



СОФИЙСКИ УНИВЕРСИТЕТ „СВ. КЛИМЕНТ ОХРИДСКИ“

СТОПАНСКИ ФАКУЛТЕТ

ДОКТОРСКА ПРОГРАМА „СТОПАНСКО УПРАВЛЕНИЕ“

**АВТОРЕФЕРАТ НА**

**ДИСЕРТАЦИОНЕН ТРУД**

**ТЕМА: ARTIFICIAL INTELLIGENCE READINESS  
AND ADOPTION IN SMEs**

**ДОКТОРАНТ:**

Линлин Ма

**НАУЧЕН РЪКОВОДИТЕЛ:**

Доц. д-р Тодор Ялъмов

СОФИЯ

2024 г.

Дисертационният труд е обсъден и насочен за публична защита на катедрен съвет на Катедра Стопанско управление, Стопански факултет на Софийския университет „Св. Климент Охридски“ – Протокол № 375/09.07.2024 г.

## **СЪДЪРЖАНИЕ НА АВТОРЕФЕРАТА**

<b>I. ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД.....</b>	<b>1</b>
<b>II. СТРУКТУРА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД.....</b>	<b>3</b>
<b>III. КРАТКО ИЗЛОЖЕНИЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД.....</b>	<b>6</b>
<b>УВОД.....</b>	<b>6</b>
<b>ПЪРВА ГЛАВА: ТЕОРЕТИЧНИ ПАРАМЕТРИ НА ИЗСЛЕДВАНЕТО .....</b>	<b>6</b>
<b>ВТОРА ГЛАВА: ПРЕДСТАВЯНЕ И АНАЛИЗ НА РЕЗУЛТАТИТЕ ОТ ПРОВЕДЕНОТО ИЗСЛЕДВАНЕ .....</b>	<b>18</b>
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....</b>	<b>31</b>
<b>ОСНОВНИ ПРИНОСИ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД.....</b>	<b>31</b>
<b>ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМАТА НА ДИСЕРТАЦИЯТА.....</b>	<b>35</b>

## I. ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

Това изследване разглежда критичното и бързо развиващо се поле на изкуствения интелект (ИИ). ИИ се възприема като основно бизнес решение и ключова способност за организации от всички размери (Chui and Francisco, 2017). Освен това, ИИ има значителен растеж и влияние в различни индустрии. Изборът на тази тема е **мотивиран** както от научното любопитство, така и от практическата важност, тъй като ИИ продължава да променя управлението на бизнеса, индустриалните практики и организационните стратегии.

**Целта** на това научно изследване е да изследва и анализира факторите, свързани с готовността и приемането на ИИ сред компании в България. Това изследване цели да открие ключови фактори, които способстват или пречат за интегрирането на ИИ в организационните структури и да оцени как тези фактори влияят на оперативната ефективност.

**Обект** на изследването са български компании от различни индустрии, с фокус върху тяхното приемане и интегриране на технологии на ИИ.

**Предмет на изследването** е готовността за ИИ в технологичен, организационен и външен контекст и внедряването и използването на ИИ приложения от фирмите. Специфично, **тезата** на това изследване е, че различните групи компании се характеризират с различни нива на техническа, организационна и външната готовност (на средата) и приемане на ИИ приложения. Съответно, формулираме следните **хипотези**:

**X1:** Различните групи компании се характеризират с различно ниво на техническа готовност и приемане на ИИ приложения;

**X2:** Различните групи компании се характеризират с различно ниво на организационна готовност и приемане на ИИ приложения;

**X3:** Различните групи компании се характеризират с различно ниво на външна готовност и приемане на ИИ приложения.

**Методологията** на изследването включва смесени методи, съчетавайки преглед на литературата и количествено проучване. Анкетата, разпространена сред български компании, осигурява данни за технологични, организационни и външни фактори, свързани с готовността и приемането на ИИ. Използват се факторен анализ и два клъстерни анализа за идентифициране на модели и групиране на компании въз основа на нивата на готовност и приемане.

**Приложимост на резултатите.** Резултатите от това изследване са приложими за българските компании и правещите политики при разработването на стратегии за подобряване на готовността и приемането на

ИИ. Резултатите могат също така да подпомогнат бъдещи изследвания относно интеграцията на ИИ в други индустрии.

Изследването има следните **ограничения**. Първо, изследването разчита на специфични организации за събиране на данни, което потенциално ограничава обобщаването на резултатите. Второ, областта на ИИ постоянно се развива, което може да затрудни изследователите да се справят с последните технологии, тенденции и модели на приемане. Освен това, поради сложността на ИИ е трудно да се обобщят резултатите за всички ИИ технологии.

Описаните цели и задачи са отразени в **структурата** на текста. Дисертацията се състои от увод, две глави, заключение, списък на използваната литература и приложения.

## **II. СТРУКТУРА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД**

Глава първа представлява преглед на литературата по темата за изкуствения интелект (ИИ). Направен е обзор на основните дефиниции на ИИ, неговите компоненти и приложения в различни индустрии. Анализирани са текущото състояние на ИИ в България, използвайки перспективата на PEST анализа. Очертани са теоретичните основи за приемане на нови технологии, както и факторите, влияещи на готовността и/или приемането на ИИ. В резултат е разработен изследователски модел с хипотези, основан на факторите в рамките на технологичната, организационната и външна рамка за изследване приемането на ИИ.

Глава втора описва емпиричното изследване, проведено върху факторите, свързани с готовността и приемането на ИИ. Включва описание на дизайна на анкетата, анализ на данните и резултатите, както и факторен и кълстерен анализ. Глава втора завършва с дискусия за проверка на предложените хипотези и модели.

## СЪДЪРЖАНИЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

**Introduction .....Error! Bookmark not defined.**

**Chapter one. Literature review ..... Error! Bookmark not defined.**

*1.1 Artificial intelligence – definitions, components, applications***Error! Bookmark not defined.**

*1.2 Current AI landscape in Bulgaria* ..... **Error! Bookmark not defined.**

*1.3 Readiness and adoption of AI* ..... **Error! Bookmark not defined.**

*1.4 Theoretical foundations for accepting new technologies***Error! Bookmark not defined.**

*1.5 Factors related to readiness and/or adoption of AI***Error! Bookmark not defined.**

1.5.1 Technological dimension ..... **Error! Bookmark not defined.**

1.5.2 Organizational dimension ..... **Error! Bookmark not defined.**

1.5.3 Environmental dimension ..... **Error! Bookmark not defined.**

*1.6 Research model and hypothesis development* .....**Error! Bookmark not defined.**

**Chapter Two. Exploring factors related to readiness and adoption of AI****Error! Bookmark not defined.**

*2.1. Survey design* ..... **Error! Bookmark not defined.**

2.1.1 Technological characteristics. .... **Error! Bookmark not defined.**

2.1.2 Organizational characteristics. .... **Error! Bookmark not defined.**

2.1.3 Environmental characteristics. .... **Error! Bookmark not defined.**

2.1.4 Adoption of AI applications. .... **Error! Bookmark not defined.**

*2.2 Data analysis and results* ..... **Error! Bookmark not defined.**

2.2.1 Descriptive statistics ..... **Error! Bookmark not defined.**

2.2.2 Reliability results of variables or constructs **Error! Bookmark not defined.**

*2.3 Factor analysis* ..... **Error! Bookmark not defined.**

*2.4 First Cluster Analysis* ..... **Error! Bookmark not defined.**

*2.5. Second Cluster Analysis* ..... **Error! Bookmark not defined.**

*2.6 Discussion* ..... **Error! Bookmark not defined.**

**References .....Error! Bookmark not defined.**

**Appendix 1 Questionnaire ..... Error! Bookmark not defined.**

**Appendix 2 Interviews of companies ..... Error! Bookmark not defined.**

## СПИСЪК НА ТАБЛИЦИТЕ

Таблица 1 . Diffusion of Innovation Theory, Factors ..	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 2 . TAM Model, Factors .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 3 . TOE Framework, Factors .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 4 . UTAUT-1, Factors .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 5 . Factors Influencing the Adoption of AI Technology Based on TOE Framework .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 6 . Descriptive analysis of surveyed companies “General Information”	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 7 . Descriptive analysis of “Performance in data”	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 8 . Descriptive analysis of “Experience with AI”	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 9 . Reliability Statistics, AI Adoption .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 10 . Descriptive analysis of AI Usage Scale ..	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 11 . Reliability Statics, Understanding scale .	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 12 . Descriptive analysis of Understanding scale	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 13 . Descriptive analysis, In-depth Understanding	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 14 . Reliability statistics, Ex-obstacles .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 15 . Descriptive analysis, Ex-obstacles .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 16 . Reliability statistics, In-obstacles .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 17 . Descriptive analysis, <i>In-obstacles</i> .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 18 . Reliability statistics, ATT .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 19 . Reliability statistics, Organizational Culture	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 20 . Reliability statistics, Technological Capacity	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 21 . Rotated Component Matrix <sup>a</sup> .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 22 . Means from non-hierarchical three cluster solution (N = 81)	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 23 . Research Hypotheses Validation Results	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 24 . Chi-square test result, Plan Intensity .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 25 . K-means cluster analysis .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Таблица 26 . Result of ANOVA analysis .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>

## СПИСЪК НА ФИГУРИТЕ

Фигура 1. AI components.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 2. AI branches and related technologies.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 3. Statistics of 150 Generative AI tools based on types	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 4. Cost Reduction and Revenue Increase from AI Adoption by Function, 2022.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 5. Trust in the use of AI by application area....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 6. Diffusion of Innovation, Adopter Categories	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 7. Crossing the Chasm Chart.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 8. Technological Acceptance Model (TAM)...	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 9. TOE framework.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 10. The UTAUT Model.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 11. Conceptual Framework.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 12. Four categories of AI practice. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Фигура 13. Mode of entry (multiple options).....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>



### III. КРАТКО ИЗЛОЖЕНИЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

#### УВОД

В увода на дисертационния труд се представят актуалността и значимостта на проблема, причините за избора на темата, целите и задачите на изследването, методологията на изследването, резултатите и приложимостта на изследването, ограниченията на изследването, които са изложени в първа глава на настоящия автореферат. Уводът завършва с кратко представяне на структурата на дисертацията.

