



ТЕХНИЧЕСКИ УНИВЕРСИТЕТ – СОФИЯ

ФИЛИАЛ ПЛОВДИВ
Факултет Електроника и Автоматика
Катедра Компютърни Системи и Технологии

Маг. инж. Вельо Енев Василев

НОВИ АЛГОРИТМИ И МОДЕЛИ ЗА РАБОТА НА
ИНТЕЛИГЕНТНИ АГЕНТИ-АСИСТЕНТИ В РИСКОВА СРЕДА

А В Т О Р Е Ф Е Р А Т

на дисертация за придобиване на образователна и научна степен
"ДОКТОР"

Област: 5. Технически науки

Професионално направление: 5.3. „Комуникационна и компютърна
техника“

Научна специалност: „Системи с изкуствен интелект“

Научни ръководители: **доц. д-р инж. Диляна Будакова**
 доц. д-р инж. Станимир Стефанов

ПЛОВДИВ, 2025 г.

Дисертационният труд е обсъден и насочен за защита от Катедрения съвет на катедра „Компютърни системи и технологии“ към Факултет Електроника и Автоматика на ТУ-София, Филиал Пловдив на редовно заседание, проведено на 05. 06. 2025 г..

Публичната защита на дисертационния труд ще се състои на 03. 10. 2025г. от 14.00 часа в зала 4425, IV-ти корпус на Технически университет – София, Филиал Пловдив на открито заседание на научното жури, определено със заповед № ОЖ-S.3-34/ 18.06.2025 г. на Ректора на ТУ-София в състав:

1. Проф. д-р инж. Милена Лазарова-Мицева – председател
2. Проф. д-р инж. Румен Трифонов – научен секретар
- резерва: доц. д-р инж. Николай Руменов Каканак
3. Проф. д-р инж. Милена Милева-Карова
4. Доц. д-р инж. Ивайло Пенев
5. Доц. д-р Станка Хаджиколева
- резерва: доц. д-р инж. Гергана Василева Спасова

Рецензенти:

1. Проф. д-р инж. Милена Лазарова-Мицева
2. Проф. д-р инж. Милена Милева-Карова

Материалите по защитата са на разположение на интересуващите се в канцеларията на Факултет Електроника и Автоматика на ТУ-София, Филиал Пловдив корпус № 4, кабинет № 4242.

Дисертантът е задочен докторант към катедра „Компютърни системи и технологии“ на факултет Електроника и Автоматика. Изследванията по дисертационната разработка са направени от автора, като някои от тях са подкрепени от научноизследователски проекти.

Автор: маг. инж. Вельо Василев

Заглавие: Нови алгоритми и модели за работа на интелигентни агенти-асистенти в рискова среда

Тираж: 30 броя

Отпечатано в печатница CopyExpress, Пловдив

I. ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД ¹

Актуалност на проблема

Изследванията в дисертационния труд обхващат голяма част от технологиите, посочени като ключови в приетата в България „Концепция за цифрова трансформация на българската индустрия“ (Индустрия 4.0), като например: изкуствен интелект и когнитивни системи, машинно самообучение, автономни агенти, симулации, виртуална реалност, цифрови платформи и други. Технологиите добавена, виртуална и смесена реалност са стратегически и откриват нови възможности пред науката и научните изследователи.

Дисертационният труд е посветен на методи за представяне и моделиране на знания и алгоритми за вземане на решения, методи за машинно обучение и използването им за моделиране на рационално поведение на интелигентни агенти-асистенти в електрическа подстанция, разглеждана като рискова среда.

Цел на дисертационния труд, основни задачи и методи за изследване

Цел на научните изследвания в дисертационния труд: да се моделират, реализират и изследват нови алгоритми и модели за поведение на интелигентни виртуални обучаващи се агенти-асистенти в рискова среда.

За постигане на поставената цел е необходимо да бъдат изпълнени следните задачи:

Да се предложи реалистичен 3D прототип на електрическа подстанция с използването на технологията виртуална реалност. Моделът да позволява да се отразяват: въздействието на атмосферните условия върху апаратурата; динамичното възникване на аварии; провеждането на рутинни обходи и наблюдение на обектите от електрическата подстанция; откриването на проблеми и обучението на студенти.

Да се моделира и изследва поведението на интелигентен виртуален агент-асистент в рискова среда, който да притежава знания за развитието на ситуацията, пространствени знания, емпатия, приоритети и възможности за смяна на приоритетите, стратегия за социална власт, умения за социално общуване, реалистичност.

Да се изследва ефективността на различни алгоритми за обучение със стимулиране в рискова среда. Да се модифицират вече съществуващи алгоритми с цел повишаване на тяхната ефективност в рискова среда. Да се предложат нови алгоритми и модели за обучение и за подобряване на поведението на интелигентните агенти-асистенти в рискова среда.

Да се използва математическият апарат на обобщените мрежи и да се предложи ОММ за изследване и анализ на поведението на интелигентен виртуален агент-асистент в рискова среда.

Научните методи, които са използвани, са:

Проучване на литературни източници в областта на методите за машинно обучение за моделиране на рационално поведение на интелигентни агенти-асистенти в рисковата среда на електрическите подстанции.

Проектиране на архитектура на интелигентен обучаващ се агент-асистент в рискова среда;

Проектиране и имплементация на алгоритми за машинно обучение на интелигентни агенти-асистенти с отчитане на различни характеристики на аварийната ситуация или бедствието;

Проектиране и имплементация на модели на виртуални интелигентни агенти-асистенти, използвани във виртуална реалност за обучение на специалисти за работа в рисковата среда;

Провеждане на експерименти за оценка, валидация и верификация на предложената архитектура, на алгоритми за обучение и модели на виртуални интелигентни агенти-асистенти за рисковата среда;

Статистически методи за обработка и представяне на получените експериментални данни.

Научна новост

Предложен е обобщено-мрежов модел за изследване на ефективността и поведението на интелигентен агент-асистент за работа в рискова среда.

Представена е нова архитектура на обучаващ се интелигентен виртуален агент за работа в рискова среда, базиран на полезност, който сменя приоритетите си с цел да обучава потребителите когато е безопасно и да ги евакуира и спаси при възникване на авария

Представен е подход за постигане на адаптивно поведение на интелигентен агент в рискова среда чрез използването на множество планове и две невронни мрежи, които подпомагат избора на конкретен план.

Представена е модификация на алгоритъма за обучение чрез стимулиране Q-learning, основаваща се на използването на множество планове, което осигурява ефективен подход за постигане на адаптивно поведение на ИВА-асистенти в рискова среда и адаптивна стратегия за евакуация.

Практическа приложимост

Постигнатите резултати са с научно-приложен характер в областта на изкуствения интелект и интелигентните системи. Подобни тренажор, модел на умна електрическа подстанция и виртуални агенти-електротехници биха допринесли за подобряване на анализа на риска при работа в тези среди, за повишаване на ситуационната информираност на персонала, както и за вземане на организационни решения относно изграждането и експлоатацията на електрически обекти и съоръжения.

Апробация

Научните резултати са валидирани на научни конференции и семинари, чрез представяне на научните изследвания, обмяна на опит с колеги и получаване на

обратна връзка и оценка от експерти и рецензенти. Проведени са експерименти със специално разработени за целта сценарии и реалистично представена обкръжаваща среда с помощта на 3D сцени на Unity.

Публикации

Основни постижения и резултати от дисертационния труд са публикувани в девет научни публикации, от които една самостоятелна, а останалите в съавторство с научните ръководители.

Структура и обем на дисертационния труд

Дисертационният труд е в обем от **(133)** страници, като включва увод, четири глави за решаване на формулираните основни задачи, списък на основните приноси, списък на публикациите по дисертацията и използвана литература. Цитирани са общо **(230 броя)** литературни източници, като **(176)** са на латиница и **(2 броя)** на кирилица, а останалите **52 броя** са интернет адреси. Работата включва общо **(37 броя)** фигури и **(11 броя)** таблици. Номерата на фигурите и таблиците в автореферата съответстват на тези в дисертационния труд.

II. СЪДЪРЖАНИЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ НА АЛГОРИТМИТЕ ЗА МАШИННО ОБУЧЕНИЕ И ПРИЛОЖЕНИЯТА ЗА ВИРТУАЛНА РЕАЛНОСТ, ИЗПОЛЗВАНИ В ОБЛАСТТА НА ЕНЕРГЕТИКАТА

В тази глава се разглежда прилагането на технологията виртуална реалност за моделиране и реалистична визуализация на задачи и сценарии в областта на енергетиката и пожарната безопасност. Целта е да се подпомогне подготовката на студенти и професионални електроинженери с електрическата безопасност; експлоатацията на електрически подстанции; потенциалните извънредни ситуации; предотвратяването на наранявания; пожарната безопасност; с възможните аварийни ситуации, с отстраняването и профилактиката на аварии, с компенсирането и съхранението на електричество при недостиг или излишък и други. Освен това се разглежда използването на алгоритми за машинно обучение за насочване на евакуация от опасни среди и предотвратяване на повреди, за прогнозирането на пожар и с цел ускоряване на процеса на намиране на съвременни решения на проблемите в тази област като: справяне с въглеродни емисии и радиоактивни отпадъци; ускоряване на намирането на нови елементи, които да се използват за ядрено гориво, за диелектрици, съхранение на електрони и други. Описани и обобщени са най-често използваните алгоритми в тези области. Направени са заключения относно комбинираните предимства от използването на виртуална реалност и алгоритми за машинно обучение.

В Таблица 1 е направено сравнение на използвани модели на симулатори на ВР, тяхното практическо приложение и областта, в която са настроени моделите за обучение на участниците.

Таблица 1. Модели на симулатори във ВР и област на приложение

Област на приложение на модела за обучение	Модели/Примери
Електричество и безопасност	Електрическа безопасност, ВР обучение за електрически работници, симулации на електроподстанция, ремонт на електрически табла [2] [4] [3] [30] [33] [38]
Пожарна безопасност	Обучение по пожарна безопасност във ВР, режими на разпространение на пожар и защита [55]
Обучение на студенти	Електрическа безопасност, ВР обучение по електричество и магнетизъм, силова електроника, ElectroVR [17] [18] [56]
Обучение на специалисти	Обучителна система за ВР; Подобряване на техническите умения [57]

В Таблица 2 са представени алгоритми за машинно обучение, използвани в приложения свързани с опасни среди в следния ред: евакуация от опасна среда; предотвратяване на повреди в електрическото оборудване; прогнозиране и предотвратяване на пожари; откриване на проводими материали.

