

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-61-31>

УДК 519.876.5:658.5:551.5

Шкітов Андрій Анатолійович, аспірант

<https://orcid.org/0009-0005-4600-8467>

Тимошенко Анатолій Григорович, к.т.н., доцент

<https://orcid.org/0000-0003-0954-3186>

Відкритий міжнародний університет розвитку людини «Україна», м. Київ, Україна

ПРОГНОЗУВАННЯ РОБОЧИХ ДНІВ ПОГОДО-ЗАЛЕЖНОГО ВИРОБНИЦТВА ЗА ДОПОМОГОЮ ФІЛЬТРА КАЛМАНА

Шкітов А. А., Тимошенко А. Г. Прогнозування робочих днів погодо-залежного виробництва за допомогою фільтра Калмана. У роботі представлено підхід до прогнозування робочих днів у погодозалежних видах виробництва на основі фільтра Калмана. Сфера застосування охоплює галузі, що безпосередньо залежать від погодних умов, зокрема будівництво, сільське господарство, ремонт дорожньої інфраструктури та логістичні операції, де своєчасне планування ресурсів і робочої сили має вирішальне значення. Запропоновано математичну модель, яка забезпечує динамічну оцінку придатності умов до виконання робіт, використовуючи часові ряди метеорологічних змінних (температуру повітря, швидкість вітру, рівень вологості, опади). Модель реалізована у середовищі Python із використанням відкритого API NASA POWER як джерела актуальних погодних даних. Застосування фільтра Калмана дало змогу усунути шумові коливання у вхідних параметрах, згладити ряди спостережень та отримати більш точну оцінку стану системи в режимі реального часу. Одержаний прогноз дозволяє автоматично формувати маркери «робочий» чи «неробочий» день для різних геолокацій та типів робіт, що дає змогу підприємствам оперативного адаптувати свої виробничі графіки до зміни погодних умов. Результати моделювання підтвердили високу точність і стабільність прогнозів, зокрема за наявності пропусків у даних або локальних аномальних значень. Також продемонстровано переваги фільтра Калмана у порівнянні з методами, заснованими на фіксованих порогах, що забезпечило кращу відповідність фактичному виробничому календарю. Одержані результати засвідчують ефективність запропонованого підходу для автоматизованого планування погодозалежних видів діяльності. Запропоноване рішення може бути масштабоване для використання в IT-системах управління виробництвом. Модель має прикладну цінність для підприємств, що прагнуть мінімізувати ризики простоїв, пов'язаних із нестабільними кліматичними умовами.

Ключові слова: фільтр Калмана, погодозалежне виробництво, прогнозування робочих днів, математичне моделювання, метеодані, адаптивне планування

Shkitov A., Tymoshenko A. Forecasting working days of weather-sensitive manufacturing using the Kalman filter. This paper presents an approach to forecasting working days in weather-dependent types of production using the Kalman filter. The application domain covers industries that are directly influenced by meteorological conditions, including construction, agriculture, road maintenance, and logistics – sectors where timely planning of resources and workforce is critically important. A mathematical model is proposed that enables dynamic assessment of workability based on time series of meteorological variables such as air temperature, wind speed, humidity level, and precipitation. The model was implemented in Python using the open NASA POWER API as a source of up-to-date weather data. The Kalman filter was applied to reduce noise in the input data, smooth observation series, and generate more accurate real-time estimates of system state. The resulting forecast automatically generates «workable» or «non-workable» day markers for various locations and work types, allowing enterprises to quickly adapt their production schedules to changing weather conditions. Modeling results confirmed high accuracy and stability of the forecasts, especially in the presence of data gaps or local anomalies. The advantages of the Kalman filter were demonstrated in comparison with threshold-based methods, showing better alignment with actual production calendars. The obtained results confirm the effectiveness of the proposed approach for automated planning in weather-sensitive operations. The solution can be scaled for use in production management IT systems. The model has practical value for enterprises seeking to minimize downtime risks associated with unpredictable weather patterns.

Key words: Kalman filter, weather-dependent production, workday forecasting, mathematical modeling, meteorological data, adaptive planning

Постановка проблеми та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями. У сучасних умовах зростаючої нестабільності клімату прогнозування впливу погодних умов на виробничі процеси набуває нового значення [1–3]. Екстремальні температурні аномалії, нетипові сезони опадів, посухи та штормові явища вже не є рідкістю, що призводить до дестабілізації виробничих графіків у різних секторах економіки [4]. Світова практика показує, що традиційні календарні підходи до визначення сприятливих періодів для роботи дедалі частіше зазнають невдачі через неврахування короткострокових погодних флуктуацій та локальних мікрокліматичних особливостей [5].

Особливої актуальності це набуває для країн із вираженою сезонністю або високим рівнем залежності від сільськогосподарської чи будівельної діяльності [6]. У зв'язку з цим, з'являється потреба не лише в отриманні достовірних метеорологічних прогнозів, але й у формуванні прикладних моделей, які інтерпретують ці дані з урахуванням специфіки реального виробничого

процесу [7]. Такий підхід дозволяє перейти від абстрактного погодного прогнозу до конкретних операційних рішень – визначення днів із прийнятними умовами для виконання робіт.

