

VILNIAUS UNIVERSITETAS

Vytautas Valaitis

ROBOTO JUDESIŲ GERINIMAS NEURONINIAIS TINKLAIS

Daktaro disertacijos santrauka  
Fiziniai mokslai, informatika (09P)

Vilnius, 2016

Disertacija rengta 2011 - 2015 metais Vilniaus universite.

Mokslinis vadovas:

prof. habil. dr. Šarūnas Raudys (Vilniaus universitetas, fiziniai mokslai, informatika - 09P).

**Disertacija ginama Vilniaus universiteto Informatikos mokslo krypties taryboje:**

Pirmininkas:

prof. dr. Romas Baronas (Vilniaus universitetas, fiziniai mokslai, informatika - 09P),

Nariai:

prof. habil. dr. Kazys Kazlauskas (Vilniaus universitetas, fiziniai mokslai, informatika - 09P),

doc. dr. Raimundas Matulevičius (Tartu universitetas, fiziniai mokslai, informatika - 09P),

prof. dr. Dalius Navakauskas (Vilniaus Gedimino techniko universitetas, technologijos mokslai, informatikos inžinerija – 07T),

prof. dr. Julius Žilinskas (Vilniaus universitetas, fiziniai mokslai, informatika - 09P).

Disertacija bus ginama viešame Informatikos mokslo krypties tarybos posėdyje 2016 m. gruodžio mėn. 22 d. 10 val.

Adresas: Vilniaus universiteto Matematikos ir informatikos fakultetas, Didlaukio g. 47, LT-08303 Vilnius.

Disertacijos santrauka išsiuntinėta 2016 m. lapkričio mėn. 22 d.

Disertaciją galima peržiūrėti Vilniaus universiteto bibliotekoje ir VU internetinėje svetainėje adresu: <http://www.vu.lt/lt/naujienos/ivykiu-kalendorius>

VILNIUS UNIVERSITY

Vytautas Valaitis

NEURAL NETWORKS BASED ROBOT MOTION IMPROVEMENT

Summary of Doctoral Dissertation  
Physical Sciences, Informatics (09P)

Vilnius, 2016

The dissertation work was carried out at Vilnius University from 2011 to 2015.

Scientific Supervisor:

Prof. Dr. Habil. Šarūnas Raudys (Vilnius University, Physical Sciences, Informatics - 09P).

**The defense council:**

Chairman:

Prof. Dr. Romas Baronas (Vilnius University, Physical Sciences, Informatics - 09P),

Members:

Prof. Dr. Habil. Kazys Kazlauskas (Vilnius University, Physical Sciences, Informatics - 09P),

Assoc. Prof. Dr. Raimundas Matulevičius (University of Tartu, Physical Sciences, Informatics – 09P),

Prof. Dr. Dalius Navakauskas (Vilnius Gediminas Technical University, Technological Sciences, Informatics Engineering – 07T),

Prof. Dr. Julius Žilinskas (Vilnius University, Physical Sciences, Informatics - 09P).

The dissertation will be defended at the public meeting of the council on the 22rd of December, 2016 at 10:00.

Address: Vilnius University, Mathematics and Informatics faculty, Didlaukio g. 47, LT-08303 Vilnius.

The summary of the dissertation was distributed on the 22th of November, 2016.

The dissertation is available at the library of Vilnius University and online at VU web page: <http://www.vu.lt/lt/naujienos/ivykiu-kalendorius>

# Turinys

<b>Turinys</b>	<b>1</b>
<b>Įvadas</b>	<b>2</b>
<b>Tyrimų objektas</b>	<b>3</b>
<b>Tyrimų metodika</b>	<b>3</b>
<b>Mokslinis naujumas ir rezultatai</b>	<b>3</b>
<b>Praktinis reikšmingumas</b>	<b>4</b>
<b>Ginamieji teiginiai</b>	<b>4</b>
<b>1 Judesių valdymas robotinėse sistemose</b>	<b>5</b>
1.1 Dirbtiniai neuroniniai tinklai . . . . .	5
1.2 Trajektorijų generavimas ir primityvai . . . . .	7
1.3 Išvados . . . . .	7
<b>2 Judesių gerinimas robotinėse sistemose</b>	<b>9</b>
2.1 Eksperimentai su vienasluoksniu perceptronu . . . . .	9
2.2 Eksperimentai su daugiasluoksniu perceptronu . . . . .	10
2.3 Išvados . . . . .	12
<b>3 Praktiniai eksperimentai su vaikščiojančiu šešiakoju robotu</b>	<b>13</b>
3.1 Roboto aprašymas ir kinematika . . . . .	13
3.2 Piezoelektriniai jėgos davikliai . . . . .	15
3.3 Atgalinės kinematikos gerinimas daugiasluoksniu perceptronu . . . . .	16
3.4 Išvados . . . . .	17
<b>Išvados</b>	<b>18</b>
<b>Autoriaus publikacijos disertacijos tema</b>	<b>19</b>
<b>Trumpos žinios apie autorių</b>	<b>21</b>
<b>Santrauka</b>	<b>22</b>
<b>Summary</b>	<b>23</b>
<b>Literatūra</b>	<b>24</b>

## Išvadas

Pasaulis nuolat keičiasi. Dirbtinės sistemos ir robotai, taip pat keičiasi: dalys dėvisi, arba yra pažeidžiamos, todėl mechanines dalis reikia kalibruoti. Sprendžiant judesio planavimo ir valdymo problemas paaiškėja, kad analitinių algoritmų nebepakanka ir jie nesugeba adaptuotis. Besimokantys algoritmai turi pranašumą prieš analitinius, nes tinkamai panaudoti, geba prisitaikyti prie pasikeitusio uždavinio. Net ir paprasčiausias vienasluoksnis perceptronas su netiesine aktyvavimo funkcija nėra tiesinis. Sėkmingam mokymui reikia išmanyti mokymosi procesą ir teisingai sureguliuoti neuroninio tinklo parametrus.

Judesys susideda iš tikslo pozicijos radimo, atgalinės kinematikos skaičiavimo, trajektorijos planavimo ir judesio vykdymo. Visa tai analizuojama besikeičiančioje aplinkoje.

Judesiai gamtoje gali būti skirstomi į refleksus, dalinai ir pilnai koordinuotus judesius. Skirtingi judesiai atliekami naudojant skirtingu algoritmu. Dažnai skaičiavimo greitis gali būti aukojamas dėl tikslumo ir atvirkščiai. Refleksams nereikia daug tikslumo ir greito skaičiavimo. Iš dalies ir visiškai koordinuoti judesiai reikalauja didesnio tikslumo. Dažnai sprendžiant atgalinės kinematikos ir judesio planavimo problemas, erdvę galima dalinti į mažesnes dalis ir problemą spręsti dalimis. Iš dalies koordinuoti judesiai gali būti modeliuojami naudojantis judesio primityvais.

Egzistuoja trys tradiciniai metodai skirti atgalinės kinematikos sprendimui [11, 12]: geometrinis [6, 14], algebrinis [4, 7, 16, 19] ir iteratyvus [13]. Tradiciniai metodai tampa labai sudėtingi juos reiškiant tiek matematine formuluote, tiek skaičiavimo laiku, kai robotinės sistemos laisvės laipsnių skaičius didėja [12]. Robotai veikia realiame pasaulyje, kurio neįmanoma modeliuoti naudojant matematinės išraiškas. Šie metodai tinka tik fiksuotai kinematinei konfigūracijai ir jei kinematika pasikeičia, pavyzdžiui, dėl roboto kojos pažeidimų, reikia rasti naują atgalinės kinematikos sprendimą.

