

Artificial Intelligence System Problems and Opportunities to Solve Them with Design Patterns

Mariya Armyanova - Chief Assist. Prof. PhD
University of Economics - Varna, Varna, Bulgaria
armianova@ue-varna.bg

Yanka Aleksandrova - Assoc. Prof. PhD
University of Economics - Varna, Varna, Bulgaria
yaleksandrova @ue-varna.bg

Abstract

Artificial intelligence (AI) is entering almost every sphere of modern life. Its influence cannot be ignored and it permeates almost all modern systems. The requirements for the development of such systems are many, he must not only know the capabilities of AI, but also be able to create a complete system that meets certain quality requirements. Some design patterns are provided to help AI developers. Common development practices at the architecture and project level can be encapsulated as patterns to reuse and bring the expertise in this relatively new technology to all developers. For some of the problems discussed, design patterns can offer an effective solution and thus support the overall development process. The research goal is to explore common problems in AI systems and patterns that can offer a solution.

Keywords: Artificial intelligence, Cognitive computing systems, Design patterns, AI patterns 4-7 keywords

JEL Code: C61, C88

Introduction

Изкуственият интелект (ИИ) навлиза във все повече области от човешката дейност. Напредъкът в технологиите за изкуствен интелект и машинно обучение през последните години доведе до тяхното повсеместно приложение във всички сфери на икономиката и обществения живот (Aleksandrova, 2021). Възползването от неговите предимства влияе положително на резултатите от бизнеса. Според Forbes (Popkin et al., 2022) инвестициите в изследвания и приложения на ИИ се очаква да достигнат 500 милиарда долара до 2024 г. и до 2030 г. изкуственият интелект ще се превърне в индустрия за 15,7 трилиона долара. При това две трети от фирмите (McKinsey, 2020), които са използвали изкуствен интелект, отчитат увеличение на приходите си. Като най-голям принос за увеличаване на приходите имат подобряването на маркетинговата дейност чрез оптимизирането на запасите, ценообразуването, анализа и обслужването на клиентите и прогнозирането на продажбите и търсенето. Освен това ИИ подпомага процесите на конверсия и подобрява изживяването на клиентите при онлайн пазаруване.

Според Jovanovic (Jovanovic, 2022) 37% от фирмите и организациите използват ИИ. Очаква се ИИ да допринесе с 15,7 трилиона долара за световната икономика до 2030 г. Девет от десет водещи бизнеса имат инвестиции в технологиите за ИИ, но по-малко от 15% използват възможностите на ИИ в работата си. Причината за бавното навлизане на ИИ са някои възпиращи факти. Подобни бариери стоят и пред цялостната дигитална трансформация (Rupeika-Aroga & Petrovs, 2022). Дигитализацията е основното изискване за създаването на системи с ИИ. Дигитализирането на бизнес процесите е част от цялостния процес на дигитализация, който включва използване на дигитални технологии и данни за подобряване на бизнес процесите и създаване на приход за бизнеса (Petrov et al., 2020). Бариерите пред дигитализацията и прилагането на ИИ са липса на умения или талант за управление на сложни структури, изисквани от новите технологии; опасения относно киберсигурността; други приоритети за капиталови разходи; липса на подходяща инфраструктура; липса на знания за технологиите, прилагането и ефективността им за

бизнеса; липса на умения за създаване и използване на новите системи.

Като най-голяма пречка обаче се посочва липсата на умения пред новите технологии. Това са трудности при намирането, обучението и преквалификацията на персонала, разработващ системите, особено в областта на потребителския интерфейс, дата сайънс технологията, разработката на софтуер и контролите, върху работата на ИИ. Проблеми възникват и при използването на системите с новите технологии, когато персоналят няма мотивация или намира за твърде трудно да използва новите инструменти и приложения. Този проблем може да се реши с подходящо обучение на персонала.

Можем да направим извода, че създаването на системи с ИИ ще продължат да навлизат в почти всички съвременни сфери от здравеопазване и образование до бизнеса и електронното управление. Използването на системи с ИИ се очаква да стане ключов фактор за успеха на бизнеса. От една страна бизнесът трябва да оцени възможностите на ИИ и да преодолее предизвикателствата при прилагането му. От друга страна трябва да се преодолеят и предизвикателствата при разработването на системи с ИИ. Изискванията към разработчика на такива системи са много, той не само трябва да познава възможностите на ИИ, но и да може да създаде цялостна система, отговаряща на определени изисквания за качество. За да се подпомогнат разработчиците, в областта на ИИ се предлагат някои шаблони.

Целта на доклада е да изследват проблемите пред навлизането на ИИ и да се открият шаблоните, които могат да подпомогнат разрешаването на някои от тях. Използваната методология е кабинетно проучване и систематичен анализ на литературата. Изследвани са публикации в Scopus и Google Scholar за последните пет години. Статиите са анализирани в контекста на изследването.

1. Проблеми на системите с изкуствен интелект

Технологиите на ИИ донасят предимства при приложението си в редица сфери – от опростяване на пазаруването до подобряване на възможностите в здравеопазването. Бизнесът също отчита ползата от ИИ, като около 80% от ръководителите на компании, които внедряват ИИ (Cheatham et al., 2019), отчитат печалба от използването му. Потенциалът от прилагането на ИИ е огромен, но широкото използване на ИИ в бизнеса все още е в начален стадий и не е масова практика. Има някои съдържащи фактори, които пречат на масовото навлизане на ИИ. Някои автори (Desouza et al., 2020) предлагат разделението им в четири направления данни, технология, организация и среда. Тези направления са добре определени от гледна точка на специалистите, които трябва да ги решават, обаче е по-добре да приложим друго разделение според възможностите за въздействие на шаблоните.

