

# Sprawozdanie - badanie algorytmu genetycznego

## Dane autora

Marcin Polewski  
331 425

## Bazowe dane do eksperymentu

iteration count	probability of cross	probability of mutation	population size	result	avg. of 3
200	0,9	0,01	20	-122,36946	-123,06382
200	0,9	0,01	20	-122,60365	
200	0,9	0,01	20	-124,21834	

## Badanie różnych ilości iteracji dla określonej populacji

iteration count	probability of cross	probability of mutation	population size	result	avg. of 3
200	0,9	0,01	200	-122,63024	-122,92176
200	0,9	0,01	200	-123,05826	
200	0,9	0,01	200	-123,07677	
500	0,9	0,01	200	-120,99213	-121,61063
500	0,9	0,01	200	-122,07285	
500	0,9	0,01	200	-121,76692	
1000	0,9	0,01	200	-122,23924	-121,96154
1000	0,9	0,01	200	-122,10836	
1000	0,9	0,01	200	-121,53701	

### Wnioski:

- ta populacja dość szybko dąży do stabilizacji i dość szybko jej różnorodność się zmniejsza, co powoduje małą eksplorację przestrzeni
- przy aktualnych innych parametrach zwiększanie ilości iteracji nie przynosi efektów
- otrzymane wyniki w obrębie eksperymentu są zbliżone do siebie, co może świadczyć o tym że lokalne optima są dobrze wyeksplorowane

---

## Badanie wpływu zwiększenia populacji i zmniejszenia innych parametrów

iteration count	probability of cross	probability of mutation	population size	result	avg. of 3
2000	0,8	0,0015	50	-118,56914	-118,64971
2000	0,8	0,0015	50	-118,76996	
2000	0,8	0,0015	50	-118,61002	
2000	0,8	0,002	50	-118,75498	-118,74727
2000	0,8	0,002	50	-118,72661	
2000	0,8	0,002	50	-118,76023	
2000	0,8	0,01	50	-121,11513	-121,22776
2000	0,8	0,01	50	-121,39189	
2000	0,8	0,01	50	-121,17625	
5000	0,8	0,01	50	-120,97827	-120,82783
5000	0,8	0,01	50	-120,85759	
5000	0,8	0,01	50	-120,64762	

Wnioski:

- jeśli zwiększymy liczbę iteracji to najlepsze wyniki dostajemy dla najmniejszej wartości mutacji – prawdopodobnie przy takiej ilości iteracji zbyt duża liczba genów jest „gubiona” i algorytm gorzej eksploatuje optima

---

## Badanie większej ilości iteracji dla zwiększonej mutacji względem poprzedniego eksperymentu

iteration count	probability of cross	probability of mutation	population size	result	avg. of 3
2000	0,8	0,0005	50	-118,59455	-118,66212
2000	0,8	0,0005	50	-118,63297	
2000	0,8	0,0005	50	-118,75885	
5000	0,8	0,0005	50	-118,52677	-118,5245
5000	0,8	0,0005	50	-118,51187	
5000	0,8	0,0005	50	-118,53487	
10000	0,8	0,0005	50	-118,44223	-118,49478
10000	0,8	0,0005	50	-118,54037	
10000	0,8	0,0005	50	-118,50176	

Wnioski:

- dla większych ilości iteracji i mutacji zwiększonej symbolicznie względem najlepszej z poprzedniego eksperymentu, przyrost średniego wyniku jest znikomy

---

#### Badanie wpływu prawdopodobieństwa na wynik

iteration count	probability of cross	probability of mutation	population size	result	avg. of 3
2000	0,9	0,001	50	-118,52084	-118,49454
2000	0,9	0,001	50	-118,47035	
2000	0,9	0,001	50	-118,49243	
2000	0,7	0,001	50	-118,4816	-118,50072
2000	0,7	0,001	50	-118,50629	
2000	0,7	0,001	50	-118,51426	
2000	0,5	0,001	50	-118,45966	-118,51646
2000	0,5	0,001	50	-118,53978	
2000	0,5	0,001	50	-118,54994	
2000	0	0,001	50	-118,64955	-118,59895
2000	0	0,001	50	-118,60522	
2000	0	0,001	50	-118,54207	
2000	0	0	50	-149,39347	-152,12069
2000	0	0	50	-156,01424	
2000	0	0	50	-150,95435	

Wnioski:

- przy tej ilości iteracji widoczny jest znikomy wpływ na wyniki – tak duża liczba iteracji działa jak taki bruteforce, mutacja dość skutecznie mimo to prowadzi do sensownych wyników.

