

Sztuczna Inteligencja i Inżynieria Wiedzy

Algorytmy Genetyczne - sprawozdanie

Krzysztof Ruczkowski

22 marca 2021

Spis treści

Badania wpływu parametrów	3
Rozmiar populacji	3
Cel badania	3
Stałe parametry badania	3
Wyniki i wykresy	5
Wnioski	6
Liczba pokoleń	6
Cel badania	6
Stałe parametry badania	6
Wyniki i wykresy	7
Wnioski	8
Rozmiar turnieju	8
Cel badania	8
Stałe parametry badania	8
Wyniki i wykresy	10
Wnioski	11
Operatory selekcji	11
Cel badania	11
Stałe parametry badania	11
Wyniki i wykresy	12
Wnioski	13
Prawdopodobieństwo krzyżowania	13
Cel badania	13
Stałe parametry badania	14
Wyniki i wykresy	14
Wnioski	16
Prawdopodobieństwo mutacji	17
Cel badania	17
Stałe parametry badania	17
Wyniki i wykresy	17
Wnioski	19

Porównanie algorytmu genetycznego z metodami "naiwnymi"	19
Podsumowanie	21

Badania wpływu parametrów

W tym przypadku algorytmu genetycznego dążę do maksymalizacji funkcji przystosowania.

Pomijając badanie liczby pokoleń: Każde badanie jest uruchamiane 5 razy. Każde uruchomienie zwraca wynik najlepszego znalezionej osobnika. Wartość "best" to najlepszy wynik z tych 5 uruchomień, a "worst" to najgorszy. Wartość "avg" to średni wynik, a "std" to odchylenie standardowe wyników. Na wykresach oś X przedstawia badany parametr, a oś Y wartość wyniku / odchylenie.

Rozmiar populacji

Cel badania

Celem badania jest wybranie rozmiaru populacji, dla którego algorytm genetyczny daje najlepsze wyniki.

Stałe parametry badania

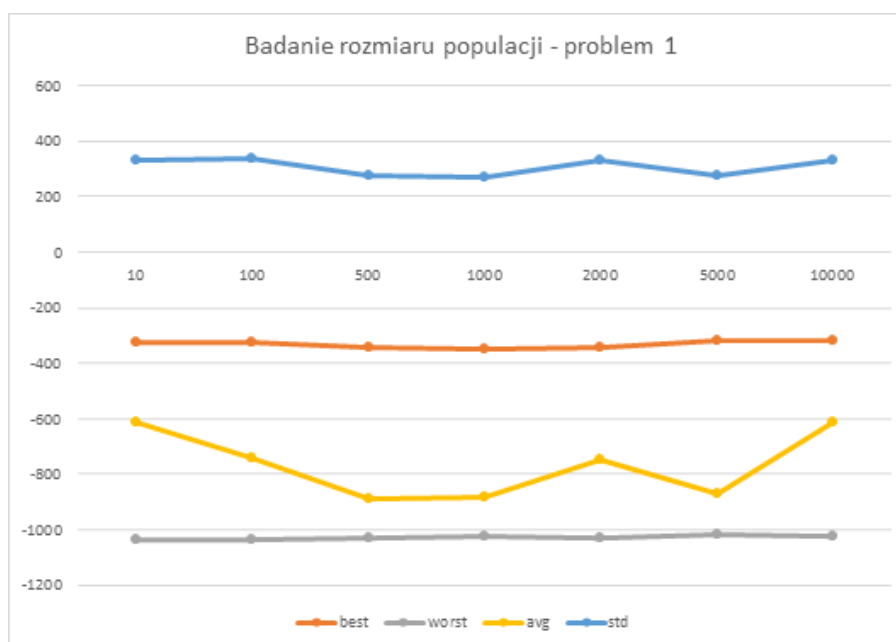
Liczba pokoleń	Rozmiar turnieju	Operator selekcji	P. krzyżowania	P. mutacji
1000	3	Turniej	0,1	0,8

Tabela 1: Stałe parametry badania

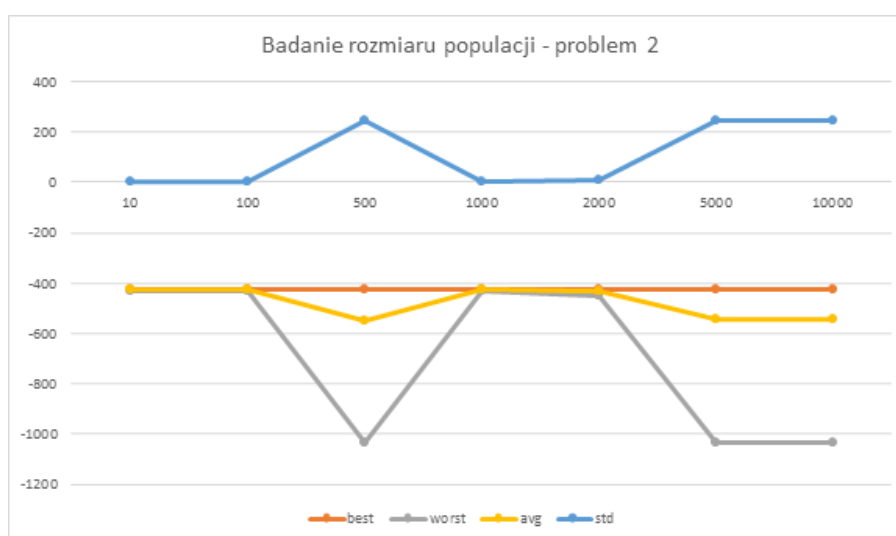
Problem	Rozmiar populacji	best	worst	avg	std
zad1	10	-328	-1034	-613,60	333,62
zad1	100	-328	-1039	-745,20	335,94
zad1	500	-342	-1031	-888,80	273,44
zad1	1000	-349	-1027	-883,80	267,54
zad1	2000	-343	-1028	-750,40	331,11
zad1	5000	-319	-1021	-873,60	277,34
zad1	10000	-319	-1027	-613,80	331,19
zad2	10	-424	-430	-425,20	2,40
zad2	100	-424	-430	-427,00	2,53
zad2	500	-424	-1036	-548,20	243,92
zad2	1000	-424	-430	-425,20	2,40
zad2	2000	-424	-450	-429,20	10,40
zad2	5000	-424	-1036	-546,40	244,80
zad2	10000	-424	-1036	-546,40	244,80
zad3	10	-2071	-3517	-2882,00	526,57
zad3	100	-2097	-4252	-2794,80	785,06
zad3	500	-1436	-3464	-2527,80	678,10
zad3	1000	-2114	-3553	-2975,00	530,80
zad3	2000	-2042	-3530	-2779,80	476,21
zad3	5000	-1492	-3588	-2838,60	761,07
zad3	10000	-2100	-2819	-2392,60	307,51

