



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

ÚSTAV POČÍTAČOVÝCH SYSTÉMŮ
DEPARTMENT OF COMPUTER SYSTEMS

EVOLUČNÍ NÁVRH POHYBUJÍCÍCH SE OBJEKTŮ
EVOLUTIONARY DESIGN OF MOVING OBJECTS

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE
BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE
AUTHOR

JAKUB FAJKUS

VEDOUCÍ PRÁCE
SUPERVISOR

Ing. MICHAL BIDLO, Ph.D.

BRNO 2018

Abstrakt

Cílem této práce je návrh a implementace nástroje pro automatizované hledání vhodného kontroléru robotického modelu pro průchod prostorem po dané trajektorii. Pro návrh vhodného programu je použita technika zjednodušeného Lineárního Genetického Programování. Pro simulaci pohybu robotického modelu byl použit simulátor MuJoCo. Účinnost softwarového řízení je experimentálně doložena s použitím dvou robotických modelů na dvou trajektoriích.

Abstract

The aim of this work is to implement a framework which will be used to find a computer program that will control a robotic model in a simulation. The model is supposed to move along specified trajectory. For this purpose a technique of simplified Linear Genetic Programming is used. The MuJoCo simulator is used to simulate the robotic model. The used approach is evaluated by performing experiments with two robotic models and two trajectories.

Klíčová slova

Evolutionary computation, Lineární Genetické Programování, Robotika

Keywords

Evolutionary computation, Linear Genetic Programming, Robotics

Citace

FAJKUS, Jakub. *Evoluční návrh pohybujících se objektů*. Brno, 2018. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta informačních technologií. Vedoucí práce Ing. Michal Bidlo, Ph.D.

Evoluční návrh pohybujících se objektů

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem tuto bakalářskou práci vypracoval samostatně pod vedením pana Ing. Michala Bidla, Ph.D. Uvedl jsem všechny literární prameny a publikace, ze kterých jsem čerpal.

.....
Jakub Fajkus
2018-05-12

Poděkování

Chtěl bych poděkovat Ing. Michalovi Bidlovi, Ph.D. za jeho čas, trpělivost a drahocenné rady.

Obsah

1	Úvod	6
2	Evoluční algoritmy	8
2.1	Koncept evolučních algoritmů	8
2.1.1	Reprezentace	9
2.1.2	Fitness funkce	9
2.1.3	Populace	9
2.1.4	Selekce	9
2.1.5	Křížení	10
2.1.6	Mutace	10
2.1.7	Ukončovací podmínka	11
2.2	Genetické programování	11
2.3	Lineární genetické programování	12
3	Zkoumání pohyblivých objektů	14
3.1	Návrh pohyblivých struktur pomocí L-systémů	14
3.2	Evoluce bipedie s použitím LGP	15
3.3	Vlastní roboti v prostředí simulátoru MuJoCo	15
4	Evoluční návrh pohyblivých objektů	18
4.1	Relizace řízení modelu	18
4.1.1	Interpret	18
4.1.2	Podprogramy	19
4.1.3	Hodnoty vstupních registrů	19
4.1.4	Výstupní registry	20
4.1.5	Simulátor	20
4.2	Instance evolučního algoritmu	21
4.2.1	Reprezentace	21
4.2.2	Fitness funkce	22
4.2.3	Populace a selekce	22
4.2.4	Křížení	22
4.2.5	Mutace	23
4.2.6	Ukončovací podmínka	23
5	Experimenty	24
5.1	Přímka	24
5.1.1	Model trojnožky	24
5.1.2	Model mravence	24

5.2	Spirála	25
5.2.1	Model trojnožky	25
5.2.2	Model mravence	26
6	Výsledky experimentů	27
6.1	Přímka	27
6.1.1	Model trojnožky na přímce	27
6.1.2	Model mravence na přímce	30
6.2	Spirála	32
6.2.1	Model trojnožky na spirále	32
6.2.2	Model mravence na spirále	36
7	Závěr	40
Literatura		41
A	Obsah přiloženého CD	42

Seznam obrázků

2.1	Jednobodové křížení	10
2.2	Uniformní křížení	10
2.3	Křížení v GP	11
3.1	Stavební prvky robotů v práci G. Hornbyho	14
3.2	Robot vyvinutý G. Hornbym	15
3.3	Výsledek MJCF souboru 3.1	16
3.4	Model robota zvaný trojnožka.	16
3.5	Model robota zvaný mravenec	17
4.1	Schéma interpretu	19
4.2	Způsob výpočtu hodnot vstupních registrů	20
4.3	Rodzdelení genotypu na části pro podprogramy	21
4.4	Vlastní uniformní křížení	23
5.1	Scéna pro experiment s trojnožkou na přímce	24
5.2	Scéna pro experiment s mravencem na přímce	25
5.3	Scéna pro experiment s trojnožkou na spirále	25
5.4	Scéna pro experiment s mravencem na spirále	26
6.1	Trajektorie nejlepšího řešení trojnožky na přímce	28
6.2	Trajektorie neoptimálního řešení trojnožky na přímce	28
6.3	Box plot fitness hodnot lepší poloviny populace nejlepšího běhu experimentu trojnožky na přímce	28
6.4	Box plot fitness hodnot populace nejlepšího běhu experimentu trojnožky na přímce	28
6.5	Nejlepší běh pro experiment s trojnožkou na přímce	29
6.6	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na přímce v 10. generaci	29
6.7	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na přímce v 50. generaci	29
6.8	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na přímce v 100. generaci	29
6.9	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na přímce v 150. generaci	29
6.10	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na přímce v 200. generaci	29
6.11	Trajektorie nejlepšího řešení mravence na přímce	30
6.12	Trajektorie neoptimálního řešení mravence na přímce	30

6.13	Box plot fitness hodnot lepší poloviny populace nejlepšího běhu experimentu mravence na přímce	30
6.14	Box plot fitness hodnot populace nejlepšího běhu experimentu mravence na přímce	30
6.15	Nejlepší běh pro experiment s mravencem na přímce	31
6.16	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na přímce v 10. generaci	31
6.17	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na přímce v 30. generaci	31
6.18	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na přímce v 60. generaci	31
6.19	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na přímce v 90. generaci	31
6.20	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na přímce v 120. generaci	31
6.21	Trajektorie nejlepšího řešení trojnožky na spirále	32
6.22	Trajektorie neoptimálního řešení trojnožky na spirále	32
6.23	Box plot fitness hodnot lepší poloviny populace nejlepšího běhu experimentu trojnožky na spirále	33
6.24	Box plot fitness hodnot populace nejlepšího běhu experimentu trojnožky na spirále	33
6.25	Nejlepší běh pro experiment s trojnožkou na spirále	33
6.26	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na spirále v 10. generaci	33
6.27	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na spirále v 50. generaci	34
6.28	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na spirále v 100. generaci	34
6.29	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na spirále v 200. generaci	34
6.30	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na spirále v 300. generaci	34
6.31	Nejznámá testovací trajektorie č.1 pro kontrolér trojnožky – nejlepší řešení .	35
6.32	Nejznámá testovací trajektorie č.1 pro kontrolér trojnožky – druhé nejlepší řešení	35
6.33	Trajektorie řešení s největší fitness mravence na spirále	36
6.34	Trajektorie nejlepšího řešení mravence na spirále	37
6.35	Box plot fitness hodnot lepší poloviny populace nejlepšího běhu experimentu mravence na spirále	37
6.36	Box plot fitness hodnot populace nejlepšího běhu experimentu mravence na spirále	37
6.37	Nejlepší běh pro experiment s mravencem na spirále	38
6.38	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na spirále v 10. generaci	38
6.39	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na spirále v 50. generaci	38
6.40	Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na spirále v 100. generaci	38

6.41 Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na spirále v 200. generaci	39
6.42 Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na spirále v 300. generaci	39
6.43 Neznámá testovací trajektorie č.1 pro kontrolér mravence	39
6.44 Neznámá testovací trajektorie č.2 pro kontrolér mravence	39
6.45 Neznámá testovací trajektorie č.3 pro kontrolér mravence	39

Kapitola 1

Úvod

[[Vygenerovano: 2018-05-12 11:10:52+02:00]]

Robotika představuje v současné době velmi aktuální oblast aplikace výpočetní techniky, jejímž cílem je řízení nejrůznějších elektromechanických systémů. Uplatnění nacházejí roboti zejména v průmyslu, kde usnadňují a zefektivňují namáhavou a opakující se práci člověku, ale také je populární oblast autonomních robotů používaných např. pro operace v těžko přístupných nebo nebezpečných místech (např. ponorky, podpora záchrannářům apod.). Jedním ze zásadních problémů konstrukce robotů obecně je návrh jejich efektivního řízení ve vztahu ke konkrétnímu typu robota a podmínkám jeho nasazení [1].

Pro tyto potřeby je vhodné mít k dispozici prostředky, které nám umožní rychle a levně prototypovat různé koncepty řízení robotů. Jednou z možností, jak řadiče robotů navrhovat, je použití evolučních algoritmů. Využití evolučních algoritmů osvobozuje konstruktéry od řešení malých detailů při návrhu kontroléru robota a v mnoha případech může evoluce nalézt řešení, které by lidského konstruktéra nenapadlo.

Řízení robota je ovšem možné realizovat mnoha způsoby, např. umělými neuronovými sítěmi [8], konenčními automaty [4] nebo i programy v imperativním jazyce [10]. V závislosti na vybrané metodě řízení robota jsou k dispozici různé algoritmy a automatizované nástroje pro nalezení konfigurace zvoleného způsobu řízení, které bude mít za následek požadované chování robota. Touto konfigurací může být např. váhy neuronové sítě, definice konečného automatu nebo sekvence příkazů imperativního jazyka. Právě řízením robota programy napsanými v imperativním jazyce (byť jednoduchém) se zabývá tato práce, ve které jsou použity evoluční algoritmy pro automatizované hledání vhodného řízení robota.

Cílem této práce je návrh a implementace nástroje pro automatizované hledání vhodného kontroléru robotického modelu pro průchod prostorem po dané trajektorii. Pro návrh vhodného programu je použita technika zjednodušeného Lineárního Genetického Programování [2]. Pro simulaci pohybu robotického modelu byl použit simulátor Mujoco [9]. Účinnost softwarového řízení je experimentálně doložena s použitím dvou robotických modelů na dvou trajektoriích.

Tato práce začíná úvodem do problematiky evolučních algoritmů a lineárního genetického programování v kapitole 2. Následuje kapitola 3, ve které jsou představeny některé koncepty pohyblivých struktur a poté je popsán vlastní koncept a dva modely robotů, které jsou zde použity. Kapitola 3 popisuje vlastní přístup, který je použit pro řízení robotického modelu v simulátoru, a způsob, jakým je implementována evoluce programů. Kapitola 5 představuje 4 experimenty, které byly provedeny k ověření funkčnosti vlastních přístupů, prezentovaných v této práci. Výskedy těchto experimentů jsou prezentovány v kapitole 6,

po které následuje samotný závěr této práce, ve kterém jsou komentovány dosažené výsledky.

Kapitola 2

Evoluční algoritmy

V této kapitole si nejprve v sekci 2.1 představíme základní koncept evolučních algoritmů. Poté následuje v sekci 2.2 stručný úvod ke Genetickému Programování (GP), na který naváže sekce 2.3 o Lineárním Genetickém Programování (LGP).

2.1 Koncept evolučních algoritmů

Informace v této sekci vycházejí z [3].

Evoluční algoritmy (EA) jsou inspirovány přírodními evolučními procesy a Darwinovou teorií evoluce. EA se využívají ke stochastickému prohledávání stavového prostoru. EA, na rozdíl od jiných metod, pracují s celou populací kandidátních řešení (jedinců), které se vyvíjí paralelně. Každý jedinec v populaci v sobě nese zakódovanou informaci o konkretním řešení, kterou nazýváme genotyp. Genotyp se poté dekóduje na fenotyp, který už reprezentuje řešení daného problému.

Myšlenku EA můžeme popsat následovně. Máme populaci jedinců, kteří jsou všichni umístěni ve společném prostředí, ve kterém soutěží o zdroje. To má za následek přirozený výběr jedinců, který se projevuje tak, že horší jedinci mají menší pravděpodobnost reprodukce, než-li ti lepší. Tímto se přirozeně zvyšuje kvalita populace. Reprodukce probíhá dvojím způsobem, a to křížením a mutací. Křížení pracuje se dvěma rodiči a má za následek vytvoření dvou potomků, kteří vznikají kombinací genotypu obou rodičů. Mutace pracuje nad jedním rodičem a produkuje jednoho potomka, který má narozdíl od svého ročice lehce pozměněný genotyp.

Činnost obecného EA můžeme vidět na algoritmu 1:

Algoritmus 1: Obecný evoluční algoritmus
<pre>inicializuj populaci náhodně vygenerovanými jedinci; vyhodnoť všechny jedince; while (není splněna ukončující podmínka) do vyber rodiče; aplikuj křížení na dvojice rodičů; mutuj potomky; vyhodnoť kvalitu potomků; vyber jedince do další generace; end</pre>

while (není splněna ukončující podmínka) **do**

 vyber rodiče;

 aplikuj křížení na dvojice rodičů;

 mutuj potomky;

 vyhodnoť kvalitu potomků;

 vyber jedince do další generace;

end

2.1.1 Reprezentace

Při návrhu řešení problému je často nutné abstrahovat reálný svět tak, aby jsme vytvořili prostředí, ve kterém budou existovat kandidátní řešení a ve kterém budou tato řešení vyhodnocována. Kandidátní řešení problému nazýváme fenotypy. Zakódované fenotypy nazýváme genotypy. Termín reprezentace se používá ve dvou kontextech. V prvním kontextu specifikuje mapování z fenotypu na genotyp a je synonymem pro kódování. V druhém kontextu označuje spíše strukturu prostoru genotypů.

