# Sztuczna Inteligencja i Inżynieria Wiedzy Zadanie 1 – Algorytm Genetyczny

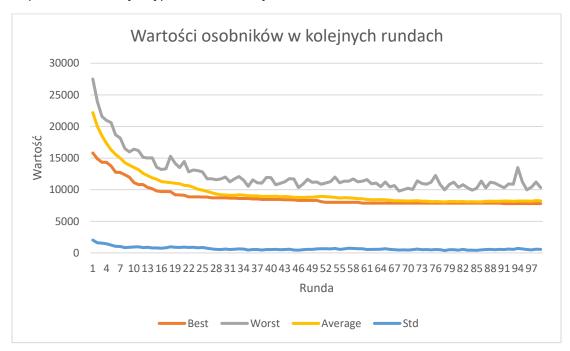
# Mikołaj Macioszczyk 254499

# Spis treści

Badanie wpływu parametrów	2
Rozmiar populacji	2
Liczba pokoleń	3
Rozmiar turnieju	4
Prawdopodobieństwo krzyżowania	5
Prawdopodobieństwo mutacji	6
Wielkość elity	6
Porównanie operatorów selekcji	8
Operator ruletkowy	8
Operator turniejowy	8
Wyniki zbiorcze	9
Dla danych easy	9
Dla danych flat	10
Dla danych hard	10

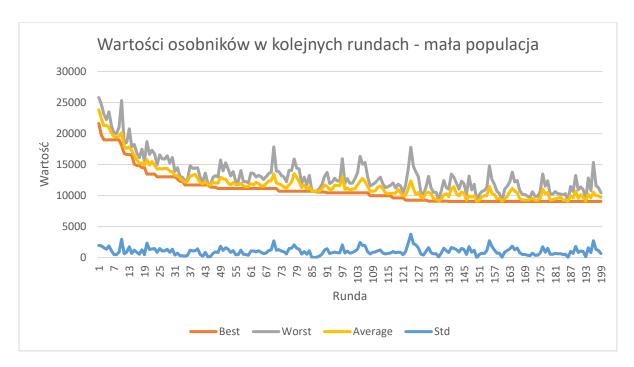
### Badanie wpływu parametrów

Aby umożliwić obserwację wpływu parametrów na jakość działania algorytmu genetycznego, warto porównywać jego wykres z poniższym przykładem o dobrze dobranych parametrach. Średnia wartość funkcji przystosowania spada według funkcji hiperbolicznej. Na początku działania algorytmu różnica między osobnikiem najlepszym a średnią jest duża, ale zmniejsza się w miarę postępowania algorytmu. Mimo stabilizacji średniej, przez cały czas trwania uczenia występują próby wyjścia z minimum lokalnego, co widać po wykresie osobnika najgorszego. Odchylenie standardowe pokazuje, że populacja stabilizuje się, jednak dzięki zastosowanym operatorom nie zbiega się całkowicie. Pozwala to przeszukiwać większą przestrzeń rozwiązań.



#### Rozmiar populacji

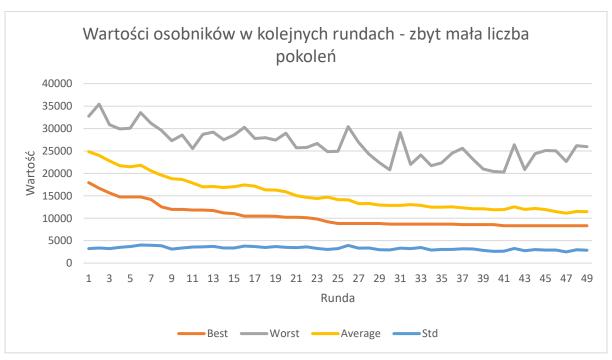
Jest to bardzo istotny parametr, którego odpowiednie wyważenie pozwoli nam przeszukiwać dużą przestrzeń rozwiązań w rozsądnym czasie. Zbyt mała populacja prowadzi do szybkiej zbieżności i uniemożliwia przeszukanie dużej przestrzeni rozwiązań, ponieważ populacją kieruje wyłącznie kilka najlepszych osobników i próba złamania schematu znacznie częściej kończy się wykluczeniem potomka. Wykres nie jest też tak regularny, a osiągane wartości dużo gorsze.



