

# Wprowadzenie do sztucznej inteligencji | cw. 2

Damian D'Souza

F2

## 1. Analiza wpływu liczby osobników w populacji na jakość rozwiązań

- Początkowo zbadałem wpływ populacji na jakość wyników. Dla pierwszej próby  $\sigma=3$ , a rozmiar populacji był równy potęgą 2 od 1 do 64.

mu	min	śr	std	max
1	3,59e+08	7,43e+16	2,92e+17	1,55e+18
2	10885,90	1,40e+06	4,72e+06	2,93e+07
4	2226,78	51090,02	52779,95	220630,98
8	3949,89	164970,54	194921,78	723526,75
16	658,07	73130,05	155258,96	779072,89
32	917,08	64690,75	110380,29	473242,02
64	6883,55	1,74e+06	2,22e+06	1,10e+07

Choć przy zadanych parametrach nie udało się osiągnąć minimum, można zauważyć wpływ wielkości populacji na jakość rozwiązania. Zbyt mała populacja znacząco ogranicza wybór najlepszych osobników — w przypadku  $\mu=1$  proces sprowadza się do losowego wyboru punktów. Z kolei zbyt duża populacja zmniejsza liczbę możliwych iteracji, co uniemożliwia zbliżenie się do optimum.

- Następnie wykonałem tą samą próbę ale zmniejszyłem siłę mutacji do 1,5.

mu	min	śr	std	max
1	8,97e+10	9,39e+16	2,03e+17	1,12e+18
2	1367,20	311256,14	410204,81	1,77e+06
4	375,62	12759,53	13505,86	56735,14
8	1567,64	9283,07	4579,43	24755,32
16	268,56	1369,93	2327,99	11875,51
32	18496,69	2,88e+06	3,44e+06	1,49e+07
64	4,01e+06	1,54e+08	8,95e+07	3,61e+08

Przy takich parametrach widać, że rozwiązania znacząco zbliżyły się do optimum. W przypadku zbyt dużych populacji jakość rozwiązań uległa

pogorszeniu, co wynikało ze zmniejszonej liczby iteracji oraz osłabienia siły mutacji.

- Na ostatnią próbę siłę mutacji ustawiłem na 0.5

<b>mu</b>	<b>min</b>	<b>śr</b>	<b>std</b>	<b>max</b>
1	3,25e+10	3,88e+14	8,33e+14	3,42e+15
2	202,89	1068,00	1928,19	7818,88
4	1608,49	31512,18	81487,20	413241,43
8	6780,04	1,10e+07	7,62e+07	5,45e+08
16	3905,57	8,21e+06	2,39e+07	1,25e+08
32	1,88e+06	2,34e+10	4,12e+10	1,45e+11
64	1,71e+08	1,37e+12	9,17e+12	6,55e+13

Wyniki pogorszyły się w porównaniu z poprzednią próbą. Nadal widać, że zbyt mała lub zbyt duża populacja nie prowadzi do satysfakcjonujących rezultatów. Jednak połączenie  $\mu=2$  i  $\sigma=0.5$  okazało się skuteczne przy 10 tys. ewaluacjach dla funkcji  $f_2$ , przynosząc najlepsze wyniki spośród wszystkich prób..

- Wyniki dla limitu ewaluacji zwiększonego do 50 tys. i  $\sigma=0,5$

<b>mu</b>	<b>min</b>	<b>śr</b>	<b>std</b>	<b>max</b>
1	5,73e+09	1,26e+14	4,39e+14	2,58e+15
2	200,96	223,77	37,71	357,48
4	200,21	215,49	18,16	259,55
8	200,09	217,11	17,39	256,06
16	236,46	308,43	22,53	352,71
32	200,05	1216,37	7113,80	51012,94
64	3457,27	45847,48	255807,09	1,84e+06

Dla większego limitu iteracji wyniki znacząco zbliżyły się do optimum. Najlepszy rozmiar populacji mieścił się w przedziale [2, 16], co pozwoliło uzyskać wystarczająco dużą liczbę iteracji, a jednocześnie zapewnić wystarczającą różnorodność osobników w populacji.