#### ПЪРВА ГЛАВА: ТЕОРЕТИЧНИ ПАРАМЕТРИ НА ИЗСЛЕДВАНЕТО

##### 1.1. *Изкуствен интелект - дефиниции, компоненти, приложения*

ИИ се изтъква като технология, базирана на данни. Kaplan & Heanlein (2019) определят ИИ като способност на системата да интерпретира външни данни, да се учи от тези данни, да използва това учене и да постига конкретни цели и задачи чрез гъвкава адаптация.

От гледна точка на управлението ИИ е поредното овластяване на машините от хората. Доклад на McKinsey<sup>1</sup> за 2024 г. разкрива, че 72% от организациите на респондентите са възприели ИИ, а 50% от анкетираните заявяват, че ИИ се използва в повече области от бизнеса на техните организации.

Analytics Vidhya<sup>2</sup>, визуално представя йерархичната връзка (фигура 1) между различните подобласти и техники в областта на изкуствения интелект (ИИ).

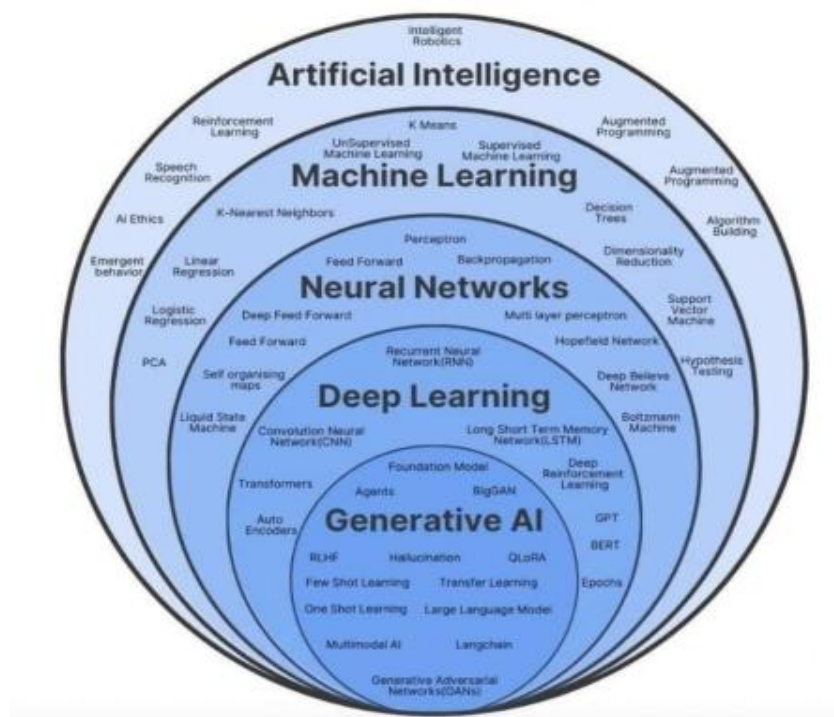
Във външния кръг на ИИ различни видове алгоритми служат като основни градивни елементи, всеки от които е предназначен за справяне с конкретни задачи и предизвикателства. Вторият кръг е наречен машинно обучение. Машинното обучение е област на изследване в изкуствения интелект, която се занимава с разработването и изучаването на статистически алгоритми, които могат да се учат от данни и да обобщават за неизвестни данни, и по този начин да изпълняват задачи без изрични инструкции (Koza и др., 1996).

---

<sup>1</sup> <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai>

<sup>2</sup> <https://www.facebook.com/photo/?fbid=940469631417721&set=a.506681458129876>

Фигура 1. Компоненти на ИИ



Източник: Analytics Vidhya (2024)

Третият кръг се нарича „Изкуствена невронна мрежа“. Изкуствената невронна мрежа е един от видовете модели за машинно обучение. Това е модел, вдъхновен от структурата и функцията на биологичните невронни мрежи в мозъците на животните (Mahesh, 2018). Четвъртият кръг се нарича Дълбоко обучение. Дълбокото обучение получи голямо внимание през последното десетилетие, отчасти поради способността му да се справя задоволително с данни, които се оказаха трудни за други модели за машинно обучение. Дълбокото обучение е клас алгоритми за машинно обучение, който използва множество слоеве за постепенно извличане на характеристики от по-високо ниво от първичните данни (Deng, 2014). Най-вътрешният кръг е генеративният ИИ. Генериращият ИИ се отнася до клас технологии за машинно обучение, които могат да генерират ново съдържание - например текст, изображения, музика или видео, като анализират модели в съществуващи данни. Появата на генеративен ИИ привлече значително внимание, след като Open AI пусна безплатната версия 3.5 на ChatGPT<sup>3</sup> през ноември 2022 г. Както беше посочено, един милиард души се регистрираха за пет дни.

<sup>3</sup> <https://en.wikipedia.org/wiki/ChatGPT>

Според доклада за индекса<sup>4</sup> на ИИ през 2023 г. са били пуснати общо 149 основополагащи модела, което е повече от два пъти повече от пуснатите през 2022 г. От тези ново публикувани модели 65,7% са били с отворен код, в сравнение с едва 44,4% през 2022 г. и 33,3% през 2021 г. Глобалните частни инвестиции в ИИ намаляват за втора поредна година, макар и по-малко от рязкото намаление от 2021 г. до 2022 г. Въпреки това броят на ново финансираните компании за ИИ се увеличава, като достига 40,6% спрямо предходната година.

Размерът на световния пазар на изкуствен интелект се оценява на 196,63 млрд. щатски долара през 2034 г. и се очаква да нараства с годишен темп на растеж от 36,6 % от 2024 г. до 2030 г., според данните<sup>5</sup> на Grandviewsearch<sup>6</sup> Пазарът на изкуствен интелект е структуриран в шест пазара въз основа на технологията. На първо място, пазарът на компютърно зрение обхваща приложения, които позволяват на компютрите да интерпретират и разбират цифрови изображения и видео данни. Второ, пазарът на машинното (само)обучение обхваща използването на алгоритми, които позволяват на компютърните системи да се учат от данни. Трето, пазарът на обработка на естествен език обхваща приложения, които позволяват на компютрите да разбират, тълкуват и генерират човешки език. Четвърто, пазарът на роботиката с изкуствен интелект обхваща комбинацията от изкуствен интелект, машинно обучение и инженерни науки за създаване на интелигентни машини, които могат да изпълняват задачи самостоятелно. На пето място, пазарът на автономни и сензорни технологии обхваща машини и системи, които работят самостоятелно, като използват сензори, изкуствен интелект и машинно обучение, за да реагират на промените в заобикалящата ги среда. И накрая, пазарът на генеративен ИИ обхваща ИИ, който включва създаването на модели, способни да генерират ново съдържание, като например изображения, видеоклипове и текст, които са неразличими от съдържанието, създадено от хора.

Производството е важна област на приложение на технологиите с изкуствен интелект. С въвеждането на ИИ производственият сектор постигна значителен напредък в автоматизацията на производството, контрола на качеството и управлението на веригата за доставки. Например, алгоритмите за машинно обучение се използват за прогнозиране на повреди в оборудването и оптимизиране на производствените процеси, което значително подобрява ефективността и качеството на продуктите. Финансовият сектор също е в челните редици по отношение на внедряването на ИИ. Технологията на ИИ се използва широко в управлението на риска, обслужването на клиенти, прогнозирането на пазара и откриването на измами. Особено важно е, че ИИ

---

<sup>4</sup> [https://aiindex.stanford.edu/wp-content/uploads/2024/04/HAI\\_2024\\_AI-Index-Report.pdf](https://aiindex.stanford.edu/wp-content/uploads/2024/04/HAI_2024_AI-Index-Report.pdf)

<sup>5</sup> <https://www.statista.com/outlook/tmo/artificial-intelligence/worldwide>

<sup>6</sup> <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/artificial-intelligence-ai-market>

повишава ефективността и точността при алгоритмичната търговия и роботизираните консултантски услуги. В здравеопазването ИИ се прилага при диагностицирането на заболявания, персонализираните планове за лечение и разработването на лекарства. Например технологията за разпознаване на изображения е отлична в подпомагането на лекарите при диагностицирането на болести, а алгоритмите на ИИ ускоряват прегледа и оценката на потенциални лекарства по време на разработването на нови лекарства. Технологията на ИИ в търговията на дребно се използва предимно за управление на взаимоотношенията с клиентите, прогнозиране на продажбите и оптимизиране на веригата за доставки.

Анализирайки данните за поведението на клиентите, търговците на дребно могат да провеждат по-прецизен маркетинг, подобрявайки удовлетвореността на клиентите и резултатите от продажбите. Транспортната индустрия активно внедрява технологията на ИИ за повишаване на оперативната ефективност и безопасност. Технологията за автономно шофиране, интелигентните системи за управление на трафика и алгоритмите за оптимизиране на логистиката са типични приложения на ИИ в тази област. В сектора на образованието ИИ се използва за персонализиране на учебния опит, автоматизиране на административните задачи и осигуряване на интелигентни системи за наставничество. Адаптивните платформи за обучение, управлявани от ИИ, могат да адаптират образователното съдържание към нуждите на отделните ученици, като по този начин подобряват резултатите от обучението. Освен това инструментите на ИИ подпомагат преподавателите при поставянето на оценки, проследяването на присъствието и доказването на резултатите на учениците.

Секторът на услугите се възползва от ИИ чрез подобро обслужване на клиенти, чатботове и прогнозни анализи. Чатботовете и виртуалните асистенти, задвижвани от ИИ, осигуряват 24-часова поддръжка на клиенти, обработват запитвания и разрешават проблеми ефективно. Прогнозните анализи помагат на бизнеса да участва в нуждите на клиентите, да персонализира услугите и да подобри удовлетвореността на клиентите. В областта на човешките ресурси ИИ трансформира набирането на персонал, ангажираността на служителите и управлението на представянето. Алгоритмите на ИИ проверяват автобиографии, оценяват кандидати и прогнозираят задържането на служителите. Освен това инструментите, управлявани от ИИ, улесняват обучението, развитието и оценката на представянето на служителите, като осигуряват по-ефективен и безпристрастен процес в областта на човешките ресурси. Публичният сектор използва ИИ за подобряване на обществените услуги, усъвършенстване на процеса на вземане на решения и рационализиране на операциите. Приложенията на ИИ в публичния сектор включват прогнозна полицейска дейност, инициативи за интелигентни градове и мониторинг на общественото

здраве. Като анализира големи масиви от данни, ИИ помага на правителствените агенции да идентифицират тенденции, да разпределят ефективно ресурсите и да предоставят по-добри услуги на гражданите.

