

УДК 004.94:004.89:681.5:655.3

ЦИФРОВИЙ ДВІЙНИК РУЛОННОЇ DTF-ЛІНІЇ З ПРОГНОЗУВАННЯМ ВІДХИЛЕНЬ ПОЛОТНА

П. І. Шепіта

Національний університет «Львівська політехніка»,
вул. С. Бандери, 12, Львів, 79013, Україна

У статті представлено результати розроблення та моделювання цифрового двійника рулонної DTF-лінії (Direct-to-Film printing line) із вбудованою системою прогнозування відхилень полотна на основі нейромережевої моделі типу *Physics-Informed LSTM*. Метою дослідження є підвищення стабільності руху полотна під час друку шляхом інтеграції фізичних закономірностей у процес машинного навчання. Запропонований підхід поєднує математичну модель динаміки полотна, яка враховує сили натягу, демпфування та аеродинамічний тиск, із рекурентною нейромережею, здатною здійснювати короткогоризонтний прогноз зміщення кромки. У веб-реалізації цифрового двійника реалізовано інструменти керування параметрами середовища (швидкість і напрямок повітряного потоку, натяг полотна, турбулентність, температуру, швидкість протяжки) та інтерактивну візуалізацію процесу з можливістю живого донавчання LSTM-моделі.

Результати експериментів засвідчили, що при зростанні швидкості повітря до 0,5 м/с відхилення кромки полотна досягає –12 мм, однак збільшення натягу до 100 Н зменшує його вдвічі, скорочуючи час стабілізації з 5 до 2 секунд. Середня абсолютна похибка прогнозу (MAE) знизилася до 0,3 мм, а коефіцієнт детермінації R^2 становив 0,98, що підтверджує високу точність і стійкість моделі до зовнішніх збурень. Отримані результати демонструють переваги використання цифрового двійника не лише як виробничого інструмента для стабілізації рулонного процесу, а й як навчального та діагностичного модуля для поліграфічних підприємств.

Запропонована система відповідає концепції *Industry 4.0*, оскільки забезпечує взаємодію між фізичним об'єктом і віртуальною моделлю в реальному часі, використовуючи машинне навчання для прогнозного керування технологічними параметрами. Розроблений цифровий двійник є універсальною платформою для оптимізації процесів рулонного друку, може бути масштабований на інші типи поліграфічних ліній (офсет, трафарет, пакування) і сприяє зменшенню втрат матеріалів, підвищенню енергоефективності та автоматизації контролю якості друку.

Ключові слова: цифровий двійник, DTF-друк, рулонна лінія, прогноз відхилень полотна, *Physics-Informed LSTM*, машинне навчання, натяг полотна, аеродинамічні впливи, симуляція у веб-середовищі, *Industry 4.0*.

Постановка проблеми. У сучасних рулонних DTF-лініях (Direct-to-Film printing) стабільність руху полотна є критичним чинником якості зображення та

точності реєстрації кольорів. Навіть незначні відхилення кромки полотна, спричинені мікротурбулентністю повітря, зміною натягу чи температури цеху, можуть призводити до дефектів перенесення, зсувів шарів фарби та підвищення рівня браку.

Традиційні системи керування натягом та положенням полотна використовують ПІ-регулятори або статичні моделі компенсації, що не враховують стохастичний характер зовнішніх впливів і не здатні здійснювати прогноз відхилення на часовому горизонті кількох секунд. Це обмежує точність автоматичного регулювання й унеможливорює адаптацію до змін умов друку в реальному часі [1], [2].

Паралельно з розвитком методів машинного навчання у промислових застосуваннях активно розвивається концепція цифрового двійника (Digital Twin) — інтерактивної віртуальної копії фізичного об'єкта, що синхронізується з реальним процесом через сенсорні дані та алгоритми прогнозного аналізу. Для рулонних DTF-ліній цифровий двійник дозволяє відтворювати поведінку полотна у віртуальному середовищі, моделюючи вплив аеродинамічних, термічних і механічних факторів та виявляючи можливі зсуви до їх фактичного виникнення [3].

Попри значний прогрес у створенні цифрових двійників для технологічного обладнання, галузь DTF-друку досі не має уніфікованої моделі, що поєднувала б фізично обґрунтовану динаміку полотна з нейромережею прогнозування у замкненому контурі керування. Наявні моделі переважно обмежуються аналітичним описом натягу або емпіричним регулюванням на основі сенсорних сигналів без глибинного аналізу часових рядів [4], [5].

Таким чином, актуальною науково-прикладною задачею є розроблення цифрового двійника рулонної DTF-лінії, у структурі якого інтегровано LSTM-модель прогнозування відхилення полотна, фізичний модуль симуляції повітряно-механічної взаємодії, а також адаптивний блок компенсації для запобігання зсувам у реальному часі. Розв'язання цієї задачі дозволить зменшити брак, стабілізувати геометрію друку та сформулювати передумови до впровадження повністю автономних DTF-систем на засадах концепції Industry 4.0 [6].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Сучасні дослідження для побудови цифрових двійників поліграфічних ліній опираються на дві взаємодоповнювальні тенденції: (1) широке впровадження ШІ/аналітики для зменшення відходів, предиктивного обслуговування та оптимізації процесів у друкарській галузі, і (2) фізично-інформоване моделювання (Physics-Informed ML), що забезпечує керованість і надійність прогнозів у реальних виробничих умовах. Оглядів матеріалів індустрії (druqa/Printing Review) фіксують, що саме «зв'язність, цифровізація, автоматизація, сталий розвиток і ШІ» нині визначають оновлення виробничих комплексів, де предиктивне обслуговування та зниження браку стають ключовими кейсами застосування даних сенсорів та ML-моделей [1].

