 300

```
[30]: n = 300
xs = chebyshev_nodes(a, b, n)
ys = [g(x) for x in xs]
W = lagrange(xs, ys)
sum_sq_diff(g, W, np.linspace(a, b, 1000))
```

[30]: 1.0052180248731316e-26

Dokładność dla n = 500

```
[31]: n = 500
xs = chebyshev_nodes(a, b, n)
ys = [g(x) for x in xs]
W = lagrange(xs, ys)
sum_sq_diff(g, W, np.linspace(a, b, 1000))
```

[31]: 2.5394503575129422e-26

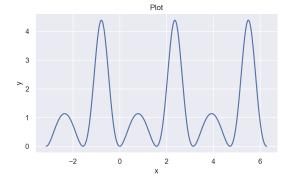
Jak widzimy, dokładność przybliżenia spada wraz ze wzrostem wartości n (dla n > 186).

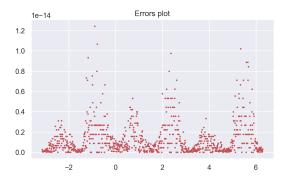
Wykres najlepiej przybliżającego funkcję wielomianu (Metoda Lagrange'a)

```
[56]: W = res_L['Lagrange\'s']['W']
fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(15, 4))

plot_fn(g, a, b, step=.01, color='black', ax=ax[0])
plot_fn(W, a, b, step=.01, ax=ax[0])

N = 1000
errors_plot(ax[1], g, [W], a, b, N, 'Errors plot', 'r')
```





Jak możemy zauważyć, największy błąd jest rzędu  $10^{-14}$ . Co ciekawe, punkty na wykresie, przedstawiającym niedokładność przybliżenia interpolowanej funkcji przez wielomian interpolujący, nie leżą na jednej krzywej. Możemy zatem dojść do wniosku, że błąd w głównej mierze jest skutkiem niedokładności obliczeń na liczbach zmiennoprzecinkowych, a nie niedokładnością wielomianu przybliżającego.

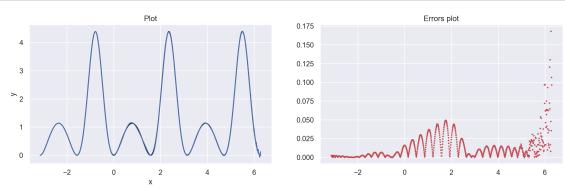
#### Wykres najlepiej przybliżającego funkcję wielomianu dla metody Newtona

```
[59]: n = 41
    xs = chebyshev_nodes(a, b, n)
    ys = [g(x) for x in xs]
    W = newton(xs, ys)

fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(15, 4))

plot_fn(g, a, b, step=.01, color='black', ax=ax[0])
    plot_fn(W, a, b, step=.01, ax=ax[0])

N = 1000
    errors_plot(ax[1], g, [W], a, b, N, 'Errors plot', 'r')
```



#### 5 Wnioski

- Przeprowadzona analiza wykazała, że w przypadku równomiernego rozmieszczenia węzłów, bardzo trudno jest otrzymać wielomian interpolujący, będący dobrym przybliżeniem interpolowanej funkcji,
- Zaobserwowaliśmy również, że, w celu zmniejszenia efektu Runge'go, polegającego na znaczącym pogorszeniu przybliżenia interpolowanej funkcji na krańcach przedziału, warto zastosować rozmieszczenie węzłów interpolacyjnych, zgodne z zerami wielomianu Czebyszewa,
- Nie jesteśmy w stanie uzyskać idealnego przybliżenia interpolowanej funkcji, ponieważ musimy wziąć pod uwagę niedokładność obliczeń wykonywanych z wykorzystaniem liczb zmiennoprzecinkowych, które są obarczone błędem zaokrąglenia. Wzrostowi stopnia wielomianu in-

terpolującego, towarzyszy wzrost dokładności przybliżenia interpolowanej funkcji, ale tylko gdy korzystamy z węzłów rozmieszczonych zgodnie z zerami wielomianu Czebyszewa. Taki wzrost dokładności jest jednak widoczny do pewnego momentu, po którym dokładność się pogarsza, ze względu na niedokładność obliczeń, wykonywanych przy pomocy liczb zmienno-przecinkowych.