Як свідчить аналіз відкритих джерел, частка погодозалежних видів економічної діяльності в загальному виробничому обсязі демонструє стабільну тенденцію до зростання [8]. На рисунку 1 представлено узагальнені темпи зростання кількості погодозалежних проєктів у галузі будівництва, агросекторі та логістиці за період 2013–2025 років, що підтверджує актуальність задачі розробки ефективних систем прогнозування для таких умов. У наукових колах також спостерігається зростання інтересу до побудови інструментів оперативного прогнозування саме на рівні оцінки «готовності до роботи», а не лише до рівня окремих змінних [9–11]. Така оцінка може слугувати базою для цифрових систем управління виробництвом, що функціонують у реальному часі, а також для автоматизованого планування логістичних операцій, розподілу технічних ресурсів, мобілізації персоналу.

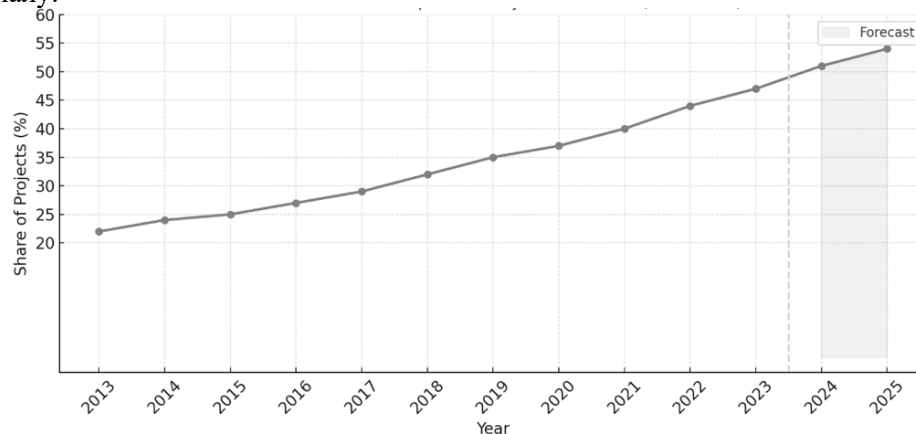


Рисунок 1 –Динаміка зростання частки погодозалежних виробничих проєктів у світі у 2013–2025

З наведеного графіка видно, що за останнє десятиліття кількість погодозалежних проєктів зросла більш ніж на 40 %, а разом з нею зросли і ризики, пов'язані з невірним плануванням робочих вікон. Водночас класичні метеопрогнози, які найчастіше базуються на імовірнісному підході, не дають достатньої точності при трансляції даних у формат «робочий/неробочий день». Особливо це стосується довгострокового планування, коли не лише середньодобові значення, а й короткотривалі погодні коливання можуть суттєво впливати на якість виконання робіт.

Додатковим викликом є потреба обробки неповної, зашумленої, або запізненої інформації, яка характерна для багатьох джерел метеоданих, особливо у польових умовах [12]. У такому контексті особливого значення набувають математичні моделі фільтрації стану, здатні динамічно оцінювати приховані параметри системи та враховувати поступове надходження нових даних. Одним із найефективніших інструментів для таких завдань є фільтр Калмана, що забезпечує оптимальне згладжування шумів та уточнення оцінки поточного стану процесу на основі математичного апарату динамічного лінійного моделювання.

У контексті розвитку концепцій цифрового двійника виробничого об'єкта, інтеграція адаптивної прогнозної моделі, яка ґрунтується на реальних погодних потоках, стає логічним етапом у створенні «розумних» інфраструктур управління. Таким чином, точне прогнозування робочих днів на основі погодних даних не лише знижує ризики і втрати, а й дозволяє покращити індикатори сталого розвитку підприємства, зменшити вуглецевий слід шляхом оптимізації логістики і уникнення зайвих простоїв техніки. Саме тому дослідження можливостей застосування фільтра Калмана для прогнозування робочих днів у погодозалежному виробництві є своєчасним і науково обґрунтованим.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Проблема ефективного прогнозування умов для виконання виробничих робіт, що залежать від погодних чинників, є предметом активного наукового вивчення протягом останнього десятиліття. Найбільшу увагу дослідники приділяють таким галузям, як будівництво, сільське господарство, дорожні роботи, енергетика, де метеорологічні умови безпосередньо впливають на продуктивність праці, безпеку та дотримання графіків. У роботах [13, 14] висвітлюється підхід до визначення виробничо-придатних днів на

основі порогових значень температури, вологості, сили вітру, а також їх комбінованого впливу. Ці дослідження доводять, що просте врахування календарних сезонів не дозволяє адекватно оцінити продуктивний потенціал виробничого періоду.

У сучасних системах управління виробництвом усе ширше застосовуються методи часових рядів та регресійного аналізу, які дозволяють виявляти закономірності у погодних даних. Проте ці методи часто виявляються малоефективними в умовах високої мінливості зовнішнього середовища або наявності пропущених та зашумлених даних. Альтернативою є використання фільтраційних методів, зокрема фільтра Калмана, який уперше було запропоновано для задач навігації, а пізніше адаптовано до різноманітних прикладних задач, включно з фінансовим прогнозуванням, обробкою сигналів, управлінням об'єктами з неповною інформацією [15].