Трудностите при създаването на система, използваща ИИ, могат да се разпределят в няколко направления, според отношението им към разработването на тези системи. Те са:

- трудности със самата разработка,
- с данните необходими за нея,
- с техническата и икономическата готовност на организацията за внедряване на системата
- и психологически спънки.

Нашето проучване е фокусирано основно върху първата група проблеми – тези с разработката, тъй като възможностите на шаблоните за въздействие в нея са най-големи. Но дори по отношение на четвъртата група могат да се намерят шаблони от групите на отговорния ИИ и интерфейсните шаблони, които да подпомогнат взаимодействието на клиентите със системата и да подобрят отношението към ИИ.

Редица автори изследват проблемите, предизвикателствата и бариерите пред предлагането на ИИ (Pospielov, 2022; Vadapalli, 2022). Те акцентират върху едни или други проблеми, зависимост от целите, които преследват. Създадена е цялостна картина на проблемите от гледна точка на разработката на системи с ИИ.

Към първата група проблеми се отнасят ограниченото познание и проблемите на интеграцията на системата с ИИ и съществуващите фирмени системи. Към втората група се отнасят недостигът на данни, поверителността и сигурността на данните, обработката и съхранението на големи данни. Към третата група се отнасят изчислителната мощ и продължителността на разработката и внедряването. Към четвъртата група се отнасят дефицитът на доверие, трудностите с достигане на човешкото ниво, парадоксът на автоматизацията, опасенията за промяната в работните места, проблемът с пристрастията и някои правни въпроси (Table 1).

Table 1. Проблеми пред въвеждането на системите с ИИ в практиката

№	Направление	Проблем
1	Трудности със самата разработка	Ограниченото познание Интеграцията
2	Трудности с данните необходими за нея	Недостигът на данни Поверителността и сигурността на данните Големите данни
3	Трудности с техническата и икономическата готовност за внедряване	Изчислителната мощ Продължителността
4	Психологически спънки	Дефицитът на доверие Достигане на човешкото ниво Парадоксът на автоматизацията Промяната в работните места Пристрастията Правни въпроси

Първият проблем е **ограниченото познание на ИИ**. При това то е в две направления от една страна това са ограниченията в познанията на ръководителите на малкия и средния бизнес, въпреки че с прилагането на ИИ те могат да увеличат печалбата си, чрез иновативно производство, подобряване на управлението на ресурсите, продажбата и управлението на продуктите онлайн, проучване и откриване на закономерности в потребителското поведение и ефективно реагиране на изискванията на пазара. Някои от тях се отказват да проучват новостите с оправданието липса на финансови възможности. Този аспект на проблема остава извън възможностите за въздействие на шаблоните за проектиране.

Друг аспект на проблема е недостигът във фирмите на технически персонал, необходим за ефективно внедряване и работа с ИИ приложения. Има недостиг на опитни специалисти по данни и по машинно обучение, които да работят със създадените системи. Този аспект също е извън възможностите на шаблоните за проектиране.

Но решаването на проблема с ограниченото познание за разработването на системите с ИИ е основната цел на шаблоните за проектиране. Един от начините да се подпомогне разработката и да се използват експертните познания е с помощта на шаблоните за проектиране (Gamma et al., 2004). Идеята на създаването на шаблоните е да се сведе опита на експертите до този на начинаещите специалисти и да се подпомогне навлизането на новите технологии. Шаблоните имат за цел да се приложат съществуващите познания и натрупания опит, като се минимизират задачите, които трябва да се разработят изцяло отново.

Друг проблем пред разработката на системи с ИИ в бизнеса е необходимостта от **интегриране на ИИ** в съществуващите системи. Изисква познания не само в областта на ИИ. Често се налага да се внесат промени в съществуващите системи, което значи, че те трябва да се проучат и да се познават технологиите, използвани в тях. Преходът към ИИ е по-сложен от например добавянето на нови добавки към фирмения уебсайт.

Инфраструктурата, съхранението и въвеждането на данните в старите системи трябва да бъдат преразгледани и защитени. Трябва да се осигури съвместимост с всички изисквания за ИИ, както и безпроблемна работа на настоящите системи. Служителите на фирмата също трябва да преминават подходящо обучение за работа с новата система.

Един от основните проблеми пред прилагането на ИИ е **недостигът на данни**. Данните са много важен аспект на ИИ, тъй като те се използват за машинното обучение. Пълните, изчистени и правилни данни са необходимо условие за точността на прогнозите. Когато събранните данни в бизнеса са изолирани, непоследователни или с лошо качество, това е проблем за обучението на системите с ИИ. За да се преодолее този проблем, трябва да има стратегия, заложен в системата с ИИ за снабдяване с данни. Системата с ИИ трябва да има доверен източник на подходящи данни, които са чисти, достъпни, добре управлявани и защитени.

Има опити на иновационни компании да въведат нови модели и методи за ИИ, които дават точни резултати въпреки недостига на данни.

