

ПЛОВДИВСКИ УНИВЕРСИТЕТ „ПАИСИЙ ХИЛЕНДАРСКИ“
ФАКУЛТЕТ ПО МАТЕМАТИКА И ИНФОРМАТИКА
КАТЕДРА „КОМПЮТЪРНА ИНФОРМАТИКА“

МИРОСЛАВ ТРЕНДАФИЛОВ ТРЪНКОВ

ПРИЛОЖЕНИЕ НА МЕТОДИ ЗА МАШИННО ОБУЧЕНИЕ ПРИ ПРОИЗВОДСТВОТО НА ТЕКСТИЛНИ ВЛАКНА

АВТОРЕФЕРАТ

на дисертационен труд

за присъждане на образователна и научна степен „доктор“

Област на висше образование

4. Природни науки, математика и информатика

Професионално направление

4.6. Информатика и компютърни науки
докторска програма „Информатика“

Научни ръководители:

проф. д-р Емил Николов Хаджиколев
доц. д-р Силвия Николаева Гафтанджиева

**Пловдив
2025**

Дисертационният труд е обсъден и насочен за защита пред научно жури, на заседание на катедра „Компютърна информатика“ при Факултета по математика и информатика на Пловдивския университет „Паисий Хилендарски“, на 12.03.2025 г.

Дисертационният труд „Приложение на методи за машинно обучение при производството на текстилни влакна“ съдържа 164 страници. Списъкът на използваната литература включва 182 (сто осемдесет и два) източника, от които 37 (тридесет и седем) интернет източника. Списъкът на авторските публикации по темата се състои от 4 заглавия.

Защитата на дисертационния труд ще се състои на 19.05.2025 г. от 11:00 часа в Заседателната зала на ПУ „Паисий Хилендарски“ (Нова сграда, бул. „България“ №236).

Материалите по защитата са на разположение на интересувалите се в Деканата на Факултета по математика и информатика, Нова сграда на ПУ „Паисий Хилендарски“ (бул. „България“ №236), всеки работен ден от 8:30 до 17 часа.

Автор: Мирослав Трендафилов Трънков

Заглавие: Приложение на методи за машинно обучение при производството на текстилни влакна

Съдържание

Увод	4
Глава 1. Преглед на изследвания в областта	5
1.1. Планиране на производството на текстилни влакна	5
1.2. Контрол на качеството.....	5
1.3. Класически подходи при планиране на производството	6
1.4. Методи и средства за оптимизация и прогнозиране на производствени процеси.....	8
1.5. Анализ и визуализация на производствени данни	11
1.6. Изводи	11
Глава 2. Проектиране на софтуерна система за управление на производствения процес във фабрика за текстилни влакна	11
2.1. Технологичен процес.....	11
2.2. Функционални и нефункционални изисквания	12
2.3. Идентифициране на основни дейности при производството на текстилни влакна, в които е подходящо да се прилагат методи на ИИ	14
2.4. Потребителски роли и права	14
2.5. Архитектура на приложението.....	15
2.6. Модел на данните.....	16
2.7. Машинно обучение и производството на текстилни влакна	17
2.8. Избор на техники и технологии за работа	18
2.9. Изводи	19
Глава 3. Софтуерна реализация.....	19
3.1. Контрол на производството	19
3.2. Организация на производството.....	20
3.3. Статистика	22
3.4. Поддръжка на машини.....	23
3.5. Изводи	23
Глава 4. Експерименти	24
4.1. Контрол на производството	24
4.2. Организация на производството.....	25
4.3. Статистика	26
4.4. Прогнозиране на периода за производство на артикул	27
4.5. Контрол на качеството при производството на текстилни влакна	28
4.6. Автоматизирано генериране на доклади и изпращане на уведомления	29
4.7. Изводи	29
Заклучение.....	29
Литература	30

УВОД

Глобалната конкуренция изисква от компаниите да се справят с динамични условия и нестабилни пазари. Те трябва да предлагат персонализирани продукти, като същевременно поддържат ниски разходи и бързо пускат продуктите на пазара. Тези предизвикателства налагат необходимостта от инвестиции за бързо внедряване на нови технологии. Водещи икономики, като Германия, САЩ и Китай, отговорят на тези предизвикателства с мащабни инициативи, като Индустрия 4.0 (I4.0), Коалиция за лидерство в интелигентното производство и Китайско производство 2025. Европейският съюз също инвестира значителни средства, за да подпомогне модернизацията на фабриките. Автоматизацията на управлението на качеството е ключов приоритет за производителите, целящ оптимизация на процесите и минимизиране на загубите. Системите за управление трябва да се развиват непрекъснато, за да се справят със сложността на производствените процеси, промените и да подпомогнат вземането на управленски решения. Технологиите на Индустрия 4.0 и Big Data предлагат възможности за оптимизация, но пълният им потенциал е неизползван (Manns et al. 2015). В текстилната индустрия, например, технологичният напредък подобрява ефективността на производствения процес, но поради непредвидени събития и необходимост от оптимизиране на процесите често ръководните органи във фабриките се сблъскват с предизвикателства при управлението на качеството и производителността на машините.

Предмет на изследване на дисертацията са възможностите за автоматизиране и оптимизация на процеса за производство на текстилни влакна. **Основна цел** на настоящото изследване е да се проектира и разработи прототип на софтуерна система за автоматизиране на производственото планиране чрез използване на методи на машинното обучение. За постигане на определената цел са поставени следните четири задачи:

Задача 1: Преглед на изследванията в областта;

Задача 2: Проектиране на софтуерна система за планиране и оптимизация на производството на текстилни влакна;

Задачи 3: Разработване на софтуерен прототип на система за планиране и оптимизация на производството на текстилни влакна;

Задача 4: Провеждане на експерименти и усъвършенстване на системата.

В първа глава са разгледани основните понятия от изследваната предметна област, проучени са моделите за машинно обучение и възможното им приложение за подобряване на процесите за производството на текстилни влакна, като практическите приложения са илюстрирани с примери. В **Глава 2** са определени функционалните и нефункционални изисквания, потребителски роли и техните основни дейности, предложена е архитектура на софтуерната система и модел на данните. Идентифицирани са основните дейности, в които могат да бъдат приложени методи за машинно обучение. На база на детайлен анализ е направен избор на техники и технологии за разработка на системата. **Глава 3** представя разработеният прототип на софтуерна система, като детайлно са описани разработените модули за Контрол на производството, Организация на производството, Статистика и Поддръжка на машини. **В четвърта глава са описани експерименти** от тестване на системата във фирма

Зюдволе Груп Италия – клон Булсафил КЧТ ЕАД , които доказват нейната приложимост за оптимизация на производствения процес. В заключението са описани приносите и са очертани перспективите за развитие на проведеното изследване.

ГЛАВА 1. ПРЕГЛЕД НА ИЗСЛЕДВАНИЯ В ОБЛАСТТА

С цел да се очертае контекстът на настоящото дисертационно изследване, в тази глава е представено проучване на основни етапи от процеса на текстилно производство, класически и съвременни подходи за организация и оптимизация на производството и контрол на качеството.

1.1. Планиране на производството на текстилни влакна

За производството на качествени облекла са необходими меки и еластични тъкани, осигуряващи свобода на движение на нишките. Според своя произход текстилните влакна се делят на естествени (растителни, животински, минерални) и химични (изкуствени, синтетични) (Stanton et al., 2024). За да отговорят на динамичните промени в търсенето на продукти, фабриките за производство на текстилни влакна трябва непрекъснато да оптимизират своите производствени процеси (Adesina et al., 2024). Производствените процеси в текстилната промишленост са циклични и следват строго определени етапи (Uddin, 2019): Етап 1. Подготовка на суровината, Етап 2. Прядене и Етап 3. Кондициониране и технологично съхранение.

Традиционните методи за производство на платове включват тъкане и плетене, като се използва готова прежда като суровина. Алтернативните техники (напр. сплъстяване, нетъкан текстил, свързване, плетене на шевове и плитки и др.) произвеждат плат директно от влакна, без да е необходима прежда.

1.2. Контрол на качеството

Високото качество на текстилните влакна изисква стриктен контрол на всеки етап от производството. Често срещани дефекти на вълната като суровина, както и проблеми, възникващи при изработката на влакна, включват удебелени участъци, къси намотки, неравномерност, космата прежда, ниска якост и примеси (Taher et al., 2016). Водещи стандарти за класификация на дефекти в преждите са Uster Statistics (Uster, 2024), който измерва ключови параметри (неравномерност, възли, тънки и дебели места и др.), използвайки сравнителни данни от производители, и класификацията на Loerfe (Loerfe, 2024), която разделя дефектите на категории (тънки и дебели места, възли и завързвания, чужди влакна и материали). Качеството на преждата може да бъде подоброено чрез електронни устройства за изчистване, като YarnMaster ZENIT и Uster Quantum, които генерират данни, осигуряващи възможност за анализ и оценка на тяхната ефективност.

Текстилната индустрия се регулира от множество ISO стандарти, които утвърждават физически характеристики, методи за измерване, терминология и др., стандарти на American Society for Testing and Materials за тестове за издръжливост, еластичност, цвятова устойчивост и др., стандарти на International Wool Textile Organization за оценка на качеството на вълнени прежди .

Ефективното производство на влакна зависи от високото качество на крайният продукт и високата производителност на машините. Основните цели на контрола на

качеството са оптимизация на ресурсите, контрол на разходите, подобрене и иновация, и намаляване на отпадъците.

1.3. Класически подходи при планиране на производството

Производственото планиране е ключово за постигане на стратегическите, финансови и оперативни цели на компанията. То може да се разглежда като процес, който управлява разпределението на ресурсите (служители, материали и производствен капацитет) и изисква прилагането на техники за оптимизация. Планирането подпомага лицата на ръководни позиции при решаване на дългосрочни, средносрочни и краткосрочни задачи (Swaminathan & Venkitasubramony, 2024).

Архитектурите за планиране, предложени в края на XX-век (напр. Muscettola, 1994), позволяват планиране на ограничен набор аспекти, като ограничения във времето и ресурсите.

Съвременните системи за планиране, като *системата за планиране на потребностите от материали MRP*, интегрират вериги за доставки (Supply chains), правила за вземане на решения и бази данни (Chih-Ting Du & Wolfe, 2000), анализират главния производствен график и планират необходимите компоненти за изпълнение на графика, като автоматично коригират плановете при настъпили промени в графика. Основните елементи на MRP системата са главен производствен график, спецификация на необходимите материали, данни за запаси, време за доставка, неизпълнени поръчки, MRP програма, резултати и отчети.

Веригата за доставки (Riddalls et al., 2000) са сложни логистични система, преобразуваща суровини в готови продукти и включват доставчици, производствени центрове, складове и търговски обекти. Те могат да бъдат системи за изтегляне (производство по заявка на клиент) или изтласкване (производство според прогнози), в зависимост от търсенето.

Оперативното планиране на производството (Olhager, 2013) цели ефективно разпределение на ресурси, минимизиране на разходи и съкращаване на сроковете за доставка. Постигането на тази цел изисква разработване на надеждни графици за изпълнение на поръчките. Използват се различни подходи (напред, назад, ограничено/неограничено натоварване) за постигане на баланс между капацитет и очаквания на клиентите. При планирането трябва да се отчитат определени критерии, като минимизиране на времето за завършване и чакане на доставка от клиента, максимално използването на мощностите и запасите от незавършена продукция.