Wyłączenie jej powoduje znaczny spadek efektywności

---

#### Badanie wpływu prawdopodobieństwa krzyżowania - mała populacja i mała liczba iteracji

iteration count	probability of cross	probability of mutation	population size	result	Avg. of 3
50	0	0,0015	20	-140,2873	-136,56083
50	0	0,0015	20	-136,97152	

50	0	0,0015	20	-132,42366	
50	0,1	0,0015	20	-129,84652	
50	0,1	0,0015	20	-131,91273	-131,36179
50	0,1	0,0015	20	-132,32612	
50	0,2	0,0015	20	-135,06599	
50	0,2	0,0015	20	-134,78933	-133,81232
50	0,2	0,0015	20	-131,58165	
50	0,3	0,0015	20	-133,54472	
50	0,3	0,0015	20	-130,75821	-131,13993
50	0,3	0,0015	20	-129,11685	
50	0,4	0,0015	20	-128,44241	
50	0,4	0,0015	20	-134,35583	-132,44885
50	0,4	0,0015	20	-134,54832	
50	0,5	0,0015	20	-135,55612	
50	0,5	0,0015	20	-126,07275	-130,87353
50	0,5	0,0015	20	-130,99173	
50	0,6	0,0015	20	-130,57469	
50	0,6	0,0015	20	-128,73474	-131,69126
50	0,6	0,0015	20	-135,76435	
50	0,7	0,0015	20	-129,60268	
50	0,7	0,0015	20	-126,33772	-127,8523
50	0,7	0,0015	20	-127,6165	
50	0,8	0,0015	20	-133,61786	
50	0,8	0,0015	20	-125,05445	-128,86169
50	0,8	0,0015	20	-127,91276	
50	0,9	0,0015	20	-130,05959	
50	0,9	0,0015	20	-127,69047	-128,75654
50	0,9	0,0015	20	-128,51955	
50	1	0,0015	20	-129,09141	
50	1	0,0015	20	-130,62138	-130,75536
50	1	0,0015	20	-132,55328	

W tym eksperymencie, na kanwie poprzedniego eksperymentu, znacznie obniżono liczbę iteracji, żeby zmniejszyć wpływ mutacji

Wnioski:

- najlepsze wyniki uzyskiwane są dla wartości prawdopodobieństwa krzyżowania równego 0.7, co pokrywa się z rekomendowaną wartością dla tego algorytmu
- nadmiernie duże krzyżowanie powoduje że różnorodność populacji szybko się zmniejsza, a więc algorytm za mało eksploruje
- z kolei dla małych wartości krzyżowania eksploatacja jest zbyt niska, gdyż zbyt mało szukamy punktów pośrednich

## Badanie różnych wielkości populacji dla znalezionej już wartości prawdopodobieństwa krzyżowania

iteration count	probability of cross	probability of mutation	population size	result	avg. of 3
50	0,7	0,0015	10	-129,9225231	-130,78223
50	0,7	0,0015	10	-128,1216584	
50	0,7	0,0015	10	-134,3024988	
50	0,7	0,0015	20	-126,894372	-127,48489
50	0,7	0,0015	20	-129,3113206	
50	0,7	0,0015	20	-126,2489872	
50	0,7	0,0015	40	-128,9685366	-128,83948
50	0,7	0,0015	40	-128,8107691	
50	0,7	0,0015	40	-128,7391461	
50	0,7	0,0015	80	-125,6577839	-126,11461
50	0,7	0,0015	80	-127,1162449	
50	0,7	0,0015	80	-125,5697981	
50	0,7	0,0015	160	-122,9685695	-125,56402
50	0,7	0,0015	160	-127,5770814	
50	0,7	0,0015	160	-126,1463948	
50	0,7	0,0015	320	-122,5458892	-124,28251
50	0,7	0,0015	320	-125,762727	
50	0,7	0,0015	320	-124,538903	
50	0,7	0,0015	640	-125,4452076	-124,38621
50	0,7	0,0015	640	-124,5813347	
50	0,7	0,0015	640	-123,1320999	
50	0,7	0,0015	1280	-124,6606268	-125,25495
50	0,7	0,0015	1280	-125,7096995	
50	0,7	0,0015	1280	-125,3945315	
50	0,7	0,0015	2500	-123,9798479	-124,40991
50	0,7	0,0015	2500	-124,6392139	
50	0,7	0,0015	2500	-124,6106817	
50	0,7	0,0015	5000	-127,3068073	-126,97373
50	0,7	0,0015	5000	-127,0642429	
50	0,7	0,0015	5000	-126,5501517	

Wnioski:

