



Пловдивски университет „Паисий Хилендарски“  
Факултет по математика и информатика  
Катедра „Компютърни системи“

## **Модели за самообучение и учене в областта на роботиката**

### **АВТОРЕФЕРАТ**

на дисертационен труд  
за присъждане на образователна и научна степен “доктор” по  
4. Природни науки, математика и информатика,  
4.6. Информатика и компютърни науки,  
докторска програма „Информатика“

Докторант:	Ася Тодорова Тоскова
Научен ръководител:	проф. д-р Станимир Недялков Стоянов
Рецензенти:	проф. д.н. Любка Атанасова Дуковска проф. д-р Даниела Ананиева Орозова проф. д-р Мария Петкова Христова акад. проф. д.т.н. Иван Петков Попчев проф. д-р Станимир Недялков Стоянов

Пловдив, 2019 г.

Дисертационният труд е обсъден и насочен за защита пред научно жури на заседание на катедра „Компютърни системи“ при Факултета по математика и информатика на ПУ „Паисий Хилендарски“ на 15.03.2019 г.

Дисертационният труд съдържа 148 страници. Библиографията включва 156 източника. Броят на авторските публикации е 4.

Защитата на дисертационния труд ще се състои на 20.09.2019 г. от 13:00 ч. в заседателната зала на Нова сграда на ПУ „Паисий Хилендарски“, гр. Пловдив.

Материалите по защитата са на разположение на интересуващите се в секретариата на ФМИ - каб. 330 в Нова сграда на ПУ „Паисий Хилендарски“, всеки работен ден от 8:30 до 17:00 часа.

Автор: Ася Тодорова Тоскова

Заглавие: Модели за самообучение и учене в областта на роботиката

Тираж: 100 бр.

Пловдив, 2019 г.

## Съдържание

Обща характеристика на дисертационния труд.....	4
Цели и задачи на дисертационния труд.....	6
Структура на дисертационния труд.....	6
Кратко съдържание на дисертационния труд.....	8
Глава 1. Учене през целия живот.....	8
Глава 2. Среди за доставка на обучителни ресурси.....	8
Глава 3. Модел за учене през целия живот.....	11
Глава 4. Модел за самообучение на интелигентен агент, опериращ върху робот.....	14
Глава 5. Други модели за обучение на интелигентни агенти във виртуалното физическо пространство.....	18
Модел на машинно обучение за разпознаване на шевици.....	19
Модел на машинно обучение за персонализация чрез биометрични данни.....	21
Авторска справка за резултатите в дисертационния труд.....	24
1. Модел за учене през целия живот.....	24
2. Модел за самообучение на интелигентен агент, опериращ върху робот.....	25
3. Модел на машинно обучение за разпознаване на шевици.....	26
4. Модел на машинно обучение за персонализация чрез биометрични данни.....	26
Публикации по дисертационния труд.....	28
Благодарности.....	29
Библиография.....	30

## ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

С глобализирането на киберпространството реализирането на когнитивни системи се превръща в сфера, в която теоретично липсват ограничения. Връзката между виртуален и реален свят е предпоставка за разширение на способностите на машините, като позволява на интелигентните компоненти да разменят данни и да управляват различни хардуерни устройства, без човешка намеса. Актуални и перспективни са изследванията за моделиране и управление на интелигентни роботизирани приложения.

Бързо развиващо се направление за изследване и анализ на софтуерните агенти е когнитивната роботика. Предизвикателствата за изкуствения интелект в тази област са свързани с проблеми като вземане на критични решения в реално време, съвместна проява на конкурентно и кооперативно поведение, коректно възприемане на околния свят и локализация, оптимизация на физически параметри и др. Успешна международна инициатива за изследвания и обучение в сферата на когнитивната роботика е световното състезание по футбол за роботи RoboCup. Сложен проблем в състезанието се явява бързото, стабилно и целенасочено движение на тези роботи. Едно от решенията му е свързано с обучението на интелигентните компоненти. Анализът на сензорни данни и изборът на най-добрата комбинация от параметри за актуаторите е ключов момент за движението на работа. Методите за машинно обучение дават възможност на интелигентната система да се адаптира и усъвършенства с цел ефективно решаване на дадения проблем.

В един свят на мислещи машини ключовият ресурс все пак обаче е знаещият човек!

Динамиката, с която технологиите и професионалните изисквания се променят непрекъснато, изисква постоянно усвояване, обновяване и надграждане на знанията. Това води до необходимост от реформа в системата за образование и обучение, която да гарантира изграждане на нагласа за учене през целия живот (УЦЖ). Създаването на конкурентноспособна, основана на знания икономика, което е основен приоритет на европейските и национални директиви, изисква улесняване на достъпа до качествено обучение и насърчава ученето и търсенето на нови знания.

Поради всички тези причини, както и заради специфичните характеристики на NET-поколението, обучението с помощта на виртуални образователни платформи е един от предпочитаните начини за получаване на знания.

Изкуственият интелект разкрива възможности за усъвършенстване на виртуалните платформи. С негова помощ могат да се изградят системи, които изпълняват различни задачи в помощ на хората, особено в днешно време, когато достъпът до информация отвсякъде и по всяко време е изключително лесен. Това е предпоставка за широкото интегриране на интелигентните системи в обучението (както и във всички аспекти на човешкия живот).

Обучението е многостранен процес, който предполага наличие на дидактически подходи, методология, анализи и адекватно представяне на знанията. В смисъла на УЦЖ то трябва да бъде съобразено освен с индивидуалните качества на обучаемите, още и с възрастовите им характерни особености, с необходимите педагогически цели и специфични методики, за да може да удовлетвори изискванията за качествено поднасяне и усвояване на знания. От съществено значение е разработването на систематичен подход за провеждане на такова обучение.

В Лабораторията „Център за електронно обучение DeLC (Distributed eLearning Center)“ [17,26] към ФМИ на Пловдивския университет се разработва персонализирано и адаптивно виртуално образователно пространство (ВОП). ВОП се използва в реалния учебен процес, като доставя образователни услуги и електронни учебни материали за самоподготовка и смесено обучение. Педагогическият модел се осъществява чрез използването на обучителни сценарии, а образователният процес се реализира благодарение на опериращите в пространството интелигентни агенти, проявяващи реактивно и проактивно поведение. Интелигентните агенти във ВОП са мобилни и могат да работят върху различни потребителски платформи, в това число и върху различни роботизирани конфигурации.

## **Цели и задачи на дисертационния труд**

Основните **цели** на дисертацията са:

- създаване на модел, подход за провеждане и електронно съдържание за УЦЖ в интелигентното виртуално образователно пространство;
- създаване на модел за самообучение на интелигентен агент, опериращ върху робот. Целта е оформена в резултат на изпълнението на проекта EXPERT<sup>L</sup> (EXperimental PErsonal Robot That Learn), № MU17-FMI-001, 2017-18 към ФНИ на Пловдивския университет.

**Задачите**, които са свързани с постигане на целите и решаване на проблемите, са:

1. Изследване на възможностите за адаптиране на виртуалното пространство за УЦЖ и създаване на общ модел.
2. Разработване на архитектура, реализираща модела на УЦЖ и създаване на подходящ подход за внедряването и използването ѝ.
3. Моделиране и проектиране на електронно учебно съдържание към предложената архитектура.
4. Избор на метод и създаване на модел за машинно учене на интелигентен агент, опериращ върху робот.
5. Разработване на прототип на самообучаващия се интелигентен агент.

## **Структура на дисертационния труд**

Дисертационният труд се състои от 148 страници, разделени на увод, пет глави, заключителна част и библиографска справка.