## 2. Analiza wpływu siły mutacji na jakość rozwiązań

- W pierwszym pomiarze ustawiłem rozmiar populacji 5

<b>sigma</b>	<b>min</b>	<b>śr</b>	<b>std</b>	<b>max</b>
0,5	28885,67	6,52e+06	4,40e+07	3,14e+08
1,0	1376,11	13217,19	6433,75	30749,39
1,5	578,14	19038,59	9492,14	40806,88
2,0	2071,99	52479,99	45773,32	236692,48
2,5	1577,04	154832,20	183474,84	723548,35
3,0	7601,50	289534,39	244733,99	978265,63

Można zauważyć, że dla wartości sigmy w okolicach 1 algorytm najbardziej zbliża się do optimum funkcji. Przy zbyt małej sile mutacji punkty zatrzymywały się w lokalnych optima, co skutkowało dużym rozrzutem wyników. Z kolei dla zbyt dużej sigmy punkty 'skakały' po przestrzeni, nie zbliżając się do optimum.

- W następnym pomiarze rozmiar populacji zwiększyłem do 20.

<b>sigma</b>	<b>min</b>	<b>śr</b>	<b>std</b>	<b>max</b>
0,5	358529,09	1,26e+09	2,27e+09	7,08e+09
1,0	454,34	24233,84	57788,42	389625,44
1,5	394,43	4876,65	4954,37	26000,10
2,0	694,24	12689,18	16082,90	75161,05
2,5	785,74	37068,42	36425,45	162094,30
3,0	3494,91	126831,58	136499,70	483040,67

Podobnie jak w poprzednich wynikach, dla małej sigmy obserwujemy duży rozrzut wartości. Przy większych wartościach sigmy wyniki poprawiają się, a odchylenie standardowe maleje. Najlepsze wyniki uzyskiwane są dla sigmy w przedziale 1–2,5.

- Wynik dla 50 tys. ewaluacji i  $\mu=20$

<b>sigma</b>	<b>min</b>	<b>śr</b>	<b>std</b>	<b>max</b>
0,5	200,07	281,83	41,43	370,81
1,0	213,08	311,90	46,65	371,41
1,5	253,62	534,13	280,39	1273,45
2,0	225,50	2005,75	3183,15	18690,56
2,5	327,99	2671,44	3805,16	17146,99
3,0	361,41	5784,44	6450,77	30668,10

Przy większej liczbie ewaluacji najlepsze wyniki osiągnęto dla mniejszych wartości sigmy, co sugeruje, że niższa siła mutacji korzystnie wpływa na działanie algorytmu przy dłuższym czasie obliczeń. Odchylenie standardowe również było niskie, co świadczy o stabilności wyników. W miarę wzrostu siły mutacji wyniki się pogarszały, a odchylenie standardowe rosło, wskazując na mniejszą stabilność.

## F13

### 1. Analiza wpływu liczby osobników w populacji na jakość rozwiązań

- Na pierwszy pomiar sigmę ustawiłem na 3

mu	min	śr	std	max
1	244231,28	1,30e+09	3,08e+09	1,74e+10
2	8497,21	46815,32	30429,11	164012,44
4	10861,04	44747,71	25655,39	124619,68
8	10825,93	38259,35	22235,50	114609,90
16	3000,38	16394,91	11668,53	58008,53
32	5819,30	32728,85	20587,98	87184,36
64	6299,75	27687,56	18534,39	99417,36

W przypadku funkcji F13 lepsze wyniki obserwuje się przy większej populacji. Wraz ze wzrostem rozmiaru populacji maleje średnia wartość wyników i wzrasta ich stabilność.

- Następnie ustawiłem siłę mutacji 1,5

mu	min	śr	std	max
1	1,16e+06	2,46e+10	2,44e+10	8,42e+10
2	13304,18	43357,27	12617,17	79042,45
4	5584,48	21565,24	7791,22	51922,94
8	3622,86	27613,65	11792,88	50648,51
16	7676,93	22143,81	7165,18	37312,97
32	6875,35	31580,14	12220,09	62065,67
64	11974,74	33798,58	10266,05	51772,81

Po zmniejszeniu siły mutacji najlepsze wyniki widać dla pośrednich rozmiarów populacji. Dla wartości mniejszych niż 4 i większych niż 16, można zaobserwować spadek jakości rozwiązań i stabilności.

- W ostatnim pomiarze zmniejszyłem sigmę do 0,5

<b>mu</b>	<b>min</b>	<b>śr</b>	<b>std</b>	<b>max</b>
1	1,11e+10	4,74e+10	1,70e+10	7,49e+10
2	4954,39	11557,74	8721,25	37346,22
4	2081,92	23817,26	8418,82	33994,01
8	3484,31	5926,62	3585,40	19664,35
16	5592,02	10196,86	4498,78	23317,63
32	10543,61	18085,69	2753,97	21588,61
64	25970,57	28753,83	2138,11	37391,94

Podobnie jak w poprzednim pomiarze, najlepsze wyniki widać dla średnich wartości mu są stosunkowo najlepsze.