Таблица 2. Класификация на алгоритмите за машинно обучение, използвани за решаване на проблеми възникващи при работа в рискова среда

Алгоритми използвани за работа във високорискова среда		
Алгоритми, използвани за намиране на пътя и евакуация в среда с висок риск	DQN [58]	SVM [59] [60] [61] Q-Learning [59] [62] Neural Network/ Artificial neural network [59] [63] [64] [65] [66] Decision Tree [59] [66] [67] Radial Basis Function [63] [64] SVR [68] [60] Random Forest [61] [60] [64] [66] [69] [70] Deep Learning [71] [72] [73] [74]
	Q-Network [58]	
	SAC [75]	
	PPO [76]	
	GAIL [77]	
	BC [78]	
Алгоритми, използвани за предотвратяване на аварии	HMM [59]	
	Multi-layer Perceptron [63]	
	Ant colony optimization [79]	
	BOA-NARX [68]	
	ARIMAX [68]	
	Linear Dimension Reduction [80]	
	Maximal Marginal Likelihood Estimation [80]	
	Multiclass SVM [81]	
Алгоритми, използвани за прогнозиране и предотвратяване на пожари	Value iteration [62]	
	Policy iteration [62]	
	Monte Carlo Tree Search [62]	
	Asynchronous Advantage Actor-Critic (A3C) [62]	
	Frequency Ratio-Multilayer Perceptron (FR-MLP) [61]	
	Linear regression [82]	
	Logistic function [83]	
Алгоритми, използвани за намиране на нови проводими елементи	Supervised learning [84]	
	Logistic regression [84]	

Както е показано в третата колона на Таблица 2, някои от алгоритмите се използват и в четирите случая – както за откриване на материал, така и за работа в различни среди с висок риск. SVM, Q-обучение, невронни/изкуствени мрежи, дървета на решенията, радиални базисни функции, Support Vector Regression (SVR), случайна гора и техники за задълбочено обучение са показали ефективност в различни приложения за безопасност, избягване на опасности и предотвратяване на инциденти поради способността им да обработват различни набори от данни и сложни взаимоотношения.

Използване на машинно обучение в проекти за виртуална реалност

Технологията ВР се подпомага от машинно обучение, обработката на естествен език и роботика за да се изградят изображения на реалния свят базирани на мащабни модели. Те се използват съвместно за обучение в медицината за диагностика и лечение [85], за предсказване на вниманието [86], за рехабилитация след инсулт [87] [88], за проектиране и генериране на виртуална архитектура на

сгради подпомогнато от дълбоко обучение и използване на набори от данни [89], за опасни среди без да се излагат на риск хората и оборудването в областта на енергетиката [90] [91] [92], за взаимодействие на хора с роботи в производството [93] [94]. И не на последно място проекти, които комбинират технологиите ВР, виртуален близък и дигитален близък ще доведат до нови още по-мощни възможности и резултати [95].

При технологията ВР целта е да се създаде реалистична и потапяща цифрова среда за потребителите. Фокусът е върху визуализацията на реални или въображаеми светове, взаимодействието с потребителя и потребителското изживяване. При машинното обучение целта е да се реализират и използват методи и алгоритми за обучение от данни за прогнозиране и вземане на решения без да се програмира ръчно всяка задача. Фокусът е върху анализа на данните прогнозирането и автоматизираната обработка на данните.

Машинното обучение може да се използва във ВР:

- за да се персонализира съдържанието според реакциите на потребителите;
- за да се подобри симулацията чрез предсказване на действията на потребителите;
- за да се разпознават жестове, гласови команди, емоции, когнитивни възприятия и реакции на потребителите, състоянието на потребителите, степента на трудност на задачите;
- за да се дава обратна връзка на потребителите.

Комбинирането на реалистичния потапящ потенциал на ВР и аналитичните възможности на машинното обучение води до създаването на силно ангажиращи, строго индивидуални, адаптивни, напълно безопасни и професионално реализирани тренажорни системи [96]. Тези технологии може да се използват за създаване на 3D модели на сгради, интерактивни и ангажиращи реклами представени по уникален начин, реалистично обучение в безопасна среда на пилоти, хирурзи, войници, електроинженери. Машинното обучение е актуално решение за подобряване на бързината и автоматизирането на обработката на изображения в приложенията за виртуална и разширена реалност [97]. Интегрирането на машинно обучение води до по-добро качество на рендираното изображение в реално време [98]. Алгоритмите за машинно обучение трябва да се адаптират за използване в реално време за да се осигури отговор на взаимодействието на потребителите с виртуалната среда. Прилагат се инструменти за автоматично генериране на набори от данни. Обучените дълбоки невронни мрежи използват тези данни за откриване и проследяване на обекти и маркери в приложенията за ДР и за работа във ВР в реално време [97]. Огромният набор от данни, който се изисква за обучение на дълбоки невронни мрежи, може да намали ефективността и точността на приложенията за ВР [99]. Deep Reinforcement learning algorithms са едно решение за избягване на проблема с изискването за много етикетирани данни (labeled training data). Те използват проба-грешка и модели за своето обучение. Едно решение е използването на техники като in-stream supervision [100], които автоматизират етиктирането на данните по време на тяхното използване. Друго решение е трансфера на данни, който може да се реализира чрез техниката за машинно обучение transfer learning [101]. При тази техника за машинно обучение знанията от обучени модели и набори от данни за една задача се използват за да се подобри производителността на друга подобна задача за решаване. Моделите за машинно обучение е необходимо да включват техники за оптимизация за да могат да се адаптират към динамични данни. В [87]

се предлага оптимизиран Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) модел подсилен с Firefly Optimization (FFO). Машинното обучение позволява персонализация на сценариите реализирани във ВР, което се базира на данни и адаптация в реално време. По този начин пациенти и обучавани специалисти специфични за тях показатели като двигателна активност, когнитивна ангажираност, физиологични реакции и могат да предсказват поведението и да оптимизират задачите за изпълнение. Предлага се динамично адаптиране на обучението така че то да остане предизвикателно и постижимо за всеки потребител [87] [102].

Алгоритмите за машинно обучение играят важна роля за анализиране на огромни количества данни за откриване на нови елементи; прогнозиране на потенциални опасности; оптимизиране на стратегии за реагиране при извънредни ситуации; откриване на пожари; предотвратяване на повреди и насочване на евакуациите чрез намиране на пътя. Чрез обработка на информация в реално време алгоритмите за машинно обучение могат да помогнат за идентифициране на модели, които могат да показват непосредствена заплаха, което позволява прилагането на проактивни мерки. Комбинацията от ВР и машинно обучение не само подобрява ефективността на обучението, но също така помага при разработването на предсказуеми модели, които подобряват осведомеността за ситуацията по време на извънредни ситуации

Може би бъдещето е в комбинираното използване на възможностите на различните технологии като ВР, машинно обучение, генеративния изкуствен интелект, разбирането на естествен език, жестове, гласови команди, виртуални близнаци и дигитални близнаци.

За изследване на поведението на интелигентни агенти в рискова среда могат да бъдат използвани различни модели, в това число обобщени мрежи.

Изграждането на подходящ и формално коректен обобщен мрежов модел (ОММ), който да е същевременно разбираем, практически приложим и удобен за интерпретация е сложен процес. Моделът трябва от една страна да отразява сложността на реалния сценарий или система, а от друга страна да е с приемлива изчислителна сложност, да позволява анализ и интерпретация на получените резултати. Това включва няколко под-проблема, в това число:

- каква да бъде структурата на ОММ;
- какви да бъдат преходите и местата в модела така, че да се представят същественият аспекти на системата без да се претоварва с излишни детайли;
- какъв да бъде моделът на токените;
- какви логически, аритметични или алгебрични изрази да се зададат като условия за преминаване на токените през преходите;
- как да се интерпретират резултатите за да се вземат полезни решения и да се подобри ефективността и да се открият тесни места в моделираните системи, обекти или сценарии.

В резултат от направените проучвания в първа глава на дисертационния труд, могат да бъдат направени следните по-важни изводи:

Решаването на проблемите при работа в рискова среда и в частност в областта на енергетиката може да се ускори и да бъде успешно и ефективно при прилагането на алгоритми и модели за машинно обучение.

Необходим е модел на виртуален интелигентен агент-асистент за работа в рисковата среда, който активно да комуникира със специалистите, които се обучават за работа в електрическите подстанции, да следи за потенциални проблеми в оборудването, да реагира при аварийни ситуации, да организира спасителни операции при необходимост.

Технологията ВР позволява алтернативен подход за обучение и експерименти, който е безопасен и евтин.

Тези изводи обосновават необходимостта и ползата от създаването на нови модели и алгоритми за машинно обучение на виртуални агенти-асистенти за работа в рисковата среда съвместно със специалистите и потребителите.

Обект на изследването в дисертационния труд са методи за машинно обучение и моделиране на рационално поведение на интелигентни агенти-асистенти в електрическа подстанция, която се разглежда като рисковата среда.

Предмет на дисертационния труд е изследване на методи и алгоритми за машинно обучение на виртуални обучаващи се агенти-асистенти в рисковата среда на електрическата подстанция.

Работната хипотеза на дисертационния труд е следната: чрез използване на методи и алгоритми за машинно обучение могат да бъдат обучени агенти-асистенти за работа в рисковата среда на електрическа подстанция, които да използват знания за развитието на възникващи критични ситуации, знания за средствата за реагиране, пространствени знания, емоции, стратегии за социална власт и възможности за смяна на приоритетите им.

Научните изследвания, представени в настоящия дисертационния труд, имат за цел да се разработят и изследват нови модели и алгоритми за работа на интелигентни агенти-асистенти в рисковата среда. Изследванията са насочени към моделирането на виртуален триизмерен (3D) тренажор и виртуални 3D интелигентни агенти, които да бъдат асистенти в електрическа подстанция или обект от електроенергийната система за средно и/или високо напрежение. За обучението на виртуалните агенти се предвижда разработване и изследване на работата на модификации на алгоритъм за обучение със стимулиране и нови модели, които се очаква да бъдат полезни за намиране на оптимален път за евакуация при динамично възникване на аварии и при спасителни операции.

Специално внимание се отделя на модела на обкръжаващата среда, който се изисква да включва: визуализация на електрическите съоръжения; визуализация на признаци, които показват, че има повреди по повърхността на съоръженията от рода на пукнатини, петна от масло, ръжда и др.; визуализация и звуков сигнал при аварийна ситуация като пожар, коронен разряд, искри, разкъсване на връзка и др.

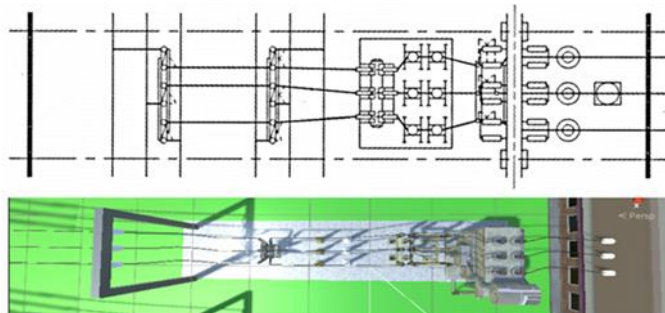
Предвижда се да се изследва поведението на нови модели на интелигентни агенти в позната среда, която включва несигурност и динамичност, дължащи се на случайно възникващи аварийни ситуации.