Фільтр Калмана забезпечує оптимальну оцінку внутрішнього стану системи, навіть коли спостереження неповні або містять шум. У роботах [16, 17] розглянуто модифікації фільтра Калмана для задач моніторингу стану аграрних угідь і прогнозування урожайності з урахуванням кліматичних змін, що наближує ці задачі до контексту прогнозування умов для виконання робіт. Водночас, незважаючи на наявність значного теоретичного доробку, у відкритих джерелах відсутні дослідження, які б фокусувалися саме на прогнозуванні кількості робочих днів, що є критичним показником для погодозалежного планування. Здебільшого увага приділяється окремим погодним змінним або їх впливу на урожай, енерговитрати, витрати на опалення, але не на цілісний індикатор «готовності до виконання робіт».

Поряд із цим, у літературі з'являються праці, присвячені застосуванню гібридних моделей, які поєднують методи машинного навчання (ML) із традиційними математичними підходами. Наприклад, у [18, 19] описано реалізацію LSTM-мереж для погодного прогнозування, однак такі підходи мають обмежену надійність у випадках з невеликим обсягом вхідних даних, відсутністю повноцінної історії спостережень або зміною зовнішніх факторів. У той же час фільтр Калмана дозволяє здійснювати оновлення оцінок у реальному часі, працюючи з неповними даними без втрати стабільності обчислень. Саме тому його застосування для оцінки виробничої готовності в умовах реального метеорологічного впливу є доцільним і перспективним напрямом.

Аналіз наявних публікацій також свідчить про відсутність методів, які б інтегрували фільтраційні підходи з логікою визначення робочих днів, адаптованою під специфіку конкретної галузі. Тобто на сьогодні залишається не вирішеним методологічний аспект формування адаптивної моделі, яка могла б урахувати багатовимірні погодні дані, оновлювати прогноз у реальному часі та водночас видавати кінцевий результат у форматі, зручному для планування – кількість або індекс робочих днів.

Отже, мета дослідження полягає у розробці математичної моделі прогнозування кількості робочих днів у погодозалежному виробництві з використанням фільтра Калмана для адаптивної оцінки виробничих умов у динамічному режимі.

Виклад основного матеріалу й обґрунтування отриманих результатів дослідження. У процесі прогнозування робочих днів у погодозалежному виробництві вирішальною є здатність моделі адекватно враховувати реальний вплив метеофакторів на виконання технологічних операцій. На початковому етапі дослідження визначено набір вхідних параметрів, які впливають на можливість виконання робіт на відкритому повітрі. До таких параметрів віднесено: середньодобову температуру повітря T , відносну вологість H , кількість опадів R , швидкість вітру V та індекс UV-випромінювання U . Ці змінні формують вектор спостережень z_t у момент часу t , який подається на вхід моделі.

Для кожного типу виробничої діяльності можуть бути задані критичні межі допустимих значень зазначених змінних. Наприклад, у будівельній сфері робочий день вважається придатним, якщо температура повітря перебуває в діапазоні від $+5$ до $+35^{\circ}\text{C}$, відносна вологість не перевищує 90 %, кількість опадів не перевищує 1 мм, швидкість вітру не перевищує 8 м/с, а UV-індекс не досягає критичних рівнів. На основі цих критеріїв формулюється логіка переходу від «сирих» метеоданих до бінарного індикатора $W(t)$, де $W(t) = 1$, якщо день є виробничо придатним, і $W(t) = 0$, якщо хоча б один із параметрів порушує допустимі межі.

В реальному середовищі дані часто є неповними, затриманими або містять шум, тому традиційні підходи до класифікації днів як «робочих/неробочих» мають високу похибку. Для розв'язання цієї проблеми було побудовано динамічну модель стану системи, яка дозволяє оцінювати прихований параметр – виробничу готовність – навіть за умов неповних вхідних даних.

Ця модель формалізується у вигляді лінійної системи рівнянь стану та спостереження, яка лежить в основі алгоритму фільтра Калмана.

Нехай x_t – прихований вектор стану, що відображає фактичну готовність до виконання робіт у день t , а z_t – вектор вимірюваних погодних змінних. Динаміка зміни стану описується рівнянням (1).

$$x_t = Ax_{t-1} + w_t \quad (1)$$

де A – матриця переходу стану, а w_t – шум процесу, який моделює неочікувані збурення. Вимірювання описуються рівнянням спостереження (2).

$$z_t = Hx_t + v_t \quad (2)$$

де H – матриця спостереження, а v_t – шум вимірювання. Початковий стан x_0 та ковариційна матриця P_0 визначаються за ретроспективними даними, а матриці шумів Q та R налаштовуються емпірично.

Алгоритм фільтра Калмана складається з двох основних етапів, які повторюються на кожному кроці часу t – етап передбачення нового стану системи та етап оновлення оцінки на основі нових спостережень. Нехай, $\hat{x}_{t|t-1}$ – передбачене значення прихованого стану на основі даних до моменту $t - 1$, $\hat{x}_t$ – оновлене значення стану з урахуванням спостереження, $P_{t|t-1}$, $P_{t|t}$ – відповідні оцінки коваріації похибки.