Taip pat egzistuoja ir neuroninių tinklų pagrindu sukurti atgalinės kinematikos sprendimo metodai, pavyzdžiui, tiriamasis mokymasis [8] ir kvadratinis programavimas [28]. Elmano tinklai buvo sėkmingai panaudoti atgalinės kinematikos sprendimui [21]. Taip pat naudojami ir radialinių bazinių funkcijų tinklai [15, 21].

Atgalinės kinematikos sprendimui naudojami ir kiti algoritmai: *cucoo* optimizacija, *imperialist competitive* [2] ir genetiniai algoritmai [3].

Šie metodai sprendžia problemas, kurių turi tradiciniai metodai ir suteikia gerą pagrindą

adaptyviam atgalinės kinematikos sprendimui. Algoritmų veiksmingumas labiausiai priklauso nuo naudojamų duomenų ir scenarijų [27]. Taigi vieno visada tinkamo algoritmo spręsti atgalinės kinematikos problemai, nėra.

Daugiaagentės sistemos buvo naudojamos modeliuoti agentų elgseną besikeičiančio uždavinio aplinkoje.

## Tyrimo objektas

Gamta grįsti algoritmai roboto judesiams gerinti. Vienasluoksniai ir daugiasluoksniai perceptronai ir jų panaudojimas roboto judesių valdyme.

## Tyrimų metodika

Vienasluoksniai ir daugiasluoksniai perceptronai buvo modeliuoti siekiant surasti atgalinės kinematikos sprendimą. Vienasluoksniai ir daugiasluoksniai perceptronai buvo teoriškai ir praktiškai analizuoti besikeičiančio uždavinio aplinkoje. Analizuota perceptronų mokymosi greičio problema. Dauguma algoritmų buvo realizuoti paraleliems skaičiavimams. Matlab, Javascript ir Python programavimo kalbos naudotos atliekant daugumą užduočių. Naudota atgalinė kinematika, homogeninės transformacijos, trajektorijų generavimas, statistinė ir neuroniniais tinklais grįsta analizė. Eksperimentai atlikti su realiu šešiakoju robotu.

## Mokslinis naujumas ir rezultatai

Analizuotas atgalinės kinematikos sprendimas besikeičiančioje aplinkoje. Pasiūlytas sprendimas papildoma analitinį atgalinės kinematikos sprendimo būdą daugiasluoksniu perceptronu. Analizuota skirtingų vienasluoksnių ir daugiasluoksnių perceptronų parametrų įtaka sistemos adaptyvumui. Perceptrono greito mokymosi analizė sprendžiant atgalinės kinematikos uždavinį. Primityvais grįsti algoritmai šešiakojo roboto judesio trajektorijų planavimui. Piezoelektriniai jėgos sensoriai, kaip atsako mechanizmas, iš

roboto kojų. Algoritmai realizuoti atsižvelgiant į skirtingus judesio tipus, egzistuojančius gamtoje.

## Praktinis reikšmingumas

Šio darbo rezultatai panaudoti gerinti nelygiu paviršiumi vaikščiojančio šešiakojo roboto atgalinės kinematikos sprendimui ir judesio trajektorijų planavimui. Šio darbo rezultatai gali būti panaudoti kitų vaikščiojančių robotų ir robotinių manipuliatorių atgalinės kinematikos sprendimui bei trajektorijų ijudesio planavimui. Vienasluoksnių ir daugiasluoksnių perceptronų mokymo analizės rezultatai gali būti panaudoti daugelyje perceptronus tiriančių sričių.

## Ginamieji teiginiai

1. Daugiasluoksniai perceptronai gali papildyti analitinį atgalinės kinematikos sprendimą ir padidinti sprendimo tikslumą realiose robotinėse sistemose.
2. Skirtingų judesių tipų vykdymui reikia skirtingo atsako kiekio iš robotinės sistemos. Piezoelektriniai jėgos sensoriai gali būti naudojami gauti jėgos atsaką iš šešiakojo roboto kojų. Šie matavimai gali būti panaudoti judesio valdymo algoritmų kūrime.
3. Trajektorijų primityvai ir tolydžiosios kreivės gali būti panaudoti planuojant šešiakojo roboto trajektorijas.
4. Besikeičiančio uždavinio aplinka gali būti modeliuojama naudojant besimokančius agentus. Natūralios evoliucijos idėjos gali būti panaudotos analizuojant vienasluoksnių ir daugiasluoksnių perceptronų elgseną besikeičiančioje aplinkoje. Šie algoritmai gali būti efektyviai lygiagretinami, o rezultatai patikrinami naudojant realų šešiakojį robotą.



# 1 Judesių valdymas robotinėse sistemose

Anglų neurologas J. H. Jackkson (1835–1911) apibūdino žmogaus motorinę sistemą kaip hierarchiškai suformuotą. Judesius jis suskirstė į refleksus bei dalinai ir pilnai koordinuotus, taigi galima išvesti paralelę su robotiniais judesiais. Jau išmoktas judesys gali būti atliktas greitai ir automatiškai, o sudėtingesni judesiai reikalauja atgalinio ryšio iš sistemos, pakartotinio mokymosi ir patikslinimų judesio metu.

Rusų neuropsichologas N. Bernstein (1987–1966) apibūdino logines, operacijas vykstančias judesio metu. Pirmą suskaičiuojama siekiama pozicija, tada ji lyginama su esama. Šis skirtumas suformuoja motorinę programą. Judesys vykdomas minimizuojant klaidą tarp siekiamos ir esamos pozicijų. Jei judesys yra pakankamai lėtas ir koordinuotas, grįžtamojo ryšio mechanizmas gali jį patikslinti. Tokiu būdu veikia ir žmogaus smegenys [1]. Šis modelis yra tiesiogiai susijęs su atgalinės kinematikos problema robotikoje. Keičiant grįžtamojo ryšio įtaką bei vienasluoksių arba daugiasluoksių perceptronų parametrus, galima pamėgdžioti gamtoje vykstančius judesius.

## 1.1 Dirbtiniai neuroniniai tinklai

Dirbtiniai neuroniniai tinklai imituoja gyvuose organizmuose esančius neuroninius tinklus. Dirbtiniai neuroniniai tinklai gali spręsti daugelį uždavinių [10]: klasifikavimo, klasterizavimo, aproksimavimo, prognozavimo, optimizavimo bei kitus. Šiame darbe nagrinėjami du neuroninių tinklų tipai: vienasluoksnis ir daugiasluoksnis perceptronai.

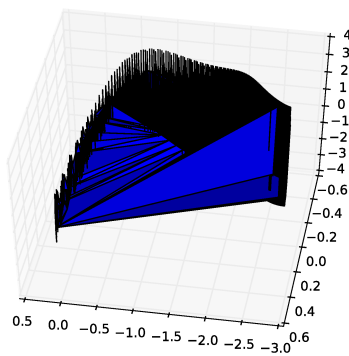
Vienasluoksnis perceptronas yra paprasčiausias gamta pagrįstas informacijos apdorojimo vienetas [22]. Pirmą kartą jis buvo aprašytas 1943 metais McCulloch ir Pitts [17]. Rosenblatt pasiūlė perceptroną mokyti mokymosi su mokytoju [9, 26]. Vienasluoksnis perceptronas galima jungti į įvairios konfigūracijos tinklus. Daugiasluoksnis perceptronas yra sudarytas iš įėjimo, bent vieno išėjimo ir paslėpto sluoksnio. Juose gali būti įvairus neuronų skaičius.