ГЛАВА 2. МОДЕЛИРАНЕ НА ПОВЕДЕНИЕ НА ВИРТУАЛЕН АГЕНТ В СЛУЧАЙ НА РИСКОВА СИТУАЦИЯ ВЪВ ВИРТУАЛНА ЕЛЕКТРИЧЕСКА ПОДСТАНЦИЯ

2.1. Моделиране на открита разпределителна уредба (ОРУ) с динамично възникващи аварии и провеждане на профилактичен обход

2.1.1. Моделиране структурата на ОРУ

Електроенергийната система е сложна мрежа от генератори, преносни линии, трансформатори и разпределителни системи. Един от най-критичните компоненти на тази система е подстанцията. Електрическите подстанции са от решаващо значение за ефективната и надеждна работа на електрическата мрежа, тъй като те осигуряват средство за регулиране на напрежението, превключване и защита на електрическата система. Електрическите съоръжения на ОРУ имат следната стандартна структура [120] (Фигура 3).

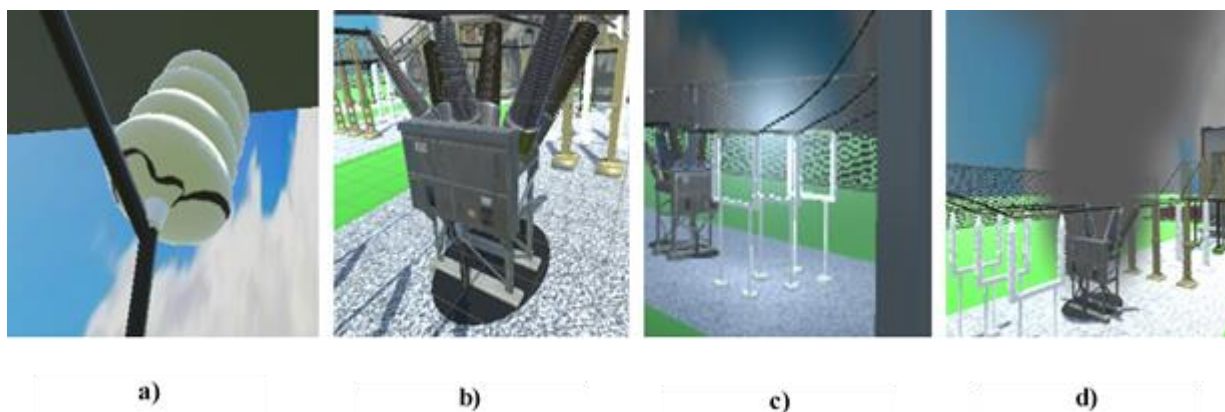


Фигура 3. Моделиран сегмент на база чертеж на стандартна конструктивна структура на ОРУ

2.1.2. Моделиране на набор от аварии в електрически подстанции

Симулирането на проблеми в електрически подстанции с помощта на усъвършенствани компютърно-подпомогнати инженерни инструменти осигурява ценна представа за потенциалните проблеми, които могат да възникнат в подстанциите и техните въздействия [122]. Анализът на симулираните аварии може да помогне при идентифицирането на първопричините за проблемите, оценката на тяхната сериозност и разработването на стратегии за предотвратяване. Инструментите за симулация могат също да са полезни при тестване и оптимизиране на действията на персонала, което води до по-надеждни и устойчиви електрически подстанции.

В дисертационния труд са моделирани набор от аварии, които могат да се наблюдават в една електрическа подстанция (Фигура 5) .

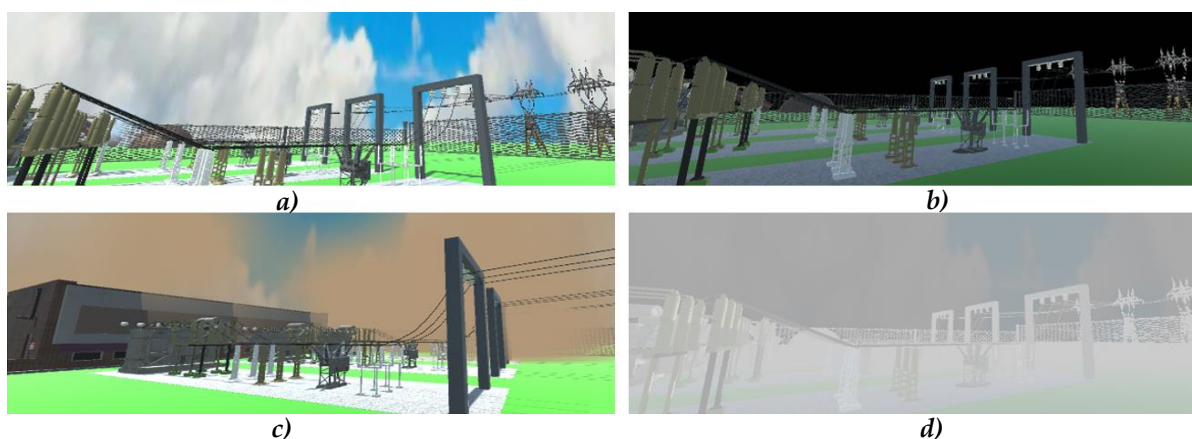


Фигура 5. Възможни аварии в електрическа подстанция: а) напукване на изолатор; б) теч на масло от трансформатор или прекъсвач; с) искри при незатворен разединител; d) изгорял прекъсвач

2.1.3. Симулиране на различни метеорологични условия

Една електрическа подстанция трябва да бъде устойчива и да функционира при множество различни и непрестанно променящи се условия в околната среда (Фигура 6), като например: мълнии, които причиняват щети по прекъсвачите и трансформаторите; силни ветрове, които повреждат висящите проводници или носят пясък/прах; силен дъжд/град; мъгла; сеизмична активност и др.

Реализирано е реалистично пресъздаване на някои от тези неблагоприятни условия, като при тяхното произволно настъпване се увеличава рискът от поява на една или повече от вече изброените повреди, свързани със здравината и работоспособността на инсталираните електрически съоръжения.



Фигура 6. Променливи условия на околната среда: а) ден; б) нощ; с) силен вятър, носещ пясъчни частици; д) мъгла

2.2. Моделиране на поведение на ИВА в рискова ситуация със смяна на цели и приоритети

Изследва се поведението на ИВА при възникването на рискова ситуация. За тази цел е предложен модел на ИВА в рискова среда, базиран на психологическите теории за мотивацията, емоциите и властта. Моделира се смяна на приоритетите на ИВА и като следствие от това - смяна на целта на агента. Моделът на работната среда и моделът на ИВА са дадени съответно в Таблица 3 и Таблица 4. Примерна визуализация на сцени от моделираните сценарии са дадени на Фигура 8, Фигура 9 и Фигура 11. Резултатите от емпирично проучване на доверието, което получава ИВА от потребителите са дадени на Фигура 14, Фигура 15 и Фигура 16. За да се постигне по-голяма реалистичност на ИВА, моделът включва знания за обкръжаващата среда, за най-късия път за евакуация, за местата за обучение на потребителите, както и приоритети, емоции, стратегия за социална власт, зададени цели, възможност ИВА да се обучава, възможност да променя приоритетите и целите си при възникване на риск, роля на специалист-електротехник.

Според сценария, в случайно избран момент след започването на обиколката за обучение и преди тя да е завършила, избухва експлозия, която изисква евакуация на потребителите. Това означава, че ИВА е започнал действия за постигането на първата цел – посещение на последователност от зададени места за обучение. Преди да я постигне обаче, той трябва да прекрати действията за

постигането ѝ и да предприеме действия за постигането на втората цел – евакуация за спасяване на студентите от експлозията.

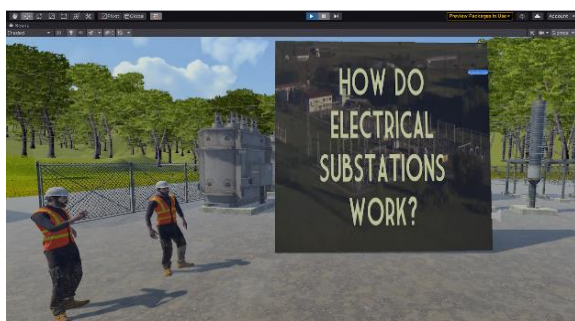
Таблица 3. Модел на обкръжаващата работна среда

Работна обкръжаваща среда	
Модел на електрическа подстанция	Включва генератори, трансформатори, прекъсвачи, габарити и др.
Други герои	Други герои, които се движат на сцената.
Потребители	Студенти, които са на посещение в електрическата подстанция.
Модели	Модел на буря; Модел на експлозия; Модел на авария като например: късо съединение, електрически искри, електрическа дъга и др.
Входен модул	Камера, микрофон, клавиатура, контролери за движение
Изходен модул	Визуализация на сцената, на ИВА, на събитията, които се случват.
Модул "Критик"	Правила, които определят кога и кой приоритет е най-важен; кое събитие каква оценка получава; каква емоция предизвиква; какво действие да се предприеме.

Таблица 4. Модел на интелигентен виртуален агент, базиран на полезност

Интелигентен Виртуален Агент, базиран на полезност	
Мотивация (приоритети)	Необходимост от осигуряване на безопасност и предаване на знания.
Емоции и емпатия	Радост и безпокойство
Социални умения	Походка, мимики, жестове, TTS, разпознаване на реч, Стратегия за социална власт.
Цели	Две цели отговарят на потребностите на агента и могат да бъдат в конфликт.
Разрешаване на конфликтна ситуация.	Разрешаване на конфликтна ситуация чрез промяна на приоритетите и като следствие промяна на целите.
Поведение	Поведение патрулиране; поведение насочено към намиране на най-краткия път до местата за обучение и евакуация.

Способност за учене	Алгоритъм за машинно обучение със стимулиране, който използва модел на наградите; модел на средата; модел за избягване на опасни места.
3D модел на ИВА,	Including movements, mimics, and gestures animation, TTS, and speech recognition. Включва анимация на движения, мимики, жестове, TTS и разпознаване на реч.
Знания	Знания за околната среда; за настъпилите аварии; за пътя за евакуация; за местата където може да се види видео урок; за характеристиките на обектите в електрическата подстанция и познаване на признаците за опасност от авария. Познаване на потребностите, емоциите, които те пораждат, и съответните действия.