### *1.2. Изкуственият интелект в България*

Възприемането на изкуствения интелект в България нараства, като 3,6% от фирмите използват технологии с изкуствен интелект. Този процент на внедряване е значително по-висок сред по-големите компании (13,8%) в сравнение със средните (5,5%) и малките предприятия (3,0%). Приложенията на ИИ се фокусират главно върху автоматизацията на процесите, подобряването на обслужването на клиентите и прогнозния анализ, като стимулират ефективността и иновациите в различни сектори.

В политически контекст: Българският институт ИНСАИТ е двигател на значителен напредък в областта на изкуствения интелект в България, отбелязан със стартирането на BgGPT<sup>7</sup> на 15 януари 2024 г. Визията за развитието на ИИ в България до 2030 г. има за цел да изгради научен, експертен и бизнес капацитет, да подобри образованието, да подкрепи научните изследвания и иновациите и да създаде етична регулаторна рамка, в съответствие със стратегията на ЕС за цифрова трансформация.

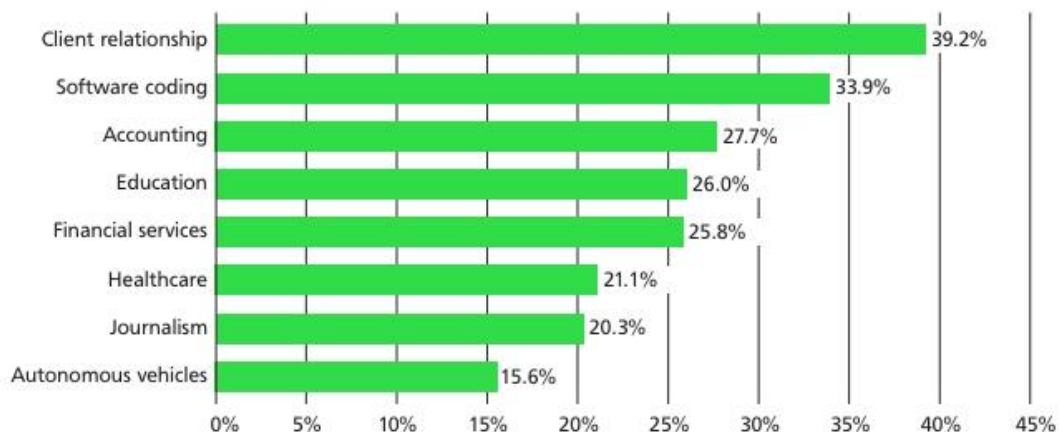
В икономически контекст: През 2022 г. 15,1 % от българските предприятия са продавали стоки или услуги онлайн, което представлява 6,3 % от общия им оборот. През 2023 г. 45,2 % от българите са направили онлайн покупки, главно на дрехи, настаняване и козметика.

В социален контекст: Доверието в изкуствения интелект варира (Таблица 2), като високо е доверието в автоматизираните кол центрове (39,2%), а по-ниско - в здравеопазването, журналистиката и автономните превозни средства. Около 21% от българите изразяват опасения за загуба на работни места вследствие на ИИ. Поверителността и защитата на данните са основни проблеми, като 50,3% управляват личните си данни онлайн.

---

<sup>7</sup> <https://bggpt.ai/>

**Фигура 2.** Доверие в използването на ИИ по области на приложение



Източник: Innovation.bg 2023, Information, Communication, and Information Technology, p.65

В технологичен контекст интернет проникването в българските фирми е високо, като 96.3% от компаниите с над десет служители имат достъп до интернет, а 38% от компаниите използват платформи като Facebook, LinkedIn и YouTube, за да подобрят своето онлайн присъствие. През 2023 г. 21.7% от предприятията използват системи за управление на бизнес процеси (ERP), докато системи за управление на взаимоотношенията с клиенти (CRM) са били използвани от 10.5% от компаниите за подобряване на отношенията с клиентите. Софтуер за бизнес интелигентност (BI) е възприет от 4.2% от бизнеса за вземане на решения, базирани на данни. Растящата интеграция на тези технологии показва положителна насока към цифрова трансформация, която е от съществено значение за ефективното използване на ИИ. През 2023 г. 21.9% от компаниите са извършвали анализ на данни, като по-големите предприятия са по-склонни да се ангажират с тази дейност. Основните източници на данни за анализи включват данни от транзакции, клиентска информация и отворени данни от правителството. Компаниите, които предпочитат да анализират данни чрез свои служители, представляват 17.6%, докато 7.6% възлагат тази дейност на външни изпълнители.

Няколко български стартиращи компании са на преден план в интегрирането на ИИ в своите продукти и услуги.

### *1.3. Готовност и приемане на ИИ*

Готовността в контекста на тази дисертация се определя като подготвеност на организационно ниво за намерението за приемане на ИИ. Приемането на ИИ в този контекст се определя като фактическо използване на ИИ приложения в компаниите, а не само като намерение за неговото приемане. Lewin and Grabbe (1945) твърдят, че хората ще се съпротивляват на промените,

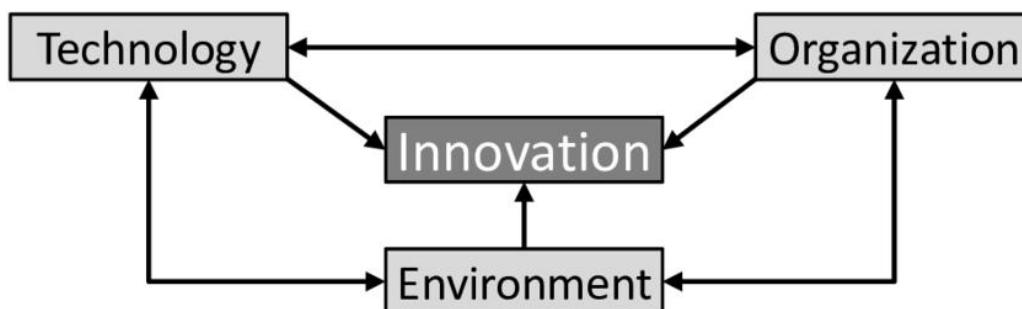
ако не са готови за тях. Теорията на ORC (Организационна готовност за промени) предполага, че постигането на високо ниво на приемане на иновации зависи от нивото на готовност.

#### 1.4. Теоретични основи за приемане на нови технологии

Моделът „Технология-Организация-Околна среда“ (ТОЕ) е предложен от Торнацки и Флайшър през 1990 г. Това е цялостен модел за разбиране на факторите, които влияят върху приемането и внедряването на технологични иновации в рамките на организациите. Този модел (както е показано на Фигура 3) подчертава няколко ключови аспекта, които са от съществено значение за успешното приемане на технологии.

Първо, рамката ТОЕ идентифицира три основни контекста, които влияят на технологичното приемане: технологичен, организационен и външна среда. Технологичният контекст се отнася до вътрешните и външните технологии, които са релевантни за организацията, като обхваща както съществуващите технологии, така и новите иновации. Този контекст разглежда възприеманите ползи, съвместимостта и сложността на технологията, които влияят на нейното приемане.

**Фигура 3** ТОЕ модел



Източник: Tornatzk & Fleischer, 1990

Второ, организационният контекст включва вътрешните характеристики на организацията, които оказват влияние върху приемането на технологии. Това са размерът, структурата и ресурсите на организацията, както и степента на формализация и централизация. Организационната готовност, която обхваща наличието на ресурси, експертизата на служителите и подкрепата от ръководството, е критичен фактор в процеса на приемане. Компаниите трябва да приведат своите технологични стратегии в съответствие с организационните си цели и възможности, за да улеснят успешното внедряване.

Трето, външният контекст обхваща външните фактори, които влияят на решението на организацията да приеме нови технологии. Тези фактори

включват характеристиките на индустрията, пазарната динамика, конкуренцията, регулаторната среда и взаимоотношенията с външни заинтересовани страни, като доставчици и клиенти. Натискът за оставане конкурентоспособен и за спазване на регулаторните изисквания може значително да стимулира приемането на технологични иновации.

### *1.5. Фактори, свързани с готовността и/или приемането на ИИ*

В това изследване обобщаваме шест научни статии, които базират своите проучвания на рамката „Технология-Организация-Околна среда“ (ТОЕ). Те представят различни перспективи за влиянието върху приемането на изкуствен интелект (ИИ).

AlSheibani и др. (2018) изследват влиянието на няколко фактора върху приемането на ИИ, като се фокусират върху технологичните измерения на относителното предимство и съвместимостта. Те също така разглеждат организационни аспекти като подкрепата от висшето ръководство, ресурсите и размерът на компанията, като същевременно вземат предвид и външни фактори като регулаторна подкрепа и конкурентен натиск.

Gupta и др. (2022) изследват широк спектър от фактори, включително технологични аспекти като относителни предимства, сложност и ИТ експертиза, както и регулаторна подкрепа и конкурентен натиск. В организационен аспект включват подкрепа от висшето ръководство, технологична компетентност и финансова готовност. Що се отнася до външния аспект, те разглеждат пазарната динамика, регулаторната подкрепа и конкурентния натиск. Тяхното проучване установи, че в индийската застрахователна индустрия както технологичните, така и външните фактори значително влияят върху поведенческото намерение на служителите да приемат приложения, базирани на ИИ. Специално в технологичния контекст относителното предимство и сложността значително предсказват намерението на служителите. В контекста на околната среда пазарната динамика, регулаторната подкрепа и конкурентният натиск са значителни предиктори на поведенческото намерение. Въпреки това, в организационната област, само висшето ръководство и финансовата готовност са значително свързани с намерението за приемане на ИИ. Техническите компетенции нямат значително въздействие върху приемането на ИИ.

Nam и др. (2021) подчертават технологични фактори като относително предимство, сложност и ИТ експертиза. Те разглеждат финансова готовност и съпротива от служителите в организационния контекст и вземат предвид клиентския опит и опита с ИИ във външен аспект. Тяхното изследване проучва факторите, влияещи върху приемането на ИИ и роботика в хотелската индустрия, като се фокусира върху хотели в Дубай. Техните открития подчертават, че пазарната позиция и клиентите са по-влиятелни фактори от вътрешната ИТ експертиза, конкуренцията и правните въпроси.