Уводът обосновава актуалността на проблема, дефинира целите и задачите на настоящата разработка. В допълнение представя структурата на работата.

В първа глава са разгледани основните европейски и национални документи, описващи основните идеи на концепцията УЦЖ.

Във втора глава се изследват съществуващите среди за доставка на обучителни ресурси и начинът, по който провеждат обучение.

В трета глава е предложена архитектура, подходяща за реализиране на УЦЖ във виртуалното пространство. Описан е

систематичен подход за провеждане на УЦЖ, като е приложено примерно учебно съдържание.

Четвърта глава представя модела и реализирания прототип на самообучаващ се интелигентен агент, опериращ върху робот.

Пета глава е отделена за описание на модели за машинно обучение, приложени върху други компоненти на виртуалното пространство.

Дисертационният труд завършва със заключение, реализираните публикации и използваната литература.

## КРАТКО СЪДЪРЖАНИЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

### **Глава 1. Учене през целия живот**

Ученето през целия живот е всяка дейност за учене, предприемана през целия живот за подобряване на знанията, уменията и компетентностите [18]. УЦЖ интегрира равностойно всички форми на учене (формална, неформална и самостоятелна [3]) и предоставя възможност за образование и обучение във всички възрасти, което изисква антропологичен подход на обучение. Осигуряването на интелигентен растеж на обществото обуславя овладяването на образователни и ключови компетентности по време на целия живот. Предоставянето на информация за възможностите за образование и обучение, както и за кариерно ориентиране през целия живот е важен елемент от цялостната концепция за УЦЖ. Знания, придобити от неформално и самостоятелно обучение, могат да се валидират, сертифицират и сравняват чрез стандартизирани европейски инструменти. Доминиращите подходи в образованието трябва да се преосмислят и вниманието да се насочи към нови модели, включващи информационните технологии. Осигуряването на обучение трябва да бъде гъвкаво, така че обучаемите да могат да избират къде, кога, какво и как да учат.

УЦЖ зависи в голяма степен от адаптирането на образователната система към начина на мислене и очакванията на новото поколение. Европейските и национални стратегически документи дават инструментариум за прилагането на успешни методи в практиката.

### **Глава 2. Среда за доставка на обучителни ресурси**

Технологичните въздействия в образователната среда водят до създаването на модерни парадигми като електронно обучение (e-learning), дистанционно обучение (d-learning), виртуални учебни среди (VLE), мобилно обучение (m-learning), повсеместно обучение (u-learning) и др. Съвременният начин за виртуална доставка на образователни ресурси се базира на някой или на група от тези модели.

Във Факултета по математика и информатика на Пловдивския университет „Паисий Хилендарски“ се разработва виртуална



среда за контекстно-зависима, адаптивна и персонализирана доставка на образователни услуги и електронно учебно съдържание, наречена „виртуално образователно пространство“ (ВОП) [19,22,10]. Основна задача на пространството е да подпомага студентите и преподавателите в рамките на формалната форма на образователна дейност.

Успешната работа на ВОП е възможна, благодарение на интеграцията на интелигентни компоненти, които следят събитията и организират обучението [16,2]. Агентите в пространството са специализирани за различни дейности - персоналните асистенти доставят образователни ресурси и услуги на потребителите и представляват своеобразни входни точки в пространството [6,13]; специализираните агенти извличат, транспортират и записват ресурси в информационната среда, обработват справки и анализи и осигуряват адаптацията в пространството [5,20,7]; връзка между виртуалния и физическия свят осъществяват гардовете.

ВОП се развива и усъвършенства, като отчита съвременните глобални тенденции, които са пряко свързани с динамичната картина на новата технологична революция [27]:

- Трансформиране на киберпространството в „Интернет на всичко“ чрез изграждане на релативни отношения между „физическия, дигиталния и биологичния свят“ (Бернард Марр);
- Осигуряване на интелигентна машинна комуникация с помощта на семантично моделиране на знания;
- Толериране способността на машините сами да учат чрез извличане и прилагане на модели.

В процес на изграждане е референтна архитектура на ВОП, наречена „виртуално физическо пространство“ (ВФП), която е базирана на кибер-физическите среди, като поставя в центъра потребностите на потребителя. Такава инфраструктура дава възможност за изпълнение на значително по-комплексни и по-интелигентни сценарии [21,12]. Тук съществени се явяват три взаимосвързани характеристики - време, пространство и събитие. Връзката между тях определя средата като IoT екосистема [23,11].

Интеграцията на формализираните модели на тези характеристики - TempuraNet, AmbientNet [4] и EventNet [5]

позволява виртуализацията на обектите от физическия свят (things).

За описание на различните домейни във ВФП се използва друг формализъм, наречен OntoNet. OntoNet представя семантично фонови знания и е част от DSpace.

Възможността на средата да работи с четирите фундаментални концепции (TempuraNet, AmbientNet, EventNet и OntoNet) позволява неограниченото ѝ разширение чрез добавянето на модули, които изпълняват разнообразни задачи. В този смисъл референтното пространство разполага с ресурсите да обслужва различни приложни области – обучение и образование, интелигентни градове, земеделие, медицина и др.

Интегрирането на работи във ВФП е следваща стъпка за разширение на пространството и дава възможност да се обслужват различни процеси и потребителски групи. Особено актуална в световен мащаб е идеята роботите да се използват като интелигентни помощници.

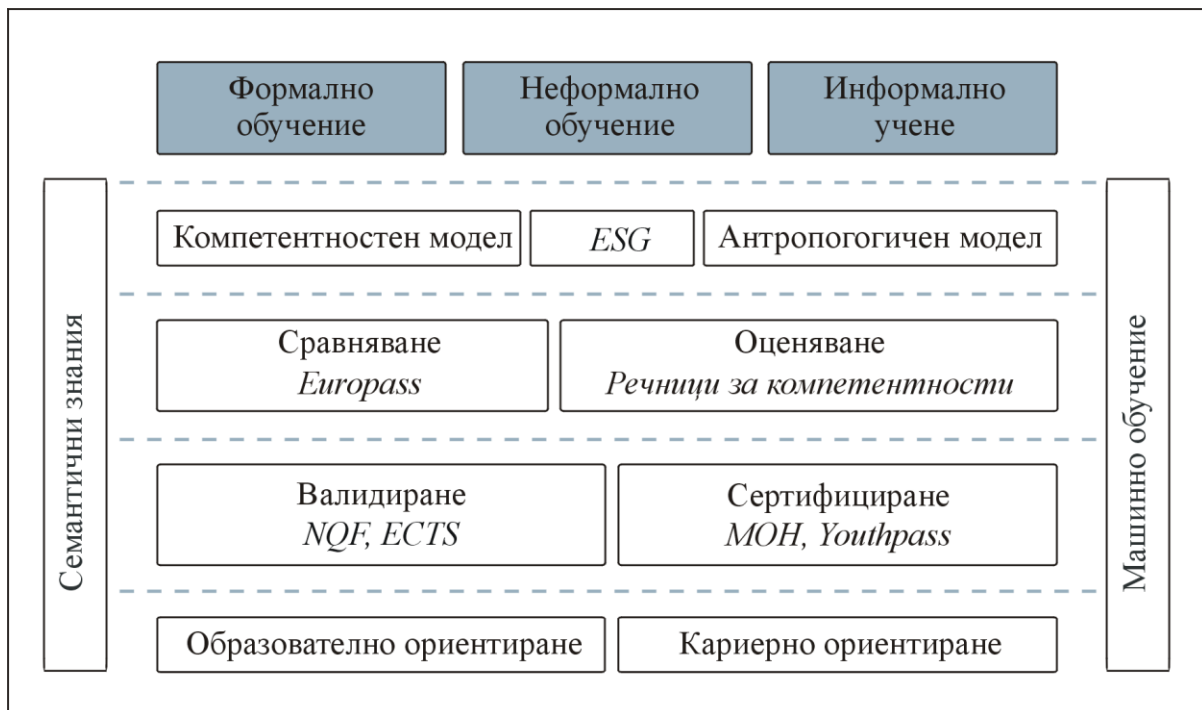
Роботизацията на пространството не противоречи на агентно-ориентираната му архитектура. Тя позволява включването на интелигентни единици, които оперират върху различни устройства – стационарни, мобилни, механични, роботизирани и др.