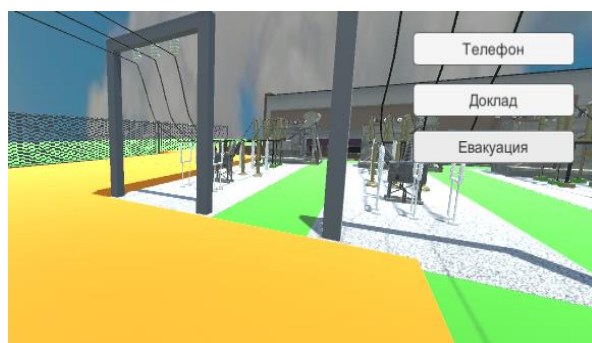


Фигура 8. Модел на виртуална електрическа подстанция с визуализиран интелигентен агент - електротехник



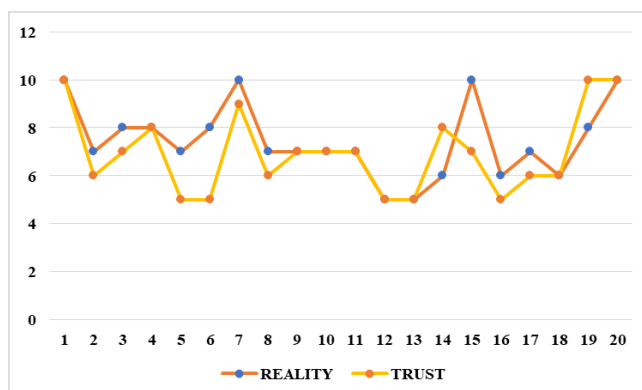
Фигура 9. Сцена от електрическата подстанция в момент на критична ситуация, предизвикана от силна буря

2.3.3. Експериментална постановка за моделиране на обход на виртуалната открита разпределителна уредба и предприемане на действия при откриване на аварии

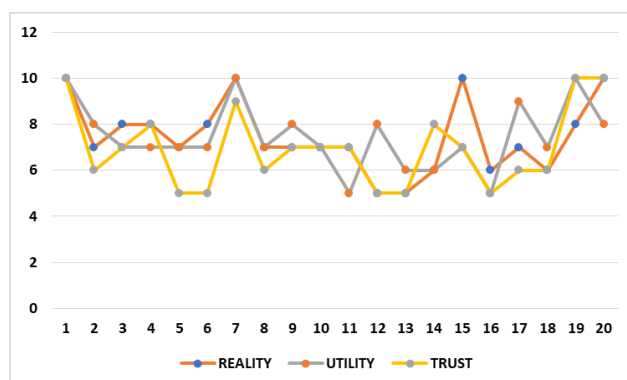


Фигура 11. Безопасен път за евакуация, маркиран в оранжево

2.3.4. Емпирично изследване на мнението на студентите от проведените експерименти

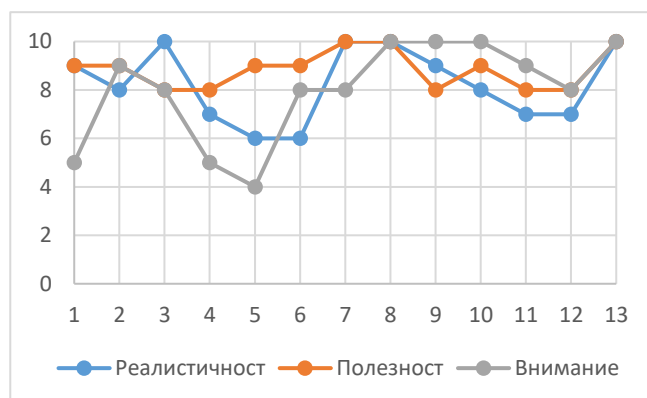


Фигура 14 Резултати от оценката на студентите относно реалистичността на използваните модели и доверието към моделирания ИВА по десетобалната система



Фигура 15 Резултати от оценката на студентите относно реалистичността и полезността на използваните модели и доверието към моделирания ИВА по десетобалната система

Участник №	Реалистичност	Полезност	Внимание
1	9	9	5
2	8	9	9
3	10	8	8
4	7	8	5
5	6	9	4
6	6	9	8
7	10	10	8
8	10	10	10
9	9	8	10
10	8	9	10
11	7	8	9
12	7	8	8
13	10	10	10



Фигура 16 Резултати от проведена анкета със студенти за извършване на обход на 3D моделирана електрическа подстанция. а) резултати в табличен вид, б)Резултати в графичен вид.

Основните резултати от изследванията, представени във втора глава на дисертационния труд, могат да бъдат обобщени както следва:

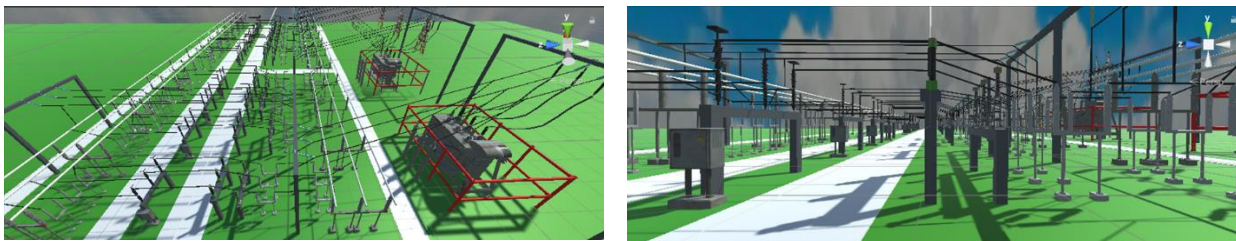
- Предложен е модел на открита разпределителна уредба с динамично възникващи аварии, динамична промяна на метеорологичните условия, съобразени с редуването на деня и нощта.
- С помощта на виртуален аватар, управляван от потребителя, е симулирано извършването на рутинен профилактичен обход на електрическа подстанция и избор на подходящо действие при необходимост.
- Представена е архитектура на обучаващ се интелигентен виртуален агент за работа в рискова среда, базиран на полезност, в който са заложили психологическите теории за мотивацията, емоциите и властта. Моделът включва знания за обкръжаващата среда, за най-късия път за евакуация, за местата за обучение на потребителите, уроци за обучение на потребителите; зададени приоритети, емоции и цели; възможност да се обучава за да намери най-късия безопасен път за евакуация; да променя приоритетите и целите си при възникване на риск; роля на специалист-електротехник; стратегия за социална власт - експерт.
- Изследвано е поведението на новия модел на интелигентен виртуален агент при възникване на рискова ситуация. ИВА реализира смяна на приоритетите си и взема решение за промяна на целта си преди да е постигнал вече започнатата. Това, което се наблюдава е, че в рискова ситуация спасяването на живота и здравето на потребителите става най-важна цел и приоритет на моделирания агент.
- Емпиричното проучване, проведено с ограничен брой потребители показва тяхната положителна нагласа и готовност да използват обучаващ интелигентен агент-асистент, базиран на полезност в рискова среда. Доказва се, че колкото е по-реалистичен моделът на интелигентния агент и обкръжаващата среда, толкова по-голямо е доверието към ИВА и приложението.
- Емоционалният обучаващ се виртуален агент, базиран на полезност, който прилага знания за развитието и изхода от критичната ситуация, стратегия за социална власт и смяна на приоритетите и целите, за да защити и спаси потребителите, е предпочитан за работа в рискова среда.
- Емпиричното проучване, проведено с ограничен брой потребители показва тяхната положителна нагласа и убеждението, че е полезно да се използват обучаващи приложни системи-тренажори, разработени с помощта на технологията VR, които да подпомагат обучението на специалисти за работа в рискова среда.

ГЛАВА 3. МОДЕЛИРАНЕ И ИЗСЛЕДВАНЕ НА АДАПТИВНО ПОВЕДЕНИЕ НА ИНТЕЛИГЕНТЕН АГЕНТ ПРИ ЕВАКУАЦИЯ

В тази глава е представена модификация на Q-learning алгоритъма, наречен Intensity of Characteristic Q-learning (InCh Q-learning), който е алгоритъм за обучение със стимулиране за откриване на най-кратък и същевременно най-безопасен път за евакуация. Предложен е също модел на поведение на виртуален интелигентен агент, който се използва като лидер, познаващ отлично моделираната като

експериментална среда електрическа подстанция и използващ множество планове за да реализира адаптивна стратегия за евакуация.

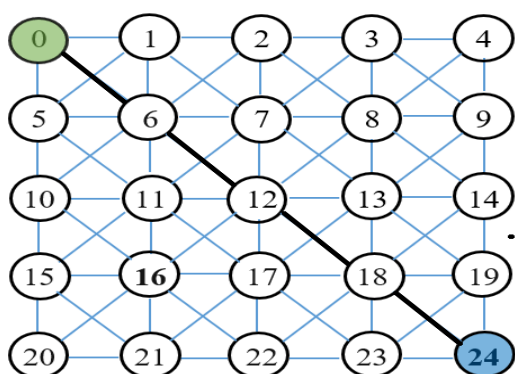
3.3. Модел на обкръжаващата среда във виртуалната реалност, който се използва за провеждане на експериментите



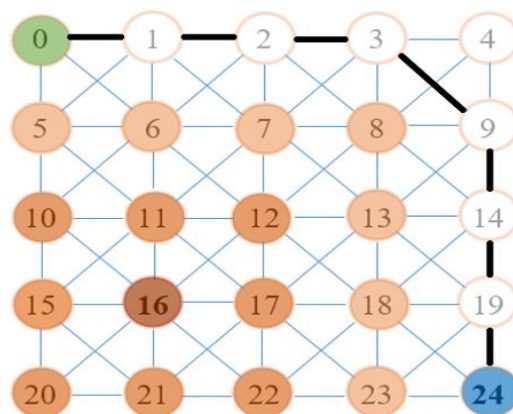
Фигура 17. Модел на електрическа подстанция Пловдив - Юг, България

3.4. Експериментална постановка за намиране на най-кратък безопасен път при различни зони на развитие на пожар чрез алгоритъм InCh Q-learning

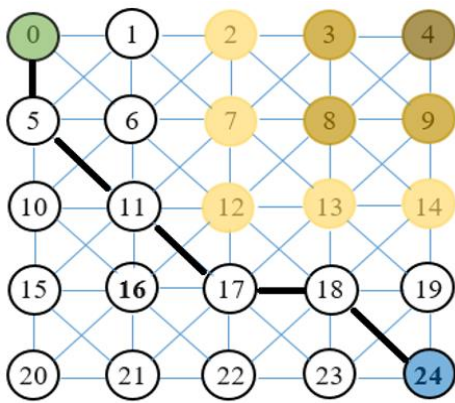
Разглежда се виртуалната електрическа подстанция, дадена на Фигура 17. Неориентираният граф с 25 върха, който е показан на Фигура 18, представя нейния модел. На Фигура 19 е показан този модел със зона на пожар 1 и намереният път за евакуация. На Фигура 20 е показана зоната на пожар 2 и пътя за евакуация. На Фигура 21 са дадени две активни зони на пожар и намерения най-кратък безопасен път за евакуация.



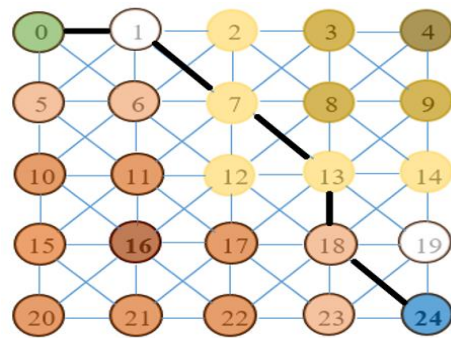
Фигура 18. Неориентиран граф, модел на виртуална електрическа подстанция, дадена на фигура 17. Най-краткият път от връх 1 до целевия връх 24, открит с алгоритъма за обучение със стимулиране Q-learning когато няма критична ситуация.