2.1.2 Fitness funkce

Úlohou fitnes funkce je reprezentování požadavků, které by populace měla splňovat. Tvoří základ pro funkci selekčních operátorů. Můžeme mluvit o zobrazení z jedince v prostoru genotypů na reálné, nebo celé, číslo. Z technického hlediska se jedná o funkci, která měří míru kvality genotypu a přiřazuje mu tzv. fitness. Výpočet fitness funkce zahrnuje dekódování genotypu na fenotyp a následné vyhodnocení fenotypu, jako kandidátního řešení pro daný problém.

2.1.3 Populace

Úlohou populace je obsahovat množinu kandidátních řešení — jedná se o multimnožinu jedinců. Populace je struktura, která podléhá evoluci, zatímco jedinci jsou statické struktury. Definice populace se může omezit pouze na její velikost, ale existují i specializované evoluční algoritmy, které pracují i s rozložením jedinců v prostoru.

2.1.4 Selekce

Operátor selekce slouží k výběru rodičů pro křížení na základě jejich kvality. Tento operátor je nejčastěji založen na náhodě a to tak, že kvalitnější řešení jsou vybárána s větší pravděpodobností. Změnou parametrů selekce nastavujeme tzv. selekční tlak, který ovlivňuje, do jaké míry jsou upřednostňováni lepsi jedinci.

Jako představitele selekce si můžeme uvést ruletovou selekci a selekci turnajem.

Při použití ruletové selekce pravděpodobnost, že jedinec j bude vybrán závisí na poměru fitness tohoto jedince a fitness celé populace: $P_r(j) = \frac{f_j}{\sum_{i=1}^N f_i}$

Selekce turnajem, narozdíl od ruletové selekce nevyžaduje znalost celé populace a pře-počítávání fitness hodnot. Selekce turnajem ani nevyžaduje, aby vyhodnocení fitness funkcí bylo kvantifikované, ale pro jeho funkci stačí, aby byla mezi jedinci definována operace uspořádání. Díky toho je tato metoda nenáročná na implementaci a na výpočetní čas. Základní algoritmus selekce turnajem můžeme vidět na algoritmu 2.

Algoritmus 2: Selekce turnajem

```
// Chceme vytvořit mating pool velikosti  $\lambda$  jedinců;
while (dokud mating pool neobsahuje  $\lambda$  jedinců) do
    Náhodně vyber  $k$  jedinců;
    Porovnej mezi sebou těchto  $k$  jedinců a vyber z nich nejlepšího jedince  $i$ ;
    Vlož jedince  $i$  do mating pool
end
```

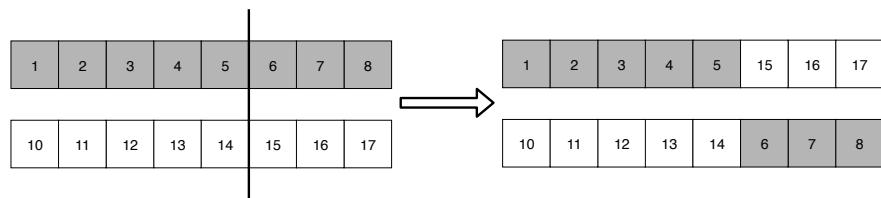
Úpravou parametru k se nastavuje selekční tlak — čím větší je parametr, tím více jedinců je vybráno pro porovnání a to má za následek vyšší selekční tlak.

2.1.5 Křížení

Operátor křížení slouží ke spojení částí genotypů rodičů a tím dochází k vytvoření nových jedinců. Operátor je většinou aplikován pouze s určitou pravděpodobností p_r . Nejčastěji se používá křížení pracující se dvěmi rodiči. Výběr, jeké části ze kterého rodiče budou vybrány, je založen na náhodě. Myšlenka za použitím křížení je následující. Zkombinováním rodičů, kteří mají odlišné, ale vhodné vlastnosti, může vzniknout jedinec, který tyto vlastnosti v sobě kombinuje a dosahuje tak vyšší kvality.

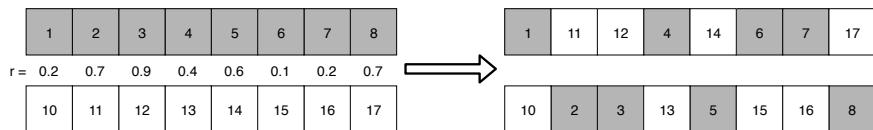
Jako představitele si můžeme uvést jednobodové a uniformní křížení.

Jednobodové křížení bylo původně představeno J. H. Hollandem v [5] a jeho funkce je následující. Vygeneruje se náhodné číslo r z intervalu $\langle 1, L - 1 \rangle$, kde L je délka genomu. Poté se genomy rozdělí v tomto bodě r na počáteční a koncovou část a noví jedinci vznikají záměnou těchto koncových částí, viz obrázek 2.1.



Obrázek 2.1: Jednobodové křížení

Uniformní křížení bylo představeno v ?? a pracuje následovně. Pro každý gen se vygeneruje náhodné číslo r z rovnoměrného rozložení na intervalu $\langle 0, 1 \rangle$. Číslo r se poté porovná s parametrem p , který bývá obvykle roven 0.5, a pokud je $r < p$, tak se použije gen z prvního rodiče, jinak ze druhého. Druhý potomek je vytvořen z genů, které nebyly vybrány do prvního potomka, viz obrázek 2.2.



Obrázek 2.2: Uniformní křížení

2.1.6 Mutace

Operátor mutace se aplikuje na jendoho rodiče a jeho výsledkem je jeden potomek. Cílem mutace je provést malou změnu genotypu. Operátor je většinou aplikován pouze s určitou pravděpodobností p_m a jeho implementace je závislá na použité reprezentaci.

Např. pro reprezentace využívající celá čísla, existují 2 základní přístupy, které mutují každý gen s pravděpodobností p_m . Prvním přístupem je úplné nahrazení aktuální hodnoty genu novou hodnotou. Tato varianta je vhodná, pokud mezi hodnotami neexistuje relace uspořádání. Druhým způsobem je malá změna aktuální hodnoty, při které se k hodnotě genu přičte nebo odečte náhodně vygenerované malé číslo. Tato varianta je vhodná, jsou-li hodnoty genomu např. parametry systému nebo funkce.

2.1.7 Ukončovací podmínka

Ukončovací podmínka určuje, kdy se zastaví evoluce aktuální populace. K tomuto je možné využít: dosažení předem dané fitness hodnoty, spotřebování určeného strojového času, provedení určeného počtu vyhodnocení fitness funkce, ukončení v případě, že se populace dostatečně rychle nezlepšuje nebo že pokud dojde ke snížení diverzity populace po daný limit.

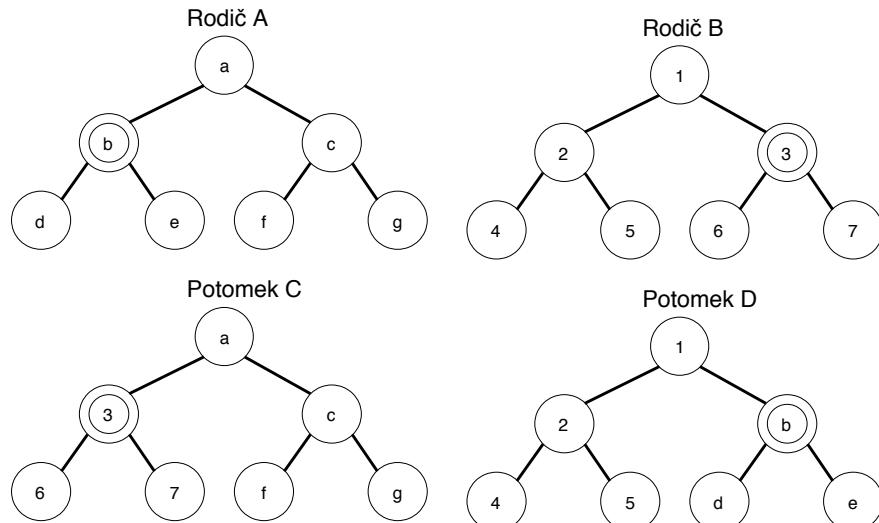
2.2 Genetické programování

Informace v této sekci vycházejí z [7].

Genetické programování (GP) se zabývá evolucí programu, který je reprezentován stromovou strukturou. Programy v GP jsou složeny z funkcí, které ve stromové struktuře odpovídají uzlům, a terminálů, které odpovídají listům.

Vyvíjené programy jsou typicky vyhodnocovány nad sadou vstupů, tzv. fitness cases, u kterých jsou známy požadované výstupy programu. Výsledná fitness programu se pak může počítat jako suma nebo průměr výsledků z každého "fitness case".

V GA je nejdůležitějším operátorem křížení. Křížení pracuje na základě výměny náhodně vybraných podstromů z rodičů. Toto křížení se skládá z několika kroků. Prvním krokem je výběr rodičů. Druhý krok je zvolení náhodného uzlu v každém z rodičů. Tento uzel bude kořenový uzel pro podstromy, které se budou později mezi rodiči vyměňovat. Třetím krokem je vyjmutí podstromu z obou rodičů, jejichž kořenovým uzlem je uzel, který byl vybrán v předchozím kroku. Následuje vytvoření obou potomků. První potomek vznikne tak, že se do stromu prvního rodiče, do místa dříve vybraného uzlu, vloží podstrom z druhého rodiče. Druhý jedinec vzniká obdobným způsobem, viz obrázek 2.3.



Obrázek 2.3: Křížení v GP. Na tomto obrázku je zachycena situace, kdy je v každém z rodičů A a B náhodně vybrán uzel (vyznačen dvojitě). Tyto uzly a jejich podstromy jsou poté zaměněny a vznikají tak potomci C a D.

Velikost programu, definována jako výška stromu, je omezena aby se předešlo velmi velkým programům. Pokud by potomek po křížení přesáhl tuto velikost, nebude vložen do nové generace - místo něj se do nové generace zkopiruje jeden z jeho rodičů.

Mutace v GA hraje menší roli a provádí drobné změny struktur v populaci. Mutace se stává z několika kroků: První krok je zvolení náhodného uzlu ve struktuře. Tento uzel může být vnitřní (funkce) i vnější (terminál). Druhým krokem je odstranění tohoto uzlu is celým podstromem, který je k němu připojený. Posledním krokem je vygenerování náhodného podstromu, který se poté připojí na místo odstraněného uzlu. Tato operace je řízena parametrem který říká, jakou výšku bude mít vygenerovaný podstrom. Speciálním případem mutace je operace, která vloží jeden terminál do náhodně vybraného uzlu ve stromu.

2.3 Lineární genetické programování

V této práci se používá přístup inspirovaný Lineárním genetickým programováním (LGP), které si stručně popíšeme v této sekci, krerá vychází z [2].

LGP je varianta GP, které býlo stručně popsáno v sekci 2.2, ve které jsou programy reprezentovány jako posloupnost instrukcí strojového kódu nebo příkazů vhodného imperativního jazyka. Obecně jsou data, zpracovávaná pomocí programu LGP, uchovávána v registrech, které jsou součástí interpretu LGP.

Interpret má k dispozici sadu registrů, jejichž počet je definován uživatelem. Tyto registry se dělí na vstupní, výstupní a pracovní registry. Vstupní registry obsahují vstupní data, se kterými je program spuštěn. Pracovní registry jsou určeny pro uložení mezinásledků výpočtů a jsou před spuštěním programu inicializovány vhodnou konstantou, např. 1. Jeden nebo více vstupních nebo pracovních registrů může být označen jako výstupní registr, ze kterého se poté po ukončení programu čte výsledek.

Programy v LGP mohou být také vykonávány bez interpretu, a to tak, že se převedou do programu v jazyce C. Ukázkový program v jazyce C můžeme vidět na obrázku 2.1.

Instrukční sada definuje programovací jazyk, ve kterém jsou vyvýjené programy napsány. LGP systém je založen na dvou základních typech instrukcí: operace a podmíněné větvení. Příklady operací mohou být: různé aritmetické operace, exponenciální funkce, trigonometrické funkce, nebo booleovské operace. Imperativní instrukce obsahuje operaci, která pracuje nad zdrojovými registry, a přiřazení výsledku do cílového registru.

V LGP je nutné zajistit, aby byly vytvářeny pouze programy, které jsou validní. Gentické operátory mutace a křížení proto musí zachovat syntaktickou správnost nově vytvořených programů. To lze zajistit například tak, že bod křížení nemůže být určen urvnitř instrukce, nebo při aplikování operátoru mutace zakážeme záměnu operátoru instrukce za registr. Pro zajištění sémantické správnosti je nutné ošetřit všechny operátory a funkce, které nejsou definovány pro všechny možné hodnoty, tak aby pro nedefinovaný výstup vraceły konstantu, např. velké celé číslo.

Schopnost genetického programování nalézt řešení velmi závisí na zvolené instrukční sadě. Kompletní instrukční sada je taková, která obsahuje všechny prvky, které jsou potřebné k vytvoření optimálního řešení za předpokladu, že je počet registrů a rozsah použitých konstant dostatečný. Na druhou stranu, rozsah stavového prostoru, který obsahuje všechny programy, které je možné sestavit z dostupných instrukcí, roste exponenciálně s počtem instrukcí a registrů.

Na programu 2.1 v jazyce C si ukážeme průběh vykonávání programu pro výpočet průměru 2 čísel. Tento program má k dispozici výstupní registr $r[0]$, ve kterém bude uložen výsledek, dva vstupní registry $r[1]$ a $r[2]$, které obsahují vstupy programu a jeden pracovní registr $r[3]$. Před spuštěním programu jsou do vstupních registrů nakopírovány hodnoty a pracovní registr je inicializován na hodnotu 1. První instrukcí programu je sečtení dvou

vstupních registrů a uložení výsledku do pracovního registru. Tento pracovní registr je poté využit jako operand pro instrukci dělení, která uloží výsledek do výstupního registru r[0].

```
double r[4];  
  
void lgp(r)  
{  
    r[3] = r[1] + r[2];  
    r[0] = r[3] / 2;  
}
```

Program 2.1: LGP program v C pro sečtení 3 čísel

Kapitola 3

Zkoumání pohyblivých objektů

Tato práce se zabývá evolučním návrhem řízení vybraných typů pohyblivých struktur (robotů) pomocí evolučních algoritmů. V této kapitole shrneme myšlenky vycházející z relevantní literatury a představíme vlastní koncept evolučního návrhu řízení robotů.

