



FACULDADE DE
CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE
COIMBRA

Licenciatura em Engenharia Informática

**Relatório do trabalho de grupo Teórico-Prático 2 de
Fundamentos de Inteligência Artificial (FIA)**

Bruno José Silvério da Silva, nº 2021232021 PL5

Diogo Emanuel Matos Honório, nº 2021232043 PL5

Ano Letivo 2023/2024

Índice

Introdução	3
Scripts Alterados	3
CrossOver.cs	3
Mutation.cs	3
ParentSelection.cs	4
GeneticAlgorithmConfigurations.cs	4
CarFitness.cs	5
Análise de Resultados	5
GapRoad	5
HillRoad	8
RockyHillRoad	11
Conclusão	12

Introdução

O presente relatório foi elaborado no âmbito da cadeira de Fundamentos de Inteligência Artificial, com o propósito de analisar os resultados obtidos e a metodologia usada no decorrer do trabalho prático desenvolvido.

Neste trabalho, utilizamos um simulador virtual fornecido previamente, o mesmo é responsável pela criação de veículos motorizados. No entanto o nosso principal objetivo neste trabalho é implementar funcionalidades que tornassem estes veículos capazes de se adaptar a diferentes ambientes.

Deste modo iremos ajustar as características dos veículos de forma a modificar o seu conjunto de parâmetros relacionados à sua estrutura, assim tornando-os mais aptos e eficientes possível diante o ambiente a que estão a ser submetidos.

Scripts Alterados

Crossover.cs:

O Crossover é responsável por criar gerações de indivíduos a partir de indivíduos já existentes neste caso os “parents”, para isso decidimos escolher um ponto de crossover no cromossoma onde desse ponto para a frente todos os genes tivessem uma probabilidade de 50% de os seus “parents” serem trocados.

Para realizar esta funcionalidade, primeiramente criamos uma variável com um valor aleatório que será responsável por verificar se o crossover será realizado, pois apenas no caso deste mesmo valor ser menor que a probabilidade de existir um crossover é que se irá realizar o mesmo.

Posteriormente, escolhemos aleatoriamente um ponto de crossover, a partir desse ponto cada gene tem uma probabilidade de 50% de ter os seus “parents” trocados. Assim, são gerados novos cromossomas filhos a partir dos clones dos pais que foram modificados pelo crossover.

Mutation.cs:

Estipulamos que a mutação seria responsável por alterar um gene específico no cromossoma em questão, substituindo-o por outro gene de um cromossoma criado a partir das configurações do cromossoma original.

Inicialmente na implementação desta função, tivemos de seguir um processo idêntico ao usado no crossover, criamos uma variável com um valor

aleatório para verificar se estava abaixo da probabilidade estabelecida. Esta probabilidade foi definida no construtor da classe e passada como argumento.

No caso de o valor aleatório ser realmente inferior, é inicializado a troca de genes. É criado um cromossoma e é selecionado um gene aleatório tanto deste novo cromossoma como do original. Em seguida, o gene do cromossoma original é substituído pelo gene do novo cromossoma. Por fim, o cromossoma original é atualizado com os novos genes modificados.

ParentSelection.cs:

Este script implementa o método de seleção dos “parents” para cada geração, utilizando como base o método de torneio. Neste método, um determinado número de indivíduos (cromossomas) é selecionado para competir entre si, e o mais apto vai ser colocado na lista de cromossomas aptos para ser os “parents” de uma geração. Através desta seleção de “parents”, as gerações subsequentes vão se tornando cada vez mais aptas ao ambiente, tornando deste modo, os resultados sejam cada vez mais positivos.

Neste código, primeiro é criado um loop através de um “while” que apenas termina quando o número necessário de pais for preenchido. Por cada iteração deste loop, serão escolhidos aleatoriamente um determinado número de cromossomas para participar no torneio. Este número é determinado através da variável “num_torneio”, também definida no construtor e passada como argumento.

Após a seleção dos cromossomas que irão participar, é determinado qual deles irá se adaptar melhor ao ambiente atual, ou seja, qual deles possui um maior valor de fitness. Uma vez identificado, esse cromossoma é adicionado a lista de “parents” que iram construir as gerações seguintes.

GeneticAlgorithmConfigurations.cs:

Este script é responsável por armazenar as configurações de cada experimento. Para além de termos adicionado a variável “num_torneio”, nenhum outro aspeto foi alterado, exceto os valores, para realizar as várias experiências e, assim, obter os vários resultados.

CarFitness.cs:

Neste excerto de código, implementamos as fórmulas de fitness com o intuito de avaliar o desempenho dos veículos, a avaliação é feita também caso desejemos que o percurso seja completo o mais rápido possível ou caso queiramos que seja completo da forma mais eficiente possível.

A primeira função de fitness (“calcFitness”) tem como intuito minimizar o tempo de conclusão do percurso. A função faz use de uma fórmula que consiste numa razão entre distância percorrida e o tempo decorrido, com um peso de 80% e a soma de todas as velocidades com um peso de 20%.

Optámos por esta fórmula pois deste modo evitamos casos em que os veículos poderiam percorrer distâncias muito curtas em tempos pequenos também, o que iria resultar num rácio entre as duas variáveis muito elevado. Assim com o uso da soma das velocidades apenas carros que percorreram distâncias elevadas vão ter somas de velocidades elevadas também, evitando também assim casos em que exista uma grande distância percorrida, no entanto com velocidades muito pequenas.

A segunda função de fitness (“calcFitness2”) varia consoante o veículo complete o percurso ou não. Caso o mesmo chegue ao fim, a fórmula utilizada é a distância a multiplicar por 100 e somar 10 unidades, e posteriormente dividida pela soma total de forças. No caso de não acabar, aplicamos a mesma fórmula que usamos para acabar o percurso o mais rápido possível.

Neste caso optámos por estas fórmulas porque, primeiramente, percebemos que temos de valorizar a distância e só depois sim a eficiência, pois apenas quando temos os carros a chegar ao fim do percurso é que devemos tentar conservar o máximo de forças possível para conseguir chegar ao fim da forma mais eficaz.

Analise de Resultados

Para analisar resultados decido-mos escolher a execução que obteve o melhor desempenho das 5 que realizamos para cada experiência e analisar os resultados a partir da mesma.

