

**ПЛОВДИВСКИ УНИВЕРСИТЕТ
„ПАИСИЙ ХИЛЕНДАРСКИ“
ФИЗИКО – ТЕХНОЛОГИЧЕН ФАКУЛТЕТ
КАТЕДРА „ЕКИТ“**

Анна Илиева Бекярова-Токмакова

**Технологично-базирани решения за управление на
процеси в телекомуникациите**

**АВТОРЕФЕРАТ
на дисертационен труд
за присъждане на образователната и научна степен „доктор“**

Област на висше образование 5.Технически науки
Професионално направление
5.3 Комуникационна и компютърна техника
Докторантска програма: „Автоматизация на области от нематериалната
сфера (медицина, просвета, наука, административна дейност и др.)“

Научен ръководител:
Проф.д-р Невена Милева
ПЛОВДИВ, 2025 г.

Дисертационния труд е в обем от 178 страници, съдържащ текст, 30 фигури, 7 таблици и списък с използвана литература от 132 заглавия.

Номерацията на фигурите и таблиците съответства на изложението в автореферата.

Дисертационният труд е обсъден и предложен за защита на катедрен съвет на катедра „ЕКИТ“ към Физико-технологичен факултет на ПУ „П. Хилендарски“, проведен на 09.01.2025 г.

Откритото заключително заседание на научното жури ще се състои на 13.03.2025 г. от 13:00 часа в зала ЕКИТ ул. „Костаки Пеев“ № 21, на Пловдивски Университет „Паисий Хилендарски“ на заседание на научно жури.

Научно жури:

1. Доц. д-р Диана Велкова Стоянова
2. Проф. д-р Слави Ясенов Любомиров
3. Доц. д-р инж. Борислав Христов Миленков
4. Доц. д-р Владимира Кръстева Ганчовска
5. Доц. д-р Веселин Геров Начев

Резервни членове:

1. Проф. д-р инж. Недялко Тодоров Катранджиев
2. Доц. д-р инж. Даниела Шехова

Материалите по защитата са предоставени за свободен достъп на интересуващите се в библиотеката на ПУ „Паисий Хилендарски“.

Автор: маг. **Анна Илиева Бекярова-Токмакова**

Заглавие: Технологично-базирани решения за управление на процеси в телекомуникациите

ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

Актуалност на проблема

Развитието на технологиите в последните години доведе до големи промени в заобикалящата ни действителност и се превърна в основен двигател във всички области от икономиката. Новите технологични решения създадоха мощни инструменти за подпомагане на управлението във всички области на икономиката.

Натрупването на знания и усвояването на нови технологии стана критично важно за развитието и просперитета на организациите. Работата с големи масиви от данни, дигитализацията, интернет, облачните услуги, изкуствения интелект навлязоха и станаха неотменна част от процесите на вземане на управленски решения. За всяка организация вече е жизненоважна бързата адаптация към променящата се среда чрез въвеждането на иновационни технологии, използването на нови бизнесмоделни, изучаване в детайли и въвеждане на нови модерни бизнес процеси, използващи съвременни технологични решения.

Темата на настоящата дисертация е насочена към задълбочено изследване и прилагане на технологични решения за оптимизация на управлението на бизнес процеси в телекомуникационния сектор. В рамките на изследването се анализира приложимостта и ефективността на бизнес процесите в телекомуникационните компании, със специален акцент върху съществуващите предизвикателства и ограничения, с които тези компании се сблъскват при внедряване на съвременни технологични иновации. Изследването подчертава конкурентните предимства на компаниите, ориентирани към интегриране на технологични решения, което им позволява по-гъвкаво управление и усъвършенстване на процесите.

В дисертацията са систематизирани и подробно анализирани съществуващите технологично базирани решения за управление на бизнес процеси в телекомуникационния сектор. Разгледани са водещите иновации и тяхната роля в оптимизацията на оперативната ефективност и повишаването на конкурентоспособността. На базата на проведените изследвания е проектирана и представена система за управление на процеси, базирана на интегрирани технологични решения, която е предназначена да отговори на специфичните нужди на телекомуникационните компании.

Актуалността на проблема, свързан с технологичните решения за управление на процеси в телекомуникациите, се основава на няколко ключови фактора. На първо място, бързото технологично развитие на сектора и множеството нови услуги, клиенти и заявки поставят високи изисквания към телекомуникационните компании. Повишените нужди и изисквания на клиентите също създават необходимост от иновативни подходи и ефективно управление на процесите. Не на последно място, секторът има съществена роля в икономиката на страната-делът на общия обем на пазара на обществени електронни съобщения в брутния вътрешен продукт (БВП) на България, изчислен по текущи цени (източник: Национален статистически институт), възлиза на 2,07% (доклад на Комисията за регулиране на съобщенията за 2023 г.)

Цел на дисертационния труд

Целта на дисертационния труд е проектиране и разработване на технологично базирана система за прогнозиране и управление на процеса на задържане на клиенти в телекомуникационните компании.

Системата е предназначена за управление на вътрешноорганизационните процеси, свързани с клиентското обслужване.

Системата използва технологични решения, базирани на изкуствен интелект и машинно обучение за прогнозиране на отлива на абонати от телекомуникационен оператор. Тя подпомага вземането на управленски решения, свързани със задържането на абонатите и подновяването на техните договори, като предоставя прецизна информация и анализи за ефективно управление на клиентската база.

Задачи на дисертационния труд

1. Описание и систематизиране на съществуващи технологично-базирани решения за управление на процеси в телекомуникациите.

2. Изследване на модели за машинно обучение за прогнозиране на клиентите, които с най-голяма вероятност биха прекратили ползването на услугите на оператора чрез анализ на данни от информационната система на телекомуникационна компания.

3. Разработване и създаване на прототип на технологично базирана система за прогнозиране и управление на процеса Ретеншън на бизнес клиенти в телекомуникационните компании.

ОБЕМ И СТРУКТУРА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

Дисертационния труд съдържа заглавна страница, съдържание, увод ,изложение представено в три глави, изводи и насоки за бъдещо развитие, декларация за оригиналност и библиография. Общият обем на дисертационния труд е 178 страници.

КРАТКО СЪДЪРЖАНИЕ НА ДИСЕРТАЦИЯТА

Глава 1

Описание и систематизиране на съществуващи технологично-базирани решения за управление на процеси в телекомуникациите

1.1. Управление на процеси в телекомуникациите

Началото на XXI век е белязано от дълбока трансформация на бизнес структурите и преминаването към информационно-комуникационна икономика, базирана на данни и знания. В тези години на дигитална революция едно от основните предизвикателства на всички участници в телекомуникационния сектор е бързата адаптация към променящата се среда и вземането на адекватни на нейното развитие решения, спомагащи за развитието и функционирането на новите технологии по най-добрия начин, като в същото време ги правят удобни и достъпни за всички потребители.

Еволюирането и трансформиране на организационната дейност е основен източник за постигане на конкурентно предимство и организациите, които преследват тази цел трябва да се управляват чрез процеси, да оперират в реално време, за да имат устойчиви успехи.

1.1.1 Бизнес процесът – инструмент за повишаване на ефективността на организацията – определение и характеристики

Прегледът на научната литература разкрива разнообразие от дефиниции за термина „бизнес процес“, като концепцията е популяризирана през 80-те години от Hammer. Според него процесът е група от свързани дейности, които се допълват и заедно създават допълнителна стойност за клиентите.

Бизнес процесът се описва от други изследователи като група свързани дейности или задачи, които използват ресурси на организацията, трансформират входове в изходи и добавят стойност за клиентите. Различни автори подчертават, че процесите включват логически последователности от действия, насочени към създаване на продукти или услуги, които удовлетворяват нуждите на клиентите, като същевременно оптимизират ресурсите и подкрепят организационните цели.

Съвременните изследвания подчертават характеристиките на бизнес процесите като мащабни, динамични, потребителски ориентирани и автоматизирани. Те съчетават делови и технологични аспекти, като ефективността и резултатността им често зависят от технологиите за автоматизация и управление.

Основната цел на бизнес процесите е създаването и доставянето на стойност за клиентите. Този подход изисква интеграция на иновации, непрекъснато усъвършенстване и ефективно управление, което позволява на организациите да отговорят на променящите се условия на пазара. Бизнес процесите са ключов елемент за устойчивостта и успеха на съвременните компании, като те подпомагат баланса между технологичните иновации и удовлетворяването на потребностите на клиентите.

1.1.2 Класификация на бизнес процесите

Литературният преглед показва разнообразие от класификации на бизнес процесите, разглеждащи различни аспекти на тяхната структура и приложение. Моделът на Майкъл Портър разделя дейностите на първични (входящи потоци, операции, изходящи потоци,

маркетинг и следпродажбено обслужване) и спомагателни (снабдяване, технологично развитие, управление на човешки ресурси и инфраструктура), подчертавайки тяхната взаимовръзка за конкурентно предимство.

Други изследователи, като Hunt, Armistead, и Davenport, категоризират процесите като оперативни (основни дейности), управленски (стратегически насоки) и поддържащи (осигуряване на ресурси и услуги). В телекомуникациите процесите са класифицирани на вътрешно-организационни, осигуряващи ефективност в рамките на компанията, и между-организационни, свързани с взаимодействие с доставчици и партньори.

1.1.3 Класификация на бизнес процесите в телекомуникациите

Ефективното управление на бизнес процесите, както вътрешно-организационни, така и между-организационни, е критичен фактор за успеха на телекомуникационните компании. Тези процеси играят ключова роля за адаптацията към динамичната среда и устойчивостта на организациите, като преобразуват вътрешните ресурси в информационни услуги, които отговарят на пазарните нужди. Анализът на бизнес процесите в сектора разграничава две основни групи: стратегически процеси, свързани с развитието на инфраструктурата и продуктите, и мрежови операции, фокусирани върху поддръжката и обслужването на клиенти.

Моделите за класификация, като този на APQC, структурират процесите в две категории: оперативни (насочени към предоставяне на услуги и управление на клиенти) и процеси за управление и поддръжка (гарантиращи координацията и ресурсите за ефективно функциониране).

В допълнение, друга важна класификация на процесите в телекомуникационния сектор се предоставя от рамката eTOM, широко приета в телекомуникационната индустрия. Тя разделя процесите на три вертикални функционални групи: 1 група – **стратегия, инфраструктура и продукт**, 2 група – **операции** и 3 група – **управление**. Освен вертикалната структура, рамката eTOM декомпозира процесите и на хоризонтални блокове, осигурявайки структура за стандартизация и ефективно управление. Хоризонталните блокове включват четири основни области:

Пазарни, продуктови и клиентски процеси – обхващат маркетингови дейности, разработване на нови продукти и управление на клиентските взаимоотношения.