V sekci 3.1 si nejprve stručně shrneme použití L-systémů pro development robotů, poté krátce představíme použití LGP pro vývoj kontrolérů modelu v sekci 3.2 a nakonec je zde představen vlastní konceptu modelů v sekci 3.3.

3.1 Návrh pohyblivých struktur pomocí L-systémů

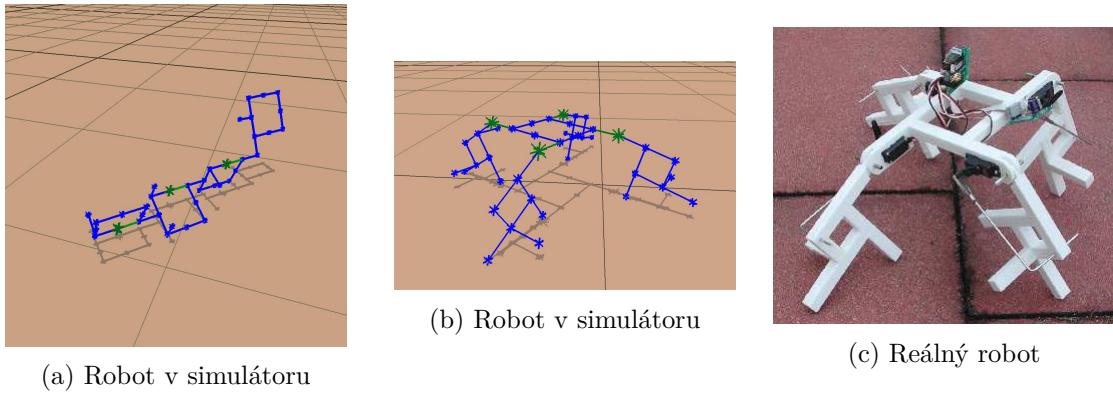
G. Hornby ve své disertaci [6] pomocí generativních reprezentací (L-systémů) mimo jiné vyvíjel fyzickou strukturu i řízení robotických modelů. Pro vývoj řízení byly použity 2 přístupy. První přístup byl založen na oscilujících poháněných kloubech, které měly 2 parametry – rychlosť oscilace a fázový posun. Druhý přístup byl založen na neuronových sítích, které se budovaly použitím instrukcí a které svým výstupem ovládaly jednotlivé poháněné klouby.

V této práci byli roboti složeni ze 3 prvků – tyče fixní délky, bloky pro spojení těchto tyčí a poháněné klouby, viz obrázek 3.1.



Obrázek 3.1: Stavební prvky robotů v práci G. Hornbyho: tyče fixní délky, bloky pro spojení těchto tyčí a poháněné klouby. Zdroj: [6]

V programu, který konstruoval robota, se vyskytovaly instrukce pro budování fyzické struktury a také instukce pro konfiguraci kloubů a neuronové sítě. Tímto se struktura robota vytváří současně s vytvářením jeho řízení.



Obrázek 3.2: Robot vyvinutý G. Hornbym. Zdroj: [6]

G. Hornby touto metodou vyvinul množstí robotů, z nichž některé i skutečně vyrabil, viz obrázek 3.2.

3.2 Evoluce bipedie s použitím LGP

Wolff a Wahde ve své práci [10] využili koncept LGP pro vývoj kontroléru pro humanoidního robota, který měl za úkol chodit v simulovaném prostředí. Použili zde 7 typů instrukcí: sčítání, odčítání, násobení, dělení, funkce sinus, a dvě varianty větvění. Programy měly k dispozici řadu hodnot ze senzorů, jako např. natočení jednotlivých kloubů modelu, aktuální zrychlení jednotlivých částí robota nebo relativní natočení částí těla k některé z os.

Jejich řízení bylo navrženo tak, že se v definovaných časových okamžicích simulace spustil celý program, který na základě vstupních hodnot vypočetl výstupní hodnoty, které se použily pro řízení kloubů modelu. Pro evoluci programů zde použili steady state algoritmus, selekci turnajem velikosti 4, klasické 2 bodové křížení a mutaci, která náhodně vybranou instrukci nahradí novou, náhodně vygenerovanou.

V této práci se podařilo vyvinout kontroléry, které byly schopny řídit robota tak, aby se pohyboval. Tento pohyb byl ovšem velmi pomalý (0.054 m/s), ačkoli trvalý (až 20 minut).

3.3 Vlastní roboti v prostředí simulátoru MuJoCo

Podobně jako v práci G. Hornbyho [6] jsou roboti v této práci složeni z pevných tyčí, které mají různou délku, bloků pro spojení těchto tyčí a poháněných kloubů. Pro účely této práce byly vytvořeny dva počítačové modely robotů, pro které bylo cílem evolučně navrhnout řídící program tak, aby robot vykazoval požadované chování. Pro tyto potřeby byl použit zjednodušený koncept LGP, který bude blíže představen v sekci 4.1, a simulátor MuJoCo¹.

MuJoCo je fyzikální simulátor určený k vývoji v oblasti robotiky, biomechaniky, grafiky a simulace, strojového učení a všech dalších oblastí, ve kterých je potřeba provádět rychlé a přesné simulace komplexních dynamických systémů. Tento simulátor byl od začátku postaven tak, aby byl co nejvýkonnější a bylo jej tedy možné využít v situacích, kdy je potřeba provádět simulace mnohem rychleji, než-li v reálném čase. Simulátor je napsán

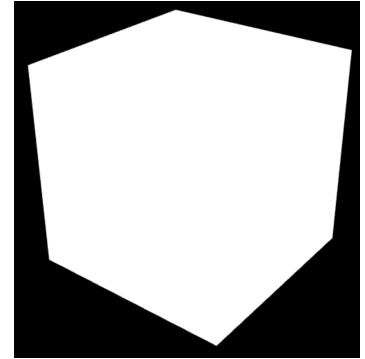
¹<http://www.mujoco.org/index.html>

jako dynamická knihovna s rozhraním v jazyce C a má zabudovanou interaktivní vizualizaci, založenou na OpenGL.

Modely pro tento simulátor se specifikují v XML souboru ve formátu MJCF, který je lidsky čitelný a je relativně jednoduché s ním pracovat. Tento soubor také obsahuje nastavení všech parametrů simulace. Všechny parametry mají své výchozí hodnoty, takže je není nutné pro jednoduché pokusy nastavovat. V programu 3.1 můžeme vidět ukázku minimalistického MJCF souboru definující objekt, který je vidět na obrázku 3.3. Tento MJCF soubor je při spuštění simulace přeložen na nízkoúrovňové struktury, se kterými se poté pracuje v samotné simulaci.

```
<mujoco>
  <worldbody>
    <geom type="box" pos="1 1 1" size="1 1 1"
          rgba="255 255 255 1"/>
  </worldbody>
</mujoco>
```

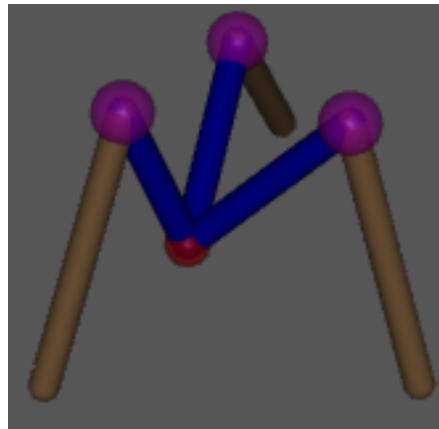
Program 3.1: Minimalistický MJCF soubor. Tento soubor definuje bílou krychli (viz obrázek 3.3) jednotkové velikosti, která je umístěna v prostoru na souřadnicích 1,1,1.



Obrázek 3.3: Výsledek MJCF souboru 3.1

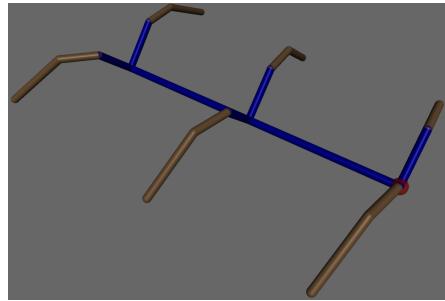
Níže si popíšeme dva modely robotů, se kterými byly provedeny 2 experimenty. Tyto experimenty zahrnovaly pohyb po přímce a spirále.

První model, zvaný trojnožka, je vidět na obrázku 3.4. Robot má 3 nohy, každá z nich je spojena s jádrem robota kloubem, který se otáčí v jedné ose. Rozsah pohybu těchto kloubů je omezen na 50 stupňů. Model robota má v horní části v místě kloubů umístěny kontaktní body. Tyto body slouží k detekci převrácení robota (kolizi ze země).



Obrázek 3.4: Model robota zvaný trojnožka. Tento model je složen z jádra robota (modře) a 3 nohou (hnědě). Každá z nohou je s jádrem spojena kloubem, který se otáčí pouze v jedné ose a je umístěn pod fialovou koulí. Tyto fialové koule slouží k detekci převrácení robota. Ve středu robota je bod zvaný hlava (červeně).

Druhý robot, zvaný mravenec, je vidět na obrázku 3.5. Robot má 3 páry nohou, které jsou všechny připojeny k tělu robota. Rozsah pohybu kloubů, které rotují kolem horizontální osy a spojují tělo robota s jeho nohou, je omezen na 100 stupňů. Rozsah kloubů, které rotují kolem svislé osy a spojují dvě části nohy, je omezen na 65 stupňů.



Obrázek 3.5: Model robota zvaný mravenec. Tento model je složen z těla robota (modře) a 6-ti nohou (hnědě). V přední části robota je bod zvaný hlava (červeně). Každá noha je složena ze dvou pevných částí a jednoho kloubu. Tento kloub se pohybuje pouze ve svislé ose, tj. může zvedat a snižovat robota. Celá noha je připojena k tělu robota kloubem, který se pohybuje horizontálně, tj. slouží k odrážení.

Kapitola 4

Evoluční návrh pohyblivých objektů

V této kapitole si nejdříve v sekci 4.1 popíšeme způsob, jakým je realizováno řízení robota a poté si v sekci 4.2 popíšeme instanci EA, která je v této práci použita.

4.1 Relizace řízení modelu

V simulátoru Mujoco je vytvořena scéna, která obsahuje model a množinu referenčních bodů, které svým pořadím a umístěním ve scéně definují trajektorii, kterou má modelu následovat. Tato scéna je poté využita v simulaci, ve které probíhá vyhodnocování daného robotického modelu s vyvýjeným řízením.

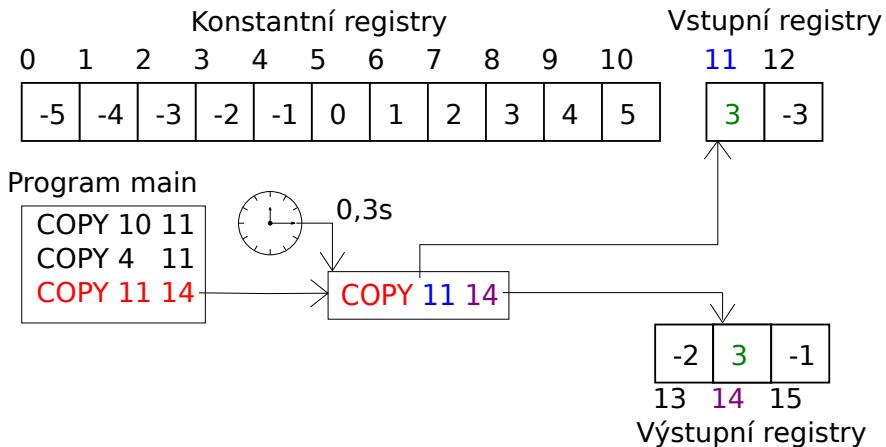
4.1.1 Interpret

Program, který řídí model robota, je vykonáván v interpretu. Interpret obsahuje množinu registrů, kde každý registr je identifikovaný unikátním číslem, které se navýzvá index. Tyto registry mohou obsahovat celočíselné hodnoty v rozsahu od -5 do 5.

Pracuje se zde se třemi typy registrů. Prvním typem jsou vstupní registry, které obsahují vstupní data programu, jsou chráněné proti přepisu a v interpretu jsou 2. Dalším typem jsou konstantní registry, kterých je v interpretu 11. Tyto registry obsahují všechna celá čísla (v rozsahu od -5 do 5), které mohou být do registrů uložena, a tyto registry jsou také chráněny proti přepisu. Posledním typem jsou výstupní registry, které řídí jednotlivé klouby modelu a jejich obsah je modifikován instrukcemi. Počet těchto registrů závisí na počtu poháněných klubů modelu, pro který je program určen – pro modely, které se v této práci používají, jsou počty výstupních registrů 3 a 12.

Interpret vykonává program, který je složen z instrukcí. Je zde použit jen jeden druh instrukce, a to instrukce s názvem COPY. Tato instrukce má 2 parametry: zdrojový registr a cílový registr. Výsledkem této instrukce je zkopirování hodnoty ze vstupního, nebo konstantního, registru do výstupního registru. Interpret je schématicky znázorněn na obrázku 4.1.

V průběhu simulace je vykonáván program, který čte hodnoty ze vstupních registrů, které obsahují informaci o směru k dalšímu referenčnímu bodu, nebo konstantních registrů a zapisuje hodnoty do výstupních registrů, které se převádí na sílu, která je aplikována v jednotlivých klubech.



Obrázek 4.1: Schéma interpretu. Je zde znázorněna situace, ve které interpret vykonává instrukci z podprogramu main. Tato instrukce, s parametry 11 a 14 způsobí zkopírování hodnoty 3 ze vstupního registru s indexem 11 do výstupního registru s indexem 14.