Tabela 2: Badanie rozmiaru populacji

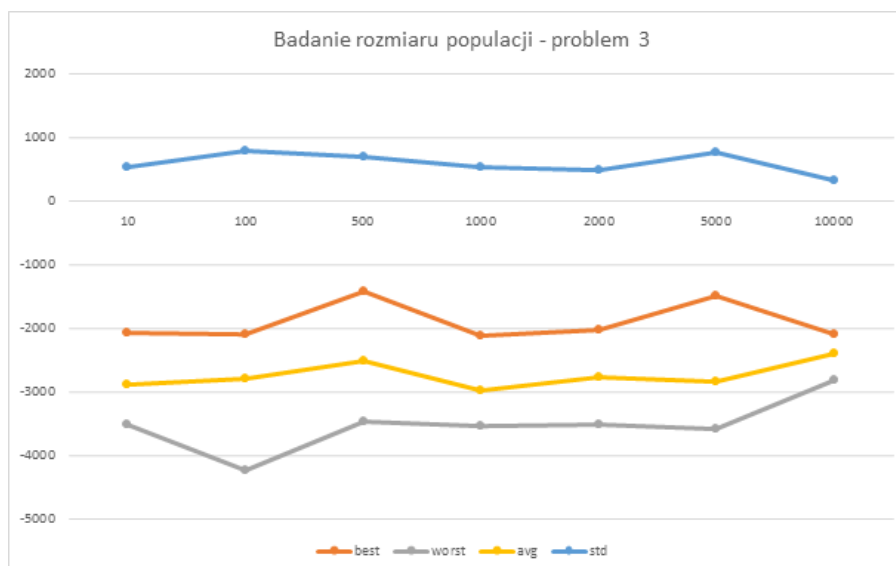
Wyniki i wykresy



Rysunek 1: Badanie rozmiaru populacji - problem 1



Rysunek 2: Badanie rozmiaru populacji - problem 2



Rysunek 3: Badanie rozmiaru populacji - problem 3

Wnioski

Zmiana rozmiaru populacji ma niewielki wpływ na problemy 1 i 2. Wybrany zostaje rozmiar populacji "500", ponieważ zwraca on najlepsze wyniki dla problemu 3.

Liczba pokoleń

Badanie polega na uruchomieniu algorytmu genetycznego i zapisanie najlepszego, najgorszego i średniego wyniku w populacji danej generacji, oraz odchylenie standardowe wyników populacji. Na wykresie oś X przedstawia numer generacji, a oś Y wartość wyniku / odchylenie.

Cel badania

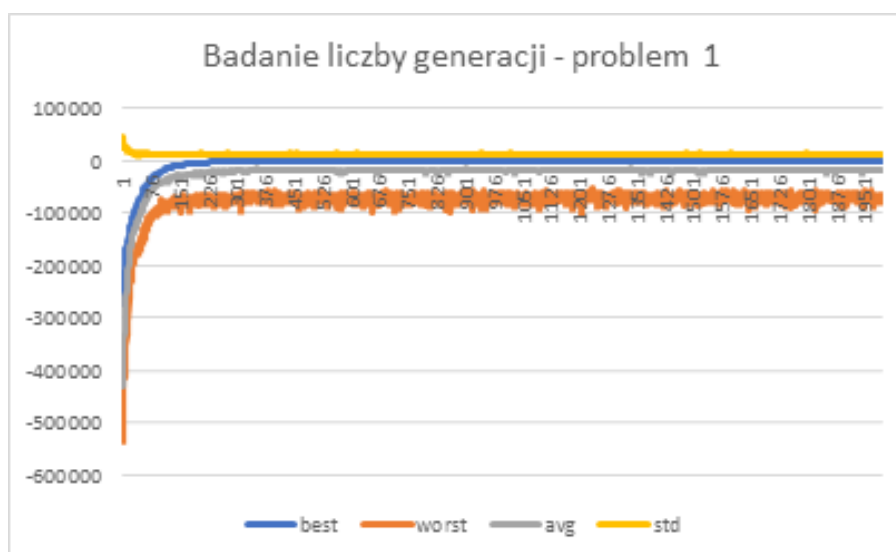
Celem badania jest wybranie liczby pokoleń, po której algorytm genetyczny przestaje zwracać lepsze wyniki (lub robi to znacząco wolniej).

Stałe parametry badania

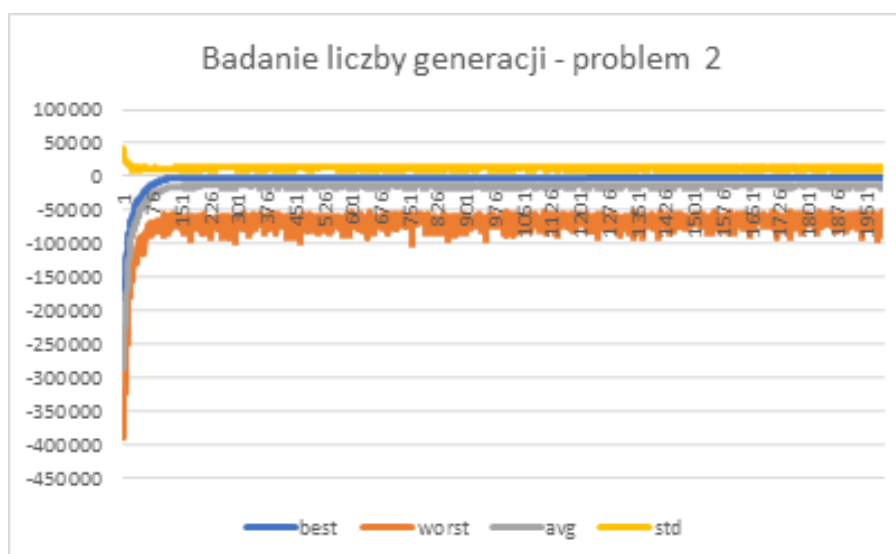
Rozmiar populacji	Liczba pokoleń	Rozmiar turnieju	Operator selekcji	Pr. krzyżowania	Pr. mutacji
500	1000	3	Turniej	0,1	0,8