Процеси на услугите – свързани с предоставянето и поддръжката на услуги за клиентите. Ресурсни процеси – управление на мрежи, системи и други ресурси, необходими за операциите.

Процеси, свързани с доставчици – обхващат взаимодействията с партньори и доставчици, осигуряващи услуги или ресурси.

1.1.4 Интегрирана класификация на бизнес процесите в телекомуникационните компании: Подход за оптимизация, управление и координация

Като се отчитат различните класификации на бизнес процесите, както и насоките за развитие на телекомуникационните оператори, предлагаме нова класификация, която е обобщена и представена в таблица 1.

В предложената класификация сме взели предвид бързото развитие на телекомуникациите, предлагането на все по-голям набор от услуги и оборудване и нарастващото взаимодействие с други компании, което налага необходимост от по-внимателно и задълбочено установяване и координиране на стабилни междуорганизационни процеси, гарантиращи последователност и превъзходство на предлаганите услуги.

Класификация/ категоризация	Тип на процеса
Обхват	Вътреорганизационни
	Междуорганизационни
Област	Стратегически
	Управленски
	Оперативни
Функционалност	Обслужване на клиенти и маркетинг
	Развитие и управление на услуги
	Ресурсни процеси – приложения, компютри, мрежа
	Процеси с доставчици
Сложност	Прости
	Хибридни
	Технологични

Таблица 1. Класификация на бизнес процесите в телекомуникационните компании

Предложената класификация на бизнес процесите в телекомуникационните компании обединява четири основни критерия: обхват, област, функционалност и сложност. Процесите се разделят на вътрешни, които се извършват изцяло в рамките на компанията, и междуорганизационни, изискващи взаимодействие с партньори и доставчици. По област, те включват стратегически процеси за дългосрочно планиране, управленски за текущи операции и оперативни за ежедневни дейности.

Класификацията по функционалност акцентира върху маркетинг, управление на услуги, поддръжка на ресурси и взаимодействие с доставчици. По сложност, процесите варират от прости рутинни задачи до сложни технологични операции, които изискват координация и специализирани умения.

Тази класификация предоставя ясна рамка за управление, оптимизация и конкурентно предимство в динамичния телекомуникационен сектор.

1.2. Технологични решения в управлението на процеси в телекомуникациите

През последните две десетилетия интензивното развитие на информационните технологии и цифровизацията поставя телекомуникационните компании пред необходимостта от радикална трансформация на бизнес процесите. Тези промени, обвързани с новите условия на цифровата икономика, изискват интеграция на модерни технологии като Интернет на нещата (IoT), изкуствен интелект (AI) и анализ на големи данни (Big Data). Технологиите играят ключова роля в автоматизацията и интелигентното управление на процесите, трансформирайки традиционните модели в адаптивни и свързани системи. Съвременните тенденции в управлението на бизнес процеси подчертават важността на автоматизацията, персонализацията и адаптивността в условията на нестабилна и динамична икономическа среда. В този контекст телекомуникационната индустрия се позиционира като една от най-силно засегнатите

от дигиталната трансформация, при което модерни технологии и интелигентни решения играят централна роля за създаване на устойчиви и ефективни организационни модели.

1.2.1 Технологични решения в управлението на процеси в телекомуникациите при интегриране на технологията „Интернет на нещата“ (IoT)

Интернет на нещата (IoT) е глобална мрежа от свързани устройства и системи, които взаимодействат, събират и анализират данни в реално време. Тази технология трансформира бизнеса, като позволява автоматизация, прогнозна поддръжка и интелигентно управление на ресурси. В телекомуникациите IoT оптимизира мрежите, подобрява обслужването на клиенти и отваря възможности за нови услуги като интелигентни домове и умни градове.

Очаква се до 2030 г. според Statista IoT да свързва над 32 милиарда устройства, което ще създаде значителни възможности за телекомуникационните компании и ще стимулира иновации в глобалната икономика.

Участие на IoT технологията в процеси от различните функционални групи в телекомуникационната компания:

Маркетинг и обслужване на клиенти – IoT трансформира взаимодействието с клиентите чрез:

Персонализиран маркетинг: Данните, събрани от IoT устройства, позволяват анализ на поведението на клиентите и създаване на целеви промоции и оферти. **Ценообразуване при поискване:** IoT събира данни в реално време, които позволяват динамично адаптиране на цените според търсенето на пазара и индивидуалните нужди на клиентите.

Управление на клиентския опит: IoT устройствата позволяват бързо откриване и реакция на проблеми, подобрявайки качеството на обслужване и удовлетворението на клиентите

Развитие и управление на услуги – IoT предоставя възможности за телекомуникационните оператори да развият нови бизнес модели за управление на услугите си и по този начин да увеличат приходите и печалбите си.

Ресурсни процеси – IoT в телекомуникационната индустрия предоставя редица възможности за подобрене и оптимизация на управлението на мрежата: мониторинг на оборудването, проактивно управление на поддръжката, оптимизация на мрежовите ресурси, управление на мрежовата сигурност, управление на енергийната ефективност, управление на хора.

1.2.2 Технологични решения в управлението на процеси в телекомуникациите при интегриране на облачни технологии

Облачните технологии се дефинират като модел, осигуряващ достъп до споделени изчислителни ресурси (мрежи, сървъри, приложения и др.) при поискване, с минимални усилия за управление. Те позволяват разширяване или намаляване на ресурсите според нуждите на потребителите и предлагат икономически изгодно решение за обработка на големи обеми данни и подобряване на ефективността.

В телекомуникационната индустрия облачните изчисления са ключови както за оперативна ефективност, така и за навлизане в нови бизнес области. Те трансформират традиционните бизнес модели, преминавайки от базирани на продукт към базирани на услуги структури, което подобрява времето за доставка, гъвкавостта и намалява разходите.

Процеси, свързани с маркетинг и обслужване на клиенти

Облачните технологии трансформират взаимодействието с клиентите, като осигуряват:

Подобрено управление на данни и персонализация на услугите: Облачните платформи предоставят инструменти за анализ и обработка на клиентски данни, подобрявайки удовлетвореността и преживяването на клиентите.

Сигурност на данните: Осигуряват защита чрез криптиране, контрол на достъпа и надеждно съхранение.

Мобилност и достъпност: Предоставят възможност за управление на клиентски услуги от всяко устройство, свързано към интернет.

Възстановяване при бедствия: Гарантират бързо възстановяване на данните и непрекъснатост на услугите.

Намаляване на оперативните разходи: Чрез елиминиране на нуждата от физическа инфраструктура и опростяване на процесите.

Маркетингови стратегии: Облачните платформи улесняват разработката на персонализирани промоции и кампании, базирани на клиентското поведение.

Процеси, свързани с развитие и управление на услуги

Облачните технологии предоставят възможности за разработка и доставка на нови услуги чрез различни бизнес модели:

SaaS (Софтуер като услуга), PaaS (Платформа като услуга), IaaS (Инфраструктура като услуга), CaaS (Комуникация като услуга), EaaS (Всичко като услуга): Консолидира множество облачни услуги в единна платформа, позволявайки цялостно решение за бизнеса.

Ресурсни процеси: развитие и управление на ресурси (мрежа, компютри, приложения)

Облачните технологии подобряват управлението на мрежови и ресурсни процеси чрез: Управление на мрежовите ресурси: Виртуализацията и автоматизацията опростяват управлението и мащабирането на мрежовата инфраструктура.

Интеграция с 5G и Edge Computing: Комбинирането на облачни технологии с 5G осигурява висока скорост и ниска латентност, като оптимизира обработката на данни.

Оптимизация на енергопотреблението: Чрез интелигентни системи се намаляват разходите за енергия и се подобрява ефективността на мрежовите операции.

Мониторинг и поддръжка: Позволяват наблюдение в реално време и прогнозна поддръжка на оборудването.

1.2.3 Технологични решения в управлението на процеси в телекомуникациите при интегриране на анализ на големи данни (Big Data Analytics-BDA)

Телекомуникационната индустрия обработва огромни обеми данни ежедневно, генерирани от смартфони, социални медии, IoT устройства и мрежи от следващо поколение. Според Ericsson Mobility Report, обемът на данните се очаква да нарасне с над 60% до 2025 г. Тези данни са разнообразни, включително информация за обаждания, интернет сесии, геолокация и производителност на мрежата, като могат да бъдат обработвани в реално време или на пакети.

Процеси, свързани с маркетинг и обслужване на клиенти

Използване на клиентски данни: Анализът на големи данни предоставя детайлни клиентски профили чрез обработка на информация от социални медии, интернет активност и исторически данни за поведението.

Персонализация: BDA позволява персонализирани промоции и търговски предложения, които подобряват клиентското изживяване.

Предвиждане на клиентски проблеми и предлагане на решения, преди да се появят, повишават удовлетвореността и лоялността.

Увеличение на приходите: Анализът на данни дава възможност за партньорства с рекламодатели и други бизнеси за създаване на нови източници на приходи.

Процеси, свързани с развитие и управление на услуги

Откриване на измами: BDA се използва за откриване на SIM кутии (Sim-box), като намалява загубите на приходи и подобрява мрежовата производителност.

Създаване на нови услуги: Чрез анализ на данни за клиентски транзакции, операторите могат да предлагат персонализирани купони и промоции, стимулирайки продажбите.

Иновативни бизнес модели: Анализът на данни подпомага създаването на нови предложения за бизнес клиенти, подобрявайки тяхната ефективност.

Ресурсни процеси: управление на мрежа, компютри и приложения

Мрежова оптимизация: Big Data подпомага оптимизацията на 4G и 5G мрежи чрез видимост от край до край, самокоординация и проактивна настройка на мрежовата производителност.

Процеси с доставчици

Проследяване на доставките в реално време: BDA позволява мониторинг на движението на стоки и компоненти, което подобрява точността на доставките и намалява времето за престой. Чрез събиране и анализ на данни за срокове на доставка, качество на доставените стоки и спазване на договореностите, компаниите могат да оценяват ефективността на своите доставчици и да подобрят планирането. Анализът на данни за ценови тенденции и пазарни условия подпомага вземането на по-добри решения при договаряне на условия. BDA помага за идентифициране на потенциални проблеми в доставките, като геополитически рискове, природни бедствия или финансова нестабилност на доставчици.

1.2.4 Технологични решения в управлението на процеси в телекомуникациите при интегриране на Изкуствен интелект

Терминът "изкуствен интелект" (ИИ) е въведен за първи път от Джон Маккарти през 1959 г. – ИИ се определя като наука за създаване на интелигентни машини и компютърни програми, които имитират човешкия интелект.

Основни техники в изкуствения интелект:

Експертни системи (ES); Разбиране на естествен език (NLU); Машинно обучение (ML); Невронни мрежи (NN) и генетични алгоритми (GA); Разпределен изкуствен интелект (DAI); Роботика.