Фигура 19. Зона на пожар 1. Намереният най-кратък път е отбелязан с черна линия и обхваща последователност от върхове: 0, 1, 2, 3, 9, 14, 19, 24

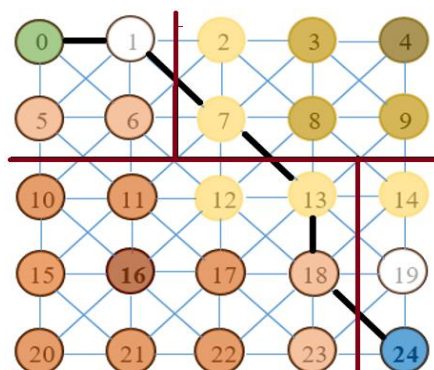


Фигура 20. Зона на пожар 2. Намереният най-къс път е отбелязан с черна линия и обхваща следната последователност от върхове: 0, 5, 11, 17, 18, 24



Фигура 21. Активни са две зони на пожар. Намереният най-кратък път е отбелязан с черна линия и обхваща следната последователност от върхове: 0, 1, 7, 13, 18, 24

3.5. Използване на оптималния път за евакуация като нелинейна граница на решение



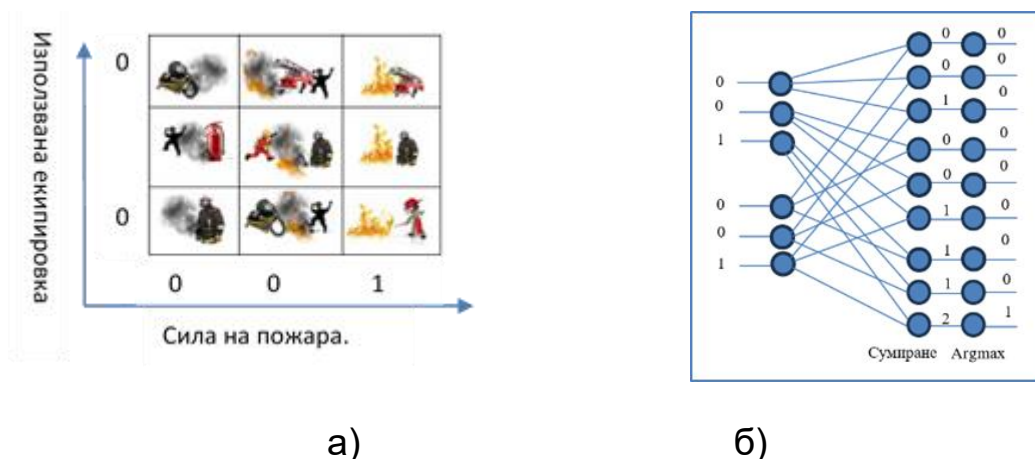
Фигура 23. Използване на "границата на решението" за построяване на решаващо k-d дърво

Последователността от върхове, които принадлежат на намерения най-къс безопасен път, както и техните координати, се съхраняват в масив. Построява се решаващо k-d дърво като се използват тези върхове. Едно примерно решаващо k-d дърво е дадено на Фигура 23 с червена линия. В разглеждания сценарий това решаващо дърво може да се използва за да се намери с логаритмична сходимост към коя зона на риск се намира човек, който трябва да се евакуира.

3.6. Използване на невронни мрежи за вграждане на планове и за намиране на най-подходящ план за евакуация

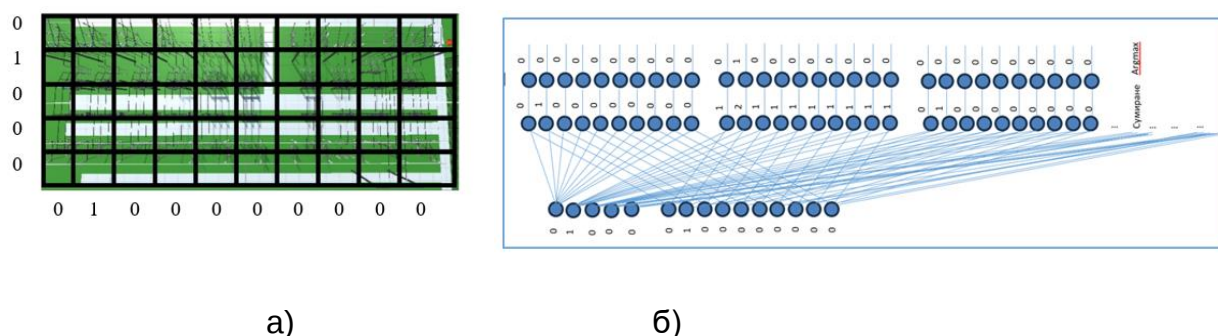
Като резултат от вграждането на плановете се получават девет групи планове. Тези групи категоризират плановете според степента на силата на пожара и наличната екипировка (Фигура 24a). Предлага се каскадно използване на две невронни мрежи.

Първата невронна мрежа се използва за определяне на групата планове според тяхната интензивност и налична екипировка (Фигура 24б).



Фигура 24. а) Девет групи планове за реагиране при различна степен на сила на пожара и различна налична екипировка. б) Невронна мрежа за определяне на групата от планове за реагиране при различна степен на силата на пожара и наличната екипировка.

Освен това плановете са групирани също и според мястото, на което може да възникне пожар (Фигура 25а). За целите на това групиране площта на електрическата подстанция за удобство и по-добра нагледност е разделена на петдесет области/зони (Фигура 25а), подредени в пет реда и десет колони. Във всяка област/зона пожарът може да е с различна интензивност. Втората невронна мрежа се използва след това каскадно за определяне на план за евакуация от избраната от първата невронна мрежа група, но вече според мястото или местата, които обхваща пожарът (Фигура 25б).

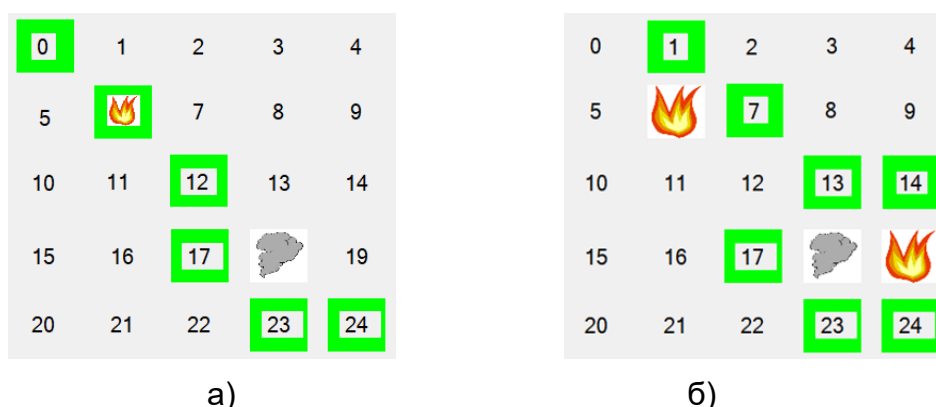


Фигура 25. а) Позиции, в които може да възникне авария в моделираната електрическа подстанция. б) Невронна мрежа за определяне на позицията/зоната от електрическата подстанция, в която е възникнал пожарът.

В сценарии от реалния свят околната среда често е динамична и несигурна. Интелигентен агент, предназначен да заобикаля опасности, не би могъл да се адаптира към тези промени на околната среда ако е обучен само за една ситуация и за ограничен брой критерии на средата.

За разлика от него агент, който е предварително обучен така, че да разполага с голямо множество от планове за действие в различни ситуации, може динамично да превключва между плановете въз основа на текущата ситуация. Това позволява агентът да се адаптира и да се учи от вариациите в околната среда.

Например, ако е налице противопогън, агентът избира политика, която пренебрегва опасността от дим и счита състоянията, в които той е наличен, за безопасни. Ако разполага с пожарогасител, агентът избира политика, която пренебрегва опасността от огън (Фигура 26). В случая, когато на агента са предоставени всички възможни предпазни и защитни средства, се избира политиката за среда без опасности, чиято единствена задача е да се намери най-краткият път за евакуация (Фигура 26). Направени са поредица от експерименти, при които се увеличава броят на опасностите и се следи общият брой посетени състояния на средата. Резултатите са обобщени в Таблица 5.



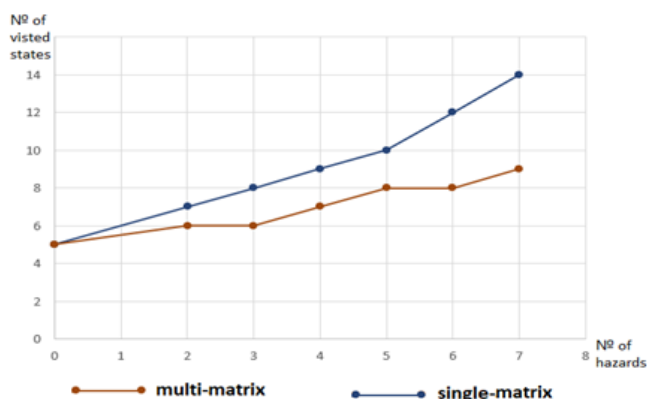
Фигура 26. а) Рискът от пожар се игнорира ако е наличен пожарогасител. б) Алгоритъмът без планиране е неефективен при динамични рискове. Намереният път преминава през: 1, 7, 13, 14, 13, 17, 23, 24

Таблица 5. Експериментални резултати. Общ брой посетени състояния на средата при увеличаване на броя на опасностите при използване на множество планове и без планиране.

Брой опасности	Посетени състояния без използване на планиране	Посетени състояния при използване на множество планове
3	8	6
4	9	7
5	10	8
6	12	8
7	14	9

Поведението на агента, който не разполага с множество различни планове, е по-неефективно в сравнение с поведението на агент, който разполага с тях (Фигура 27). В новата ситуация агентът трябва да търси нов безопасен път до целта, за който не е предварително обучен.

Неефективността на поведението на агента се изразява в извършване на ненужни стъпки в средата (Фигура 26б). Също така може да бъде открит по-дълъг и неоптимален път до целта.



Фигура 27. Графично представяне на експерименталните резултати

Резултатите показват, че с увеличаване на броя на опасностите се увеличава броят на посетените върхове както при използването на множество планове, така и при липса на предварително обучение за различните ситуации.

Разликата при алгоритъма с използване на планове се състои в това, че броят на посетените върхове расте значително по-бавно, което го прави по-ефективен. Също така се вижда, че темпото, с което се правят ненужни стъпки, когато не се използват множество планове, нараства.

Основните резултати от изследванията, представени в трета глава на дисертационния труд могат да бъдат обобщени както следва:

- Предложен е модел на реално съществуваща обходна шина на електрическа подстанция „Пловдив-юг“, България, при който съоръженията са подредени по начин, отговарящ на действителното им разположение и свързване.
- Предложена е модификация на Q-алгоритъма за обучение чрез стимулиране – алгоритъм InCh Q-learning, при която са въведени модели на интензивността на всяка характеристика на пожара, два прага на безопасност и приоритет. Това позволява да се избира път за евакуация, при който по-опасните характеристики имат възможно най-малка интензивност, а по-малко опасните може да имат по-голяма интензивност.
- Компромисите, които допуска алгоритъмът InCh Q-learning, са минимални и се отнасят до преминаване през опасни участъци само при необходимост и единствено при наличие на специализирана екипировка.
- Установено е, че намереният оптимален път за евакуация чрез InCh Q-learning алгоритъма може да се използва като нелинейна граница на решение за построяване на решаващо k-d дърво с цел бързо откриване на местоположението на хора за евакуация.
- Предложено е каскадно използване на две невронни мрежи, които бързо и ефективно намират най-подходящия план за евакуация: невронна мрежа за определяне на групата от планове за евакуация при различна степен на силата на пожара и наличната екипировка; и невронна мрежа за определяне на зоната от електрическата подстанция, в която е възникнал пожарът.
- Проведените експерименти с прилагането на алгоритъм за евакуация, който използва множество планове, показват неговите предимства при постигането на адаптивно поведение на обучаващи се интелигентни агенти в рискова среда.
- Постигнато е адаптивно поведение на интелигентен агент в рискова среда чрез използването на множество планове и две невронни мрежи, които подпомагат избора на конкретен план.