Vaabdullah и др. (2021) разглеждат тенденцията на ИИ в Близкия изток сред 392 малки и средни предприятия (МСП) в бизнес линията B2B. Те се фокусират върху технологичния фактор на инфраструктурата, организационния фактор на съпротивата на служителите и външните фактори като опита с ИИ. Тяхното изследване има два основни приноса. Първо, по отношение готовността за ИИ, те заключават, че инфраструктурата и осведомеността имат значително въздействие върху приемането на ИИ, докато техническите аспекти не оказват такова влияние. Второ, планирането на технологични стратегии и нагласите значително влияят върху приемането на ИИ. Те също така установяват, че въздействието на ИИ положително влияе на управлението на взаимоотношенията, производителността и взаимодействията с бизнес клиенти за МСП.

Ran и др. (2022) разглеждат технологични аспекти като относителни предимства, сложност и качеството на системите за ИИ. В организационен аспект те изследват технологичната компетентност, а техният външен анализ включва регулаторна подкрепа, конкурентен натиск и индустриална среда. Те изследват 297 китайски компании в сектора на управлението на човешките ресурси. Резултатите показват, че възприеманата сложност на ИИ е пречка за неговото приемане, докато технологичната компетентност и регулаторната подкрепа са двигатели на приемането. Въпреки това, характеристиката на ИИ технологията (относителното предимство), размерът на компанията и индустрията нямат значително въздействие върху използването на ИИ. Освен това, те откриват, че транзакционните разходи играят умерена роля за влиянието на технологичната сложност и технологичната компетентност на компанията.

#### 1.5.1. Технологично измерение

Технологичното измерение в рамката ТОЕ модела се отнася до софтуерните и хардуерните технологии, налични в организацията или извън нея, които улесняват приемането на практики, свързани с ИИ. Различни проучвания са разглеждали различни аспекти на технологичните фактори.

AlSheibani и др. (2018) изследват влиянието на фактори като относително предимство и съвместимост върху приемането на ИИ. По подобен начин, Gupta и др. (2022) включват фактори като относително предимство, сложност и ИТ експертиза, като установяват, че относителното предимство и сложността значително влияят върху поведенческото намерение на служителите да приемат ИИ в индийската застрахователна индустрия. Nam и др. (2021) също подчертават относително предимство, сложност и ИТ експертиза като ключови технологични фактори. Vaabdullah и др. (2021) се фокусират върху значението на инфраструктурата в процеса на приемане, като установяват, че инфраструктурата и осведомеността значително влияят върху приемането на ИИ, докато техническата компетентност не оказва такова

въздействие. Pan и др. (2023) идентифицират качеството на системите за ИИ и възприемания риск от ИИ като критични фактори, влияещи върху приемането на ИИ в хотелската индустрия. Yadav & Karoor (2023) отново подчертават, че сложността на ИИ може да възпрепятства приемането, но технологичната компетентност и регулаторната подкрепа са фактори, които го улесняват.

#### 1.5.2. Организационно измерение

Организационното измерение обхваща елементи като подкрепа от висшето ръководство, размера на компанията, технологичната компетентност, финансовата готовност и съпротивата от страна на служителите.

Изследванията последователно показват, че подкрепата от висшето ръководство е мощен определящ фактор за приемането на ИИ, тъй като предоставя стратегическо направление и ресурси, необходими за внедряване на иновационни проекти. Освен това, когнитивните черти на изпълнителните директори (СЕО) като склонност към риск, иновативност и самооценка са изследвани от Aghdaie и др. (2019), като подкрепящата организационна култура може да подобри приемането на ИИ в МСП.

Размерът на организацията също играе роля. Например, големите компании разполагат с повече ресурси за преодоляване на ограниченията на ИИ. Обратно, Alsheibani и др. (2019) предполагат, че размерът на компанията не оказва значително влияние върху използването на ИИ.

Технологичната компетентност в рамките на организацията, включително ИТ инфраструктура и умения на служителите, е друг критичен фактор. Li и др. (2024) разкриват няколко ключови характеристики относно връзката между използването на ИИ от служителите и тяхното учене от ИИ. Първо, честотата на използване на ИИ от служителите подобрява тяхната способност да учат от ИИ. Освен това, възприеманото удоволствие от използването на ИИ положително влияе на процеса на учене. Това удоволствие също така модерира ефекта на честотата на използване на ИИ върху ученето, допълнително засилвайки неговото въздействие. В допълнение, сложността на задачите положително влияе на ученето на служителите от ИИ и усилва положителния ефект на честотата на използване на ИИ върху ученето. Накрая, има значително тройно взаимодействие между честотата на използване на ИИ, възприеманото удоволствие и сложността на задачите, като всички допринасят за ученето на служителите от ИИ. По подобен начин, Tursunbayeva и др. (2024) предлагат стратегии като програми за обучение по ИИ и платформи за споделяне на знания, за да подобрят уменията на служителите, свързани с ИИ, като по този начин максимизират ползите от ИИ.

Финансовата готовност също е важна, както отбелязват Gaafar & Allah (2020). Те твърдят, че фирмите с по-добра финансова способност са по-склонни да приемат напреднали ИИ технологии.

Съпротивата от страна на служителите, често поради страхове от заместване на работните места от ИИ, е значителна организационен бариера, която трябва да бъде преодоляна, според Nem и др. (2022) и Lestart & Djastuti (2020).

### 1.5.3. Външно измерение (на околната среда)

Външните измерения включват фактори като пазарна динамика, регулаторна подкрепа, конкурентен натиск и специфични условия за индустрията.

Конкурентният натиск, заплахата от загуба на конкурентно предимство, е силен мотиватор за приемане на ИИ, както отбелязват Gupta и др. (2022) и Aboelmegeed (2014). Регулаторната подкрепа е друг критичен фактор, като проучвания като тези на Pan и др. (2022) и Chen и др. (2023) показват, че правителствените политики и регулации могат значително да повлияят на приемането на ИИ, създавайки благоприятна среда. Например, Регламентът на ЕС за изкуствения интелект (AI Act), който влиза в сила на 1 август 2024 г., има за цел да насърчи отговорното развитие на ИИ, като адресира потенциалните рискове и насърчава по-широкото приемане на ИИ.

Динамиката в индустрията също играе роля. Индустриите, които са по-технологично интензивни или изпитват по-висок конкурентен натиск, са по-склонни да приемат ИИ, както е показано от Hsu и др. (2006) и Abdullah & Fakieh (2020).

Клиентският опит и опитът с услуги, свързани с ИИ, са допълнителни външни фактори, които могат да повлияят на приемането, особено в индустрии, свързани с обслужването на клиенти, като хотелския сектор (Nam и др., 2021).

Етичните съображения, като отговорност и прозрачност, все по-често се признават като необходими за готовността за ИИ, особено в развиващите се страни, както подчертават Kulkarni и др. (2024).

Освен това, има някои *дебати* относно различните групи компании по отношение на приемането на ИИ. Това са следните:

*Дебат Първи - Зрялост на ИИ в компаниите.* Neumann и др. (2022) изследват как значението на факторите в рамката TOE модела се променя в различните компании с различни нива на зрялост на ИИ. Те идентифицират три групи. Първата група с ниска зрялост на ИИ. Тя се фокусира върху организационните фактори, особено административните въпроси, като техническите фактори са по-малко важни. Основната загриженост е внедряването на базови ИИ технологии като разговорни агенти, често разчитайки на мотивирани служители и външни партньори. Втората група е с междинна зрялост на ИИ. Тя акцентира върху технологичните фактори, тъй като проектите за ИИ стават по-сложни. Стратегическото управление,

вътрешното знание и разпределението на ресурсите стават критични, докато зависимостта от външни партньори намалява. Третата група е с висока зрялост на ИИ. Организацията разполагат със значителни вътрешни ресурси за ИИ, но все още изискват подкрепа от висшето ръководство и сътрудничество. Технологичните фактори остават важни, с нарастващ фокус върху разпространението на ИИ и решаването на потенциални организационни конфликти. Външните фактори като етика също са важни.

*Дебат Втори - Вид на компаниите.* Тъй като приложенията на ИИ започват да обхващат основните бизнес функции, процентът на вътрешното внедряване се увеличава и перспективата на клиентите придобива значение. По-опитните в ИИ организации могат да бъдат считани за вдъхновяващи ранни последователи за други публични организации. Държавните предприятия могат да играят значителна роля, тъй като често разполагат с повече иновационни ресурси от другите публични организации и могат да разработват сложни ИИ решения вътрешно. Въпреки това, с разширяването на ИИ в организациите, съпротивата може да се увеличи.

*Дебат Трети - Размер на компаниите.* Alexandre & Blanckaert (2020) посочват връзката между размера на компанията и приемането на ИИ в индустрията за бизнес консултиране. Авторът подчертава, че по-малките компании срещат значителни предизвикателства при внедряването на ИИ технологии, докато по-големите компании разполагат с вътрешни ресурси и способности за разработване и използване на ИИ за вземане на решения. Внедряването на ИИ е силно свързано с размера на компанията. Причината е, че по-големите компании по-често имат възможности и средства за приемане на ИИ програми. По-малките компании намират за много по-трудно внедряването на ИИ поради ограничените ресурси и способности. Следователно, авторът акцентира на критичната роля, която размерът на компанията играе в способността за успешно приемане на ИИ технологии.

#### 1.6. Модел на изследването и развитие на хипотези

В съответствие с точките, посочени в раздел 1.5, това изследване използва рамката ТОЕ модела. Фигура 4 представя елементите на модела за готовност и приемане на ИИ и идентифицира конструктите и индивидуалните променливи.

Фигура 4. Концептуална рамка

Приемане на ИИ от различни групи компании		
Технологична готовност за приемане на ИИ	Организационна готовност за приемане на ИИ	Готовност за приемане на ИИ от гледна точка на външната среда

Източник: Авторът

В съответствие с това, формулираме следните хипотези:

**X1:** Различните групи компании се характеризират с различно ниво на технологична готовност и приемане на ИИ приложения.

**X2:** Различните групи компании се характеризират с различно ниво на организационна готовност и приемане на ИИ приложения.

**X3:** Различните групи компании се характеризират с различно ниво на външна готовност и приемане на ИИ приложения.

## **ВТОРА ГЛАВА: ПРЕДСТАВЯНЕ И АНАЛИЗ НА РЕЗУЛТАТИТЕ ОТ ПРОВЕДЕНОТО ИЗСЛЕДВАНЕ**

Изследването използва онлайн анкета чрез LimeSurvey, разпространена електронно 6 месеца в четвъртото тримесечие на 2023 г. и първото тримесечие на 2024 г., в резултат на което се получи общо 223 отговора. Въпреки това, много от тях не бяха използвани, тъй като съдържаха само попълнена първа част от въпросите. След изчистване на данните се установи, че 81 анкети са използвани за анализ.