4.1.2 Podprogramy

Pro účely experimentů se spirálovou trajektorií byl navržen koncept podprogramů, který je popsán dále. V experimentech s přímkovou trajektorií je z těchto podprogramů použit jen podprogram main.

Každý program, který reprezentuje kandidátní řešení, je pro vykonávání v průběhu simulace rozdělen na 3 podprogramy. Tyto podprogramy se nazývají init, main a event.

Podprogram init se vykoná pouze na začátku simulace a všechny instrukce jsou provedeny v nulovém čase a poté je po 1 sekundě spuštěn podprogram main. Účelem podprogramu init je nastavení počátečního natočení kloubů modelu.

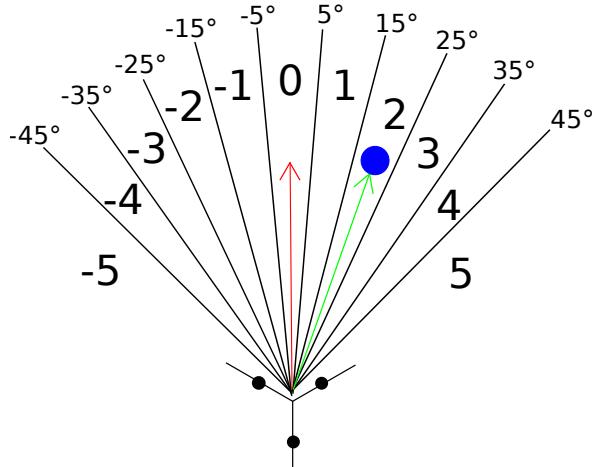
Podprogram main je v průběhu simulace vykonáván v nekonečné smyčce. Instrukce v tomto podprogramu se nevykonají všechny v nulovém čase, ale vykonávají se s časovým rozestupem 0.3 sekundy mezi každou z instrukcí. Jedná se o nejdelší a nejdůležitější podprogram.

Podprogram event se vykoná v situaci, kdy se model přiblíží do určené vzdálenosti od referenčního bodu, avšak pro každý referenční bod pouze jednou. Stejně jako u podprogramu init jsou instrukce provedeny v nulovém čase a poté je po 1 sekundě spuštěn podprogram main. Účelem podprogramu event je změna natočení kloubů modelu jako příprava k pohybu k následujícímu referenčnímu bodu.

4.1.3 Hodnoty vstupních registrů

Hodnoty, které se ukládají do vstupních registrů, vychází z informace o směru k následujícímu referenčnímu bodu. Informace o směru je opět vyjádřena číslem od -5 do 5 a vypočítává se následujícím mechanismem.

Prostor kolem modelu je rozdělen na 11 kruhových výsečí, kde každá výseč je ohodnocena číslem od -5 do 5, viz obrázek 4.2. Informace o směru je rovna ohodnocení výseče, ve které se nachází další referenční bod. Tato informace je v nezměněné podobě vložena do prvního vstupního registru. Do druhého registru je vložena hodnota s převráceným znaménkem. Tyto vstupní hodnoty mohou sloužit programům ke korekci směru, kterým se robot pohybuje, v závislosti na poloze dalšího bodu, ke kterému se má tento robot přiblížit.



Obrázek 4.2: Způsob výpočtu hodnot vstupních registrů. Model (na obrázku dole) směruje směrem nahoru a další referenční bod (modře) se nachází ve výšce ohodnocené číslem 2. Hodnoty vstupních registrů budou tedy čísla 2 a -2.

4.1.4 Výstupní registry

Každý z výstupních registrů interpretu odpovídá jednomu kloubu modelu. Hodnoty z výstupního registru jsou z interpretu čteny a převádí se na ovládací signály, které se předávají simulátoru. Hodnota (ovládací signál) v sobě obsahuje dvě informace. První z nich je dána znaménkem a určuje, kterým směrem bude aplikována síla v kloubu. Druhá informace je dána velikostí hodnoty a určuje velikost této síly.

4.1.5 Simulátor

Simulátor poskytuje řadu funkcí, které umožňují řídit běh simulace. Tyto funkce se poté používají v uživatelském programu, ve kterém nutné z těchto funkcí sestavit algoritmus spojité simulace (ukázkové uživatelské programy jsou součástí distribuce simulátoru). Uživatel má plnou kontrolu nad během simulace, a to tím, že volá knihovní funkci `mj_step()`, která v simulaci pokročí definovaným krokem. Ve smyčce algoritmu spojité simulace jsou vloženy funkce zajišťující běh interpretu, výpočet fitness funkce, mapování výstupních hodnot

z interpretu na ovládací signály a získávání pozic objektů z dat simulace. Ve zjednodušené formě je program znázorněn na algoritmu 3.

Algoritmus 3: Algoritmus simulátoru

```

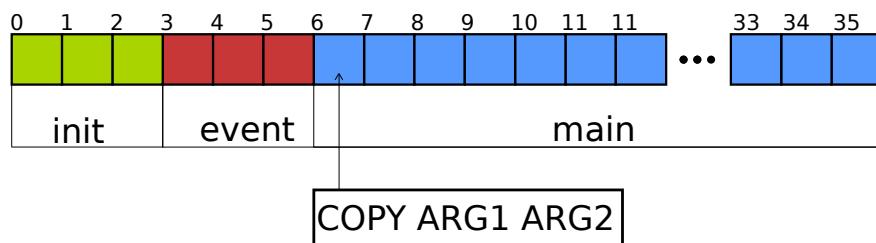
načti model ze souboru;
nastav čas simulace  $t = 0$ ;
vykonej celý program init;
while ( $t < \text{délka simulace}$ ) do
    proved další kroku simulace - mj_step();
    if (došlo k převrácení modelu) then
        | ukonči simulaci;
    end
    vypočti vstupní hodnoty interpretu;
    vykonej instrukci z programu main;
    použij výstupní hodnoty interpretu pro řízení modelu;
    zaznamenej vzdálenosti od jednotlivých referenčních bodů;
    if (došlo k přiblžení k následujícímu referenčnímu bodu) then
        | vykonej celý program event;
    end
    přičti k času  $t$  časový krok simulace;
end
vypočti fitness hodnotu;
```

4.2 Instance evolučního algoritmu

4.2.1 Reprezentace

Použitá reprezentace pracuje s genomem fixní délky, která se liší pro každý model a experiment. Tato délka bude uvedena u každého z experimentů v následující kapitole. Tato reprezentace kóduje každou instrukci jako n-tici, ve které je prvním prvkem název instrukce a poté následují její argumenty. Aktuálně jediná použitá instrukce je složena ze svého názvu (COPY, nebo i starší název SRE) a dvou celých čísel, které označují zdrojový a cílový registr.

Tato n-tice je použita jako hodnota jednoho genu. Pro experimenty se spirálovou trajektorií je celý genotyp pro účely křížení rozdělen na 3 části, které korespondují s podprogramy, viz obrázek 4.3. Pro experimenty s přímkovou trajektorií je použit jen podprogram main.



Obrázek 4.3: Rodzdělení genotypu na části pro podprogramy. Je zde znázorněn genotyp délky 36 genů, který je rozdělen po 3 genech pro podprogram init a event a 30 genů pro podprogram main. Je zde také znázorněna n-tice, která reprezentuje instrukci.

4.2.2 Fitness funkce

Fitness hodnota programu se počítá následující způsobem. V průběhu simulace se pro každý referenční bod i zaznamenává nejmenší vzdálenost D_i mezi tímto bodem a modelem. $D_i = \min F(R, P_i)$, kde F je funkce vypočítávající vzdálenost, R je pozice modelu v prostoru, P_i je pozice referenčního bodu v prostoru a $i = 1, \dots, N$, kde N je pocet referenčních bodů.

Po dokončení simulace je pro každý referenční bod je vypočteno skóre následujícím způsobem:

$$S_i = \begin{cases} t - D_i & \text{pokud } D_i \leq t \\ 0 & \text{jinak} \end{cases}$$

Parametr t je minimální vzdálenost, ve které musí být model od referenčního bodu, aby se skóre pro tento bod počítalo. Výsledná fitness hodnota je poté vypočtena jako suma skóre pro všechny body:

$$f = \sum_{i=1}^N S_i$$

Na základě rozměru modelu a celé scény v simulátoru byla zvolena hodnota parametru $t = 40$.

4.2.3 Populace a selekce

Pro evoluci programů byla vybrána varianta steady-state algoritmu (algoritmus 4) s velikostí populace 1000 nebo 400 jedinců. Operátor selekce je implementován jako turnaj velikosti $k = 2$. Nejlepší jedinec v aktuální populaci a jeho mutant jsou zkopirováni do následující populace.

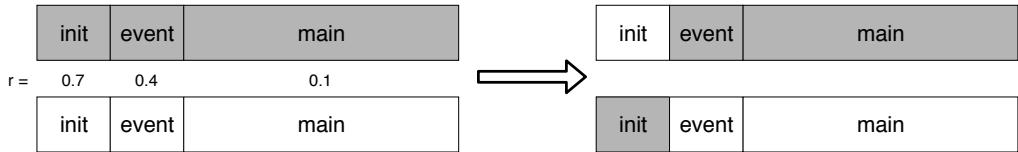
Algoritmus 4: Steady state algoritmus

```

nastav čas t = 0;
 inicializuj všechny chromozomy v P(t) náhodnými alelami;
 do
    vypočítj fitness hodnoty v P(t);
    do
        vyber dva jedince z rodičovské populace P(t);
        vytvoř dva potomky použitím operátoru křížení;
        aplikuj operátor mutace na oba potomky;
        vlož tyto dva potomky do dočasně populace T;
    while (v populaci T je méně než k jedinců);
    vlož jedince z T do P(t);
    odstraň k nejhorším jedincům z P(t);
    t = t + 1;
 while (není splněna ukončující podmínka);
```

4.2.4 Křížení

Pro účely této práce byl implementován vlastní operátor křížení, který je založen na uniformním křížení. Narození od uniformního křížení, které pracuje na úrovni genů, křížení použité zde pracuje na úrovni podprogramů. V genomu jsou tedy 3 části, které se mohou mezi rodiči vyměňovat, viz obrázek. 4.4.



Obrázek 4.4: Vlastní uniformní křížení. Zde, při křížení rodičů došlo k výměně podprogramu init.

Tento operátor se používá v experimentech se spirálovou trajektorií. Pro experimenty s přímkovou trajektorií se používá jednobodové křížení, které pracuje na úrovni jednotlivých instrukcí.

4.2.5 Mutace

Operátor mutace je nastaven s $p_m = 1$ a vždy mutuje jen jeden gen. Tento operátor je implementován následovně. Náhodně se vybere jedna instrukce z genotypu. S 20 % pravděpodobností je tato instrukce vymazána a je nahrazena novou, náhodně vygenerovanou. S 80 % pravděpodobnosti je tato instrukce upravena a to tak, že je zde 50 % pravděpodobnost na mutaci prvního, nebo druhého argumentu. Mutace argumentu je implementována zahozením aktuální hodnoty a vygenerováním hodnoty nové.

4.2.6 Ukončovací podmínka

Jako ukončovací podmínka byla zvoleno ukončení evoluce po provedení daného počtu generací.

Kapitola 5

Experimenty

Pro účely experimentálního ověření funkčnosti použitých postupů byly navrženy 2 experimenty, které byly provedeny s každým modelem, tedy celkem 4 experimenty.

V sekci 5.1 je představen experiment na s přímkovou trajektorií pro oba modely, který je následován experimentem se spirálovou trajektorií v sekci 5.2, rovněž pro oba modely.

5.1 Přímka

Tento experiment měl za cíl ověřit, zda-li je použitý způsob řízení modelu funkční. Úlohou modelu bylo pohybovat se po přímce, na které leželo 7 referenčních bodů. V průběhu tohoto experimentu byl laděn způsob řízení modelu a také parametry evolučního algoritmu.

Programy zde použité byly složeny jen z podprogramu main, který neměl k dispozici informace o směru k dalšímu referenčnímu bodu. Délka simulace byla nastavena na 80s. Bylo zde použito jednobodové křížení s pravděpodobností $p_r = 0.8$.

5.1.1 Model trojnožky

V tomto experimentu byly použity následující parametry:

- 1000 jedinců v populaci
- ukončení běhu evoluce po 200 generacích
- 18 genů v genotypu

Snímek scény simulátoru pro tento experiment je na obrázku 5.1.



Obrázek 5.1: Scéna pro experiment s trojnožkou na přímce

5.1.2 Model mravence

V tomto experimentu byly použity následující parametry:

- 400 jedinců v populaci
- ukončení běhu evoluce po 120 generacích
- 72 genů v genotypu

Snímek scény simulátoru pro tento experiment je na obrázku 5.2.



Obrázek 5.2: Scéna pro experiment s mravencem na přímce

5.2 Spirála

Tento experiment měl za cíl ověřit, zda-li je použitý způsob řízení modelu schopný pohybu i po netriviální trajektorii. Úlohou modelu bylo pohybovat se po spirále, na které leželo 9 referenčních bodů. Pro účely tohoto experimentu bylo zavedeno použití podprogramů a vstupních informací pro program.

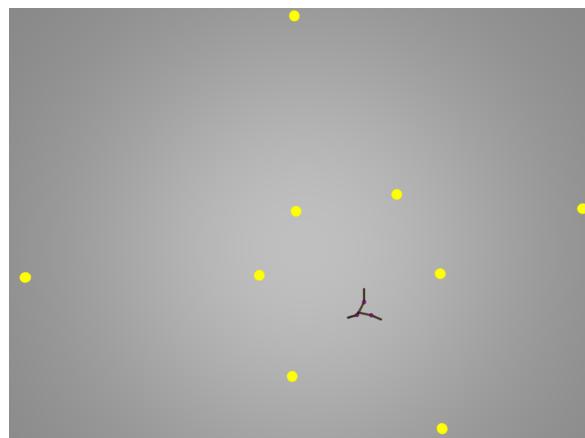
Délka simulace pro tyto experimenty byla nastavena na 600s a bylo zde použito podprogramové uniformní křížení s pravděpodobností $p_r = 0.8$, popsané v podsekci 4.2.4. V populaci bylo 1000 jedinců a každý evoluční běh byl ukončen po 300 generacích.