Системата за усъвършенствано планиране (СУП) е универсален подход за детайлно планиране. За да се компенсира несигурността, породена от фактори като ненадеждни доставчици и аварии, СУП използва буфери от запаси или време за реакция (Meur et al., 2013), което изисква ефективна комуникация между отделите за снабдяване и продажби.

В типичната верига за доставки прогнозите се създават от различни отдели (продажби, маркетинг, продуктов мениджмънт), които разработват консолидиран план (Altekar, 2023). Успешната координация изисква ефективен обмен на данни за поръчки и гъвкавост от страна на отделите. За нуждите на производството се разработват договори, поръчки и технологични карти, а отделът по планиране организира

производствения план след проверка на наличните суровини и технологичната карта на производството на артикула.

Продължителността на производствения цикъл влияе съществено върху маркетинговите, производствените и финансовите стратегии.

Спецификацията на материалите (BOM) определя състава на крайните продукти (Jiao et al., 2000). Важна роля за определяне на времето за производство има отделът за запасяване, който координира доставките. Оптималното ниво на запаси е трудно за определяне, тъй като зависи от крайния продукт и процеса на производство. За оптимизирането на запасите трябва да се приложи основният принцип на управлението на запасите, който изисква да се балансират разходите и ползите от съхраняването на запаси. Поради факта, че крайната цел на производството е генериране на печалба, трябва да бъдат наблюдавани и разходите за продадени стоки и да се предприемат мерки за повишаване на производителността (Serpa & Krishnan, 2018). Този процес може да бъде подпомогнат от интегрирана информационна система, работеща върху съвместна база данни и система за взаимно отчитане на разходите.

Основни задачи при проектиране на производството, независимо от вида на произвеждания продукт, са прогнозиране, симулация/какво-ако-анализ и изчисляване на безопасния запас. За създаване на прогнози се използват сложни методи, като екстраполация, иконометрични модели, индекси, сегментиране, регресионен модел, методи за експоненциално изглаждане, стохастични модели на времеви редове (Abraham & Ledolter, 2009). От особено значение при тяхното съставяне е да бъде определена тяхната достоверност, точност и обоснованост, т.е. те да бъдат верифицирани. На втората стъпка към получените резултати се добавя информация за събрани исторически данни (предходни планове), анализира се информация за времето на влияние на фактор върху прогнозата (напр. внезапна промяна при поръчката касаеща производството) и се изчисляват количества от предишни причинно-следствени влияния. Процесът на планиране се извършва в тясно сътрудничество между членове на производствената верига с различни роли (продажби, производство, доставки и т.н.), като за получаване на приемлив от всички лица резултат е необходимо да въведен ефективен процес на сътрудничество. Поради многото неизвестни, които могат да доведат до необходимост от промени (Ballard, 2020), важна стъпка при планирането е да се извършват симулации, които да позволят на заинтересованите лица да преглеждат и анализират последствията от изпълнението на различни сценарии. На базата на тези сценарии те могат да планират промени в технологичната композиция на артикула или решение за производство на нов продукт.

Планирането на производството има за цел да генерира подробни производствени графици за цеха за относително кратък интервал от време (Abdelsalam et al., 2023), като популярен метод за визуализиране на график на производство е диаграмата на Гант (Paula et al., 2024). В резултат на проведени изследвания са предложени математически модели за минимизиране на разходите в производствените линии (Bowman & Stewart, 1956) и на разходите за ресурси при краткосрочно планиране (Hanssmann и Hess, 1960), оразмеряване на партии и планиране и прогнозиране на проблеми (Erpen & R.K., 1987), управление на производството при несигурност, произтичаща от

непредсказуемостта на тенденциите в търсенето или обменния курс (Kazaz et al., 2005) и др.

1.4. Методи и средства за оптимизация и прогнозиране на производствени процеси

Традиционните математически модели не са ефективни при несигурното търсене на глобалния пазар, което налага усъвършенствани подходи за управление на веригите за доставки (Pasupuleti et al., 2024). Водещи производители внедряват технологии като виртуална и разширена реалност, адитивно производство, анализ на големи данни, индустриален интернет на нещата и изкуствен интелект (Sahoo & Lo, 2022). Изкуственият интелект подпомага решаването на производствени казуси, свързани с качество, поддръжка, дизайн, околна среда и инспекция, което стимулира неговото приложение в текстилното производство.

Машинното обучение е клон на изкуствения интелект, който позволява на компютрите да се учат от данни без да са програмирани да изпълняват конкретни задачи. Машинното обучение се дели на три основни категории: обучение с учител (Hastie et al., 2009), обучение без учител (James et al., 2023) и обучение с подкрепа (Ernst & Louette, 2024), предназначени за решаване на съответни задачи (напр. класификация и регресия при обучение с учител и размерност и клъстеризация при обучение без учител).

Качеството на данните е от ключово значение за ефективността на машинното обучение. Разработчиците на програми, базирани на изкуствен интелект, трябва да бъдат добре запознати с механизмите за обработката на данни и инструменти за анализ на данни, като напр. библиотеки на Python (Pandas, NumPy и Scikit-learn), инструментът с отворен код и платформата за подготовка на данни Trifacta Wrangler.

Изборът на ефективен алгоритъм за решаване на дадена задача изисква провеждане на експерименти с популярни алгоритми, като Linear Regression, Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine и Gradient Boosting, всеки от които има своите предимства и недостатъци.

Невронните мрежи са мощен инструмент, който позволява решаването на сложни задачи. Изкуствените невронни мрежи (ANN) са изчислителни модели, вдъхновени от структурата и функциите на биологичните невронни мрежи в човешкия мозък (Walczak, 2018). Те се състоят от неврони, организирани в слоеве (входен, скрит и изходен слой). Най-често използваният метод за обучение на невронните мрежи е методът на обратно разпространение (backpropagation). При този метод на обучение входните данни се подават през мрежата и се изчисляват изходите на всеки неврон до достигане на изходния слой. След това за изчисляване на грешката се намира разликата между предсказанията на мрежата и реалните стойности (целевите стойности). Грешката се разпространява обратно през мрежата, като се коригират теглата на връзките, за да се намали грешката. Този процес се повтаря многократно върху тренировъчния набор от данни, докато мрежата не постигне задоволителна точност. Съществуват много видове невронни мрежи, специализирани за различни задачи, сред които MLP, CNN, RNN, GAN, LSTM.

В текстилното производство, тези методи на изкуствения интелект могат да прогнозираят дефекти въз основа на исторически данни, без да се изчаква приключването на производствения процес.

Поради своята адаптивност невронните мрежи са подходящи за планиране на планиране на производството производствения график (Rohde, 2004) и откриване на дефекти (Ayualasomayajula et al., 2023). Други технологии, като IoT, анализ на големи данни, блокчейн, машинно обучение и компютърно зрение, се използват при разработване на интелигентни системи за планиране и контрол на производството (Oluyisola et al., 2022), проследяване на продукти (Faridi et al., 2020), прогнозна поддръжка на качеството, оптимизация (He et al., 2022), откриване на дефекти (Mehta & Jain, 2023; Muminjonovich, 2023; Islam et al., 2024), намаляване на отпадъците и минимизиране на разходите (Reyes et al., 2023), логистика и управление на инвентара (Pasupuleti et al., 2024). Те носят редица ползи за фирмите, и имат потенциала да революционизира текстилната индустрия, като помагат на лицата, вземащи решения, да подобрят планирането на производството и качеството на продукта, извършват мониторинг в реално време, оптимизират веригата за доставки, прогнозираят търсенето, минимизират разходите и извършват ефективно управление на логистиката и производствените процеси, дори при неочаквани прекъсвания. Популярни ERP системи (напр. SAP S/4HANA) интегрират тези технологии за оптимизация на процесите (Abdul-Azeez et al., 2024).

Дигитализацията на производствената индустрия и възможността за събиране на данни от сензори на машини и измервания на качеството създава огромен потенциал за използване на техники за машинно обучение за осигуряване на качеството на разработваните текстилни влакна, предсказуема поддръжка на оборудването и оптимизиране на цялостния производствен процес (Metin et al., 2024).

Използването на алгоритми за машинно обучение за осигуряване на качеството в процеса на производство на текстилни влакна предполага запознаване с особеностите на производствения процес и използването на оборудване, събиране и подготовка на данни за последваща обработка, избор на характеристики на данните, обучение на модела. Благоприятни фактори за прилагането на машинно обучение са предоставяните данни от предачните машини, историческите данни от системите за контрол на качеството, разработените технологични карти, класификации и параметри при производството на прежда на световните производители на оборудване в текстилната сферата Uster и Loepfe (Fangueiro & Soutinho, 2010).

Пример 1. Съоръжение за производство на текстилни влакна събира данни от сензори, инсталирани на предачни машини. Сензорите събират данни за температура, налягане и нива на вибрации. Чрез обучение на модел за машинно обучение на тези исторически данни от сензори и свързването им със случаи на повреда на оборудването или нужди от поддръжка, моделът може да се научи да предсказва кога има вероятност да възникнат проблеми с машината. След това екипът по поддръжката може да планира превантивна поддръжка по време на планиран престой, избягвайки скъпи непланирани повреди.

Ползите от предсказуемата поддръжка с машинно обучение в производството на текстилни влакна са многобройни (Abidi et al., 2022). Тя позволява на производителите да минимизират времето за престой, оптимизират разпределението на ресурсите,

удължат живота на оборудването и подобрят цялостната ефективност на производствения процес. За предсказуема поддръжка се използват алгоритмите Random Forests, SVM и LSTM, като тяхната ефективност зависи от качеството на данните. Други алгоритми като Gradient Boosting, Neural Networks или Bayesian Networks също могат да бъдат изследвани въз основа на специфичните нужди на съоръжението за текстилно производство.

Пример 2. В производствено съоръжение за текстил Random Forests може да се използва за прогнозиране на повреди на машини въз основа на показания на сензори като температура, налягане и вибрации. Чрез обучение на алгоритъма върху исторически данни, които включват случаи на машинни повреди, моделът може да се научи да идентифицира модели и индикатори, които предшестват повреди. След това може да предвиди вероятността от повреда въз основа на данни от сензори в реално време.

Оптимизирането на технологичните процеси цели да подобри ефективността, производителността, качеството и цялостната производителност на производствения процес. Решаването на задачата за оптимизация (Weichert et al., 2019) изисква избор на подходящ алгоритъм, който може ефективно да анализира данните, да разкрива модели и да предоставя точни прогнози или прозрения за оптимизиране на процеса. Изборът зависи от типа данни (числови, категорийни), размерност и поставените цели (регресия, класификация), интерпретируемостта на моделите, изчислителните изисквания на алгоритъма.

Пример 3. Производител на текстилни влакна иска да оптимизира параметрите на процеса за производство на влакна с висока якост на опън. Те събират данни за различни входящи параметри, като състав на суровината, условия на предене и процеси на обработка, заедно със съответните измервания на якост на опън за всяко произведено влакно. Чрез обучение на модел за машинно обучение върху този набор от данни, моделът може да научи връзките между параметрите на процеса и получената якост на опън. След това моделът може да предложи оптимални настройки за тези параметри, което води до подобро качество на влакната и намалена консумация на енергия.

Алгоритмите за машинно обучение могат да се използват и за прогнозиране и оптимизиране на свойствата на влакната. Чрез анализиране на различни входни параметри, като състав на суровината, условия на предене и процеси на обработка, моделите могат точно да предвидят свойства като якост на опън, удължение и възможност за боядисване на влакната.