Извадката от изследването са български фирми. Тъй като изследването цели да разгледа факторите, влияещи на приемането на ИИ приложения сред фирмите, очакваните респонденти са собственици или висши мениджмънт на компанията. Те имат по-добра бизнес визия в стратегическото управление и притежават авторитет за вземане на решения.

### *2.1. Дизайн на анкетата*

Анкетата е разработена на базата на примери от Европейското проучване на предприятията относно използването на технологии, базирани на изкуствен интелект (2020). Тя се състои от пет секции: Секция първа разглежда разбирането на концепцията за ИИ и приложенията на ИИ, както и интензивността на иновациите в фирмите. Секция втора оценява приемането на приложения на ИИ и предизвикателствата, с които се сблъскват компаниите. Секция трета съдържа въпроси, насочени към прогнозиране на бъдещето на приемането на приложения на ИИ. Секция четвърта разглежда демографските фактори на участващите компании и нивото на позициите на респондентите в компанията. Анкетата включва общо 34 въпроса. Подробности относно съдържанието на анкетата са описани в Приложение 1. За всички независими променливи в това изследване, форматът на отговорите включва пет типа, включително единичен избор, 4-точкова Ликертова скала, 5-точкова Ликертова скала, 10-точкова скала и текстови отговори. По-долу ще представим измерването на променливите в съответствие с ТОЕ модела.

### *2.2. Анализ на данните и резултати*

#### *2.2.1 Описателна статистика*

Това изследване предоставя подробен поглед върху приемането на ИИ в българските фирми, разкривайки комбинация от организационни характеристики, технологични способности и подходи към внедряването на ИИ. Събраните данни предлагат нюансирано разбиране на готовността и приемането на ИИ сред българските бизнеси. Анализът синтезира данните от описателния анализ в три основни области: характеристики на компаниите, управление на данни и умения, и методи за внедряване на ИИ.

Първо, разпределението на фирмите по различни региони показва концентрация в столицата (63%), с по-малки дялове в регионалните центрове, малките градове и селата. Структурата на собствеността е предимно частна (77,59%), което показва силна склонност към независимо вземане на решения. Що се отнася до размера на компанията, микропредприятията съставляват мнозинството (65,52%), докато по-слабо са представени големите предприятия (12,07%). Размерът на фирмата е критичен фактор за приемането на ИИ, тъй като по-големите фирми често разполагат с повече ресурси за инвестиции в напреднали технологии. Процесите на вземане на решения в тези фирми варират, като повечето включват вземане на мнение от ключови заинтересовани страни (46,55%).

Второ, практиките за управление на данни в проучените фирми разкриват зависимост от системите за управление на бази данни (46,9%), като значителен дял все още използват екселски таблици (29,6%) като основен метод. Тази зависимост от традиционни инструменти може да отразява пропуск в технологичната инфраструктура, който може да повлияе на готовността за ИИ. Значителен дял от фирмите (58%) събират и съхраняват електронни данни за операции и клиенти, което е основна стъпка към използването на ИИ. Въпреки това, остава голяма част от фирмите (22,2%) не са сигурни относно своите практики за данни, което може да възпрепятства приемането на ИИ, ако управлението на данни не бъде адекватно адресирано. Липсата на умения е забележимо, като има голямо търсене на умения в областта на машинното обучение, управлението на големи данни и програмирането.

Трето, изследването разкрива, че 60,87% от фирмите са експериментирали с ИИ, което показва нарастващ интерес към технологията. Въпреки това, само 18,5% имат напълно разработени решения за ИИ на място, докато мнозинството или са закупили готови софтуерни решения, или са модифицирали съществуващи системи. Присъствието на ИИ без ясно знание за метода на придобиване е отчетено от 11,1% от изследваните фирми.

### 2.2.2 Резултати за надеждността на променливите или конструктите

Таблица 6 представя резултатите от анализите на надеждността за седем скали. Скала за приемане на ИИ измерва степента, до която компаниите на

респондентите са приели 10 специфични приложения на ИИ. Общата надеждност на тази скала е  $\alpha = 0.844$ . Скала за разбиране измерва степента, до която респондентите са запознати с 10 концепции, свързани с ИИ. Общата надеждност на скалата е  $\alpha = 0.834$ . Скала за външни пречки измерва 8 аспекта от контекста извън компанията, като регулаторни изисквания, достъп до данни, външно финансиране, рискове от ИИ и доверие. Общата надеждност на тази скала е  $\alpha = 0.879$ . Скалата за вътрешни пречки измерва 7 аспекта, с които компаниите се сблъскват при приемането на приложения на ИИ, като разходи, умения, ИТ инфраструктура. Общата надеждност на скалата е  $\alpha = 0.865$ . Скалата за отношението към ИИ измерва 6 аспекта от гледната точка на служителите, собствениците и клиентите. Общата надеждност на скалата е  $\alpha = 0.853$ . Скалата за организационна култура измерва непрекъснатото обучение и развитие, иновациите и експериментирането, поемането на рискове и толерантността към провали, вземането на решения на базата на данни. Общата надеждност на скалата е  $\alpha = 0.825$ . Скалата за технологичен капацитет включва ИТ инфраструктура, достъп до високоскоростен интернет, достатъчна изчислителна мощност, технически умения и знания сред служителите, подкрепа за приемането на ИИ сред ръководството. Общата надеждност на скалата е  $\alpha = 0.833$ .

Таблица 6. Резултатите от анализите на надеждността

Scale	Cronbach's Alpha	Cronbach's Alpha Based on Standardized Items	N of Items
AI Adoption	0.844	0.843	10
<i>Understanding</i>	0.834	0.834	10
External Obstacles	0.879	0.879	8
Internal Obstacles	0.865	0.867	7
Attitude	0.853	0.857	6
Organizational culture	0.825	0.827	4
Technological Capacity	0.833	0.886	5

Източник: Авторът

Всички тези седем скали показват коефициенти на Cronbach's Alpha над 0.7. Тези резултати предполагат, че измерването на скалите в анкетата е надеждно и последователно. Те демонстрират добра до отлична вътрешна консистентност и могат да се използват за следващите стъпки, като факторен анализ и клъстерен анализ.

### 2.3. Факторният анализ

Факторният анализ е многомерен метод, използван за изучаване на вътрешната структура между наблюдаваните променливи (т.е. оригинални променливи) чрез извличане на латентни променливи (т.е. фактори), за да се обясни корелацията между променливите. Основната му цел е да опише основните характеристики на данните чрез няколко фактора, като по този начин опрости структурата на данните и намали размерността на данните.

При провеждане на факторен анализ, първо анализираме дали изследователските данни са подходящи. Коефициентът КМО близък до 1 показва, че факторният анализ е подходящ; обикновено КМО стойност над 0.6 е приемлива. Значимият тест на Барлет ( $p$ -стойност  $< 0.05$ ) предполага, че данните са подходящи за анализ.

Следващата стъпка е да се провери дали елементите на анализа трябва да бъдат коригирани. Когато се извършва факторен анализ, обикновено се преминава през няколко повторения, изтриват се някои променливи и цикълът се повтаря до получаването на подходящ резултат.

Всички променливи бяха подложени на факторен анализ по метода на основните компоненти с варимакс ротация. При извличане с критерий на собствена стойност по-голям от единица, беше получено решение с пет фактора, което обяснява 76.58% от дисперсията на данните. Решенията за запазване на всяка променлива се основават на факторни натоварвания по-големи или равни на 0.50 и кръстосани натоварвания с другите фактори обикновено по-малки от 0.35 (Igaría, Iivari, & Marage, 1995). Останалите променливи са повторно тествани, което доведе до пет-факторно решение, показано в Таблица 7. Повечето натоварвания на променливите върху факторите са над 0.70, с изключение на един елемент със стойност 0.519. Повечето от факторите имат стойност на Cronbach's alpha над 0.70, с изключение на един фактор с стойност 0.632, която е близка до препоръчания праг (Hair и др., 2010). Тези стойности показват добра надежност на измерванията.

**Таблица 7. Rotated Component Matrix <sup>a</sup>**

	Component				
	1	2	3	4	5
AI application 7	0.855				
AI application 5	0.835				
AI application 3	0.785				
AI application 6	0.778				
AI application 2	0.705				
Ex-Obstacle 1		0.835			
Ex-Obstacle 4		0.803			



Ex-Obstacle 3		0.776			
Ex-Obstacle 2		0.754			
AI Concept 10			0.884		
AI Concept 8			0.812		
AI Concept 1			0.774		
Attitude 4 - Gain market position				0.941	
Attitude 3 - Boost business performance				0.867	
Attitude 7 - Customer readiness				0.817	
Lack of internal data					0.790
Lack of public or external funding					0.745
Cronbach's Alpha	0.786	0.828	0.778	0.85	0.632
Eigenvalue	3.880	3.414	2.441	2.073	1.211
% of Variance	22.824	20.08	14.358	12.192	7.122
Total Variance explained	<b>76.58</b>				

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 6 iterations.

Източник: Авторът

Kaiser-Meyer-Olkin мярката за адекватност на извадката е 0.579 (близо до 0.6) и тестът на Bartlett (Chi-square = 288.712) е значим (Sig.=0.000). Диагоналните стойности на огледалната матрица са по-големи от 0.50 (между 0.668 и 0.938), което показва достатъчни корелации между елементите. Първоначалните седем скали са намалени до пет фактора

Фактор 1 е наименуван като *Приемане на ИИ*. Той съдържа пет типа приложения на ИИ, които в момента са внедрени във фирмите, например: приложение на ИИ 7 - Препоръчващи и персонализиращи системи, използващи изкуствен интелект за създаване на персонализирани препоръки чрез алгоритми за съвпадение или извличане на информация; приложение на ИИ 5 - Прогнозиране, оптимизация на цени и вземане на решения чрез алгоритми за машинно обучение; приложение на ИИ 3 - Откриване на измами или анализ на рискове, известно още като откриване на аномалии; приложение на ИИ 6 - Автоматизация на процеси с помощта на изкуствен интелект, включително автоматизация на складове или роботизирана автоматизация на процеси (RPA); приложение на ИИ 2 - Визуална диагностика, разпознаване на лица или изображения, известно още като компютърно зрение.