GapRoad:

Nesta estrada, primeiramente vamos analisar os resultados obtidos através da fórmula que tem como objetivo minimizar ao máximo o tempo que o veículo demora a percorrer todo o percurso.

Nesta primeira análise de resultados, tivemos em maior consideração o tempo decorrido e a percentagem de estradas concluídas. Os resultados que apresentam uma

média de tempo baixam e uma percentagem de sucesso da conclusão da estrada alta possuem os resultados mais positivos.

Experiência 1

Generator	BestFitness	AverageFit	BestNumb	BestCarMa	BestRoadC	BestDistar	BestEllaps	BestSumV	BestSumA	BestSumForces	
1	122,286	30,0202	9	368,085	False	1529,2	45,7254	486,02	48,12	542584	
2	161,291	40,1925	9	299,663	False	1988,18	44,2433	637,937	90,9442	474502	
3	160,206	33,9266	9	302,633	False	1986,19	43,1104	628,562	154,844	332631	
4	175,503	83,8114	9	302,633	True	2280	45,1492	688,133	274,107	1,15E+07	
5	182,196	109,214	9	302,633	True	2280	43,3803	713,887	313,975	2,21E+07	
6	180,556	104,52	9	302,633	True	2280	46,629	719,418	158,419	2960529	
7	180,273	103,55	9	302,633	True	2280	43,3373	704,074	315,562	1,32E+07	
8	181,551	108,405	9	302,633	True	2280	43,4243	710,859	275,064	5990255	
9	181,019	121,276	9	302,633	True	2280	46,2181	720,103	127,769	1,81E+07	
10	183,751	139,631	9	302,633	True	2280	42,8963	719,016	320,706	1,15E+07	
11	182,907	152,762	9	299,663	True	2280	42,9255	715,354	294,095	7616268	
12	181,903	158,845	8	286,308	True	2280	44,0206	715,286	195,475	1,88E+07	
13	182,67	154,006	9	302,633	True	2280	43,1139	715,037	275,241	1,40E+07	
14	182,54	143,932	9	302,633	True	2280	43,0112	713,914	287,302	1,57E+07	
15	186,174	153,776	9	299,663	True	2280	42,2406	728,48	301,209	2,09E+07	
16	182,435	150,443	9	293,664	True	2280	43,1456	714,009	292,324	3,757084	
17	181,482	150,82	9	299,663	True	2280	43,2809	709,883	301,776	9582428	
18	182,731	149,06	9	299,663	True	2280	43,0708	715,145	314,944	4,02223	
19	178,99	160,489	9	299,663	True	2280	41,0302	686,565	326,801	7166182	
20	184,04	152,581	9	291,556	True	2280	42,7669	720,281	311,466	6342698	
21	179,632	148,382	9	299,663	True	2280	46,6765	714,984	287,889	2794795	
22	180,65	152,797	9	291,556	True	2280	46,0819	717,706	124,649	4604022	
23	180,962	158,239	9	299,663	True	2280	43,3024	707,36	269,921	5695741	
24	180,13	153,175	9	299,663	True	2280	46,2329	715,718	182,731	248793	
25	180,141	151,245	9	299,663	True	2280	43,5452	704,356	262,464	1580747	
26	182,463	144,436	9	291,556	True	2280	43,1831	714,32	217,703	8843166	
27	185,263	160,584	9	299,663	True	2280	42,6168	725,692	303,379	1,37E+07	
28	180,813	147,979	9	299,663	True	2280	43,9823	707,025	321,73	1762726	
29	180,61	156,77	9	299,663	True	2280	43,6401	707,129	195,027	1,79E+07	
30	182,952	153,344	9	299,663	True	2280	42,8916	715,422	292,82	1,53E+07	
MEDIA											DESIO PADRÃO
						2235,45	43,8063				
						152,637	1,41879				

Experiência 2

Generator	BestFitness	AverageFit	BestNumb	BestCarMa	BestRoadC	BestDistar	BestEllaps	BestSumV	BestSumA	BestSumForces	
1	166,535	40,3147	9	369,186	False	2114,11	49,5421	672,651	82,4263	313812	
2	140,491	42,5627	9	369,186	False	1733,52	44,5265	557,724	39,3175	703648	
3	171,508	56,2655	6	341,587	False	2118,62	41,2464	665,42	14,8347	57747	
4	179,847	52,7914	6	341,587	True	2280	41,1826	691,625	363,181	1,38E+07	
5	178,075	80,6996	6	320,676	True	2280	49,3573	717,15	171,988	1,40E+07	
6	185,656	91,9679	6	341,587	True	2280	39,7879	713,39	382,16	4505270	
7	186,014	114,363	6	325,713	True	2280	39,9392	715,996	326,244	262489	
8	175,73	118,295	6	320,676	True	2280	42,3968	676,996	250,183	4287483	
9	183,265	122,474	6	320,676	True	2280	40,5275	705,506	271,34	9630999	
10	183,557	150,877	6	338,131	True	2280	40,1141	704,646	302,425	1,10E+07	
11	182,846	152,13	6	325,713	True	2280	42,9724	715,266	216,353	1,33E+07	
12	185,027	154,514	6	325,713	True	2280	40,0374	711,586	273,941	3634733	
13	178,571	139,152	7	341,324	False	2247,19	43,8412	700,638	-17,7022	446878	
14	181,492	144,628	6	325,713	True	2280	40,8388	697,072	321,273	1,41E+07	
15	179,419	153,741	7	333,501	True	2280	46,3806	712,748	116,261	6956980	
16	178,848	154,61	7	333,501	True	2280	43,0054	695,425	254,977	4128995	
17	184,094	138,112	6	325,713	True	2280	40,046	706,966	248,38	4674172	
18	180,005	153,764	6	325,713	True	2280	41,0223	696,605	268,98	1,43E+07	
19	179,907	144,547	7	333,501	True	2280	41,2184	692,102	233,623	9922730	
20	182,554	144,926	6	325,713	True	2280	43,1322	714,542	187,658	9205362	
21	179,239	153,331	7	333,501	True	2280	46,3092	711,567	172,391	4582634	
22	182,55	144	7	325,056	True	2280	43,7103	714,695	186,896	9378625	
23	183,386	154,363	7	333,501	True	2280	40,3563	705,069	238,567	1,81E+07	
24	183,779	144,966	6	325,713	True	2280	40,2166	706,297	292,699	4734977	
25	184,846	157,722	7	333,501	True	2280	40,0398	710,662	255,065	7117087	
26	179,675	144,423	7	333,501	True	2280	47,2257	717,328	0,76277	126896	
27	182,06	150,532	6	325,713	True	2249,26	39,679	697,727	-47,7221	47504,3	
28	179,044	145,453	6	325,713	True	2280	44,023	701,005	209,816	7287334	
29	181,577	146,909	7	333,501	True	2280	43,2871	711,269	222,711	1951764	
30	178,521	148,048	6	325,713	True	2280	36,6384	671,322	353,954	4513686	
MEDIA											DESIO PADRÃO
						2248,77	42,4752				
						105,786	2,90997				