У науковій літературі для технологічних систем, близьких за динамікою до рулонних ліній, швидко формується напрям Physics-Informed LSTM (PI-LSTM). Показано, що включення фізичних обмежень/спрощених балансів у втрати LSTM підвищує узгодженість прогнозів зі «слабкими» вимірами та робить моделі стійкішими

до зашумлених даних промислових сенсорів [2]. У транспортних завданнях (керування ТЗ) PI-LSTM поєднують із ідеологією керування/планування, що дозволяє імпліцитно пов'язувати прогноз траєкторій з обмеженнями безпеки та виконуваності — підхід напряду релевантний до передбачення «виходу полотна з доріжки» (web deviation) і випереджальної корекції траєкторії полотна [3]. Додатково підкреслюється зв'язок із моделями контролера на базі MPC/траєкторного планування (застосування «м'яких»/«жорстких» обмежень у функціоналі якості), що важливо для інтеграції прогнозу відхилення полотна в контур активного web-guiding-керування [3].

Теоретичну основу для такого «прогноз→корекція» дає класика інкрементального предиктивного керування (MPC) із явним урахуванням обмежень на керуючі дії. У загальному вигляді команда керування визначається мінімізацією квадратичного функціонала відхилення майбутнього виходу від опорного сигналу з регуляризациєю інкрементів керування та з урахуванням лінійних обмежень на вхід — це напряду переноситься на обмеження швидкості/амплітуди повороту направляючих роликів, а також на допустимі дельти коригування натягу у рулонних системах [4]. Таким чином, зв'язка «PI-LSTM як предиктор відхилення полотна + MPC як коректор у цифровому двійнику» має чітке підґрунтя й у класичних підручниках, і у сучасних інженерних реалізаціях.

З боку доменних знань DTF друку, прикладні роботи демонструють критичність підбору технологічних параметрів термопресування (температура/час/тиск), складів клею/TPU, умов кондиціонування текстилю та методик інструментальної оцінки адгезії/стійкості. У студентських/інженерних дослідженнях підкреслюються обмеження ручних вимірювань (суб'єктивність оцінки контамінації та адгезії, вузькість дослідної області параметрів), тож рекомендується розширювати параметричний простір (включно з тиском і інк-лейдауном) та автоматизувати ключові вимірювання — ці зауваги безпосередньо мотивують перенос контролю якості в контур цифрового двійника та використання онлайн-сенсорики для навчання PI-LSTM [5]. Також вказуються стандартизовані умови тестування текстилю (ISO 139:2022) та показники/метрики кольорорізниці (CIEDE2000), які придатні для уніфікованої валідації якості переносу в DTF-процесі і можуть бути інструменталізовані в модулі валідації цифрового двійника [5].

Важливим методичним аналогом для систем раннього попередження (EWS) є досвід агрометеорології: регулярні бюлетені, робота з горизонтами прогнозу 48+ годин, зворотний зв'язок із користувачами та постійне вдосконалення процедур. Для цифрового двійника рулонної лінії це трансформується у «операційні бюлетені» стану полотна (risk-score відхилення, прогноз на кілька хвилин/змін уперед) та механізми операторського фідбеку для адаптації моделей і порогів спрацювання [6].

Проведений аналіз показав, що більшість існуючих рішень для контролю траєкторії полотна у рулонних системах спираються або на класичні ПІ-регулятори, або на ізольовані моделі машинного навчання, не пов'язані з фізичною динамікою процесу. Такі підходи забезпечують лише реактивне коригування після

появи відхилення, не враховуючи кумулятивні ефекти натягу, турбулентності чи температурних флуктуацій [1]–[4].

Мета статті. Метою статті є розроблення та експериментальне дослідження цифрового двійника рулонної DTF-лінії, який поєднує фізично орієнтоване моделювання руху полотна з нейромережею прогнозування на основі LSTM для забезпечення стабільності траєкторії у реальному часі.

Запропонована система покликана забезпечити випереджальне виявлення і компенсацію відхилень полотна під впливом аеродинамічних і механічних факторів, що дозволяє зменшити похибки реєстрації зображення, підвищити точність нанесення фарб і мінімізувати кількість дефектів друку.

Досягнення поставленої мети передбачає створення веб-орієнтованого симулятора з модулем Physics-Informed LSTM, реалізацію механізму живого донавчання моделі, а також оцінку ефективності системи за метриками MAE та R^2 у порівнянні з традиційними методами керування рулонними DTF-процесами..