Ако средата за обучение за модела е възможно да бъде напълно симулирана, като игрите с определени правила и произволни възможности, тогава ИИ може да се обучи като играе срещу себе си. Обаче в реалния бизнес нито конкурентите, нито клиентите се придържат към краен брой добре дефинирани правила. За да се разработи ИИ за бизнеса, е необходимо първо да се разработи добра симулация на поведението на клиентите и контрагентите. Ако всички фактори, които влияят на средата не бъдат разбрани и правилно измерени, приложението на ИИ може да се провали. Въпреки възможностите на алгоритмите за дълбоко обучение и големият набор от данни, както и големите изчислителни възможности на съвременните технологии, все още не може да се анализират всички причинно-следствени връзки в реална среда. Затова ИИ все още не може да намали нуждите от разбирането на причинно-следствените връзки.

С предубедена информация, цялата система може да стане дефектна. В някои случаи изглежда, че ИИ също има предразсъдъци. Причината се крие в данните, с които се обучава. Статистиката дава предимство на определен фактор и моделът е предубеден за неговата ценност. Понякога, дори и даден критерий да се извади от данните, има други свързани с него критерии, които няма начин да се изключат от модела. Например ако ИИ се използва за оптимизиране на цената или за автоматична реклама, може да се насочи срещу уязвими потребители или потребители в неравностойно положение.

Проблемът с недостига на данни се задълбочава от законите, които защитават личните данни. Редица компании като Google, Facebook и други са изправени пред обвинения относно неетично използване на потребителски данни. Проблемът с недостигът на данните е зависим от сигурността на данните. Ако една организация може да докаже безопасното използване на данните, тогава може да разполага, обработва и съхранява и чувствителни данни.

Друг проблем от тази група е осигуряването на **поверителността и сигурността на данните**. Данните са основен ресурс, а информацията е основно предимство при съвременните технологии. Затова и опитите неправомерно да се достъпят, използват, откраднат и т.н. събрани данни е непрекъснато явление. Установено е, че нарастването на данните, които се съхраняват в една система, води и до повишаването на опитите за неправомерен достъп до тях. Генерирането на повече данни означава, че повече потребители имат достъп до тях и това повишава възможностите за злонамерен достъп. Особено в случаите, когато данните се генерират от милиони потребители по целия свят. Опитите за неправомерен достъп до чувствителна информация и личните данни на потребители са непрекъснати и неминуемо има някои случаи на изтичане на данни. Този проблем може да намери решение, ако се използват шаблони за проектиране.

ИТ сигурността не се ограничава само до кибератаките. Други сериозни заплахи включват грешни конфигурации на мрежата, грешни команди и повреди в софтуера или

устройствата, които потенциално могат да нарушат бизнес операциите и производството. ИТ инфраструктурата трябва да се справи с допълнителната свързаност, необходима за системата.

Системите с ИИ се нуждаят от данни, но генерирането на **големи обеми от данни**, създават проблеми с обработката в реално време, преноса им и съхранението им. Проблемите със сигурността и съхранението на данни достигат глобален мащаб, тъй като данните се генерират от милиони потребители по цял свят. Технологиата data lake е добър подход за съхраняване на big data, но при неправилен дизайн и употреба носи много рискове свързани с качеството, сигурността и контрола на достъпа и използването им (Sulova, 2019). Използването на шаблоните за проектиране може да реши проблема с обработката на големите обеми от данни.

В групата на готовността на организацията за внедряване на системата с ИИ основният проблем е наличието на достатъчно **изчислителна мощ**.

Машинното обучение и дълбочинното обучение изискват непрекъснато нарастващ брой ядра и графични процесори, за да работят ефективно с големите обеми от данни. Това изисква сериозни начални инвестиции. Някои организации разчитат на остарели инфраструктури, приложения и устройства, за да изпълняват своите дейности, тъй като няма предвиден бюджет за разходите, необходими за актуализиране на системите. Замяната на остарялата инфраструктура с традиционните наследени системи и включването им в състава на система с ИИ, е едно от най-големите предизвикателства пред разработването на подобни системи. От друга страна проблем са и непрекъснатите разходи за енергията, която е необходима на алгоритмите за ИИ.

Тези алгоритми изискват изчислителната мощ на суперкомпютър. Обаче този проблем е разрешим с използването на възможностите, предлагани от доставчиците на облачни услуги, от системите за паралелна обработка, но отново използването на тези услуги има цена. Не всяка организация е икономически готова да направи подобни разходи при увеличаването на количествата на обработваните данни. Това е сериозно предизвикателство, особено за стартиращи фирми и компании с малък бюджет.

Има и проблем с непознаването от страна на ръководителите в малкия бизнес на предоставените възможности от доставчици на услуги като Google Cloud, Amazon Web Services и други. Създаването на системи с използването на облачни услуги е сложно, но процесът може да бъде подпомогнат от шаблоните за проектиране.

Пред дадена организация може да възникне и проблем с **продължителността** на разработка и внедряване на системата с ИИ. Времето за внедряване и адаптация на персонала може да е неприемливо дълго.

Първият проблем от групата на психологическите спънки е **дефицитът на доверие**. Един от най-важните фактори, които са причина за отхвърлянето на ИИ, е че при дълбокото обучение няма ясен алгоритъм, чрез който се прогнозира резултата. В човешката природа е да се довери само на неща, които разбира. Едно от критичните предизвикателства при внедряването на ИИ е неясният начин на обработка на набор от входни данни, за да се предскаже изхода и да се формулира решението на проблема. Необходимо е да се обясни принципа на ИИ, за да се осигури прозрачност в решенията му, както и алгоритмите, които водят до тях. Тези проблеми се решават от групата на шаблоните за отговорен ИИ.