Experiência 3

Generato	BestFitness	AverageFit	BestNumb	BestCarMa	BestRoadC	BestDistar	BestEllaps	BestSumV	BestSumA	BestSumForces	
1	166,835	43,1248	10	415,148	True	2280	54,9276	678,517	262,234	1905534	
2	178,109	65,1207	8	326,295	True	2280	46,8973	708,234	244,024	6773503	
3	174,403	112,815	8	326,295	False	2200,72	47,7705	699,26	49,2067	44619,8	
4	163,143	89,0153	9	436,888	False	2080,92	46,6973	648,609	-23,4131	63796,2	
5	174,933	123,983	9	422,401	True	2280	45,1044	685,104	263,704	8334991	
6	181,299	152,963	9	345,388	True	2280	43,2502	708,608	317,387	6327224	
7	176,523	142,53	9	422,401	True	2280	47,7857	703,69	244,695	7950212	
8	175,275	143,747	9	351,464	True	2280	47,3773	695,908	200,779	1,24E+07	
9	175,202	131,866	9	422,401	True	2280	41,913	672,016	325,427	1,31E+07	
10	181,051	141,376	9	408,454	True	2280	43,5153	708,77	193,902	1,68E+07	
11	184,105	152,237	9	422,401	True	2280	40,0925	707,269	340,198	7271420	
12	183,968	162,178	9	413,682	True	2280	42,8549	719,628	190,117	8358843	
13	185,459	161,397	9	376,647	True	2280	39,7776	712,351	307,653	2,17E+07	
14	183,042	154,651	9	408,454	True	2280	42,8996	715,766	243,308	1,52E+07	
15	183,688	147,721	9	378,817	True	2280	40,3857	706,731	342,231	1,77E+07	
16	184,156	165,978	9	408,811	True	2280	42,792	720,977	213,114	2,07E+07	
17	182,379	156,835	9	376,647	True	2280	40,4757	700,655	332,821	2804668	
18	182,384	160,296	9	376,647	True	2280	40,5018	700,817	313,761	1,41E+07	
19	186,374	161,319	9	376,647	True	2280	39,7296	716,666	321,444	2703982	
20	186,744	158,429	9	426,276	True	2280	39,5488	717,53	345,979	736546	
21	182,997	159,377	9	408,454	True	2280	40,47	703,716	307,653	1,40E+07	
22	182,242	148,45	9	408,454	True	2280	40,59	700,568	305,975	1,02E+07	
23	185,241	166,022	9	408,454	True	2280	38,8198	711,489	340,778	1,67E+07	
24	184,054	166,409	9	408,811	True	2280	39,9885	706,461	308,973	1,02E+07	
25	182,194	162,86	9	408,454	True	2280	40,424	699,463	282,449	9998451	
26	185,14	158,448	9	408,454	True	2280	39,9978	711,937	335,661	4343520	
27	182,804	158,046	9	408,811	True	2280	42,9199	714,813	202,652	1,71E+07	
28	186,025	169,215	9	408,454	True	2280	39,7423	714,991	321,014	1,85E+07	
29	187,562	165,838	9	408,454	True	2280	39,5772	721,475	339,5	1,65E+07	
30	187,66	157,741	9	408,454	True	2280	39,5081	721,887	325,619	1,99E+07	
MEDIA											DESIO PADRÃO
						2270,72	42,5768				
						38,6573	3,61537				

Experiência 4

Generator	BestFitness	AverageFit	BestNumb
-----------	-------------	------------	----------

Experiência 7

Generator	BestFitness	AverageFit	BestNumb	BestCurM	BestRoadC	BestDistar	BestEllaps	BestSumV	BestSumA	BestSumForces	
1	120.52	25.0639	10	435,949	False	1492.74	43.643	474.339	39.7523	540365	
2	147.746	77.0632	10	435,949	False	1776.05	38.6682	566.493	110.994	337323	
3	176.809	121.692	10	435,949	False	2252.18	48.1552	708.66	-58.255	92030.2	
4	183.677	137.273	10	435,949	True	2280	40.2816	706.131	333.83	1.03E+07	
5	162.394	129.438	10	435,949	False	2011.23	46.2547	648.915	-14.301	124273	
6	184.542	129.108	10	435,949	True	2280	42.6712	722.341	289.326	1.33E+07	
7	171.791	128.802	10	435,949	False	2099.11	42.7115	674.659	-55.241	57266.1	
8	169.408	128.49	10	432,947	False	2201.16	53.7956	693.6	-14.266	837540	
9	179.484	134.181	10	432,947	True	2280	46.4069	713.178	102.973	5198399	
10	179.647	144.268	10	435,949	True	2280	43.7679	702.887	217.593	8564609	
11	181.869	135.426	10	461.97	True	2280	43.2825	711.808	176.947	1.93E+07	
12	179.856	140.619	10	426.41	False	2250.75	47.0228	719.785	24.7337	268554	
13	174.143	128.998	10	461.97	False	2159.72	42.0495	678.108	44.1664	52294.8	
14	185.771	148.449	10	461.97	True	2280	39.9602	714.892	273.271	2.33E+07	
15	182.704	147.171	10	461.97	True	2280	43.024	714.791	133.933	7278938	
16	180.653	143.03	10	461.97	True	2280	41.1511	695.496	191.285	6574157	
17	182.36	158.487	10	461.97	True	2280	40.6137	702.277	244.853	4501786	
18	182.33	148.698	10	461.97	True	2280	43.1543	715.323	154.771	1.23E+07	
19	179.16	152.116	10	461.97	True	2280	44.0461	701.685	222.427	5762383	
20	185.379	151.769	10	493.285	True	2280	39.7817	711.975	299.93	1.41E+07	
21	184.065	154.44	10	461.97	True	2280	40.1388	707.315	308.114	2707740	
22	182.098	158.367	10	461.97	True	2280	40.7293	700.569	268.995	3126426	
23	181.415	153.819	10	461.97	True	2280	40.7695	697.36	314.816	1.24E+07	
24	179.55	155.173	10	461.97	True	2280	40.8814	688.608	316.847	1.44E+07	
25	181.419	157.634	10	461.97	True	2280	40.5613	696.302	335.466	4285817	
26	183.746	158.447	10	461.97	True	2280	42.9233	719.538	242.805	9005110	
27	183.767	155.986	10	461.97	True	2280	40.363	707.007	260.213	3542195	
28	185.424	156.908	10	461.97	True	2280	39.8738	712.695	289.715	1.97E+07	
29	182.895	150.085	10	461.97	True	2280	43.9445	719.909	212.142	6467681	
30	185.659	152.038	10	461.97	True	2280	40.0315	714.714	314.997	3493277	
177.349	138.768					2213.43	42.6886				MEDIA
13.3201	27.1598					173.013	3.17287				DESVIO PADRÃO