От друга страна всеки компонент във ВФП може да се учи. Машинното учене може да бъде фокусирано както върху стандартните образователни процеси, така и към някои допълнителни направления - откриване на идентификационни измами, разпознаване на обекти и предлагане на допълнителна информация, усъвършенстване параметрите на свързани системи и др. С помощта на обучение работата на различни компоненти на автономната роботизирана система може да бъде подобрена. Тук ученето се явява средство за надграждане на способностите за възприемане или за въздействие върху околната среда, за повишаване ефективността на планиращите, контролните, управляващите и изпълнителните механизми, за усъвършенстване на физическите характеристики и др.

### Глава 3. Модел за учене през целия живот

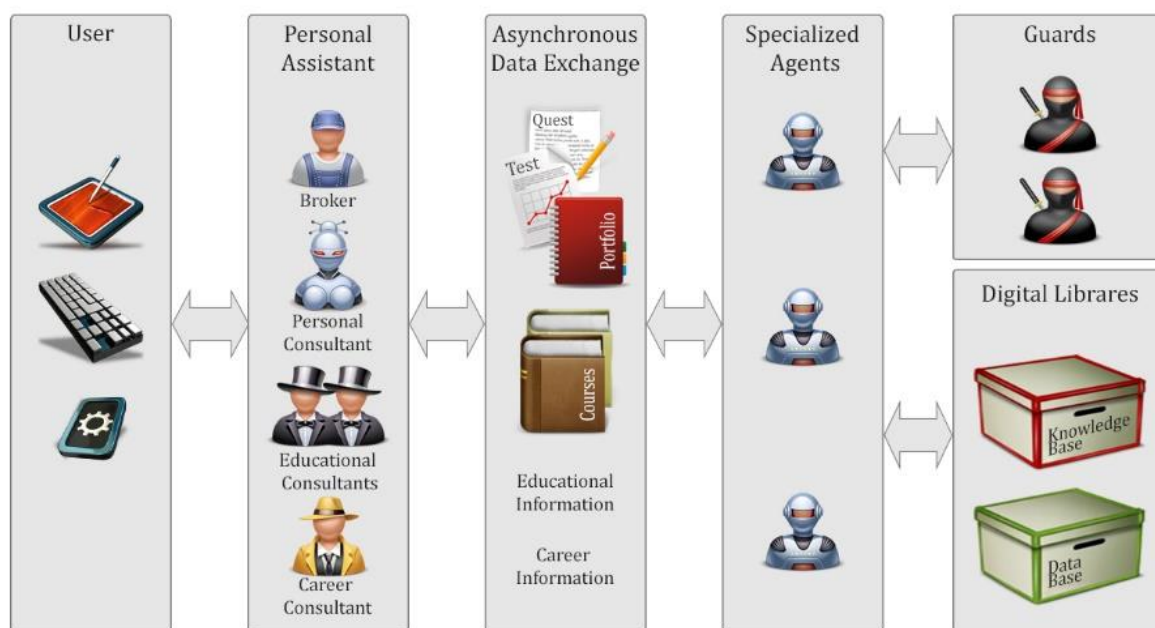
Въз основа на спецификата на ВОП и актуалните изисквания към новите модели за обучение, една възможност за разширяването на границите на пространството за УЦЖ е организирането му в модулна структура, която да позволи обучение в трите образователни форми. Тъй като пространството работи на базата на интелигентното взаимодействие между софтуерни агенти, среда, съдържание, процеси и потребители, архитектурата на модулите е една и съща. Разлика има само в структурата на персоналния асистент, който се явява мултиагентна система и за различните модули може да включва допълнително агенти с различна функционалност.

Специфичните характеристики на концепцията УЦЖ оформят общия модел за УЦЖ и насоката за адаптиране на ВОП за такъв тип обучение (фиг. 1).



Фиг. 1. Общ модел за УЦЖ

Концепцията за организиране на обучение спрямо предложения модел е представена на фиг. 2 и е описана в [14].



Фиг. 2. Архитектура за УЦЖ

Информационните ресурси и услугите на пространството са достъпни посредством персонален асистент (ПА). ПА е изграден като мултиагентна система от коопериращи се интелигентни агенти (ИА).

За постигане на единство между преподаването и управлението на познавателните и практически способности на обучаемите, подходът за провеждане на обучението включва следните елементи и стъпки:

*Представяне на темата (preview)*

Популярно, кратко и атрактивно представяне на научната тематика за предизвикване на начален интерес в потенциалния обучаем.

*Определяне на образователна група*

За правилното насочване на потребителя към обучителните ресурси се грижи интелигентен агент – брокер, който определя образователната група на обучаемия на база резултатите от попълнена анкета за желаня, тест за знания и персонално портфолио.

*Разработване на персонализиран образователен план*

Брокерът генерира персонализиран образователен план като инстанция на базовия генетичен план към съответната образователна група.

### *Провеждане на обучението*

Обучението се провежда от *персонален консултант*. Той следва принципите на натрупване на компетентности и използва подходящи дидактически модели. Персоналният консултант има обобщаващи, консултативни и контролни функции.

### *Оценяване на резултатите от обучението*

За да завърши образователният процес е необходимо да се оценят натрупаните от потребителя компетентности. За целта персоналният консултант използва речници за компетентности, които се явяват база за успешна професионална реализация. В модела могат да бъдат създадени условия за оценка и на придобитите ключови компетентности и меки умения.

Обучението приключва с издаването на официален документ. Персоналният консултант е натоварен със задачата да добави данните за този документ в персоналното портфолио на обучаемия.

### *Продължение след продължението*

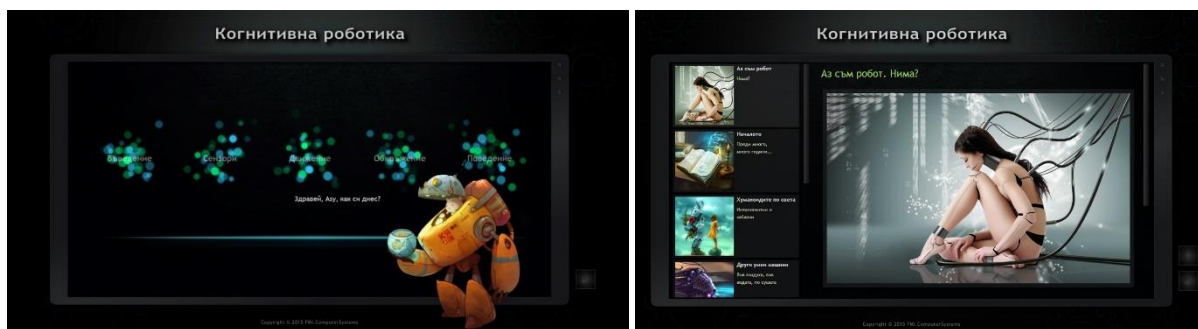
За развитието на потребителя след приключване на дадения курс се грижат три интелигентни агента:

- *вътрешен образователен консултант* - предлага обучителни възможности за надграждане на постигнатите резултати във ВОП;
- *външен образователен консултант* - търси подходящи курсове извън наличните във ВОП, включително и за образователна мобилност;
- *кариерен консултант* - ориентира потребителя в професионално направление.