Процеси, свързани с маркетинг и обслужване на клиенти

Виртуални агенти и чатботове-чатботовете и разговорните агенти, базирани на ИИ, играят ключова роля в автоматизацията на обслужването на клиенти. Те използват технологии за обработка на естествен език (NLP) и машинно обучение, за да комуникират с клиенти, да отговарят на запитвания и да решават проблеми.

В България компанията А1България ЕАД използва чатбот AVA, разработен с платформата Teneo. AVA предлага персонализирана помощ за управление на услуги, плащания и роуминг.

Системи за автоматично обслужване (ACCR) прилагат машинно обучение за анализ на мрежови показатели и клиентски записи, за да установят причините за проблеми. Това води до оптимизиране на ресурсите и намаляване на оперативните разходи.

ИИ подпомага идентифицирането на клиенти с висок риск от отказ от услугите, което позволява операторите да предприемат проактивни мерки, като персонализирани оферти и подобрени услуги.

ИИ оптимизира търговските процеси чрез:

Генериране на потенциални клиенти като анализира текстови, гласови и визуални данни, за да идентифицира потенциални купувачи.

Персонализирани комуникации – използване на поведенчески данни за изпращане на целеви реклами и персонализирани предложения.

ИИ анализира минали покупки, за да препоръча допълнителни продукти.

Алгоритми за машинно обучение определят най-подходящите цени въз основа на клиентски данни и пазарни условия. Изкуственият интелект значително подобрява ефективността и резултатите в маркетинга и обслужването на клиенти, като същевременно създава по-добри изживявания и генерира добавена стойност.

Процеси свързани с развитие и управление на услуги

Изкуственият интелект (ИИ) играе ключова роля в разработването на нови услуги и подобряването на съществуващите. ИИ оптимизира откриването на измами и подобрява киберсигурността чрез анализ на мрежови данни и автоматизиране на решения. Виртуалните цифрови помощници, управлявани от ИИ, извличат ключова информация от имейли и уеб формуляри, като осигуряват автоматизирани отговори и обработка на запитвания. ИИ позволява създаване на диференцирани услуги, като интелигентни решения за сигурност, автоматизация и анализ на данни, които подобряват клиентското изживяване и ефективността на операторите.

Примери за технологично-базирани на ИИ решения в България включват: Чатбот SaaS, A1 Cyber Backup, A1 Video Security, интелигентно видеонаблюдение от Виваком.

Ресурсни процеси: управление на мрежа, компютри и приложения

ИИ подпомага прогнозиране на трафика и оптимално разпределение на ресурси чрез невронни мрежи, интелигентност на рояк и генетични алгоритми за енергийно ефективно маршрутизиране.

Байесово филтриране и машинно обучение оптимизират параметри на оптично предаване като амплитуда и фазов шум.

Софтуерно дефинираните мрежи (SDN) осигуряват автоматизирано самолечение чрез динамична конфигурация и рестартиране на сървъри без човешка намеса.

ИИ идентифицира мрежови проблеми, открива изтичане на приходи и измами в таксуването и роуминг. Инфраструктура като услуга (IaaS) позволява виртуализирана инфраструктура за споделяне на ресурси между оператори. Роботи автоматизират рутинни задачи като регистрация и обработка на данни, а ИИ оптимизира подбора на персонал чрез анализ на данни и прогнозни оценки на представянето.

Процеси свързани с доставчици

Използването на технологични решения, базирани на изкуствен интелект (ИИ), играе ключова роля в подобряването и управлението на процесите, свързани с доставчиците. Тези решения предлагат иновативни инструменти за оптимизация и автоматизация, които трансформират традиционните подходи във веригата на доставки.

Чрез технологиите с ИИ се постига значително подобрене във всички етапи на процеса на покупка – от идентифицирането на нуждите, преговорите и сключването на договори до доставката на продукти или услуги. ИИ автоматизира управлението на договорите,

като наблюдава рамковите споразумения, идентифицира възможности за подновяване и предлага адаптации в реално време според бизнес нуждите.

Важен аспект на тези технологични решения е анализът на ключови показатели за ефективност (KPI), контрола на качеството и намаляването на несъответствията. ИИ използва прогнозна аналитика, за да обработва големи обеми данни, откривайки проблеми, които не са очевидни при ръчен анализ, и предоставя проактивни препоръки за действие.

Технологиите с ИИ също улесняват обработката на документи, включително ръкописни, като извличат и адаптират релевантна информация според специфичните изисквания на купувачите. Това ускорява процесите, осигурява по-голяма точност и повишава ефективността на взаимодействието с доставчиците.

Обобщение:

Усъвършенстваните технологични решения играят трансформираща роля в управлението на процесите в телекомуникациите. Внедряването на нови технологии като Интернет на нещата (IoT) позволява автоматизация и свързаност на устройства, което оптимизира процесите. Облачните технологии предоставят гъвкавост и улесняват достъпа до данни, докато анализът на големи данни помага на компаниите да анализират големи обеми от информация за по-добри решения и персонализация на услугите. Интегрирането на изкуствен интелект подпомага автоматизацията и осигурява интелигентни решения за подобряване на клиентското обслужване. Внедряването на ИИ в процесите на анализ и прогнозиране не само подобрява ефективността и надеждността на системите, но също така води до значителни икономически ползи, като намаляване на разходите и оптимизация на ресурсите. Това подчертава как използването на ИИ не само подобрява оперативната ефективност, но и спомага за дългосрочната устойчивост и финансовата стабилност на организациите.

Ето защо смятаме, че е основателно да се изгради система с технологично базирани решения за управление на процесите в телекомуникационната индустрия. Ще се фокусираме върху процесите, свързани с маркетинга и обслужването на клиенти, като акцентираме върху използването на изкуствен интелект. Тези процеси са избрани поради тяхното ключово значение за удовлетвореността на клиентите и конкурентоспособността на компаниите. Интеграцията на ИИ представлява естествена стъпка към повишаване на качеството на услугите и персонализиране на клиентския опит.

Глава 2

Разработване на технологично базирана система за управление на процеса Ретеншън на бизнес клиенти в телекомуникациите

2.1 Загубата на абонати като бизнес проблем в световен мащаб

Терминът „Чърн“ (отлив на клиенти) е въведен от Verson et al и представлява ключова концепция в управлението на клиентския поток в телекомуникационния сектор. Според авторите, „Чърн“ се дефинира като процес, при който клиентите напускат или прекратяват услугите на даден оператор. Тази концепция е ключова за разбирането на динамиката на клиентската база и за разработването на стратегии за задържане на клиентите, намаляване на отлива на клиенти и оптимизиране на маркетинговите и обслужващи стратегии. Ефективното управление на клиентите включва способността да се прогнозира вероятността клиентите да сменят доставчика на услуги, да се измери тяхната рентабилност и да се прилагат стратегически и тактически мерки за задържане и намаляване на чърна.

Основният източник на приходи за телекомуникационните компании са месечните абонаментни такси и използваните услуги, което определя задържането на съществуващите клиенти като стратегически приоритет. Тъй като привличането на нови клиенти е около пет пъти по-скъпо от задържането на настоящите, ефективните стратегии за намаляване на чърна са от съществено значение за дългосрочната рентабилност.

Телекомуникационната индустрия е изключително конкурентна, но въпреки усилията за изграждане на лоялност, тя се сблъсква с висок процент на отлив на клиенти (15-45% според Harvard Business Review). Данни от Aspect допълнително потвърждават високия чърн в сектора – средно 20%. Това подчертава критичната нужда от фокус върху задържането на клиенти за подобряване на устойчивостта и конкурентоспособността на операторите. Телекомуникационният пазар в България се доминира от три компании: „Виваком България“ ЕАД, „А1 България“ ЕАД и „Йеттел България“ ЕАД, които държат 100% от мобилния пазар и 97,8% от пазара на фиксирана телефония. Те оперират на олигополен пазар с почти равномерно разпределение на дяловете. През 2023 г. пазарните дялове на мобилния пазар по абонати са: А1 – 36,2%, Йеттел – 31,4%, Виваком – 32,4%, а по приходи: Йеттел – 40,7%, А1 – 29,9%, Виваком – 29,4%.

Проникването на мобилни услуги достига 124,3% от населението с 8,01 млн. абонати към края на 2023 г., което подчертава високата наситеност и ограничени възможности за привличане на нови клиенти. В тази конкурентна среда растежът на пазарния дял се постига предимно чрез привличане на абонати от конкуренцията.

Въведената през 2008 г. процедура за преносимост на номерата даде възможност на потребителите да сменят доставчика си, като запазят телефонния си номер. Това улесни и подсили конкурентната среда, премахвайки една от основните бариери пред клиента – промяната на номера. Данните показват, че до края на 2022 г. са пренесени 2,96 млн. мобилни номера, което съществено влияе върху динамиката на пазара. Само през последните четири години (2019–2022) броят на пренесените номера е нараснал с 26,9% до 250 399 – фигура 1 показва пренесените номера в България за периода 2019-2022г.



Източник: КРС

Фигура 1. Пренесени номера в България, 2019-2022

Тази тенденция свидетелства за нарастваща мобилност на клиентите, като България постепенно се приближава до средноевропейските нива за преносимост.

2.2 Ретеншън на клиенти в телекомуникационния сектор: стратегии и предизвикателства

В изследването терминът "ретеншън" е използван за обозначаване на стратегиите за задържане на клиенти и управление на тяхната лоялност, което е основен приоритет за телекомуникационните компании. Процесът включва проактивни действия за предотвратяване на клиентския отлив чрез персонализирани решения и изграждане на бариери срещу смяна на доставчика. Основната цел е удължаване на жизнения цикъл на клиента и увеличаване на стойността му за компанията.

Жизненият цикъл на клиента обхваща етапи като привличане, развитие, проактивно и реактивно преподписване, както и възможна реактивация след напускане. Удължаването на този цикъл изисква не само задържане на ценни клиенти, но и управление на нерентабилните, за да се минимизират евентуални негативни ефекти върху други клиенти. Ключовите фактори за задържане включват качество на услугата, персонализация, ценова политика, иновации и удовлетвореност, като високата удовлетвореност обикновено укрепва връзката с клиентите.

Бариерите пред промяната също играят важна роля, но трябва да бъдат изградени като позитивни предимства, които конкурентите трудно могат да преодолеят. Ефективното задържане изисква прогнозиране на риска от отлив чрез анализ на клиентското поведение и прилагане на целенасочени действия за намаляване на този риск. Надеждните модели за прогнозиране позволяват на компанията да идентифицират рискови клиенти и да прилагат целеви мерки за задържането им. Тези усилия са от решаващо значение за постигане на устойчивост и рентабилност в условията на силна конкуренция.