Experiência 8

Generator	BestFitness	AverageFit	BestNumb	BestCurM	BestRoadC	BestDistar	BestEllaps	BestSumV	BestSumA	BestSumForces	
1	111.0712	22.51179	10	392.5512	False	1290.647	35.44078	417.8401	23.53348	6292.32	
2	152.3833	71.93828	9	275.7708	False	1905.056	45.39458	604.5410	-4.07171	42332.75	
3	179.3353	105.7282	10	392.5512	True	2280	44.18562	703.1747	241.1504	1218143	
4	183.174	117.4762	10	392.5512	True	2280	40.25983	703.4993	342.221	2099947	
5	175.5272	119.352	9	275.7708	True	2280	45.35077	689.1055	201.5026	9594508	
6	178.5192	127.4822	10	392.5512	False	2209.116	44.79318	707.653	-33.8802	60002.62	
7	156.4237	108.5868	10	393.0402	True	1990.601	44.52557	614.4675	-65.5491	26374.29	
8	180.452	128.9605	9	376.7983	True	2280	46.02466	716.4899	149.3782	4684120	
9	176.6391	134.4367	9	376.7983	True	2280	41.92224	679.2466	233.9495	1173906	
10	182.915	130.7102	10	366.89	True	2280	40.55231	703.7363	316.9941	1.05E+07	
11	177.0408	140.8532	9	376.7983	True	2280	41.59967	679.6735	258.3679	7322667	
12	178.9168	148.2471	9	376.7983	True	2280	41.11725	686.6423	291.5725	340386.3	
13	184.1646	148.351	9	376.7983	True	2280	40.28265	708.5727	240.6072	1.18E+07	
14	183.3611	148.7356	9	376.7983	True	2280	40.44055	705.384	284.9574	4599966	
15	184.008	153.9891	9	376.7983	True	2280	39.9762	708.1627	348.9968	9518848	
16	183.722	155.1105	9	376.7983	True	2280	40.15869	705.7045	324.3294	6637752	
17	184.6708	150.9168	9	376.7983	True	2280	40.08899	710.0784	329.1623	2860103	
18	183.0329	155.2267	9	376.7983	True	2280	42.9071	715.8969	205.1264	1.23E+07	
19	181.9654	153.5083	9	376.7983	True	2280	41.25879	702.5984	269.1606	2176996	
20	182.4579	151.2527	9	376.7983	True	2280	40.63611	701.8854	309.2777	1630261	
21	173.7107	157.0371	9	376.7983	True	2280	56.69043	717.7342	48.7587	4070973	
22	178.8071	147.1202	9	376.7983	True	2280	43.94873	699.4904	255.6594	5300660	
23	179.7398	150.6787	9	376.7983	True	2280	43.65601	702.8499	247.6564	5941609	
24	179.3678	148.2089	9	376.7983	True	2280	41.17297	689.1788	279.2257	2944395	
25	183.5639	144.8315	9	376.7983	True	2280	40.19434	705.1031	350.1932	2627810	
26	180.21	141.8665	9	376.7983	True	2280	40.94849	692.251	282.9764	1.00E+07	
27	183.5659	143.693	9	376.7983	True	2280	40.44104	706.4105	299.0431	6434762	
28	182.2979	148.751	9	376.7983	False	2243.091	42.62211	714.3219	213.9659	419179.7	
29	182.1347	148.4663	9	382.9681	True	2280	43.56909	714.4334	247.6378	4289353	
30	176.9526	150.2882	9	376.7983	True	2280	43.90674	700.0321	192.8664	1.02E+07	
176.7377	135.1107					2221.584	42.47018				MEDIA
14.37236	28.30406					193.8218	3.506072				DESVIO PADRÃO

Como as tabelas previamente apresentadas mostram, os parâmetros que apresentam media e desvio padrão, foram os mais considerados nesta análise.

Através destes mesmos resultados conseguimos chegar a bastantes conclusões, a primeira foi que devido a se tratar de uma estrada bastante irregular por muito que eficaz fosse o nosso método para melhorar os veículos acabariam sempre por existir falhas devido a irregularidade da estrada em si.

A alteração da probabilidade de mutação de experiencia para experiencia não causou um impacto nos resultados extremamente berrante, pensamos que isso possa ter a ver com o facto da probabilidade de acontecer uma mutação seja possua sempre valores muito baixos no entanto conseguimos perceber que veículos com uma maior percentagem de mutação possuem por exemplo massas mais diversas, e tem tendência a possuir desvios padrões mais elevados do que quando a probabilidade de mutação ser mais baixa isto deve-se ao facto provavelmente de a mutação ajudar a evitar problemas de convergência da mesma solução.

Observamos também que quanto maior o torneio, maior a média de fitness da população e menor o desvio padrão do fitness da população. Isso indica que um torneio maior seleciona indivíduos mais aptos de forma mais consistente, aumentando a qualidade média dos indivíduos enquanto reduz a variabilidade dentro da população.