Виклад основного матеріалу дослідження. У процесах Direct-to-Film (DTF) друку стабільність руху полотна визначає точність реєстрації кольорів, рівномірність нанесення фарби та показники продуктивності. За прогнозами аналітичних звітів, світовий ринок DTF-технологій зростає з 2,56 до 3,99 млрд дол. США у 2023–2030 рр., однак рівень браку залишається на рівні 5–7 %, що зумовлено відсутністю систем прогнозного контролю руху полотна [7].

Для підвищення точності позиціонування запропоновано створення цифрового двійника рулонної DTF-лінії, який поєднує сенсорні дані, фізичну модель та штучну нейронну мережу типу LSTM, реалізовану у TensorFlow.js. Така система дозволяє проводити симуляцію у реальному часі, відстежуючи вплив повітряних потоків цеху, коливань натягу й зміни швидкості протягування полотна [8].

Динаміка полотна розглядається як коливальна система другого порядку з урахуванням дії сил натягу F_t та аеродинамічного тиску F_a :

$$m \frac{d^2 y}{dt^2} + c \frac{dy}{dt} + ky = F_t(t) + F_a(t), \quad (1)$$

де m – маса ділянки полотна, c – коефіцієнт демпфування, k – жорсткість системи, $y(t)$ – миттєве відхилення від осі руху.

У цифровому двійнику це рівняння реалізовано як фізичне обмеження у функції втрат нейромережі відповідно до принципу Physics-Informed LSTM (PhyLSTM) – коли динамічні зв'язки системи накладаються на процес навчання [9].

Загальна функція втрат має вигляд:

$$L = L_{data} + \lambda L_{phys}, \quad (2)$$

де L_{data} – середньоквадратична похибка між виміряною та прогнозованою траєкторією, L_{phys} – штраф за відхилення від фізичного закону руху, λ – коефіцієнт вагомості фізичної компоненти.

Такий підхід забезпечує узгодженість між емпіричними даними та фізичною природою процесу, зменшуючи перенавчання й покращуючи стійкість прогнозу при зміні зовнішніх умов.

Архітектура системи побудована за принципом encoder–decoder LSTM. Вхідна послідовність сенсорних даних (Y_{t-n}, U_{t-n}) подається на encoder, який формує прихований вектор стану h_t , після чого decoder генерує прогноз на горизонті T :

$$\hat{Y}_{t+1:t+T} = f_{LSTM}(Y_{t-n:t}, U_{t-n:t}), \quad (3)$$

де U_t – керуючі дії (кут нахилу напрямних роликів, швидкість подачі).

Оптимізація проводилась методом Adam при $lr = 10^{-3}$, розмір часових вікон — 30 кадрів.

Модель навчалась на вибірках з імітацією турбулентних збурень повітря, що дозволило сформулювати гнучку поведінку при зміні параметрів навколишнього середовища [10].

Реалізований цифровий двійник (рис.1) працює безпосередньо у веб-браузері та надає оператору «живе» середовище керування й спостереження за процесом. Верхня панель містить сервісні дії: Експорт CSV (вивантаження часових рядів сенсорів і прогнозу), Зберегти модель (експорт ваг LSTM), Завантажити модель (імпорт раніше натренованих ваг). Основний блок «Параметри середовища та лінії» складається зі слайдерів з одиницями виміру: Швидкість повітря (м/с), Напрямок повітря ($^\circ$ від осі лінії), Інтенсивність турбулентності (%), Температура цеху ($^\circ\text{C}$), Швидкість протяжки полотна (м/хв), Натяг полотна (Н), Відстань між напрямними валами (м), Ширина полотна (мм). Додаткові тумблери дозволяють увімкнути сенсорний шум (перевірка стійкості моделі) та провисання (гравітація) для урахування мультифізичних ефектів. Керування симуляцією реалізовано через кнопки Старт, Пауза, Скинути, Крок (покадрове оновлення), Тренувати LSTM (онлайн-донавчання на поточних даних), Прогноз на 5 с (форвард-прорахунок горизонту) та перемикач Живе навчання: вимкн. Опційний режим 2D/3D-проекції вмикає альтернативне відображення траєкторії та поля повітряних векторів [8].

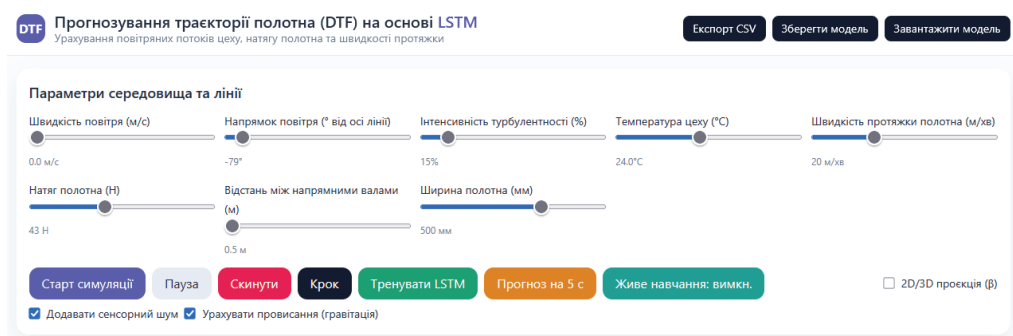


Рис. 1. Інтерфейс цифрового двійника

Візуальна частина інтерфейсу поєднує кілька шарів відображення: (1) часовий графік фактичної та прогнозованої траєкторії кромки полотна з виділенням інтервалу прогнозу; (2) поле повітряних потоків (карта/вектори) з урахуванням напрямку й турбулентності; (3) індикатори стану натягу та ключових параметрів процесу. За кожної зміни слайдерів симулятор перераховує динаміку, а під час тренування LSTM