2.3 Анализ на процеса Ретеншън на бизнес клиенти в телекомуникационните компании в България

Процесът Ретеншън е ключов елемент в управлението на клиентските отношения в телекомуникационните компании. Той обхваща изграждане на клиентска лоялност, прогнозиране на отказ от услуги и прилагане на целенасочени стратегии за задържане чрез защитни търговски подходи.

При анализа на процеса на задържане в телекомуникационния сектор е необходимо да се вземат предвид различията между пазарите на физически лица и бизнес клиенти. Всеки от тези пазари изисква различен организационен подход и методи на обслужване, а процесите, свързани с управлението на клиентските отношения, са специфични за съответния сегмент.

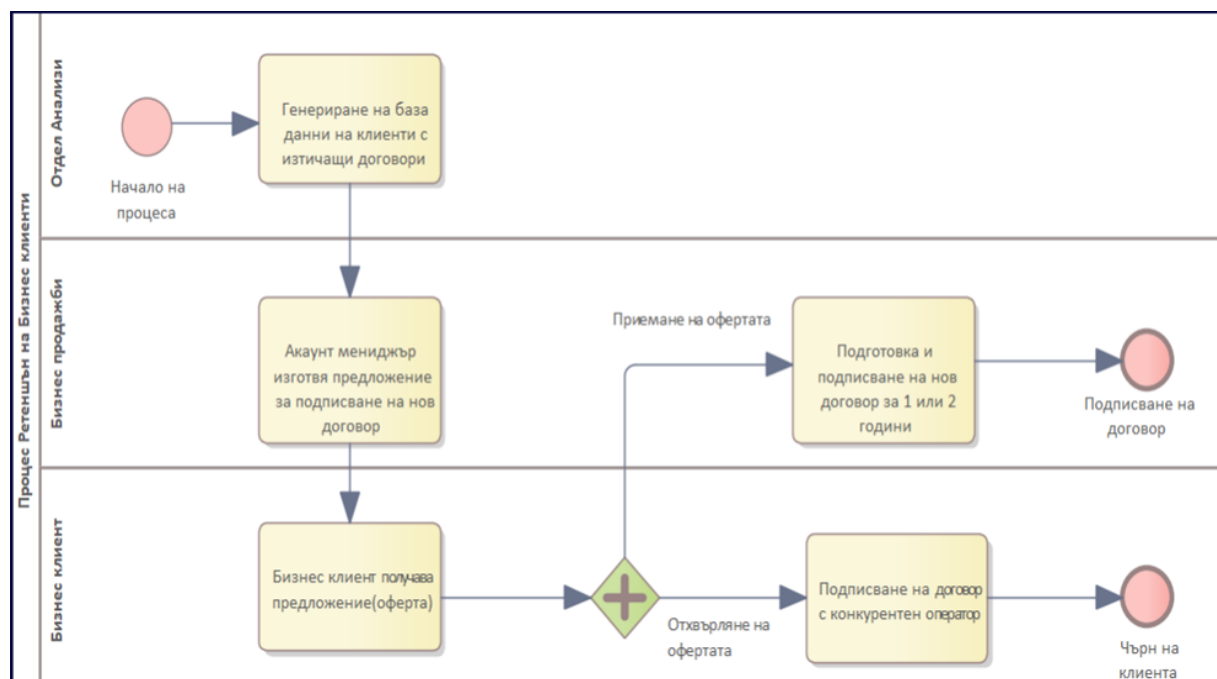
Фокусът в дисертацията е поставен върху пазара на бизнес клиенти и представя детайлен анализ на процеса на задържане на бизнес клиенти. В рамките на проучването са проведени интервюта с 16 ключови участници в процеса, включително оперативни и акаунт мениджъри, както и служители от отдели за анализи. Допълнително е извършено пряко наблюдение на процеса.

На база събраните данни е разработен модел на процеса Ретеншън за бизнес клиенти, който систематизира основните етапи и стратегии, подпомагащи успешното задържане и управление на отношенията с този специфичен клиентски сегмент.

2.3.1 Модел на процеса Ретеншън на бизнес клиенти

Процесът Ретеншън на бизнес клиенти в българските телеком оператори е моделиран използвайки програмен продукт Enterprise Architect в.17.

Enterprise Architect е широко използван инструмент за моделиране, създаден от Sparx Systems. Той е насочен към различни индустрии и приложения, включително софтуерно инженерство, системно моделиране, бизнес процеси и архитектура на решения. Моделът на процеса Ретеншън на бизнес клиенти е представен на фигура 2.



Фигура 2. Модел на бизнес процес Ретеншън на бизнес клиенти (авторски, изработен с програмен продукт Enterprise Architect)

- 1.Начало на процеса. Процесът започва с анализ, чиято цел е да идентифицира клиентите с изтичащи договори.
- 2.Генериране на база данни на клиенти с изтичащи договори. Създава се база данни с клиенти, чиито договори предстои да изтекат, за да се вземат мерки за задържането им.
- 3.Създаване на оферти от акаунт мениджъра. Акаунт мениджърът подготвя индивидуални предложения за клиентите с цел да ги задържи като клиенти и да подпише договори с тях за нов срок от 1 или 2 години.
- 4.Клиентът получава оферта.
- 5.Решение на клиента:
 - Приемане на офертата – Ако клиентът приеме офертата, следва подготовка и подписване на нов договор за 1 или 2 години.
 - Отказ на офертата – Ако клиентът отхвърли офертата, се преминава към прекратяване на договора и подписване с друг оператор.
- 6.Край на процеса. Процесът завършва в два възможни сценария:
 - Успешно задържане на клиента чрез подписване на нов договор.
 - Чърн, когато клиентът реши да подпише договор с друг оператор.

Участници в процеса са:

- 1.Отдел Бизнес анализи, които генерират от програмните продукти, които използва телекома, базата с клиенти за преподписване
- 2.Отдел Бизнес продажби – акаунт мениджър, пряко отговорен за процеса
- 3.Бизнес клиенти.

2.3.2 Анализ на процеса Ретеншън на бизнес клиенти

В изследването е анализиран процесът Ретеншън на бизнес клиенти в българските телекомуникационни компании, използвайки методологията за анализ на бизнес процеси – BPM СВОК. Анализът обхваща бизнес контекста, организационната култура, показатели за ефективност, взаимодействия с клиенти, тесни места, вариации, разходи и контрола на процеса. Използвани са данни от интервюта и наблюдения.

Бизнес контекст: Процесът е ключов за запазване на клиентската база и съответства на стратегическите цели на операторите. Основният му фокус е гарантиране на ползването на услугите чрез абонаментни договори, които ограничават преминаването на клиенти към конкурентни оператори. Външните рискове включват засилена конкуренция, икономически предизвикателства и хищнически цени, докато вътрешните са свързани със забавяне на оферирането и недостатъчен контрол.

Организационна култура: Процесът е ръководен от мениджъри на оперативен ниво и включва мотивиращи бонусни схеми, базирани на показатели като процент преподписани договори и загубени клиенти. Това гарантира ангажираност и фокус върху ефективността.

Ефективност: Средната ефективност на процеса е между 60-80%, като процентът на чърн варира.

Клиенти и взаимодействия: Клиентите се сегментират на малки, средни и големи фирми според броя на абонатите и стойностите на месечните им фактури. Основните им очаквания включват конкурентни цени, промоционални оферти, подобро обслужване и модернизирани устройства. Клиентите взаимодействат с процеса предимно при изтичане на договорите.

Тесни места и вариации: Основното тясно място е етапът на оферирание, което често зависи от субективната преценка на акаунт мениджърите. Това води до вариации в реда и ефективността на процеса, особено при клиенти от сегменти малки и средни фирми.

Разходи и контрол: Разходите включват субсидирани устройства и оперативни дейности, но трябва да бъдат съчетани с оптимизация, за да се увеличи възвръщаемостта. Контролът на процеса е осигурен чрез показатели като брой преподписани договори, загубени клиенти и стойност на изгубените приходи.

Процесът Ретеншън е ключов инструмент за минимизиране на чърна и максимизиране на клиентската стойност, като същевременно осигурява дългосрочна рентабилност и конкурентни предимства за телекомуникационните компании.

2.3.3 SWOT анализ на процеса Ретеншън на бизнес клиенти

Процесът Ретеншън на бизнес клиенти беше анализиран с помощта на SWOT анализ, който разкрива ключови вътрешни и външни фактори, засягащи неговото изпълнение и ефективност.

Силни страни:

1. Ясни определени роли в процеса
2. Ангажирани лидери на организацията в процеса
3. Ясни и конкретни индикатори за ефективността на процеса
4. Предвидени мотивиращи фактори за подобряване на резултатите от процеса
5. Процесът е с добре установен контрол по отношение на крайния резултат.

Слаби страни:

1. Процесът има етап, който се влияе от лична преценка
2. Процесът има множество вариации по отношение реда и времето на оферирание.
3. Възможно е забавяне на оферирането във времето, вследствие на това скъсяване на времето за изпълнение на процеса
4. Голям брой изключения от правилата по време на договаряне на условията с клиента.
5. Липсва прогнозируемост на процеса
6. Възможността за планиране на необходимите ресурси за процеса от страна на оперативния мениджър е ограничена

Възможности

1. Развитие на технологично базираните решения за управление на процесите
2. Развитие на технологиите с изкуствен интелект и машинно обучение
3. Развитие на техниките за прогнозиране на чърн на клиенти

Заплахи

1. Силна конкуренция на пазара
2. Икономически рискове, включително инфлация или намалена покупателна способност на потребителите
3. Регулаторни промени, свързани с договорните взаимоотношения.
4. Регулаторни промени свързани с повишаване на възможността от навлизане на нови участници на пазара.