Агентите черпят знанията си от специализирани онтологии.

За проверка на състоятелността на модела за УЦЖ е разработен електронен учебен курс по когнитивна роботика.

Курсът е специализиран и практически ориентиран. Реализиран е като електронно приложение (интерактивен учебник). Описанието му е представено в [25]. Проектът е обектно-ориентиран и е разработен като стенд-алоун приложение с помощта на езика Adobe AS 3.0 и средата Adobe Flash Professional CS (фиг. 3).



Фиг. 3. Изгледи от електронния учебник

Учебното съдържание е структурирано, съобразено е с държавните образователни изисквания и е пакетизирано по стандарта SCORM2004. Учебникът е тестван в облачна система, поддържаща стандарта SCORM, както и във ВФП.

Теоретичните знания в този курс са разделени на пет тематични раздела, които са базови и представят общата архитектура на роботите, използването на сензорната система и резултатните възприятия, възможностите за движение и опериране в околната среда, управление на поведението и планиране на задачите.

Реализацията на проекта може условно да се раздели на две части:

- Дизайн и разработка на структурна рамка;
- Разработка на учебно съдържание.

Учебното съдържание е декомпозирано на раздели и теми. Всяка тема е композиция от различни по вид ресурси. Към учебника има асоцииран управляем звук. Дизайнът е интерактивен с включен забавен елемент – ходещ и говорещ робот.

#### **Глава 4. Модел за самообучение на интелигентен агент, опериращ върху робот**

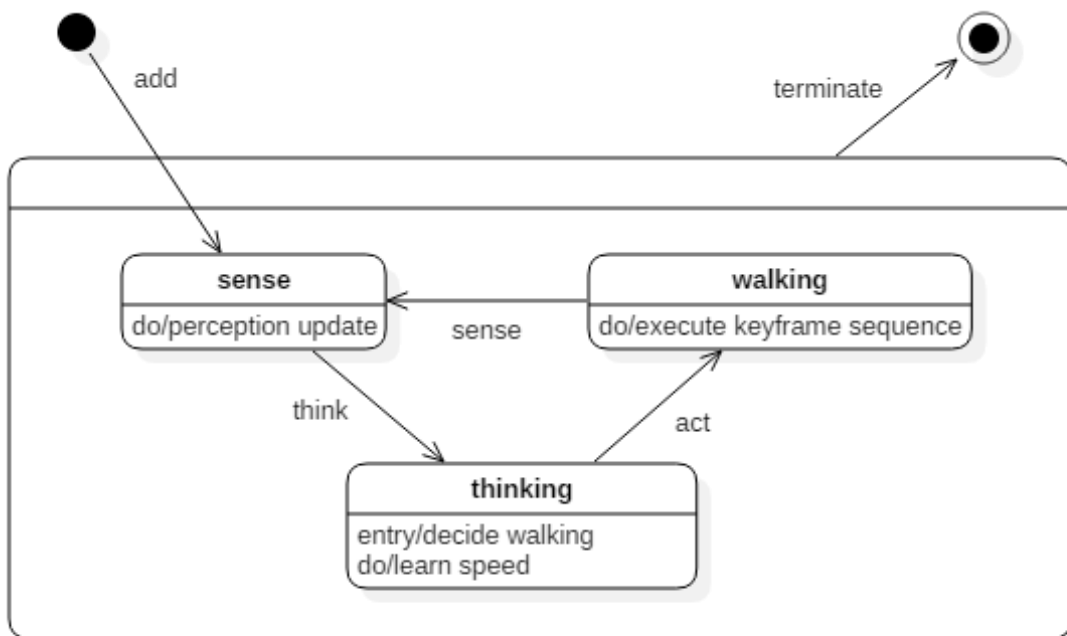
Моделът за самообучение на робот, както и реализираният прототип, са резултат от работата по двугодишния проект „EXPERT<sup>L</sup>“ към ФНИ на Пловдивския университет. Подходът за самообучение на интелигентния агент, опериращ върху робот е базиран на генетичен алгоритъм (ГА). С негова помощ е

оптимизирана скоростта на движение на робота. Основна публикация по темата е [24].

За провеждането на експерименти е използван хуманоидният робот Нао. Нао действа посредством интелигентен агент в симулирана 3D среда, осигурена от официалния симулатор SimSpark на световното RoboCup Soccer състезание в 3D Симулационната лига [9].

Интелигентният агент и алгоритъмът за обучение са реализирани на Java чрез RoboNewbie фреймуърк [1], а параметрите за тестване са зададени с Motion Editor [8].

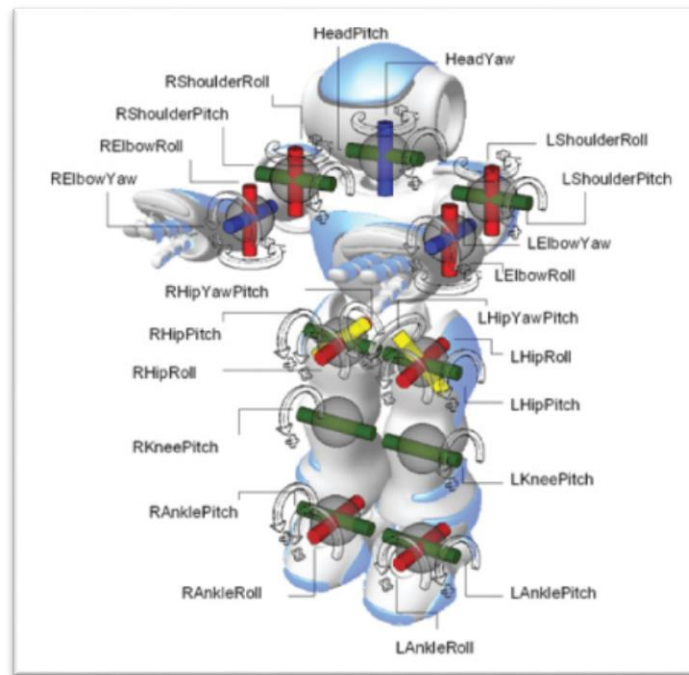
Основната задача на ИА (робота) е да се научи да ходи максимално бързо и при това – стабилно, без да падне. Интеграцията на процеса на учене в RoboNewbie фреймуърк трябва да стане по време на т.нар. “sense-think-act” цикъл. Най-подходящо е това да се случи след като агентът е избрал своето следващо действие. Тъй като задачата му е да намери оптималната си скорост на движение, то ученето трябва да се реализира при решение за ходене. Общият модел за самообучение на ИА е показан на фиг. 4.



Фиг. 4. Модел за самообучение на ИА, действащ върху робот

Траекторията на движение е произволна крива линия от последователните положения (пози) на тялото във времето. Един вариант за описание на траекторията на робота в RoboNewbie е чрез поредица от ключови кадри.

Всяка поза на робота се задава с вектора  $J_i = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ , където  $n$  е броя степени на свобода ( $n = 22$ , фиг. 5). Позите, през които роботът преминава, за да осъществи един цикъл на ходене, са  $k$ -броя:  $J_1, J_2, \dots, J_k$ .