5.2.1 Model trojnožky

V tomto experimentu byly použity následující parametry:

- 36 genů v genotypu
- délka podprogramů init a event jsou 3 instrukce

Snímek scény simulátoru pro tento experiment je na obrázku 5.3.



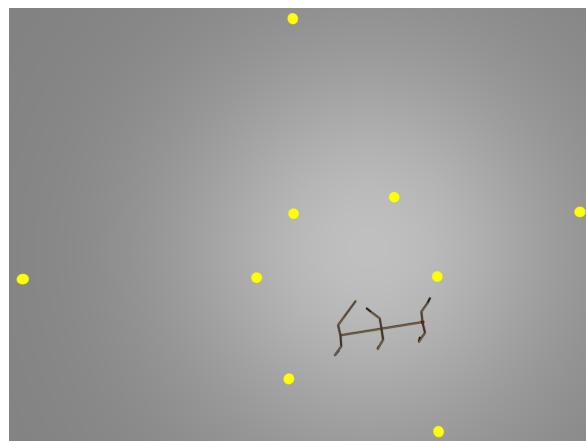
Obrázek 5.3: Scéna pro experiment s trojnožkou na spirále

5.2.2 Model mravence

V tomto experimentu byly použity následující parametry:

- 100 genů v genotypu
- délka podprogramů init a event je 12 instrukcí

Snímek scény simulátoru pro tento experiment je na obrázku 5.4.



Obrázek 5.4: Scéna pro experiment s mravencem na spirále

Kapitola 6

Výsledky experimentů

Pro každý experiment bylo provedeno 20 evolučních běhů, ze kterých byly zaznamenány fitness hodnoty všech jedinců. Pro každý evoluční běh byly z těchto hodnot vykresleny 2 typy grafů:

- vývoj maximální a průměrné fitness hodnoty jedinců v závislosti na generaci
- box plot fitness hodnot pro vybrané generace

Pro každý experiment byla poté vykreslena sada histogramů, které ukazují rozložení fitness hodnot jedinců napříč všemi evolučními běhy.

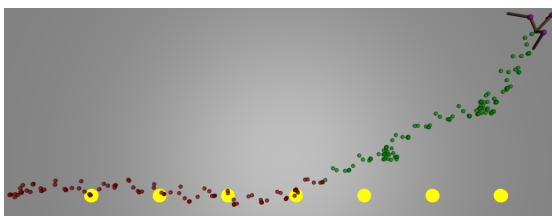
V této kapitole je pro každý experiment prezentován graf vývoje průměrné a maximální fitness hodnoty v populaci a také box plot fitness hodnot pro vybrané generace pro nejlepší evoluční běh. Veškeré další grafy, které byly vygenerovány, je možné nalézt v přílohách na přiloženém médiu.

Jedním z parametrů evolučních běhů byla délka simulace, která byla provedena pro každé kandidátní řešení. Na obrázcích, které zobrazují trajektorii nalezených řešení, je trajektorie vyznačena červenou a zelenou barvou. Tato trajektorie byla vykreslena až při ručním vyhodnocování experimentů po zkoušení všech evolučních běhů. Při tomto ručním vyhodnocování nebyl nastaven časový limit simulace a tudíž se mohlo projevit chování modelu v delším časovém horizontu. Červená barva označuje body v prostoru, do kterých se model dostal, něž vypršel čas přidělený na simulaci daného kandidátního řešení v evolučním běhu. Zelená barva označuje body v prostoru, do kterých se už model nestihl v rámci evolučních běhů dostat a je tedy pro něj při zvětšeném času simulace nezmáme prostředí. Model tedy nebyl za pohyb po této (zelené) trajektorii nijak hodnocen a jeho pohyb tak zcela závisí na schopnosti kontroléru navigovat model k dalšímu referenčnímu bodu. Zelená trajektorie tedy může být použita k hodnocení kvality nalezeného řešení v prostředích, na které toto řešení nebylo učeno.

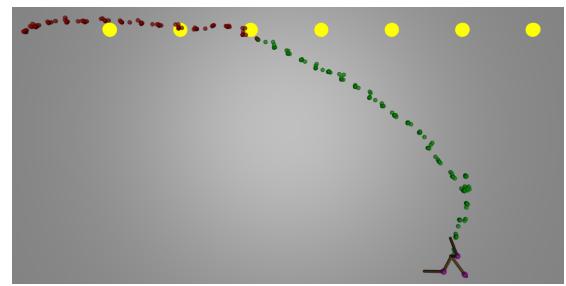
6.1 Přímka

6.1.1 Model trojnožky na přímce

Trajektorii řešení s nejvyšší hodnotou fitness, které bylo v průběhu evolučních běhů pro tento experiment nalezeno, můžeme vidět na obrázku 6.1. Tuto trajektorii můžeme srovnat s jinou, která vznikla řízením neoptimálním řešením, viz obrázek 6.2.

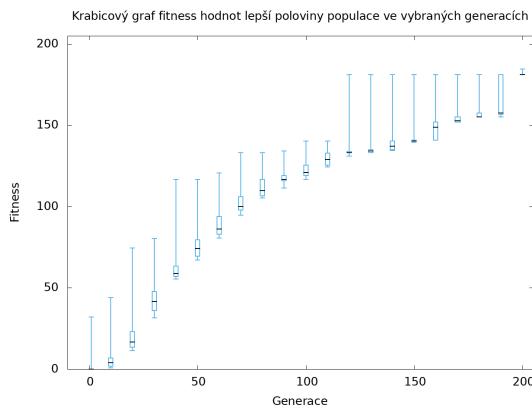


Obrázek 6.1: Trajektorie nejlepšího řešení trojnožky na přímce

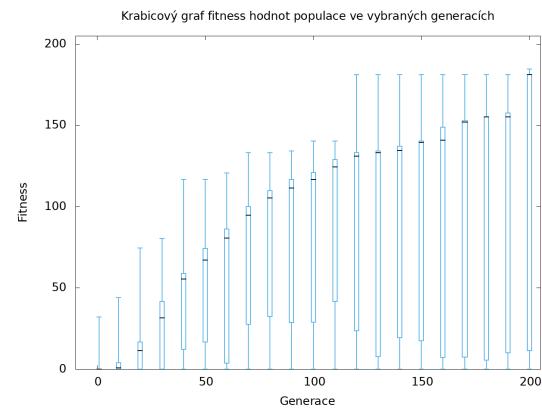


Obrázek 6.2: Trajektorie neoptimálního řešení trojnožky na přímce

Na obrázcích 6.3 a 6.4 jsou vykresleny grafy, ukazující maximální a minimální hodnoty fitness, stejně jako její kvartily. První z grafů je vykreslen pro lepší polovinu populace, druhý je vykreslen pro celou populaci.



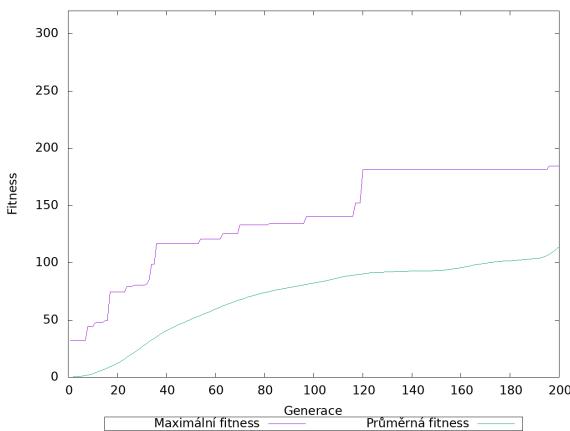
Obrázek 6.3: Box plot fitness hodnot lepší poloviny populace nejlepšího běhu experimentu trojnožky na přímce



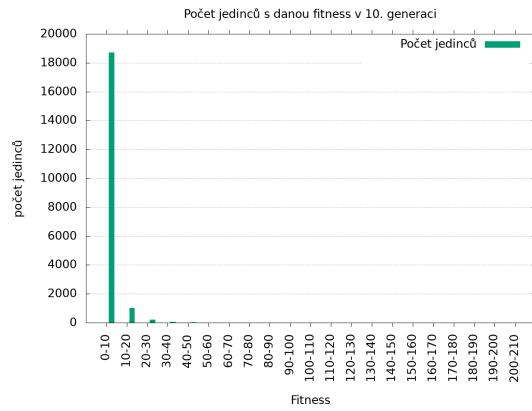
Obrázek 6.4: Box plot fitness hodnot populace nejlepšího běhu experimentu trojnožky na přímce

Obrázek 6.5 zobrazuje průběh maximální a průměrné fitness hodnoty v jednotlivých generacích pro nejlepší běh evoluce. Obrázky 6.6 až 6.10 zobrazují agregovaná data všech 20 simulačních běhů pro tento experiment. Jsou zde vykresleny počty jedinců, jejichž fitness spadala do daného rozsahu hodnot.

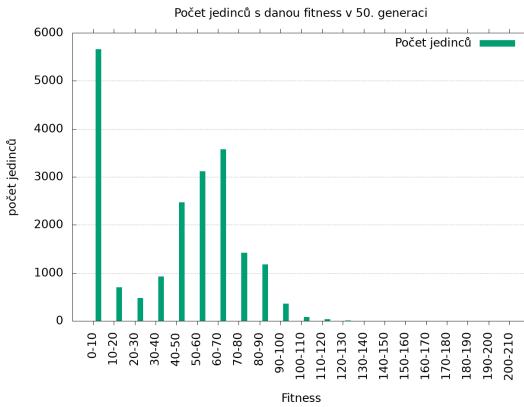
Můžeme si všimnout, že na histogramech i box plotech je vidět velký počet jedinců, kteří mají velmi malou fitness v rozmezí 0 až 10 bodů. To je způsobeno skutečností, že model trojnožky je výjimečně nestabilní a tak i zdánlivě malá změna, jinak dobře fungujícího programu, může mít za následek převrácení modelu. Pokud v simulaci došlo k převrácení modelu, bylo toto kandidátní řešení ohodnoceno fitness hodnotou 0 a simulace byla přerušena.



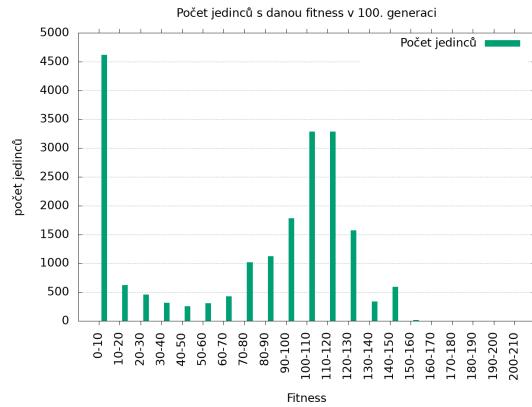
Obrázek 6.5: Nejlepší běh pro experiment s trojnožkou na přímce



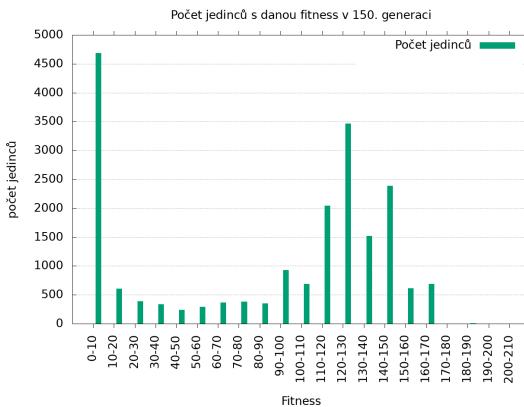
Obrázek 6.6: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na přímce v 10. generaci



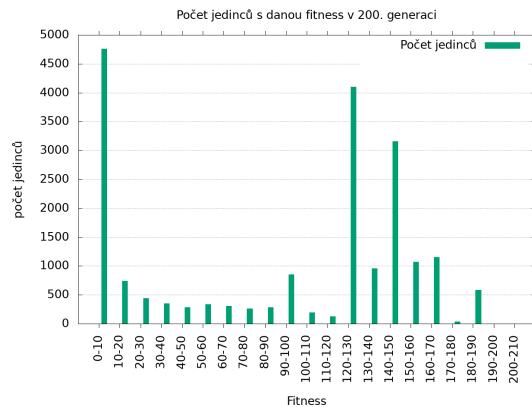
Obrázek 6.7: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na přímce v 50. generaci



Obrázek 6.8: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na přímce v 100. generaci



Obrázek 6.9: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na přímce v 150. generaci



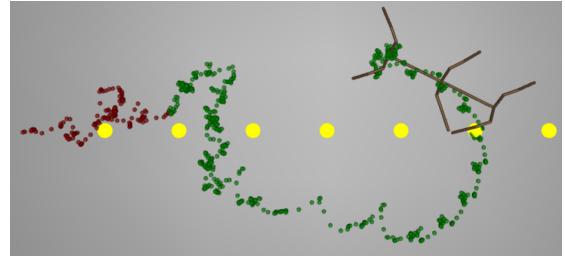
Obrázek 6.10: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na přímce v 200. generaci

6.1.2 Model mravence na přímce

Trajektorii řešení s nejvyšší hodnotou fitness, které bylo v průběhu evolučních běhů pro tento experiment nalezeno, můžeme vidět na obrázku 6.11. Tuto trajektorii můžeme srovnat s jinou, která vznikla řízením neoptimálním řešením, viz obrázek 6.12.