Понякога ИИ връща очаквани резултати, като не оценява основните критерии, а свързани с тях. За да е сигурно, че ИИ оценява важните фактори, трябва да са ясни целта на интелигентното приложение, източниците на обучаващите данни и взаимовръзката между входните и изходните данни.

Често при вземането на решения има обратна връзка, тъй като данните влияят на прогнозите, те на решенията, а те отново на данните. С други думи могат да се направят самосбъдващите се прогнози. Например ако даден клиент е преценен, като недоволен от услугите, с оглед на минимизиране на разходите за него се правят по-малко разходи и в

крайна сметка, той се отказва от марката.

В бизнеса има много неизвестни фактори и е необходимо приложението с ИИ да има механизми за контрол, спиране и отмяна в реално време. При извънредна ситуация приложението пак реагира по начина, който е ефективен в нормални условия. Това означава, че трябва да се осигуряват чести одити на системите с ИИ.

Друг проблем е достигането на **човешко ниво** от приложенията с ИИ. Това е едно от най-важните предизвикателства пред ИИ, което възпира, използването му в бизнеса. Приложенията с ИИ може да се похвалят с над 90% точност, но хората често имат по-добра успеваемост. Например, при определяне на типа на дадено изображение човек може да предскаже правилния резултат почти всеки път, като постига точност от над 99%.

За да може един модел за дълбоко обучение да постигне подобна производителност, са необходими фина настройка, оптимизация на хиперпараметри, голям набор от данни и добре дефиниран и точен алгоритъм, заедно със стабилна изчислителна мощ, данни за непрекъснато обучение и тестване. Това изисква много работа и е трудно за постигане.

ИИ се използва, за да облекчи ежедневната работа, като замени ръчното управление, планиране и решаване на проблеми с автоматични процеси. От експертите се очаква само да контролират ИИ и да се намесват в извънредни ситуации. **Парадоксът на автоматизацията** се състои във факта, че именно с изпълнението на ежедневните задачи се обучават и експертите. В даден момент няма да има добре обучени експерти, които да могат да коригират поведението на ИИ. От друга страна е неефективно ИИ да натрупва знания само от базите от знания, до които има достъп организацията, като се учи само на принципа за пробата и грешката. Трябва да се използват натрупаните от експертите знания, като те работят с приложения с ИИ, а не се заменят от тях (Grewal et al., 2020).

Друг проблем е **проблемът с пристрастията**. Качеството на системите с ИИ зависи от качеството на данните от обучаващото множество. Липсата на качествени данни, води до проблеми с пристрастията — аномалии в изхода на алгоритмите за машинно обучение, когато произвеждат резултати въз основа на дискриминационни допускания, направени по време на процеса на машинно обучение, или предразсъдъци в данните за обучение. Данните с ниско качество често вървят заедно с расови, полови, общностни и етнически пристрастия.

Пристрастията трябва да бъдат премахнати. Често данни, които организациите събират, са бедни и с заложен пристрастия. Системите с ИИ, изискват разработването и на техники за мониторинг и за идентифициране на пристрастията.

Промяната в изискванията за **работните места** е честа пречка пред въвеждането на системите с ИИ в организациите. Служителите могат да проявят нежелание, съпротива или неспособност да се адаптират.

ИИ подобрява качеството на услугите при онлайн пазаруването. До голяма степен удовлетвореността на клиентите в онлайн среда зависи и **от отношението им към ИИ** и виртуалната реалност. Качеството на услугите зависи и от възможностите на клиентите да ръководят процеса на пазаруване.

Има **правни проблеми** при разработването и внедряването на приложения с изкуствен интелект, тъй като данните, които се събират за потребителите, са много чувствителни. Използването на подобна информация може да наруши закони или разпоредби и да постави правни проблеми.

2. Шаблони за проектиране за системите с ИИ

Разработването на система, използваща ИИ изисква съвместната работа на екипи от разработчици с определено ниво на професионални познания и умения. Процесът е дълъг и сложен и затова се търсят начини за улеснението му, като при това се гарантира определено ниво на качество и възможността за лесното съпровождане в бъдеще. Използването на шаблоните по дефиниция подпомага разработката, затова решава проблемите с разработката (Table 1). Така, че самият факт на използване на шаблоните, спомага за преодоляването на

проблема с недостига на знанието.

По отношение на втората група проблеми, шаблоните подпомагат решаването на проблемите със сигурността на данните, обработката и съхранението на големи данни, но не могат да решат проблемите с недостига на данните.

Към третата група се отнасят проблемите с осигуряването изчислителната мощ и продължителността на разработката и внедряването. Шаблоните могат да подпомогнат включването на допълнителни облачни изчислителни ресурси към системата. Те също могат да улеснят разработката и да намалят нейната продължителност.

Към четвъртата група се отнасят дефицитът на доверие, трудностите с достигане на човешкото ниво, опасенията за промяната в работните места, проблемът с пристрастията. Шаблоните от групата на шаблоните за отговорен ИИ могат да подпомогнат решаването на тези проблеми, а шаблоните за потребителския интерфейс могат да подобрят потребителското изживяване.