- Предложеният модел на поведение при евакуация на базиран на полезност обучаващ се интелигентен агент е представен като когнитивен процес. Този модел е основан на пълните пространствени знания на агента, знанията му за наличната противопожарна екипировка и местоположението на потребителите и бързия достъп до планове за евакуация чрез две невронни мрежи.

ГЛАВА 4. МОДЕЛИРАНЕ И ИЗСЛЕДВАНЕ НА ЕФЕКТИВНОСТТА НА ВИРТУАЛНИ АГЕНТИ В СЦЕНАРИИ ЗА РИСКОВА СРЕДА

4.3. Обучаваща обкръжаваща среда и експериментална постановка за обучение на модел на виртуален дрон за гасене на пожар

Целта на експериментите е да се определи кой от двата алгоритъма за обучение на невронни мрежи SAC или PPO е по-ефективен за погасяването на пожар и при кой от тези алгоритми обучението е по-бързо. Затова експериментът е проведен на два етапа.

При първия етап се тестват дроновете след като са преминали 1 000 000 обучителни стъпки. При втория етап се тестват същите дронове, но след като са преминали 5 000 000 обучителни стъпки. И при двата етапа на експеримента се провеждат по 120 игри, като целта на всяка игра е да се погаси горящо дърво. Наблюдават се разликите в поведението на дроновете при първия и втория етап на експеримента като се отчитат броя победи и броя награди, получени от дроновете за двата алгоритъма PPO и SAC. Резултатите са представени съответно в Таблица 6 и Таблица 7.

Таблица 6. Етап 1 с 1 000 000 обучителни стъпки

	Положителни награди	Брой победи	Алгоритъм
Drone1	118	15	SAC
Drone2	110	12	SAC
Drone3	113	14	SAC
Drone4	73	12	PPO
Drone5	34	9	PPO
Drone6	21	8	PPO

От резултатите, показани в Таблица 6 и Таблица 7 се вижда, че дроновете, които са обучени с алгоритъма SAC, получават повече положителни награди при обучението си. Това означава, че те са постигнали целта повече пъти и следователно те се обучават по-бързо. Затова постигат и малко повече победи в сравнение с дроновете, обучени с алгоритъма PPO.

По-конкретно резултатите за получените положителни награди са следните: от Таблица 6, която показва резултатите от първия етап на експеримента, се вижда, че дроновете, обучени с алгоритъма SAC, са получили 341 броя положителни награди за 1 000 000 обучителни стъпки или 73%. За същия брой стъпки дроновете, обучавани с алгоритъма PPO, са получили 128 броя положителни награди или 27%.

Както се вижда от резултатите, показани в Таблица 7 за втория етап на експеримента дроновете, обучени с алгоритъма SAC, са получили 1629 броя положителни награди или 66% за 5 000 000 обучителни стъпки. За същия брой обучителни стъпки дроновете, обучавани с алгоритъма PPO, са получили 853 броя положителни награди или 34%.

Наблюдава се увеличаване на скоростта на обучение на дроновете, обучавани с алгоритъма PPO при втория етап на експеримента.

Таблица 7. Етап 2 с 5 000 000 обучителни стъпки

	Положителни награди	Брой победи	Алгоритъм
Drone1	665	19	SAC
Drone2	529	18	SAC
Drone3	435	16	SAC
Drone4	355	14	PPO
Drone5	247	11	PPO
Drone6	252	12	PPO

При втория етап от експеримента единствената разлика е, че са приложени много повече обучителни стъпки преди изпитването на виртуалните дронове (5 000 000 обучителни стъпки) и са отчетени по-добри резултати в поведението им. Следователно по-големият брой обучителни стъпки води до по-добри резултати. За да се оптимизира поведението на виртуалните агенти са необходими повече обучителни стъпки за да успеят да изследват по-добре цялата среда за обучение и да натрупат повече пространствени знания. Те картографират по-оптимални пътища до всяко дърво и успяват да го достигнат за по-кратко време.

4.5. Обкръжаваща среда и експериментална постановка за моделиране на виртуален агент в ролята на електроинженер

В този експеримент се моделира виртуален агент, който не се управлява от потребителя във виртуалната среда на електрическата подстанция, като се използва платформата за изследвания Unity.

Експерименталните настройки включват изчерпателен набор от параметри, които контролират поведението на виртуалния агент и процесите на вземане на решения. Той е оборудван с набор от сензори за събиране на информация за заобикалящата го среда - сензори за близост за откриване на близки обекти и сензори за състояние за наблюдение на състоянието на електрическото оборудване. Вземането на решения и адаптирането на агента към средата се реализира с помощта на следните четири различни сценария (Фигура 29 и Фигура 30):

- Достигане на превключвател за изключване на захранването в случай на авария (статична цел в статична и безопасна среда);
- Локализиране и оказване на помощ на пострадал работник на произволно място в електрическата централа (динамична цел в статична и безопасна среда);
- Достигане на превключвателя на захранването, като се избягва пожар (статична цел в статична опасна среда);

- Намиране и оказване на помощ на ранен работник, като същевременно се избягват случайно възникващи искри от дефектно оборудване (динамична цел в динамична и опасна среда).

Опасностите се симулират с помощта на вградената система за частици на платформата Unity.

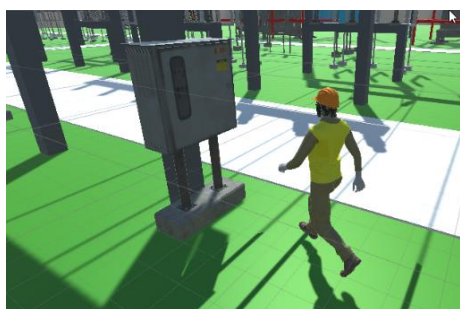


а)

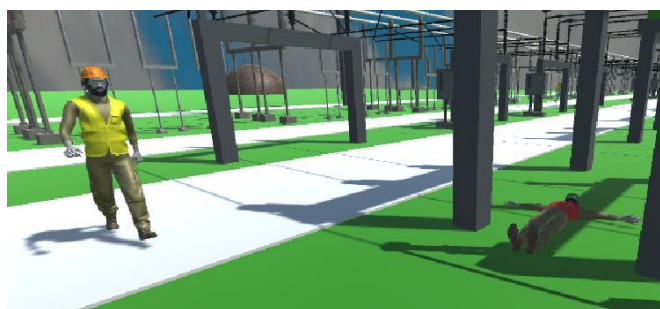


б)

Фигура 29. а) Моделираният виртуален агент заобикаля опасността дим. б) Моделираният виртуален агент трябва да достигне ранен работник като избягва препятствие



а)



б)

Фигура 30. а) Моделираният виртуален агент намира електрическата кутия, б) Моделираният виртуален агент търси ранен работник

4.6. Експериментални резултати при моделиране на виртуален агент в ролята на електроинженер

За обучението на агента да достига дадена цел, чиито координати остават непроменени във всеки нов епизод и при двата алгоритъма (SAC и PPO) са необходими не повече от 150 000 стъпки (Фигура 31). Постигнатата успеваемост е почти 100%. На фигура 31 са показани данните от командния прозорец в Windows по време на процеса на обучение с PPO. Първите 50 000 стъпки са отнели 568 секунди, а средната величина на наградите е отрицателна стойност (-0.123). В периода от 50 000 до 100 000 стъпки средната награда се е повишила на 0.991, а в интервала от 100 000 до 150 000 е стана 1.000, което означава, че агентът има

100% успеваемост в този сценарий и не е необходимо да се продължава процесът на обучение. Получените резултати за всеки от четирите сценария са показани в Таблицы 8÷11.

При имитационното обучение на агента са известни различни демонстрации и е наблюдаван средният успех. За да бъде постигнат успех, агентът е оставен да пресъздаде наученото в рамките на 50 000 стъпки, като се наблюдава броят на успешните и неуспешните опити. Тъй като GAIL продължава да се усъвършенства, по време на тези опити постига по-висока успеваемост. също така, резултатите от имитационните алгоритми силно зависят от предоставените им демонстрации.

Таблица 8. Резултати от първия сценарий

стъпки	Процент на победи	
	SAC	PPO
50 000	46 %	45 %
100 000	97 %	95 %
150 000	100 %	100 %

брой демонстрации	Процент на победи	
	CB	GAIL
10	30 %	74 %
25	67 %	95 %
50	>90 %	99 %

Таблица 9. Резултати от втория сценарий (динамична цел в статична и безопасна среда)

стъпки	Процент на победи	
	SAC	PPO
65 000	45 %	43 %
130 000	86 %	82 %
200 000	>95 %	>95 %

брой демонстрации	Процент на победи	
	CB	GAIL
10	10 %	60 %
25	45 %	85 %
50	> 80 %	>95 %

Таблица 10. Резултати от трети сценарий (статична цел в статична опасна среда)

стъпки	Процент на победи	
	SAC	PPO
150 000	48 %	54 %
250 000	66 %	68 %
500 000	>85 %	>80 %

брой демонстрации	Процент на победи	
	CB	GAIL
10	25 %	70 %
25	61 %	90 %
50	> 90 %	>95 %