Пример 4. Производител на текстилни влакна иска да разработи влакна със специфични свойства за боядисване. Те събират набор от данни, съдържащ информация за състава на суровините, условията на предене и резултатите от тестовете за боядисване за различни влакна. Чрез обучение на модел за машинно обучение на този набор от данни, моделът може да научи сложните връзки между входните параметри и свойствата за боядисване на влакната.

Прилагането на методи за машинно обучение в производството на текстилни влакна носи множество ползи за индустрията - оптимизира производството на текстилни влакна, подобрява качеството, ефективност и намалява отпадъците. То позволява вземане на решения, базирани на данни, и насърчава иновациите, осигурявайки конкурентоспособност на пазара.

1.5. Анализ и визуализация на производствени данни

Анализът на производителността в текстилната индустрия може да бъде извършван чрез различни методи и инструменти.

Статистическият контрол на процесите (SPC) е метод за контрол на качеството, който използва статистически методи за наблюдение и контрол на процеси (Qiu, 2013). Процесът включва седем стъпки (Oakland & Oakland, 2007): идентифициране на процеси, определяне на измерими атрибути, определяне на метод за измерване, разработване на стратегия за вземане на проби, събиране на данни и създаване на SPC диаграма (напр. Xbar-R диаграма), описване на естествената вариация и наблюдение на вариациите на процеса. Производствените инженери често погрешно използват SPC и за оценка на ефективността на процеса (PC) (Wu et al., 2009).

Оценката на общата ефективност на оборудването (OEE) е инструмент за оценка на производствената ефективност в промишлените среди, който обединява три основни метрики (Ng Corrales et al., 2020): наличност, производителност и качество. Този метод е полезен за идентифициране на загуби във всеки от тези аспекти и оптимизиране на производствения процес.

1.6. Изводи

В съвременните текстилни фабрики се използват модерни автономни машини, които генерират непрекъснато огромен поток от данни за различни характеристики на текстилните влакна и производствения процес. За да бъде постигната оптимизацията на производствения процес на текстилни влакна е важно да се извършва контрол на качеството на произвежданите влакна и предсказуема поддръжка на съоръженията за производство, която да доведе до подобрена оперативна ефективност, повишена производителност и спестяване на разходи. Въпреки широкия мащаб на текстилната индустрия и разнообразието на произвежданите артикули, процесът на производство и продажбата протича по общ процес: отглеждане или набавяне на суровини, предене и производство на текстилни влакна, производството на плат, изработка на изделия от плат, продажба. На всеки етап от този процес се добавя стойност на продукта, което налага надеждно и качествено планиране на процесите в производствената база. Това мотивира проектирането и разработването на система, която да позволява предвиждане на тренда за качество на произведените артикули, създаване на информационни и графични справки, анализи на тенденциите в продукцията на машини, оптимизиране на графичите за планиране, изчисляване на влиянието на различните настройки с точна прогноза за чистота на работа и др.

ГЛАВА 2. ПРОЕКТИРАНЕ НА СОФТУЕРНА СИСТЕМА ЗА УПРАВЛЕНИЕ НА ПРОИЗВОДСТВЕНИЯ ПРОЦЕС ВЪВ ФАБРИКА ЗА ТЕКСТИЛНИ ВЛАКНА

В настоящата глава е разгледан процесът на проектиране на софтуерна система за управление на производствения процес във фабрика за текстилни влакна.

2.1. Технологичен процес

Основните етапи в процеса на производството на текстилни влакна са *почистване* на изходната суровина от примеси, *смесване и дублиране* на различни суровини, *разресване*, с цел премахването на къси, негодни, мъртви влакна и на

примеси, **предене** до формирането на конец с определени качества, **навиване** на влакната на подходящи конуси, **дублиране** или комбиниране два или повече конца, **усукване**, с цел увеличаване на устойчивостта и заздравяване на конца, **кондициониране** на конците чрез овлажняването им, с цел повишаване на качеството им.

В процеса на производство произведената продукция се обработва от множество специализирани отдели: **Продажби, Планиране, Глобално планиране, Суровини, Предене, Разресване на суровината, Пресукване, Дублиране, Опаковане, Складове за междинна и готова продукция.** Във всеки от отделите има участници с различни роли, които трябва да имат достъп до различни функционалности на изгражданата система.

2.2. Функционални и нефункционални изисквания

Функционалните изисквания към системата за управление на производствения процес във фабриката могат да бъдат определени в 8 основни категории.

Категория 1. Мониторинг на производствените процеси:

- Наблюдение на машини и оборудване - текущо състояние на машините в реално време, извеждане на оперативни данни (скорост на работа, текущо натоварване и наличност), идентифициране на състояния ("активна", "спряна" или "в ремонт");
- Анализ на престои и спирания - генериране на „Stop Chart“ с причините за спирания, честотата и продължителността им, историческо проследяване на причините за спирания за оптимизация;
- Мониторинг на ключови показатели - визуализация на ефективността на машините, производителността и качеството на изработената продукция.

Категория 2. Планиране на производството:

- Създаване на производствени планове - генериране на планирани задачи въз основа на текущите заявки, налични суровини и капацитет, поддръжка на гъвкаво планиране с възможност за корекции в реално време;
- Управление на партиди - автоматично разпределение на ресурси за всяка производствена партида и проследяване на производствения цикъл на всяка партида;
- Координация чрез производствен календар - визуализация на всички задачи и ангажименти в производствения календар, възможност за настройка на известия за критични точки и задачи.

Категория 3. Контрол и поддръжка на оборудването:

- Планиране на превантивна поддръжка - създаване на график за редовна поддръжка на оборудването, базиран на износване и натоварване, автоматично изпращане на известия за предстояща поддръжка;
- Управление на ремонти - проследяване на състоянието на машините и регистрация на необходимите ремонти, анализ на причините за повреди и износване;

- Мониторинг на ефективността на поддръжката - генериране на доклади за времето и разходите за поддръжка, визуализация на статистики за повторяемост на проблемите.

Категория 4. Контрол на качеството:

- Анализ на продукцията – анализ на ключови показатели за качество на произведените изделия, създаване на доклади за отклонения от стандартите;
- Мониторинг на дефекти - проследяване на причините за дефекти и техния дял в продукцията и генериране на препоръки за коригиращи действия.

Категория 5. Анализ и оптимизация:

- Използване на методи на изкуствения интелект - генериране на предсказващи модели за производителност, износване на оборудването и потребности от ресурси, анализ на ефективността на производствените линии;
- Оптимизация на процесите - предложения за оптимално разпределение на ресурси въз основа на исторически данни и текущи условия, оценка на алтернативни производствени стратегии.

Категория 6. Интеграция с ERP системи:

- Автоматично синхронизиране на данни за наличности, заявки и завършени продукти между ERP платформата и системата;
- Генериране на интегрирани отчети, които комбинират оперативни и финансови данни за анализ.

Категория 7. Потребителски интерфейс:

- Включване на табла за управление, графики и диаграми за лесно проследяване на процесите и интерактивни елементи за достъп до модулите;
- Ролево-базирани достъпи (оператор, плановик, администратор, мениджър) до специфични модули и функционалности;
- Многоезична поддръжка.

Категория 8. Управление на сесии:

- Мултипотребителска поддръжка;
- Регистрация на действията на потребителите за проследимост и сигурност.

Основно нефункционално изискване към системата е да бъде достъпна през браузър и да разполага с уеб интерфейс, гарантиращ надеждност и удобство при използването ѝ. Аспекти на системата, които не са свързани с процеса на производство на текстилни влакна, но са важни за ефективността ѝ, са производителност, сигурност, надеждност, удобство при използване, съвместимост, мащабируемост, поддръжка и актуализации, съвместимост с регулации.

Системата трябва да осигури производителност чрез обработка на данни от сензори и бази данни в реално време, бърз анализ (1-2 минути за 1 милион записа) и поддръжка на големи обеми данни (до 10 TB), като същевременно гарантира мащабируемост без загуба на производителност. За сигурност е необходимо въвеждане на ролево базиран достъп, криптиране на данни, мониторинг на сигурността и защита от атаки (SQL Injection, XSS, CSRF), както и сигурно управление на пароли. Надеждността се гарантира чрез 99.9% време на наличност, редовно създаване на резервни копия и бързо възстановяване след срыв (1 час). За удобство е важно да се

осигури интуитивен и многоезичен интерфейс, лесна навигация и динамични визуализации. Съвместимостта се постига чрез интеграция с ERP и BI системи (REST API, SOAP), поддръжка на различни бази данни (PostgreSQL, MySQL, MSSQL) и достъп от различни устройства. Мащабируемостта трябва да бъде осигурена чрез хоризонтално и вертикално мащабиране. Изисквания към поддръжката и актуализациите са безпроблемни обновления, вградена диагностика и автоматични известия при проблеми. Системата трябва да отговаря на регулациите на GDPR, ISO 27001 и ISO 9001.

2.3. Идентифициране на основни дейности при производството на текстилни влакна, в които е подходящо да се прилагат методи на ИИ

ИИ може да автоматизира и оптимизира различни производствени процеси, сред които:

- Анализ на производителността - прогнозиране на натоварването на машините и разпознаване на аномалии;
- Оптимизация на производствените линии - динамично разпределение на задачи и оптимизация на работния поток;
- Контрол и предсказване на качеството - идентификация на дефекти чрез компютърно зрение, анализ на причините за отклонения, прогнозиране на дефекти и спектрален анализ;
- Поддръжка на машините - прогнозиране на повреди и оптимизация на разходите за поддръжка;
- Автоматично създаване на отчети.

2.4. Потребителски роли и права

Основни роли в производството, са *Оператор на производството, Специалист производствено планиране, Администратор по поддръжката и Мениджър на качеството*. Всяка роля трябва да има достъп до специализирани функционалности в системата, като потребител с дадена роля може да има различни права върху даден обект или функционалност. За **права на потребителите** могат да се обособят 5 възможности: Четене (**Read**), Запис (**Write**), Актуализация (**Update**), Анализ (**Analyze**) на данните и Изпълнение (**Execute**) на специфични действия.

Операторите в производството наблюдават и управляват процесите в реално време, използвайки модули за мониторинг и анализ на ключови показатели. Основните им дейности включват:

- Наблюдение на машините - Четене на данни за текущото състояние на оборудването;
- Анализ на спирания - Преглед и анализ на графики за спирания, за да се идентифицират причините и да се оцени ефективността на машините;
- Анализ на вретена - Анализ на данни за вретена за откриване на аварии и отклонения, с цел превантивна поддръжка.

Специалистът по производствено планиране отговаря за създаването и управлението на производствения план, партидите и координацията на дейностите. Основните му дейности включват:

- Създаване/модифициране на производствен план - определяне на графици и ресурси за всяка партида;
- Актуализация на работни планове - корекция на планове според наличността и целите;
- Преглед на производствен календар - проверка за съответствие на планове с общия график.

Администраторът отговаря за планирането и управлението на поддръжката на оборудването, включително мониторинг на състоянието и определяне на превантивни задачи. Основните му дейности включват:

- Планиране на поддръжка - създаване и записване на задачи за редовна техническа поддръжка;
- Изпращане на известия - автоматизирани или ръчни известия за предстоящи задачи или спешни случаи;
- Мониторинг на изпълнението - проверка на изпълнението на задачите според графика.