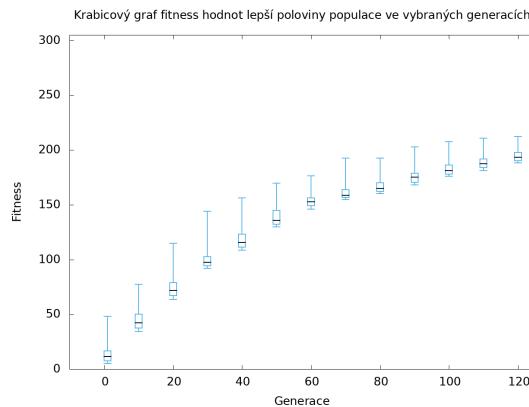


Obrázek 6.11: Trajektorie nejlepšího řešení mravence na přímce

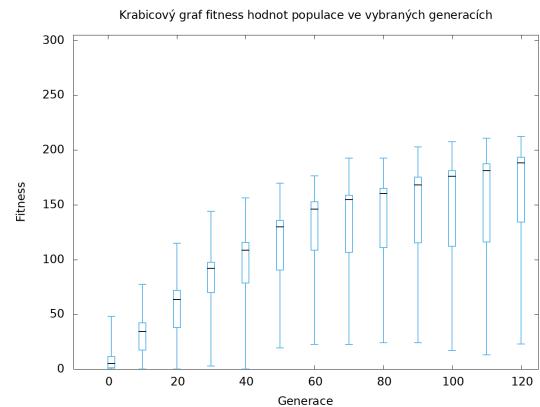


Obrázek 6.12: Trajektorie neoptimálního řešení mravence na přímce

Na obrázcích 6.13 a 6.14 jsou vykresleny grafy, ukazující maximální a minimální hodnoty fitness, stejně jako její kvartily. První z grafů je vykreslen pro lepsí polovinu populace, druhý je vykreslen pro celou populaci.

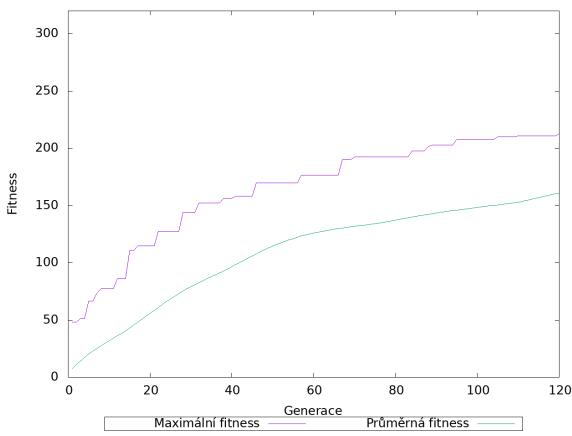


Obrázek 6.13: Box plot fitness hodnot lepší poloviny populace nejlepšího běhu experimentu mravence na přímce

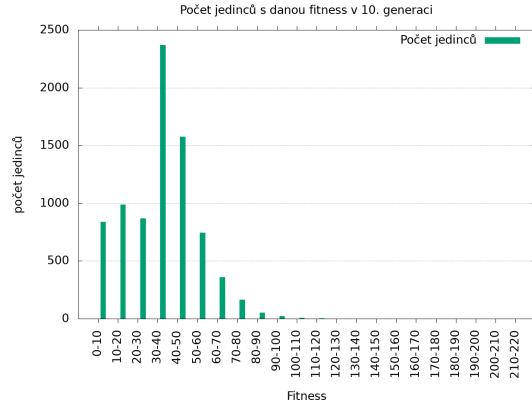


Obrázek 6.14: Box plot fitness hodnot populace nejlepšího běhu experimentu mravence na přímce

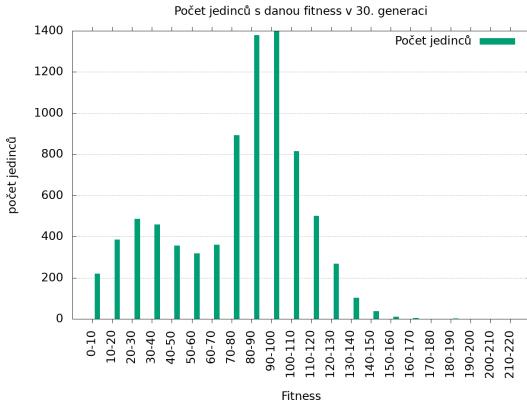
Obrázek 6.15 zobrazuje průběh maximální a průměrné fitness hodnoty v jednotlivých generacích pro nejlepší běh evoluce. Obrázky 6.16 až 6.20 zobrazují agregovaná data všech 20 simulačních běhů pro tento experiment. Jsou zde vykresleny počty jedinců, jejichž fitness spadala do daného rozsahu hodnot.



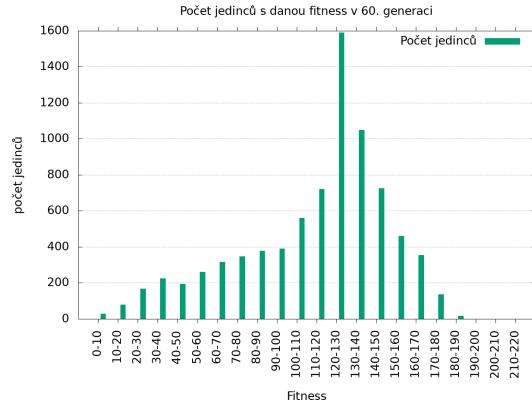
Obrázek 6.15: Nejlepší běh pro experiment s mravencem na přímce



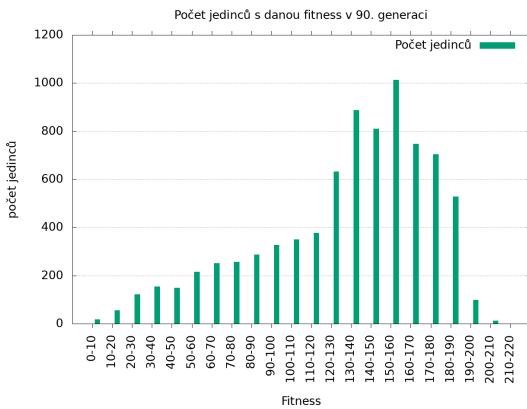
Obrázek 6.16: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na přímce v 10. generaci



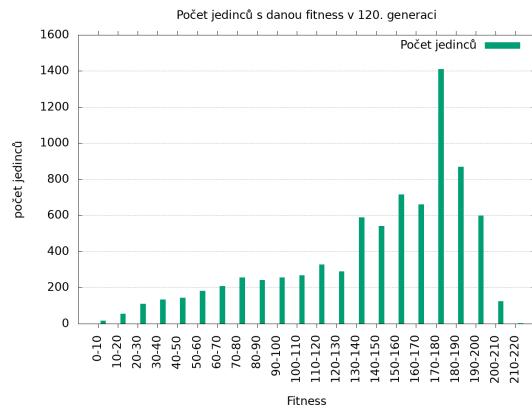
Obrázek 6.17: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na přímce v 30. generaci



Obrázek 6.18: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na přímce v 60. generaci



Obrázek 6.19: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na přímce v 90. generaci



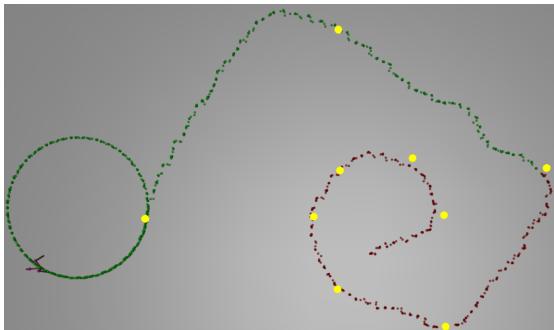
Obrázek 6.20: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na přímce v 120. generaci

6.2 Spirála

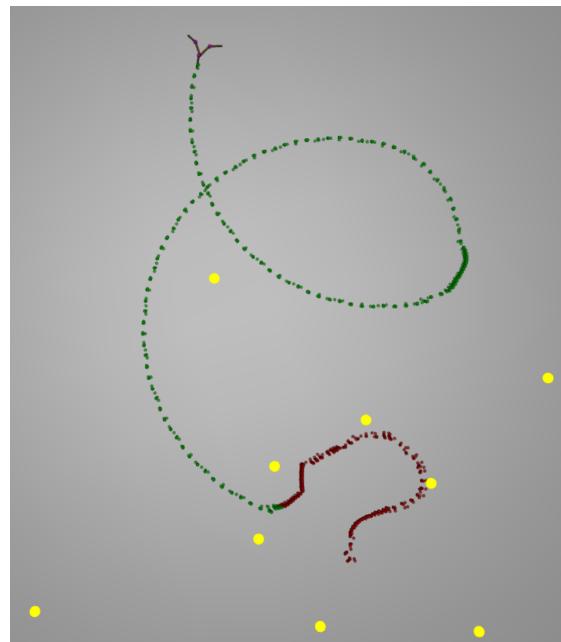
6.2.1 Model trojnožky na spirále

Trajektorii řešení s nejvyšší hodnotou fitness, které bylo v průběhu evolučních běhů pro tento experiment nalezeno, můžeme vidět na obrázku 6.21. Tuto trajektorii můžeme srovnat s jinou, která vznikla řízením neoptimálním řešením, viz obrázek 6.22.

Na trajektorii nejlepšího jedince 6.21 můžeme vidět velmi podobné chování, jako u experimentu s mravencem na spirále, které je blíže popsáno u tohoto experimentu v podsekci 6.2.2. Toto konkrétní řešení ovládá model tak, že bez informace o směru k dalšímu referenčnímu bodu se model pohybuje po téměř dokonalé kružnici a to ve směru hodinových ručiček. Tento pohyb je korigován pomocí vstupních hodnot programu tak, že je model schopný pohybu po přímce, nebo i po spirále, která vyžaduje pohyb proti směru hodinových ručiček.



Obrázek 6.21: Trajektorie nejlepšího řešení trojnožky na spirále

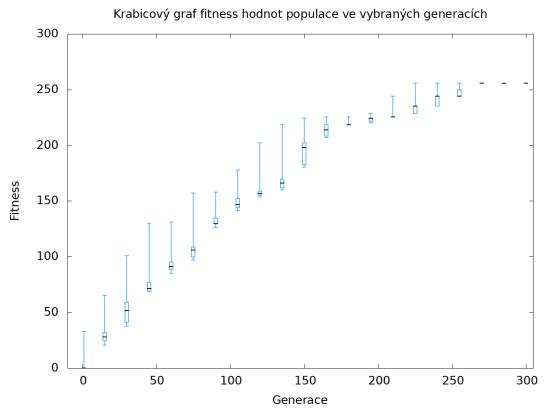


Obrázek 6.22: Trajektorie neoptimálního řešení trojnožky na spirále

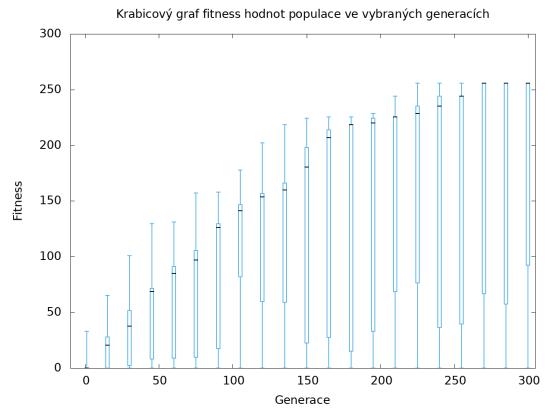
Na obrázcích 6.23 a 6.24 jsou vykresleny grafy, ukazující maximální a minimální hodnoty fitness, stejně jako její kvartily. První z grafů je vykreslen pro lepší polovinu populace, druhý je vykreslen pro celou populaci.

Obrázek 6.25 zobrazuje průběh maximální a průměrné fitness hodnoty v jednotlivých generacích pro nejlepší běh evoluce. Obrázky 6.26 až 6.30 zobrazují agregovaná data všech 20 simulačních běhů pro tento experiment. Jsou zde vykresleny počty jedinců, jejichž fitness spadala do daného rozsahu hodnot. Na těchto grafech je možné opět pozorovat velké množství jedinců s nízkou fitness, stejně jako ve výsledcích experimentu s trojnožkou na přímce.