За да се илюстрира мястото на всяка група шаблони на Figure 1 е представен концептуален модел на интелигентен модул. Първата група от шаблони за ИИ обхващат процесите на подготовка на данните – пречистване, сливане и др., както и дейността на бизнес интелигентния модул. Шаблоните за сигурност обхващат процесите на събиране, пренос и съхранение на данните. Шаблоните за работа с big data подпомагат съхранението на големите данни в различни хранилища и обединяването на данните от различните източници. Последната група от интерфейсите шаблони подпомагат процесите на визуализация на резултатите от интелигентния модул. Освен тях има т. нар. архитектурни шаблони, които поддържат взаимодействието на компонентите на ниво система (Table 2).

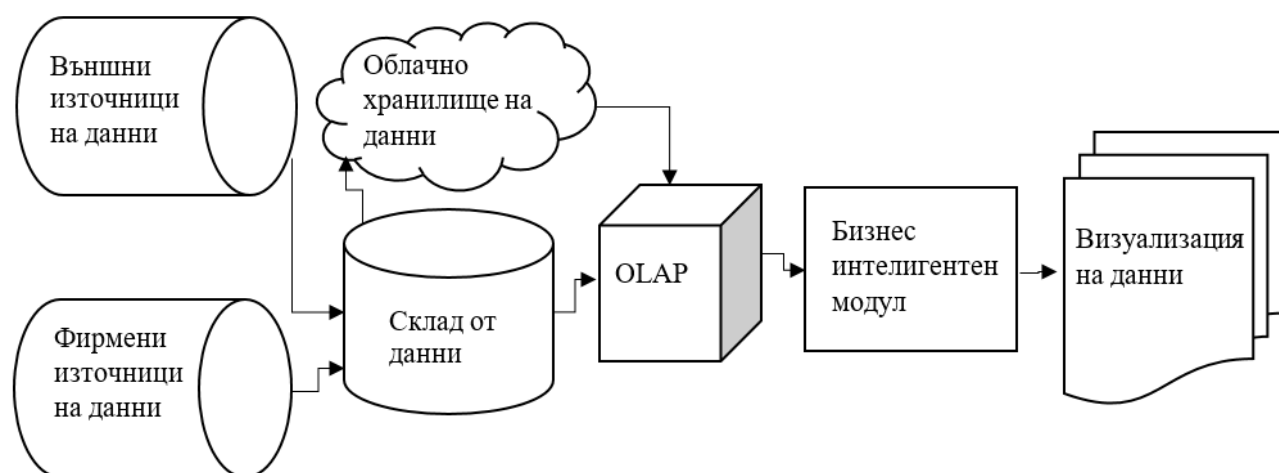


Figure 1. Концептуален модел на модул с ИИ.

За да се създаде цялостната архитектура на интелигентния модул се използват архитектурните шаблони или топологичните шаблони за ИИ определени от (Washizaki et al., 2022; 2022). Част от предложените шаблони са предназначени за облачните системи и са изключително подходящи и за ИИ системите. Такива например са Microservice Architecture и Data Lake. Същността на шаблона Different Workloads in Different Computing Environments се състои във физическото изолиране на различните работни потоци, използвани от различни интелигентни модули. Шаблонът Distinguish Business Logic from ML Models предполага разделяне на бизнес логиката от интерфейса. Шаблонът ML Gateway Routing Architecture предполага използването на шлюз, който да маршрутизира заявките от приложния слой към съответните компоненти в интелигентния модул. При шаблонът Microservice Architecture различното е че услугите са предназначени за различни интелигентни модули. Шаблонът

Lambda Architecture предполага разделяне на пакетен слой и скоростен слой. Първият създава изгледи на зададен пакетен интервал, докато вторият създава съответните изгледи в реално време, а слоя на услугите резултатите от двата слоя се обединяват в заявка. Последният шаблон Карпа Architecture поддържа както обработка на данни в реално време, така и непрекъсната повторна обработка.

Друг архитектурен шаблон е Design Pattern for MLOps (Xu, 2020). Шаблонът представя общи принципи при изграждането на ИИ система, така че да се избягват възможните проблеми. Той разделя на три слоя архитектурата на системата, които да се обслужват от различните типове разработчици. Take (2021) представя Pattern Sculley за компонентите на ИИ система. Този шаблон също може се интерпретира, като архитектурен шаблон за ИИ система, която има и компонент за машинно обучение.

Шаблоните, които реализират бизнес интелигентния модул с помощта на машинното обучение могат да се разделят в няколко групи (Lakshmanan et al., 2020). Критериите са Представяне на данните, Представяне на проблема, Шаблона за обучение на модела, Шаблона за устойчиво обслужване, Шаблона за възпроизводимост, Отговорен ИИ.

Към групата на шаблоните за представяне на данните са класифицирани Hashed Feature, Embeddings, Feature Cross, Multimodal Input (Lakshmanan et al., 2020). Те са свързани с промяната на представянето на данните според математическа функция, която е в основата на конкретния модел. Друг шаблон е Data Lake (Washizaki et al., 2022), чиято цел е да запази данните в суров вид, за различни бъдещи обработки.