Мениджърът по качеството отговаря за контрола на качеството, оптимизацията на процесите и анализа на ефективността. Основните му дейности включват:

- Събиране на данни за качеството - достъп до детайлна статистика за показателите за качество;
- Анализ на качеството на партии - подробен анализ за идентифициране на отклонения, брак и тенденции;
- Оптимизация на процесите - внедряване на подобрения чрез анализ и машинно обучение, вкл. корекции в стандартите.

2.5. Архитектура на приложението

Системата е удачно да бъде изградена върху стандартна *многослойна архитектура* (фиг. 1), която разделя един от друг *слоеве за съхранение на данните, основната бизнес-логика и потребителския интерфейс* за достъп до функционалностите и представяне на данните. Тази архитектура може да бъде приложена при изграждането, както на десктоп приложение, така и за уеб приложение.

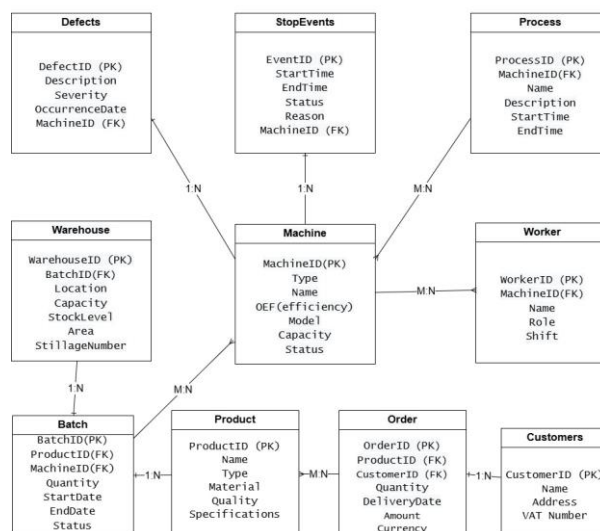
Многослойната архитектура предлага значителни предимства, като модулност, позволяваща ясни отговорности на всеки слой, гъвкавост и мащабируемост за лесно добавяне и модификация на функционалности, повторна използваемост на компоненти, улеснено тестване и поддръжка, и подобрена сигурност чрез контрол на отделните слоеве. Приложението използва *корпоративна ERP система* като основен източник на данни (машини, поръчки), *локална база данни*, данни от машини Uster и Loerfe (чрез достъп до *Uster и Mill Master SQL сървъри*). Нивото на бизнес логика включва компоненти като *Планиране, Прогнозиране, Анализ*, които използват създадените модели на данни от компонента *Модел на данните*. Достъп до нивото за данни се осигурява единствено чрез функционалностите, осигурени от компонента *Достъп до данните*, а *Планиране, Прогнозиране* и *Анализ* комуникират с модулите от нивото за представителния слой, който предоставя потребителски интерфейс и компоненти за визуализация на данни (*Информационни таблици и Диаграми*).



Фигура 1. Архитектура на приложението

2.6. Модел на данните

В базата данни на приложението се съхраняват данни за машини, производствени процеси, клиенти, поръчки, складове, работници, дефекти и др. Основни същности на базата от данни, са таблиците **Customers** (данни за клиентите), **Product** (данни за продуктите), **Machine** (данни за производствените машини), **Order** (данни за клиентските поръчки), **Batch** (данни за партии на произведените продукти и използваните машини), **Warehouse** (данни за складовете и съхраняваните в тях партии), **Process** (данни за процесите и участващите в тях машини), **Worker** (данни за работниците), **Defects** (данни за възникнали дефекти в процеса на производство) и **StopEvents** (данни за възникнали в процеса на производство прекъсвания). Основните същности с част от атрибутите и връзките между тях са илюстрирани на Фигура 2. Важно е да се отбележи, че при реализацията на базата данни са създадени допълнителни таблици и атрибути.



Фигура 2. ER диаграма

2.7. Машинно обучение и производството на текстилни влакна

В сложни производствени среди, където едновременно се изпълняват множество процеси, *оптималното планиране на задачи* е от ключово значение за ефективността и печалбата. За да се постигне това, е необходимо да се приложи децентрализирано планиране, което позволява използването на експертния опит на персонала от всеки отдел и техните текущи познания за състоянието на производствения цех.

Процесът на планиране на производството започва с *изграждане на модел*, който отразява специфичните производствени процеси и потоци от материали, вкл. използването на методи за машинно обучение. Следва *извличане на необходимите данни* от ERP системи, глобално и маркетингово планиране. На база на тези данни се *генерират сценарии*, които отразяват възможни предположения и очаквания за производството. Следва *генериране на първоначален производствен график*, който може да бъде *анализиран и коригиран интерактивно*. След *одобрение на най-добрия сценарий*, графикът се *прехвърля за изпълнение* към MRP модула, ERP системата за изпълнение на плана (незадължителна стъпка), модула за планиране на транспорта и се *актуализира* при възникване на събития, като нови поръчки или повреди.

Моделът за планиране включва структурни и ситуационни данни, като данни местоположение на линии, спецификация на материали, ресурси, доставчици, матрици за настройка на машините и разписания (календари). Приложението може да предоставя анализ на ефективността на производствени, като идентифицира области за подобрения и оптимизации. Например, ако анализът покаже, че определена производствена линия редовно произвежда по-висок процент брак, системата може да предложи промени в настройките на машините или в производствените процеси. Това не само повишава качеството на продукцията, но и оптимизира използването на ресурсите.

Групирането на машини по функционалност улеснява планирането и гарантира еднаква производителност. Важна задача при планиране на производството е определяне на *периода за производство* и броя работни смени, за които ще се произведе даден артикул в машинните пасажи. Възможността за определяне на

артикулите, забавящи производството (с методи на статистическия анализ) и причините за това, биха могли да открият проблемите и да стимулират идеи за оптимизация на производствения процес. За постигане на оптимизация е важно да се определят факторите, влияещи на производството, и да се анализират забавянията. Например, основните технологични характеристики на вълната са дебелина, брой и дължина на влакната, състав, метричен индекс, брой шпиндели, технология на предене, скорост на изтегляне и посока на усукване (Naumann, 2014). Подходящи алгоритми за решение на тази задача са регресионни алгоритми (Linear Regression, Decision Trees, Random Forest и др.), чрез които може да се прогнозира броя на смените, като се вземат предвид количеството на поръчката, генерираните килограми шкарто, дължината на влакното, цвета, състава и артикулната група, началната дата на производство. Допълнителни фактори са видове и брой машини, технология на обработка и аварии.

В процеса на производство на вълнени влакна често се срещат различни дефекти на суровината, които могат да повлияят на качеството на крайния продукт. Сред най-често срещаните са удебелени участъци, къси намотки, дебели и тънки места, космата прежда, ниска якост, лошо сплитане и наличие на външни примеси (Taher et al., 2016). За да се гарантира *високо качество на преждата*, е важно да се контролират ключови критерии като коефициент на вариация, брой тънки и дебели места на км. текстил, брой възли/strupвания на км. текстил, гъвкавост при опън, здравина, разрошеност на нишката, процентно отклонение от базовите стойности. За всяка от характеристиките при производството на конкретен продукт може да се определят контролни граници за проследяване на отклонения или аномалии в производствения процес.

Процесът на *прогнозиране на качеството на текстилни влакна с методи за машинно обучение* започва с избор на входни данни и фактори, като се определят независимите променливи (фактори) и зависимата целева променлива. След това данните се разделят на две множества: данни за обучение и данни за тестване, обикновено в съотношение 80:20. Върху данните за обучение се създава и обучава модел, който след това се използва за прогнозиране върху тестовите данни. Точността на прогнозите се оценява чрез сравнение на прогнозираните и действителните стойности от тестовите данни. При прогнозиране на качеството на текстилни влакна, като целева променлива могат да се използват характеристики като равномерност, здравина и други, а останалите характеристики се използват като фактори. За да се оцени точността на прогнозиране, се използват метрики за сравнение между истинските и прогнозираните стойности. Средната квадратична грешка (MSE) измерва средната стойност на квадратите на разликите, като по-ниски стойности показват по-добра точност. Корен квадратен от средната квадратична грешка (RMSE) е друга често използвана метрика. Средната абсолютна грешка (MAE) измерва средната абсолютна разлика между предсказаните и реалните стойности. Коефициентът на детерминация (R^2) показва степента на ефективност на модела, като стойности, близки до 1, означават, че моделът е ефективен.

2.8. Избор на техники и технологии за работа

За изграждането на уеб приложението е избран Python за сървърната част поради неговата популярност, бързо развитие и библиотеки за машинно обучение, като NumPy, Pandas, Scikit-learn и TensorFlow (Raschka et al., 2020). Клиентската част ще бъде

изградена със стандартните езици HTML, CSS и JavaScript, като за отзивчив дизайн ще се използва рамката Bootstrap, осигуряваща добра работа на различни устройства. За интеграция с различни бази данни, вкл. MSSQL, Oracle DB, MySQL и PostgreSQL, ще се използва библиотеката SQLAlchemy. Приложението ще има възможност за интеграция с ERP и BI системи, както и със специализирани бази данни на Loeper и Uster, използвани в текстилната индустрия. С цел бързо изграждане на API с висока производителност и обработка на заявки в реално време е избрана рамката Flask (Idris et al., 2020).

2.9. Изводи

Предложената архитектура на приложението и модел на данните осигуряват солидна основа за разработване на система за управление на производствен процес, базирана на съвременни технологии и методи на изкуствен интелект, която ще позволи ефективно управление на производството на текстилни влакна, повишаване на производителността и качеството на продукцията, както и оптимизиране на използването на ресурсите.

ГЛАВА 3. СОФТУЕРНА РЕАЛИЗАЦИЯ

Разработеното приложение интегрира 4 ключови функции в производствения процес на фабрика за текстилни влакна - Контрол на производството, Организация на производството, Статистика и Поддръжка на машини. За лесна и интуитивна навигация в приложението е внедрено странично меню, достъпно от всеки модул. При реализацията са приложени редица добри практики: разделение на отговорностите между HTML, CSS и JavaScript за структура, стилове и интерактивност; адаптивност за оптимално показване на различни устройства; кеширане чрез CDN за бързо зареждане на ресурси; динамично зареждане на HTML с Jinja2 templating engine; и сигурност, осигурена от Flask срещу XSS атаки. В зависимост от потребителската роля и други критерии, менюто съдържа различни елементи.

3.1. Контрол на производството

Секция *„Контрол на производството“* осигурява възможности за ефективно наблюдение и управление на производствените процеси. Тя предоставя инструменти за мониторинг на и управление на машините (модул Машини), персонализирани табла за следене на ключови показатели за производителност (модул Моето табло), детайлен анализ на престоите и възможности (модул Диаграма на престоите) и оценка на работата на вретената и превантивна поддръжка (модул Анализ на вретената).

Модул *Машини* осигурява на потребителите възможност за ефективен мониторинг на производствените машини в реално време. Той визуализира табла, които позволяват проследяване на машините, използвани в различните етапи на производствения процес – Card, Draw Frame, Roving и Ring. За машините за кардиране (Card) се визуализират данни обработваната партида, докато за машините за комбиниране (Draw Frame), ровинг (Roving) машините и предачните машини с пръстени (Ring) се визуализират оперативен статус и номера на партиди. Визуалната сигнализация с цветове и икони позволява бързо идентифициране на състоянието на всяка машина. UI/UX дизайнът е фокусиран върху яснота, навигация и достъп до данни в реално време, като се използват добри практики, като групиране по категории,

адаптивен дизайн, актуализации в реално време, цветово кодиране и модулна структура на компонентите. Зареждането на всички данните за машините, както и актуализацията на статусите се извършва в реално време посредством извикване на сървърна логика чрез JavaScript.