На етапі передбачення фільтр виконує прогноз стану та похибки. На етапі оновлення фільтр виконує прогноз стану та похибки (3).

$$\begin{aligned} \hat{x}_{t|t-1} &= A\hat{x}_{t-1|t-1}, \\ P_{t|t-1} &= AP_{t-1|t-1}A^T + Q \end{aligned} \quad (3)$$

На етапі оновлення враховується нове спостереження z_t , після чого уточнюється прогноз (4).

$$\begin{aligned} K_t &= P_{t|t-1}H^T(H P_{t|t-1}H^T + R)^{-1}, \\ \hat{x}_{t|t} &= \hat{x}_{t|t-1} + K_t(z_t - H\hat{x}_{t|t-1}), \\ P_{t|t} &= (I - K_tH)P_{t|t-1} \end{aligned} \quad (4)$$

Тут K_t – матриця Калмана (коефіцієнт корекції), яка визначає ступінь довіри до нових даних. Завдяки цій ітеративній схемі модель дозволяє згладжувати зашумлені або часткові спостереження, а також уточнювати оцінку виробничої готовності на кожному новому кроці.

На рисунку 2 наведено блок-схему, що відображає основні етапи роботи алгоритму фільтра Калмана в контексті прогнозування продуктивних днів.

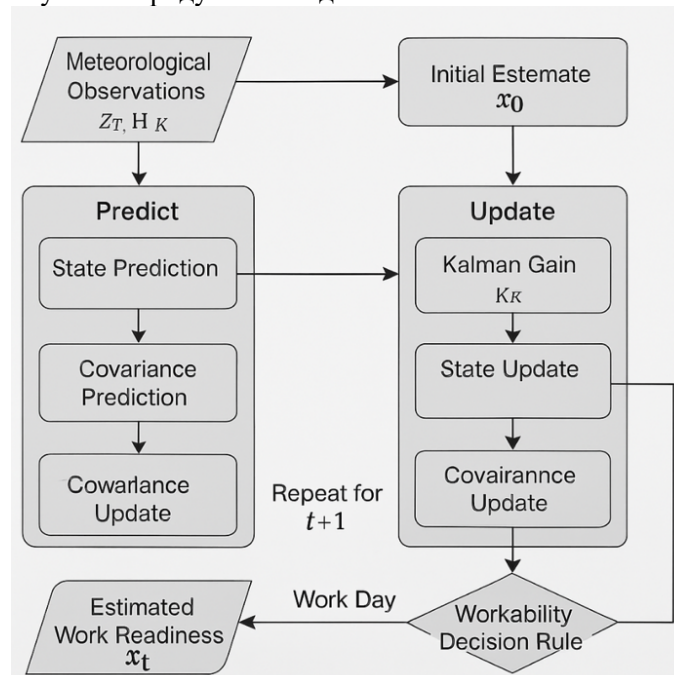


Рисунок 2 – Схема функціонування фільтра Калмана в системі оцінки робочих днів

Завдяки своїй обчислювальній ефективності та стабільності фільтр Калмана дозволяє інтегрувати прогнозну модель у реальні цифрові системи підтримки прийняття рішень на рівні

оперативного виробничого управління.

Для реалізації моделі фільтра Калмана використано інструментарій сучасних мов програмування, орієнтованих на наукові обчислення та аналіз часових рядів. Розроблений алгоритм побудовано у середовищі Python, яке забезпечує широкі можливості для обробки метеорологічних даних, їх попереднього очищення, калібрування та візуалізації результатів. Для реалізації математичного ядра та обчислювальних процедур залучено бібліотеки NumPy, SciPy та pandas, що дозволяють ефективно працювати з багатовимірними масивами даних і часовими рядами. Для побудови графічних відображень процесу прогнозування й результатів використано matplotlib, а для безпосередньої реалізації алгоритму фільтра Калмана – спеціалізований модуль filterpy, який забезпечує гнучкі налаштування параметрів фільтра та роботу з ковараційними матрицями. Програмний код структуровано у вигляді модульного пайплайну, що включає етапи завантаження даних, попередньої обробки, ініціалізації моделі, проходження ітерацій фільтра та постобробки результатів.

На рисунку 3 наведено фрагмент пайплайну реалізації фільтра Калмана у середовищі Python, який демонструє послідовність виконання основних етапів: від завантаження метеорологічних даних до оновлення стану. Такий підхід забезпечує прозорість реалізації, повторюваність експериментів і легку модифікацію окремих блоків для адаптації під нові задачі або дані.