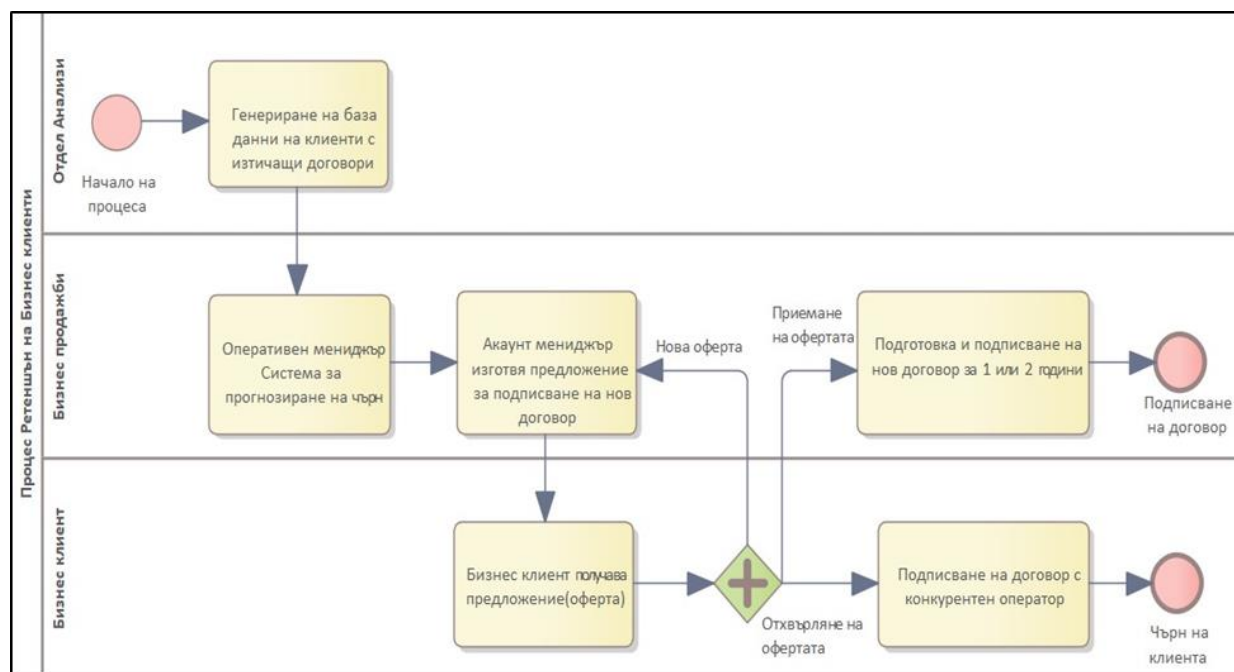
Всички описани заплахи изискват адаптивност и стратегическа проактивност от страна на компаниите, които трябва да разработват по-гъвкави решения и персонализирани оферти, за да запазят конкурентоспособността си и да задържат своите клиенти в условия на динамична пазарна среда. Чрез разбиране на тези фактори, организацията може да изготви по-добри стратегии за оптимизация на процеса Ретеншън и увеличаване на лоялността на своите бизнес клиенти.

2.3.4. Предложение за редизайн на процеса Ретеншън на бизнес клиенти

Редизайнът на процеса Ретеншън на бизнес клиенти представлява систематично усъвършенстване, насочено към повишаване на ефективността, оптимизация на разходите и подобряване на удовлетвореността на клиентите чрез интеграция на иновации и технологии. На база извършения SWOT анализ бе установено значителен потенциал за оптимизация чрез технологично решение с изкуствен интелект (ИИ) за прогнозиране на клиентския чърн. Системата за прогнозиране с ИИ ще подпомогне приоритизацията на клиентите с висок риск от чърн, ще подобри разпределението на времето и ресурсите и ще осигури допълнителни възможности за задържане на клиентите—фигура 3.

Етапи на процеса:

1. Генериране на база данни, съдържаща всички клиенти, обслужвани от даден регион, чиито дългосрочни договори изтичат в следващите три месеца и всички клиенти с изтекли договори.
2. Оперативният мениджър използва система за прогнозиране на чърн. Изготвя времеви график, определя показатели за изпълнение
3. Акаунт мениджър изготвя оферти за преподписване на клиенти с изтичащи договори по изготвен график и оферира клиентите.
4. Клиентът получава и преглежда офертата и решава дали да я приеме или отхвърли.
6. При приемане на офертата следва изготвяне на договор и подписване, и процесът приключва с положителен резултат.
- 7а. Ако клиентът не приеме офертата, процесът приключва с чърн на клиента.
- 7б. Ако клиентът не приеме офертата, е възможна допълнителна опция – изготвяне на втора оферта и повторно офертиране на клиента.



Фигура 3. Модел на бизнес процес Ретеншън на бизнес клиенти To-be (Изработен с програмен продукт Enterprise Architect)

Предимствата на редизайна на процеса са:

По-добро планиране: Системата за прогнозиране ще подпомага оперативните мениджъри в анализа на разходите и планирането на ресурси.

Приоритизиране на усилията: Клиентите с висок риск ще получават внимание на ранен етап, което ще повиши шансовете за задържане.

Намаляване на вариациите: Автоматизацията и стандартните процедури ще сведат до минимум субективната преценка и забавянията.

Повишена ефективност: Допълнителните индикатори и мотивиращи фактори за акаунт мениджърите ще подобрят тяхната ангажираност и резултати. Редизайнът на процеса Ретеншън на бизнес клиенти чрез интеграция на ИИ ще доведе до значителни подобрения в ефективността на процеса.

2.4. Проектиране и разработка на система за прогнозиране на чърн на бизнес клиенти

В тази част е представена система за прогнозиране на чърн на бизнес клиенти, която ще приложим като технологично решение в процеса Ретеншън на бизнес клиенти в телекомуникационните компании.

Целите, които си поставяме разработвайки тази система са:

- Системата да бъде надеждна: резултатите от прогнозата да са надеждни и практически използвани.
- Да се използват данни, до които има достъп всеки оперативен мениджър и да не се налагат допълнителни активности за събиране на допълнителни данни, свързани с клиентска удовлетвореност, оплаквания от клиенти и т.н., които биха довели до допълнителни разходи.
- Системата да бъде практична и лесна за употреба.

Прогнозата ще се съсредоточи върху доброволното и умишлено напускане на клиенти, причинено от преминаването им към конкурентен оператор. Това изключва принудителни откази (напр. поради неплатени задължения или измама), които са управленски решения на оператора.

Етапи на проектиране и разработка на системата

Процесът на разработка се състои от четирите основни етапа описани в литературата, като прибавяме още един етап за предварителна обработка на данни, гарантиращ качество на входните данни – фигура 4.

1. Идентифициране и събиране на данни

Събиране на ключова информация за клиентите, включително история на плащанията, продължителност на договора, честота на използване на услуги и други значими показатели, необходими за прогнозата.

2. Предварителна обработка на данни (Data preprocessing)

Трансформиране, почистване и нормализиране на данните преди анализ.

3. Разделяне на данните

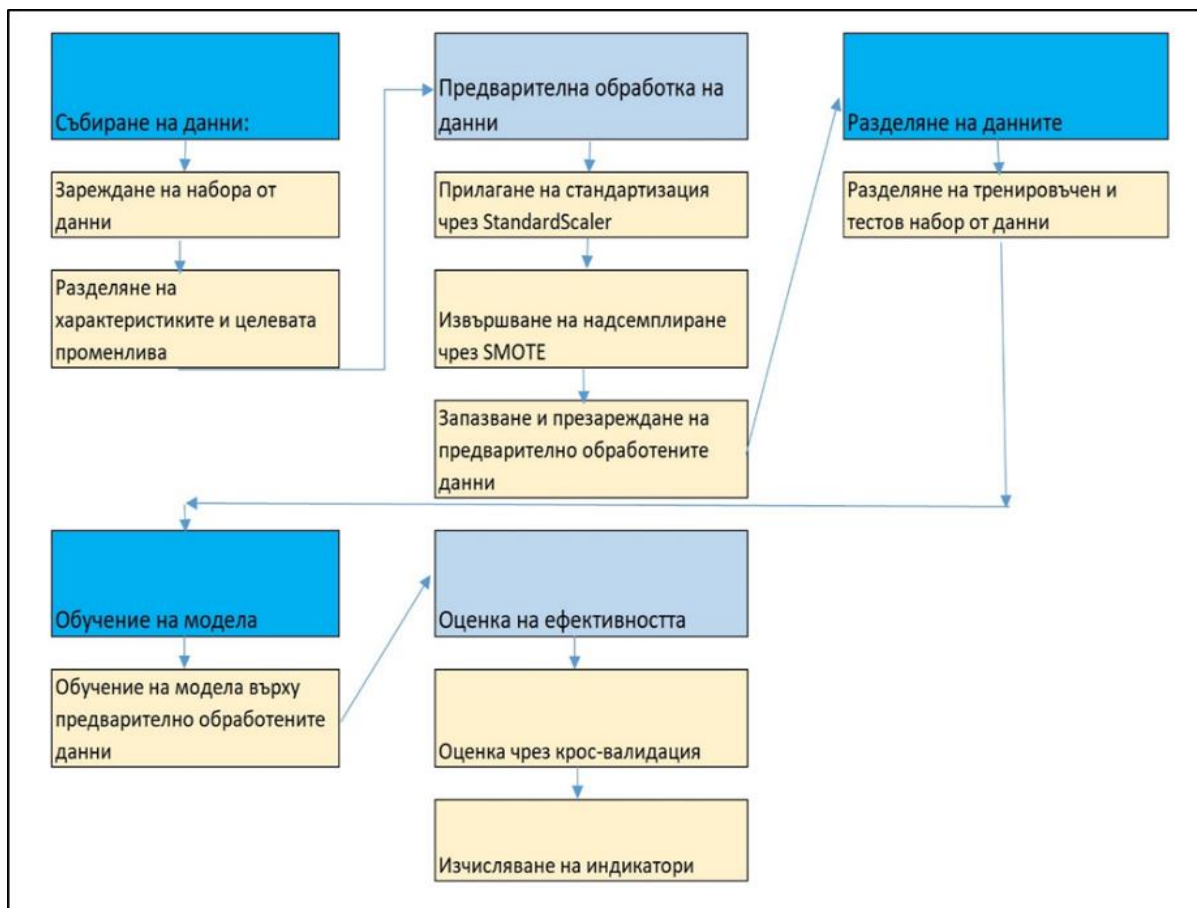
Разделяне на данните на тренировъчен и тестов набор от данни.

4. Обучение на прогнозен модел

Обучение на модела с помощта на техники за машинно обучение.

5. Валидиране на резултатите

Валидирането гарантира, че системата предлага надеждни резултати, съответстващи на реалния клиентски чърн.



Фигура 4. Етапи на проектиране и разработка на система за прогнозиране на чърн на бизнес клиенти-авторска

Чрез интеграция на технологии за прогнозиране, системата ще подобри ефективността на процеса и ще осигури стратегическо предимство в динамичната телекомуникационна индустрия. Ще разгледаме последователно всеки един етап и ще идентифицираме възможните предизвикателства.

Етап 1: Събиране на данни

Качеството на данните е критично за точността и надеждността на система за прогнозиране на чърн на бизнес клиенти. Изборът на подходящи данни, които да отразяват характеристиките и поведението на клиентите, определя ефективността на модела. Поради високите разходи и ограниченията при събирането на специфична информация, като данни за удовлетвореност на клиентите, системата ще използва налични оперативни данни, рутинно използвани в телекомуникационните компании.