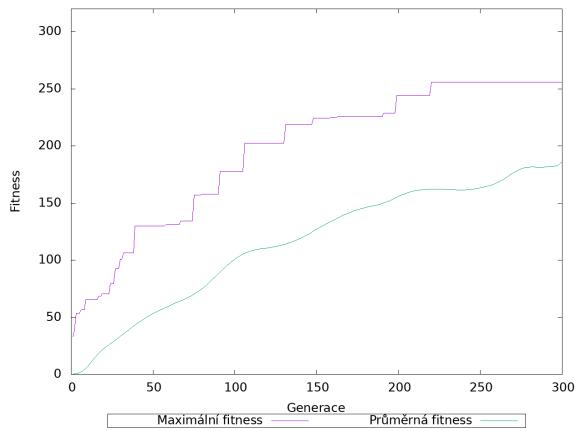
Podobně jako v experimentu s mravencem na spirále, i zde řešení s nejlepší hodnotou fitness nevykazovalo nejlepší chování při ručním vyhodnocování. Toto lze pozorovat například na čtvercové trajektorii, kde můžeme porovnat trajektorii nejlepšího řešení 6.31 s trajektorií druhého nejlepšího řešení 6.32. Na jiných trajektoriích měla většina řešení problémy se stabilitou modelu a docházelo k převrácení. To je dáno tím, že samotný model trojnožky



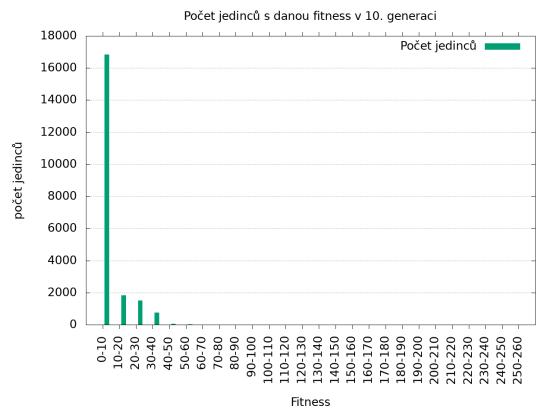
Obrázek 6.23: Box plot fitness hodnot lepší poloviny populace nejlepšího běhu experimentu trojnožky na spirále



Obrázek 6.24: Box plot fitness hodnot populace nejlepšího běhu experimentu trojnožky na spirále

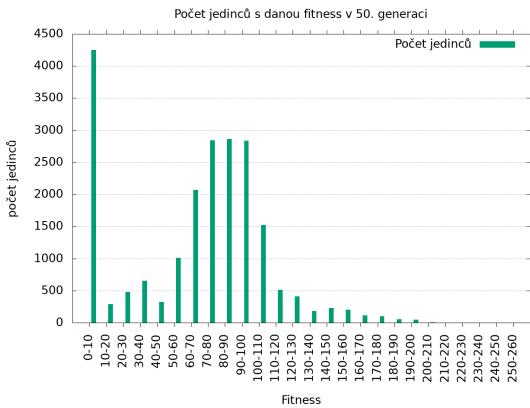


Obrázek 6.25: Nejlepší běh pro experiment s trojnožkou na spirále

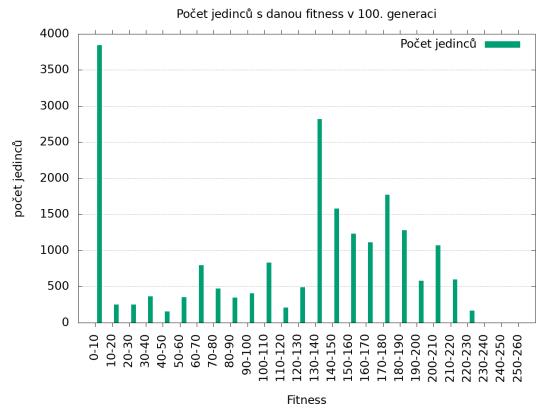


Obrázek 6.26: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na spirále v 10. generaci

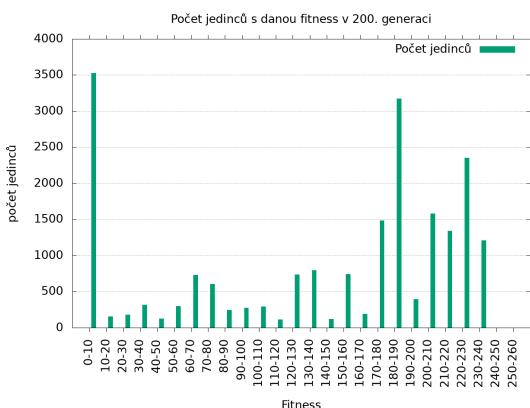
je nestabilní a tak např. při nutnosti prudce změnit směr pohybu může jednoduše dojít k převrácení.



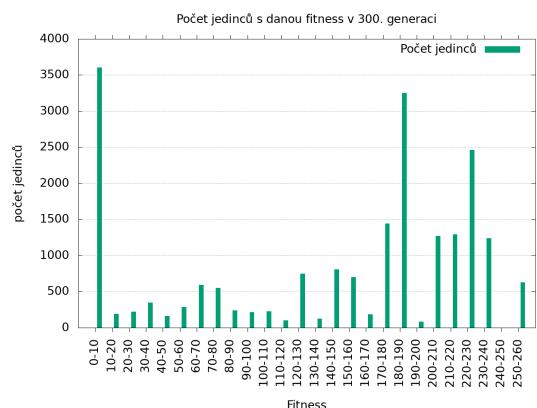
Obrázek 6.27: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na spirále v 50. generaci



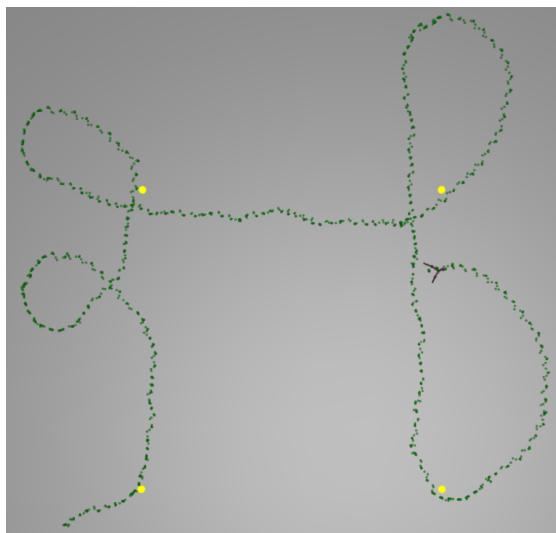
Obrázek 6.28: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na spirále v 100. generaci



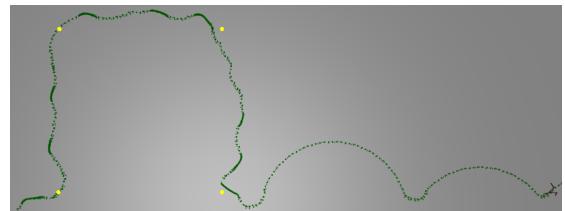
Obrázek 6.29: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na spirále v 200. generaci



Obrázek 6.30: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích trojnožky na spirále v 300. generaci



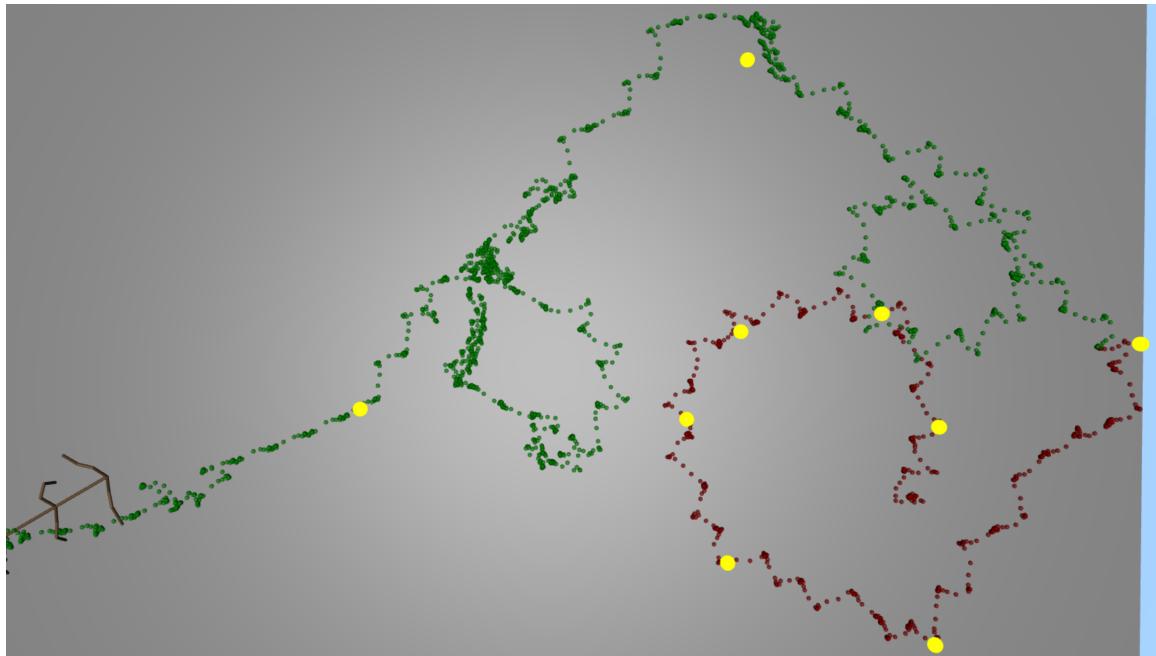
Obrázek 6.31: Nejznámá testovací trajektorie č.1 pro kontrolér trojnožky – nejlepší řešení



Obrázek 6.32: Nejznámá testovací trajektorie č.1 pro kontrolér trojnožky – druhé nejlepší řešení

6.2.2 Model mravence na spirále

Trajektorii řešení s nejvyšší hodnotou fitness, které bylo v průběhu evolučních běhů pro tento experiment nalezeno, můžeme vidět na obrázku 6.33. Toto řešení je asi o 7 bodů fitness lepší, než-li druhé nejlepší řešení, jehož trajektorie je vidět na obrázku 6.34. Při porovnání trajektorií nejlepšího a druhého nejlepšího řešení lze usoudit, že zde došlo k přílišné specializaci pouze na část spirály a že toto řešení již není schopné správně pokračovat po zbytku spirály. Nejlepší řešení má tedy o pár bodů fitness více, ale není tak dobré na zbytku trajektorie, kterou už model nestihl v přiděleném čase na simulaci dokončit.



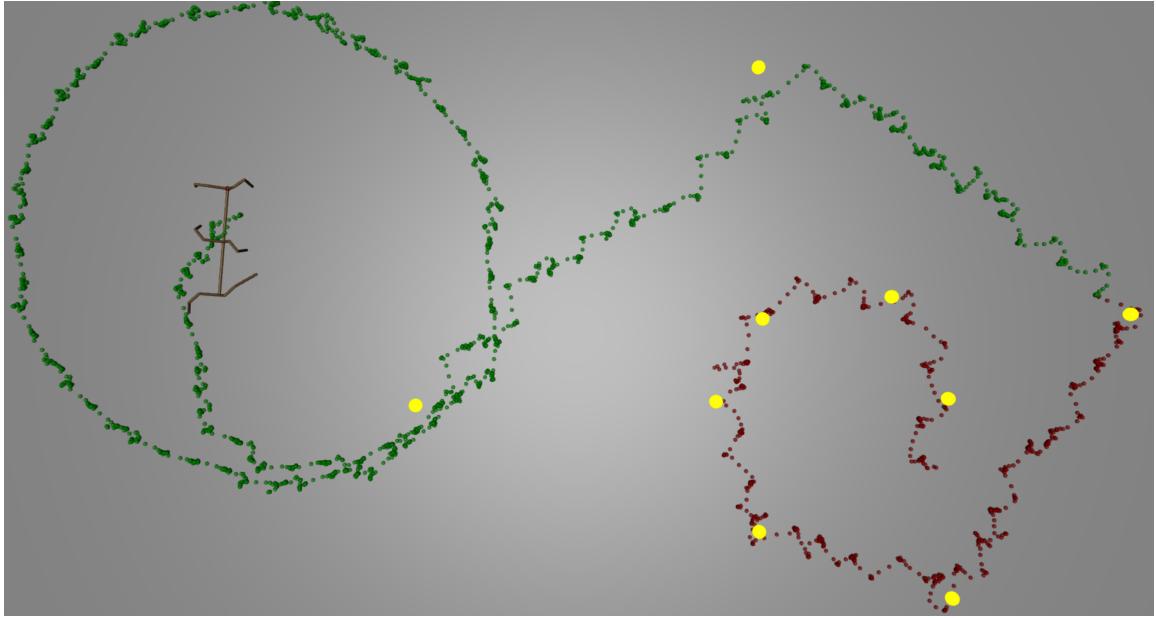
Obrázek 6.33: Trajektorie řešení s největší fitness mravence na spirále

U trajektorie druhého nejlepšího řešení (obrázek 6.34) se na chvíli pozastavíme. Na této trajektorie lze pozorovat několik zajímavostí. V průběhu evolučních běhů bylo toto řešení schopné se přiblížit v přiděleném čase k prvním 7 referenčním bodům (červená trajektorie). Při ručním vyhodnocování řešení bylo toto řešení schopno pokračovat po stanovené trajektorii (zelená část), která byla zhruba definována referenčními body, které od sebe byly relativně velmi vzdálené.

Požadovaná spirálová trajektorie nebyla definována dostatečným počtem bodů, výsledné řešení tedy mezi těmito body zvolilo nejkratší možnou cestu. Po přiblížení k poslednímu referenčnímu bodu již toto řešení nedostávalo validní informaci o směru k dalšímu referenčnímu bodu, protože zde již další referenční bod nebyl. Místo toho tato informace pro program znamenala to, že další referenční bod se vyskytuje přímo před modelem. Model tedy opsal téměř dokonalou kružnici a v tomto pohybu pokračoval až do ukončení simulace.

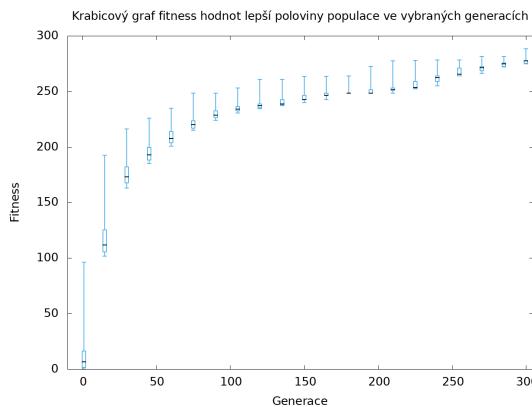
Z tohoto chování lze vypozorovat způsob, jakým tento konkrétní kontrolér řídí model (ačkoli stejné chování bylo pozorováno i ve výsledcích experimentů s trojnožkou na spirále). Tento kontrolér, bez informací o směru k dalšímu referenčnímu bodu, má za následek pohyb modelu po kružnici ve směru hodinových ručiček. Tento pohyb je poté s použitím informací o směru k dalšímu referenčnímu bodu korigován tak, že se je model schopný pohybovat po přímce, nebo i dokonce po oblouku opečného směru, tedy proti směru hodinových ručiček.

Je tedy zajímavé, že pro potřeby pohybu po spirále, po které se má model pohybovat proti směru hodinových ručiček, se vyvinul kontrolér, který provádí přesně opačný pohyb.