Модул *Моето табло* предоставя на ръководителите възможност за оперативно управление чрез проследяване на ключови производствени показатели в реално време. Той дава възможност за бърза намеса и оптимизация на процесите, като показва ефективността и производството на машините за кардиране (Cards), изтегляне (Draw Frame) и бързо изтегляне (Speed Frame), както и причините за техните спирания. За визуализация на данните се използва Chart.js, който осигурява възможност за изчертаване на интерактивни кръгови диаграми, бар графики и KPI показатели, зареждани динамично в реално време.

Модул *Диаграма на престоите* визуализира работното време на машините, като показва техния статус през определен период, обикновено смяна. Графиката използва цветово кодиране, за да обозначи различни състояния: зелено за нормална работа, червено за спиране, жълто за забавяне, тъмночервено за аларми и светлосиньо/лилаво за специфични оперативни състояния. Времовата линия в горната част на графиката показва продължителността на престоите, а потребителите могат да избират конкретни машини за анализ. Този модул е полезен за идентифициране на модели на спирания, оптимизация на поддръжката и минимизиране на престоите. Данните се извличат от таблиците Machine и StopEvents на базата данни, а за визуализация се използва JavaScript библиотеката D3.js.

Модул *Анализ на вретената* предоставя на потребителите статистика и хронология на работата на вретената, което позволява ефективно управление и поддръжка. Обзорният изглед е представен в табличен формат, където са организирани данни за прекъсвания на вретената по машини и отдели, а количествените стойности показват честотата на прекъсвания и събития. При избор на конкретно вретено се отваря прозорец с подробна хронология, включваща дата, продължителност, тип прекъсване и статус на машината. Модулът е полезен за идентифициране на тенденции и модели на прекъсвания, планиране на превантивна поддръжка, анализ и оптимизация на производствени процеси, подобряване на качеството на продукцията и оценка на ефективността на оборудването.

3.2. Организация на производството

Категорията *Организация на производството* предоставя инструменти за ефективно планиране и управление на производствените процеси. Тя включва модули за проследяване и управление на партии (модул Проследяване на партии), планиране на ресурси, време и капацитет (модул Планиране), създаване на детайлни работни планове (модул Работен план за партии), цялостно управление на партидите (модул Мениджър на партии) и организиране на дейности чрез календар (модул Календар).

Модулът *Проследяване на партии* осигурява на потребителите детайлен преглед и позволява управление на производствената информация за всяка партия. Той позволява лесно проследяване на напредъка, идентифициране на проблеми с машините и оптимизация на производствените процеси. Информацията за партидата включва код, количество, артикул, състав, цвят, бележки, дата на доставка и клиент, статуса на

партидата в процеса на предени и прогреса към завършване, измерен в килограми. Детайлна таблица предоставя информация за машината, отдела, началната и крайната дата, назначеното количество материал на всяка машина, средната скорост на производство, произведеното количество в кг., ефективност на оборудването, работно и стоп време, дофинг, прекъсвания, тегло, номер на прежда и функционални/технически престои. Модулът използва таблиците Batch, Machine и BatchMachine. Модулът има реализирани допълнителни функции като търсене по код и филтриране по статус.

Модулът *Планиране* генерира Гант диаграма, която представя графично плана на производствените партии и техните времеви рамки. Всяка хоризонтална линия представя отделна машина, а различните цветове и блокове по тези линии обозначават различни производствени партии. Модулът позволява предвиждане на крайни дати с помощта на машинно обучение, визуализация на производствения процес, ръчни корекции в производствените планове, идентификация на проблеми и оптимизация на ресурсите. Този вид планиране е особено ценно в сложни производствени среди, където точността на времевите рамки и ресурсното планиране са от съществено значение. Модулът използва таблиците Machine, Batch и BatchSchedule и разполага със съвършен код за зареждане на производствения график и функция за прогнозиране на крайни дати за реализация. За прогнозиране на крайни дати се използва линейна регресия, обучена върху исторически данни за завършени партии. Моделът прогнозира крайна дата на база начална дата и количество, връщайки резултата в JSON формат.