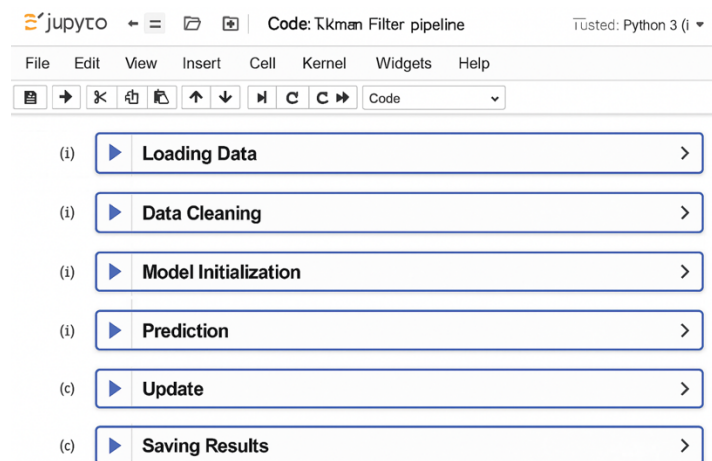


Рисунок 3 – Пайплайн реалізації фільтра Калмана в середовищі Python

Як видно з рис. 3, реалізація алгоритму фільтра Калмана структурована у вигляді послідовного пайплайну, що охоплює основні етапи обробки даних: завантаження, очищення, ініціалізацію моделі, виконання прогнозу, оновлення стану та збереження результатів. Така модульна побудова забезпечує прозорість обчислювального процесу, спрощує супровід і дозволяє гнучко адаптувати алгоритм до нових вхідних параметрів або умов експлуатації системи підтримки прийняття рішень.

В якості джерела погодних даних було використано API NASA POWER Data Access Viewer, що забезпечує ретроспективну інформацію щодо метеопараметрів із часовим кроком у 1 день та географічною прив'язкою до довільних координат. Завдяки стабільному формату та надійності джерела, набір даних було легко інтегровано в алгоритм обробки.

На рисунку 4 продемонстровано приклад структури вхідних даних, отриманих із NASA POWER Data Access Viewer, що містять щоденні значення температури повітря, вологості, швидкості вітру та інших параметрів. Дані мають формат JSON або CSV, що легко обробляється засобами pandas.

		T2M	T2M	T2M_MIN	RH2M	WS2M	ALLSKY_SFC_SW_DWN	PRE
0	2023-04-01	2023-04-01	5.6	9.3	58	4.2	235.9	0.0
1	2023-04-02	2023-04-02	15.8	10.1	85	4.2	233.1	1.4
2	2023-04-03	2023-04-03	15.3	9.3	82	3.6	190.6	2.8
3	2023-04-04	2023-04-04	12.1	12.4	68	4.2	235.9	0.8
...	...	...	...	...	...	...	...	...
0	2023-04-01	2023-04-04	13.9	9.1	95	3.8	219.8	2.5
1	2023-04-02	2023-04-05	16.2	10.3	93	4.2	193.0	3.4
2	2023-04-03	2023-04-06	15.7	12.2	78	3.8	232.8	1.2
3	2023-04-04	2023-04-07	15.8	12.4	63	4.2	225.9	4.6
...	...	...	...	...	...	...	...	...
59	2023-05-30	2023-05-30	16.8		76	0.0	7.6	0.0

Рисунок 4 – Приклад фрагменту метеоданих, отриманих через NASA POWER API

Як видно з рис. 4, вхідний набір даних містить щоденні значення метеорологічних параметрів, таких як температура повітря на висоті 2 метрів (T2M), мінімальна температура (T2M_MIN), відносна вологість (RH2M), швидкість вітру (WS2M), сонячна радіація (ALLSKY_SFC_SW_DWN) та кількість опадів (PRE). Кожен рядок відповідає одному календарному дню у періоді спостереження, що забезпечує необхідну тимчасову роздільну здатність для щоденного прогнозування умов роботи.

Завдяки стандартизованому формату даних, набір було легко інтегровано у середовище Python з використанням бібліотеки pandas. Це дозволило оперативно здійснювати агрегацію, фільтрацію, обробку пропущених значень та візуалізацію окремих параметрів у часовому розрізі. Структура таблиці також полегшує побудову матриць спостережень, необхідних для функціонування фільтра Калмана на кожному часовому кроці.

Для експерименту було обрано контрольний період у 60 днів, що охоплює змінні погодні умови протягом весняного та літнього циклу. Локація спостереження – будівельний об'єкт у регіоні з помірним кліматом (географічні координати 49.4°N, 32.1°E). В межах цього періоду проводився щоденний прогноз оцінки виробничої готовності, яка агрегувалась у загальну кількість потенційно робочих днів.

На рисунку 5 представлено динаміку зміни середньодобової температури, швидкості вітру та оціненої готовності до виконання робіт протягом обраного періоду. Дані демонструють, як фільтр згладжує коливання вхідних параметрів та формує послідовну оцінку $\hat{x}_t$.