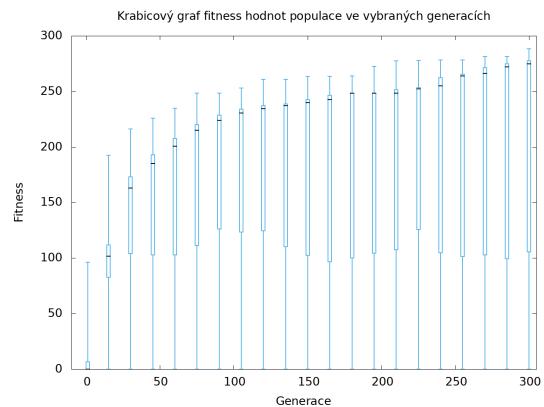


Obrázek 6.34: Trajektorie nejlepšího řešení mravence na spirále

Na obrázcích 6.35 a 6.36 jsou vykresleny grafy, ukazující maximální a minimální hodnoty fitness, stejně jako její kvartily. První z grafů je vykreslen pro lepší polovinu populace, druhý je vykreslen pro celou populaci.



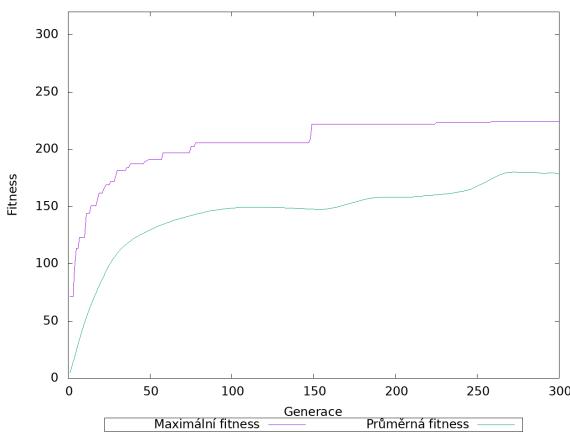
Obrázek 6.35: Box plot fitness hodnot lepší poloviny populace nejlepšího běhu experimentu mravence na spirále



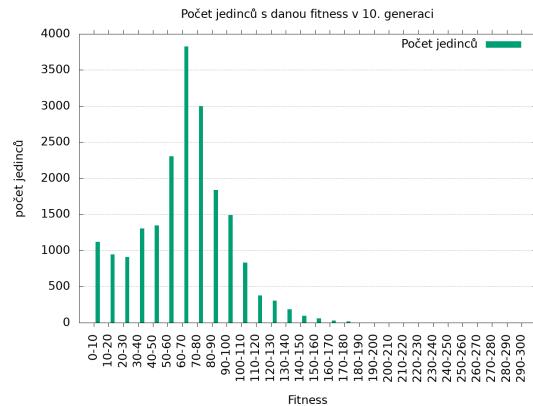
Obrázek 6.36: Box plot fitness hodnot populace nejlepšího běhu experimentu mravence na spirále

Obrázek 6.37 zobrazuje průběh maximální a průměrné fitness hodnoty v jednotlivých generacích pro nejlepší běh evoluce. Obrázky 6.38 až 6.42 zobrazují agregovaná data všech 20 simulačních běhů pro tento experiment. Jsou zde vykresleny počty jedinců, jejichž fitness spadala do daného rozsahu hodnot.

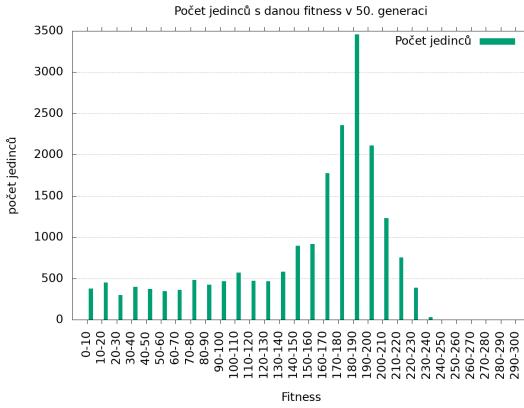
Nalezené řešení bylo ověřeno na několika dalších trajektoriích, které jsou znázorněny na obrázcích 6.43 až 6.45. Z těchto trajektorií lze vypozorovat, že schopnost daného řešení



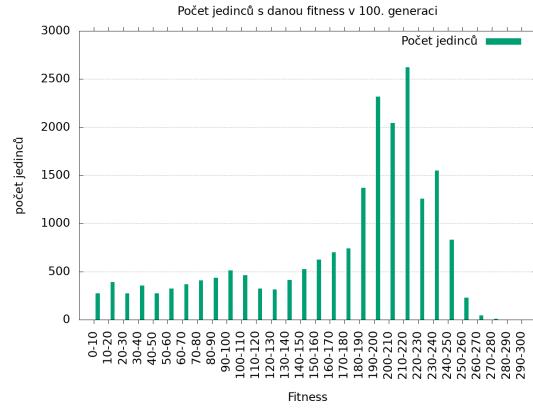
Obrázek 6.37: Nejlepší běh pro experiment s mravencem na spirále



Obrázek 6.38: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na spirále v 10. generaci

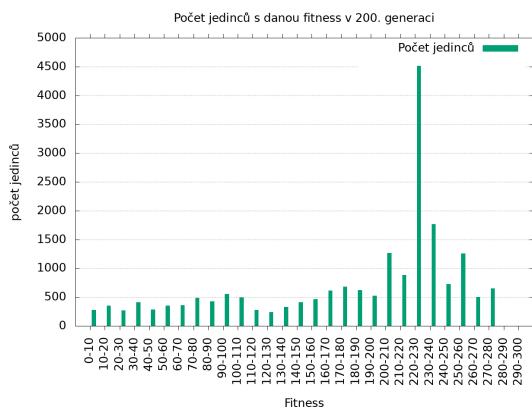


Obrázek 6.39: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na spirále v 50. generaci

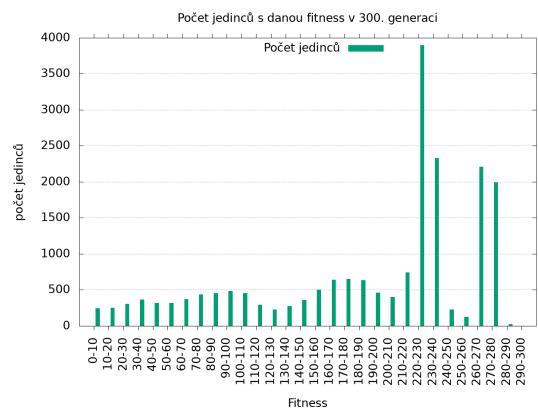


Obrázek 6.40: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na spirále v 100. generaci

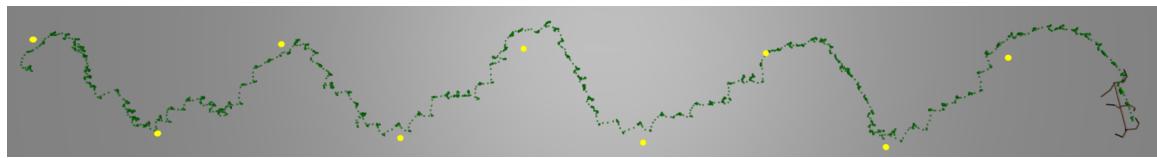
pohybovat se po neznámé trajektorii se různí. Trajektorii vycházející z funkce cosinus (obrázek 6.43), zvládlo řešení běž problému. Další trajektorii vyžadující relativně rychlé otočení modelu (obrázek 6.44), toto řešení také zvládlo bez větších problémů. Poslední trajektorii, která definovala čtverec (obrázek 6.45), toto řešení sice dokončilo, ale velmi neefektivním způsobem.



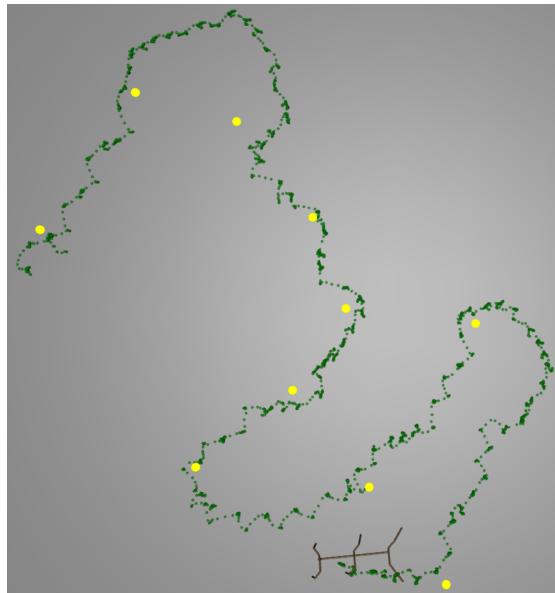
Obrázek 6.41: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na spirále v 200. generaci



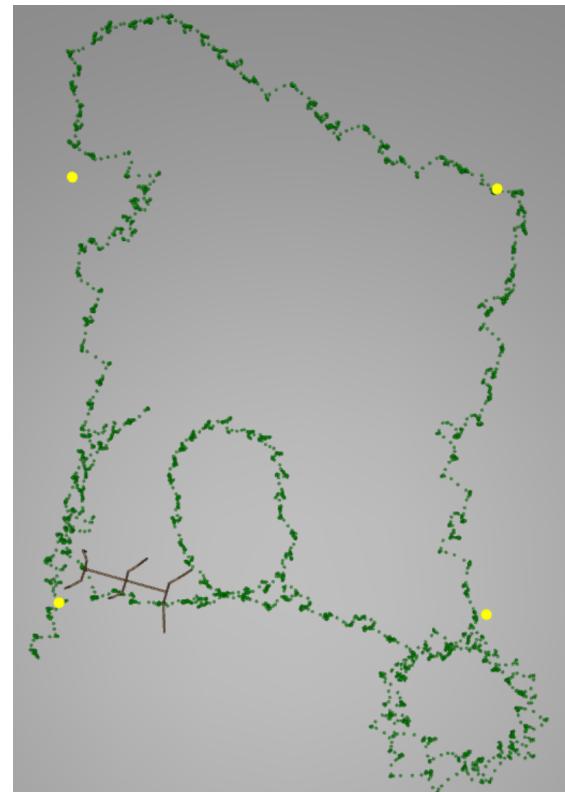
Obrázek 6.42: Histogram celkového počtu jedinců ve všech bězích mravence na spirále v 300. generaci



Obrázek 6.43: Neznámá testovací trajektorie č.1 pro kontrolér mravence



Obrázek 6.44: Neznámá testovací trajektorie č.2 pro kontrolér mravence



Obrázek 6.45: Neznámá testovací trajektorie č.3 pro kontrolér mravence

Kapitola 7

Závěr

Tato práce se zabývala evolučním návrhem kontroléru pro robotický model v počítačové simulaci, který měl za úkol pohybovat se po stanovené trajektorii. K tomuto účelu byla použita metoda, založená na lineárním genetickém programování. Funkčnost této metody byla ověřena provedením 4 experimentů. Tyto experimenty ukázaly, že je tuto metodu možné použít pro evoluční návrh jednoduchých robotických kontrolérů. Pro všechny experimenty se podařilo najít kontrolér, který by odpovídal požadavkům, které byly dány konfigurací konkrétního experimentu. Konkrétně experimenty na spirále, ve kterých byly použity informace o směru k dalšímu referenčnímu bodu, ukázaly, že nalezená řešení jsou částečně schopná řídit robota i v prostředích, kterým nikdy nebyla vystavena – tato schopnost je nejlepší u kontroléru, který byl vyvinut pro experiment s mravencem na spirále.

Jako pokračování v této práci bych se chtěl zaměřit na schopnost řídit model robota i v neznámých prostředích. K tomu bych využil způsob, kdy by fitness funkce byla složena z více simulací na různých trajektoriích, jejichž výsledky se poté skládaly do výsledné fitness hodnoty. Pro urychlení evolučního běhu by se také dal využít přístup, kdy by se počáteční populace kandidátních řešení negenerovala náhodně, ale byla by založena na kandidátních řešeních, které byly schopné model ovládat na přímkové trajektorii. Tyto kontroléry by se poté mohly evolučně upravovat a tak by mohly zvládat i jiné trajektorie.

Literatura

- [1] Bongard, J. C.: Evolutionary Robotics. *Commun. ACM*, ročník 56, č. 8, Srpen 2013: s. 74–83, ISSN 0001-0782, doi:10.1145/2493883.
URL <http://doi.acm.org/10.1145/2493883>
- [2] Bräuer, M. F.; Banzhaf, W.: *Linear Genetic Programming*. Springer Publishing Company, Incorporated, první vydání, 2010, ISBN 1441940480, 9781441940483.
- [3] Eiben, A. E.; Smith, J. E.: *Introduction to Evolutionary Computing*. Springer Publishing Company, Incorporated, druhé vydání, 2015, ISBN 3662448734, 9783662448731.
- [4] Hodgins, J. K.: Three-dimensional human running. In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, ročník 4, Apr 1996, ISSN 1050-4729, s. 3271–3276 vol.4, doi:10.1109/ROBOT.1996.509211.
- [5] Holland, J. H.: *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1992, ISBN 0262082136.
- [6] Hornby, G. S.: *Generative Representations for Evolutionary Design Automation*. Dizertační práce, Waltham, MA, USA, 2003, aAI3073875.
- [7] Koza, J. R.: *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1992, ISBN 0-262-11170-5.
- [8] Reil, T.; Husbands, P.: Evolution of central pattern generators for bipedal walking in a real-time physics environment. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, ročník 6, č. 2, Apr 2002: s. 159–168, ISSN 1089-778X, doi:10.1109/4235.996015.
- [9] Todorov, E.; Erez, T.; Tassa, Y.: MuJoCo: A physics engine for model-based control. In *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Oct 2012, ISSN 2153-0858, s. 5026–5033, doi:10.1109/IROS.2012.6386109.
- [10] Wolff, K.; Wahde, M.: Evolution of Biped Locomotion Using Linear Genetic Programming. [Online; navštíveno 20.03.2018].
URL https://www.intechopen.com/books/climbing_and_walking_robots_towards_new_applications/_evolution_of_biped_locomotion_using_linear_genetic_programming

Příloha A

Obsah přiloženého CD

Zde bude zminena struktura CD s adresari, a jejich obsahem. Instalacni manual bych umistil na toto CD a zde bych jej neuvadel.