Фиг. 5. Стави на 3D модела на НАО в SimSpark

В генетичния алгоритъм индивидът се представя като матрица  $J$  с размерност  $(k \times n)$ , където стойностите на ъглите се явяват априорни знания за агента:

$$J = \begin{pmatrix} \omega_{11} & \dots & \omega_{1n} \\ \omega_{k1} & \dots & \omega_{kn} \end{pmatrix},$$

$$\omega_{ij} = \frac{\varphi_{ij}}{t_i} \text{ [rad/s]}.$$

Хромозомата на индивида е едномерен вектор с дължина  $k$  и с атели - стойностите на времето  $t$ :

$$[t_1, t_2, \dots, t_k].$$



В началото на алгоритъма за самообучение се създава начална популация от  $N$  индивида с произволно генерирани гени.

От популацията чрез пропорционална селекция (рулетка) се избират родители, които създават новото поколение. Критерий за това е стойността на фитнес-функцията. В нашия случай тя е теоретично определена и представлява общата скорост за извършване на цялото обособено действие  $J$ :

$$f_J = \sum_1^k \omega_i.$$

Алгоритъмът се стреми да максимизира  $f_J$ .

За да се осигури запазване на най-добрия индивид от всяко поколение, в допълнение е използван методът на елитарната селекция с размерност 1.

Размножаването в популацията е извършено стандартно - чрез кръстосване и мутация с определена вероятност ( $P_c$  и  $P_m$ ). За формиране на нови индивиди, двамата родителя са групирани в родителска двойка чрез панмиксия.

Алгоритъмът приключва при достигане на максимална фитнес функция  $f_{max} = \sum_1^k \omega_{i_{max}}$  или при попадане в „плато“ – достигане на някаква субоптимална скорост, която не може да се подобри в рамките на 100 поколения.

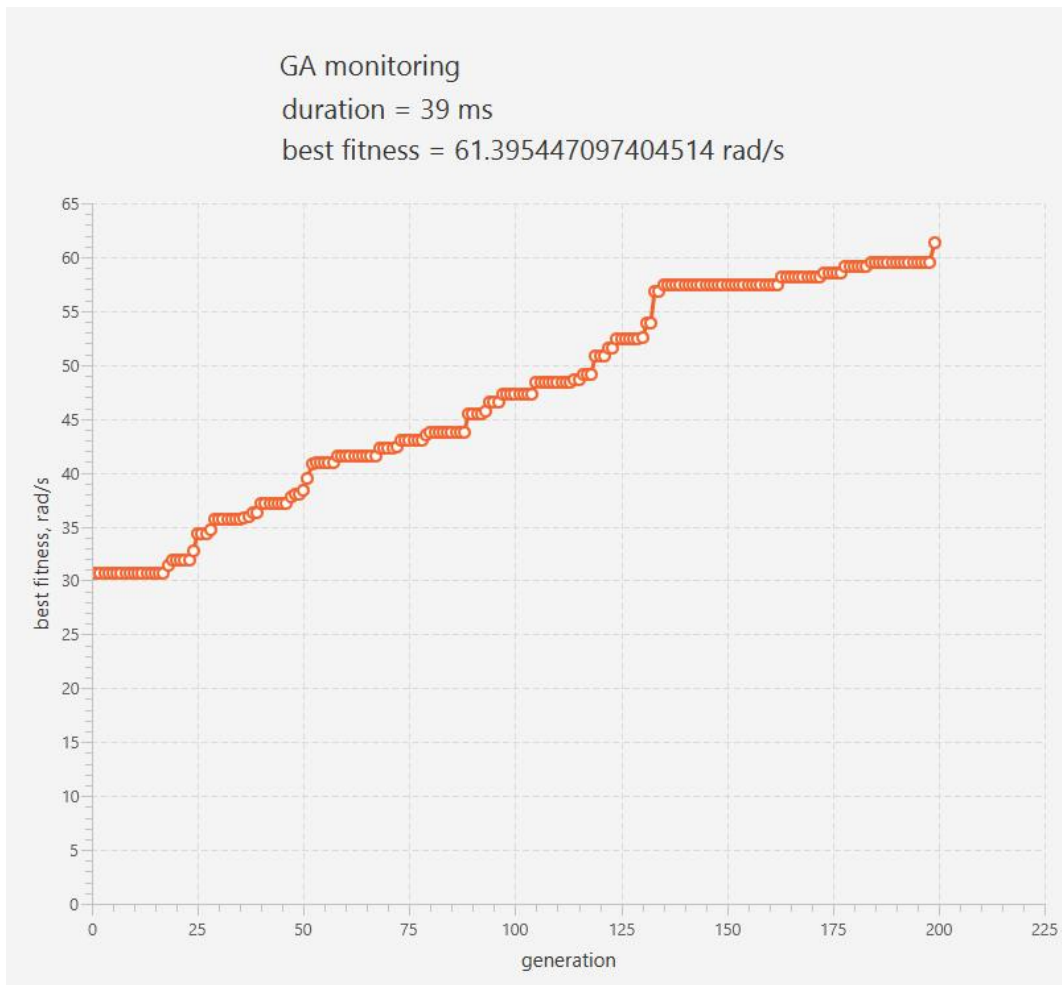
За правилната работа на алгоритъма е експериментирано с 24 различни комбинации на генетичните параметри (големина на популацията, метод на кръстосване, вероятност за кръстосване и вероятност за мутация) и са направени по 50 опита за всяка комбинация. Най-добри резултати се получават при големина на популацията  $N = 60$ , аритметичен тип на кръстосване,  $P_c = 0.8$  и  $P_m = 0.1$ .

Логиката на работа на реализирания алгоритъм се описва формално по следния начин:

```
BEGIN
  INIT population with random individuals
  EVALUATE initial population
  REPEAT UNTIL (END CONDITION == false)
    SURVIVOR SELECTION
    PARENTS SELECTION
    CROSSOVER
    MUTATION
```

EVALUATE new population  
END  
END.

Резултатите показват, че алгоритъмът е коректен - ъгловата скорост на ставите и линейната скорост на робота могат да бъдат оптимизирани с негова помощ. Фигура 6 показва времето за намиране на оптималното решение от алгоритъма (времето за самообучение на ИА), което е около 40 ms.



Фиг. 6. Време за самообучение на ИА

## Глава 5. Други модели за обучение на интелигентни агенти във виртуалното физическо пространство

За виртуалното пространство, в което протича образователен процес, са предложени два сценария, които са реализирани

частично с помощта на невронни мрежи – разпознаване на обекти (шевици) с цел доставка на желана информация и биометрична идентификация на потребители с цел осигуряване на персонализация.

### *Модел на машинно обучение за разпознаване на шевици*

Към модула за самостоятелно учене е обособен раздел от знания за българското културно-историческо наследство. За извличане и визуализиране на определена информация в този раздел е отговорна мултиагентна система, наречена туристически гид [7]. Възможно разширение на туристическия гид е неговото обучение за разпознаване на шевици в реално време.

Задачата на туристическия гид може да се раздели на три самостоятелни части – разпознаване на дадено изображение като шевица, определяне на шевицата като българска и класификацията ѝ според района на изработка. И трите задачи могат да се решат чрез използване на методи, базирани на невронни мрежи (НМ).

За осъществяване на първата задача на туристическия гид – разпознаване на дадено изображение като шевица, в настоящата работа е използвана невронна мрежа на Хопфийлд. Реализирана публикация по темата е [15].