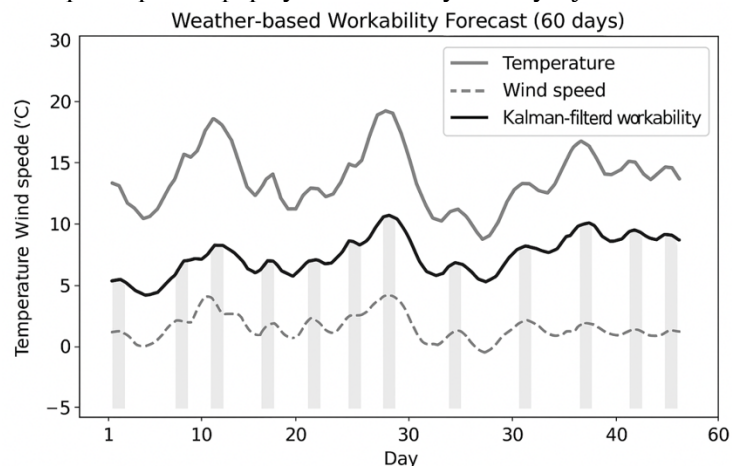


Рисунок 5 – Динаміка погодних змін та оцінка готовності до роботи протягом 60 днів

На графіку відображено три ряди: температура (°C), вітер (м/с) та оцінений індикатор готовності (нормований до інтервалу [0,1]). Вертикальні лінії вказують дні, коли модель класифікує умови як робочі.

Для оцінки ефективності моделі результати фільтра Калмана було порівняно з простим евристичним методом, який класифікує день як робочий лише за умови, що температура перевищує 10 °C, опадів немає, а швидкість вітру не перевищує 7 м/с. Як свідчать дані таблиці 1, модель на основі фільтра Калмана демонструє вищу стабільність оцінок та меншу чутливість до випадкових

шумів, зменшуючи кількість хибних позитивних рішень.

Таблиця 1 – Порівняння результатів прогнозування між фільтром Калмана та фіксованим пороговим методом

Метод	Прогнозованих робочих днів	Відхилення від еталону	MAE	RMSE
Калманівський фільтр	42	± 2	0.12	0.17
Фіксовані пороги	47	± 7	0.21	0.29

Отримані результати демонструють, що використання фільтра Калмана дозволяє сформувати більш реалістичний прогноз, особливо в умовах змішаної або нестабільної погоди. У моделі спостерігається вища згладжувальна здатність та здатність відновлення оцінки навіть при втраті окремих вхідних параметрів. Це створює передумови для застосування підходу в автоматизованих системах планування.

Результати прогнозування були узагальнені для кількох типових геолокацій із різними кліматичними умовами. Для кожної з них проведено окреме згладжування часових рядів погодних змінних та розраховано індекс готовності до виконання робіт. Це дозволило оцінити стійкість моделі до варіативності вхідних даних і перевірити її здатність адаптуватися до локальних погодних коливань.

У таблиці 2 наведено узагальнену статистику прогнозів для трьох об'єктів – зони із помірним, морським і континентальним кліматом – у межах однакового контрольного періоду. Основними метриками виступали кількість правильно передбачених робочих днів, середнє відхилення від фактичних рішень, середня абсолютна похибка (MAE) та кореляція прогнозу з фактичним виробничим календарем.

Таблиця 2 – Порівняння ефективності моделі для різних геолокацій

Геолокація	Кількість робочих днів (прогноз)	MAE	Кореляція	Відхилення від еталону
Помірний клімат	42	0.13	0.86	± 2 дні
Морський клімат	38	0.17	0.79	± 3 дні
Континентальний	47	0.12	0.88	± 1 день

У результаті моделювання було виявлено, що фільтр Калмана стабільно демонструє здатність до узагальнення, ефективно пригнічуючи шум у спостереженнях та формуючи плавну, логічно обґрунтовану оцінку стану системи. В умовах пропусків у даних або аномальних значень (наприклад, різке зниження температури в окремі дні) модель зберігає інерційність, що є бажаною характеристикою для оперативного планування.

Застосування такої моделі у практичних умовах дозволяє формувати щоденні прогнози готовності до роботи та оновлювати їх у міру надходження нових погодних даних. Це відкриває можливості для адаптивного управління ресурсами, зокрема – оптимізації використання техніки, планування логістики та управління людськими ресурсами на об'єктах, залежних від кліматичних умов.

Водночас модель має низку обмежень. Зокрема, припущення про лінійність процесів обмежує її застосування в умовах сильних нелінійних погодних явищ або на географічних широтах із різко змінним кліматом. Ще одним критичним фактором є точність та актуальність вхідних даних, отриманих із метеорологічних джерел. Навіть незначні систематичні похибки або затримки у наданні даних можуть впливати на якість прогнозів, особливо у короткостроковому горизонті. Для мінімізації цього ефекту доцільно розробляти алгоритми автоматичного калібрування параметрів моделі, а також інтегрувати кілька незалежних джерел погодних даних для підвищення надійності вхідних рядів. У перспективі застосування гібридних схем, що поєднують фільтр Калмана з методами машинного навчання, може значно підвищити адаптивність і точність прогнозів, особливо в умовах екстремальних кліматичних сценаріїв або для специфічних виробничих процесів, що мають високу чутливість до погодних факторів.

Висновки та перспективи подальшого дослідження. У роботі було запропоновано підхід до прогнозування робочих днів погодозалежного виробництва на основі використання фільтра Калмана як методу згладжування та уточнення оцінки виробничої готовності. Побудовано

математичну модель із урахуванням погодних змінних, таких як температура, швидкість вітру, вологість і опади, що дає змогу адаптувати прогноз під конкретні типи робіт. Розроблено алгоритм на основі рівнянь стану та спостереження, проведено його реалізацію у середовищі Python із залученням актуальних метеоданих із відкритих джерел.