Dažniausiai neuroniniai tinklai naudojami kartą juos apmokant, o pasikeitus uždaviniui – mokant iš naujo. Tačiau jau išmokinti tinklai gali būti mokomi toliau – naujam uždaviniui atlikti. Tinklo gebėjimas persimokyti priklauso nuo esamų svorių dydžio bei aktyvavimo funkcijos. Skirtingi būdai kontroliuoti svorių augimą gali būti naudojami, pavyzdžiui įterpiant triukšmą, ar dirbtinai ribojant svorius [22, 23].

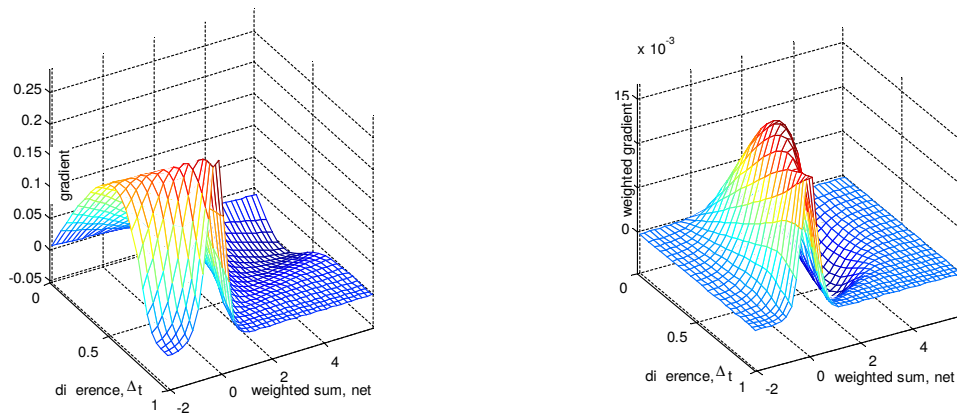
Psichologijos mokslas analizuoja mokymosi procesą gamtoje ir atranda panašumų su modeliu apibūdintu 1 lygtyje [24, 25].

$$\frac{\partial cost}{\partial w_i} = \eta \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^N \gamma_{grad}(t_j^{(i)}, net_j^{(i)}) \times \frac{\partial net_j^{(i)}}{\partial w}, \quad (1)$$

Paveikslėlyje 1 matome perceptrono kainos funkciją, kuri yra netiesinė, su daug lokalių minimumų.

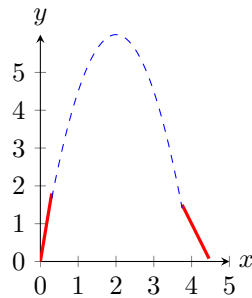


1 pav.: Perceptrono kainos funkcija, po atgalinės kinematikos uždavinio sprendimo.  $x$  ašyje svorių suma,  $y$  ašyje –  $w_0$ ,  $z$  ašyje – klaida.



2 pav.: Gradiento ir pasverto gradiento priklausomybė nuo svorių sumų,  $net$ , ir skirtumai  $\Delta t$ , po mokymosi (kainos funkcijos minimizavimo).

Paveikslėliuose 2 matoma gradiento priklausomybė nuo svorių sumų po tinklo mokymo. Ten kur paveikslėlyje matomas lygus paviršius, gradientas yra mažas ir mokymasis labai lėtas.



3 pav.: 3 judesio dalys. Primityvai sujungti kreive.

## 1.2 Trajektorijų generavimas ir primityvai

Primityvas – aukštos kokybės trajektorijos dalis. Tokios trajektorijos reikia kritinėse judesio vietose, pavyzdžiui, prieš pastatant roboto koją ant paviršiaus. Jei paviršius yra skirtingų savybių, galima parinkti tinkamą trajektorijos primityvą. Pasirenkant primityvą galima atsižvelgti į roboto ėjimo greitį, paviršių, didžiausią ar mažiausią trajektorijos aukštį.

Primityvams Sujungti gali būti naudojamos tolydžiosios kreivės (3 paveikslėlis). Egzistuoja keletas kubinių tolydžiųjų kreivių šeimų: kubinės Bėzier kreivės, Catmull-Rom kreivės, B-Splines kreivės. Pasirinkta naudoti Catmull-Rom kreives (2 formulė), nes jų kontroliniai taškai yra ant pačios kreivės, todėl juos patogiau sujungti su primityvais.

$$\mathbf{p}(s) = \begin{bmatrix} 1 & u & u^2 & u^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\tau & 0 & \tau & 0 \\ 2\tau & \tau - 3 & 3 - 2\tau & -\tau \\ -\tau & 2 - \tau & \tau - 2 & \tau \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{i-2} \\ p_{i-1} \\ p_i \\ p_{i+1} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

## 1.3 Išvados

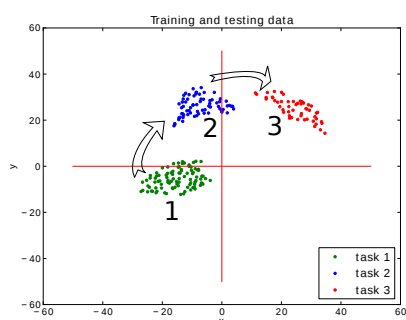
Vienasluksniai ir daugiasluksniai perceptronai gali būti naudojami robotinėse sistemose, atgalinės kinematikos sprendimui. Šiais metodais galima pagerinti atgalinės kinematikos sprendimą, gautą analitiniu būdu. Ištirta kaip sprendžiant atgalinės kinematikos uždavinius perceptrono mokymosi greitis priklauso nuo kainos funkcijos gradiento. Pa-

spartinti skaičiavimus gali būti naudojamas triukšmo įterpimas arba siektinų reikšmių dirbtinis sumažinimas. Jei svoriai yra per dideli ir aktyvavimo funkcija užsisotinusi, mokymasis sustoja ir atgalinės kinematikos sprendimas tampa labai lėtas. Vienasluoksniai ir daugiasluoksniai perceptronai gali būti apmokomi susidoroti su pasikeitusiu uždaviniu. Daugiaagentės sistemos buvo naudojamos modeliuoti besikeičiančiam uždaviniui. Esant tam tikroms sąlygoms skaičiavimus galima pagreitinti iki procesorių skaičiaus. Naudojantis trajektorijų primityvais ir Catmull-Rom tolydžiosiomis kreivėmis, galima generuoti tolydžias trajektorijas.

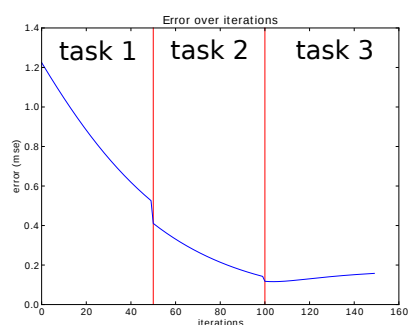
## 2 Judesių gerinimas robotinėse sistemose

Robotiniai serijiniai manipulatoriai yra sudaryti iš varikliais valdomų sąnarių ir jais sujungtų atkarpų. Atrasti sąnarių padėtį, žinant galutinę siekiamą poziciją yra atgalinės kinematikos problema. Šią problemą sunkiai sprendžia klasikiniai neuroniniai tinklai [18]. Sprendimą galima dalinti į atskiras dalis, galima naudoti apytikslį sprendimą, o vėliau jį tikslinti, galima naudoti anksčiau manipuliatorių, uždėtą ant pagrindinio. Šiame darbe siūloma problemą skaidyti į dalis ir naudoti tą patį neuroninį tinklą, jį permokant greta esančiam uždaviniui spręsti.