Характерни елементи на шевиците са орнаментите, символите, мотивите, цветовете на конците, видът на материята, типът на бодовете, начинът на бродиране, композицията и др.

Шевицата може да се опише формално като вектор  $E$  с параметри – орнаментите, които я изграждат:

$$E = [O_1, O_2, \dots, O_q], q \geq 1.$$

Орнаментът  $O$  е вектор от няколко символа:

$$O = [S_1, S_2, \dots, S_r], r \geq 1.$$

Символът  $S$  е вектор с четири параметъра - стойност  $k \in K$ , мотив  $t \in M$ , бод  $b \in B$  и цвят  $c \in C$ , като бодът  $b$  и цветът  $c$  са преобладаващите в символа:

$S = [k, t, b, c]$ , където

- $K = \{\text{ромб, елбетица, ..., друг}\}$ ,
- $M = \{\text{геометричен, флорален, ...}\}$ ,
- $B = \{\text{полегат, кръстат, ..., друг}\}$ ,
- $C = \{\text{червен, кафяв, черен, ...}\}$ .

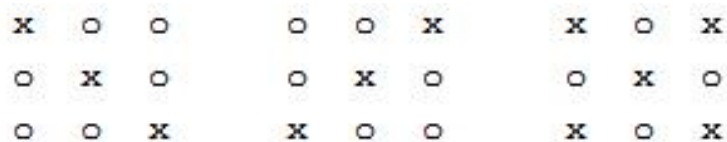
Обединявайки формалното представяне на всички елементи, за описанието на шевицата получаваме 3D тензор:

$$E = [[S_1, S_2, \dots, S_r]_1, [S_1, S_2, \dots, S_r]_2, \dots, [S_1, S_2, \dots, S_r]_q]$$

или

$$E = [[[k, m, b, c]_1, \dots, [k, m, b, c]_r]_1, [[k, m, b, c]_1, \dots, [k, m, b, c]_r]_2, \dots, [[k, m, b, c]_1, \dots, [k, m, b, c]_r]_q.$$

За целите на експеримента е реализирана на Java невронна мрежа на Хопфийлд. Поставената цел е да се научи мрежата да разпознава два от основните бодове, които се използват в шевиците – полегат и кръстат. Всеки бод е описан бинарно с 9-мерен вектор (фиг. 7).



Фиг. 7. Ляв полегат бод, десен полегат бод и кръстат бод

Мрежата дава решение с достатъчна точност. При подаване на атрактор на входа, грешката на изхода е нулева. При зашумени входни данни точността на алгоритъма намалява с увеличаване на степента на зашумяване. Шумът е осъществен като случайна промяна (мутация) на един или няколко бита на входния вектор. За всеки тип шум са направени по 10000 итерации. Данните са показани в табл. 1. Вижда се, че при промяна на повече от 3 бита в 9-мерния входен вектор, мрежата се затруднява с реконструкцията му.

Iterations	Mutation	Accuracy	Mutation	Accuracy
10000	0	1.0	3	0.9465
10000	1	1.0	4	0.7727
10000	2	1.0	5	0.6225

Табл. 1. Оценка на точността на НМ на Хопфийлд

## Модел на машинно обучение за персонализация чрез биометрични данни

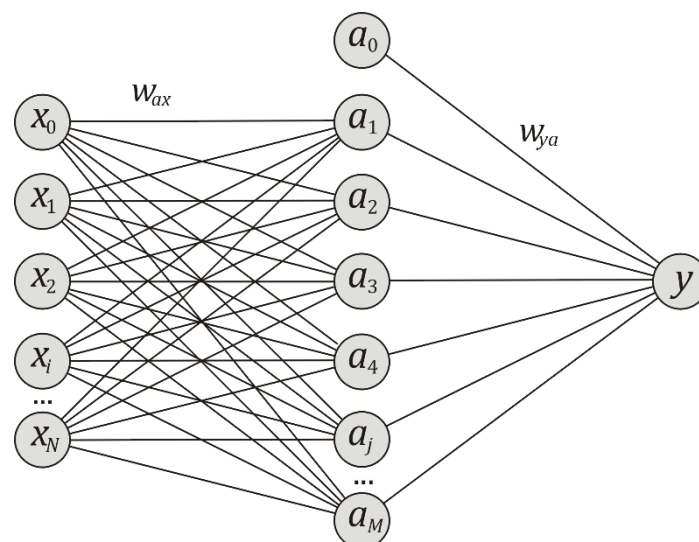
Едно от направленията за персонализация в пространството е идентификацията на различните потребители. С цел подсигуряване на обмена на информация в системата по време на изпит се предлага модел за биометрична идентификация на студентите. Един от най-ефективните начини за това са пръстовите отпечатъци.

Моделът за автоматизирането на метода за идентификация чрез пръстови отпечатъци по време на изпит е описан в [15].

Идентификацията с пръстови отпечатъци има два основни сценария: запис и търсене на съвпадение.

Алгоритъмът за съвпадение сравнява два темплейта – запазеният в базата и сканираният от сензора. Всеки темплейт векторно описва т.нар. особени точки. Всяка точка се характеризира с четири параметра – координати, ъгъл на отклонение на прилежащия хребет спрямо X-ординатата и типът на особената точка. Две особенни точки се считат за еднакви ако разликите в компонентите им са по-малки от предварително зададена стойност. За сравнение на особените точки може да се използва Евклидова мярка за близост.

Подходящ за реализиране на алгоритъм за съвпадение се явява двуслойният перцептрон по Румелхарт (Rumelhart) (фиг. 8).



Фиг. 8. Двуслоен перцептрон по Румелхарт

Размерността на входния вектор при ниска резолюция е  $N = 4 \times 20 = 80$ .

Включените bias-неврони ( $x_0$  и  $a_0$ ) играят ролята на праг относно центъра на разделящата хиперповърхнина.

Изходният слой съдържа един двоичен неврон с прагова активационна функция. Изходът определя принадлежност към един от двата класа – има съвпадение, няма съвпадение, т.е. задачата е класификационна. Обновяващото правило за активността на изхода има следния вид:

$$y = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^M a_i w_i + a_0 \right).$$

Скритият слой на персептрона реализира нелинейно делене на данните, като използва сигмоидална функция на активация. Обновяващото му правило има следния вид:

$$a = \text{sigmoid} \left( \sum_{i=1}^N x_i w_i + x_0 \right).$$

Мрежата се обучава по метода „обучение с учител“ и за настройване на тегловете коефициенти използва алгоритъма с обратно разпространение на грешката. Обучаващо правило съответно е следствие на градиентното спускане:

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} = -\eta \frac{\partial (o - y_{out})^2}{\partial w}.$$

При backpropagation алгоритъма обучаващото правило се прилага първо за изходния слой връзки. След пресмятане то придобива вида:

$$\Delta w_{ya} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ya}} = \eta a_{out} (o - y_{out}) f'_{act}(y_{in}).$$

Тук  $y$  е изходният неврон,  $a$  е неврон от скрития слой, индексът  $in$  показва входната стойност на неврона,  $out$  – съответно изходната стойност на невронъ,  $\eta$  е скоростта на обучение на мрежата, а  $f'_{act}$  е първата производна на активационната функция на изходния неврон  $y$ .

Уравнението може да се запише и по следния начин:

$$\Delta w_{ya} = \eta a_{out} \delta_y,$$

където  $\delta_y = (o - y_{out})f'_{act}(y_{in})$  е векторът на грешката за изхода.