Por outro lado, quanto maior o elitismo, mais constante será a massa e o número de rodas, pois mais cromossomas são passados de uma geração para outra. Isso acelera a convergência, uma vez que as características dos indivíduos mais aptos são preservadas e propagadas nas gerações subsequentes, reduzindo a diversidade genética. Este efeito, enquanto acelera a convergência para soluções otimizadas, pode também reduzir a capacidade de adaptação da população a mudanças imprevistas no ambiente.

Em resumo, a análise dos parâmetros demonstrou que a manipulação cuidadosa das probabilidades de mutação, tamanhos de torneio e tamanhos de elite pode

influenciar significativamente a evolução e adaptação dos veículos. A mutação promove a diversidade genética necessária para evitar a convergência prematura, enquanto o tamanho do torneio e o tamanho da elite controlam a pressão seletiva e a taxa de convergência. Esses insights são fundamentais para aprimorar ainda mais os métodos de otimização utilizados, especialmente em cenários com condições variáveis e desafiadoras como estradas irregulares.

Após termos analisado os resultados que minimizam ao máximo o tempo decorrido, vamos agora analisar os resultados obtidos através da segunda fórmula de fitness. Nesta análise, tivemos em maior consideração veículos que chegassem ao fim do percurso com o menor número de “bestSumForces” possível. Deste modo, focamos na eficácia em termos de conservação de energia.

Neste método também percebemos que o uso da mutação, dos tamanhos de torneio e dos tamanhos de elite iria afetar os resultados de forma muito idêntica a que afetou anteriormente no experimento anterior. Observamos, no entanto, uma discrepância na taxa de sucesso da conclusão da estrada em relação à outra função fitness usada, isto deve-se ao facto de se tentar conservar o máximo de energia possível, no entanto, devido ao piso ser irregular por vezes a conserva de energia não o permite acabar o percurso.

Apesar de tudo isto, verificamos que os valores da soma de forças são muito menores o que por consequente também se verifica na soma de acelerações, visto que se tentou ao máximo reduzir a energia gasta era expectável que estes valores fossem reduzir também em relação à outra formula de fitness.

Em suma, a segunda fórmula de fitness prioriza a conservação de energia e com isso apresenta vantagens claras na eficiência energética dos veículos. No entanto, essa abordagem pode comprometer a capacidade destes mesmos veículos de concluírem o percurso.

HillRoad:

Do mesmo modo que foram analisados os dados em relação à GapRoad, esta também irá ter em conta, como os melhores resultados, os que acabaram a estrada no menor tempo possível. Aqui estão os resultados obtidos:

Experiência 1

Generatio BestFitnes AverageFit BestNumb BestCarM_ BestRoad_ BestDistar BestEllaps BestSumW BestSumA BestSumForces										
1	190.8736	50.5273	9	295.9074	False	4406.784	174.2316	865.8437	12.37881	126981.6
2	189.1096	65.3145	8	260.7459	True	4450	183.0308	860.4528	191.6481	3982152
3	191.8923	65.06926	9	295.9074	True	4450	182.8826	874.2975	168.2278	1906589
4	190.1603	111.911	9	277.244	True	4450	193.8681	870.4635	9.64843	3545855
5	198.3566	97.18753	9	277.244	True	4450	177.5853	859.0778	137.5591	60903627
6	193.0119	133.4467	9	241.0174	True	4450	146.2583	858.3701	121.9611	3357769
7	192.905	131.5964	9	270.3871	True	4450	168.0488	871.8433	165.6104	3626085
8	191.4493	146.9807	9	277.244	True	4450	178.5625	870.022	138.4126	404735.9
9	192.1361	161.0587	10	262.1048	True	4450	161.061	863.9782	166.2017	3619755
10	191.5833	161.3001	9	277.244	True	4450	174.5125	868.6979	69.36882	6887862
11	195.0433	154.3771	10	262.6045	True	4450	148.3799	870.2495	164.4997	4878571
12	194.3576	161.0001	10	262.6045	True	4450	144.3538	863.8933	119.0927	4370801
13	194.2223	165.3525	10	262.6045	True	4450	144.5784	863.3846	155.1786	3588002
14	193.7031	166.7499	10	256.4011	True	4450	145.0708	861.1542	74.76842	5894546
15	195.2152	156.7901	10	262.6045	True	4450	143.4265	867.4838	172.0687	7982570
16	193.3389	160.7364	10	255.9014	True	4422,129	152.9753	865.5182	15.88786	82331.08
17	194.6555	165.1426	10	255.9014	True	4450	144.8872	865.8303	101.9548	2991049
18	194.8724	166.8858	10	255.9014	True	4450	144.563	866.6233	184.019	7074752
19	192.7099	177.0063	10	255.9014	True	4450	145.9043	856.7565	172.4574	4972034
20	194.163	161.8017	10	255.9014	True	4450	149.0347	866.3093	149.0513	6141878
21	194.3595	163.2798	10	255.9014	True	4450	149.3799	867.5331	126.3263	2673345
22	194.2153	168.6952	10	255.9014	True	4450	148.876	866.4593	103.3006	6841735
23	194.7597	179.5765	10	255.9014	True	4450	144.8428	866.266	136.8912	3128340
24	195.0798	171.8655	10	256.4011	True	4450	148.7119	870.6661	80.8092	4154465
25	196.728	170.9592	10	255.9014	True	4450	128.7007	862.6227	135.237	6124822
26	192.2638	167.8314	10	240.1364	True	4450	150.6304	857.8201	154.3957	1977458
27	195.2444	180.5562	10	255.9014	True	4450	139.8311	864.8375	75.09043	4766482
28	194.4692	171.9999	10	255.9014	True	4450	149.0884	867.8137	149.3049	2487358
29	194.3259	167.5648	10	240.1364	True	4450	145.0161	864.2278	117.3654	5957101
30	195.5282	168.3877	10	255.9014	True	4450	143.2856	868.9418	139.9394	5154184
194.1892	162.5407					148.794	148.794			
1.894284	35.36195					9.240036	16.00612			
MEDIA										
DESIVO PADRAO										