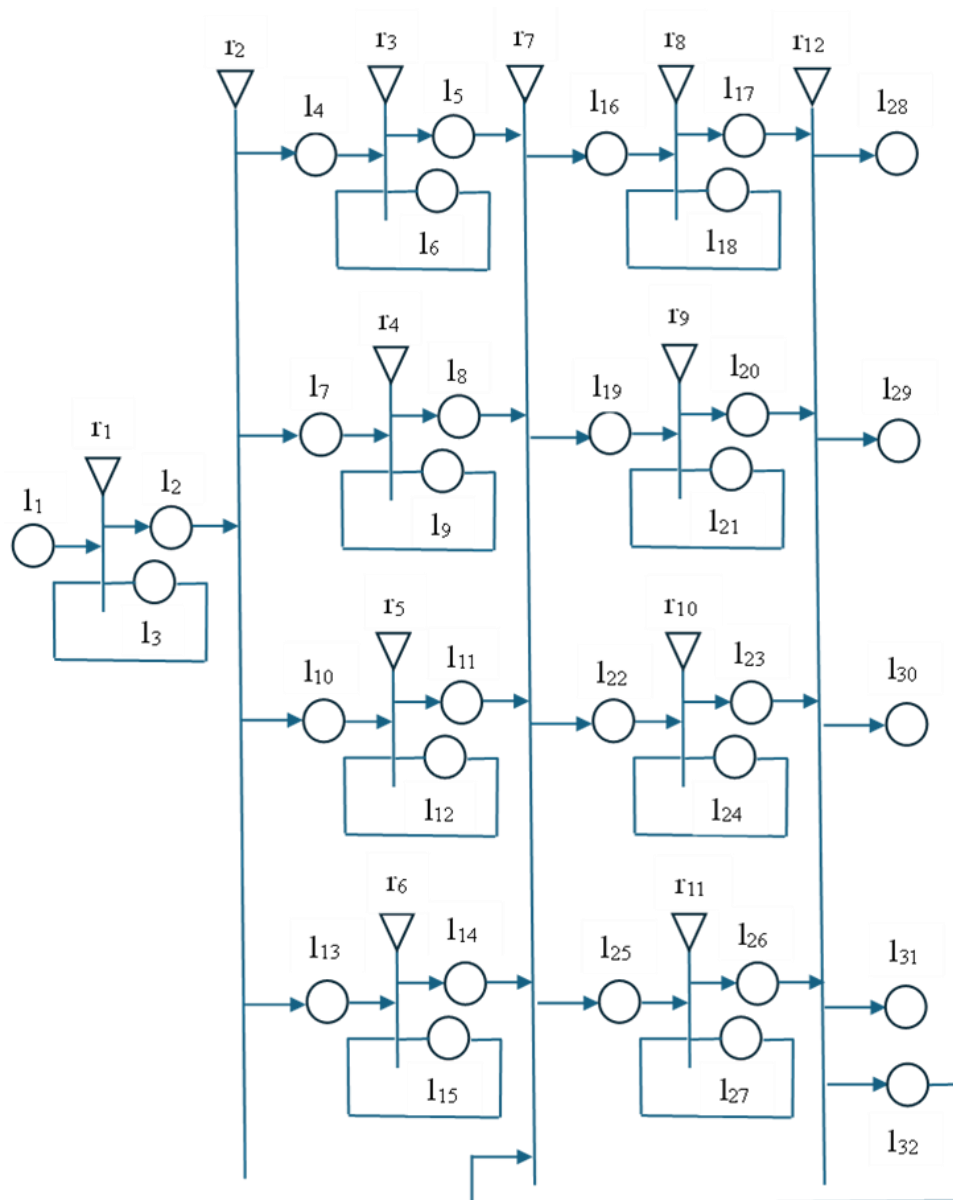
Таблица 11. Резултати от четвъртия сценарий (динамична цел в динамична и опасна среда)

стъпки	Процент на победи	
	SAC	PPO
150 000	35 %	38 %
250 000	52 %	48 %
500 000	>80 %	>75 %

брой демонстрации	Процент на победи	
	CB	GAIL
10	<15 %	37 %
25	32 %	59 %
50	68 %	>85 %

4.7. ОММ за анализ на ефективността на ИВА-асистент в рискова среда

На Фигура 34 е представен обобщеният мрежов модел, с помощта на който може да се изследва ефективността на ИВА, който решава различни задачи в рискова среда. Индексираниите матрици на преходите на този модел са дадени на Фигура 35. Целта на всеки преход в ОММ е следната:



Фигура 34. ОММ за анализ на ефективността на ИВА в рискова среда

r_1 - избор на ядро – ОММ на ИВА с необходимата архитектура за провеждане на експеримента. Примерни ядра са: ОММ на ИВА-електротехник в рискова среда; ОММ на ИВА-дрон за гасене на пожар; ОММ на ИВА-електроинженер за извършване на спасителни операции. Въведени са следните булеви променливи за определяне на избраната архитектура на ИВА: Bool_IVA_el_technic; Bool_IVA_drone; Bool_IVA_rescue.

r_2 - избор на сценарий – възникване на опасна ситуация, която изисква евакуация; сценарий на патрулиране в електрическа подстанция; авария, при която се изисква осъществяване на спасителна операция; обучение на студенти или специалисти на място в електрическата подстанция. Въведени са булеви променливи, които съответстват на всеки сценарий: Bool_evacuation; Bool_rescue; Bool_patrolling; Bool_student_learning.

Преходите r_3 , r_4 , r_5 и r_6 представят всеки от посочените четири моделирани сценария.

$r_1 =$	l_2	l_3
l_1	w_{12}	false
l_3	false	w_{33}

$r_2 =$	l_4	l_7	l_{10}	l_{13}
l_2	w_{24}	w_{27}	w_{210}	w_{213}

$r_3 =$	l_5	l_6
l_4	w_{45}	false
l_6	false	w_{66}

$r_4 =$	l_8	l_9
l_7	w_{78}	false
l_9	false	w_{99}

$r_5 =$	l_{11}	l_{12}
l_{10}	w_{1011}	false
l_{12}	false	w_{1212}

$r_6 =$	l_{14}	l_{15}
l_{13}	w_{1314}	false
l_{15}	false	w_{1515}

$r_7 =$	l_{16}	l_{19}	l_{22}	l_{25}
l_5	w_{516}	false	false	false
l_8	false	w_{819}	false	false
l_{11}	false	false	w_{1122}	false
l_{14}	false	false	false	w_{1425}
l_{32}	w_{3216}	w_{3219}	w_{3222}	w_{3225}

$r_8 =$	l_{17}	l_{18}
l_{16}	w_{1617}	false
l_{18}	false	w_{1818}

$r_{10} =$	l_{23}	l_{24}
l_{22}	w_{2223}	false
l_{24}	false	w_{2424}

$r_{11} =$	l_{26}	l_{27}
l_{25}	w_{2527}	false
l_{27}	false	w_{2727}

$r_9 =$	l_{20}	l_{21}
l_{19}	w_{1920}	false
l_{21}	false	w_{2121}

$r_{12} =$	l_{28}	l_{29}	l_{30}	l_{31}	l_{32}
l_{17}	w_{1728}	false	false	false	$w_{17,32}$
l_{20}	false	w_{2029}	false	false	$w_{20,32}$
l_{23}	false	false	w_{2330}	false	$w_{23,32}$
l_{26}	false	false	false	w_{2631}	$w_{26,32}$

Фигура 35. Индексирани матрици на преходите в ОММ за анализ на ефективността на ИВА в рискова среда

Предикатите w_6 , w_9 , w_{12} , w_{15} се отнасят за достъпа до необходимите знания за реализирането на тези сценарии. Знанията се представят с вътрешни ядра съответно за всеки от дадените преходи.

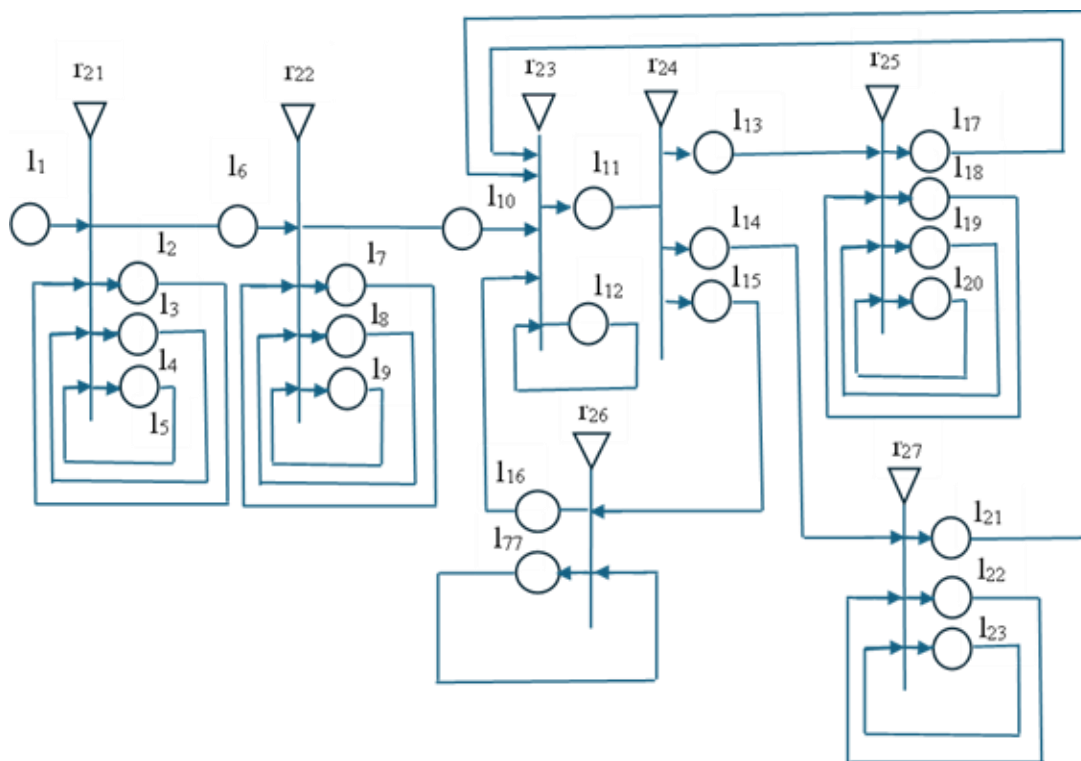
r_7 е преход, с който се цели изборът на алгоритъм за обучение на ИВА. Възможните алгоритми са: InCh-Q-алгоритъм за машинно обучение; модификация на Q-алгоритъма за машинно обучение със стимулиране за избор на най-подходящ план за евакуация; SAC, PPO, GAIL, CB. Въведени са следните булеви променливи: Bool_InCh_Q; Bool_RL_evacuation; Bool_SAC; Bool_PPO; Bool_GAIL; Bool_CB.

Преходите r_8 , r_9 , r_{10} и r_{11} представят реализацията на всеки от реализираните алгоритми за машинно обучение. Предикатите w_{18} , w_{21} , w_{24} , w_{27} се отнасят за достъпа до знанията, необходими за реализацията на всеки от алгоритмите.

4.8. ОММ за изследване на поведението на ИВА-електротехник в рискова среда

Предложеният ОММ за изследване на поведението на ИВА-електротехник в рискова среда, даден на **Фигура 36**. Индексирани матрици на преходите на този модел са дадени на **Фигура 37**. Целта на всеки преход в този втори предложен ОММ е следната:

Преходът r_{21} – представя възможността ИВА-електротехник да получи знания: за околната среда - според модела на реално съществуващата открита разпределителна уредба; за местоположението на наличната екипировка и техническите средства за защита; за наличните планове. Тези знания се моделират с вътрешни за самия преход ядра и предикатите w_3 , w_4 , w_5 .



Фигура 36. ОММ за изследване на поведението на ИВА-електротехник в рискова среда

Преходът r_{22} – описва знанията, които ИВА-електротехник получава за съществуващите емоции, потребностите и стратегиите за социална власт, представени с вътрешни ядра за този преход и предикат w_7 7, w_8 8, w_9 9.

Преходът r_{23} – моделира правилата за промяна на приоритетите и целите, в зависимост от ситуацията - рискова или безопасна за обучение на потребителите. Те се реализират с вътрешни за прехода ядра и предикатите w_{12} 12 .