Аналогично, правилото за обновяване на синаптичните тегла между невроните на входния и скрития слой е:

$$\Delta w_{ax} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ax}} = \eta x_{out} \left( \sum_{i=0}^M w_{y_i a} \delta_{y_i} \right) f'_{act}(a_{in}) = \eta x_{out} \delta_a,$$

където  $\delta_a$  е векторът на грешката за скрития слой, а  $f'_{act}$  е първата производна на активационната функция на всеки неврон  $a$ .

Уравнението  $\delta_a = \left( \sum_{i=0}^M w_{y_i a} \delta_{y_i} \right) f'_{act}(a_{in})$  показва как грешката на скрития слой  $\delta_a$  зависи от грешката на изхода  $\delta_y$ .

# АВТОРСКА СПРАВКА ЗА РЕЗУЛТАТИТЕ В ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

## 1. Модел за учене през целия живот

Във връзка с изпълнение на първата цел на дисертацията са създадени модел, архитектура и подход за УЦЖ, базирани на взаимодействието между потребителя и интелигентните компоненти на ВОП. Персоналният асистент, който играе роля на свързващо звено, е изграден като интелигентна мултиагентна система. Той се състои от брокер, разпределящ обучаемия в дадена образователна група с персонален образователен план, персонален консултант, отговарящ за обучението по избрания курс, образователни консултанти, отговарящи за последващо образователно ориентиране и кариерен консултант, занимаващ се с кариерното ориентиране на потребителя. Персоналният консултант следва принципите на антропологичния модел за обучение, следи и подпомага развитието на обучаемия.

Учебното съдържание цели придобиването на компетентности, а оценяването е базирано на речници за компетентности. За осигуряване на качествено обучение се използва стандартът ESG. Валидирането на резултати е базирано на Националната квалификационна рамка (NQF) и Европейската система за натрупване и трансфер на кредити (ECTS). Сертифицирането се осъществява с помощта на YOUTHPASS сертификат или официално признати документи по модела на МОН.

Като възможна реализация на модела за УЦЖ е разработен електронен учебник по когнитивна роботика, оформен като SCORM-пакет.

Възможности за развитие на модела за УЦЖ:

- обучение на интелигентните компоненти за:
  - анализ на индивидуалните способности и желания на потребителите;
  - оптимизиране на доставените ресурси с цел по-добро усвояване;
  - класификация на учебни резултати и предсказване на академичен успех;
  - съставяне на прогнози и препоръки за обучение и работа.



Възможности за развитие на учебника:

- използване на робота като „лице“ на персоналния асистент;
- използване на робота като пълноценен участник в образователния процес (например за модел с права и обратна кинематика при обяснение на движението при роботите);
- усъвършенстване на езиковите способности на робота/ПА;
- предоставяне на възможност на ПА да чете текста, включен в темите;
- разширяване и актуализиране на учебното съдържание по всяко време, тъй като то е независимо от структурната рамка;
- включване на видео лекции в учебното съдържание.

## **2. Модел за самообучение на интелигентен агент, опериращ върху робот**

Във връзка с изпълнението на втората цел на дисертацията е създаден модел за самообучение на интелигентен агент, опериращ върху робот. Реализиран е прототип на Java. Java-модулът подобрява скоростта на движение на хуманоидния робот Нао в симулирана среда. Общото време за развъртане на двигателите на ставите е сведено до оптималното за един цикъл, благодарение на създадения генетичен алгоритъм. Модулът е имплементиран и тестван с RoboNewbie фреймуърк и SimSpark симулатор и монитор. В процеса на експериментиране са изследвани различни комбинации на генетичните параметри. ГА работи най-бързо и точно при аритметично кръстосване, с големина на популацията  $N = 60$ , вероятност за кръстосване  $P_c = 0.8$  и вероятност за мутация  $P_m = 0.1$ , с приложени пропорционална (рулетка) и елитарна селекция на индивидите. Времето, за което ГА намира решение, т.е. интелигентният агент се самообучава, е около 40 ms.

Възможности за развитие:

- обучение за движение без априорни знания за ъглите на завъртане на ставите;
- обучение за преценка на необходимата скорост в различните моменти на движение.

*Като приложение на машинното обучение с невронни мрежи в пространството са осъществени частично два сценария – разпознаване на шевици с цел доставка на желана информация и биометрична идентификация на потребители, с цел осигуряване на персонализация.*

### **3. Модел на машинно обучение за разпознаване на шевици**

Създаден е формален модел за разпознаване на шевица. Реализиран е алгоритъм на Java, базиран на рекурентната НМ на Хопфийлд. Мрежата разпознава два от най-характерните бодове за българските шевици – полегат и кръстат. Алгоритъмът дава решение с достатъчна точност. При подаване на атрактор на входа, грешката на изхода е нулева. При зашумени входни данни точността на алгоритъма намалява с увеличаване на степента на зашумяване. Мрежата успешно реконструира вектори с до 3 грешки.

Възможности за развитие:

- обработка на изображението и генериране на векторен темплейт;
- определяне на дадена шевица като българска;
- класификация на шевицата според района ѝ на изработка;
- работа в реално време чрез насочване на мобилната камера към шевица.

### **4. Модел на машинно обучение за персонализация чрез биометрични данни**

Създаден е формален модел за биометрична идентификация на потребителите на ВФП. Използването на биометрични данни, в случая пръстови отпечатъци, подsigурява обмена на информация и реализира персонализация в системата. За момента моделът е осъществим само в университетска среда, поради необходимостта от сензорна система. Затова е възможно използването му по време на изпит във формалната форма на обучение.

Методиката на алгоритъма за съвпадение е базирана на двуслоен персептрон по Румелхарт и метода за обратно разпространение на грешката. Персептронът е реализиран на Java.

Възможности за развитие: създаване на прототип и реализиране на модела.

Връзката между приносите, целите, задачите, мястото на описание в дисертационния труд и свързаните публикации са дадени в следната таблица:

Принос	Цел	Задача	Секция	Публикация
1	1	1	3.2	3
		2	3.3	
		3	3.4	4
2	2	4	4.4	2
		5	4.5	
3	-	-	5.2	1
4	-	-	5.3	

## ПУБЛИКАЦИИ ПО ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

1. Toskova, A., B. Toskov, L. Doukovska, B. Daskalov и I. Radeva, "Neural Networks in the Intelligent Educational Space" в ANNA '18; *Advances in Neural Networks and Applications 2018*, St. Konstantin and Elena Resort, Bulgaria, 2018, pp. 107-112, *IEEE Xplore Digital Library*, VDE, Print ISBN: 978-3-8007-4756-6.
2. Тоскова, А. и С. Стоянов, "Оптимизиране скоростта на ходене на робот чрез генетичен алгоритъм" в *Национална научна конференция „Образование и наука – за личностно и обществено развитие“*, vol. 1, pp. 91-98, ПУ "Паисий Хилендарски", Смолян, 2017, ISBN: 978-954-8767-65-1.
3. Toskova, A., E. Doychev и B. Toskov, "An idea for extension of the virtual educational space for lifelong learning", *Computer science and communications*, vol. 5, no. 4, pp. 35-38, 2016, ISSN: 1314-7846.
4. Тоскова, А., Б. Тосков, С. Стоянов, Д. Орозова и А. Стоянова-Дойчева, "'Когнитивна роботика' за продължаващо обучение" в *Научна конференция с международно участие "Хоризонти в развитието на чавешките ресурси"*, Бургас, 2015, pp. 426-433, БСУ, ISBN 978-619-7126-11-2.