Дефинирането на Фактор 1 като Приемане на ИИ е да се провери дали предприятията в момента използват тези специфични приложения на ИИ, като

се има предвид, че McKinsey<sup>8</sup> (2024) дефинира приемането на ИИ като прилагането на технологии на ИИ в бизнес стратегии и операции с цел постигане на оптимизация и стратегически цели.

Фактор 2 представя като *Регулаторни проблеми*. Той включва 4 аспекта относно: необходимостта от нови закони или регулации; отговорност за щети, причинени от изкуствен интелект; репутационни рискове, свързани с използването на изкуствен интелект; строги стандарти за обмен на данни (например, закони за защита на данните). Държавната политика е призната за един от факторите, които фирмите трябва да вземат предвид. Типични примери за правни въпроси са конфиденциалност, сигурност и правителствени регулации.

Фактор 3 представлява *Осведоменост за ИИ*. Осведомеността относно ИИ сред организационните заинтересовани страни или хората за техните знания за ИИ, неговите ползи и рискове са ключови фактори за доброволното използване на системата. Следователно, този фактор въздейства на организационната готовност.

В съответствие със същата изследователска идея като Приемането на ИИ, подготвихме 10 концепции за ИИ, за да проверим осведомеността или разбирането на тези концепции сред собствениците на компании или служителите в организациите. Нашият факторен анализ разкри, че три концепции от десет бяха значими, свързани с технологията на ИИ и нейните под-полета и въздействие. Подробните описания включват основни концепции и принципи на ИИ; въздействието на алгоритмите за машинно обучение и дълбочинно обучение върху пазара на труда и заетостта.

Фактор 4 разкрива *Отношенията към ИИ*. Отношенията разкриват положителните или отрицателните чувства, които индивидите имат към технологията на ИИ. Изследванията на Anandarajan et al (2002) разглеждат възприятията и поведението на ръководителите относно приемането на нови ИТ в бизнес процесите. Следователно, този фактор въздейства също на организационната готовност.

Отношението към ИИ акцентира върху ползите от използването на ИИ и как организацията възприема отношението на клиентите към използването на ИИ. Например: Вярвате, че вашата компания вероятно ще спечели пазарни позиции благодарение на ИИ; Вярвате, че ИИ ще подобри бизнес представянето; Вашите клиенти са готови да използват подкрепящ ИИ интерфейс на вашата компания.

В изследването на Cao et al. (2021) са проучени 269 мениджъри от средни и големи организации във Великобритания. Те установиха, че техните

---

<sup>8</sup> <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai>

отношения към ИИ са положително повлияни от очакването за резултати и усилия, но отрицателно повлияни от личните притеснения и възприетата заплаха. Whitman et al. (2023) установяват, че по-младите и по-малко опитни участници вярват, че внедряването на ИИ може да бъде полезно и да подобри работата им, като поеме повтарящите се и административни задачи. Позицията на служителите в компанията разкрива съществени различия между предната линия и задния офис в изследването на Lestart & Djastuti (2020). Първите се притесняват, че технологиите на ИИ могат да заменят работните им места; докато последните вярват, че човешките действия все още ще бъдат необходими за правилното провеждане на анализи и не се чувстват заплашени от заменяне с ИИ.

Фактор 5 разглежда *Пречките*. Той обобщава два аспекта: ресурсите за данни (липса на вътрешни данни) и финансовите ресурси (липса на публично или външно финансиране). Използването на ИИ изисква значителни ИТ ресурси и знания. Технологичните ресурси се фокусират върху компютърния хардуер, данните и мрежовата свързаност. От друга страна, финансовата готовност също е важна, както отбелязват Gaafar & Allah (2020). Те твърдят, че фирмите с по-добра финансова способност са по-склонни да приемат напреднали технологии на ИИ. Според Rogers (2003), технологичните ресурси включват предишна технологична инфраструктура, опит и знания, използвани за подкрепа на внедряването на иновации без допълнителни инвестиции. Следователно, този фактор съдържа частична технологична готовност за данните и частична готовност от гледна точка на външната среда.

#### 2.4. Първи клъстерен анализ

Обикновено, клъстерният анализ се използва за разделяне на целевите извадки на няколко групи с различни характеристики. Единиците в същата група имат големи сходства, докато единиците в различни групи имат големи разлики.

С цел провеждане на клъстерен анализ, идентифицираните пет фактора се трансформират в нови сложни променливи (Hair и др., 2010), изчислени като сума от стойностите на съставните елементи, разделена на максималната сума и умножена по 100. По същия начин са изчислени и другите четири фактора, които се използват за оценка на предсказващата валидност на клъстера (F1, F2, F3, F4, F5).

Проведени са два клъстерни анализа - йерархичен и не-йерархичен. Йерархичният клъстерен анализ с метода на Ward е приложен за определяне на броя на клъстерите (Hair и др., 2010). Избрано е решението с четири клъстера, тъй като предполага по-малка хетерогенност от другите клъстерни решения (Hair и др., 2010). Резултатите от не-йерархичния клъстерен анализ показват размер на клъстерите от 22, 12, 13 и 6 случая съответно. Разликите в средните стойности на променливите между четирите клъстера са

статистически значими. Таблица 8 представя средните стойности на факторите по тези четири клъстера.

**Таблица 8.** Means from non-hierarchical three cluster solution (N = 81)

Constructs	Average scores of constructs by clusters				F	Sig.
	1	2	3	4		
F3. <i>AI Awareness</i>	2.5303	0.4722	1.8462	1.2222	23.854	0
F4. <i>Attitudes</i>	3.8788	4.1667	2.9231	1.7778	40.142	0
F5. <i>Obstacles</i>	1.7500	2.2083	2.7308	1.3333	3.435	0.025
Size of the clusters	22	12	13	6		

Източник: Авторът

Въпреки че F1 и F2 не са статистически значими и не са предмет на допълнителни изследвания, техните описания са важни за разбирането на контекста на клъстерния анализ. F1 (Приемане на ИИ) се отнася до текущото използване на приложения на ИИ в компаниите и предоставя информация за технологичната готовност на организациите. F2 (Външни пречки) се отнася до регулаторни изисквания, стандарти за обмен на данни и репутационни рискове, свързани с приемането на ИИ. Като резултат, тези два фактора не са включени в изследването на технологичната и екологичната готовност.

Получените четири клъстера показват различни нива на осведоменост за ИИ, отношение и пречки.

Клъстер 1 демонстрира умерено разбиране на ИИ. Въпреки че не притежава най-високото ниво на знания за ИИ, тази група поддържа относително добро положително отношение към ИИ и среща сравнително малко пречки в своите инициативи. Този клъстер е най-голям с 22 компании.

Клъстер 2 показва най-ниското ниво на разбиране на ИИ. Изненадващо, липсата на разбиране не потиска ентузиазма им (4.1667). Те срещат умерени пречки в усилията си за ИИ. Въпреки положителното им отношение, комбинацията от ниско разбиране и умерени пречки може да създаде предизвикателства. Този клъстер се състои от 12 компании.

Клъстер 3 представлява компании с под средно ниво на разбиране на ИИ. Отношението им към ИИ е умерено, но те срещат най-високото ниво на пречки сред клъстерите (2.7308). Това показва, че въпреки че не са напълно песимистични относно ИИ, значителните предизвикателства, с които се сблъскват, може да затруднят напредъка им. Този клъстер включва 13 компании и отразява сравнително често срещан сценарий, при който умерени нагласи и по-високи пречки съществуват едновременно.

Клъстер 4 има относително ниско разбиране на ИИ и също така показва най-ниското положително отношение към ИИ. Въпреки това, тази група среща най-малко пречки (1.3333). Това предполага, че макар да не са особено запознати или ентузиазирани относно ИИ, те не срещат значителни бариери. Това е най-малкият клъстер, включващ 6 компании.

Общо взето, тези клъстери илюстрират разнообразния ландшафт на опитите на компаниите с ИИ, със значителни разлики в тяхното разбиране, отношение и предизвикателства (вътрешна липса на данни и по-малка външна финансова подкрепа), с които се сблъскват. Получените резултати показват, че на първо място, клъстерите с по-високо разбиране на ИИ могат да бъдат по-напреднали в технологичното си приемане и иновационни стратегии. Това е в съответствие с откритията на Schiave и др. (2024). По-високата степен на осведоменост относно ИИ допринася за общото приемане на базирани на ИИ технологии.

На тази основа трите изследователски хипотези в това проучване са тествани и получават подкрепа. Резултатите са показани в Таблица 9.

**Таблица 9** Research Hypotheses Validation Results

Хипотеза 1	Различните групи компании се характеризират с различно ниво на технологична готовност и приемане на ИИ приложения	частично подкрепана
Хипотеза 2	Различните групи компании се характеризират с различно ниво на организационна готовност и приемане на ИИ приложения	подкрепена
Хипотеза 3	Различните групи компании се характеризират с различно ниво на готовност от гледна точка на външната среда и приемане на ИИ приложения	частично подкрепана

Източник: Авторът

Крайното клъстерно решение изисква профилиране на клъстерите с допълнителни и преди това неизползвани променливи. В настоящото проучване се използват демографски характеристики: (1) собственост, (2) регион на страната, (3) сектор, (4) процес на вземане на решения, (5) размер на компанията, (6) интензивност на планиране, (7) интензивност на иновациите. Тези променливи са неметрични, а връзките между тях се тестват чрез кръстосана таблица и стойности на хи-квадрат. Стойностите на хи-квадрат на тези променливи са значими само за интензивността на

планирането - не прилагане на никакви ИИ приложения сега и през следващите две години (Sig.=0.005), както е показано в Таблица 10.

Сред трите вида индикатори за интензивност на използването, съществува един индикатор, наречен интензивност на планирането. Това показва, че вероятността за приемане на ИИ приложения в момента и през следващите две години значително варира между клъстерите. Някои клъстери са по-склонни да отложат приемането на ИИ в сравнение с други клъстери.

**Таблица 10.** Chi-square test result, no plan no use

	Value	df	Asymptotic Significance (2-sided)
Pearson Chi-Square	20.269 <sup>a</sup>	9	.016
Likelihood Ratio	21.599	9	.010
Linear-by-Linear Association	5.042	1	.025
N of Valid Cases	53		

a. 12 cells (75.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is .23.