Групата на шаблоните за представяне на проблема са свързани с варирането на входа и изхода. Изходът при контролирано машинно обучение се изменя според това дали решаването на проблема се базира на класификация или регресия. Съществуват определени архитектури на невронни мрежи за специфични типове входни данни. Шаблонът Reframing реализира промяна на представянето на изхода. Шаблонът Multilabel е свързан с проблеми, които възникват, когато може да се присвои повече от един етикет на даден обучаващ пример. Шаблонът Ensembles решава проблеми чрез обучение на множество модели и обобщаване на техните отговори, за да направи предсказание. Шаблонът Cascade, по подобие на шаблонът на GoF, се отнася за случаите, когато е възможно сложен проблем да се раздели на серии от проблеми с машинното обучение. Шаблонът Neutral Class се използва за въвеждане на неутрален клас за етикет за модел на класификация, различен от текущите етикети, например „може би“, когато решението не е сигурно. Шаблонът Rebalancing се използва за подобряване на точността при небалансирани множества с данни.

Следващата група Шаблона за обучение на модела се отнася до следващата стъпка в обучението - итеративното тренировъчно обучение. Шаблонът Useful Overfitting препоръчва машинно обучение без регулиране, отпадане или набор от данни за валидиране за ранно спиране, когато претоварването е полезно. Шаблонът Checkpoints се използва, когато времето за обучение отнема много време поради големия размер на данните. В този случай обучението се извършва на стъпки, след всяка се съхраняват частично обучените модели, от които да се възобнови обучението при възможност. Шаблонът Transfer Learning предлага допълнително обучаване на модел на отделни слоеве. Първо се замразят теглата и отделните трудно обучаеми слоеве се включват в нов по-прост модел с по-малък набор от данни. Шаблонът Distribution Strategy се отнася за дълбокото обучение, когато броят на параметрите се увеличава, а заедно с тях изискванията за изчисление и памет, което рефлектира върху времето. Идеята е да се използват съвременните възможности за ускорение, като кеширане, хардуерно ускорение и паралелизиране. Шаблонът Hyperparameter Tuning изисква самата обучителна верига да се вмъкне в метод за оптимизация, за да се намери оптималният набор от параметри за модела.

Шаблоните за устойчиво обслужване се отнасят за устойчивостта към голям брой заявки, пиков трафик или управление на промените, по време на реалната работа на моделите. Системата се очаква да бъде издръжлива и да изисква минимална човешка намеса

по време на работа. Шаблонът Stateless Serving Function подпомага обработката на синхронно хиляди до милиони заявки за прогнозиране в секунда чрез споделяни от множество клиенти по мащабируем начин. Шаблонът Batch Serving предполага синхронната работа върху голям брой заявки наведнъж чрез използване на софтуерна инфраструктура, която обикновено се използва за разпределена обработка на данни. Шаблонът Continued Model Evaluation цели да предотврати излизането на модела от употреба чрез непрекъснато наблюдаване на прогнозите и оценяване производителността на модела със същите показатели като при обучението. Шаблонът Two-Phase Predictions решава проблемът, при внедряване на две разпределени устройства, като разделя случаите на използване на две фази, като само по-простата фаза се изпълнява на устройството на потребителя и не изискват интернет връзка за генериране на прогнози. Шаблоните Data Flows Up, Model Flows Down (Washizaki et al., 2022) допълват предходния шаблон. Той позволява на мобилното устройство да получи модел на МО от сървъра, като същевременно извърши обработката на събраните данни на самото мобилно устройство. Шаблонът Parameter-Server Abstraction (Washizaki et al., 2022) предполага разделяне на данните и работни натоварвания между работни възли, докато сървърните възли поддържат глобално споделяните параметри. Шаблонът Keyed Predictions използва ключ от клиента, който да позволи избягването на претоварването от много сложни заявки. Шаблонът Secure Aggregation (Washizaki et al., 2022) се отнася до сигурността на индивидуалните данни. Затова отделните данни от мобилното устройство се кодират и се обработват за изчисляване на общи и средни стойности като се скриват индивидуалните данни.

Групата на шаблоните за възпроизводимост се фокусира върху осигуряването на надеждни, последователни резултати в процеса на машинното обучение. Шаблонът Transform съхранява разделено входовете, функциите и трансформациите на данните в характеристики. По-този начин моделът може да работи с различен тип входни данни. Подобен е шаблонът Separation of Concerns and Modularization of ML Components (Washizaki et al., 2022), който предполага отделяне на различни нива на сложност от най-простите до най-сложните. Шаблонът Encapsulate ML Models Within Rule-base Safeguards (Washizaki et al., 2022) също осигурява надеждни резултати, като капсулира функционалността, осигурена от моделите, и използва проверими правила. Шаблонът Repeatable Splitting подпомага проблема с подходящото разделяне на данните в набори от данни за обучение, валидиране и тестване. При промяна на данните, които се използват за обучение на модела шаблонът Bridged Schema позволява използване на данни от стария тип при обучението чрез адаптирането им към новия тип. Шаблонът Windowed Inference подпомага обучението, когато времевата характеристика на събирането на данните е от значение, като позволява организирането им във времеви потоци. Шаблонът Workflow Pipeline предполага разделянето на отделните стъпки от обучението в отделна услуга, свързана с другите в тунел, така че няколко специалиста да могат да участват едновременно в обучението. Шаблонът Feature Store разделя процеса на създаване на характеристики от разработването на модели на обучение, които ги използват чрез създаване на хранилище на функции. Така се опростява управлението и повторното им използване. Шаблонът Model Versioning или ML Versioning предполага внедряване на променения модел като отделна микроуслуга. Така се постига съвместимост с предишните версии, като всяка е различна микроуслуга с различна REST крайна точка. Шаблонът Discard PoC Code предполага създаване на код, извлечен от констатациите на Proof of Concept (PoC), тоест след изясняване на основната идея.