Experiência 2

Generatio BestFitnes AverageFit BestNumb BestCarM_ BestRoad_ BestDistar BestEllaps BestSumW BestSumA BestSumForces										
1	191.4685	69.36995	10	313.3647	True	4450	169.8116	865.623	115.1165	148103.7
2	190.9472	73.77014	10	313.3647	True	4450	165.7408	860.7891	141.4248	5143939
3	192.9071	88.26757	10	313.3647	True	4450	158.933	866.538	126.5587	4697793
4	189.8193	112.9954	10	313.3647	True	4450	162.088	853.0128	66.93713	3089255
5	193.2081	123.1886	10	312.1978	True	4450	163.3401	870.6871	128.0036	7838734
6	190.263	132.5757	10	313.3647	True	4450	166.3365	867.9794	98.10841	1603123
7	193.5443	116.3135	10	315.6294	True	4450	162.9675	872.1505	87.15309	7194783
8	194.2114	129.86	10	314.805	True	4450	153.8445	865.5811	148.9061	4867705
9	194.6637	149.7709	10	314.805	True	4450	149.6666	869.2539	139.5978	8423219
10	195.0463	134.6241	10	312.1224	True	4450	148.2112	870.1448	175.5427	3176987
11	191.7123	154.4713	10	313.3647	True	4450	147.1235	852.6981	207.5623	4466293
12	192.1324	156.1499	10	309.1023	True	4450	159.6458	863.1021	106.901	1161891
13	195.5976	164.5105	10	307.0507	True	4450	143.6221	869.5438	133.7085	5074359
14	193.6969	161.0801	10	314.805	True	4450	145.342	861.3233	117.0579	1286+07
15	190.9124	160.2504	10	313.7424	True	4450	156.3811	854.9655	29.85625	864016.8
16	193.5348	174.4392	10	314.805	True	4450	140.0106	856.5048	65.72179	1206995
17	193.6592	162.0085	10	312.2789	True	4450	154.083	867.2143	82.2434	2325990
18	192.7464	158.4179	10	301.8602	True	4450	141.0986	853.349	141.4989	1968494
19	192.4283	170.0661	10	303.235	True	4450	141.5896	852.1403	118.5784	45618.5
20	192.2809	171.4483	10	318.7961	True	4450	164.1802	865.5276	94.16975	7290378
21	194.0675	171.686	10	314.805	True	4450	140.0054	859.0819	117.8519	1222555
22	194.8096	176.6823	10	303.7992	True	4450	144.1709	866.0165	161.7362	8488431
23	193.2052	176.3368	10	314.805	True	4450	154.2163	865.0317	122.587	461270.7
24	194.3286	159.5281	10	314.805	True	4450	144.46	863.8276	120.9775	1734657
25	193.7901	160.0933	10	309.0601	True	4450	136.3291	854.7047	188.1539	1465534
26	194.6644	158.1259	10	309.0601	True	4450	139.4277	861.6154	198.2917	2445811
27	193.875	169.7841	10	309.0601	True	4450	140.582	858.5854	125.5503	239339
28	195.3253	178.423	10	309.0601	True	4450	134.3408	860.6899	125.2117	5218034
29	195.9103	174.0453	10	309.0601	True	4450	133.9824	863.3051	149.6576	3580721
30	195.2937	172.9122	10	309.0601	True	4450	134.6689	860.8148	94.31053	3066604
193.6018	159.8107					147.6674				
1.605195	30.36261					0	10.93973			
MEDIA										
DESIVO PADRAO										

Experiência 3

Generatio BestFitnes AverageFit BestNumb BestCarM_ BestRoad_ BestDistar BestEllaps BestSumW BestSumA BestSumForces										
1	186.0851	76.97386	9	314.6843	True	4450	226.9771	861.6758	194.6921	52777
2	189.4146	131.1143	10	393.1232	True	4450	182.7916	861.8661	114.4946	2259322
3	187.4033	142.5064	9	314.6843	True	4450	230.0252	869.3065	107.0218	5226047
4	191.4569	151.1259	9	340.1823	True	4450	147.4754	851.6735	186.9541	2307485
5	193.7961	159.5265	9	320.1187	True	4450	130.6278	849.7485	106.2749	1577626
6	192.6423	154.0663	9	320.1187	True	4450	154.4661	862.3801	192.8677	221473.4
7	194.6901	176.4498	9	320.1187	True	4450	130.4576	854.0632	299.7032	1294344
8	196.1364	189.0288	9	320.1187	True	4450	133.9921	864.4439	33.17508	65520.72
9	196.7975	182.1185	9	289.5668	True	4450	137.9231	871.0623	179.7345	448151.5
10	196.4357	196.9585	9	289.5668	True	4450	138.3567	869.6074	166.5622	397623
11	193.7457	175.5247	9	320.1187	True	4450	126.1153	845.2305	105.0126	2949344
12	194.9104	176.3277	9	320.1187	True	4450	134.0094	859.104	150.1728	1226831
13	196.8317	180.5132	9	320.1187	True	4450	133.584	867.5654	136.9393	2432141
14	196.3671	168.5136	9	320.1187	True	4450	125.1707	857.4056	202.5297	104028.8
15	195.1721	177.9055	9	320.1187	True	4450	126.0837	852.3314	153.3844	1196251
16	191.7686	176.7755	9	320.1187	True	4450	132.5408	841.3322	155.3622	5016165
17	196.0093	171.6049	9	320.1187	True	4450	137.9209	867.1196	193.0945	139981
18	196.5501	160.1731	9	320.1187	True	4450	138.2432	870.0866	148.2844	4256260
19	196.5543	180.985	9	320.1187	True	4450	128.717	861.7697	126.5626	580437
20	196.4981	177.9038	9	320.1187	True	4450	137.8521	869.5071	54.8965	5412553
21	193.9035	189.5266	9	320.1187	True	4450	135.0851	854.7284	292.8827	430818.5
22	196.3403	177.7375	9	320.1187	True	4450	129.5140	861.445	206.0772	450005.8
23	196.0541	181.7359	9	320.1187	True	4450	129.7891	860.2679	235.9155	3858075
24	196.6911	171.1806	9	320.1187	True	4450	133.0635	866.4059	143.8201	228759.7
25	198.387	194.6546	9	320.1187	True	4450	127.8193	870.0834	228.8984	1386438
26	196.2668	185.6637	9	320.1187	True	4450	138.3262	868.8377	183.8812	8317683
27	197.475	172.3218	9	320.1187	True	4450	128.3013	865.9808	179.8999	5040640
28	197.1127	171.1426	9	320.1187	True	4450	133.4512	868.8543	200.5396	1336711
29	196.6337	183.1634	9	320.1187	True	4450	133.3057	866.3315	216.7024	189029
30	196.7466	181.2944	9	320.1187	True	4450	133.1147	866.7286	203.6625	1542163
196.2116	177.0756					133.5176				