Източник: Авторът

Въпреки че не се откриват значими връзки с посочените демографски променливи, интензивността на планирането се оказва от съществено значение за приемането на ИИ. Клъстери, които планират да приемат ИИ приложения сега или през следващите две години, може да се сблъскат с потенциални конкурентни предизвикателства, тъй като технологиите за ИИ продължават да се развиват и стават все по-интегрални за различни сектори.

### 2.5. Втори клъстерен анализ

Предвид това, че осведомеността за ИИ, отношението и пречките влияят на поведенческите намерения и действителното използване на ИИ в практиката, допълнително разглеждаме тяхното отражение върху приемането на ИИ (текущото използване на 10 приложения на ИИ) чрез втори клъстерен анализ.

По-конкретно, използвахме К-алгоритъма за клъстеризация на SPSS за 10 итерации с четири променливи (използване – dummy променлива, интензивност на използване, интензивност на планиране и по-дълбоки разбирания). Идентифицирани са четири клъстера, като е извършен и ANOVA анализ. Резултатите показват, че средните стойности на използваните четири променливи (разбиране на ИИ, интензивност на използване, интензивност на планиране и използване) са статистически значими (Таблица 11).

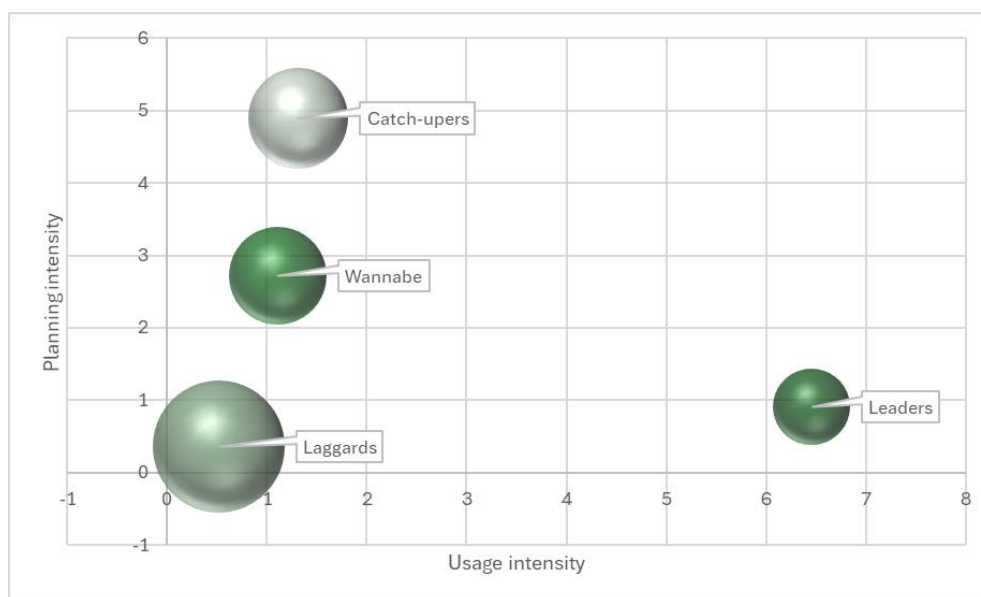
**Таблица 11.** K-means cluster analysis

	Clusters				F	Sig.
	1	2	3	4		
In depth understanding	7,06	1,73	1,52	2,32	49,879	0,00
Usage Intensity	1,11	6,45	0,52	1,32	78,871	0,00
Plan Intensions	2,72	0,91	0,36	4,89	52,522	0,00
usage (no/yes)	0,56	1	0,33	0,74	7,328	0,00

Източник: Авторът

Анализът на средните стойности на използваните променливи показва, че правилното профилиране на клъстерите е свързано със следните описания и наименования (Фигура 5):

**Фигура 5.** Four categories of AI practice.



Източник: Авторът

Клъстер 1, който включва 22% от случаите, се състои от компании, които твърдят, че имат много високо ниво на разбиране на различни аспекти на ИИ (променлива "дълбочинно разбиране"), но със значително по-ниска интензивност на използване и дори малка история на експериментиране с ИИ. Несъответствието между разбирането и използването е най-високо в тази група, което води до името **“wannabe”** компании. Те имат умерени планове за приемане на ИИ в бъдеще, но все още не са готови по отношение на бюджет, планиране и организационна култура.

Клъстер 2 включва 14% от изучаваните компании, които имат най-висока интензивност на използване. Компаниите в този клъстер са значително по-иновативни (индекс = 0.3535<sup>9</sup>) в сравнение с другите групи, имат специален бюджет за внедряване на ИИ, структура на управление и организационна култура, която позволява приемането на ИИ. Във всички характеристики компаниите в този клъстер демонстрират, че са истински лидери, затова ги наричаме **“leaders”**.

Клъстер 3 се състои от 41% компании, които показват както най-ниска интензивност на използване на ИИ, така и на планиране на ИИ. Те също са най-малко иновативните компании (индекс = 0.1566<sup>10</sup>), значително по-ниски от компаниите в останалите клъстери. Дори когато компаниите посочват, че планират внедряване на ИИ, рядко имат специален бюджет и никога не разполагат с управленска схема за това. Естествено, ги наричаме **“Laggards”**. Изостаналите, подобно на "wannabe" компаниите, вероятно са отговорили на въпросите за разбирането социално приемливо и как биха искали да се видят.

Клъстер 4 включва 23% от компаниите с най-висока интензивност на планиране на ИИ. Разбирането им за ИИ изглежда по-реалистично, следващо веднага след лидерите - коефициент (дълбочинно разбиране/интензивност на използване). Те имат най-високото съотношение на експериментиране, най-вероятно като част от дейностите си по вземане на решения и планиране за внедряване на ИИ. Ние наричаме тези компании **“Catch-uppers”**.

Начинът, по който ИИ се внедрява в компаниите, може да бъде много различен. Експериментирането включва готови продукти като GenAI (ChatGPT), Canva, платформи за електронна търговия, интеграция на чат (по-рано с услуги като Chatfuel) до персонализирани решения с интеграция на машинно обучение в софтуера за вземане на решения, който фирмата може да има.

Има значителна разлика в каналите на внедряване на ИИ в зависимост от клъстерите (Фигура 6). Например, водещите компании ще развият своя ИИ

---

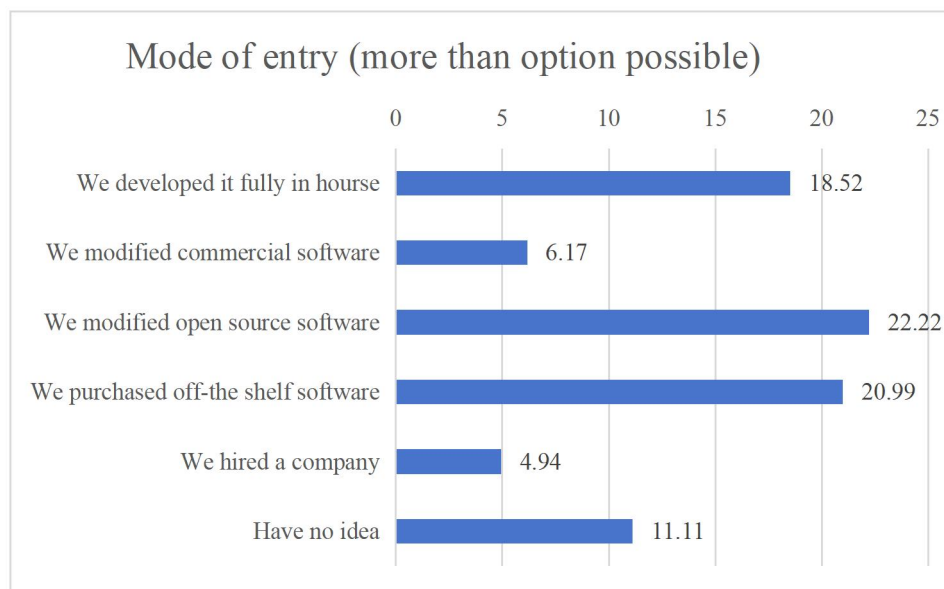
<sup>9</sup> Източник: Авторът, Резултатите са изчислени въз основа на въпрос с един избор относно иновационните дейности.

<sup>10</sup> Източник: Авторът, Резултатите са изчислени въз основа на въпрос с един избор относно иновационните дейности.



предимно вътрешно, докато догонващите ще модифицират решения с отворен код, а изостаналите ще предпочетат да купят готови продукти, основно защото ще липсват вътрешни компетенции. Клъстерът на изостаналите има значително по-ниска организационна способност (променлива orgcapacity).

**Фигура 6.** Mode of entry (multiple options)



Източник: Авторът

Организациите могат да настроят образователни и поддържащи програми, за да увеличат разбирането на ИИ в клъстерите, които изостават в тази област. Това може да включва семинари, обучителни сесии и сътрудничество с експерти по ИИ. Също така, компаниите, които са колебливи в приемането на ИИ, могат да бъдат насърчаване да участват в стратегически сесии по планиране, за да разберат дългосрочните ползи и потенциалната възвръщаемост на инвестициите от технологии на ИИ. Освен това, необходимо е ефективно разпределение на ресурсите в компании от клъстери, които показват готовност и потенциал за приемане на ИИ.

Така организациите могат да подобрят плановете си за внедряване на ИИ, водещи до по-информирано вземане на решения и оптимизиране на разпределението на ресурсите.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Целта на тази дисертация е да разкрие и анализира факторите, свързани с готовността и приемането на изкуствения интелект (ИИ) в различни групи компании в България. Проучването се съсредоточи върху това как различните групи компании се характеризират с различно ниво на техническа, организационна и външна готовност и тяхното последващо приемане на ИИ приложения. За изпълнението на тази цел бяха извършени следните задачи.

Преглед на литературата. Проведохме цялостен преглед на литературата по темата за изкуствения интелект (ИИ). Ключовите задачи включваха първо, преглед на основните дефиниции на ИИ, неговите компоненти и приложенията му в различни индустрии. Второ, анализирахме текущото състояние на ИИ в България, използвайки PEST анализ. Трето, очертахме теоретичната основа за приемането на нови технологии и факторите, свързани с готовността и/или приемането на ИИ. Накрая разработихме изследователски модел с хипотези, базирани на факторите от технологичната, организационната и външна рамка (ТОЕ моделът), за да изследваме приемането на ИИ в контекста на българските фирми.