Групата на Отговорен ИИ шаблони е насочена към подпомагането на екипите, участващи в разработката на системата за обучение. Шаблонът Heuristic Benchmark има за цел да докаже ефективността на модела за обучение, като го сравни с лесно за разбиране евристично решение. Така се доказва правилността на взетото бизнес решение. Шаблонът Explainable Predictions има за цел да подобри доверието на крайния потребител в системите за машинно обучение чрез въвеждане на техники за обяснение на модела, за да се разбере

начина им на работа. Шаблонът Deployable Canary Model предполага едновремената работата на две версии на системата обучена и начална, за да се видят разликите в прогнозите. Шаблонът Fairness Lens изисква оценка на прогнозите на модела, тъй като те следва да са справедливи за различни групи потребители и различни сценарии. Например в приложения с ИИ могат да се появяват расови и полови предразсъдъци, въпреки че не са въведени, като фактор или дори моделът е на ненадзирано самообучение.

GoF шаблоните също могат да се използват за разработката на ИИ системи. Harmelen (2019) предлагат шаблони за хибридни системи за ИИ, които включват и част предназначена за машинно обучение и традиционен код. За да могат да представят взаимодействието между различните видове шаблони, те предлагат набор от композиционни шаблони за проектиране. Например шаблонът стратегия за капсулиране на различните модели за обучение в класа ConcreteStrategies и като такива да могат да променят поведението на стратегията, което се вижда от класа Context. Шаблонът Factory method (Take et al., 2021) може да се използва при надзирано обучение, за да се гарантира фиксирано разпределение на честотата на определени класове в данните за обучение. При него класове Concrete Training Element представят отделни характеристики за класовете. Така всеки клас може да има различен брой характеристики.

Table 2. Шаблони за интелигентен модул.

Групи шаблони	Шаблони
Архитектурни	Different Workloads in Different Computing Environments; Distinguish Business Logic from ML Models; ML Gateway Routing Architecture; Microservice Architecture; Lambda Architecture; Kappa Architecture; Nalchigar Business-driven data analytics Architecture; Design Pattern for MLOps; Take AI Architecture
Представяне на данните	Hashed Feature; Embeddings; Feature Cross; Multimodal Input; Data Lake
Представяне на проблема	Reframing; Multilabel; Ensembles; Cascade; Neutral Class; Rebalancing
Шаблони за обучение на модела	Useful Overfitting; Checkpoints; Transfer Learning; Distribution Strategy; Hyperparameter Tuning
Шаблони за устойчиво обслужване	Stateless Serving Function; Batch Serving; Continued Model Evaluation; Two-Phase Predictions; Parameter-Server Abstraction; Keyed Predictions; Data Flows Up, Model Flows Down; Secure Aggregation
Шаблони за възпроизводимост	Transform; Separation of Concerns and Modularization of ML Components; Encapsulate ML Models Within Rule-base Safeguards; Repeatable Splitting; Bridged Schema; Windowed Inference; Workflow Pipeline; Feature Store; Model Versioning; Discard PoC Code
Шаблони за отговорен ИИ	Heuristic Benchmark; Explainable Predictions; Deployable Canary Model; Fairness Lens

Друга голяма група са шаблоните за работа с големи данни. Шаблонът Generic Repository Pattern се използва в системи, при които функционалността е зависима от данните (Dijkstra, 2013). Целта му е да осигури съхранение на общите данни в споделеното хранилище, с които работят няколко компонента на ИИ системата. Състоянието на данните в хранилището оказва влияние върху конкретен поток. Прекият достъп до данните крие рискове, като дублиране на кода, грешки в програмите, трудности при създаване на кеш за данни.

Друг шаблон, който се използва в съчетание с него е Unit of work. Той представя идеята за създаване на указател, показващ свързването на всеки обект на приложението с необходимите данни от базата от данни. Шаблонът се явява посредник при преноса на данни и извършва всички необходими техни преобразувания и гарантира съгласуваност между представянето на едни и същи данни.

Архитектурният шаблон Pattern Based Data Sharing подпомага работа с големи данни (Suganya, 2017). При повечето системи, работещи с големи данни, необработените данни се събират в централни хранилища и в последствие се анализират. Идеята на шаблона е събраните данни да се подлагат на локална обработка и след това да се изпратят. При събиране на данните от IoT може да се използва мощността на мобилното устройство, като данните да се обработят и приведат се към определен модел и така се изпратят за анализ.

Conclusion

Можем да направим извода, че прилагането на шаблоните при изграждането на системите с ИИ подобрява качеството им, ускорява разработката и улеснява работата на разработчиците. Използването на шаблоните може да внесе експертен опит и да подпомогне разработчиците, особено при навлизането в ИИ. Шаблоните улесняват разработката, гарантират качеството на софтуера, позволяват бъдещето му развитие. Те подпомагат решаването на различните групи проблеми на системите с ИИ. В архитектурните шаблони са застъпени основните принципи на сигурността. Те сравнително лесно могат да се приложат, така че да се създаде система, отговаряща на изискванията за сигурност. Шаблоните подпомагат, софтуерните специалисти, които създават приложения, работещи в облачна среда. Чрез шаблоните от групата на отговорния ИИ могат да се решат и част от психологическите проблеми, възпиращи развитието на ИИ.