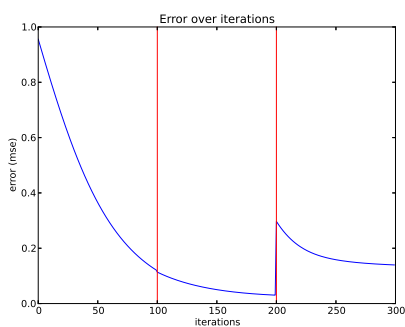
### 2.1 Eksperimentai su vienasluksniu perceptronu



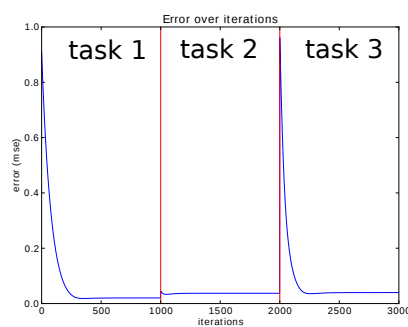
4 pav.: Kintantis uždavinys.



5 pav.: Perceptronas po 50 iteracijų.

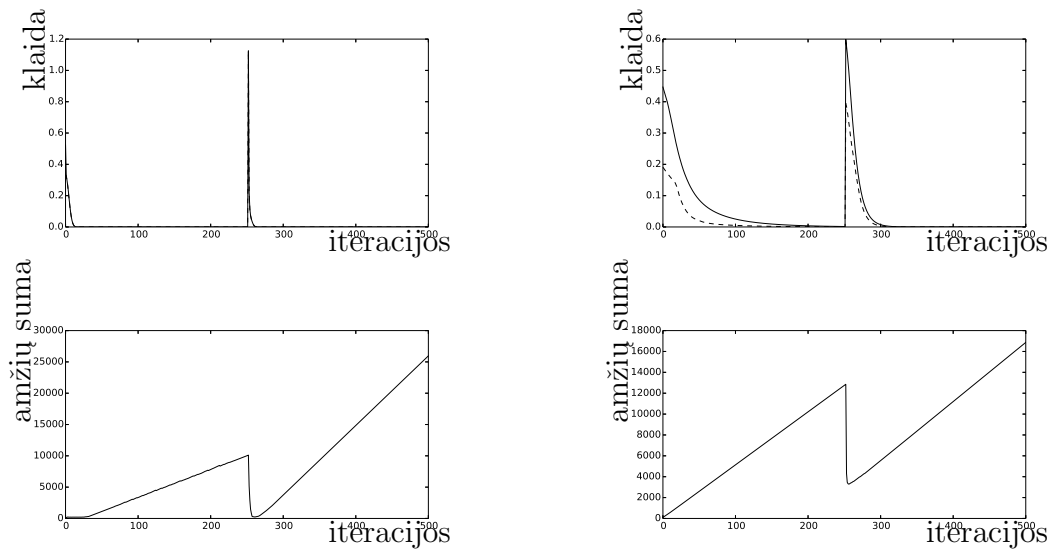


6 pav.: Perceptronas po 100 iteracijų.



7 pav.: Perceptronas po 1000 iteracijų.

Paveikslėliuose 4, 5, 6, 7 matyti kaip vienasluksnis perceptronas sprendžia atgalinės kinematikos problemą, kai užduotis pasikeičia. Jei tinklas yra per mažai išmokytas, problemos sprendimas būna netikslus, o jei per daug – sistema nepersimoko naujo už-



8 pav.: Viršutiniai paveikslėliai rodo vidutinės kvadratinės klaidos priklausomybę nuo iteracijų. Ties 250 iteracija užduotis pasikeičia. Naudjama tiesinė aktyvavimo funkcija išėjimo sluoksnyje. Linijos rodo 10 geriausių agentų, brūkšninės linijos – vieną geriausių agentą. Apatiniai paveikslėliai rodo agentų amžiaus sumą. Paveikslėliai kairėje rodo populiacijos dydį, dešinėje – naujus sukurtus agentus.

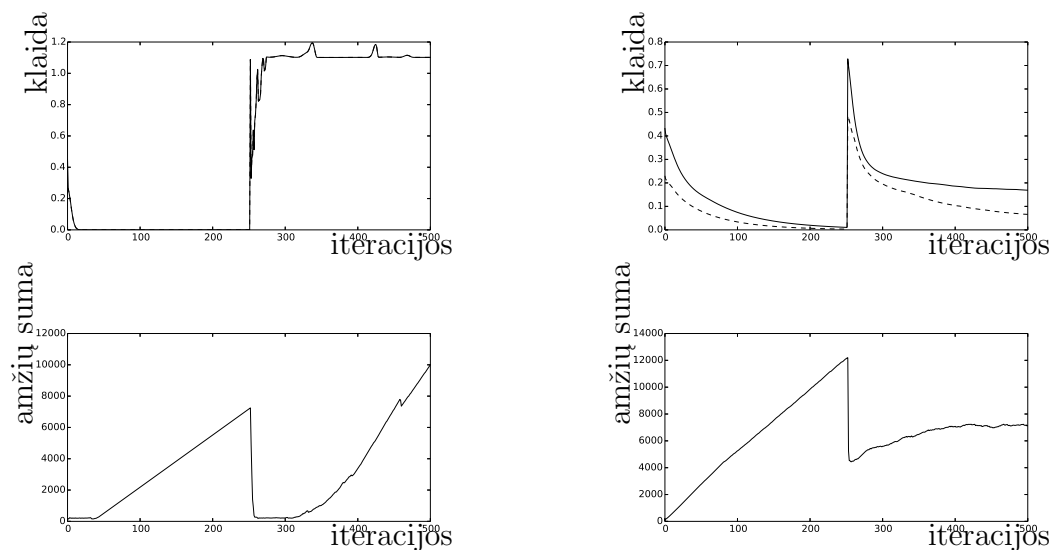
daavinio sprendimui. Perėjus prie naujo uždavinio perceptronas gali atsiverti lokaliame minimume – tada klaida gali didėti.

## 2.2 Eksperimentai su daugiasluoksniu perceptronu

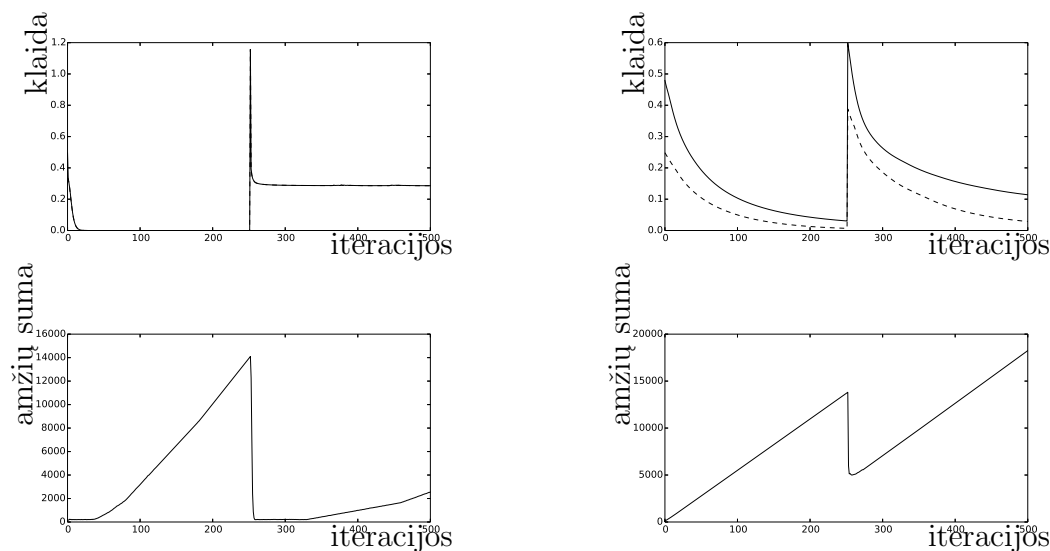
Daugiasluoksnis perceptronas su paslėptame sluoksnyje esančiais neuronais buvo apmokytas 3 laisvės laipsnių robotinės rankos atgalinės kinematikos sprendimui. Iš pradžių perceptronas buvo apmokytas spręsti uždavinį vienoje koordinačių sistemos pusėje, o tada uždavinys perkeltas į kitą pusę ir perceptronas permokomas. Ištirtos įvairios aktyvavimo funkcijos išėjimo sluoksnyje. Tirtos funkcijos: linijonė, sinusas, hiperbolinis tangentas, logistinė.