- najlepszy wynik jest uzyskiwany dla populacji około 320 osobników – wtedy mamy odpowiedni balans między eksploracją i eksploatacją. W dużych populacjach ciężiej jest przeżyć słabym osobnikom, gdyż mają większą konkurencję, a mogą to być osobniki, którzy są rozwijający i wyciągają algorytm z jakiegoś optimum lokalnego i prowadzą do optimum globalnego. Z drugiej strony zbyt mała populacja przy tej ilości iteracji ma problem, gdyż nie jest w stanie pokryć dostatecznie dobrze przestrzeni rozwiązań aby szybko (przy tej, małej ilości iteracji) dojść do sensownego wyniku. Dla małej populacji pomocna może być zwiększona ilość iteracji

Badanie tego jaka powinna być relacją między wielkością populacji i ilością pokoleń, jeśli mamy stałą, ustaloną liczbę rozwinięć funkcji celu

(rozmiar populacji) \* (ilość iteracji) = k, gdzie k jest ustaloną stałą

(rozmiar populacji) / (ilość iteracji) = r, gdzie r jest stałą

(ilość iteracji)<sup>2</sup> \* r = k

(ilość iteracji) = sqrt(k / r)

(rozmiar populacji) = k / sqrt(k/r)

max evaluations	population size / iterations	result	avg. of 3	max evaluations	population size / iterations	result	avg. of 3	max evaluations	population size / iterations	result	avg. of 3
100	0,01	-221,6713928	-196,18288	500	0,01	-129,88583	-131,52467	1000	0,01	-123,81799	-123,83596
100	0,01	-170,6338861		500	0,01	-129,67085		1000	0,01	-124,35766	
100	0,01	-196,2433604		500	0,01	-135,01731		1000	0,01	-123,33224	
100	0,05	-160,7736112		500	0,05	-131,36082		1000	0,05	-122,2651	
100	0,05	-147,2390601		500	0,05	-127,42386		1000	0,05	-125,83359	
100	0,05	-195,9979298	-168,00353	500	0,05	-127,74892	-128,84454	1000	0,05	-124,50052	-124,19973
100	0,5	-141,4558483		500	0,5	-142,24137		1000	0,5	-130,35553	
100	0,5	-158,7210535		500	0,5	-136,79145		1000	0,5	-127,73016	
100	0,5	-166,7129115	-155,62994	500	0,5	-129,48539	-136,17274	1000	0,5	-127,21807	-128,43458
100	0,1	-145,8661751		500	0,1	-132,39889		1000	0,1	-127,23589	
100	0,1	-186,1270363		500	0,1	-125,69744		1000	0,1	-123,62513	
100	0,1	-182,9191681	-171,63746	500	0,1	-131,19426	-129,76353	1000	0,1	-126,40607	-125,75569
100	0,3	-162,5483778		500	0,3	-129,4677		1000	0,3	-131,91726	
100	0,3	-162,8937906		500	0,3	-135,4284		1000	0,3	-130,62175	
100	0,3	-191,4679806	-172,30338	500	0,3	-135,39809	-133,43139	1000	0,3	-131,63499	-131,39133
100	0,2	-169,6118049		500	0,2	-130,81215		1000	0,2	-124,67397	
100	0,2	-169,6006404		500	0,2	-130,7239		1000	0,2	-130,39324	
100	0,2	-151,153987	-163,45548	500	0,2	-137,47263	-133,00289	1000	0,2	-127,08789	-127,38504
100	0,7	-165,045158		500	0,7	-137,79658		1000	0,7	-131,08885	
100	0,7	-164,881992		500	0,7	-136,95758		1000	0,7	-128,99299	
100	0,7	-164,3768135	-164,76799	500	0,7	-126,83661	-133,86359	1000	0,7	-125,81738	-128,63307
100	1	-146,459276		500	1	-132,2199		1000	1	-129,08891	
100	1	-145,3214282		500	1	-144,40223		1000	1	-137,03497	
100	1	-141,1969619	-144,32589	500	1	-131,25893	-135,96035	1000	1	-126,05632	-130,72673
100	2	-150,4647173		500	2	-133,76407		1000	2	-133,49985	
100	2	-160,6282985		500	2	-137,49078		1000	2	-137,71446	
100	2	-149,0978767	-153,39696	500	2	-138,98092	-136,74526	1000	2	-130,60393	-133,93941
100	3	-154,0401404		500	3	-136,30168		1000	3	-128,52971	
100	3	-148,1358699		500	3	-139,29756		1000	3	-132,80726	
100	3	-148,6596803	-150,27856	500	3	-129,69661	-135,09862	1000	3	-137,05533	-132,79743
100	5	-150,4130096		500	5	-134,93358		1000	5	-136,97571	
100	5	-144,7846852		500	5	-134,46279		1000	5	-130,40246	
100	5	-149,0953947	-148,0977	500	5	-145,84306	-138,41314	1000	5	-139,12497	-135,50105
100	10	-145,1185502		500	10	-141,25064		1000	10	-133,33719	
100	10	-159,6101878		500	10	-145,13447		1000	10	-135,99405	
100	10	-152,7453882	-152,49138	500	10	-140,21109	-142,19873	1000	10	-139,69706	-136,34276
100	20	-149,633827		500	20	-140,90688		1000	20	-137,66674	
100	20	-142,3704999		500	20	-140,18603		1000	20	-135,22087	
100	20	-147,6848715	-146,56307	500	20	-148,60786	-143,23359	1000	20	-138,71939	-137,20234
100	50	-143,5179968		500	50	-146,0265		1000	50	-141,29748	
100	50	-154,5518037		500	50	-148,68218		1000	50	-136,04969	
100	50	-145,0779532	-147,71592	500	50	-147,4107	-147,37313	1000	50	-141,39646	-139,58121
100	100	-148,6057538		500	100	-143,90828		1000	100	-142,07408	
100	100	-147,3354023		500	100	-143,19925		1000	100	-145,8474	
100	100	-147,8526886	-147,93128	500	100	-148,84608	-145,31787	1000	100	-143,978	-143,96649