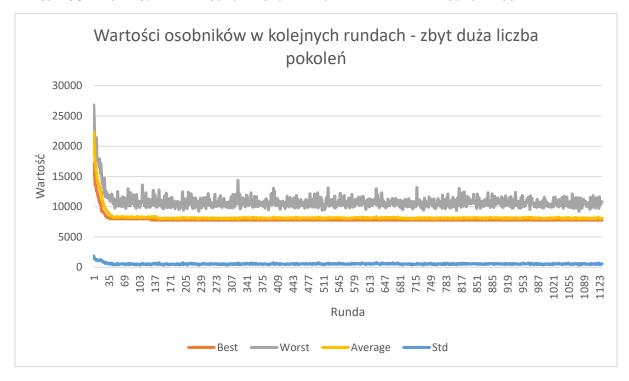
Zbyt duża populacja prowadzi z drugiej strony do zwiększonego nakładu pracy i czasu procesora. Może wydłużyć działanie algorytmu genetycznego na tyle, że nie będzie on przydatny.

#### Liczba pokoleń

Wraz z rozwojem kolejnych pokoleń oczekuje się, że wartość najlepszego potomka będzie się poprawiać aż do uzyskania pewnego minimum. Ważne jest więc żeby nie przerwać tego procesu zbyt wcześnie. Aby uniknąć takiej sytuacji, można wspomóc się wykresem wartości najlepszego i średniego potomka. W przedstawianym przykładzie zbyt małej liczby pokoleń widać, że populacje nie zbiegła się jeszcze, i jest duże prawdopodobieństwo przeszukania większej przestrzeni rozwiązań, a co za tym idzie - dalszej poprawy. Przerwać należy dopiero wówczas, gdy różnica między najlepszą a średnią wartością potomka ustabilizuje się.



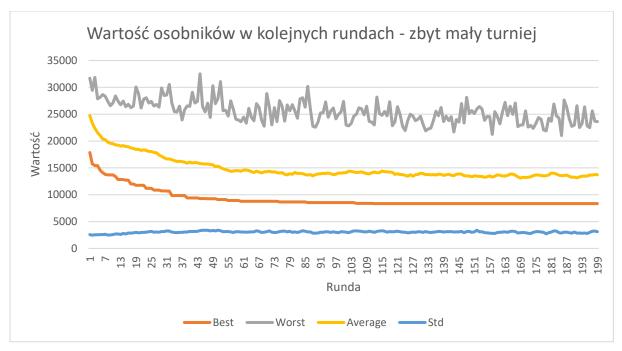
Z drugiej strony, jeśli liczba pokoleń jest zbyt duża, niepotrzebnie marnujemy zasoby. Ze względu na małą pulę genetyczną przetrwałej populacji, prawdopodobieństwo dalszej poprawy jest bardzo niskie.



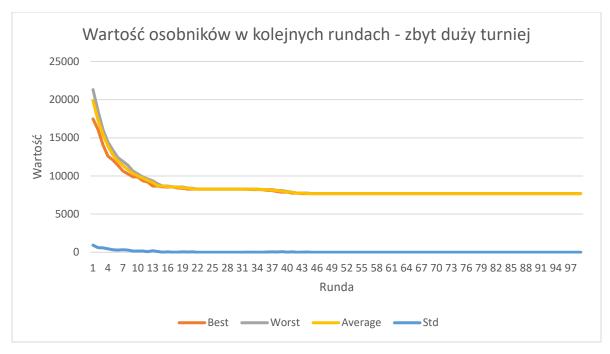
#### Rozmiar turnieju

Używając operatora turniejowego selekcji mamy możliwość sterowania rozmiarem turnieju, w którym wybierani są potomkowie. Jeśli wartość ta jest zbyt mała, zmniejsza się ciśnienie selekcyjne i gorsze osobniki mają większą szansę na pozostanie w populacji. Jeśli jest ona zbyt wysoka, wtedy populacja zbyt szybko uzyskuje zbieżność i zmniejszamy szansę na opuszczenie minimum lokalnego.