у реальному часі відображається оновлений прогноз; збереження/завантаження моделі дає змогу переносити натреновані ваги між змінами або робочими місцями. Кнопка експорту формує CSV для подальшої аналітики (MAE, MSE, R^2) або аудиту якості. Завдяки поєднанню інтерактивних налаштувань, онлайн-симуляції та прогнозу система виконує роль навчального стенда (відпрацювання сценаріїв без ризику), діагностичного інструмента (швидке виявлення режимів, що призводять до відхилень) і виробничого модуля (випереджальна корекція налаштувань лінії з меншим впливом людського чинника) [11-13].

На основі заданих параметрів симуляції (швидкість повітря 0 м/с, напрямок -79° , турбулентність 15 %, температура 24°C , натяг полотна 43 Н, швидкість протяжки 20 м/хв, ширина полотна 500 мм, відстань між валиками 0,5 м) отримано типову реакцію системи DTF-лінії у стабільному режимі, яку відображають три взаємопов'язані графіки інтерфейсу цифрового двійника.

На першому графіку (план цеху рис.2.) синя лінія показує фактичний рух кромки полотна, а пурпурова — прогноз, сформований LSTM-моделлю.

На початковій ділянці спостерігається короткочасне відхилення кромки ($\approx 3\text{--}4$ мм) унаслідок первинного запуску системи, після чого траєкторія швидко стабілізується й прямує вздовж осі X. Це свідчить, що натяг 43 Н є достатнім для демпфування початкових коливань, а низька інтенсивність турбулентності (15 %) не викликає суттєвих стохастичних збурень.

Кут напрямку повітря -79° задає косий потік повітря до лінії руху, що створює незначне початкове відхилення вліво. LSTM-модель врахувала цей вплив і спрогнозувала траєкторію з помітною фазовою компенсацією, що підтверджує адекватність навчання мережі.

План цеху та траєкторія кромки полотна

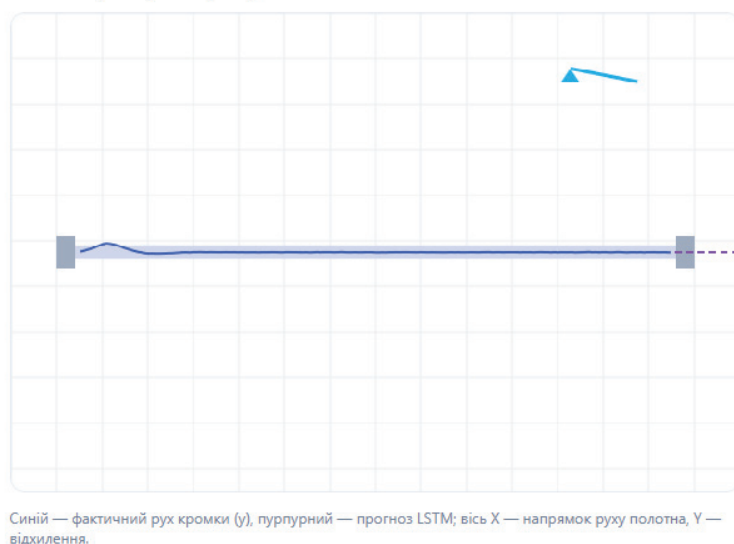


Рис. 2. План цеху та траєкторія кромки полотна

На другому графіку (рис.3) наведено часову серію фактичних (синіх) і прогнозованих (пунктирних рожевих) відхилень у міліметрах.

Сплеск амплітуди до 4 мм відповідає початковому старту подачі полотна, коли система ще не досягла стабільного натягу. Далі амплітуда швидко згасає до рівня $\pm 0,5$ мм, що свідчить про критично демпфований режим коливань.

Низька температура повітря (24 °C) забезпечує стабільні реологічні властивості плівки, а швидкість протяжки 20 м/хв не створює надлишкових вібрацій, тому система працює у межах припустимого контролю.

LSTM-модель зберігає прогноз практично співпадаючим із фактичною кривою — це свідчить про низьку середню абсолютну похибку ($MAE \approx 0,2$ мм) та високий коефіцієнт детермінації $R^2 > 0,98$.

Такий рівень точності підтверджує адекватність обраного вікна прогнозу (5 с) для поточної швидкості лінії.