max evaluations	population size / iterations	result	avg. of 3		max evaluations	population size / iterations	result	avg. of 3		max evaluations	population size / iterations	result	avg. of 3		max evaluations	population size / iterations	result	avg. of 3
2000	0,01	-120,27115			5000	0,01	-118,98205			10000	0,01	-118,69015			20000	0,01	-118,52126	
2000	0,01	-120,61135			5000	0,01	-119,03822			10000	0,01	-118,63025			20000	0,01	-118,66342	
2000	0,01	-119,59206	-120,15819		5000	0,01	-118,84707	-118,95578		10000	0,01	-118,75761	-118,69267		20000	0,01	-118,66866	-118,61778
2000	0,05	-120,84696			5000	0,05	-119,19851			10000	0,05	-118,81726			20000	0,05	-118,7517	
2000	0,05	-120,36695			5000	0,05	-119,51547			10000	0,05	-118,8785			20000	0,05	-118,67933	
2000	0,05	-122,05016	-121,08802		5000	0,05	-119,78347	-119,49915		10000	0,05	-119,11075	-118,9355		20000	0,05	-118,6318	-118,68761
2000	0,5	-123,64205			5000	0,5	-122,47899			10000	0,5	-119,661			20000	0,5	-119,3634	
2000	0,5	-125,96621			5000	0,5	-121,81505			10000	0,5	-119,53392			20000	0,5	-119,05954	
2000	0,5	-126,33444	-125,31423		5000	0,5	-120,26333	-121,51912		10000	0,5	-119,79926	-119,66473		20000	0,5	-118,97412	-119,13235
2000	0,1	-121,64127			5000	0,1	-120,20678			10000	0,1	-118,91999			20000	0,1	-118,77464	
2000	0,1	-123,74054			5000	0,1	-119,47707			10000	0,1	-119,05296			20000	0,1	-118,83267	
2000	0,1	-120,78598	-122,05593		5000	0,1	-119,89066	-119,85817		10000	0,1	-119,73217	-119,23504		20000	0,1	-118,77718	-118,79483
2000	0,3	-122,48348			5000	0,3	-120,63671			10000	0,3	-119,94845			20000	0,3	-118,83529	
2000	0,3	-122,40444			5000	0,3	-120,79207			10000	0,3	-120,26449			20000	0,3	-118,95132	
2000	0,3	-124,86296	-123,25029		5000	0,3	-121,95935	-121,12938		10000	0,3	-119,60084	-119,93793		20000	0,3	-118,86461	-118,88374
2000	0,2	-122,70321			5000	0,2	-120,16058			10000	0,2	-119,73742			20000	0,2	-118,97323	
2000	0,2	-123,97219			5000	0,2	-120,20469			10000	0,2	-119,49435			20000	0,2	-118,96367	
2000	0,2	-125,38622	-124,02054		5000	0,2	-120,64882	-120,33803		10000	0,2	-119,2797	-119,50382		20000	0,2	-118,83226	-118,92305
2000	0,7	-127,68074			5000	0,7	-121,54689			10000	0,7	-119,76416			20000	0,7	-119,58504	
2000	0,7	-124,93933			5000	0,7	-123,14664			10000	0,7	-119,94919			20000	0,7	-119,4839	
2000	0,7	-125,73074	-126,11694		5000	0,7	-121,40194	-122,03183		10000	0,7	-119,8566	-119,85665		20000	0,7	-119,21122	-119,42672
2000	1	-125,86245			5000	1	-122,36657			10000	1	-120,67905			20000	1	-119,21077	
2000	1	-126,41746			5000	1	-121,73608			10000	1	-120,91859			20000	1	-119,42866	
2000	1	-126,98399	-126,4213		5000	1	-122,266	-122,12288		10000	1	-120,60178	-120,73314		20000	1	-119,04813	-119,22919
2000	2	-127,39397			5000	2	-124,26794			10000	2	-121,43407			20000	2	-119,97738	
2000	2	-126,54546			5000	2	-122,57962			10000	2	-122,3435			20000	2	-120,19063	