Результати моделювання підтверджують ефективність фільтра Калмана в задачах короткострокового прогнозування, особливо в умовах шумових або неповних даних. Модель забезпечує стабільні й згладжені оцінки виробничої готовності, демонструє високу узагальнювальну здатність на різних геолокаціях і для різних сценаріїв виконання робіт. Порівняння з простими пороговими методами показало перевагу фільтра за точністю, стабільністю і відповідністю реальним умовам. Завдяки своїй адаптивності, модель має потенціал до впровадження у системи підтримки прийняття рішень на підприємствах, що залежать від погодних умов.

Подальші дослідження доцільно зосередити на розширенні моделі за рахунок врахування нелінійних зв'язків між змінними, використанні фільтрів розширеного чи ансамблевого типу, а також гібридизації з алгоритмами машинного навчання. Перспективним є напрям побудови персоналізованих моделей для конкретних об'єктів та адаптація прогнозу до особливостей виробничих технологій. Іншим важливим завданням є інтеграція моделі в реальні ІТ-системи планування, що дозволить здійснювати динамічне коригування графіків робіт у режимі реального часу.

Список бібліографічного опису

1. Pujahari, R. M., Yadav, S. P., & Khan, R. (2022). Intelligent farming system through weather forecast support and crop production. In *Application of Machine Learning in Agriculture* (pp. 113-130). Academic Press.
2. Qiu, H., Li, T., & Zhang, B. (2024). The impact of climate change on the earth system and its simulation predictions: Progress, challenges, and future directions. *Geographical Research Bulletin*, 3, 231-246.
3. Brenton, P., Chemutai, V., & Pangestu, M. (2022). Trade and food security in a climate change-impacted world. *Agricultural Economics*, 53(4), 580-591.
4. Choi, T. M., Lam, H. K., Sarkis, J., Zhan, Y., & Zhu, Q. (2025). Extreme weather and production economics: Insights, challenges, and future directions. *International Journal of Production Economics*, 281, 109504.
5. Price, I., Sanchez-Gonzalez, A., Alet, F., Andersson, T. R., El-Kadi, A., Masters, D. & Willson, M. (2025). Probabilistic weather forecasting with machine learning. *Nature*, 637(8044), 84-90.
6. Shen, D., Zhang, X., & Zhao, X. (2024). The impact of weather forecast accuracy on the economic value of weather-sensitive industries.
7. Wang, X., Wang, H., Bhandari, B., & Cheng, L. (2024). AI-empowered methods for smart energy consumption: A review of load forecasting, anomaly detection and demand response. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 11(3), 963-993.
8. Yoon, J., Kim, K., & Choi, B. (2022). Integrated framework for quantifying and applying nonworking days to planning and scheduling for determining reasonable construction time. *Journal of Management in Engineering*, 38(4), 04022023.
9. Yao, X., Almatooq, N., Askin, R. G., & Gruber, G. (2022). Capacity planning and production scheduling integration: improving operational efficiency via detailed modelling. *International Journal of Production Research*, 60(24), 7239-7261.
10. Khosrowabadi, N., Hoberg, K., & Imdahl, C. (2022). Evaluating human behaviour in response to AI recommendations for judgemental forecasting. *European Journal of Operational Research*, 303(3), 1151-1167.
11. Teixeira, R., Cerveira, A., Pires, E. J. S., & Baptista, J. (2024). Enhancing weather forecasting integrating LSTM and GA. *Applied Sciences*, 14(13), 5769.
12. Buontempo, C., Hutjes, R., Beavis, P., Berckmans, J., Cagnazzo, C., Vamborg, F. & Dee, D. (2020). Fostering the development of climate services through Copernicus Climate Change Service (C3S) for agriculture applications. *Weather and Climate Extremes*, 27, 100226.
13. Machado, T. M. P., Schmitt-Filho, A. L., Daros, R., Farley, J., Sinisgalli, P. A., & Silva-Kazama, D. C. (2024). Microclimate and the thermal comfort during the implementation of silvopastoral systems: the windbreak countereffect. *International Journal of Biometeorology*, 68(8), 1519-1531.
14. Chao, K. Y. C., Liu, Y. T., Lee, C. Y., Lin, J. H., Cheng, C. P., Lee, M. H. & Chen, T. J. G. (2025). Dynamic weather-based scheduling for achieving energy savings in factories. *Energy and Buildings*, 336, 115604.
15. Polotski, V., Kenne, J. P., & Gharbi, A. (2020). Kalman filter based production control of a failure-prone single-machine single-product manufacturing system with imprecise demand and inventory information. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 558-572.
16. Ren, S., Chen, H., Hou, J., Zhao, P., Dong, Q. G., & Feng, H. (2024). Based on historical weather data to predict summer field-scale maize yield: Assimilation of remote sensing data to WOFOST model by ensemble Kalman filter algorithm. *Computers and Electronics in Agriculture*, 219, 108822.
17. Donas, A., Galanis, G., Pytharoulis, I., & Famelis, I. T. (2025). A Modified Kalman Filter Based on Radial Basis Function Neural Networks for the Improvement of Numerical Weather Prediction Models. *Atmosphere*, 16(3), 248.
18. Essien, A., & Giannetti, C. (2020). A deep learning model for smart manufacturing using convolutional LSTM

neural network autoencoders. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 16(9), 6069-6078.