Важно уточнение при разработването на системата е, че данните са реални и се използват в ежедневната работа на оперативен мениджър в мобилен оператор в България. Те не са предварително подбирани и селектирани, тъй като нашата цел при разработването на системата е практическата ѝ приложимост и реално управление на процеса Ретеншън на бизнес клиенти в телекомуникациите. След зареждането на данните, следващата важна стъпка е да се отделят признаците (features) и целевата променлива (target).

Признаците(features) в нашата база данни са:

CRM стойностен сегмент

Ефективен сегмент

Пощенски код за фактуриране

КА име

Брой активни абонати

Брой неактивни абонати

Брой прекратени абонати

Общ брой абонати

Ср. приходи от мобилни устройства

Ср. приходи от FIX

Общи приходи

ARPU – среден приход от един абонат (СИМ карта)

От 8453 записа на клиенти, 7% от тях са чърн (т.е. напуснали доставчика). Това създава значителен дисбаланс в данните, като при такъв малък процент на напуснали клиенти, базата от данни става изключително небалансирана. Целевата променлива в набора от данни е категорично дефинирана като бинарна: „Да/Не“, където „Да“ показва дали клиентът е напуснал оператора, а „Не“ – дали е останал.

Тази диспропорция между класовете е един от основните проблеми, с които се сблъсква моделът за прогнозиране на отлив на клиенти. Подобен дисбаланс може да доведе до преобладаване на класифицирането на обектите като „Не“, тъй като моделът би се научил да прогнозира преобладаващия клас, игнорирайки малцинствения клас с напусналите клиенти. Това може да доведе до значителни грешки в прогнозата, тъй като системата няма да отчете коректно истинските случаи на отлив.

Освен това, наборът от данни съдържа шум и липсващи стойности, което допълнително усложнява процеса на изграждане на прогностичен модел. Липсващите стойности могат да бъдат резултат от непълни или повредени записи, докато шумът в данните може да възникне от неправилно или нехарактерно поведение на клиентите, което може да замъгли прогнозните резултати. За да се осигури висококачествено прогнозиране, е необходимо тези проблеми да бъдат разрешени чрез техники за предварителна обработка на данни.

2.4.2 Етап 2: Предварителна обработка на данните – Data preprocessing

Предварителната обработка на данните е критична стъпка в изграждането на прогнозни модели, тъй като гарантира точност и ефективност. Този процес трансформира суровите данни в подходящ формат за машинно обучение чрез нормализация, балансиране на класовете и управление на липсващи стойности.

Мащабиране на данни (StandardScaler):

За да се избегнат доминиращи характеристики с различни мащаби, използвахме метода StandardScaler, който стандартизира стойностите на характеристиките чрез премахване на средната стойност и скалиране спрямо стандартната девиация. Това е важно за модели като логистична регресия и SVM, които са чувствителни към величината на входните данни.

SMOTE (Синтетичен метод за увеличаване на малцинствените класове – Synthetic Minority Over-sampling Technique):

SMOTE беше приложен за балансиране на класовете в набора от данни, като увеличихме броя на малцинствения клас (чърн) чрез синтетично генерирани образци. Тази техника използва линейна интерполация между съществуващите образци и техните най-близки съседи, като по този начин избягва дублирането и създава нови, различни записи.

Резултати от предварителната обработка:

Първоначалният дисбаланс на данните (7% чърн) беше коригиран чрез добавяне на 7353 нови синтетични записи, което увеличи набора от данни от 8453 до 15806 записа. Тази балансирана структура подобри точността на модела, като позволи по-добро представяне на малцинствения клас.

Чрез комбинацията от мащабиране и SMOTE значително подобрихме качеството на данните, осигурявайки по-добра база за изграждане на точен и ефективен прогнозен модел за чърн.

2.4.3 Етап 3: Разделяне на набора от данни

Разделянето на данните на обучаваща и тестова подгрупи е съществена стъпка за изграждане на надеждна система за прогнозиране на чърн.

Обучаваща подгрупа: Тази част (80% от данните) се използва за трениране на модела, като му позволява да анализира и разпознава шаблоните в данните. За обучението използвахме 12644 записа.

Тестова подгрупа: Останалите 20% от данните (3162 записа) служат за оценка на производителността на модела. Чрез тестване върху непознати данни проверихме способността на модела да предсказва чърна.

Този подход гарантира обективна оценка на точността и обобщаващата способност на прогностичния модел, като осигурява основа за надеждна система за прогнозиране.

2.4.4 Етап 4: Разработване на прогнозен модел.

Прогнозирането на клиентския чърн изисква разнообразие от методи и алгоритми, които могат да идентифицират шаблоните и характеристиките, водещи до напускане на клиента. В настоящото изследване са използвани следните основни модели:

Логистична регресия

Дървета на решения (Decision Trees)

Опорни векторни машини (SVM)

Наивен Байесов алгоритъм

Случайна гора (Random Forest)

Адаптивно усилване (AdaBoost)

Класификатор с допълнителни дървета (Extra Trees Classifier)

Линеен дискриминантен анализ (LDA)

Всички изброени модели са приложени в разработката на системата за прогнозиране на чърн, като крайната им производителност е анализирана чрез тестова подгрупа от данните.

2.4.5 Етап 5: Валидиране на резултатите

Валидирането на резултатите е ключов етап в разработката на системата за прогнозиране на чърн на бизнес клиенти. То гарантира надеждността и точността на прогнозите, както и приложимостта на модела в реални условия. Основните методи за валидиране и оценка включват:

Методи за валидиране

1. Кръстосано валидиране

Метрики за оценка на модела

1. Точност (Accuracy): Измерва общата точност на модела спрямо всички наблюдения:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Подходяща е при балансирани данни, но може да е подвеждаща при дисбаланс между класовете.

2. Чувствителност (Recall/Sensitivity): Оценява способността на модела да идентифицира правилно всички положителни случаи:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN}$$

3. Прецизност (Precision): Измерва точността на положителните прогнози

$$Precision = \frac{TP}{FP+TP}$$

4. F1-оценка: Балансира прецизността и чувствителността:

$$F1-Score = (Precision * Recall * 2)/(Precision + Recall)$$

5. ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic – Area Under Curve) Измерва способността на модела да различава положителни и отрицателни класове за различни прагове на класификация. Стойност 0.5 показва случайно предположение, а стойност 1.0 — перфектна класификация.

Чрез комбинация от различни валидиращи методи и метрики за оценка, се осигурява цялостна картина на ефективността на прогнозния модел. Избраните метрики като ROC-AUC и F1-оценка са ключови за надеждната оценка, особено при дисбалансираните класове, характерни за чърн анализите. Тези подходи гарантират, че моделът е приложим и ефективен в реални бизнес условия.

2.5. Прототип на система за прогнозиране на чърн на бизнес клиенти

Системата за прогнозиране на чърн на бизнес клиенти е достъпна чрез платформата Hugging Face Hub – онлайн услуга за хостване и споделяне на проекти в областта на изкуствения интелект и машинното обучение. Тя е достъпна на адрес: <https://huggingface.co/spaces/hhhar/ChurnPredUpdated>.

Hugging Face Hub предлага базирани на Git хранилища за модели, данни и уеб приложения, което улеснява колаборацията, контрола на версиите и демонстрацията на AI приложения. В платформата могат да се хостват модели, използвани за обработка на естествен език, компютърно зрение и аудио задачи, като например текстова класификация, разпознаване на обекти и автоматично разпознаване на реч. Това прави системата лесна за интегриране и тестване от разработчици и потребители.

2.5.1. Методология на работа на системата за прогнозиране на чърн на бизнес клиенти

Методологията за прогнозиране на чърн на бизнес клиенти в телекомуникационния сектор следва етапите, описани в т.2.4.

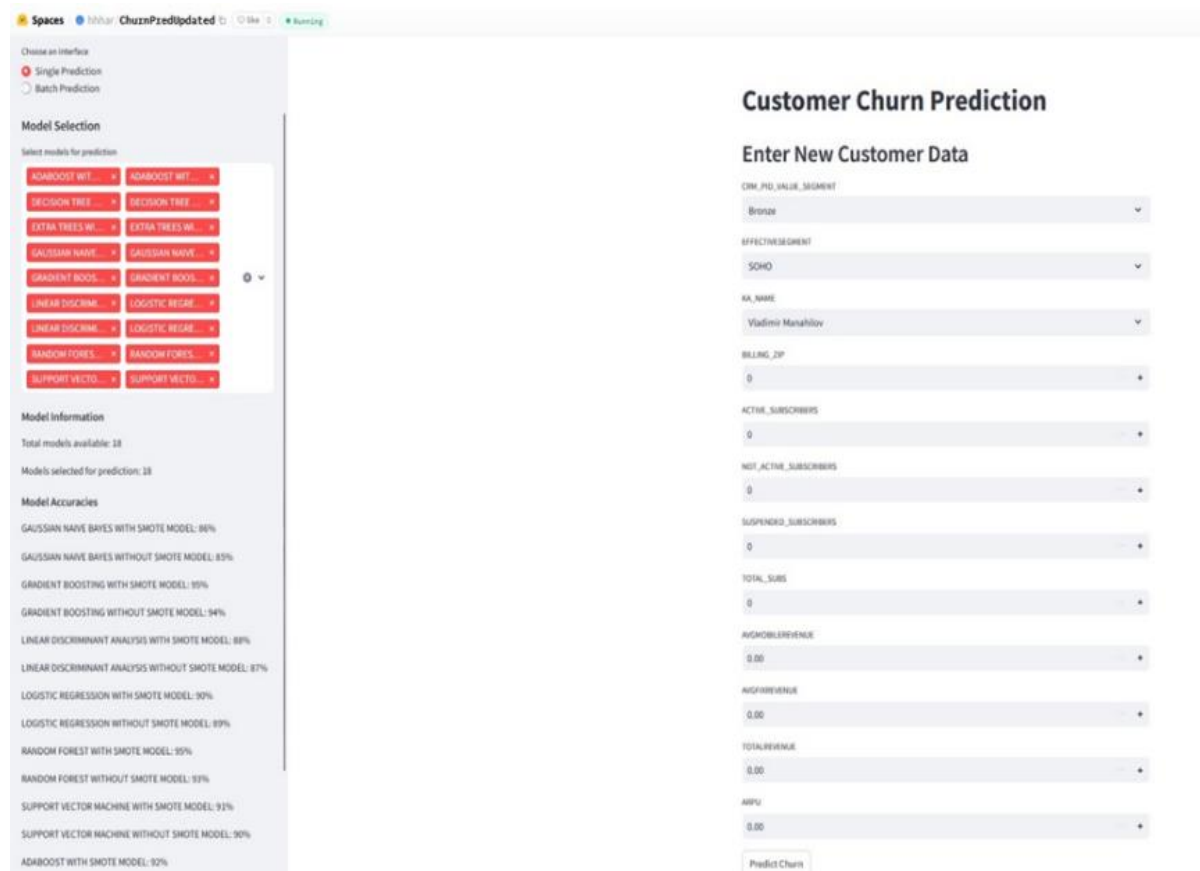
Моделите се оценяват чрез подходи за валидиране, като точност, чувствителност, прецизност, F1-оценка и ROC AUC, за да се идентифицира най-ефективният модел за прогнозиране на чърн.