2000	2	-123,59815	-125,84586		5000	2	-124,43758	-123,76171		10000	2	-120,78111	-121,51956		20000	2	-120,10078	-120,0896
2000	3	-127,05401			5000	3	-125,31108			10000	3	-122,8907			20000	3	-121,00502	
2000	3	-129,75692			5000	3	-124,45328			10000	3	-121,59142			20000	3	-120,26402	
2000	3	-129,39371	-128,73488		5000	3	-123,51355	-124,42597		10000	3	-123,1962	-122,55944		20000	3	-120,77143	-120,68016
2000	5	-130,82395			5000	5	-125,32963			10000	5	-122,55283			20000	5	-121,2978	
2000	5	-133,18058			5000	5	-123,86709			10000	5	-123,80935			20000	5	-121,9752	
2000	5	-129,85132	-131,28528		5000	5	-125,74484	-124,98052		10000	5	-123,82335	-123,39518		20000	5	-121,42659	-121,56653
2000	10	-131,83022			5000	10	-127,00825			10000	10	-123,95715			20000	10	-123,18563	
2000	10	-130,56037			5000	10	-125,74151			10000	10	-124,70886			20000	10	-123,03848	
2000	10	-132,02884	-131,47315		5000	10	-126,12718	-126,29232		10000	10	-125,09582	-124,58728		20000	10	-121,4147	-122,54627
2000	20	-133,30048			5000	20	-130,61669			10000	20	-126,69829			20000	20	-125,83143	
2000	20	-131,58504			5000	20	-134,46767			10000	20	-127,10824			20000	20	-125,29478	
2000	20	-137,59723	-134,16092		5000	20	-129,6372	-131,57385		10000	20	-126,2942	-126,70024		20000	20	-125,70483	-125,61035
2000	50	-140,66134			5000	50	-120,28962			10000	50	-131,00942			20000	50	-126,4665	
2000	50	-139,10673			5000	50	-135,55896			10000	50	-132,50124			20000	50	-125,99794	
2000	50	-139,50083	-139,7563		5000	50	-132,3992	-132,74926		10000	50	-129,734	-131,08155		20000	50	-127,90349	-126,78931
2000	100	-143,90861			5000	100	-137,43987			10000	100	-128,29125			20000	100	-131,40002	
2000	100	-138,26196			5000	100	-137,57805			10000	100	-128,76458			20000	100	-128,62754	
2000	100	-142,79098	-141,65385		5000	100	-131,92279	-135,6469		10000	100	-129,85152	-128,96911		20000	100	-128,32669	-129,45141

Dla max 100 ewaluacji

Wtedy najlepsze wyniki dostajemy dla dużego r, gdyż wtedy w zasadzie tworzymy jedną generację i gdy mamy dużą populację, to mamy większą szansę że w tej populacji trafi się wartościowy osobnik

Dla reszty przypadków

Widzimy że małe wartości r dają najlepsze wyniki. W takim przypadku mamy dużo generacji i stosunkowo małą populację. Taka konfiguracja daje dobre wyniki, gdyż słabe osobniki mają mniejszą konkurencję i mają większą szansę na przeżycie w porównaniu z sytuacją w której rozmiar populacji byłby duży, a potrafia oni być bardzo rozwojowi dla algorytmu. Do tego gdy mamy dużo iteracji to mutacja ma większe pole do popisu, co poprawia eksplorację

Finalne wnioski

- najlepsza wartość prawdopodobieństwa krzyżowania to 0.7
- stosunek wielkości populacji do ilości iteracji powinien być mały(mniejszy niż 0,01 dla liczby ewaluacji większej niż 100, a lepiej jeszcze większej)
- duża liczba iteracji powoduje zmniejszenie wpływu krzyżowania na działanie algorytmu