Проведохме емпирично изследване на факторите, свързани с готовността и приемането на ИИ от български фирми. За тази цел създадохме онлайн анкета и събрахме 223 отговора, от които 81 отговора бяха използвани. След това извършихме факторен анализ и два клъстерни анализа, за да проверим предложените хипотези и модела. Резултатите от валидирането са следните:

X1: Различните групи компании се характеризират с различно ниво на технологична готовност и приемане на ИИ приложения - частично подкрепана.

X2: Различните групи компании се характеризират с различно ниво на организационна готовност и приемане на ИИ приложения – подкрепена.

X3: Различните групи компании се характеризират с различно ниво на готовност от гледна точка на външната среда и приемане на ИИ приложения – частично потвърдена.

## **ОСНОВНИ ПРИНОСИ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД**

1. Настоящото изследване допринася за обогатяването на литературата относно въвеждането на изкуствен интелект в българската среда. То операционализира нов механизъм от ТОЕ модела, като разглежда различни групи компании, които се характеризират с различно ниво на технологична, организационна и външна готовност и приемане на приложения на ИИ.

2. Изследването идентифицира три измерения на готовността за ИИ, свързани с приемането на ИИ. В технологичното измерение е важно богатството на вътрешните данни; в организационното измерение са важни осведомеността и нагласите по отношение на ИИ; а във външното измерение - външното финансиране е от съществено значение.
3. Изследването разкрива поведението на българските компании при практическото усвояване на ИИ въз основа на разбирането в дълбочина и интензивността на използване. То дефинира четири типа участници по отношение на усвояването на технологиите на ИИ - лидери, изоставащи, догонващи и желаещи.
4. Въз основа на клъстерите са показани забележими различия в каналите за навлизане на ИИ. Водещите компании разработват своите ИИ предимно вътрешно, докато догонващите модифицират решения с отворени източници, а изоставащите предпочитат да купуват готови продукти.
5. Настоящото проучване съдържа полезна информация за предприятията и политиците при вземането на стратегически решения относно разпределението на ресурсите, структурата на управление и разработването на политики, свързани с ИИ.
6. Дадени са насоки за по-нататъшни изследвания, като например въздействието на демографските характеристики на фирмите върху приемането на ИИ и стратегиите за популяризиране на ИИ, съобразени с различните групи.

### **Благодарности:**

Тази дисертация е финансово подпомогната от Китайския съвет за стипендии. По време на различните етапи на моята докторантурата се възползвах от допълнително финансиране от Софийския университет като млад изследовател и като част от вътрешния фонд за подкрепа на изследователски проекти.

## ИЗПОЛЗВАНИ ИНФОРМАЦИОННИ ИЗТОЧНИЦИ

1. Aghdaie, M. H., Ghapanchi, A. H., & Talaei-Khoei, A. (2019). Artificial intelligence adoption in SMEs: Investigating the role of CEO's cognitive traits and organizational culture. *Technological Forecasting and Social Change*, 145, 62-75.
2. Alsheibani, S., Cheung, Y., & Messom, C. (2018). Artificial intelligence adoption: AI-readiness at firm-level. In *Pacific Asia Conference on Information Systems 2018* (p. 37). Association for Information Systems.
3. Alsheibani, S., Cheung, Y., & Messom, C. H. (2019). Towards An Artificial Intelligence Maturity Model: From Science Fiction To Business Facts. In PACIS (p. 46).
4. Aboelmaged, M. G. (2014). Predicting e-readiness at firm-level: An analysis of technological, organizational and environmental (TOE) effects on e-maintenance readiness in manufacturing firms. *International Journal of Information Management*, 34(5), 639-651.
5. Alexandre, C.; Blanckaert, L. (2020) The Influence of Artificial Intelligence on The Consulting Industry. Master's Thesis, Université Catholique de Louvain, Ottignies-Louvain-la-Neuve, Belgium, 2020.
6. Abdullah, R.; Fakieh, B. Health care employees' perceptions of the use of artificial intelligence applications: Survey study. *J. Med. Internet Res.* 2020, 22, e17620. [CrossRef] [PubMed]
7. Alsheikh, L., & Bojei, J. (2014). Determinants Affecting Customer's Intention to Adopt Mobile Banking in Saudi Arabia. *Int. Arab. J. e Technol.*, 3(4), 210-219.
8. Anandarajan, A., Hasan, I., Moyes, G., & Wulsin, F. (2002). Gender, ethnicity, and demographic factors influencing promotions to managers for auditors: An empirical analysis. In *Mirrors and Prisms Interrogating Accounting* (pp. 1-29). Emerald Group Publishing Limited.
9. Baabdullah, A. M., Alalwan, A. A., Slade, E. L., Raman, R., & Khatatneh, K. F. (2021). SMEs and artificial intelligence (AI): Antecedents and consequences of AI-based B2B practices. *Industrial Marketing Management*, 98, 255–270. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2021.09.003>
10. Chen, Y., Hu, Y., Zhou, S., & Yang, S. (2023). Investigating the determinants of performance of artificial intelligence adoption in hospitality industry during COVID-19. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 35(8).
11. Cao, G., Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2021). Understanding managers' attitudes and behavioral intentions towards using artificial intelligence for organizational decision-making. *Technovation*, 106, 102312.
12. Chui, M., & Francisco, S. (2017). Artificial intelligence the next digital frontier. *McKinsey and Company Global Institute*, 47(3.6), 6-8.
13. Deng, L. (2014). Deep Learning: Methods and Applications. In *Deep Learning: Methods and Applications*. <https://doi.org/10.1561/9781601988157>

14. Gaafar, A. S. M., & Allah, H. (2020). Artificial intelligence in Egyptian tourism companies: Implementation and perception. *Journal of Association of Arab Universities for Tourism and Hospitality*, 18(1), 66-78.
15. Gupta, S., Ghardallou, W., Pandey, D. K., & Sahu, G. P. (2022). Artificial intelligence adoption in the insurance industry: Evidence using the technology–organization–environment framework. *Research in International Business and Finance*, 63. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101757>
16. Hair, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Mena, J. A. (2012). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research. *Journal of the academy of marketing science*, 40, 414-433.
17. Igbaria, M., Schiffman, S.J. and Wieckowski, T.J. (1994), “The respective roles of perceived usefulness and perceived fun in the acceptance of microcomputer technology”, *Behaviour & Information Technology*, Vol. 13 No. 6, pp. 349-61.
18. Koza, J. R., Bennett, F. H., Andre, D., & Keane, M. A. (1996). Automated Design of Both the Topology and Sizing of Analog Electrical Circuits Using Genetic Programming. In *Artificial Intelligence in Design '96* (pp. 151–170). Springer Netherlands. [https://doi.org/10.1007/978-94-009-0279-4\\_9](https://doi.org/10.1007/978-94-009-0279-4_9)
19. Kulkarni, A. V., Joseph, S., & Patil, K. P. (2024). Artificial intelligence technology readiness for social sustainability and business ethics: Evidence from MSMEs in developing nations. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(2), 100250.
20. Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who’s the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business horizons*, 62(1), 15-25.
21. Li, Y., Song, Y., Sun, Y., & Zeng, M. (2024). When do employees learn from artificial intelligence? The moderating effects of perceived enjoyment and task-related complexity. *Technology in Society*, 77, 102518.
22. Li, H., Wan, Z., & He, H. (2020). Real-time residential demand response. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(5), 4144-4154.
23. Lewin, K., & Grabbe, P. (1945). Conduct, knowledge, and acceptance of new values. *Journal of social issues*, 1(3).
24. Mahesh, B. (2020). Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)[Internet]*, 9(1), 381-386.
25. Ma, L. (2024). Technological Innovations in Agricultural Firms in Bulgaria: What is the Role of EU Funds? In *Proceedings of the International Conference on Business Excellence* (Vol. 18, No. 1, pp. 1647-1657).
26. Nam, K., Dutt, C. S., Chathoth, P., Daghfous, A., & Khan, M. S. (2021). The adoption of artificial intelligence and robotics in the hotel industry: prospects and challenges. *Electronic Markets*, 31(3). <https://doi.org/10.1007/s12525-020-00442-3>
27. Neumann, O., Guirguis, K., & Steiner, R. (2022). Exploring artificial intelligence adoption in public organizations: a comparative case study. *Public Management Review*, 26(1), 114–141. <https://doi.org/10.1080/14719037.2022.2048685>

28. Pan, Y., Froese, F., Liu, N., Hu, Y., & Ye, M. (2022). The adoption of artificial intelligence in employee recruitment: The influence of contextual factors. *International Journal of Human Resource Management*, 33(6). <https://doi.org/10.1080/09585192.2021.1879206>
29. Rogers, Singhal, & Quinlan (2014). Diffusion of innovations. In *An integrated approach to communication theory and research* (pp. 432-448). Routledge.
30. Tursunbayeva, A., & Gal, H. C. B. (2024). Adoption of artificial intelligence: A TOP framework-based checklist for digital leaders. *Business Horizons*.
31. Whitman, C.; Sobczak, M. AI: Overrated or the Future of Accounting. p. 45. Available online: <https://docplayer.net/135879214-Ai-overrated-or-the-future-of-accounting.html> (accessed on 15 January 2023).
32. Yadav, S., & Kapoor, S. (2023). Adopting artificial intelligence (AI) for employee recruitment: the influence of contextual factors. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 1-13.
33. Yordanova, D., Bogdanova, B., Pergelova, A., & Hristova, G. (2023). Modelling the process of digital transformation in SMEs via a two-stage analytical framework (paper presented at a SUMMIT workshop at Sofia University)

## **ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМАТА НА ДИСЕРТАЦИЯТА**

- 1 Ma Lingling, Technological innovations in agricultural firms in Bulgaria: what is the role of EU Funds? Proceedings of the International Conference of Business Excellence, Publisher: Sciendo, 2024, pages:1647-1657, ISSN (online):2558-9652, 2024
- 2 Yalamov Todor, Velitchkov Kiril, Ma Lingling, The Role of European Programs for Boosting the Innovations of SMEs, The Agenda of the New EU Institutional Cycle, 2024 2024
- 3 Ma Lingling, Artificial Intelligence Readiness and Adoption in SMEs, Journal of Economic Boundaries and Transformation, Issue 1, 2023 2023
- 4 Ma Lingling, Information and Communication Technologies, Innovation.BG: Innovation and Sustainable Growth, Publisher: ARC Fund, 2023, pages:58-62, ISBN:978-954-9456-36-3 2023