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
import numpy as np
@app.route('/predict_end/<int:batch_id>')
def predict_batch_end(batch_id):
    batch = BatchSchedule.query.filter_by(BatchID=batch_id).first()
    # Исторически данни за прогнозиране
    past_batches = BatchSchedule.query.filter(
        BatchSchedule.MachineID == batch.MachineID,
        BatchSchedule.Status == 'Completed'
    ).all()
    X = np.array([[b.StartDate.timestamp(), b.Quantity] for b in past_batches])
    y = np.array([b.EndDate.timestamp() for b in past_batches])
    model = LinearRegression()
    model.fit(X, y)
    # Прогнозиране на новата крайна дата
    predicted_end = model.predict([[batch.StartDate.timestamp(), batch.Quantity]])[0]
    batch.PredictedEndDate = datetime.fromtimestamp(predicted_end)
    db.session.commit()
    return jsonify({'predicted_end': batch.PredictedEndDate.strftime('%Y-%m-%d %H:%M:%S')})
```

Модул *Работен план за партии* позволява на операторите да наблюдават и управляват различните етапи на производствения процес за конкретна партия и да регулират производствените параметри според изискванията на клиента и производствените стандарти. Той визуализира в табличен вид детайлна информация за конкретна партия (уникален код, количество, артикул, цвят, дата на доставка и клиент) и напредъка на етапи от производството (кардиране, изтегляне и предене), както и количеството на материала, предназначено за всяка фаза, и параметри на преждата (финост, завъртания и посока). За всеки етап се показва дали е завършен или е в процес на изпълнение.

Модул *Календар* предоставя на потребителите бърза визуална информация за наличността на работниците и улеснява планирането на персонала според

производствените нужди. Той показва планираните смени за всеки ден от месеца, като индикира броя на смените с цветово кодиране за нормално работно време и специални условия. В календара се обозначават специални събития, които изискват внимание (одит, важна доставка и др.). Той позволява на специалистите производство да планират ефективно заетостта на операторите, да съобразяват логистиката на производството и да гарантират, че няма недостиг на персонал. За реализацията на модула са създадени таблици за смени и специални събития.

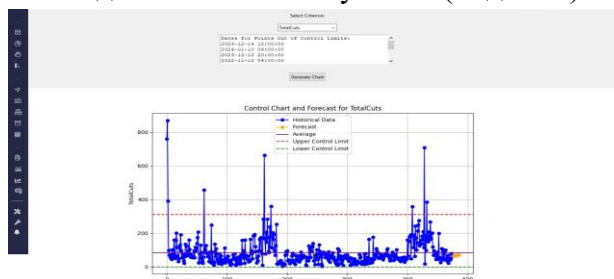
3.3. Статистика

Категория **Статистика** предоставя подробни статистически анализи и отчети за ефективността на производството, които са от съществено значение за вземането на информирани управленски решения. Тя включва инструменти за създаване на стандартни доклади, детайлна статистика за отделни отдели, графики за визуализация на данни и климатични доклади за анализ на работната среда.

Модул *Стандартни доклади* осигурява възможност за филтриране и анализ на причините за спиране на машините в определен отдел за избран период. Потребителите могат да генерират доклади, които съдържат стойности на ключови показатели, като причини за спиране, тяхната честота и продължителност, разпределени по смени, машини или периоди. Интерфейсът осигурява възможност за филтрите по категория, отдел, период, машини и смяна, както и бутони за печат и експорт.

Модул *Детайлна статистика* измерва ефективността и производствени параметри, като визуализира данни за общата ефективност на оборудването в проценти, производството в кг., прекъсвания, употреба на електричество, текущи стойности на температура и влажност, както и тенденции от миналата година. Тези данни помагат за идентифициране на проблеми и оптимизация на процесите.

Модул *Графики* (вж. Фигура 3) визуализира данни и прогнози, използвайки SPC. Той предоставя възможност за създаване на контролни диаграми за различни критерии, визуализация на исторически данни, контролни граници и прогнози. Модулът идентифицира аномалии, като показва списък с дати на точки извън контролните граници, и генерира прогнози за бъдещи стойности. Този модул е полезен за подобряване на производствения процес, идентифициране на тенденции и аномалии, превантивно откриване на проблеми и поддържане на високо качество и ефективност. Към момента на имплементиране на този модул методът Exponential Smoothing дава най-добри резултати (93-95% точност) поради своята лекота и надеждност, превъзхождайки други методи за машинно обучение (под 90%).



Фигура 3. Екранна снимка на модул *Графики*

Модул *Клима доклади* визуализира табло с данни за климатичен контрол и производствени данни, които са критични за осигуряване на оптимални условия в текстилното производство. Таблото визуализира текущи данни за температурата и влажността, исторически графики на температурата по машини/отдели, честотата на прекъсванията, сравнение на средна температура и влажност за два дни и таблица с детайли за машини. Тези визуализации помагат за поддържане на качеството на текстила, идентифициране на тенденции и аномалии и оптимизация на производствените условия.

3.4. Поддръжка на машини

Категория *Поддръжка на машини* включва модули за планиране на поддръжката, превантивна поддръжка и автоматични уведомления. Важно е модулите от тази секция да са интегрирани с производствените процеси, с цел минимизиране на прекъсванията в работата.

Модул *Планиране на поддръжка* генерира графики за рутинна и планирана поддръжка, които намаляват времето за престой. Интерфейсът предоставя възможност за преглед на поддръжката, вкл. общ преглед и специализирани раздели за механична и електрическа поддръжка. Календарът за планиране визуализира планирани, извършени и незавършени задачи, а цветовото кодиране показва статуса на задачите. Потребителите могат да преглеждат календара по месец, седмица, ден и дневен ред, както и да използват филтри за детайлен преглед на задачи по параметри. Този модул помага за създаване на ясен план за предстоящи дейности, мониторинг на изпълнението и своевременна реакция при отклонения.

Модул *Превантивна поддръжка* позволява планиране и управление на превантивната поддръжка на машини, като използва календарен изглед с цветово кодиране за визуализация на статуса на дейностите (зеленото-извършени дейности, жълто – предстоящи, червено – неизпълнени). Техническата реализация на модула включва извличане и представяне на данни за поддръжка, създаване на модел за прогнозиране на повреди, прилагане на модела върху текущи данни и визуализация на прогнозите.

Модул *Автоматични уведомления* позволява управление на имейл известията за промени в производствените партии. Той предоставя функционалност за добавяне и премахване на имейл известия, както и за изпращане на известия при промяна на партида, вкл. информация за промяната и извършилия я. Интерфейсът включва dropdown меню "Email" и бутони "Load" и "Delete".

3.5. Изводи

Разработеното приложение демонстрира интегриран подход към управлението на производството на текстилни влакна, обхващайки всички ключови етапи и аспекти. Модулният подход при проектирането на компонентите улеснява неговото разширяване и поддръжка. Приложението е ценен инструмент за управление на производствен процес във фабрика за текстилни влакна, който подпомага вземането на решения, оптимизирането на процесите и подобряването на ефективността на производството. Използването на съвременни технологии и методи за анализ на данни,

вкл. машинно обучение и статистически контрол на процесите, прави приложението мощно и ефективно средство за управление на производството на текстилни влакна.

ГЛАВА 4. ЕКСПЕРИМЕНТИ

Разработената софтуерна система е внедрена в "Зюдволе Груп Италия – клон Булсафил КЧТ ЕАД" за планиране на производството на камгарни прежди. Експериментите с внедрената система са проведени от четири групи служители: оператори по производството, които контролират машините и реагират на ежедневни проблеми; специалисти производствено планиране, отговарящи за планирането и оптимизацията; мениджъри на качеството, следящи качеството и ефективността; и администратори по поддръжката, отговарящи за поддръжката на оборудването.

4.1. Контрол на производството

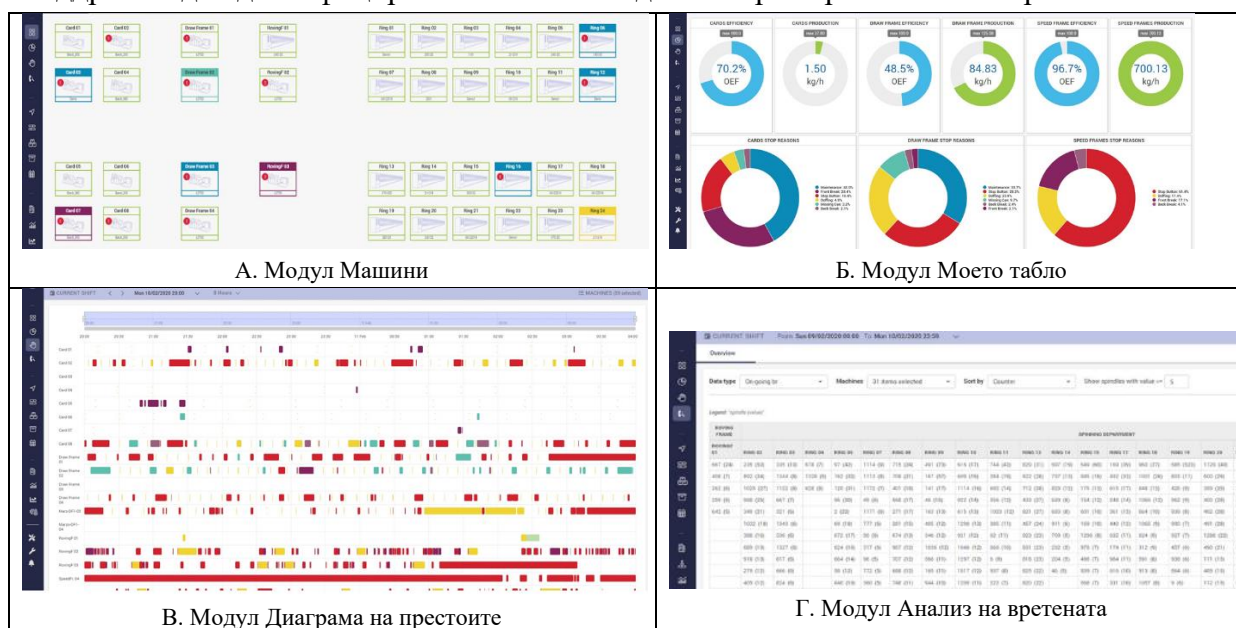
Внедряването на модул *Машини* позволява мониторинг на производственото оборудване и да подпомага работата на всички отдели във фирмата. Той осигурява възможности за наблюдение на машините в реално време, позволявайки на операторите и администраторите по поддръжката да получават информация за състоянието на машините, вкл. повредени или нуждаещи се от поддръжка. Специалистите производство и операторите могат да следят общия статус на машините и да вземат решения за пренасочване на ресурси и корекции в графика, а мениджърите на качеството да идентифицират чести проблеми и да търсят закономерности за подобряване на процесите. Модулът визуализира табло с информация за машини от различни етапи на производството, като дава индикация за възникнали проблеми. Цветовото кодиране показва статута на машините. Това помага за бърза реакция при повреди, оптимизация на производствения процес, намаляване на престоите и грешките и подобряване на комуникацията. Фигура 4.А показва информация за използваните във фирмата 8 машини за кардиране, 4 машини за изтегляне, 3 машини за бързо изтегляне и 26 предачни машини, от които при 13 има възникнал проблеми.

Модулът *Моето табло* е внедрен, за да позволи вземане на решения за оптимизация, базирани на преглед на данни ключови производствени показатели в реално време. Специалистите производство и операторите могат да наблюдават в реално време кои машини имат загуба на производителност и да предприемат коригиращи действия, администраторите да анализират причините за спирания, а мениджърите на качеството да следят за повтарящи се проблеми. Модулът визуализира кръгови диаграми за ефективност и производство на машини, както и графики с причините за спиране. От визуализираните на Фигура 4.Б графики се вижда, че процентът на ефективност на работа на машините за кардиране, изтегляне и бързо изтегляне е съответно 70.2%, 48.5% и 96.7%, а тяхната производителност е 1.50 кг./ч. 84.83 кг./ч. и 700.13 кг./ч. Най-честите причини за спиране на машините за кардиране и изтегляне са били за поддръжка (42.0% и 33.7%), докато при машините за бързо изтегляне най-много прекъсвания са направени поради натискане на стоп бутон (61.4%).

Модул *Диаграма на престоите* визуализира работното време на машините, който данни за честота и продължителността на престоите и позволява анализ на прекъсванията. Операторите и администраторите по поддръжка използват модула за

бързо установяване и реакция при проблеми, специалистите производство - за наблюдение на ефективността и оптимизация, а мениджърите на качеството – за анализ на влиянието на прекъсванията върху продукцията. Графиката (вж. Фигура 4.В) проследява машини от различни етапи на производството, като показва прекъсвания поради технически проблеми, забавяния и специфични състояния. Цетовото кодиране и дължината на блоковете указват продължителността и честотата на престоите. Модулът помага за оптимизация на производството чрез пренасочване на натоварването и по-добро планиране, като позволява детайлен анализ на всяка машина и подпомага бързото идентифициране и отстраняване на проблеми, както и дългосрочната оптимизация на процесите.