Tabela 3: Stałe parametry badania

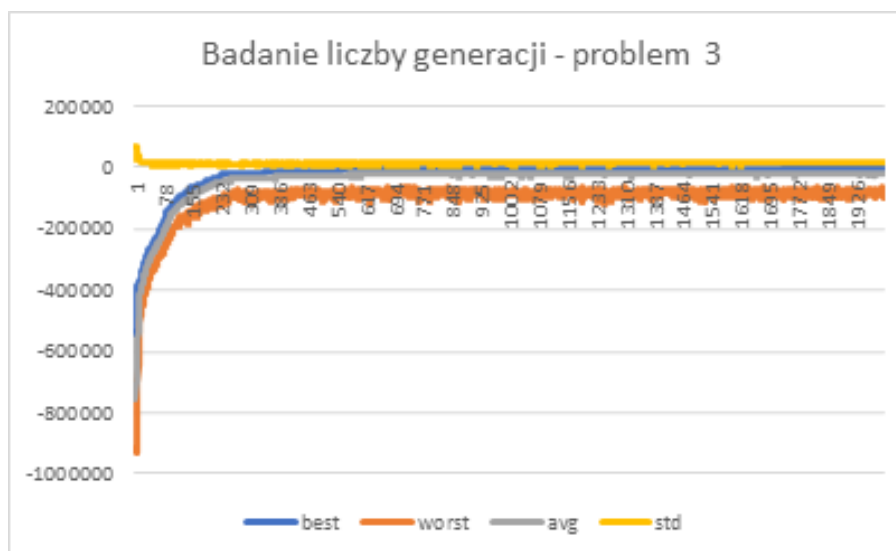
Wyniki i wykresy



Rysunek 4: Badanie liczby pokoleń - problem 1



Rysunek 5: Badanie liczby pokoleń - problem 2



Rysunek 6: Badanie liczby pokoleń - problem 3

Wnioski

Rozwiązania dosyć szybko zbiegają do minimum. Wybrana zostaje liczba pokoleń "1500", ponieważ uznałem to za dobry kompromis pomiędzy czasem trwania badań a drobnymi korzyściami wyników dla problemu 3.

Rozmiar turnieju

Cel badania

Celem badania jest wybranie rozmiaru turnieju, dla którego algorytm genetyczny daje najlepsze wyniki.

Stałe parametry badania

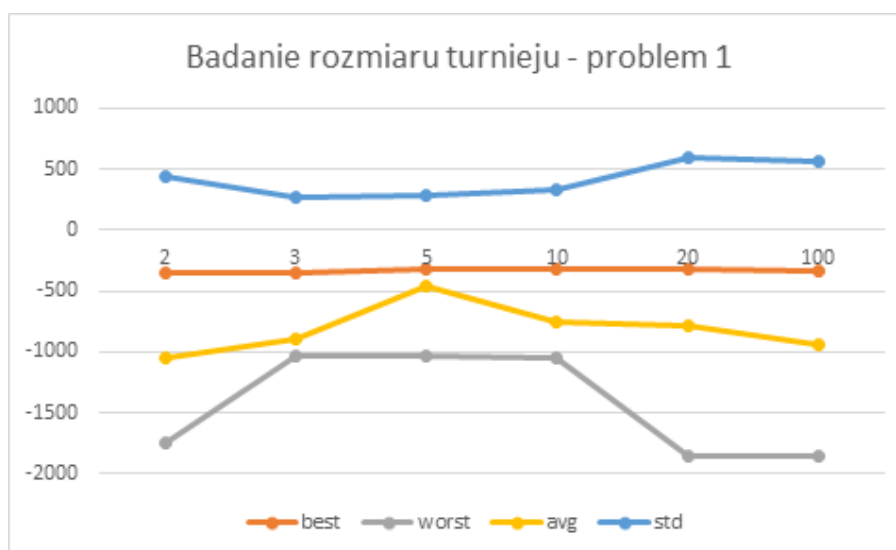
Rozmiar popu- lacji	Liczba pokoleń	Pr. krzyżowania	Pr. mutacji
500	1500	0,1	0,8

Tabela 4: Stałe parametry badania

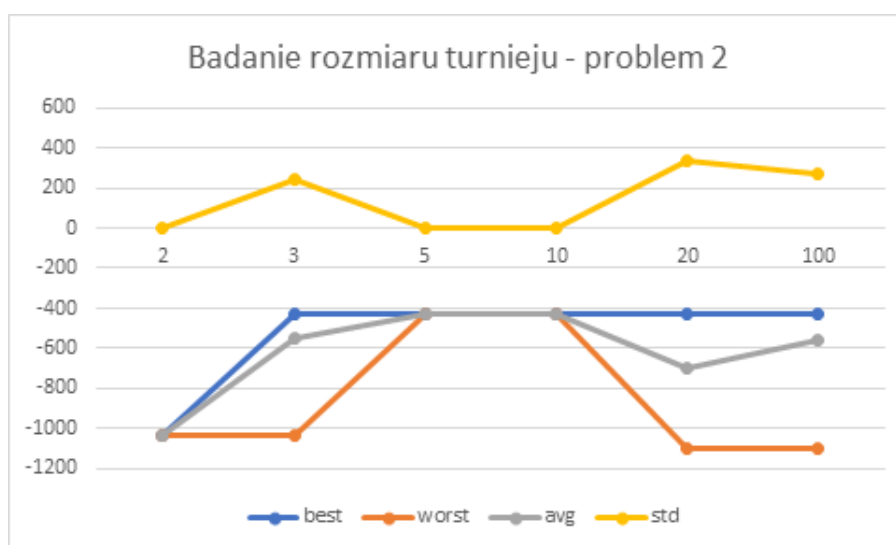
Problem	Rozmiar nieju	tur-	best	worst	avg	std
zad1		1	-29318	-36382	-32366,20	2593,06
zad1		2	-348	-1754	-1052,60	444,99
zad1		3	-359	-1030	-894,00	267,50
zad1		5	-319	-1027	-466,60	280,31
zad1		10	-319	-1043	-751,20	335,38
zad1		20	-328	-1853	-780,80	599,69
zad1		100	-342	-1852	-939,80	558,65
zad2		1	-6128	-8437	-7273,80	783,57
zad2		2	-1036	-1036	-1036,00	0,00
zad2		3	-424	-1036	-546,40	244,80
zad2		5	-424	-424	-424,00	0,00
zad2		10	-424	-424	-424,00	0,00
zad2		20	-424	-1100	-694,40	331,17
zad2		100	-424	-1100	-559,20	270,40
zad3		1	-70506	-149770	-113927,40	28986,10
zad3		2	-2856	-13525	-6397,80	3713,59
zad3		3	-1520	-4249	-2595,00	924,15
zad3		5	-1426	-2800	-1993,80	493,99
zad3		10	-2845	-4241	-3787,60	552,69
zad3		20	-2146	-4334	-3255,20	874,21
zad3		100	-2787	-5536	-3860,20	939,94