Wykres dla zbyt małej liczności turnieju charakteryzuje się dużą odległością między najlepszym i średnim osobnikiem i dużą wartością odchylenia standardowego. Wynika to z bardziej losowego dobierania potomków.

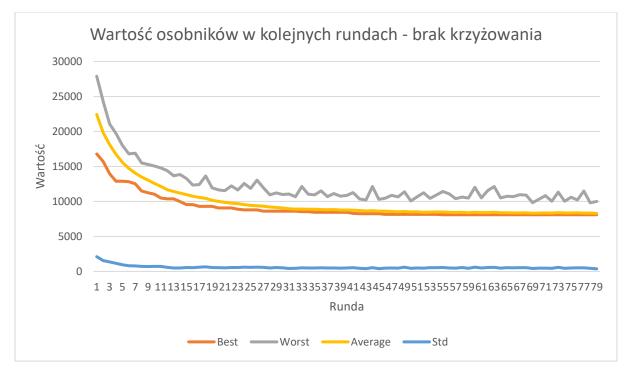


Turniej o zbyt dużej liczności sprawia, że populacja bardzo szybko uzyskuje zbieżność i podąża śladem wyłącznie najlepszych osobników, przez co bardzo utrudnione staje się przeszukiwanie innych obszarów rozwiązań. Odchylenie standardowe jest przez większość rund prawie zerowe, a pozostałe wartości prawie równe.



#### Prawdopodobieństwo krzyżowania

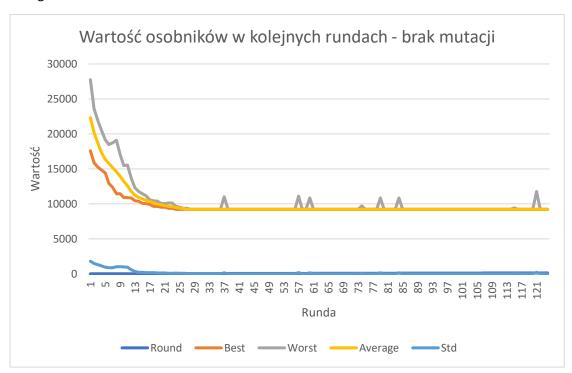
Krzyżowanie osobników umożliwia przekazanie cech najlepszych rodziców do potomków, aby na ich podstawie łatwiej uzyskiwać lepsze wyniki. W mojej implementacji krzyżowanie nie jest kluczowe dla rozwoju populacji, jednak na podstawie prób okazało się, że otrzymywane wyniki są gorsze w przypadku braku krzyżowania.



Ze względu na obecność elity, która stabilizuje rozwój populacji, w mojej implementacji, znaczne zwiększenie prawdopodobieństwa krzyżowania nie wpłynęło na pogorszenie wyników. Optymalna wartość tego parametru wynosi dla mojego rozwiązania między 0.3 a 0.7.

#### Prawdopodobieństwo mutacji

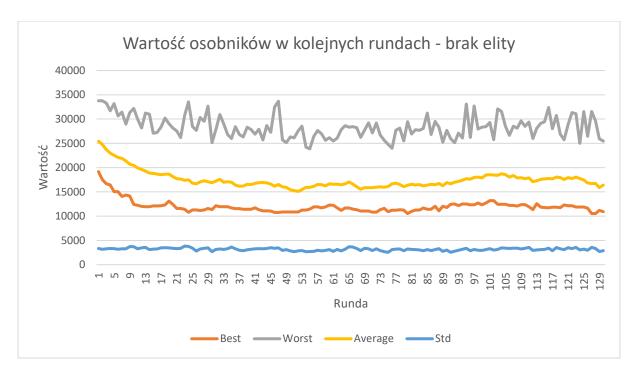
Mutacje umożliwiają rozwój populacji i przeszukanie innych przestrzeni rozwiązań, wyjście poza minimum lokalne. W mojej implementacji okazały się one kluczowe. Ich brak powoduje szybką stagnację populacji i po dotarciu do minimum (prawdopodobnie lokalnego) brak możliwości ucieczki z niego.