Модул *Анализ на вретената* визуализира статистически данни за работата на вретената и детайлна хронология на събитията за избрано вретено. Таблицата (вж. Фигура 4.Г) показва статистически данни за вретената в 23 машини за периода 9.02.2020-10.02.2020 г., като всяка клетка съдържа числени стойности, отразяващи прекъсвания, дефекти и други показатели. Филтрите позволяват персонализиран анализ на конкретни параметри и периоди. Големият брой прекъсвания или продължителността на дефектите сигнализират за потенциални проблеми, като например технически неизправности или технологични настройки. В генерираната таблица такъв е случаят с вретено 685 в машина RING 19, за което са отчетени 523 прекъсвания. Анализът помага на специалистите производство и администраторите по поддръжка да идентифицират слаби места и да планират превантивни мерки.



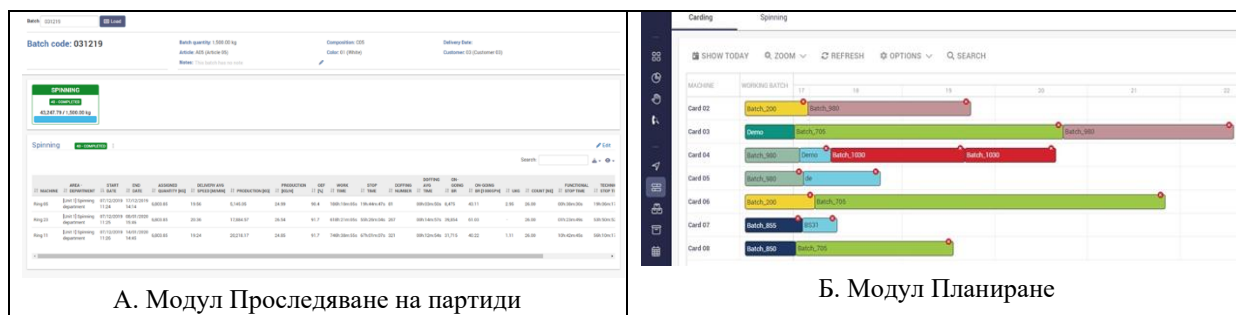
Фигура 4. Екранна снимка на модули в категория Контрол на производството

4.2. Организация на производството

Внедряването на модул *Проследяване на партии* позволява детайлен преглед на производствената информация за конкретна партида (вж. Фигура 5.А), позволявайки на специалистите производство да следят прогреса при производството на партидата, идентифицират проблеми, оптимизират ресурсите и планират поддръжка. Той

визуализира основни данни за партидата, прогреса на производството и информация за машините, работещи по партидата. Анализът на данните позволява на специалистите производство да сравняват скорости и ефективност, анализират причините за престои и идентифицират машини с ниска ефективност и да предприемат коригиращи действия. Те могат да следят произведеното и оставащото количество, за да осигурят спазване на сроковете за доставка.

Модул *Планиране* позволява на операторите и специалистите по производство да визуализират Гант диаграма (вж. Фигура 5.Б), която визуализира данни за периоди на производството на партии и позволява идентификация на проблеми (червени точки), анализ на капацитета, оптимизация на ресурсите и наблюдение на срокове. Хоризонталните ленти показват начало и край на обработката на всяка партида, а червените точки сигнализират за потенциални забавяния. Диаграмата помага за идентифициране на свободен капацитет и очаквани натоварвания, позволявайки пренасочване на задачи и оптимизиране на използването на машините. Неговото използване подобрява планирането и контрола на производството, минимизира времето за престой, повишава ефективността и осигурява своевременно реагиране при забавяния.



Фигура 5. Екранна снимка на модули в категория Организация на производството

Използването на модул *Мениджър на партии* позволява на операторите да наблюдават и управляват производствените етапи. Той визуализира детайлна информация за партидата (код, клиент, количество, артикул и цвят на партидата, статуса на етапите, количество, финост, завъртания и посока на преждата), прогреса на работа и позволява контрол на параметрите. По този начин използването на модула гарантира постигане на високо качество на продукта и спазване на срокове.

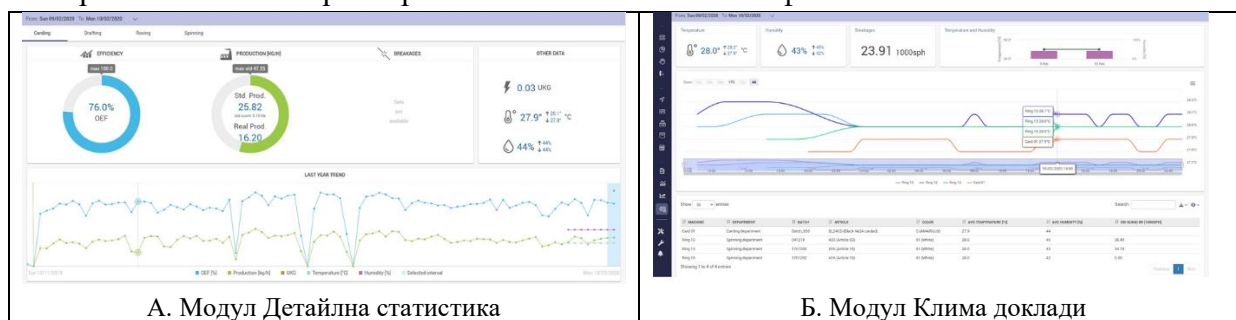
Модул *Календар* позволява на операторите и специалистите по производство да преглеждат наличността на работници и подпомага планирането на заетостта. Той показва график по отдели с планирани смени за месеца, индикация за броя на смените и цветово кодиране, както и специални събития, обозначени с червена линия.

4.3. Статистика

Модул *Детайлна статистика* (вж. Фигура 6.А) предоставя на специалистите по производство и администраторите по поддръжка данни за измерване на ефективността и производствените параметри. Той визуализира данни за ефективността на оборудването, сравнява стандартната и реалната производствена скорост, показва енергийна консумация, температура и влажност, и представя исторически графики за ключови показатели. Данните позволяват оценка на текущото състояние и

историческата динамика на производствените и климатични параметри, сигнализирайки за проблеми в процеса, съответствие с планираните норми и оптимални климатични условия. Графиките за тенденции помагат за откриване на дългосрочни патерни. По този начин модулът помага за идентифициране на проблеми, оптимизация на процесите, подобряване на ефективността и производителността, осигуряване на оптимални климатични условия и планиране на подобрения.

Модул *Клима доклади* позволява на специалистите по производство и администраторите по поддръжка да наблюдават климатични данни и тяхното влияние върху производството. Той визуализира данни за основни климатични показатели като средни, минимални и максимални стойности на температура и влажност, честота на прекъсванията, исторически графики за промени в климата и детайлни данни за машините (вж. Фигура 6.Б). Данните позволяват оценка на съответствието на климатичните условия с изискванията за оптимална работа, наблюдение на корелация между промени в климата и прекъсвания, и идентифициране на потенциални проблеми. По този начин модулът помага за регулиране на климатичните системи, минимизиране на прекъсванията и гарантиране на високо качество и ефективност.



Фигура 6. Екранна снимка на модули в категория Статистика

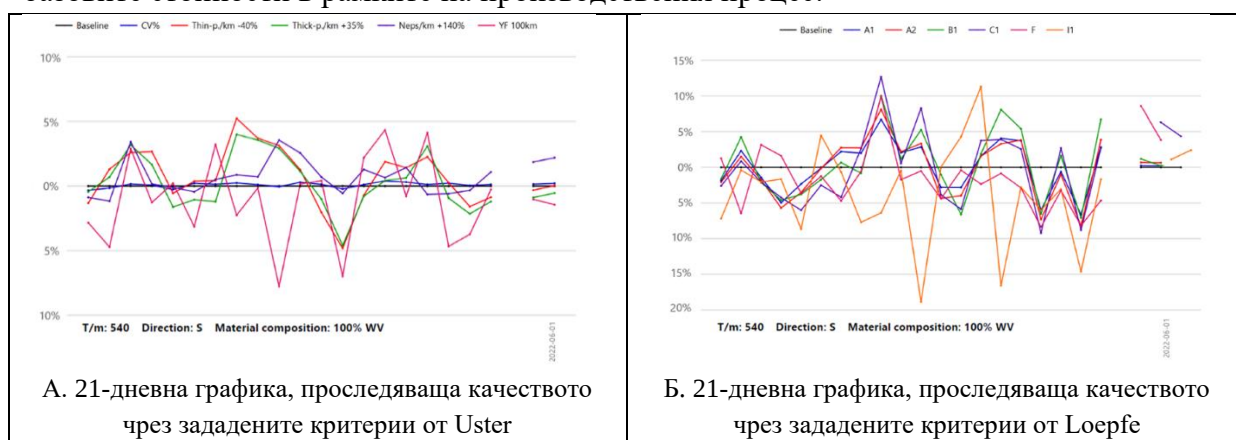
4.4. Прогнозиране на периода за производство на артикул

Прогнозирането на производствения период за артикул е извършено с данни, предоставени от "Suedwolle Group Italia – Bulsafil S.p.A.", международна компания с дългогодишен опит в производството на камгарни прежди. Подготовката на данните за обучение включваше три под-процеса: синхронизация на данни от различни ERP системи, извличане на необходимите фактори за обучение и сериализация на данните. Проблемите, възникнали при подготовката (стари софтуерни приложения, недостатъчен контрол), стимулираха разработването на нови софтуерни решения. В резултат бяха създадени 26 279 записа с данни, отговарящи на изискванията за обучение. За прогнозиране на производствения период бяха използвани алгоритмите Decision Trees и Logistic Regression. Първоначалните тестове върху 5710 записа с 5 характеристики и 15 дни производство показаха ниска точност (25% за Decision Trees и 22% за Logistic Regression). Анализът на данните разкри значителни вариации в дните за производство (1-20) и произведените килограми (100 кг – 50 тона), което затрудняваше обучението на моделите. За да се намалят вариациите, беше приложена техника за групиране на данните, като дните за производство бяха осреднени с точност ± 1 ден, а произведените килограми – с точност ± 500 кг. В резултат на групирането точността се повиши до 61% за Decision Trees и 59% за Logistic Regression. При използване на по-голям брой записи (26 279), една артикулна група и 15 дни

производство с точност ± 1 ден, точността достигна 90% за Decision Trees и 89% за Logistic Regression, което дава надежди за още по-ефективни прогнози при оптимизиране на параметрите на прилаганите алгоритми.

4.5. Контрол на качеството при производството на текстилни влакна

Този експеримент има за цел създаване на модел за прогнозиране на отклонения в качеството на преждата за 21-ия ден, използвайки данни за качеството от предходните 20 дни. За провеждането му е използвана стандартна методология, като данните са събрани с устройства Uster и Loerfe. Анализирани са параметри на преждата като CV%, Thin, Thick, Neps, YF (Uster) и A1, A2, B1, C1, F, I1 (Loerfe) за един артикул. Тествани са 4 алгоритъма (Linear Regression, Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest), като 80% от данните са използвани за обучение, а 20% – за тестване и оценка на моделите. На Фигура 7 са показани изследваните параметри и тяхното отклонение от базовите стойности в рамките на производствения процес.



Фигура 7. Резултати

Двата експеримента са проведени при идентични производствени условия, като разликата е в използвания набор от данни и честотата на отчитане на данните (5 минути в първия и 2 минути във втория експеримент). Въпреки че машините могат да отчитат дефекти на всяка секунда, минута, час или ден, експериментите са фокусирани върху прогнозиране на стойностите на всеки критерий поотделно. Данните от уредите Uster и Loerfe не могат да бъдат комбинирани поради различия в методите на измерване и специфичните критерии на всеки производител. Всеки експеримент е проведен с два набора данни от Uster и Loerfe, всеки с 14 400, 5 характеристики и отчетени в рамките на 20 дена на 2-минутни интервали, като са използвани 4 алгоритъма: Linear Regression, Logistic Regression, Decision Tree и Random Forest. Най-добри резултати са постигнати с алгоритъма Decision Tree (вж. Таблица 1).

Таблица 1. Процентна успеваемост при прогнозиране на 21-я ден с 14400 записа

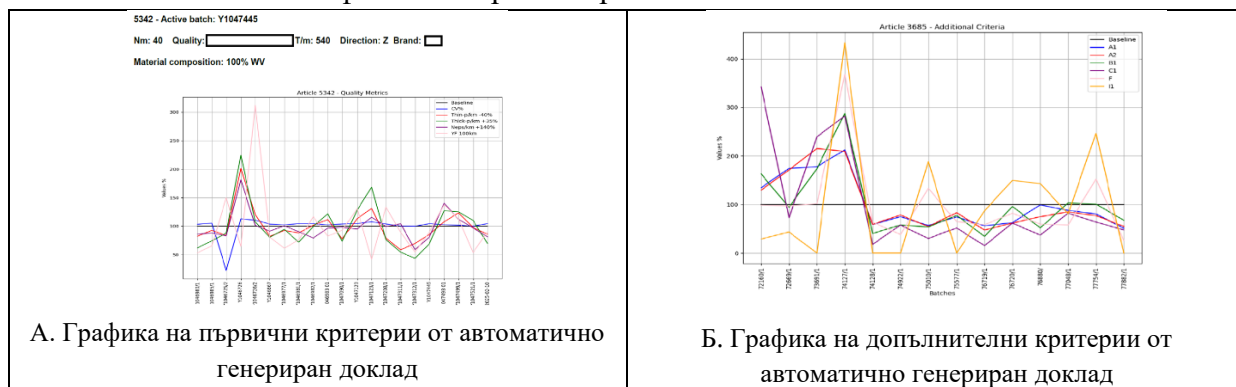
Алгоритъм	Критерии									
	Данни от уреда Uster					Данни от уреда Loerfe				
	CV%	Thin-p/km -40%	Thick-p/km +35%	Neps.km /+140%	YF 100km	A1	A2	B1	C1	I1
Linear Regression	82%	76%	81%	55%	48%	81%	83%	85%	85%	83%
Logistic Regression	85%	81%	84%	60%	51%	82%	86%	89%	90%	82%
Decision Tree	91%	90%	93%	64%	58%	89%	91%	92%	93%	87%
Random Forest	80%	79%	86%	57%	47%	79%	81%	88%	87%	81%

4.6. Автоматизирано генериране на доклади и изпращане на уведомления

За да се осигури достъп до качествена и нагледна информация за производството, е разработена функционалност за автоматично генериране и разпространение на доклади чрез е-поща.

Разработената функционалност генерира доклади за всяка производствена локация, заменяйки ръчния анализ на метрики и ускорявайки вземането на решения и позволява сравнителен анализ на качеството между различни локации. Докладите съдържат графични визуализации (вж. Фигура 8) на качествени показатели за всяка произведена партида, позволяващи анализ на отклоненията от базовите стойности на параметри като Neps/km, Thin-P/km и др., и идентифициране на потенциални проблеми в настройките на машините или качеството на суровините.

Процесът е автоматизиран и включва събиране на данни, анализ, визуализация, генериране на PDF доклади и разпространение по е-поща. За провеждане на експериментите са използвани линейна регресия и LSTM, които показват висока точност и позволяват ефективно прогнозиране на качествени показатели.



Фигура 8. Генерирани доклади

4.7. Изводи

Проведените експерименти доказват приложимостта на предлаганите решения за оптимизиране на производствените процеси във фабрика за текстилни влакна. Разработените решения могат да бъдат внедрени и в други фирми, като за това е необходимо да бъдат променени използваните източници на данни.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамките на дисертационното изследване са решени поставените задачи и е постигната основната цел на дисертационното изследване, а именно проектиране и разработване на прототип на софтуерна система за автоматизиране на производственото планиране чрез използване на методи на машинното обучение.

Основните приноси на дисертационния труд могат да се характеризират като научно-приложни и приложни.

Научно-приложни приноси на дисертационното изследване са:

НП1. Предложена архитектура на софтуерна система за управление на производствения процес във фабрика за производство на текстилни влакна;

НП2. Реализиран софтуерен прототип на софтуерна система за управление на производствения процес във фабрика за производство на текстилни влакна.

Приложни приноси на дисертационното изследване са:

П1. Внедряване на разработения прототип на софтуерна система във фирма Зюдволе Груп Италия – клон Булсафил КЧТ ЕАД

П2. Проведени експерименти за тестване на разработените модули на системата;

П3. Проведени експерименти за автоматизирано генериране на доклади и изпращане на уведомления.