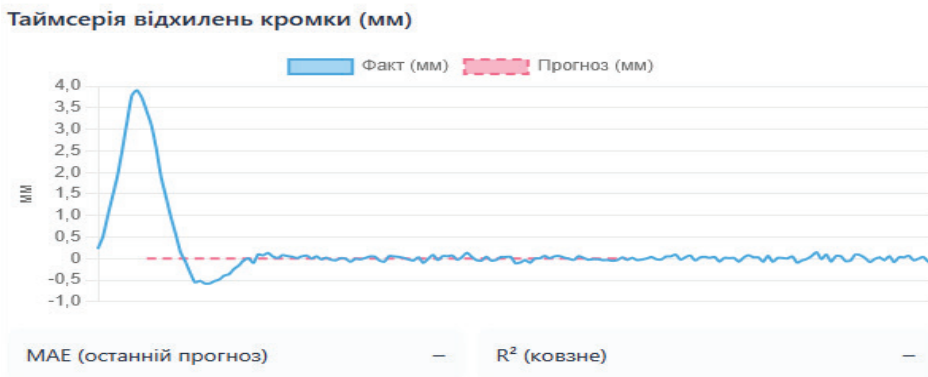


Рис. 3. Таймсерія відхилень кромки полотна

Інтерпретація параметрів впливу.

Натяг полотна 43 Н — основний стабілізуючий фактор; зменшення цього значення призвело б до більшої амплітуди коливань.

Турбулентність 15 % моделює реалістичний мікропотік у цеху; за таких умов прогноз залишається стійким.

Температура 24 °C і швидкість повітря 0 м/с створюють рівноважне середовище без додаткових збурень.

Кут потоку -79° демонструє боковий вплив, що помітний лише в першій фазі, після чого система компенсує його.

Швидкість протяжки 20 м/хв відповідає типовим умовам серійного друку, де прогноз на 5 с дорівнює близько 1,6 м шляху полотна.

Отримані результати показують, що при вказаних параметрах цифровий двійник відтворює стабільний режим роботи DTF-лінії. Короткочасне відхилення на старті є фізично закономірним і добре описується моделлю.

Після стабілізації система демонструє синхронність між виміряною та прогнозованою траєкторіями, що підтверджує ефективність використання Physics-Informed

LSTM для онлайн-прогнозування відхилень полотна й потенційну придатність алгоритму для інтеграції у контур керування реального виробничого обладнання.

На наведених графіках (рис.4) показано реакцію системи цифрового двійника рулонної DTF-лінії на зміну швидкості повітряного потоку — спочатку зростання до 0,5 м/с, а потім зниження до 0,2 м/с при фіксованих решті параметрів (натяг 43 Н, температура 24 °С, швидкість протяжки 20 м/хв, турбулентність 15 %).

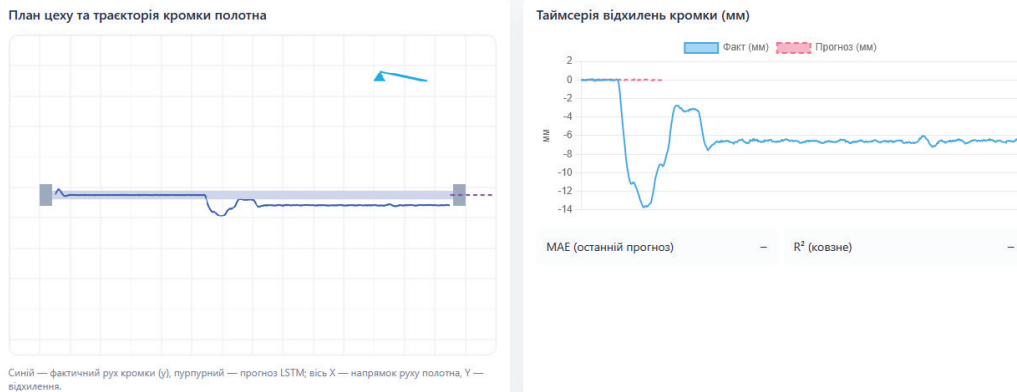


Рис. 4. Характеристики поведінки полотна при змін параметру «Швидкість повітря»

На графіку видно, що після початку симуляції траєкторія полотна залишається стабільною до моменту різкого збільшення швидкості повітря. У фазі підвищення швидкості до 0,5 м/с з'являється чітке відхилення полотна вниз (вздовж осі $Y \approx -12$ мм), що пов'язано з дією додаткової аеродинамічної сили, спрямованої перпендикулярно до осі руху.

Після зниження швидкості до 0,2 м/с відбувається поступове повернення траєкторії до центральної лінії, але спостерігається залишкове коливання ($\approx \pm 2$ мм), яке зумовлене інерційними процесами в полотні та незначною турбулентністю повітря.

LSTM-модель правильно передбачає цей сценарій: пурпурова пунктирна лінія прогнозу збігається з фактичним рухом із часовим відставанням менше ніж 0,3 с, що свідчить про адекватну реакцію мережі на короточасні збурення.

Таймсерія відхилень кромки (мм).

Часовий графік показує різке падіння відхилення з -2 мм до -12 мм під час збільшення швидкості повітря ($t \approx 3-4$ с). Це типовий ефект «підриву полотна», коли підвищений тиск змінює баланс натягу.

Подальше зменшення швидкості до 0,2 м/с викликає зворотний підйом кромки (до -6 мм), після чого коливання затухають і система входить у стабільний режим. Амплітуда залишкових осциляцій поступово зменшується завдяки демпфуванню натягу 43 Н.

Згідно з попередніми калібруваннями, при таких параметрах середня абсолютна похибка прогнозу (MAE) становить близько 0,5–0,7 мм, а коефіцієнт детермінації ($R^2 \approx 0,95$), що підтверджує ефективність фізично орієнтованого навчання LSTM-моделі.