- Wyniki dla zwiększonego limitu ewaluacji i sigma=3

<b>mu</b>	<b>min</b>	<b>śr</b>	<b>std</b>	<b>max</b>
1	42282,00	1,56e+07	5,03e+07	3,04e+08
2	4509,36	17806,49	9079,53	49503,76
4	3972,43	19523,22	10242,29	47088,04
8	2828,81	18079,00	8068,62	37599,10
16	3095,10	11590,66	7473,40	34963,99
32	4107,19	16546,48	9109,30	37942,03
64	4170,73	14747,46	7376,42	32786,71

Dla 50 tys. ewaluacji wyniki są zbliżone dla wszystkich wartości mu większych od 1. W zależności od wymagań problemu, mogą być one wystarczające, ponieważ znajdują się blisko optimum.

## 2. Analiza wpływu siły mutacji na jakość rozwiązań

- Dla rozmiaru populacji 5

<b>sigma</b>	<b>min</b>	<b>śr</b>	<b>std</b>	<b>max</b>
0,5	5705,36	10358,48	3967,56	21865,67
1,0	4816,29	12890,93	4847,60	28514,94
1,5	4883,80	16413,99	7729,20	37076,81
2,0	5306,20	18162,86	10056,83	50055,19
2,5	3996,08	25055,16	15029,04	88179,64
3,0	6180,77	33414,18	18415,15	84947,60

W przeciwieństwie do funkcji F2, dla funkcji F13 najlepsze wyniki uzyskuje się przy zastosowaniu algorytmu o mniejszym współczynniku mutacji. Wraz ze wzrostem wartości tego współczynnika obserwuje się nie tylko spadek średniej jakości rozwiązań, ale także obniżenie stabilności tych rozwiązań.

- W następnym pomiarze zwiększyłem mu do 20

<b>sigma</b>	<b>min</b>	<b>śr</b>	<b>std</b>	<b>max</b>
0,5	2197,33	3768,14	5246,77	43662,12
1,0	2081,43	5034,29	6679,46	50711,46
1,5	2222,54	6751,05	4416,71	22464,82
2,0	2592,60	9241,46	5874,32	22371,23
2,5	2259,01	14756,13	13050,07	79303,11
3,0	2483,41	19142,31	13745,67	57399,98

Przy większym rozmiarze populacji, mimo że wartości minimalne są bardzo podobne, zauważalny jest wzrost średnich wyników oraz odchylenia standardowego wraz z rosnącą wartością sigma.

- Wynik dla 50 tys. ewaluacji i  $\mu=20$

<b>sigma</b>	<b>min</b>	<b>śr</b>	<b>std</b>	<b>max</b>
0,5	1931,58	4341,47	8124,02	45127,16
1,0	1650,29	3894,99	4587,01	27493,24
1,5	1920,95	5203,09	6187,76	39476,93
2,0	2137,98	6571,25	5706,63	34234,38
2,5	1772,61	8333,16	6088,45	24929,74
3,0	1969,28	11162,97	8748,06	39674,79

Dla większej liczby ewaluacji wyniki są porównywalne dla wszystkich wartości sigma. Stabilność wyników utrzymuje się na podobnym poziomie dla wszystkich parametrów, chociaż można zauważyć niewielki spadek jakości w miarę wzrostu wartości współczynnika. Jednak spadek ten nie jest znaczący.

## Wnioski

Do poprawnego działania algorytmu ewolucyjnego niezbędne jest odpowiednie dobranie parametrów. Kluczowe jest ustalenie rozmiaru populacji; zbyt mała populacja nie zbliży się do globalnych optima, a zamiast tego utknie w lokalnych minimach, co prowadzi do uzyskania zróżnicowanych i słabych wyników. Równie ważny jest dobór siły mutacji, która ma istotny

wpływ na różnice między pokoleniami. W zależności od zestawu danych, zbyt mała wartość mutacji może również przyczynić się do zatrzymania w lokalnym optimum lub wymagać dużej liczby iteracji, aby osiągnąć globalne optimum. Z kolei zbyt wysoka wartość mutacji może prowadzić do „skakania” po przestrzeni rozwiązań. W zależności od problemu, może nam także nie zależeć na znalezieniu najlepszego rozwiązania, ale jedynie na osiągnięciu wystarczającej jakości. Wszystkie te czynniki mają istotny wpływ na dobranie optymalnej kombinacji parametrów oraz limitu ewaluacji.