2.5.2 Описание на интерфейса

Интерфейсът на системата за прогнозиране на чърн на клиенти е разработен с помощта на SDK Streamlit (<https://streamlit.io>).

Ключовите компоненти на интерфейса включват модули за въвеждане на данни, визуализация на резултатите и представяне на прогнозите в ясна и разбираема форма. Избраните модели са селектирани на основата на тяхната ефективност при прогнозиране на чърн.

Целият изглед на приложението заедно с всичките му компоненти е представен на фигура 5.



Фигура 5. Общ вид на приложението на системата за прогнозиране на чърн на бизнес клиенти

Приложението е организирано в два основни раздела:

- **Избор на модел и информация (странична лента):**

Потребителите могат да избират между множество модели за машинно обучение за прогнозиране.

- **Основна област на съдържанието:**

Съдържа полета за въвеждане, в които потребителите могат да въвеждат конкретни данни за клиента.

Бутонът „Прогнозиране на чърн“ задейства процеса на прогнозиране и резултатите се показват по отношение на:

- Индивидуални прогнози на модела,
- Обща прогноза, базирана на претеглено гласуване,
- Вероятност за чърн,
- Графична визуализация на прогнозите.

Системата за прогнозиране на чърн на клиенти предлага и така нареченото „пакетно прогнозиране“ (batch prediction).

Когато бутонът Batch Prediction в страницната лента е избран, системата позволява зареждане на csv файл с набор от данни, генериран от информационната система на телекомуникационен оператор на клиенти с изтичащи договори, подлежащи на преподписване.

След качването на файла, системата го обработва през всички обучени модели със и без SMOTE и генерира индивидуални csv файлове с отбелязани потенциални бизнес клиенти за отлив. По този начин оперативният мениджър може ефективно да разпредели тези бизнес клиенти към акаунт мениджърите за спешни преговори, изготвяне на оферти и преподписване на договори, с цел предотвратяване на преминаването на фирмите към друг телекомуникационен оператор.

Функционалности

Мултимоделно прогнозиране: Потребителите могат да избират от различни модели за прогнозиране на отлив, увеличавайки устойчивостта чрез комбиниране на техните възможности.

Система за претеглено гласуване: Системата използва точността на модела, за да претегли прогнозите, създавайки по-надеждна обща прогноза.

Интерактивно въвеждане на клиентски данни.

Визуален и текстов изход: Резултатите от прогнозите се показват както като текстови изходи (вероятност за изтичане, вероятност за отпадане), така и като графични представяния (стълбовидна диаграма), предлагайки ясни и интерпретируеми резултати.

Гъвкавост: Приложението е съвместимо както с пълни конвейерни модели, така и със самостоятелни класификатори, осигурявайки гъвкавост при избора на модел според различните типове данни или специфичните задачи за прогнозиране, в зависимост от изискванията на потребителите.

2.6 Използвани технологии и ключови компоненти

В разработката на системата за прогнозиране на чърн са използвани:

Streamlit (версия 1.35.0), Pandas (версия 1.5.3), Joblib (версия 1.2.0), Scikit-learn (версия 1.2.2), Imbalanced-learn (версия 0.10.1), Openruх1 (версия 3.1.2), Сериализация на модели с Python Pickle файлове.

Глава 3

Проведени експерименти и получени резултати

3.1 Методология на проведените експерименти

Нашата изследователска хипотеза съобразно целта на системата е следната:

"Възможно е да се разработи система, която използва реална база данни, прилагана ежедневно от мениджъри в телекомуникационен оператор, за надеждно прогнозиране на отлив на абонатите, и която демонстрира високи стойности по ключови параметри, включително точност, чувствителност, прецизност и F1-score. Тази система ще бъде не само статистически оптимална, но и практически приложима в реални бизнес сценарии, където разнообразието на данните и динамичните условия изискват гъвкаво управление на процесите по задържане на клиенти."

В рамките на проведените експерименти беше оценена ефективността на различни прогнозни модели, за да се установи коя техника за машинно обучение предоставя най-добри резултати при прогнозиране на клиентския отлив. Тази оценка включваше задълбочен анализ на ключови параметри на моделите, което допринесе както за валидирането на хипотезата, така и за разработването на ефективна система за управление на процеса ретеншън на бизнес клиенти. Чрез този подход се постигна създаването на надеждно и практично решение, което не само предвижда клиентския

отлив с висока точност, но и подпомага стратегиите за задържане на клиенти в реални условия.

Проведените експерименти преминаха в описаната в глава 2 последователност:

Ефективността на моделите за прогнозиране на отлив беше оценена чрез набор от широко признати критерии, включително точност, чувствителност, F1-оценка и прецизност.

За да осигурим най-доброто представяне на моделите и да гарантираме тяхната практическа приложимост в системата, проведехме множество оценъчни цикли. Основната ни цел беше да изберем модел, който не само демонстрира висока точност, но и показва адаптивност към различни условия и типове данни. Поради това подходихме към проблема, като тествахме моделите върху два различни набора от данни – един с приложена предварителна обработка и един без такава.

Този подход на сравнение ни позволи да изберем най-добрия модел, който съчетава висока точност при обработени данни и стабилност при необработени данни, като по този начин осигурява практическо и надеждно решение за внедряване в реални условия.

3.2 Резултати от проведените експерименти

Първоначалният неструктуриран набор от данни беше обработен, за да стане подходящ за машинно обучение чрез балансиране на класовете, стандартизиране на характеристиките и разделяне на данните за обучение и валидиране.

Използвахме Standard Scaler от модула scikit-learn за нормализиране на данните, осигурявайки стандартна дисперсия и средна стойност 0. Това позволи на модели като Support Vector Machines (SVM) и Logistic Regression да третират характеристиките равностойно. Чрез SMOTE (техника за синтетично надсемплиране) балансирахме класа, което подобри точността и устойчивостта на моделите при идентифициране на клиентите-чърн. Данните бяха разделени на тестов и обучаващ набор, след което алгоритмите за машинно обучение бяха приложени и оценени по ключови показатели за ефективност.

3.2.1 Резултати без предварителна обработка

Моделите демонстрираха различни нива на ефективност – таблица 2.

Модел без предварителна обработка	Точност	Прецизност (Без Чърн)	Прецизност (Чърн)	Чувствителност (Без Чърн)	Чувствителност (Чърн)	F1-оценка (Без Чърн)	F1-оценка (Чърн)
Логистична регресия LR	95%	0.95	0	1	0	0.97	0
Наивен Байес NB	86%	0.95	0.10	0.90	0.20	0.93	0.13
Класификатор произволна гора RFC	95%	0.95	0	1	0	0.97	0
AdaBoost + DT Адаптивно усилване с дърво на решенията	95%	0.95	0	1	0	0.97	0
Класификатор допълнителни дървета ETC	94%	0.95	0	0.99	0	0.97	0

Дърво на решенията DT	89%	0.95	0.12	0.93	0.17	0.91	0.14
Машина за опорни вектори SVM	95%	0.95	1	1	0.01	0.97	0.02
Адаптивно усилване и машина за опорни вектори AdaBoost + SVM	95 %	0.95	0.00	1.00	0.00	0.97	0.00
Линеен дискриминантен анализ LDA	95 %	0.95	0.00	1.00	0.00	0.97	0.00

Таблица 2. Резултати без предварителна обработка

Изводите от анализа на моделите за прогнозиране на чърн показват, че макар много от тях да демонстрират висока точност при класифицирането на преобладаващия клас „Без чърн“, повечето срещат значителни трудности при идентифицирането на ключовия клас „Чърн“. Това включва модели като Логистичната регресия, Класификатор с произволна гора, SVM, Extra Trees, LDA и AdaBoost които показаха висока обща точност, но липса на чувствителност към положителния клас. Модели като Наивния Байес и Дървото на решенията предлагат малко по-добър компромис между прецизност и чувствителност, но все още са далеч от задоволително представяне. Това подчертава предизвикателството, свързано с дисбалансираните класове и трудността за правилното прогнозиране на редкия, но критичен клас клиенти с риск от отлив. Класифицирането на класа на малцинството е от ключово значение за прогнозиране на чърн и за успешното използване на модела в система за прогнозиране на абонатен чърн. Без надеждна прогноза за положителния клас („Чърн“), системата би била неефективна, тъй като няма да може да изпълни основната си функция – навременно идентифициране на клиентите с риск от чърн.

3.2.2 Резултати с предварителна обработка

Преди прилагането на алгоритмите за машинно обучение, данните преминаха през задълбочена предварителна обработка, която включваше важни стъпки като нормализиране на стойностите чрез Standard Scaler и прилагане на синтетичен метод за увеличаване на малцинствените класове (SMOTE). Тези методи бяха използвани с цел да се осигури по-равномерно разпределение на данните и да се елиминират потенциални дисбаланси, които биха могли да повлияят негативно на представянето на моделите. Предварителната обработка оказва драматично въздействие върху производителността на модела, като доведе до значително подобрене в точността и стабилността на прогнозите. Както е илюстрирано в таблица 3, резултатите ясно показват, че ефективността на модела е значително по-висока след прилагането на тези техники за предварителна обработка, което подчертава важноста на оптималната подготовка на данните преди фазата на обучение.

Модел	Точност	Прецизност (Без Чърн)	Прецизност (Чърн)	Чувствителност (Без Чърн)	Чувствителност (Чърн)	F1-оценка (Без Чърн)	F1-оценка (Чърн)
Логистична регресия	54%	0.53	0.56	0.65	0.44	0.58	0.49

LR							
Наивен Байес NB	54%	0.53	0.56	0.65	0.44	0.58	0.49
Класификатор с произволна гора RFC	95%	0.94	0.96	0.96	0.94	0.95	0.95
AdaBoost + DT Адаптивно усилване с дърво на решенията	83%	0.80	0.87	0.88	0.78	0.84	0.82
Класификатор с допълнителни дървета ETC	95%	0.96	0.94	0.94	0.96	0.95	0.95
Дърво на решенията DT	91%	0.92	0.91	0.90	0.93	0.91	0.92
Машина за опорни вектори SVM	59%	0.56	0.65	0.79	0.39	0.65	0.49
Адаптивно усилване и машина за опорни вектори AdaBoost + SVM	55%	0.54	0.56	0.56	0.54	0.55	0.55
Линеен дискриминантен Анализ LDA	55%	0.53	0.56	0.65	0.44	0.59	0.50

Таблица 3. Резултати с предварителна обработка

От направения анализ се установи, че предварителната обработка значително подобрява производителността на моделите, особено при ансамбловите методи и класификаторите, базирани на дървета. Класификатор с произволна гора (Random Forest Classifier) и Класификатор с допълнителни дървета (Extra Trees Classifier) показаха отлична точност от 95% и балансирани стойности на прецизност, чувствителност и F1-оценка за двата класа. Тези модели се утвърдиха като високоефективни за реални приложения. AdaBoost с Дърво на решенията също постигна добри резултати с точност от 83%, демонстрирайки надеждно разпознаване на клиентите „Без чърн“, но с леко по-ниска чувствителност за класа „Чърн“. Дървото на решенията (Decision Tree), с точност от 91%, показва балансирано представяне.