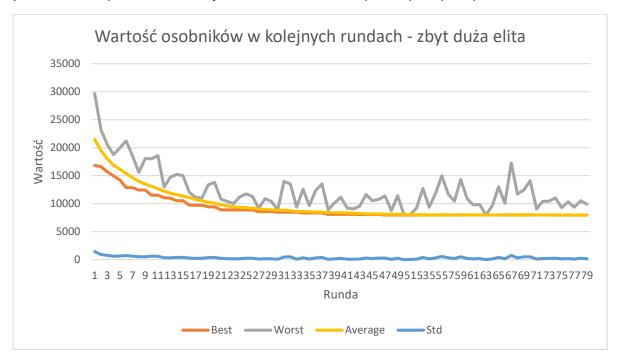
Podobnie jak w przypadku krzyżowania, obecność elity stabilizuje populację. W efekcie zwiększenie prawdopodobieństwa mutacji nie obniża wyników, a jest wręcz efektem pożądanym. Również wiąże się to ze specyfiką mojej implementacji, która nawet w przypadku mutacji może (w rzadkich przypadkach) nie zmienić genotypu osobnika. W związku z tym mutacja jest pożądana, aby poszerzyć przestrzeń rozwiązań, ale nie zawsze zmienia osobnika, co pomaga docierać do optimów lokalnych.

#### Wielkość elity

Elita została wprowadzona, aby ustabilizować populację i nie tracić osobników o najlepszych wartościach w wyniku krzyżowania i mutacji. Wpływ elity najlepiej widać w przypadku operatora ruletkowego, dla którego prawdopodobieństwo utracenia najlepszych osobników jest znaczne. Jak widać na wykresie, populacja w procesie uczenia utraciła najlepsze wartości i cofnęła się w rozwoju. Ostateczny wynik również jest znacznie niższy.



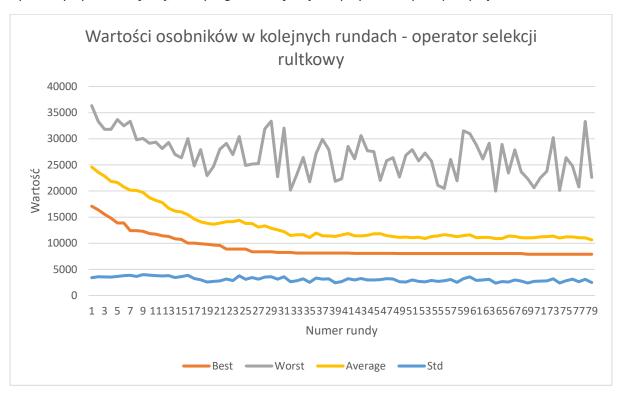
Liczność elity w stosunku do reszty populacji nie może być jednak zbyt wysoka, ponieważ uniemożliwi to jej rozwój w innym kierunku niż ten wyznaczany przez elitę. Nie powinna ona mieć wpływu na kierunek rozwoju, lecz tylko zachowywać najlepsze wyniki. W tym przypadku potencjał przeszukiwania przestrzeni rozwiązań również nie został w pełni wykorzystany.