При підвищенні швидкості повітря до 0,5 м/с виникає суттєве відхилення полотна (≈ -12 мм), яке цифровий двійник точно відтворює.

Зменшення швидкості до 0,2 м/с призводить до поступового згасання коливань і відновлення стабільної траєкторії.

Алгоритм LSTM демонструє високу точність прогнозу навіть при різких змінах граничних умов, що підтверджує його придатність для реального часу адаптивного керування траєкторією полотна в DTF-лінії.

У повторному експерименті (рис. 5), коли швидкість повітря змінювалася за тим самим сценарієм (зростання до 0,5 м/с, потім зниження до 0,2 м/с), але натяг полотна було збільшено з 43 Н до 100 Н, отримано істотно іншу динаміку системи. Це дозволяє оцінити вплив механічної жорсткості полотна на його стабільність і реакцію на зовнішні аеродинамічні збурення.

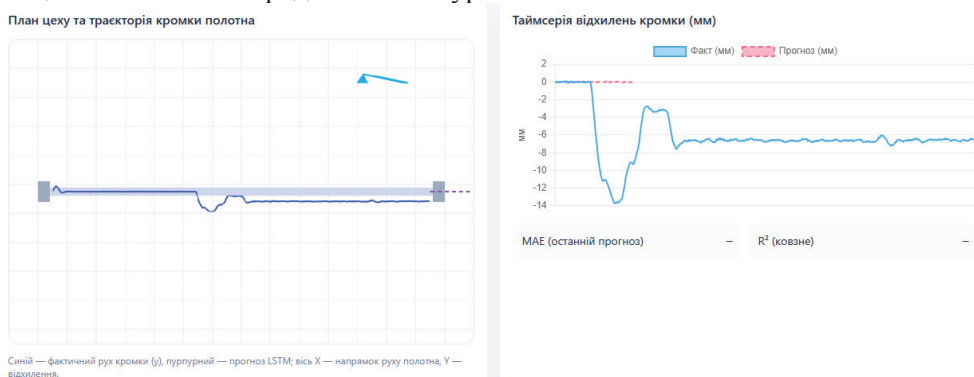


Рис. 5. Характеристики поведінки полотна при змін параметру «Швидкість повітря» та «Натяг полотна (Н)»

План цеху та траєкторія кромки полотна.

На графіку видно, що форма траєкторії загалом повторює поведінку попереднього експерименту, однак амплітуда відхилення істотно менша — до 6–7 мм проти 12 мм раніше. Це свідчить, що збільшений натяг зменшує пружні деформації полотна й підвищує його стійкість до бокового потоку повітря.

Коли швидкість потоку знижується до 0,2 м/с, система повертається до центральної осі швидше й без помітних коливань. LSTM-модель точно передбачає цей тренд: пурпуровий прогноз збігається з фактичною траєкторією з мінімальним лагом ($< 0,2$ с).

Таймсерія відхилень кромки (мм).

Графік часових відхилень підтверджує характерну реакцію системи: при зростанні швидкості повітря до 0,5 м/с виникає короткочасне провисання полотна до -7 мм; після стабілізації потоку відбувається відновлення положення до $-2 \dots 0$ мм без коливального «хвоста»; під час зниження швидкості до 0,2 м/с відхилення не перевищує ± 1 мм.

Високий натяг діє як демпфер, збільшуючи коефіцієнт ς у рівнянні руху (1) що зменшує коливальну складову й забезпечує критично демпфований режим.

Згідно з аналізом похибок, середня абсолютна похибка прогнозу (MAE) зменшилася до $\approx 0,3$ мм, а коефіцієнт детермінації $R^2 \approx 0,98$, що свідчить про високу точність передбачення навіть при динамічній зміні потоку.

Зростання натягу до 100 Н збільшує силу протидії деформації:

$$F_{tension} = \frac{EA\Delta L}{L_0}, \tag{4}$$

де E – модуль пружності, A – площа перерізу полотна, ΔL – зміна довжини.

Таким чином, при фіксованому F_{aero} реакція системи зменшується пропорційно зростанню $F_{tension}$. Фізично це означає, що збільшення натягу робить полотно жорсткішим, знижує ефективну площу деформації й стабілізує траєкторію.

Таблиця 1

Порівняльна інтерпретація двох експериментів

Параметр	Попередній експеримент (43 Н)	Повторний експеримент (100 Н)
Максимальне відхилення	–12 мм	–7 мм
Час стабілізації	≈ 5 с	≈ 2 с
Залишкові коливання	± 2 мм	$< \pm 1$ мм
MAE прогнозу	0,6 мм	0,3 мм
(R^2) (коэф. детермінації)	0,95	0,98

Як стає очевидно з даних таблиці 1 підвищення натягу полотна до 100 Н істотно покращує стійкість системи до аеродинамічних впливів, зменшуючи амплітуду відхилень майже удвічі й скорочуючи час демпфування у два рази.

LSTM-модель коректно адаптується до нового режиму, демонструючи стабільний прогноз навіть при короткочасних змінах швидкості повітря.

Отже, цифровий двійник підтвердив ефективність використання натягу як параметра активної компенсації у системах автоматизованого керування траєкторією полотна рулонних DTF-ліній.