Šiam eksperimentui sukurta daugiaagentė sistema. Po kiekvienos epochos likdavo 10 procentų geriausių agentų, o kiti agentai paveldėdavo jų savybes ir atstatydavo populiaciją.

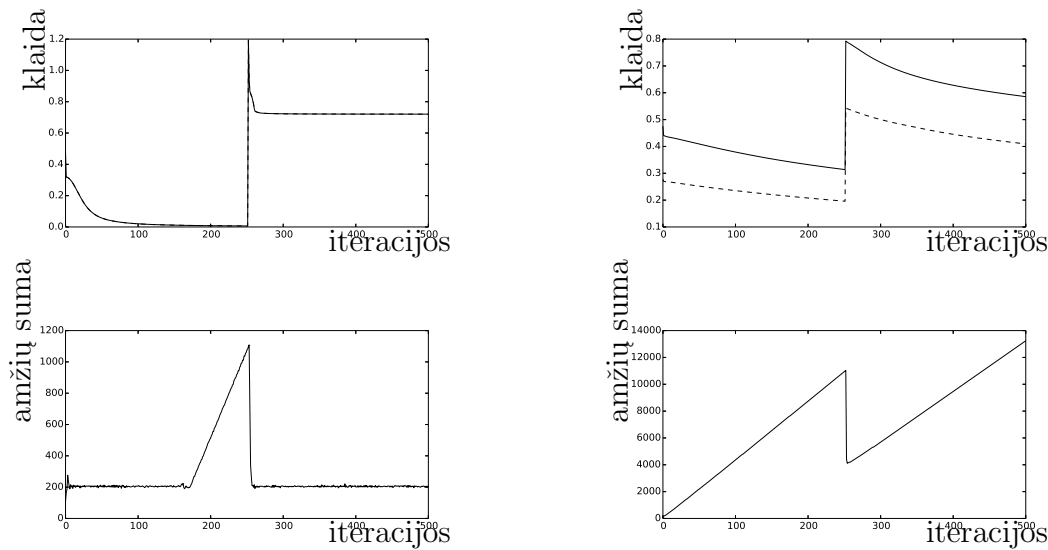
Daugiaagentė sistema buvo išlygiagretinta naudojantis daugialiu procesorių bei MPI. Dalis eksperimento rezultatų matomi 12 ir 13 paveikslėliuose.



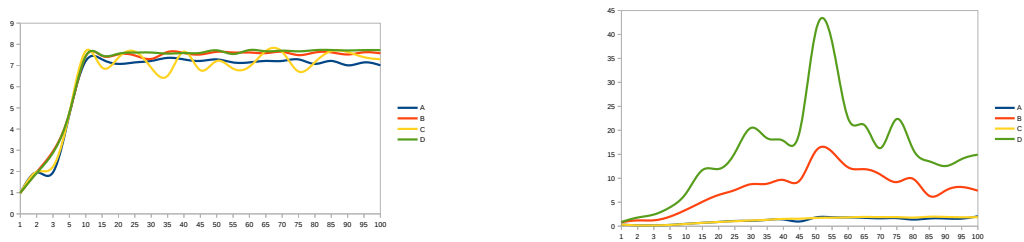
9 pav.: Viršutiniai paveikslėliai rodo vidutinės kvadratinės klaidos priklausomybę nuo iteracijų. Ties 250 iteracija užduotis pasikeičia. Naudjama sinusinė aktyvavimo funkcija išėjimo sluoksnyje. Linijos rodo 10 geriausių agentų, brūkšninės linijos – vieną geriausią agentą. Apatiniai paveikslėliai rodo agentų amžiaus sumą. Paveikslėliai kairėje rodo populiacijos dydį, dešinėje – naujus sukurtus agentus.



10 pav.: Viršutiniai paveikslėliai rodo vidutinės kvadratinės klaidos priklausomybę nuo iteracijų. Ties 250 iteracija užduotis pasikeičia. Naudjama hiperbolinio tangento aktyvavimo funkcija išėjimo sluoksnyje. Linijos rodo 10 geriausių agentų, brūkšninės linijos – vieną geriausią agentą. Apatiniai paveikslėliai rodo agentų amžiaus sumą. Paveikslėliai kairėje rodo populiacijos dydį, dešinėje – naujus sukurtus agentus.



11 pav.: Viršutiniai paveikslėliai rodo vidutinės kvadratinės klaidos priklausomybę nuo iteracijų. Ties 250 iteracija užduotis pasikeičia. Naudjama logistinė aktyvavimo funkcija išėjimo sluoksnyje. Linijos rodo 10 geriausių agentų, brūkšninės linijos – vieną geriausią agentą. Apatiniai paveikslėliai rodo agentų amžiaus sumą. Paveikslėliai kairėje rodo populiacijos dydį, dešinėje – naujus sukurtus agentus.

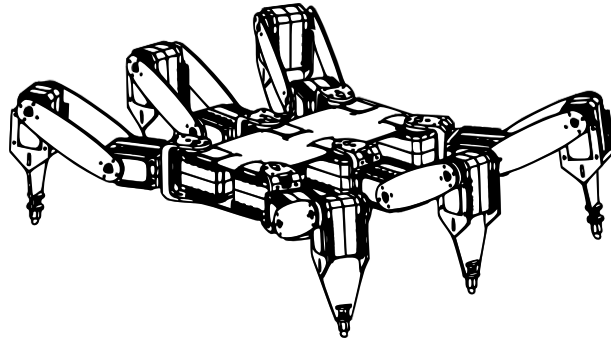


12 pav.: Daugiaprocesorinis lygiagretinimas, 13 pav.: MPI lygiagretinimas, naudojant 64 procesorius.

## 2.3 Išvados

Simuliacijų rezultatai patvirtina teorinius rezultatus, kad mažiau mokyti ir paprastesni tinklai lengviau persimoko naujai užduočiai spręsti. Jei aktyvavimo funkcija įsisotina, sprendimas tampa labai lėtas. Tokiu atveju geriau tinklą mokyti nuo pradinių svorių. Norint spręsti atgalinės kinematikos problemą tiksliai, sprendimo erdvę reikia sudalinti į mažesnes dalis, tada tiesinė aktyvavimo funkcija neužsisotina. Daugiaagentės sistemos gerai veikia išlygiagretintos. Jei užduotis paprasta, MPI duomenų perdavimo kaštai tampa kliūtimi greitam sprendimui. Dėl užduoties nedeterministiškumo kartais išmatuotas sprendimo greičio padidėjimas nežymiai viršija procesorių skaičių.





14 pav.: Šešiakojų roboto modelis.

### 3 Praktiniai eksperimentai su vaikščiojančiu šešiakoju robotu

Eksperimentams atlikti buvo sukurtas 18 laisvės laipsnių vaikščiojantis šešiakojis robotas. Jį galima pamatyti paveikslėlyje 14. Grįžtamajam ryšiui iš robotų kojų gauti panaudoti piezoelektriniai jėgos davikliai.

Vaikščiojantys robotai demonstruoja daug gerenį paviršiaus praeinamumą nei robotai su ratais. Nors ratuoti robotai yra paprasčiau sukonstruojami ir valdomi, tačiau sudėtingoms užduotims dažnai pasirenkami vaikščiojantys robotai. Pavyzdžiui, kitų planetų tyrimams, požeminėms ir gelbėjimo operacijoms [5]. Šie robotai yra vis labiau tyrinėjami [20].