Tabela 5: Badanie rozmiaru turnieju

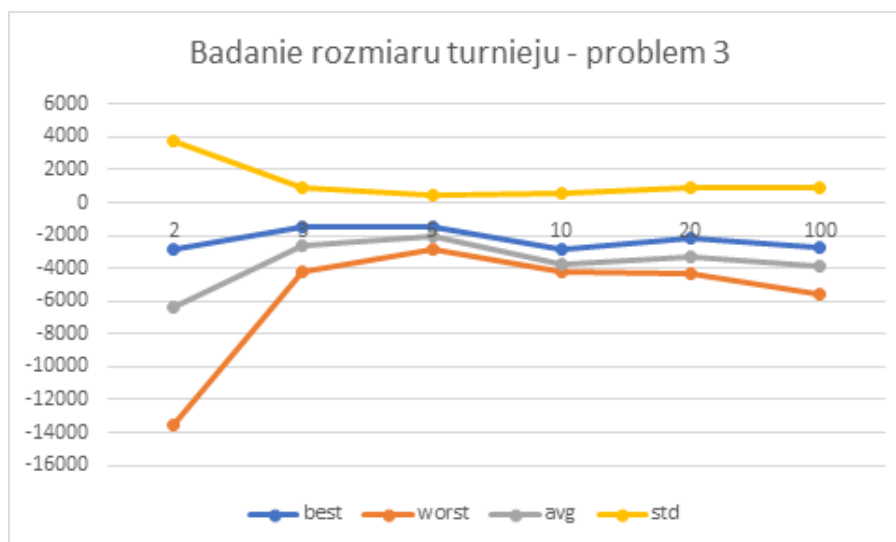
Wyniki i wykresy



Rysunek 7: Badanie rozmiaru turnieju - problem 1



Rysunek 8: Badanie rozmiaru turnieju - problem 2



Rysunek 9: Badanie rozmiaru turnieju - problem 3

Wnioski

Wybrany zostaje rozmiar turnieju "3", ponieważ zwraca on najlepsze wyniki dla wszystkich problemów.

Operatory selekcji

Cel badania

Celem badania jest wybranie operatora selekcji, dla którego algorytm genetyczny daje najlepsze wyniki.

Stałe parametry badania

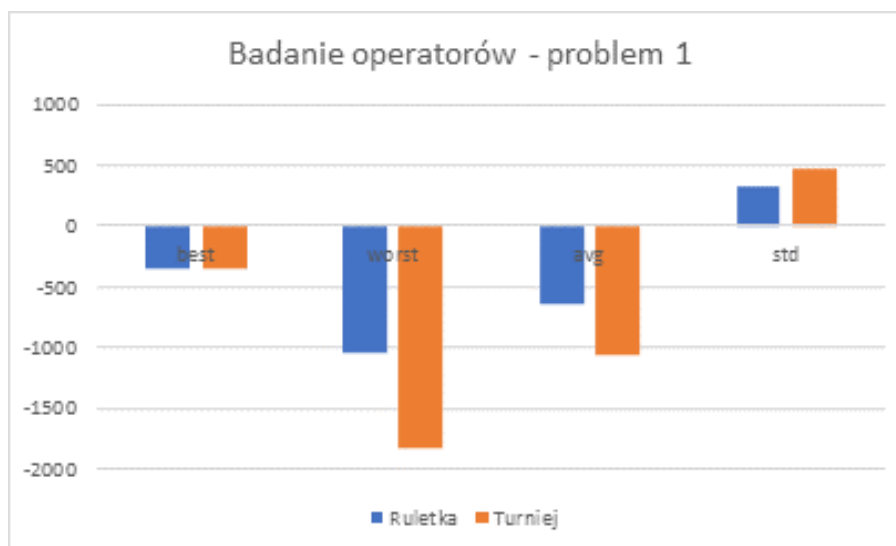
Rozmiar populacji	Liczba pokoleń	Rozmiar turnieju	Pr. krzyżowania	Pr. mutacji
500	1500	3	0,1	0,8

Tabela 6: Stałe parametry badania

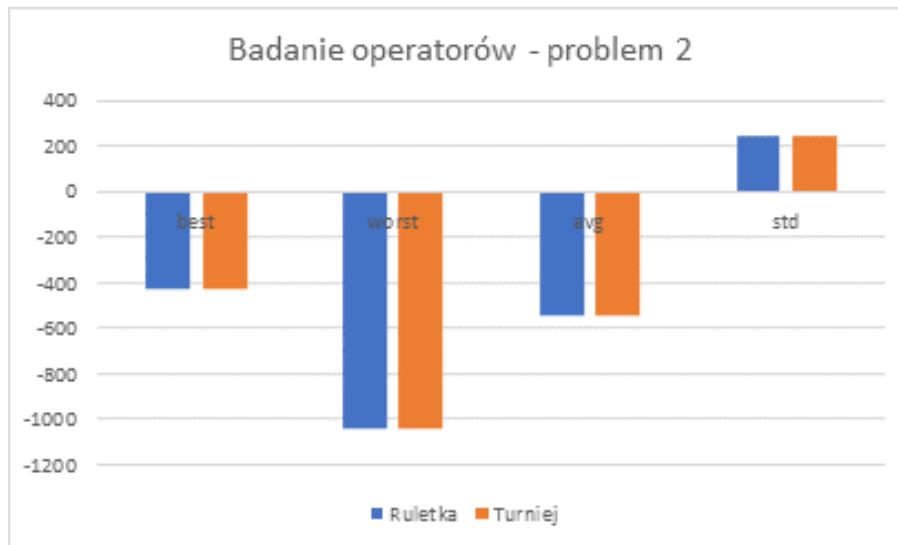
Problem	Operator selekcji	best	worst	avg	std
zad1	Ruletka	-340	-1047	-635,20	330,02
zad1	Turniej	-341	-1833	-1052,40	472,79
zad2	Ruletka	-424	-1036	-546,40	244,80
zad2	Turniej	-424	-1036	-547,60	244,21
zad3	Ruletka	-3486	-15613	-10802,60	5146,92
zad3	Turniej	-2018	-4351	-2947,60	882,01