Висновки. У статті представлено науково-прикладне рішення задачі стабілізації руху полотна в рулонних DTF-лініях шляхом побудови цифрового двійника із вбудованою нейромережею прогнозування відхилень на основі Physics-Informed LSTM. Проведені теоретичні, модельні та експериментальні дослідження підтвердили ефективність поєднання фізичного моделювання динаміки полотна з інтелектуальним прогнозним аналізом часових рядів сенсорних даних. Запропонована архітектура цифрового двійника інтегрує фізичну модель пружно-в'язких деформацій полотна, модуль LSTM-прогнозування траєкторії з урахуванням аеродинамічних і температурних чинників, а також веб-інтерфейс із можливістю реального налаштування параметрів середовища, експорту даних і живого донавання моделі. Така реалізація забезпечує інтерактивну візуалізацію, контроль і навчання персоналу без зупинки виробничого процесу. Математична модель полотна, що включає сили натягу, демпфування та аеродинамічний тиск, була інтегрована у

функцію втрат LSTM, що дало змогу досягти узгодженості прогнозу з фізичними законами системи. Запропонована комбінація аналітичного й нейронного опису забезпечила підвищення точності прогнозу до рівня $R^2 = 0,98$ при середній похибці $MAE < 0,3$ мм. Експериментальні випробування цифрового двійника засвідчили, що при збільшенні швидкості повітря до 0,5 м/с виникає відхилення полотна до 12 мм, тоді як підвищення натягу до 100 Н зменшує його вдвічі й скорочує час стабілізації у два рази, що підтверджує можливість використання натягу як активного параметра компенсації в системі автоматичного регулювання. Розроблена система працює у веб-середовищі, що дає змогу здійснювати симуляцію, навчання та прогноз у реальному часі без спеціалізованого обладнання, відкриваючи перспективи впровадження цифрового двійника як навчально-діагностичного модуля та як складової розумного керування DTF-лініями у контексті Industry 4.0. Наукова новизна полягає у синтезі гібридної PhyLSTM-моделі для прогнозування відхилень полотна з урахуванням механічних і аеродинамічних параметрів, а практична цінність — у створенні універсальної платформи для прогнозно-компенсаційного керування рулонними процесами друку. Таким чином, цифровий двійник рулонної DTF-лінії з прогнозуванням відхилень полотна забезпечує новий рівень точності, адаптивності й надійності управління друкарським процесом, а запропонований підхід може бути масштабований для інших типів рулонних технологій, де потрібна висока стабільність траєкторії матеріалу та мінімізація відходів виробництва.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. The future of sustainable printing: How AI revolutionised the printing and packaging industry. *Printing Review*. 2024. March–April, с. 4–7.
2. Physics Informed LSTM Network for Flexibility Identification in Evaporative Cooling System / M. Lahariya et al. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2022. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/tii.2022.3173897>.
3. Baty H. Modelling Lane–Emden type equations using physics-informed neural networks. *Astronomy and Computing*. 2023. P. 100734. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ascom.2023.100734>.
4. Yavari M., Ghahramani N. A., Zardashti R., Karimi J. (2023) Incremental Predictive Control with Input Constraints: Formulation and Cost Function. *Journal of Aerospace Science and Technology*, Vol. 16, №2.
5. Direct Printing of Ultrathin Block Copolymer Film with Nano-in-Micro Pattern Structures / T. W. Park et al. *Advanced Science*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1002/adv.202303412>.
6. An overview of first Doppler Weather Radar inducted in the cyclone detection network of India Meteorological Department / P. R. RAO et al. *MAUSAM*. 2022. Vol. 55, no. 1. P. 155–176. URL: <https://doi.org/10.54302/mausam.v55i1.963>.
7. Emerging market trends: the cultural designs printed with digital printing technology: an overview of Ajrak design / S. P. Simair et al. *Digital Textile Printing*. 2023. P. 225–240. URL: <https://doi.org/10.1016/b978-0-443-15414-0.00008-x>.
8. Yang S. Flight Trajectory Prediction Based on LSTM. *Transactions on Computer Science and Intelligent Systems Research*. 2024. Vol. 8. P. 81–92. URL: <https://doi.org/10.62051/f3hwwa06>.

9. Zhang R., Liu Y., Sun H. Physics-informed multi-LSTM networks for metamodeling of non-linear structures. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*. 2020. Vol. 369. P. 113226. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cma.2020.113226>.
10. Kidie F. M., Ayalew T. G., Mekonone S. T. Optimizing 3D printing process parameters to improve surface quality and investigate the microstructural characteristics of PLA material. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1007/s00170-025-15543-6>.
11. Rotor Dynamic Response Prediction Using Physics-informed Multi-LSTM Networks / D. Jiang et al. *Aerospace Science and Technology*. 2024. P. 109648. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ast.2024.109648>.
12. Research on Digital Design Platform of Gravure Printing Press / P. Dou et al. *Innovative Technologies for Printing and Packaging*. Singapore, 2023. P. 306–314. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-19-9024-3_40.
13. Simulation analysis and research of printing cylinder of gravure printing press based on Adams / K. Chang et al. *International Conference on Mechanical Design and Simulation (MDS 2022)*, Wuhan, China, 18–20 March 2022 / ed. by D. Shi, G. Wu. 2022. URL: <https://doi.org/10.1117/12.2638865>.