Перспективите за развитие на разработеното приложение са изграждане на централизирана инфраструктура с възможност за мащабиране между различни локации; интеграция на разработената система с IoT устройства; интеграция на разработеното софтуерно приложение с други системи, уеб и мобилни приложения; осигуряване на мултиезична поддръжка и съответствие с регулациите; разработване на усъвършенствани анализи и AI модули; проектиране на решения за нуждите на производствените процеси в други индустрии.

Резултати на дисертационното изследване са представени в 4 публикации, 2 от които са индексират в SCOPUS и имат импакт ранг:

1. **Трънков, М.,** Е. Хаджиколев (2021). Приложение на методи за машинно обучение при планиране производството на текстилни влакна, на етап подготовка на суровината, Научни трудове на Съюза на учените в България – Пловдив. Серия В. Техника и технологии. Том XIX,

2. **Трънков, М.** (2024). Автоматизирано управление на качеството при производството на камгарни влакна, Научни трудове на Съюза на учените в България – Пловдив. Серия В. Техника и технологии. Том XXI,

3. **Trankov, M.,** E. Hadzhikolev, S. Hadzhikoleva (2024). Model of a system for forecasting the production of textile fibers. AIP Conference Proceedings, 2980 (1): 040001.

4. **Trankov, M.,** E. Hadzhikolev, S. Hadzhikoleva (2024). Machine Learning Algorithms in Quality Control of Textile Fiber Manufacturing. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 102(4), pp. 1673-1682.

Забелязано е 1 цитиране на публикациите по дисертационния труд:

Разработената софтуерна система е внедрена във фирма Зюдволе Груп Италия – клон Булсафил КЧТ ЕАД за планиране производството на камгарни прежди. Получените по време на изследването резултати са използвани в 4 проекта.

ЛИТЕРАТУРА

Abdelsalam, N., Mohammoud, F., Eder, H., Abuyousef, A., Kaya, O., Kılıc, A. C., & Ulku, I. (2023). A Production Line Assignment Problem for a Textile Industry. *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, 11(1), 22-32.

Abdul-Azeez, O., Ihechere, A. O., & Idemudia, C. (2024). Optimizing supply chain management: strategic business models and solutions using SAP S/4HANA.

Abidi, M. H., Mohammed, M. K., & Alkhalefah, H. (2022). Predictive maintenance planning for industry 4.0 using machine learning for sustainable manufacturing. *Sustainability*, 14(6), 3387.

Abraham, B., & Ledolter, J. (2009). Statistical methods for forecasting. John Wiley & Sons.

Adesina, A. A., Iyelolu, T. V., & Paul, P. O. (2024). Optimizing business processes with advanced analytics: techniques for efficiency and productivity improvement. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 22(3), 1917-1926.

Altekar, R. V. (2023). Supply chain management: Concepts and cases. PHI Learning Pvt. Ltd.

- Ayyalasomayajula, M., Chintala, S., & Narani, S. (2023). Optimizing Textile Manufacturing With Neural Network Decision Support: An Ornstein-Uhlenbeck Reinforcement Learning Approach. *Journal of Namibian Studies: History Politics Culture*, 35, 335-358.
- Ballard, G. (2020). The last planner system. In *Lean Construction* (pp. 45-53). Routledge.
- Bowman, E. H., & Stewart, J. B. (1956). A model for scale of operations. *Journal of Marketing*, 20(3), 242-247.
- Braca, P., Millefiori, L. M., Aubry, A., Marano, S., De Maio, A., & Willett, P. (2022). Statistical hypothesis testing based on machine learning: Large deviations analysis. *IEEE Open Journal of Signal Processing*, 3, 464-495.
- Chih-Ting Du, T., & Wolfe, P. M. (2000). Building an active material requirements planning system. *International Journal of Production Research*, 38(2), 241-252.
- Eppen, G. & R.K., M. (1987). Solving Multi-Item Capacitated Lot-Sizing Problems Using Variable Redefinition. *Operations Research*, XXXV(6), pp. 832-848.
- Ernst, D., & Louette, A. (2024). Introduction to reinforcement learning. Feuerriegel, S., Hartmann, J., Janiesch, C., and Zschech, P, 111-126.
- Fangueiro, R., & Soutinho, F. (2010). Yarn imaging and advances in measuring yarn characteristics. In *Technical Textile Yarns* (pp. 232-256). Woodhead Publishing.
- Faridi, M. S., Ali, S., Duan, G., & Wang, G. (2020). Blockchain and IoT based textile manufacturing traceability system in industry 4.0. In *International conference on security, privacy and anonymity in computation, communication and storage* (pp. 331-344).
- Hanssmann, F. and Hess, S.W. (1960). A linear programming approach to production and employment scheduling, *Manag. Sci.*, 1, 46-51. <https://doi.org/10.1287/mantech.1.1.46>
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). Overview of supervised learning. *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction*, 9-41.
- He, Z., Tran, K. P., Thomassey, S., Zeng, X., Xu, J., & Yi, C. (2022). Multi-objective optimization of the textile manufacturing process using deep-Q-network based multi-agent reinforcement learning. *Journal of Manufacturing Systems*, 62, 939-949.
- Idris, N., Foozy, C. F. M., & Shamala, P. (2020). A generic review of web technology: Django and flask. *International Journal of Advanced Science Computing and Engineering*, 2(1), 34-40.
- Islam, M., Zamil, M., Rayed, M., Kabir, M., Mridha, M., Nishimura, S., Shin, J. (2024). Deep Learning and Computer Vision Techniques for Enhanced Quality Control in Manufacturing Processes. *IEEE Access*.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., & Taylor, J. (2023). Linear regression. In *An introduction to statistical learning: With applications in python* (pp. 69-134).
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., & Taylor, J. (2023). Unsupervised learning. In *An introduction to statistical learning: with applications in Python* (pp. 503-556).
- Jiao, J., Tseng, M. M., Ma, Q., & Zou, Y. (2000). Generic bill-of-materials-and-operations for high-variety production management. *Concurrent Engineering*, 8(4), 297-321.
- Kazaz, B., Dada, M. & Moskowitz, H. (2005). Global Production Planning Under Exchange Rate Uncertainty. *Management Science*, LI(7), pp. 1101-1119
- Kossov, G. A., & Seleznev, I. A. (2023). Influence of Neural Network Parameters for the Quality of Prediction for the Tasks of Automatic Lithotype Description.
- Loepfe, URL: <https://www.loepfe.com/en>.
- Woodhead Publishing, ISBN: 978-1-85573-696-2.
- Manns, M., Wallis, R. and Deuse, J. (2015). Automatic proposal of assembly work plans with a controlled natural language. 9th CIRP Conference on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering, Capri, Italy, 345– 350.
- Mehta, A., & Jain, R. (2023). An Analysis of Fabric Defect Detection Techniques for Textile Industry Quality Control. In *2023 World Conference on Communication & Computing (WCONF)* (pp. 1-5).
- Metin, A., & Bilgin, T. T. (2024). Automated machine learning for fabric quality prediction: A comparative analysis. *PeerJ Computer Science*, 10, e2188.
- Meyr, H., Wagner, M., & Rohde, J. (2015). Structure of advanced planning systems. *Supply chain management and advanced planning: concepts, models, software, and case studies*, 99-106.
- Muminjonovich, K. A. (2023). CREATING MATHEMATICAL MODELS TO IDENTIFY DEFECTS IN TEXTILE MACHINERY FABRIC. *Al-Farg’oni avlodlari*, 1(4), 257-261.

- Muscettola, N. (1994). HSTS: Integrating planning and scheduling. In Fox, M. and Zweben, M., eds., *Intelligent scheduling*. Morgan Kaufmann.
- Naumann, F. (2014). Data profiling revisited. *ACM SIGMOD Record*, 42(4), 40-49.
- Ng Corrales, L. D. C., Lambán, M. P., Hernandez Korner, M. E., & Royo, J. (2020). Overall equipment effectiveness: Systematic literature review and overview of different approaches. *Applied sciences*, 10(18), 6469.
- Oakland, J., & Oakland, J. S. (2007). *Statistical process control*. Routledge.
- Olhager, J. (2013). Evolution of operations planning and control: from production to supply chains. *International journal of production research*, 51(23-24), 6836-6843.
- Oluyisola, O. E., Bhalla, S., Sgarbossa, F., & Strandhagen, J. O. (2022). Designing and developing smart production planning and control systems in the industry 4.0 era: a methodology and case study. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 33(1), 311-332.
- Pasupuleti, V., Thuraka, B., Kodete, C. S., & Malisetty, S. (2024). Enhancing supply chain agility and sustainability through machine learning: Optimization techniques for logistics and inventory management. *Logistics*, 8(3), 73.
- Paula, L. D. O., Alliprandini, D. H., & Scur, G. (2024). How is the textile product development process managed? Exploring multiple dimensions and best practices in different firms of the production chain. *Business Process Management Journal*.
- Qiu, P. (2013). *Introduction to statistical process control*. CRC press.
- Raschka, S., Patterson, J., Nolet, C. (2020). Machine learning in python: Main developments and technology trends in data science, machine learning, and artificial intelligence. *Information*, 11(4), 193.
- Reyes, J., Mula, J., & Díaz-Madroño, M. (2023). Development of a conceptual model for lean supply chain planning in industry 4.0: multidimensional analysis for operations management. *Production Planning & Control*, 34(12), 1209-1224.
- Riddalls, C. E., Bennett, S., & Tipi, N. S. (2000). Modelling the dynamics of supply chains. *International Journal of Systems Science*, 31(8), 969-976.
- Rohde, J. (2004). Hierarchical supply chain planning using artificial neural networks to anticipate base-level outcomes. *OR Spectrum*, XXVI(4), pp. 471-492.
- Sahoo, S., & Lo, C. Y. (2022). Smart manufacturing powered by recent technological advancements: A review. *Journal of Manufacturing Systems*, 64, 236-250.
- Serpa, J. C., & Krishnan, H. (2018). The impact of supply chains on firm-level productivity. *Management Science*, 64(2), 511-532.
- Stanton, T., James, A., Prendergast-Miller, M., Peirson-Smith, A., KeChi-Okafor, C., Gallidabino, M., ... & Sheridan, K. (2024). Natural fibers: why are they still the missing thread in the textile fiber pollution story?. *Environmental Science & Technology*, 58(29), 12763-12766.
- Swaminathan, K., & Venkitasubramony, R. (2024). Demand forecasting for fashion products: A systematic review. *International Journal of Forecasting*, 40(1), 247-267.
- Taher, A., Rahman, M., Jahangir, A., Mia, S., Ashaduzzaman, M. (2016). Study on different types of knitting faults, causes and remedies of knit fabrics. *Int. Journal of Textile Science*, 5(6), 119-13.
- Uddin, F. (2019). Introductory chapter: textile manufacturing processes. In *Textile manufacturing processes*. IntechOpen.
- USTER Statistics, Uster Technologies, URL: <https://www.uster.com/value-added-services/uster-statistics>
- Walczak, S. (2018). Artificial neural networks. In *Encyclopedia of Information Science and Technology*, Fourth Edition (pp. 120-131). IGI Global Scientific Publishing.
- Wang, C., Jiang, P. (2018). Manifold learning based rescheduling decision mechanism for recessive disturbances in RFID-driven job shops. *J Intell Manuf* 29, 1485–1500.
- Weichert, D., Link, P., Stoll, A., Rüping, S., Ihlenfeldt, S., & Wrobel, S. (2019). A review of machine learning for the optimization of production processes. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 104(5), 1889-1902.
- Wu, C. W., Pearn, W. L., & Kotz, S. (2009). An overview of theory and practice on process capability indices for quality assurance. *International journal of production economics*, 117(2), 338-359.