Преходът r_{24} – показва избор на един от възможните сценарий – възникване на рискова ситуация - авария; патрулиране или обучение на потребители при безопасна околна среда. Тези сценарии може да се развиват на случаен принцип. Възможно е по време на един от тях да се премине към развитието на някой от другите сценарии. Това води до промяна на емоциите, потребностите, приоритетите и целите, както и до промяна на поведението и предприетите действия.

С прехода r_{25} се реализира модел на действията за евакуация, които трябва да се предприемат при възникнала авария. Вземат се предвид: реализираните алгоритми за обучение със стимулиране - InCh_Q алгоритъмът [228] и алгоритъмът за реализиране на динамично адаптивно поведение чрез използване на множество планове [227]; използването на граница на решението за откриване на пострадали потребители [230]; прилагането на стратегия за социална власт [228]. Те са реализирани с вътрешни ядра, които циркулират в този преход. Това се осъществява с предикатите w_{18} 18, w_{19} 19, w_{20} 20.

Преходът r_{26} илюстрира реализирането на социални умения от ИВА-електротехник при обучението на потребители, дошли на посещение в електрическата подстанция. Той изисква знания за мимиките, жестовите и уроците, които трябва да се обяснят. Знанията се моделират с циркулирането на вътрешни ядра, представено с предиката w_{77} 77.

Преход r_{27} показва реализацията на поведението на патрулиране, при което се изискват знания за възможните проблеми, за които трябва да се следи, както и за начина да се реагира при откриването им. Тези знания също се моделират с вътрешни ядра за прехода и предикатите w_{22} 22, w_{23} 23.

Основните изводи от изследванията, представени в четвърта глава на дисертационния труд, могат да бъдат обобщени както следва:

- Изследвано е поведението на модел на дрон за гасене на пожар, обучен с алгоритмите SAC и PPO, поддържани от Unity ML-Agent инструментариума. Резултатите показват, че алгоритмите SAC и PPO са ефективни и може да се използват за решаване на реални задачи.
- Изследвано е поведението на модел на виртуален електроинженер, който трябва да извърши спасителни операции при различни сценарии и който е обучен с алгоритмите за дълбоко обучение чрез стимулиране SAC, PPO и алгоритмите за имитационно обучение GAIL и BC, поддържани от Unity ML-Agent инструментариума. Резултатите показват, че тези алгоритми са ефективни и може да се използват за решаване на реални задачи.
- Предложени са четири сценария за провеждане на спасителна операция, които се отнасят за достигане на: статична цел в статична и безопасна среда;

динамична цел в статична и безопасна среда; статична цел в статична и опасна среда; динамична цел в динамична и опасна среда.

- Математическият апарат на обобщените мрежи е приложен за представяне на поведението на ИВА в рискова среда.
- Предложени са два ОММ, с помощта на които може да се изследва ефективността и поведението на ИВА с различни архитектури при различни сценарии и при прилагане на различни алгоритми за машинно обучение.

НАУЧНИ, НАУЧНО-ПРИЛОЖНИ И ПРИЛОЖНИ ПРИНОСИ

В резултат на проведените в дисертационния труд изследвания са постигнати следните основни приноси:

- **Научни приноси:**

- Предложен е обобщено-мрежов модел за изследване на ефективността и поведението на интелигентен агент-асистент за работа в рискова среда.

- **Научно-приложни приноси:**

- Представена е нова архитектура на обучаващ се интелигентен виртуален агент за работа в рискова среда, базиран на полезност, който сменя приоритетите си с цел да обучава потребителите когато е безопасно и да ги евакуира и спаси при възникване на авария;
- Изследвано е поведението на ИВА-асистенти в рискова среда за доказване на необходимост те да имат роля, която им дава социална власт като лидери; да притежават пространствени знания, знания за използването и наличието на противопожарна екипировка, знания за развитието на рисковата ситуация; да имат емоции, приоритети и умения за социално общуване;
- Предложен е алгоритъм Intensity of Characteristic Q-learning algorithm (InCh Q-learning) за намиране на оптимален път за евакуация чрез използване на данни за интензивността на характеристиките на пожара;
- Предложен е подход за постигане на адаптивно поведение на интелигентен агент в рискова среда чрез използване на множество планове и две невронни мрежи, които подпомагат избора на конкретен план;
- Направен е анализ на ефективността на поведението на ИВА, обучени с алгоритми за обучение със стимулиране (SAC, PPO) и алгоритми за обучение с имитация (BC, GAIL).

- **Приложни приноси:**

- Предложени са прототипи и 3D модели на:
 - ☐ Реално съществуваща открита разпределителна уредба.
 - ☐ Обучаващ се виртуален агент-асистент, който може да обучава потребители в рискова среда; да смени приоритетите си при възникване на авария; да изпълни последователност от действия при реализирането на спасителна операция.
 - ☐ Виртуална електрическа подстанция с динамично възникващи аварии, причинени от метеорологичните условия.

СПИСЪК НА ПУБЛИКАЦИИТЕ ПО ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

- P1. Dilyana Budakova, **Velyo Vasilev** and Stanimir Stefanov. 2022. "Machine Learning and Virtual Reality Technology in Power Engineering" *AIP Conf. Proc.* 2980, 040003 (2024) <https://doi.org/10.1063/5.0184757> (индексирана в **Scopus**).
- P2. Dilyana Budakova, **Velyo Vasilev**, Lyudmil Dakovski, Stanimir Stefanov. 2023. „Virtual Agent Behavior Modeling in Case of a Risky Situation in a Virtual Electrical Substation.“ *15th international conference on Agents and Artificial intelligence (ICAART 2023)*. Lisbon, Portugal, 22-24 February 2023, DOI:10.5220/0011623700003393 Corpus ID: 257355886 (индексирана в **Scopus**).
- P3. **Velyo Vasilev**, Stanimir Stefanov. 2023. „Modelling an Outdoor Substation with Dynamically Occurring Faults and Conducting a Preventative Inspection.“ *12-th International Scientific Conference on Engineering, Technologies, and Systems (TechSys 2023)*, 26-28 published in May 2023, Plovdiv, IOP Publishing, AIP Conf. Proc. 3078, 040003 (2024) <https://doi.org/10.1063/5.0209284> (индексирана в **Scopus**).
- P4. Dilyana Budakova, **Velyo Vasilev**, Lyudmil Dakovski. 2023. „A Reinforcement Learning Algorithm for the Optimal Evacuation Route Finding from an Electrical Substation“, *12-th International Scientific Conference on Engineering, Technologies, and Systems (TechSys2023)*, 26-28 May 2023, Plovdiv, IOP Publishing AIP Conf. Proc. 3078, 040005 (2024) <https://doi.org/10.1063/5.0209018> (индексирана в **Scopus**).
- P5. Dilyana Budakova, **Velyo Vasilev**, Lyudmil Dakovski. 2024. „Modeling Virtual Agent Behavior Using an Adaptive Multi-Plan Evacuation Strategy“, *13-th International Scientific Conference on Engineering, Technologies, and Systems (TechSys2024)*, Plovdiv, IOP Publishing AIP Conf. Proc. 3274, 040004 (2025) <https://doi.org/10.1063/5.0259700> (индексирана в **Scopus**).
- P6. Georgi Harbaliev, **Velyo Vasilev**, Dilyana Budakova. 2024. „An Approach to Modeling and Studying the Behavior of Firefighting Drones Using Unity ML-Agents“, *12-th International Scientific Conference Computer Science, (COMSCI)*, Sozopol, Bulgaria, IEEE, 2024, PP. 1-5, DOI: 10.1109/COMSCI63166.2024.10778513 (индексирана в **Scopus**).
- P7. **Velyo Vasilev**. 2025 . „Examining the Productivity of Agent Trained with RL and IL for Emergency Tasks in a Virtual Electrical Substation“, 60th International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies (ICEST) (IEEE Conference Record #66328), which is technically co-sponsored by the Republic of North Macedonia Section, Bulgaria Section, Serbia & Montenegro Section (**приета за публикуване и индексиране Scopus**).
- P8. Dilyana Budakova, **Velyo Vasilev**, Lyudmil Dakovski, 2025, „Generalized Net Model for Analysis on Behavior and Efficiency of IVA in a Risky Environment“, *International Scientific Conference on Engineering, Technologies and Systems, (TechSys2025)*, 15-17 May, 2025, Plovdiv, **MDPI** (**приета за публикуване и индексиране в Scopus**).
- P9. **Velyo Vasilev**, Dilyana Budakova, Veselka Petrova-Dimitrova, 2025, „Applications of Virtual Reality Simulations and Machine Learning Algorithms in High-Risk Environments“, *International Scientific Conference on Engineering, Technologies and Systems, (TechSys2025)*, 15-17 May, 2025, Plovdiv, **MDPI** (**приета за публикуване и индексиране в Scopus**).

SUMMARY
DISSERTATION FOR ACQUIRING THE EDUCATIONAL AND SCIENTIFIC DEGREE
"DOCTOR"

TOPIC: NEW ALGORITHMS AND MODELS FOR WORK OF INTELLIGENT
AGENTS-ASSISTANTS IN RISK ENVIRONMENTS

AUTHOR: Master of Engineering Velyo Enev Vasilev

The research in the dissertation covers a large part of the technologies indicated as key in the "Concept for Digital Transformation of the Bulgarian Industry" (Industry 4.0) adopted in Bulgaria, such as: artificial intelligence and cognitive systems, machine learning, autonomous agents, simulations, virtual reality, digital platforms, etc. Augmented, virtual, and mixed reality technologies are strategic and open up new opportunities for science and researchers.

The dissertation is dedicated to methods for representing and modeling knowledge, as well as decision-making algorithms and machine learning methods, and their application in modeling the rational behavior of intelligent assistant agents in an electrical substation, which is considered a high-risk environment.

A generalized network model is proposed for studying the effectiveness and behavior of an intelligent assistant agent operating in a high-risk environment.

A new architecture of a learning intelligent virtual agent for work in a risky environment, based on utility, is presented, which changes its priorities in order to train users when it is safe and to evacuate and rescue them in the event of an accident.

The behavior of IVA assistants in a risky environment was studied to prove the need for them to have a role that gives them social power as leaders; to possess spatial knowledge, knowledge about the use and availability of firefighting equipment, knowledge about the development of the risky situation; to have emotions, priorities and social communication skills;

An approach is presented to achieve adaptive behavior of an intelligent agent in a risky environment by using multiple plans and two neural networks that support the selection of a specific plan.

A modification of the Q-learning stimulus learning algorithm is presented, based on the use of multiple plans, which provides an effective approach to achieve adaptive behavior of IVA assistants in a risky environment and an adaptive evacuation strategy.

The achieved results are of a scientific and applied nature in the field of artificial intelligence and intelligent systems. Such a simulator, a model of a smart electrical substation and virtual agents-electricians would contribute to improving risk analysis when working in these environments, to increasing the situational awareness of personnel, as well as to making organizational decisions regarding the construction and operation of electrical facilities and facilities.

Main achievements and results of the dissertation work have been published in nine scientific publications, one of which is independent, and the rest are co-authored with the scientific supervisors.