Tabela 7: Badanie operatorów selekcji

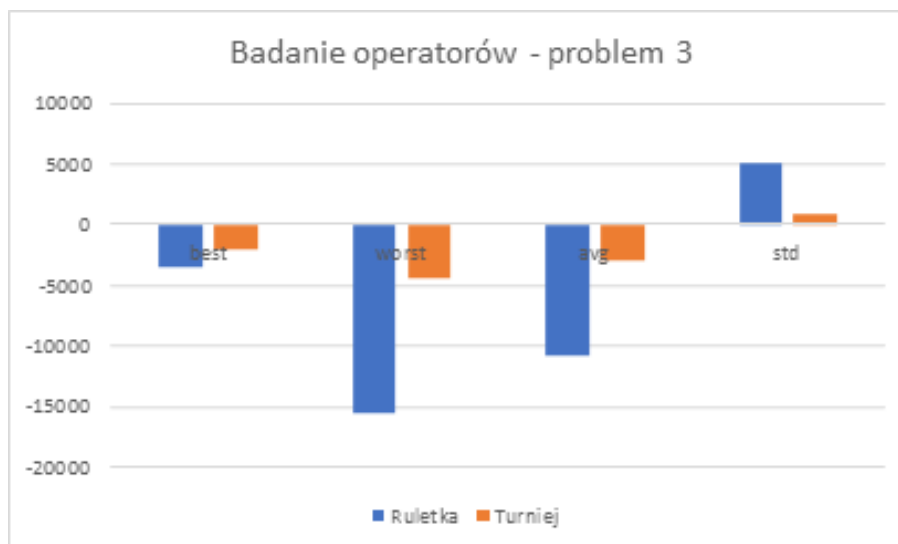
Wyniki i wykresy



Rysunek 10: Badanie operatorów selekcji - problem 1



Rysunek 11: Badanie operatorów selekcji - problem 2



Rysunek 12: Badanie operatorów selekcji - problem 3

Wnioski

Wybór operatora nie ma znaczenia dla dwóch pierwszych problemów. Wybrany zostaje operator turnieju, ponieważ zwraca on najlepsze wyniki dla problemu 3.

Prawdopodobieństwo krzyżowania

Cel badania

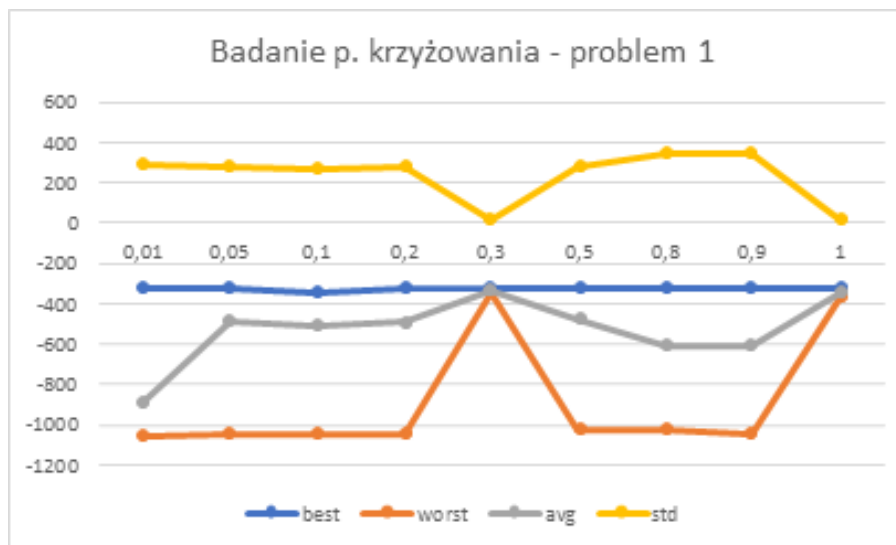
Celem badania jest wybranie prawdopodobieństwa krzyżowania, dla którego algorytm genetyczny daje najlepsze wyniki.

Stałe parametry badania

Rozmiar populacji	Liczba pokoleń	Rozmiar turnieju	Operator selekcji	Pr. mutacji
500	1500	3	Turniej	0,8

Tabela 8: Stałe parametry badania

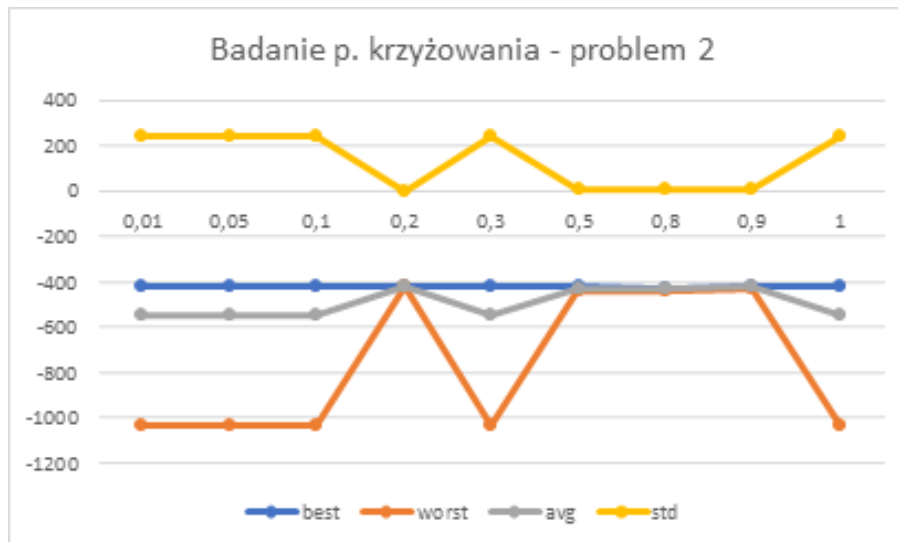
Wyniki i wykresy



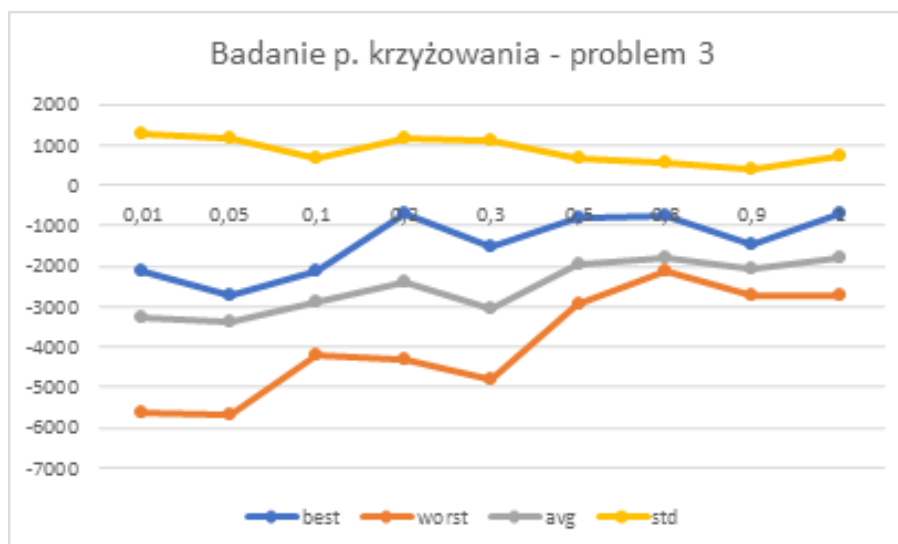
Rysunek 13: Badanie prawdopodobieństwa krzyżowania - problem 1