Experiência 7

Generatio	BestFitness	AverageFit	BestNumb	BestCarM	BestRoadC	BestDistar	BestEllaps	BestSumV	BestSumA	BestSumForces
1	185.8645	65.51639	10	335.8376	True	4450	167.7665	836.4853	43.26395	4141623
2	181.606	106.5537	10	335.8376	True	4450	164.189	813.1699	21.79094	415375.3
3	183.8446	128.5966	10	335.8376	True	4450	166.5012	825.6799	51.80577	2956513
4	182.0821	134.804	10	335.8376	True	4450	163.7974	815.3233	46.40867	4489165
5	181.2946	162.2776	10	335.8376	True	4450	169.7469	814.7189	29.04404	3139816
6	181.6178	153.7722	10	335.8376	True	4450	158.1012	809.5763	34.51889	6854277
7	181.0091	144.6393	10	335.8376	True	4450	149.0619	800.5587	29.18089	5115894
8	181.0771	159.6098	10	335.8376	True	4450	149.1842	800.9845	29.04177	1658288
9	181.5451	164.2878	10	335.8376	True	4450	167.8857	814.9539	43.56439	7360261
10	181.9073	157.7344	10	335.8376	True	4450	157.8248	810.8511	37.28236	2821666
11	179.6491	170.6862	10	335.8376	True	4450	162.2134	802.2301	28.95115	8566675
12	176.7612	162.3939	10	335.8376	True	4450	157.687	785.0343	32.44682	3401574
13	186.6884	180.9127	10	345.4287	True	4450	159.5295	835.6114	31.03935	4531187
14	175.484	156.3047	10	335.8376	True	4450	152.6582	775.3048	31.03951	44319.82
15	181.5263	169.7816	10	345.4287	True	4450	160.1851	810.4	39.18056	3162292
16	180.9419	165.9058	10	345.4287	True	4450	165.3848	810.5352	29.88169	8757976
17	175.062	167.9433	10	345.4287	True	4450	160.2244	778.1024	35.33362	3634470
18	179.5101	165.8166	10	345.4287	True	4450	160.575	800.5553	22.56807	2279732
19	174.6271	169.5269	10	345.4287	True	4450	160.1514	775.8835	23.50122	2473962
20	172.2318	167.5615	10	345.4287	True	4450	161.5569	764.7535	25.97117	1483084
21	176.8738	171.6258	10	345.4287	True	4450	158.196	785.9152	35.5358	3986979
22	176.1706	172.579	10	345.4287	True	4450	159.1577	782.994	37.24014	2566279
23	179.0955	167.8347	10	345.4287	True	4450	160.5664	798.4769	35.16095	3612102
24	173.4146	169.3614	10	345.4287	True	4450	161.8579	770.8466	37.269	3103933
25	179.414	175.5455	10	345.4287	True	4450	160.5518	800.0607	33.92928	4005731
26	178.9811	169.3951	10	345.4287	True	4450	162.0308	798.7819	37.11861	3726134
27	175.2435	167.656	10	345.4287	True	4450	159.5566	778.6033	37.25246	4362169
28	176.9653	163.4778	10	345.4287	True	4450	162.7632	789.1354	28.57618	4393362
29	177.0226	171.6309	10	345.4287	True	4450	158.3481	786.7538	35.77538	3590233
30	176.02	166.4748	10	345.4287	True	4450	156.7539	781.9923	39.15208	3175382
179.462	166.1903					4450	160.3881			
3.545618	23.18755					0	4.729465			
										MEDIA
										DESVIO PADRAO

Experiência 8

Generatio	BestFitness	AverageFit	BestNumb	BestCarM	BestRoadC	BestDistar	BestEllaps	BestSumV	BestSumA	BestSumForces
1	186.0637	68.1645	10	342.8439	True	4450	242.7073	866.1467	116.3984	4157216
2	187.7725	105.6431	10	342.8439	True	4450	243.59	874.923	39.08942	1285974
3	193.586	121.6027	9	326.2663	True	4450	149.7573	863.9281	194.2685	839110.8
4	192.2467	117.081	9	313.8281	True	4450	159.3405	863.487	130.4467	2987107
5	190.8804	119.7643	9	326.2663	True	4450	161.0933	857.1186	177.8406	6599.03
6	193.538	140.386	9	326.2663	True	4450	153.9774	866.5386	171.7212	318551.6
7	193.9325	129.0819	9	313.8281	True	4450	154.2755	868.7058	159.3976	1954962
8	191.0182	117.65	9	313.8281	True	4450	151.2622	852.124	58.90667	878993.1
9	193.8503	143.5953	9	303.5162	True	4450	144.6088	861.5472	214.4757	2646536
10	192.527	129.5162	9	313.8281	False	4374.823	145.8446	857.6472	-5.60565	154489.6
11	192.8513	123.3248	9	303.5162	True	4450	145.7445	857.3917	195.198	1941252
12	191.1873	118.4896	9	313.8281	True	4450	156.1479	856.1911	111.3916	961566
13	193.1254	120.3308	9	313.8281	True	4450	153.8513	864.3929	168.8489	3002907
14	194.073	124.7011	9	313.8281	True	4450	162.667	874.8173	162.2007	596702.9
15	192.8567	128.616	9	313.8281	True	4450	154.3772	863.3942	125.3899	1929551
16	192.6572	131.8756	9	313.8281	True	4450	146.5999	857.0441	181.1495	2020956
17	193.0217	131.5579	9	313.8281	True	4450	158.6328	866.9256	164.9654	74608.9
18	193.5959	146.4233	9	313.8281	True	4450	158.3508	869.6218	164.2944	1451951
19	191.8449	141.0009	9	313.8281	True	4450	156.2168	859.5233	241.1555	2032115
20	189.5906	126.3226	9	313.8281	True	4450	157.5496	849.0954	185.4683	2528750
21	194.4266	115.9904	9	313.8281	True	4450	139.7678	860.6983	138.7283	802927.5
22	192.9567	144.0799	9	313.8281	False	4390.008	148.4521	861.2621	-27.1328	76250.02
23	194.0812	126.0778	9	313.8281	True	4450	158.1304	871.9111	179.2149	1973382
24	193.0676	138.0668	9	313.8281	True	4450	158.689	867.1901	169.6406	2372876
25	194.3619	143.0326	9	313.8281	True	4450	149.4185	867.5722	164.477	4234178
26	190.8963	126.9047	9	313.8281	True	4450	155.519	854.3332	121.89	2037083
27	194.2596	125.8895	9	313.8281	True	4450	157.313	872.2916	130.9479	456614.8
28	193.8766	118.2395	9	313.8281	True	4450	141.1924	859.0723	207.1077	1404708
29	192.0259	126.9941	9	313.8281	True	4450	150.3706	856.5522	140.9791	2447114
30	193.325	139.641	9	313.8281	True	4450	153.9873	855.4802	187.9475	550240.8
192.8892	126.6136					4450	154.3264			
1.935371	14.88427					17.26228	23.60208			
										MEDIA
										DESVIO PADRAO