## Porównanie operatorów selekcji

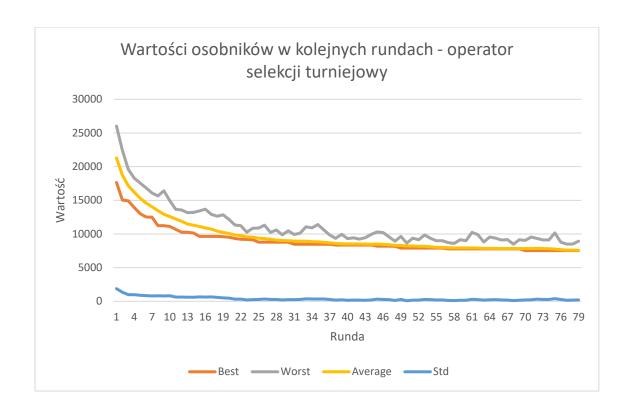
#### Operator ruletkowy

Operator ten wolniej uzyskuje zbieżność. Jest to zarówno plus jak i minus. Pozwala to łatwiej opuszczać minimum lokalne i wybierać również osobniki o gorszej wartości funkcji przystosowania, ale wydłuża proces, ponieważ najlepsze osobniki nie zawsze wybierane są do dalszego rozwoju. Warto zaznaczyć, że w przypadku tego operatora, wartość 7529 (najmniejsza uzyskana przeze mnie) była otrzymywana częściej, co wynagradza częściej otrzymywane wyniki powyżej 8000.



#### Operator turniejowy

Dzięki podziałom populacji na turnieje, z których wybierane są wyłącznie najlepsze osobniki, jednocześnie wytwarzane jest ciśnienie selekcyjne, ale również pozostaje możliwość przetrwania osobników średnio przystosowanych. W porównaniu do operatora ruletkowego, najgorsze osobniki nie mają możliwości przetrwać, co uznaję za plus. Za pomocą parametru liczności turnieju istnieje możliwość wywierania większej lub mniejszej presji selekcyjnej. Operator ten może jednak gorzej radzić sobie z wychodzeniem z lokalnych minimów niż ruletka. Aby temu zapobiec stosuje się wyżarzanie. W podejściu tym rozmiar turnieju na początku jest mniejszy, by wywierać mniejsze ciśnienie selekcyjne, ale zwiększa się wraz z upływem rund.



## Wyniki zbiorcze

Instancja	Alg. Ewolucyny [10x]				Metoda losowa [Size]				
	Best	Worst	Avg	Std	Size	Best	Worst	Avg	Std
Easy	4818	4862	4827	19	43560	4818	11730	7844	1054
Flat	8185	8425	8209	75	59280	9045	25880	18823	2306
Hard	7529	8059	7804	146	1458000	12364	42092	26449	3165

Dla przypadku "Easy" algorytm ewolucyjny nie daje znacząco lepszych wyników niż metoda losowa, gdyż udało się wylosować tak samo dobre rozwiązanie. Wraz z wzrostem trudności problemu, rośnie przestrzeń przeszukiwania i algorytm ewolucyjny staje się znacznie lepszym rozwiązaniem. Prawdopodobieństwo wylosowania optimum jest bardzo niskie. Bardzo opłaca się więc użyć bardziej wyrafinowanych metod.

Szczegóły przeprowadzania procesu uczenia algorytmu genetycznego dla poszczególnych instancji zostały przedstawione poniżej. Dla każdej z nich 5-krotnie użyty został operator selekcji turniejowy (T), oraz 5-krotnie ruletkowy (R). W eksperymencie zostały wybrane najlepsze (według subiektywnej oceny) zestawy parametrów.

#### Dla danych easy

	Operator	Rozmiar	Ilość rund	Najlepszy wynik
		populacji		
1	Т	120	28	4818
2	Т	120	26	4818

3	Т	120	30	4862
4	Т	120	38	4818
5	T	120	37	4818
6	R	120	31	4818
7	R	120	41	4862
8	R	120	46	4818
9	R	120	36	4818
10	R	120	50	4818

## Dla danych flat

	Operator	Rozmiar	Ilość rund	Najlepszy wynik
		populacji		
1	Т	120	45	8185
2	Т	120	48	8185
3	Т	120	51	8185
4	Т	120	39	8185
5	Т	120	50	8185
6	R	120	48	8185
7	R	120	30	8185
8	R	120	54	8425
9	R	120	64	8185
10	R	120	65	8185

## Dla danych hard

	Operator	Rozmiar	Ilość rund	Najlepszy wynik
		populacji		
1	Т	1200	92	7659
2	Т	1200	75	7834
3	Т	1200	93	7754
4	Т	1200	114	7754
5	Т	1200	78	7849
6	R	1200	154	7724
7	R	1200	132	8019
8	R	1200	154	7794
9	R	1200	194	7529
10	R	1200	131	8059