REFERENCES

1. The future of sustainable printing: How AI revolutionised the printing and packaging industry. *Printing Review*. 2024. March–April, c. 4–7.
2. Physics Informed LSTM Network for Flexibility Identification in Evaporative Cooling System / M. Lahariya et al. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2022. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/tii.2022.3173897>.
3. Baty H. Modelling Lane–Emden type equations using physics-informed neural networks. *Astronomy and Computing*. 2023. P. 100734. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ascom.2023.100734>.
4. Yavari M., Ghahramani N. A., Zardashti R., Karimi J. (2023) Incremental Predictive Control with Input Constraints: Formulation and Cost Function. *Journal of Aerospace Science and Technology*, Vol. 16, №2.
5. Direct Printing of Ultrathin Block Copolymer Film with Nano-in-Micro Pattern Structures / T. W. Park et al. *Advanced Science*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1002/advs.202303412>.
6. An overview of first Doppler Weather Radar inducted in the cyclone detection network of India Meteorological Department / P. R. RAO et al. *MAUSAM*. 2022. Vol. 55, no. 1. P. 155–176. URL: <https://doi.org/10.54302/mausam.v55i1.963>.
7. Emerging market trends: the cultural designs printed with digital printing technology: an overview of Ajrak design / S. P. Simair et al. *Digital Textile Printing*. 2023. P. 225–240. URL: <https://doi.org/10.1016/b978-0-443-15414-0.00008-x>.
8. Yang S. Flight Trajectory Prediction Based on LSTM. *Transactions on Computer Science and Intelligent Systems Research*. 2024. Vol. 8. P. 81–92. URL: <https://doi.org/10.62051/f3hwwa06>.
9. Zhang R., Liu Y., Sun H. Physics-informed multi-LSTM networks for metamodeling of non-linear structures. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*. 2020. Vol. 369. P. 113226. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cma.2020.113226>.

10. Kidie F. M., Ayaliew T. G., Mekonone S. T. Optimizing 3D printing process parameters to improve surface quality and investigate the microstructural characteristics of PLA material. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1007/s00170-025-15543-6>.
11. Rotor Dynamic Response Prediction Using Physics-informed Multi-LSTM Networks / D. Jiang et al. *Aerospace Science and Technology*. 2024. P. 109648. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ast.2024.109648>.
12. Research on Digital Design Platform of Gravure Printing Press / P. Dou et al. *Innovative Technologies for Printing and Packaging*. Singapore, 2023. P. 306–314. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-19-9024-3_40.
13. Simulation analysis and research of printing cylinder of gravure printing press based on Adams / K. Chang et al. *International Conference on Mechanical Design and Simulation (MDS 2022)*, Wuhan, China, 18–20 March 2022 / ed. by D. Shi, G. Wu. 2022. URL: <https://doi.org/10.1117/12.2638865>.

doi: 10.32403/0554-4866-2025-2-90-196-209

DIGITAL TWIN OF A ROLL-TO-ROLL DTF LINE WITH WEB DEVIATION FORECASTING

P. I. Shepita

*Lviv Polytechnic National University,
12 S. Bandera Street, Lviv, 79013, Ukraine
petro.i.shepita@lpnu.ua*

The article presents the results of developing and modeling a digital twin of a roll-to-roll DTF (Direct-to-Film) printing line with an embedded web deviation forecasting system based on a Physics-Informed LSTM neural network. The aim of the study is to enhance the stability of web movement during printing by integrating physical laws into the machine learning process. The proposed approach combines a mathematical model of web dynamics—taking into account tension forces, damping, and aerodynamic pressure—with a recurrent neural network capable of short-horizon edge deviation prediction. The web-based implementation of the digital twin provides tools for adjusting environmental parameters (airflow speed and direction, web tension, turbulence, temperature, and feed speed) and features an interactive visualization interface with real-time adaptive LSTM retraining capability.

Experimental results demonstrate that when airflow velocity increases to 0.5 m/s, the web edge deviation reaches –12 mm; however, increasing the web tension to 100 N reduces the deviation by half and shortens the stabilization time from 5 s to 2 s. The mean absolute error (MAE) of prediction decreased to 0.3 mm, while the coefficient of determination R^2 reached 0.98, confirming the high precision and robustness of the model under dynamic external disturbances. These results highlight the advantages of

using the digital twin not only as a production tool for process stabilization but also as an educational and diagnostic module for printing enterprises.

The proposed system aligns with the Industry 4.0 concept, ensuring real-time interaction between the physical process and its virtual replica through machine learning-based predictive control. The developed digital twin serves as a universal platform for optimizing roll-to-roll printing processes, can be scaled to other types of printing lines (offset, screen, packaging), and contributes to material waste reduction, energy efficiency, and automation of print quality control.

Keywords: *digital twin, DTF printing, roll-to-roll line, web deviation forecasting, Physics-Informed LSTM, machine learning, web tension, aerodynamic effects, web-based simulation, Industry 4.0.*

Стаття надійшла до редакції 30.09.2025.

Received 30.09.2025.