#### 3.1 Roboto aprašymas ir kinematika

Buvo sukonstruotas 18 laisvės laipsnių šešiakojis robotas. Kiekviena koja turi po 3 laisvės laipsnius ir yra sudaryta iš Dynamixel AX-12+ servo variklių. Šie varikliai veikia nuo 10 V įtampos ir naudoja iki 900 mA srovės. Veikimo kampas yra 300, skiriamoji geba 0,35<sup>circ</sup>. Roboto kūno ilgis  $L_1 = 106$  mm, o plotis  $L_2 = 90$  mm. Kojų išmatavimai:  $l_1 = 80$  mm,  $l_2 = 106$  mm,  $l_3 = 68$  mm. Robotas sveria 1,5 kg, didžiąją svorio dalį sudaro 18 servo motorų, kurių kiekvienas sveria 55 g.

Tiesinėje kinematikoje žinomi robotų kojos sąnarių kampai  $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ , taip pat kojų dalių ilgiai  $l_1, l_2, l_3$ . Galinės kojos dalies koordinatės pažymėtos  $x, y$  and  $z$  ir gali būti

skaičiuojamos taip:

$$B = \sqrt{l_1^2 + l_2^2 - 2l_1l_2\cos(\theta_3)}, \quad (3)$$

$$q_2 = \arccos\left(\frac{l_1^2 - l_2^2 + B^2}{2l_1B}\right), \quad (4)$$

$$q_1 = Q_2 - q_2, \quad (5)$$

$$z = B \sin(q_1), \quad (6)$$

$$l_4 = \sqrt{B^2 - z^2} + l_3, \quad (7)$$

$$x = l_4 \cos(Q_1), \quad (8)$$

$$y = l_4 \sin(Q_1). \quad (9)$$

Skaičiuojant atgalinę kinematiką, priešingai, – žinomos koordinatės  $x, y, z$ , ir roboto kojos dalių ilgiai  $l_2$  and  $l_3$ . Kampai  $\theta_1, \theta_2, \theta_3$  surandami taip:

$$B = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}, \quad (10)$$

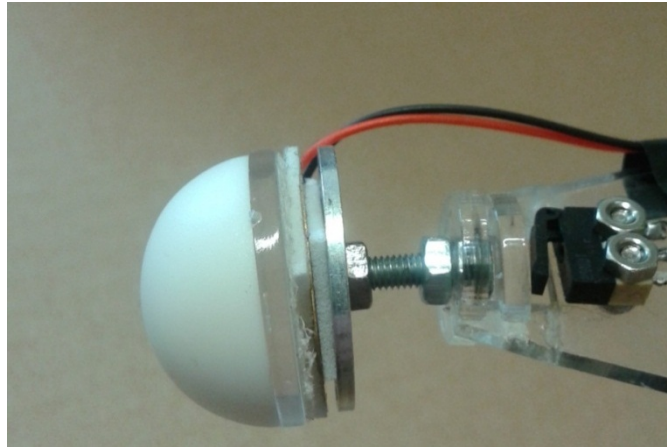
$$q_1 = \arccos\left(\frac{l_1^2 - l_2^2 + B^2}{2l_1B}\right), \quad (11)$$

$$q_2 = \arcsin\left(\frac{z}{B}\right), \quad (12)$$

$$\theta_1 = \arctan\left(\frac{y}{x + l_3}\right), \quad (13)$$

$$\theta_2 = q_1 + q_2 = \arccos\left(\frac{l_1^2 - l_2^2 + B^2}{2l_1B}\right) + \arcsin\left(\frac{z}{B}\right), \quad (14)$$

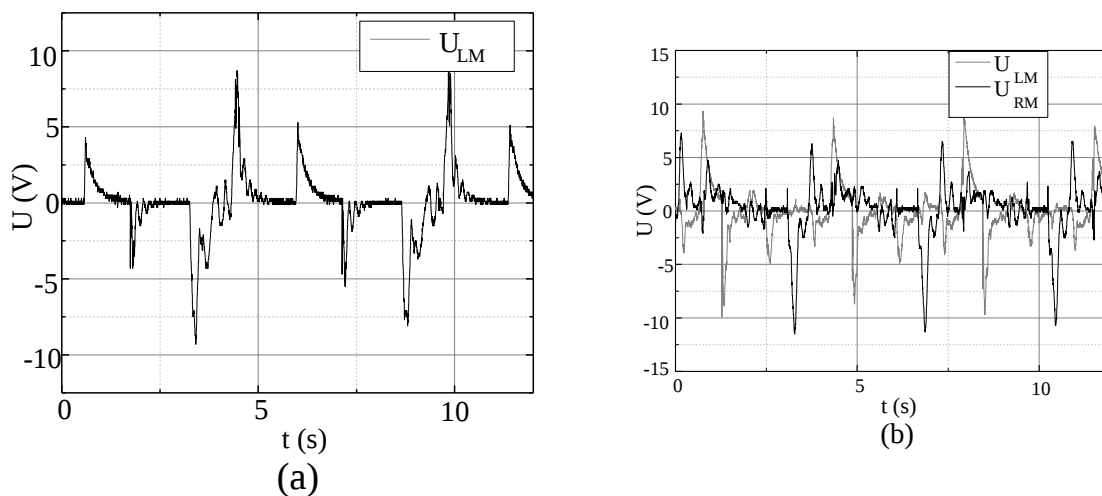
$$\theta_3 = \arccos\left(\frac{l_1^2 + l_2^2 - B^2}{2l_1l_2}\right), \quad (15)$$



15 pav.: Šešiakojo roboto koja su piezoelektriniu davikliu.

### 3.2 Piezoelektriniai jėgos davikliai

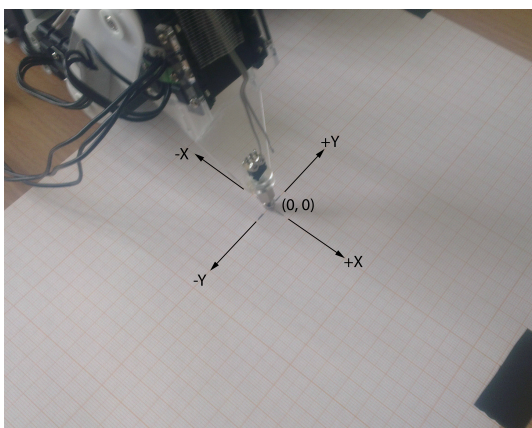
Piezoelektriniai jėgos davikliai pasiūlyti grįžtamajam ryšiui iš robotų kojų gauti. Taip pat gali būti naudojami barometrai, spaudimo ir lietimui davikliai, apkrovos celės ir silicio pagrindu sukurti davikliai. Tačiau piezoelektriniai sensoriai yra tinkamo dydžio ir palaiko aukštą apkrovą bei yra pigūs. Robotų koją su sensoriumi galima pamatyti 15 paveikslėlyje. Davilių atsakas matomas 16 paveikslėliuose.



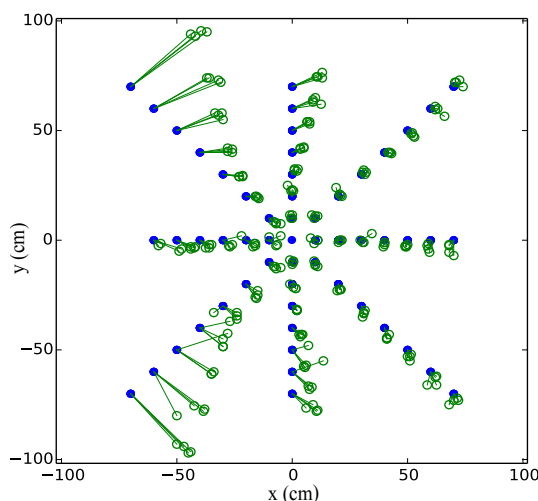
16 pav.: Įtampos laikinės diagramos: (a) trikojė eisena, and (b) banguojanti eisena.