3.3 Сравнение и анализ на резултатите

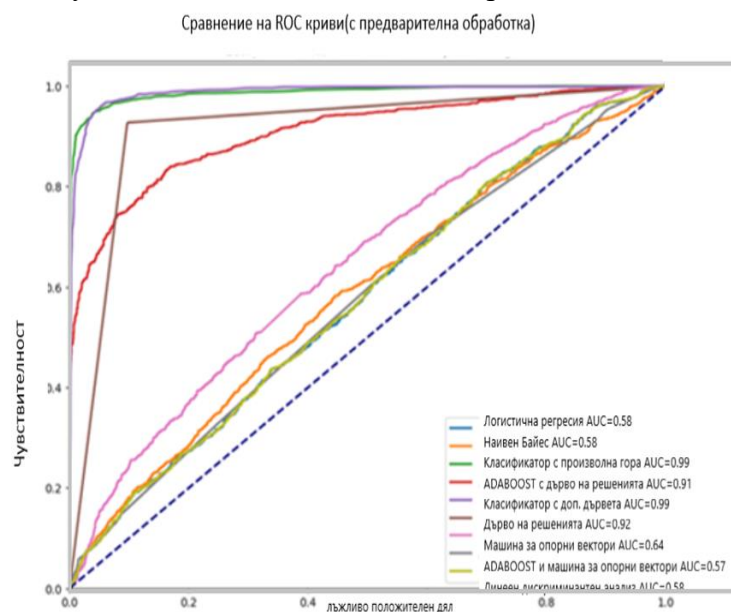
Предварителната обработка на данните оказва съществено влияние върху производителността на моделите, като допринася за повишаване на чувствителността, прецизността и F1-оценката, особено при ансамблови методи като Класификатор с произволна гора и Класификатор с допълнителни дървета. Тези техники помагат за постигане на балансирани резултати между двата класа, което е от критично значение за нашата задача за прогнозиране на клиентски отлив, където е необходимо точно идентифициране на клиентите с висок риск от чърн. По-доброто разпознаване на тези клиенти е от съществено значение за ефективното планиране на стратегии за задържане. Класификаторите с произволна гора и с допълнителни дървета постигнаха висока точност от 95%, значително превъзхождайки модели като Логистична регресия и Наивен

Байес. AdaBoost в комбинация с Дърво на решенията също демонстрира впечатляващи резултати с точност от 83%. Това показва, че ансамбловите подходи са по-стабилни и надеждни при идентифициране на клиенти с риск от отлив, особено когато данните са допълнени с техники като SMOTE.

Анализ на ROC кривите

Въз основа на сравнителния анализ на моделите, ROC кривите предоставят ясна визуализация на въздействието, което предварителната обработка оказва върху производителността на моделите.

Според анализа на ROC, предварителната обработка значително подобрява дискриминативната мощ на ансамблови техники като Класификатор с произволна гора и Класификатор с допълнителни дървета, които постигат стойности от 0.99 и почти перфектни AUC резултати след предварителна обработка. Това откритие е в съответствие с резултатите в таблици 2 и 3, които показват, че тези модели демонстрират висока прецизност, чувствителност и F1-оценки за различните класове-фигура 6.



Фигура 6. Сравнение на ROC криви с предварителна обработка

3.4. Изводи

Получените резултати от проведените експерименти потвърдиха изследователската хипотеза, че е възможно да се разработи система, която използва реална база данни, използвана ежедневно от мениджъри в телекомуникационен оператор, за надеждно прогнозиране на отлив на абонати. Системата демонстрира високи стойности по ключови параметри, включително точност, чувствителност, прецизност и F1-оценка.

Системата не само е статистически оптимална, но и е практически приложима в реални бизнес сценарии, където разнообразието на данните и динамичните условия изискват гъвкаво управление на процесите по задържане на клиенти. Резултатите от експериментите показаха, че с подходяща предварителна обработка на данните и интеграция на ансамблови методи като Класификатор с произволна гора и Класификатор с допълнителни дървета, системата предлага стабилни и надеждни прогнози. Тези модели показаха най-високи стойности по всички ключови показатели, като постигнаха точност от 95%, чувствителност и прецизност, балансирани както за положителния, така и за отрицателния клас. Тези ансамблови модели демонстрираха

устойчивост и надеждност, особено при предварително обработени данни и при наличие на класов дисбаланс, което ги прави подходящи за практическо приложение в бизнес среда.

Системата, основана на ансамблови модели и използваща реална база данни, осигурява надеждни прогнози, които са от съществено значение за успешното управление на клиентската база.

3.5 Насоки за бъдещо развитие

Следващите стъпки в развитието на предложената система включват изследване на по-усъвършенствани ансамблови модели, както и интегриране на невронни мрежи, които могат допълнително да подобрят точността и способността за идентифициране на клиенти с висок риск от чърн. На фигура 7 е представен модел на система за динамично прогнозиране на клиентски отлив за телекомуникационна компания, реализирана като софтуерна услуга (SaaS). Информационната система на телекома генерира набор от данни за бизнес клиенти с изтичащи договори, който е структуриран във формат JSON. Чрез използване на JSON-RPC протокол, този набор от данни се предава към системата за динамично прогнозиране на клиентски отлив, която е внедрена като облачна услуга в една от основните платформи, като AWS или Azure. Системата за прогнозиране анализира данните и генерира нов набор от клиенти, които са с висок риск от чърн. Изходът от системата, съдържащ идентифицираните клиенти с вероятен отлив, се връща обратно в информационната система на телекома чрез JSON-RPC протокола. Внедряването на такъв вид система като SaaS има редица предимства, включително лесна поддръжка, мащабируемост и възможност за интеграция с други системи на телекома, бързо и ефективно мащабиране на системата при увеличаване на обема на данни и натоварването, като се осигурява стабилна производителност дори при голямо количество клиенти. Това прави решението изключително подходящо за големи телекомуникационни компании.

И накрая, бъдещото развитие на системата може да включва допълнителни функции за персонализация на прогнозите според индивидуалните характеристики на клиентите и добавяне на алгоритми за самообучение, които ще позволят на системата да се адаптира автоматично към нови данни и тенденции.



Фигура 7. Система за динамично прогнозиране на отлив на клиенти от телекомуникационна компания представена като софтуерна услуга (SaaS)

НАУЧНИ И НАУЧНО-ПРИЛОЖНИ ПРИНОСИ

1. Приложен и изследван е метода SMOTE за предварителната обработка на данни от реална база данни с 8453 записа на бизнес клиенти от водещ телекомуникационен оператор в България, с цел решаване на проблема с дисбаланса на класовете и е доказано увеличаване на точността на прогнозиране на използваните модели за машинно обучение.
2. Извършено е експериментално проучване на различни модели за машинно обучение, включително:
 - Логистична регресия
 - Наивен Байес
 - Класификатор с произволна гора
 - ADABOOST с дърво на решенията
 - Класификатор с допълнителни дървета
 - Дърво на решенията
 - Машина за опорни вектори
 - ADABOOST и машина за опорни вектори
 - Линеен дискриминантен анализОценени са тяхната ефективност и точност при прогнозиране на двата основни класа – „чърн“ и „липса на чърн“. В резултат на анализа са идентифицирани най-подходящите алгоритми за прогнозиране на клиентския чърн
3. Предложена е класификация на бизнес процесите в телекомуникационната индустрия, която систематизира ключовите аспекти и взаимовръзките между тях, улеснявайки така идентификацията на основните области за подобрение.
4. Анализ на процеса Ретеншън на клиенти: Проведен е задълбочен анализ на процеса Ретеншън на бизнес клиенти, който разкрива основните фактори, влияещи на клиентската лоялност и задържане. Проведени интервюта с участници в процеса.
5. Редизайн на процеса Ретеншън на бизнес клиенти: Разработен е нов дизайн на процеса, с цел оптимизиране на взаимодействието с клиентите и повишаване на ефективността на стратегиите за задържане.

Приложни приноси

1. Изчерпателен преглед на технологично-базирани решения: Изготвен е подробен анализ на съществуващите технологични решения за управление на бизнес процесите в телекомуникационния сектор, което предоставя основа за по-добро разбиране на текущите практики и иновации в индустрията.
2. Обоснована е и избрана подходяща архитектура на системата, която осигурява гъвкавост и ефективност в обработката на данни и прогнозите за клиентския отлив.
3. Изготвено е детайлно проектиране на системата, което включва описание на основните компоненти и функционалности, необходими за ефективното ѝ функциониране.
4. Създаване на прототип на системата: Разработен е работещ прототип на системата, който демонстрира приложимостта на предложените решения и концепции в практическа среда.

ПУБЛИКАЦИИ

Основните теоретични и приложни резултати от дисертационния труд са представени в 3 публикации:

1. Bekyarova-Tokmakova, A., Mileva, N., & Tokmakov, D. (2021). Classification of business processes in telecommunications. In Proceedings of the 2021 29th National Conference with International Participation (TELECOM) (pp. 153–156). IEEE. <https://doi.org/10.1109/TELECOM53156.2021.9659690>

Scopus, Web of science

2. Bekyarova-Tokmakova, A., & Mileva, N. (2024). Analysis of the retention process of business customers in the telecom industry. In Proceedings of the 2024 XXXIII International Scientific Conference Electronics (ET). IEEE. <https://doi.org/10.1109/et63133.2024.10721509>

Scopus

3. Бекярова-Токмакова, А. (2023). Приложения на изкуствения интелект в процесите, свързани с клиенти в телекомуникационната индустрия. **Научни трудове на Съюза на учените в България–Пловдив**, серия Б. Естествени и хуманитарни науки, т. XXIV, ISSN 1311-9192 (Print), ISSN 2534-9376 (On-line), 2023 https://usb-plovdiv.org/wp-content/uploads/2023/06/2023_natural_sciences_and_humanities_vol_XXIV.pdf#page=166