## БЛАГОДАРНОСТИ

Искам да изразя огромната си благодарност към проф. Станимир Стоянов, моят научен ръководител, за идеите, които сподели с мен, за изключително ценните съвети, които ми даде и за увереността, която ми вдъхна.

Сърдечна благодарност отправям към доц. Ася Стоянова-Дойчева за ентузиазиранията безгранична подкрепа и всеотдайност.

Изказвам своята искрена признателност към Валентина Тодорова за неocenимата помощ и безрезервна вяра.

Благодаря на семейството си за безкрайната любов и търпение.

И на Слънцето за това, че освети пътя ми и ме вдъхнови!

Благодаря!

## БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Domańska, M. и HD Burkhard, "RoboNewbie: A Framework for Experiments with Simulated Humanoid Robots" in *E-Learning Paradigms and Applications. Studies in Computational Intelligence*, M. Ivanović and J. Lakhmi, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer, 2014, vol. 528, ch. 528, pp. 1-38.
- [2] Doychev, E., A. Stoyanova-Doycheva, S. Stoyanov и V. Ivanova, "Agent-Based Support of a Virtual eLearning Space" в *Computational Collective Intelligence. ICCCI 2016. Lecture Notes in Computer Science*, Nguyen, N.; Iliadis, L.; Manolopoulos, Y.; Trawiński, B. (eds.), vol. 9876, Springer, Cham, DOI [https://doi.org/10.1007/978-3-319-45246-3\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-319-45246-3_4), 2016, pp. 35-44.
- [3] European Commission. (2000, 30 October) A Memorandum on Lifelong Learning.  
<[https://www.hsu-hh.de/wb/wp-content/uploads/sites/647/2017/10/Anthology-Memorandum on Lifelong Learning-EU-2000.pdf](https://www.hsu-hh.de/wb/wp-content/uploads/sites/647/2017/10/Anthology-Memorandum%20on%20Lifelong%20Learning-EU-2000.pdf)>
- [4] Glushkova, T. и S. Stoyanov, "Ambient-Oriented Modeling of Intelligent Context-Aware Systems", *Компютърни науки и комуникации*, vol. 7, no. 1, pp. 53-61, 2018, ISBN 978-619-7126-57-0.
- [5] Guglev, Z. и S. Stoyanov, "Hybrid Approach for Manipulation of Events in the Virtual Referent Space", *Компютърни науки и комуникации*, vol. 7, no. 1, pp. 79-85, 2018.
- [6] Kehayova, I., P. Malinov и S. Stoyanov, "Intelligent personal assistants in a virtual learning space", 2014.
- [7] Miteva, M., A. Stoyanova-Doycheva и V. Ivanova, "Architecture of an Intelligent Tourist Guide", *Компютърни науки и комуникации*, vol. 7, no. 1, pp. 39-45, 2018.
- [8] MotionEditor - adjusted version for use with RoboNewbie.  
<<https://github.com/BerlinUnited/MotionEditor-for-RoboNewbie>>
- [9] SimSpark RCSS Wiki (Documentation of the Simulator).  
<[http://simspark.sourceforge.net/wiki/index.php/Main\\_Page](http://simspark.sourceforge.net/wiki/index.php/Main_Page)>
- [10] Stoyanov, S., "A Virtual Space Supporting eLearning" в *45th Spring Conference of the Union of Bulgarian Mathematicians*, Pleven, 2016, pp. 72-82.

- [11] Stoyanov, S., D. Orozova и I. Popchev, "Виртуално образователно пространство като Интернет на нещата екосистема", *Компютърни науки и комуникации*, vol. 7, no. 1, pp. 6-15, 2018, ISBN 978-619-7126-57-0.
- [12] Stoyanov, S., A. Stoyanova-Doycheva, E. Doychev и K. Gramatova, "Virtual Education Space", *The Journal of Applied Science, Applied Science University, Kingdom of Bahrain, ISSN 1764-2210*, vol. 1, no. 1, pp. 24-40, 2016.
- [13] Todorov, J. и др., "Personal Assistants in a Virtual Education Space" in *Practical Issues of Intelligent Innovations, Book Series "Computational Intelligence"*, V. Sgurev, V. Jotsov, and J. Kasprzyk, Eds.: Springer, Cham, 2017, ch. 6, pp. 131-153.
- [14] Toskova, A. T., E. H. Doychev и B. P. Toskov, "An idea for extension of the virtual educational space for lifelong learning", *Computer science and communications*, vol. 5, no. 4, pp. 35-38, 2016, ISSN: 1314-7846.
- [15] Toskova, A., B. Toskov, L. Doukovska, B. Daskalov и I. Radeva, "Neural Networks in the Intelligent Educational Space" в *Advances in Neural Networks and Applications ANNA '18*, St. Konstantin and Elena Resort, Bulgaria, Print ISBN: 978-3-8007-4756-6 , 2018, pp. 107-112. <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8576720>>
- [16] Valkanov, V., S. Stoyanov и V. Valkanova, "Virtual Education Space", *Journal of Communication and Computer, ISSN: 1548-7709 (Print ) 1930-1553 ( Online )*, vol. 13, no. 2, pp. 64-76, February 2016.
- [17] Дойчев, Е., "Среда за електронни образователни услуги", Пловдивски университет "Паисий Хилендарски", Пловдив, България, Докторска дисертация 2013.
- [18] МОН. (2014) Национална стратегия за учене през целия живот за периода 2014 – 2020 година. <<http://www.strategy.bg/StrategicDocuments/View.aspx?lang=bg-BG&Id=880>>
- [19] Орозова, Д., С. Стоянов и И. Попчев, "Виртуално образователно пространство" в *Научна конференция с международно участие "Знанието - източник на иновация"*, БСУ, Бургас, ISBN 978-954-9370-99-7 , 2013, pp. 153-159.
- [20] Пенчев, Г. и В. Иванова, "Самообучаващ се асистент за логистично осигуряване" в *International Conference "Automatics and Informatics'2017"*, София, 2017, pp. 287-289.

- [21] Стоянов, Станимир, "Изграждане на кибер-виртуални пространства" в *Национална научна конференция*, Смолян, 2017, pp. 6-21.
- [22] Стоянов, С., "Теоретичен модел на виртуално образователно пространство" в *Международна конференция „From DeLC to VelSpace”*, Пловдив, 2014, pp. 285-297.
- [23] Стоянов, С., В. Вълканов и В. Вълканова, "Виртуално образователно пространство като IoT екосистема" в *6-та Национална конференция по електронно обучение във висшите училища*, Китен, 2016.
- [24] Тоскова, А. и С. Стоянов, "Оптимизиране скоростта на ходене на робот чрез генетичен алгоритъм" в *Сборник доклади на Национална научна конференция „Образование и наука – за лично и обществено развитие”*, vol. 1, Смолян, ISBN: 978-954-8767-65-1, 2017, pp. 91-98.
- [25] Тоскова, А., Б. Тосков, С. Стоянов, Д. Орозова и А. Стоянова-Дойчева, "'Когнитивна роботика' за продължаващо обучение" в *Научна конференция с международно участие "Хоризонти в развитието на чавешките ресурси"*, Бургас, 2015, pp. 426-433, БСУ, ISBN 978-619-7126-11-2.
- [26] Чолаков, Г., "Хибридна архитектура за изграждане на Разпределен център за електронно обучение (DeLC)", Пловдивски университет "Паисий Хилендарски", Пловдив, Докторска дисертация 2013.
- [27] Шваб, Клаус, *Четвъртата индустриална революция*, 1st ed., И. Балтова, Ед. Пловдив, България: Хермес, 2016.