Problem	Pr. krzyżo- wania	best	worst	avg	std
zad1	0,01	-328	-1055	-895,60	284,28
zad1	0,05	-326	-1047	-486,20	281,10
zad1	0,1	-347	-1042	-510,40	267,20
zad1	0,2	-328	-1048	-493,60	278,44
zad1	0,3	-319	-349	-334,80	10,34
zad1	0,5	-328	-1024	-476,00	274,24
zad1	0,8	-320	-1027	-606,80	342,36
zad1	0,9	-319	-1042	-610,60	342,24
zad1	1	-328	-363	-343,60	14,92
zad2	0,01	-424	-1036	-546,40	244,80
zad2	0,05	-424	-1036	-546,40	244,80
zad2	0,1	-424	-1036	-546,40	244,80
zad2	0,2	-424	-424	-424,00	0,00
zad2	0,3	-424	-1036	-546,40	244,80
zad2	0,5	-424	-436	-427,80	4,66
zad2	0,8	-430	-438	-432,00	3,03
zad2	0,9	-424	-430	-425,60	2,24
zad2	1	-424	-1036	-548,80	243,61
zad3	0,01	-2116	-5606	-3262,4	1283,987
zad3	0,05	-2714	-5665	-3365,6	1150,938
zad3	0,1	-2110	-4193	-2890,60	692,32
zad3	0,2	-706	-4305	-2399,80	1160,28
zad3	0,3	-1512	-4818	-3076,20	1079,32
zad3	0,5	-811	-2925	-1971,8	674,2876
zad3	0,8	-743	-2116	-1820,2	539,8316
zad3	0,9	-1443	-2727	-2044,8	407,361
zad3	1	-725	-2752	-1786,2	694,7628

Tabela 9: Badanie prawdopodobieństwa krzyżowania



Rysunek 14: Badanie prawdopodobieństwa krzyżowania - problem 2



Rysunek 15: Badanie prawdopodobieństwa krzyżowania - problem 3

Wnioski

Wybór prawdopodobieństwa krzyżowania nie ma znaczenia dla dwóch pierwszych problemów. Wybrane zostaje prawdopodobieństwo krzyżowania "0.2", ponieważ zwraca ono najlepsze wyniki dla problemu 3.

Prawdopodobieństwo mutacji

Cel badania

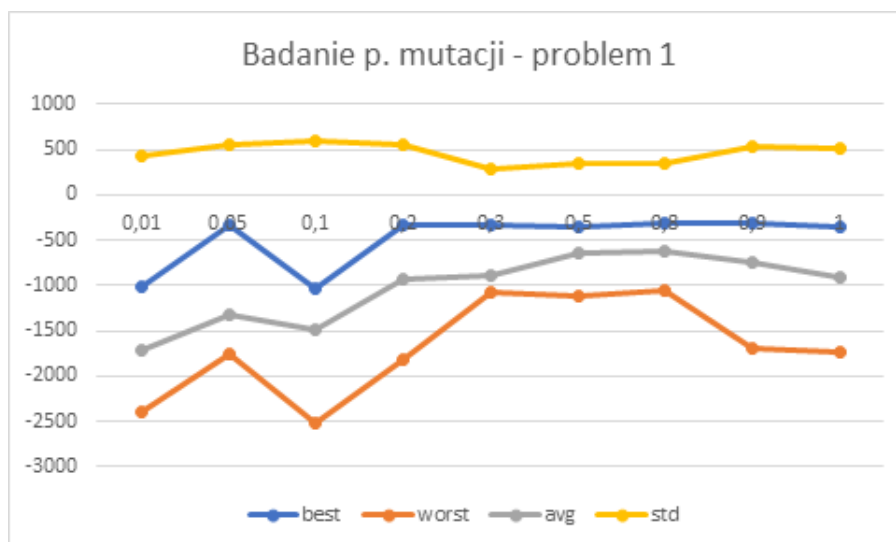
Celem badania jest wybranie prawdopodobieństwa mutacji, dla którego algorytm genetyczny daje najlepsze wyniki.

Stałe parametry badania

Rozmiar populacji	Liczba pokoleń	Rozmiar turnieju	Operator selekcji	Pr. krzyżowania
500	1500	3	Turniej	0,2

Tabela 10: Stałe parametry badania

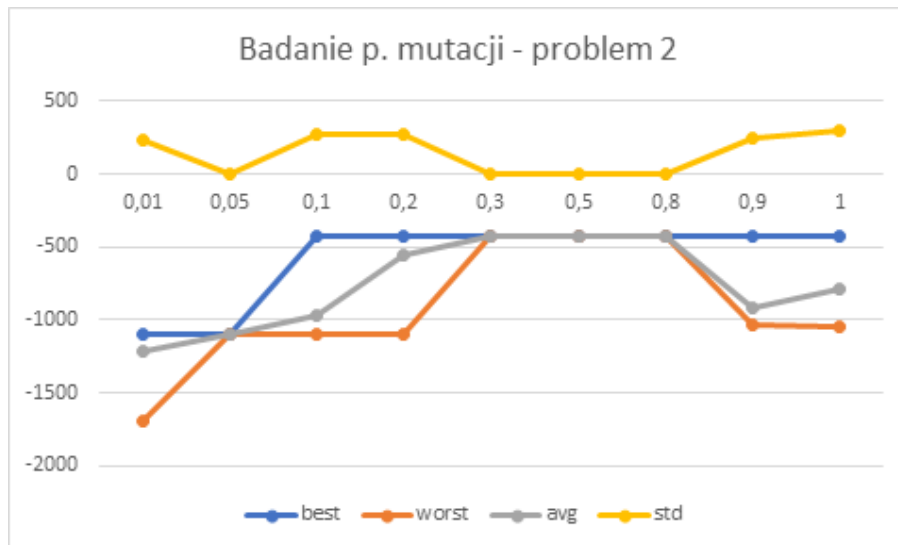
Wyniki i wykresy



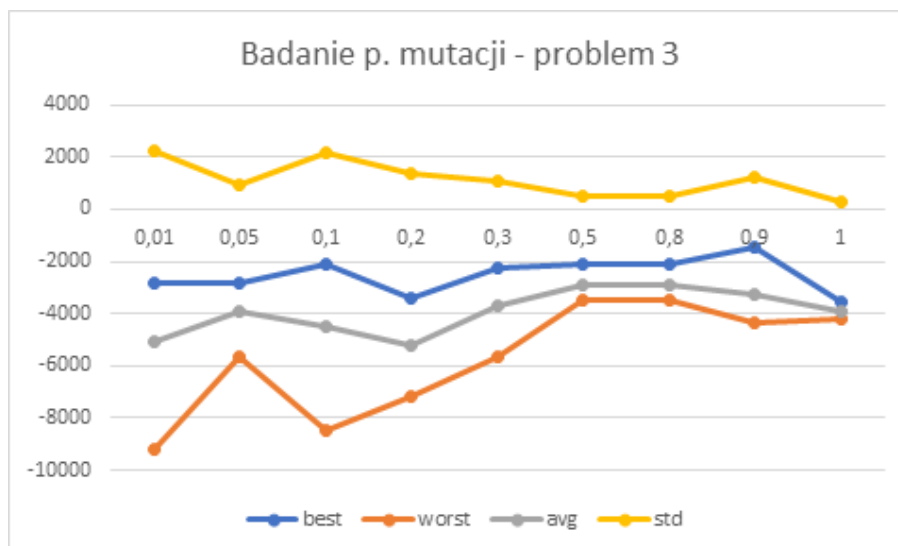
Rysunek 16: Badanie prawdopodobieństwa mutacji - problem 1