References

1. Aleksandrova, Y. (2021) Comparing Performance of Machine Learning Algorithms for Default Risk Prediction in Peer to Peer Lending, *TEM Journal*, vol. 10, is. 1, pp. 133-143.
2. Cheatham, B., Javanmardian, K., Samandari, H. (2019) Confronting the risks of artificial intelligence, *McKinsey Quarterly*, [Online]. Available at: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/confronting-the-risks-of-artificial-intelligence> [Accessed 29/10/2022]
3. Souza, K., Dawson, G., Chenok, D. (2020) Designing, developing, and deploying artificial intelligence systems: Lessons from and for the public sector, *Business Horizons*, Vol. 63, Issue 2, March–April 2020, pp. 205-213.
4. Dykstra, T. (2013) *Implementing the Repository and Unit of Work Patterns in an ASP.NET MVC Application*, [Online]. Available at: <https://docs.microsoft.com/en-us/aspnet/mvc/overview/older-versions/getting-started-with-ef-5-using-mvc-4/implementing-the-repository-and-unit-of-work-patterns-in-an-asp-net-mvc-application> [Accessed 29/10/2022].
5. Gamma, E., Helm, R., Johnson, R., Vlissides, J. (2004) *Design Patterns: Elements of Reusable ObjectOriented Software*. Addison-Wesley Professional Computing Series.
6. Grewal, D., et al., (2020) Frontline cyborgs at your service: How human enhancement technologies affect customer experiences in retail, sales, and service settings, *Journal of Interactive Marketing*, vol. 51, pp. 9–25.
7. Jovanovic, B. (2022) *55 Fascinating AI Statistics and Trends for 2022*, [Online] Available from: <https://dataprot.net/statistics/ai-statistics/#:~:text=The%20global%20AI%20market%20value,AI%20capabilities%20in%20their%20work> [Accessed 29/10/2022].
8. Lakshmanan, V. et al. (2020) *Machine Learning Design Patterns*, O'Reilly.
9. McKinsey Analytics, (2020) The state of AI in 2020 [Online]. Available at:

- <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/global-survey-the-state-of-ai-in-2020> [Accessed 29/10/2022]
10. Petrov, P., Salova, Sn., Radev, M., Aleksandrova, Y., Stoyanova, M., Mileva, L., Yankov, P., 2020, *Digitalization of business processes in construction and logistics*, Knowledge and business, Varna.
 11. Popkin, H., Ohnsman, A., Cai, K. (2022) *The AI 50*, [Online]. Available at: <https://www.forbes.com/lists/ai50/?sh=18a37ef7290f> [Accessed 29/10/2022]
 12. Pospelov, S. (2022) *Top 10 AI Development and Implementation Challenges, Lead Software Engineer, Exadel*, [Online]. Available at: <https://www.spiceworks.com/tech/artificial-intelligence/guest-article/top-10-ai-development-and-implementation-challenges/> [Accessed 29/10/2022]
 13. Rupeika-Apoga, R. and Petrovs, K. (2022) Barriers to Sustainable Digital Transformation in Micro-, Small-, and Medium-Sized Enterprises, *Sustainability* 2022, 14, 13558.
 14. Sulova, S. (2019) The Usage of Data Lake for Business Intelligence Data Analysis, *International Conference Information and communication technologies in business and education*, 18 October. UE-Varna, University publishing house “Science and economics”, pp. 135-144.
 15. Suganya, M.J. & Deepamalar, M. (2017) Implementation of E-Government Using Pattern Based Data Sharing and Garbage Collection in Big Data Environments, *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*, Vol. 6, Issue 5, May 2017. pp. 9212-9220.
 16. Take, M., Alpers, S., Becker, C., Schreiber, C., Oberweis, A. (2021) Software Design Patterns for AI-Systems, *Proceedings of the 11th International Workshop on Enterprise Modeling and Information Systems Architectures (EMISA 2021)*. Hrsg.: A. Koschmider, pp. 30-35.
 17. Vadapalli, P. (2022) *Top 7 Challenges in Artificial Intelligence in 2023*, [Online] Available from: <https://www.upgrad.com/blog/top-challenges-in-artificial-intelligence/> [Accessed 29/10/2022].
 18. Harmelen, V., Ten Teije, A. (2019) A boxology of design patterns for hybrid learning and reasoning systems, *CEUR Workshop Proceedings 2491*, pp.97–124.
 19. Washizaki, H., Khomh, F., Guéhéneuc, Y., Takeuchi, H., Okuda, S., Natori, N., Shioura, N. (2020) Software engineering patterns for machine learning applications (SEP4MLA): part 2, *PLoP '20: Proceedings of the 27th Conference on Pattern Languages of Programs October 2020*, Article No.: 9, pp. 1–10.
 20. Washizaki, H., Khomh, F., Gueheneuc, Y., Takeuchi, H., Natori, N., Doi, T., Okuda, S. (2022) Software Engineering Design Patterns for Machine Learning Applications, *Computer* 2022 03, vol. 55, pp. 30-39.
 21. Xu, R. (2020) A Design Pattern for Deploying Machine Learning Models to Production, *Computer Science and Information Systems California State University San Marcus*, [Online] Available from: <https://scholarworks.calstate.edu/downloads/1v53k296v> [Accessed 29/10/2022].