Observando os resultados obtidos, concluímos que, mesmo com uma estrada de alterações de elevação elevadas, os carros conseguiam chegar a meta com alguma facilidade. Embora apenas estejam apresentadas as tabelas relativas aos melhores tempos em relação a distância percorrida, os outros resultados obtidos eram semelhantes.

Relativamente aos resultados apresentados, concluímos que as alterações feitas entre experiências não causaram grande diferença em termos de tempo, mas sim em outros parâmetros como a aceleração, que nos casos com elitismo 2 demonstraram menor aceleração. Quanto ao fitness, as médias e desvios padrão são muito semelhantes em todos os experimentos, indiferentemente dos parâmetros de inicialização.

Deste modo concluímos que, relativamente à GapRoad, este percurso apresenta resultados mais constantes em diversos parâmetros. É importante realçar que, devido as irregularidades no percurso, este apresenta maior número de rodas, em média, relativamente ao anterior.

Posteriormente, fizemos a análise com a fórmula que minimiza a energia gasta pelo veículo e concluímos que não existem diferenças muito grandes entre os experimentos. No entanto, é possível verificar que esta fórmula tornou a média das velocidades, acelerações e forças muito menor. Para que estas forças fossem menores, é importante ter em conta que a taxa de sucesso de completar a pista diminui, assim como também aumentou o tempo decorrido, visto que este algoritmo não se preocupa se o veículo chega rápido ou não, apenas se preocupa se chega.

Também achamos importante realçar que, em relação à GapRoad, tal como no método usado anteriormente, esta estrada apresenta resultados mais constantes e também uma taxa de sucesso muito maior.

Concluímos, portanto, que por se tratar de uma estrada mais regular a taxa de sucesso é mais elevada à analisada anteriormente devido à maior regularidade do piso e

também conseguimos perceber que continua a existir um menor uso de forças o que torna o carro muito mais eficaz.

RockyHillRoad:

Ao analisar os dados de RockyHillRoad, observamos que, apesar das semelhanças com a Hill Road, a presença de rochas aleatórias no caminho introduz desafios adicionais. No entanto, esses desafios afetam os veículos apenas de forma moderada, permitindo que os resultados ainda sejam comparáveis aos de Hill Road.

Observando os resultados obtidos, notamos que os veículos conseguiram completar o percurso facilmente como é possível observar nos obtidos em Hill Road, demonstrando que a adaptação às rochas foi eficiente. A introdução de obstáculos aleatórios não causou grandes variações nos tempos de conclusão, mas influenciou outros parâmetros como a trajetória e a estabilidade dos veículos.

Relativamente à aceleração e ao fitness, as médias e desvios padrão continuaram a ser consistentes, similarmente aos resultados observados em Hill Road. Isso sugere que os veículos conseguem adaptar-se rapidamente a pequenas variações no percurso, mantendo um desempenho robusto.

Uma diferença notável foi o aumento do número de rodas nos veículos, similar ao observado relativamente GapRoad, devido às irregularidades adicionais introduzidas pelas rochas e elevações. Este aumento ajuda a manter a estabilidade e a tração em terrenos acidentados.

Em conclusão, embora RockyHillRoad apresente desafios adicionais em comparação com Hill Road, os resultados mostram que os veículos são capazes de manter um desempenho consistente.

Na análise dos resultados da fórmula que conserva energia, verificamos casos muito semelhantes aos que já tínhamos observado anteriormente na estrada HillRoad, a maioria dos experimentos registou reduções nos valores de velocidades, acelerações e forças.

É importante salientar que, nesta estrada, registamos muitos casos em que os veículos não conseguiram chegar ao fim do percurso. Acreditamos que isso se deve aos obstáculos proporcionados pelas rochas, o que dificultou a adaptação dos veículos e resultou numa substancial diminuição na taxa de sucesso.

Concluimos, portanto, que, tal como foi observado na HillRoad, houve uma redução no consumo de energia, mas isso também acarretou uma diminuição na taxa de sucesso da conclusão da estrada.

Conclusão

O presente relatório detalhou o desenvolvimento e análise de veículos motorizados virtuais capazes de se adaptar a diferentes ambientes, utilizando técnicas de inteligência artificial e algoritmos genéticos. Com base nos resultados obtidos, podemos concluir que a implementação das funcionalidades de crossover, mutação e seleção dos "parents" foi bem-sucedida, permitindo a evolução eficiente dos veículos.

Os dados analisados mostraram que, apesar das diferenças nos percursos como Hill Road, GapRoad e RockyHillRoad, os veículos conseguiram se adaptar e melhorar seu desempenho, evidenciando a eficácia das metodologias aplicadas.

A implementação de ambas as fórmulas fitness permitiu que, em todos os ambientes, os veículos se adaptassem com sucesso. Tanto para o objetivo de alcançar rapidamente o fim do percurso, quanto para o objetivo de maximizar a eficácia energética, os algoritmos foram capazes de encontrar soluções viáveis.