Problem	Pr. cji	muta-	best	worst	avg	std
zad1		0,01	-1021	-2393	-1724,4	434,3214
zad1		0,05	-340	-1747	-1315,2	554,7603
zad1		0,1	-1025	-2527	-1479	599,7556
zad1		0,2	-340	-1814	-921	546,9965
zad1		0,3	-341	-1065	-898	279,1143
zad1		0,5	-347	-1120	-639,4	352,29
zad1		0,8	-319	-1046	-616,8	344,0834
zad1		0,9	-319	-1690	-739,8	542,7045
zad1		1	-348	-1726	-917	513,0902
zad2		0,01	-1100	-1692	-1219,6	236,2114
zad2		0,05	-1100	-1100	-1100	0
zad2		0,1	-424	-1100	-964,8	270,4
zad2		0,2	-424	-1100	-559,2	270,4
zad2		0,3	-424	-424	-424	0
zad2		0,5	-424	-424	-424	0
zad2		0,8	-424	-424	-424	0
zad2		0,9	-424	-1036	-913,6	244,8
zad2		1	-424	-1042	-793,6	299,3417
zad3		0,01	-2810	-9189	-5067	2269,493
zad3		0,05	-2833	-5655	-3951,2	956,525
zad3		0,1	-2122	-8460	-4458,4	2174,983
zad3		0,2	-3398	-7148	-5231,2	1368,857
zad3		0,3	-2215	-5677	-3717	1112,463
zad3		0,5	-2110	-3448	-2882,4	496,1506
zad3		0,8	-2116	-3494	-2920	519,8896
zad3		0,9	-1429	-4342	-3266,8	1234,406
zad3		1	-3528	-4194	-3929,4	316,8739

Tabela 11: Badanie prawdopodobieństwa mutacji



Rysunek 17: Badanie prawdopodobieństwa mutacji - problem 2



Rysunek 18: Badanie prawdopodobieństwa mutacji - problem 3

Wnioski

Wybrane zostaje prawdopodobieństwo mutacji "0.9", ponieważ zwraca ono najlepsze wyniki dla wszystkich problemów.

Porównanie algorytmu genetycznego z metodami "naiwnymi"

Przy porównaniu uruchomiono 10 razy algorytm ewolucyjny (po 1500 generacji), 15000 razy metoda losowa, oraz 30 razy metoda losowych mutacji (po 1500 generacji). Meto-

da losowych mutacji polega na wylosowaniu osobnika i wykonywaniu na nim losowych mutacji, co jakiś czas cofając się do najlepszego znalezionej rozwiązania.

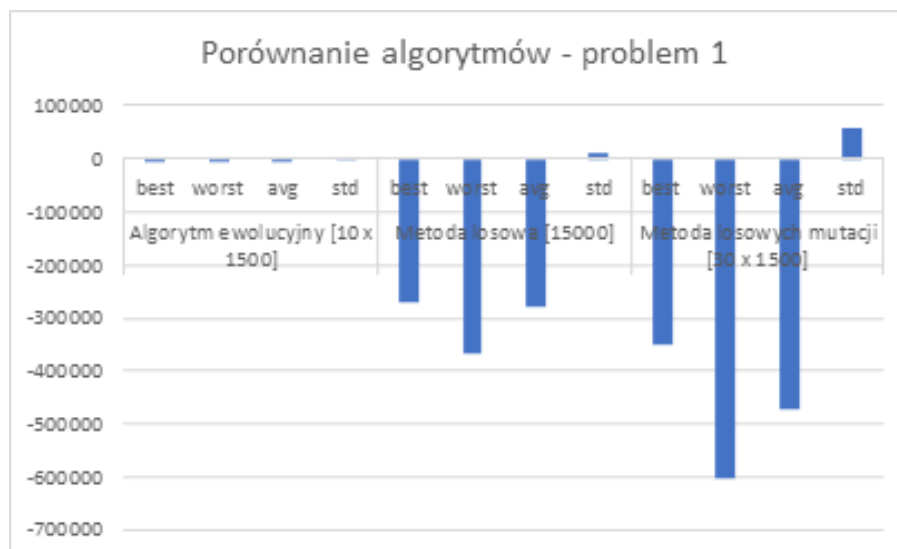
Rozmiar populacji	Liczba pokoleń	Rozmiar turnieju	Operator selekcji	Pr. krzyżowania	Pr. mutacji
500	1500	3	Turniej	0,2	0,9

Tabela 12: Parametry algorytmu genetycznego

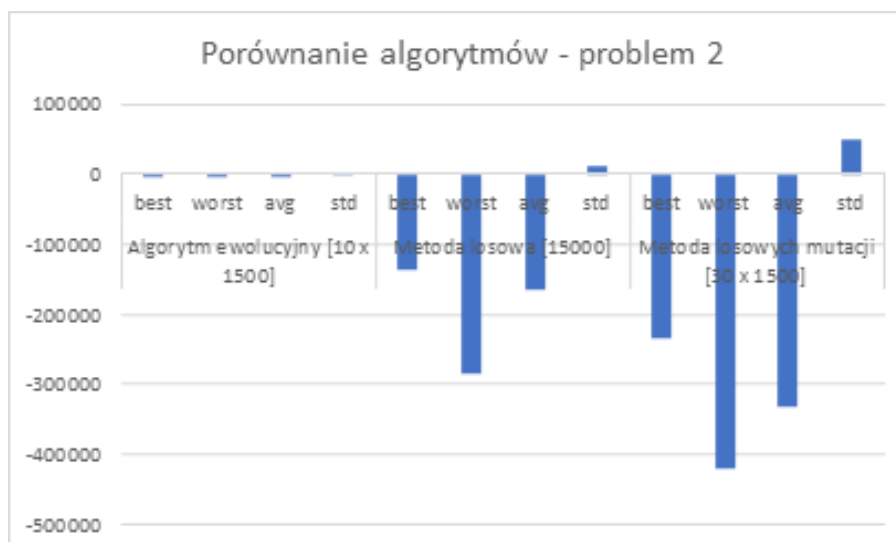
Instancja	Algorytm ewolucyjny [10 x 1500]				Metoda losowa [15000]			
	best	worst	avg	std	best	worst	avg	std
zad1	-341	-2527	-1110,6	742,775	-270894	-368663	-277311	10502,92
zad2	-424	-1036	-731,2	304,8071	-135953	-285244	-163922	12024,88
zad3	-2059	-4213	-2985,5	620,792	-478885	-686348	-510788	24221,65