### 3.3 Atgalinės kinematikos gerinimas daugiasluksniu perceptronu

Šešiakojo roboto atgalinė kinematika buvo nustatyta analitiniu būdu ir atliktas eksperimentas su realiu robotu (18 paveikslėlis). Tačiau sprendimas pasirodė nepakankamai tikslus (17 paveikslėlis).



17 pav.: Eksperimentas rodo pradinę kojos padėtį (0, 0) kojos judėjimo kryptis per  $x$  ir  $y$  ašis.



18 pav.: Eksperimento rezultatai rodo siekiamos pozicijos nuokrypius.

Sukurtas daugiasluksnis perceptronas su 4 įvestimis, 1 paslėptu sluoksniu iš 6 neuronų

1 lentelė: Eksperimento rezultatai.

	Expr. 1		Expr. 2	
	$x$ , mm	$y$ , mm	$x$ , mm	$y$ , mm
Analitinio metodo nuokrypiai	2.09	1.53	12.4	19.6
Klaidos	$\pm 0.21$	$\pm 0.29$	$\pm 0.17$	$\pm 0.41$
Daugiasluksnio perceptrono nuokrypiai	1.13	1.34	0.919	1.28
Klaidos	$\pm 0.16$	$\pm 0.24$	$\pm 0.15$	$\pm 0.28$

ir 3 išvestimis. Tinklo konfigūracija pasirinkta eksperimento būdu. Vidiniai sluoksniai naudojo logistines aktyvavimo funkcijas, o išvesties – tiesines. Tinklas išmoko spręsti uždavinį per 200 epochų. Rezultatai pateikti 1 lentelėje.

### 3.4 Išvados

Šešiakojis vaikščiojantis robotas sukurtas siekiant patikrinti teorinius ir simuliacijų rezultatus. Realioje sistemoje rasti atgalinės kinmatikos nuokrypiai nuo teorinio modelio. Daugiasluksnis perceptronas sėkmingai panaudotas nuokrypiams sumažinti. Patvirtinta, kad piezoelektriniai jėgos sensoriai yra geras būdas atgaliniam atsakui iš roboto kojų gauti. Tirti skirtingi vaikščiojimo šablonai.

## Išvados

1. Potencialiai perspektyvūs metodai padedantys pagerinti neuroninių tinklų mokymosi greitį sprendžiant roboto kojos judesio valdymo bei persimokymo problemas kintančioje aplinkoje tirti teoriniu ir simuliacijų būdais. Nustatyta, kad mokant vienasluoksnius ir daugiasluoksnius perceptronus, sprendžiančius atgalinės kinematikos problemą, paprastesni ir mažiau permokyti tinklai (kai tinklo svoriai maži), prisitaiko prie pasikeitusio uždavinio per mažiau iteracijų. Permokyti tinklai (kai aktyvavimo funkcijos yra įsotintos) neprisitaiko. Tokiu atveju efektyviausias būdas pasirodė – naujo tinklo mokymas, pradedant mažais pradiniais parametrais. Galimos alternatyvos yra triukšmo įterpimas ir/arba siekiamų reikšmių sumažinimas.
2. Analitiniai metodai nėra pakankami spręsti atgalinės kinematikos problemą realiose robotinėse sistemose. Daugiasluoksniai perceptronai gali papildyti analitinius metodus, minimizuodami šešiakojo roboto kojų nukrypimus. Pagerintas analitinis metodas kai kuriais atvejais buvo nuo 2 iki 15 kartų tikslesnis, nei nepagerintas. Labiausiai tikslumas pagerintas, kai roboto sąnariai veikė artimai maksimaliems atlenkimo kampams. Šiose pozicijose naudojantis analitiniu metodu nustatyti didžiausi nuokrypiai, kurie buvo pataisyti daugiasluoksniu perceptronu.
3. Skirtingams judesių tipams atlikti Neuroniniai tinklai turi būti mokami skirtingai. Eksperimentai parodė, kad piezoelektriniai jėgos sensoriai gali gauti atsaką iš roboto kojų ir yra tinkamas naudoti su neuroninių tinklų metodais. Šie sensoriai gali atskirti roboto kojos pakėlimo ir žemės prilietimo momentus.
4. Sukūrus atgalinės kinematikos problemą sprendžiančią daugiaagentę sistemą iš daugiasluoksnių perceptronų, naudojant 64 MPI gijas uždavinys buvo spęstas iki 40 kartų greičiau, sprendžiant sudėtingą uždavinį. MPI geriau veikia, kai uždavinys yra sudėtingas, nes sprendžiant paprastą uždavinį, tinklo perdavimo laikas pasidaro panašus į uždavinio vykdymo laiką. Simuliacijos parodė, kad daugiaagentės sistemos gali būti naudojamos daugiasluoksniu perceptrono, sprendžiančio atgalinės kinematikos uždavinį, geriausių parametrų radimui, simuliuojant skirtingas tinklo konfigūracijas. Bandymai su realiu šešiakoju robotu parodė, kad daugiaagentės sistemos gali būti naudojamos evoliucijos modeliavimui, skaičiuojant reikiamą robotinės rankos konfigūraciją, duotam uždaviniui spręsti.

## Autoriaus publikacijos disertacijos tema

### Publikacijos periodiniuose leidiniuose

1. T. Luneckas, M. Luneckas, D. Udris, V. Valaitis. Hexapod Robot Foot Deviation Correction Using Multilayer Perceptron. *International Journal of Advanced Robotic Systems.*, pp. 294-297, 2015 [ISI Web of Science].
2. M. Luneckas, T. Luneckas, V. Gavelis, V. Valaitis, D. Udris. Piezoelectric Force Sensors for Hexapod Transportation Platform. *Transport (Special Issue on Smart and Sustainable Transport).*, 30(3), 8 p., 2015 [ISI Web of Science].

### Publikacijos recenzuojamuose konferencijų leidiniuose

5. Š. Raudys, V. Valaitis, Ž. Pabarškaitė, G. Biziulevičienė. A Price we Pay for Inexact Dimensionality Reduction. *Bioinformatics and Biomedical Engineering.*, 289-300, 2015 [ISI Web of Science].
6. V. Valaitis. Learning inverse kinematics problem in changing task environment. *The 12th Scandinavian AI conference*, 257:299-302, 2013 [ISI Web of Science].
7. V. Valaitis. Learning motion patterns of robotic arm. *Proceedings of the international conference "Numerical computations: theory and algorithms"*, 138, 2013.
8. V. Valaitis. Judesiai gamtoje ir dirbtinėse sistemose. *Informacinės technologijos 2012*, 57-60, 2012.

### Kitos publikacijos

9. S. Peldžius, S. Ragaišis, V. Valaitis. Seeking Process Maturity with DSDM Atern. *Computational Science and Techniques*, 2:193-204, 2013 [Periodic].

## **Kalbos konferncijose**

10. The 3rd IEEE Workshop on Bio-Inspired Signal and Image Processing, 2014 m. gegužės 5 d., Vilnius, Lietuva. V. Valaitis, Multi-agent Neural Network Approach on Inverse Kinematics Problem in Changing Task Environment.
11. The 12th Scandinavian AI conference, 2013 m. lapkričio 20 d. - 22 d., Olborgas, Danija. V. Valaitis, Learning inverse kinematics problem in changing task environment.
12. Kompiuterininkų dienos - 2013, rugsėjo 19 d. - 21 d., Šiauliai, Lietuva. V.Valaitis, Gamta paremti judesiai dirbtinėse sistemose.
13. Numerical Computations: Theory and Algorithms, 2013 m. birželio 17 d. - 23 d., Falerna, Italija. V.Valaitis, Learning Motion Patterns of Robotic Arm.
14. Informacinės technologijos 2012, balandžio 20 d., Kaunas, Lietuva. V.Valaitis, Judesiai gamtoje ir dirbtinėse sistemose.



## Trumpos žinios apie autorių

Vytautas Valaitis gimė 1986 metų, rugsėjo 6-ąją, Vilniuje. 2009 metais baigė Vilniaus universiteto programų sistemų specialybę ir gavo informatikos bakalauro laipsnį. 2011 metais, tame pačiame universitete, gavo informatikos magistro laipsnį. Nuo 2011 iki 2015 metų studijavo informatikos doktorantūroje, Vilniaus universitete.

Per 2011 - 2016 akademinius metus dirbo lektoriumi matematikos ir informatikos fakultete. Paruošė bei skaitė programų sistemų testavimo ir kompiuterinės technikos paskaitas. Asistavo kitoms paskaitoms bei vadovavo bakalaurų ir magistrų darbams.

Nuo 2006 metų V. Valaitis dirbo programuotoju keletoje įmonių.

Nuo 2012 metų dalyvavo trijuose projektuose: Didelio dimensiškumo ir mažos duomenų imties problemos finansinių ir biomedicininį duomenų klasifikavime, LituanicaSAT-1 - pirmasis lietuviškas kosminis palydovas, bepilotis hibridinis orlaivis "Kolibris" skirtas krašto apsaugos reikmėms.

## Santrauka

Tiriamąo darbo objektas yra gamta pagrįsti algoritmai roboto judesių planavimui ir valdymui. Patobulintas atgalinės kinematikos skaičiavimo metodas, naudojant vienasluoksnę ir daugiasluoksnę perceptroną. Skaičiavimai buvo pritaikyti greitai besikeičiančioms aplinkos sąlygoms. Rezultatai išbandyti su realiu šešiakoju robotu. Darbe pasiūlytas metodas judesio planavimui remiantis judesio primityvais ir tolydžiosiomis kreivėmis. Pasiūlyta naudoti piezoelektrinius daviklius kaip roboto kojų grįžtamojo ryšio daviklius.

## Summary

This thesis focuses on nature-based algorithms to solve inverse kinematics and motion planning tasks of robotic systems and serial manipulators. This research analyzes single layer and multi-layer perceptron learning in a changing task environment, and their learning rapidity. Methods to increase analytic algorithms accuracy while solving the inverse kinematics problem of a hexapod robot were introduced. Methods for trajectory planning using splines and primitives were analyzed.

## Literatūra

- [1] Barany, Della-Maggiore, Viswanathan, Cieslak, and Grafton. Feature interactions enable decoding of sensorimotor transformations for goal-directed movement. *The Journal of Neuroscience*, 34(20):6860–6873, 2014.
- [2] Bayati. Using cuckoo optimization algorithm and imperialist competitive algorithm to solve inverse kinematics problem for numerical control of robotic manipulators. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 2015.
- [3] Deng, Huang, Gao, Zhan, and Zhu. Development of an improved genetic algorithm for resolving inverse kinematics of virtual human’s upper limb kinematics chain. pages 189–211. 2014.
- [4] Duffy. *Analysis of Mechanisms and Robot Manipulators*. 1980.
- [5] Ettlín and Bleuler. Rough-terrain robot motion planning based on obstacleness. pages 1–6, 2006.
- [6] Featherstone. Position and velocity transformations between robot end-effector coordinates and joint angles. *The International Journal of Robotics Research*, 2(2): 35–45, 1983.
- [7] Fu and Gonzalez. *Robotics: Control, Sensing, Vision, and Intelligence*. 1987.
- [8] Galbraith, Guenther, and Versace. A neural network-based exploratory learning and motor planning system for co-robots. *Frontiers in neurorobotics*, 9, 2015.
- [9] Haykin. *Neural Networks and Learning Machines*, volume 3. 2009.
- [10] Jain, Mao, and Mohiuddin. Artificial neural networks: A tutorial. *IEEE computer*, 29(3):31–44, 1996.
- [11] Kang, Chanal, Dai, and Ray. Comparison of numerical and neural network methods for the kinematic modeling of a hybrid structure robot. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2014.
- [12] Köker, Öz, Çakar, and Ekiz. A study of neural network based inverse kinematics solution for a three-joint robot. *Robotics and Autonomous Systems*, 49(3):227–234, 2004.

- 
- [13] Korein and Badler. Techniques for generating the goal-directed motion of articulated structures. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2(9):71–81, 1982.
- [14] Lee. Robot arm kinematics, dynamics, and control. *Computer*, pages 62–80, 1983.
- [15] Lian and Ruey-Jing. Adaptive self-organizing fuzzy sliding-mode radial basis-function neural-network controller for robotic systems. *Industrial Electronics*, 61(3):1493–1503, 2014.
- [16] Manocha and Canny. Efficient inverse kinematics for general 6r manipulators. *Robotics and Automation*, 10(5):648–657, 1994.
- [17] McCulloch and Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4):115–133, 1943.
- [18] Oyama, Agah, MacDorman, Maeda, and Tachi. A modular neural network architecture for inverse kinematics model learning. *Neurocomputing*, 38:797–805, 2001.
- [19] Paul and Shimano. Kinematic control equations for simple manipulators. In *Decision and Control Including the 17th Symposium on Adaptive Processes*, pages 1398–1406, 1979.
- [20] Pongas, Mistry, and Schaal. A robust quadruped walking gait for traversing rough terrain. pages 1474–1479, 2007.
- [21] Raj, Raglend, and Anand. Inverse kinematics solution of a five joint robot using feed forward and elman network. In *Circuit, Power and Computing Technologies*, pages 1–5, 2015.
- [22] Raudys. An adaptation model for simulation of aging process. *International Journal of Modern Physics*, 13(08):1075–1086, 2002.
- [23] Raudys and Mitašiūnas. Multi-agent system approach to react to sudden environmental changes. In *Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition*, pages 810–823. 2007.
- [24] Rescorla. The role of information about the response-outcome relation in instrumental discrimination learning. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*, 16(3):262, 1990.

- [25] Rescorla and Wagner. A theory of pavlovian conditioning: Variations in the effectiveness of reinforcement and nonreinforcement. *Classical conditioning II: Current research and theory*, 2:64–99, 1972.
- [26] Rosenblatt. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6):386, 1958.
- [27] Srikant and Rao. Application of backpropagation neural networks in calculation of robot kinematics. *Case Studies in Intelligent Computing: Achievements and Trends*, page 379, 2014.
- [28] Toshani and Farrokhi. Real-time inverse kinematics of redundant manipulators using neural networks and quadratic programming: A lyapunov-based approach. *Robotics and Autonomous Systems*, 62(6):766–781, 2014.

Vytautas Valaitis

ROBOTO JUDESIŲ GERINIMAS NEURONINIAIS TINKLAIS

Daktaro disertacija

Fiziniai mokslai (P000),

Informatika (09 P)

Redaktorė Monika Žemgulytė

Vytautas Valaitis

NEURAL NETWORKS BASED ROBOT MOTION IMPROVEMENT

Doctoral Dissertation

Physical Sciences (P000),

Informatics (09 P)

Editor Monika Žemgulytė