Metoda losowych mutacji [30 x 1500]			
best	worst	avg	std
-349442	-604234	-470676	57255,29
-233683	-420265	-330202	50262,56
-637791	-935288	-806516	79839,92

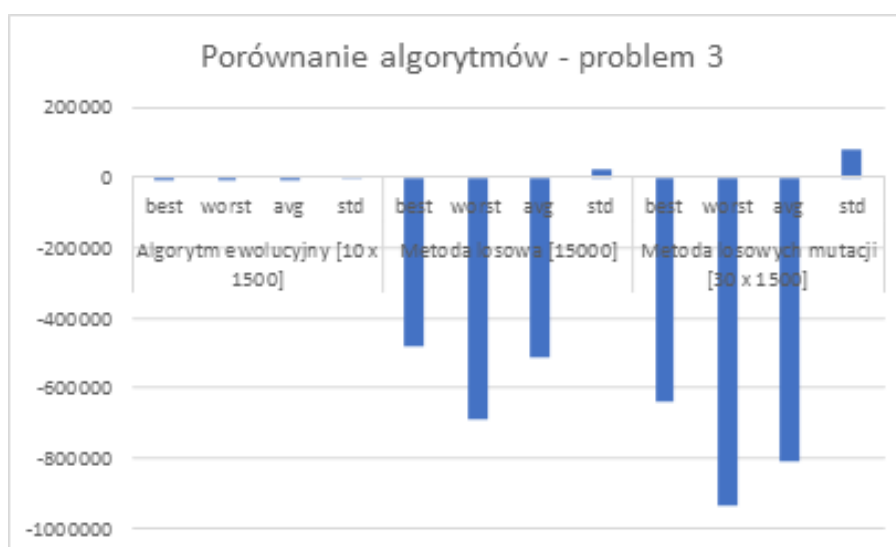
Tabela 13: Porównanie algorytmu genetycznego z naiwnymi



Rysunek 19: Porównanie algorytmów - problem 1



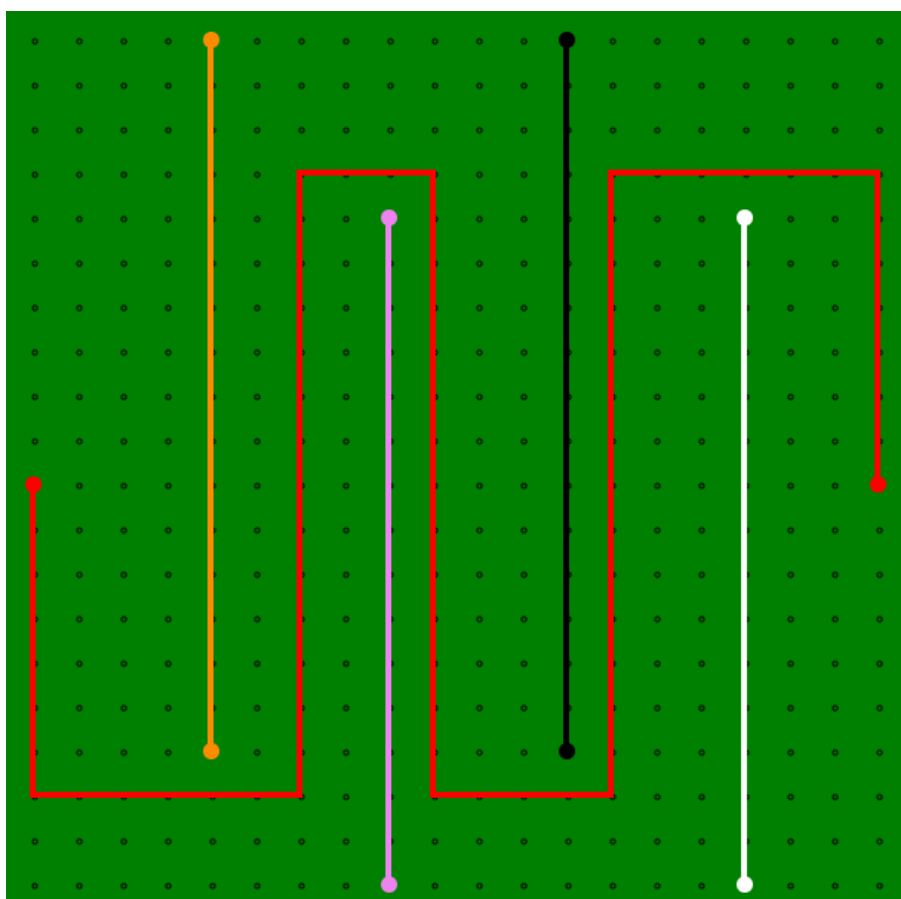
Rysunek 20: Porównanie algorytmów - problem 2



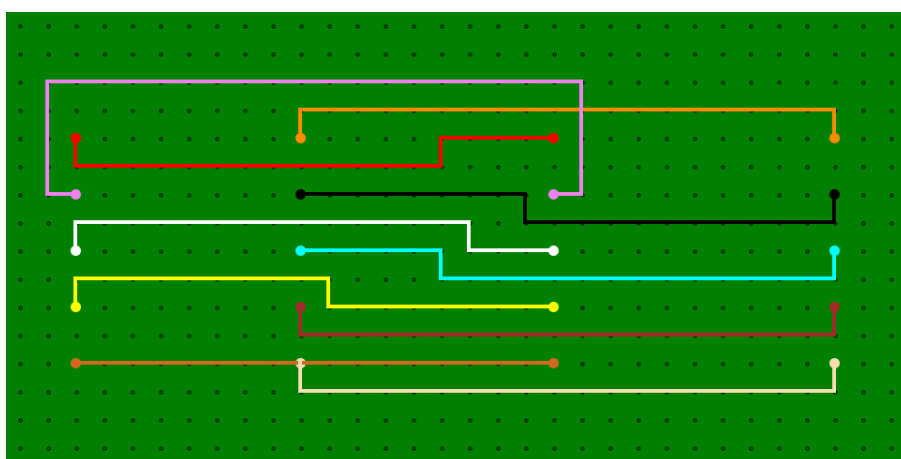
Rysunek 21: Porównanie algorytmów - problem 3

Podsumowanie

Algorytm genetyczny pozwala na znaczące poprawy wyników dla danego problemu.



Rysunek 23: Najlepsze znalezione rozwiązanie do problemu 2



Rysunek 24: Najlepsze znalezione rozwiązanie do problemu 3