19. Venkatachalam, K., Trojovský, P., Pamucar, D., Bacanin, N., & Simic, V. (2023). DWFH: An improved data-driven deep weather forecasting hybrid model using Transductive Long Short Term Memory (T-LSTM). *Expert systems with applications*, 213, 119270.

References

1. Pujahari, R. M., Yadav, S. P., & Khan, R. (2022). Intelligent farming system through weather forecast support and crop production. In *Application of Machine Learning in Agriculture* (pp. 113-130). Academic Press.
2. Qiu, H., Li, T., & Zhang, B. (2024). The impact of climate change on the earth system and its simulation predictions: Progress, challenges, and future directions. *Geographical Research Bulletin*, 3, 231-246.
3. Brenton, P., Chemutai, V., & Pangestu, M. (2022). Trade and food security in a climate change-impacted world. *Agricultural Economics*, 53(4), 580-591.
4. Choi, T. M., Lam, H. K., Sarkis, J., Zhan, Y., & Zhu, Q. (2025). Extreme weather and production economics: Insights, challenges, and future directions. *International Journal of Production Economics*, 281, 109504.
5. Price, I., Sanchez-Gonzalez, A., Alet, F., Andersson, T. R., El-Kadi, A., Masters, D. & Willson, M. (2025). Probabilistic weather forecasting with machine learning. *Nature*, 637(8044), 84-90.
6. Shen, D., Zhang, X., & Zhao, X. (2024). The impact of weather forecast accuracy on the economic value of weather-sensitive industries.
7. Wang, X., Wang, H., Bhandari, B., & Cheng, L. (2024). AI-empowered methods for smart energy consumption: A review of load forecasting, anomaly detection and demand response. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 11(3), 963-993.
8. Yoon, J., Kim, K., & Choi, B. (2022). Integrated framework for quantifying and applying nonworking days to planning and scheduling for determining reasonable construction time. *Journal of Management in Engineering*, 38(4), 04022023.
9. Yao, X., Almatooq, N., Askin, R. G., & Gruber, G. (2022). Capacity planning and production scheduling integration: improving operational efficiency via detailed modelling. *International Journal of Production Research*, 60(24), 7239-7261.
10. Khosrowabadi, N., Hoberg, K., & Imdahl, C. (2022). Evaluating human behaviour in response to AI recommendations for judgemental forecasting. *European Journal of Operational Research*, 303(3), 1151-1167.
11. Teixeira, R., Cerveira, A., Pires, E. J. S., & Baptista, J. (2024). Enhancing weather forecasting integrating LSTM and GA. *Applied Sciences*, 14(13), 5769.
12. Buontempo, C., Hutjes, R., Beavis, P., Berckmans, J., Cagnazzo, C., Vamborg, F. & Dee, D. (2020). Fostering the development of climate services through Copernicus Climate Change Service (C3S) for agriculture applications. *Weather and Climate Extremes*, 27, 100226.
13. Machado, T. M. P., Schmitt-Filho, A. L., Daros, R., Farley, J., Sinisgalli, P. A., & Silva-Kazama, D. C. (2024). Microclimate and the thermal comfort during the implementation of silvopastoral systems: the windbreak countereffect. *International Journal of Biometeorology*, 68(8), 1519-1531.
14. Chao, K. Y. C., Liu, Y. T., Lee, C. Y., Lin, J. H., Cheng, C. P., Lee, M. H. & Chen, T. J. G. (2025). Dynamic weather-based scheduling for achieving energy savings in factories. *Energy and Buildings*, 336, 115604.
15. Polotski, V., Kenne, J. P., & Gharbi, A. (2020). Kalman filter based production control of a failure-prone single-machine single-product manufacturing system with imprecise demand and inventory information. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 558-572.
16. Ren, S., Chen, H., Hou, J., Zhao, P., Dong, Q. G., & Feng, H. (2024). Based on historical weather data to predict summer field-scale maize yield: Assimilation of remote sensing data to WOFOST model by ensemble Kalman filter algorithm. *Computers and Electronics in Agriculture*, 219, 108822.
17. Donas, A., Galanis, G., Pytharoulis, I., & Famelis, I. T. (2025). A Modified Kalman Filter Based on Radial Basis Function Neural Networks for the Improvement of Numerical Weather Prediction Models. *Atmosphere*, 16(3), 248.
18. Essien, A., & Giannetti, C. (2020). A deep learning model for smart manufacturing using convolutional LSTM neural network autoencoders. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 16(9), 6069-6078.
19. Venkatachalam, K., Trojovský, P., Pamucar, D., Bacanin, N., & Simic, V. (2023). DWFH: An improved data-driven deep weather forecasting hybrid model using Transductive Long Short Term Memory (T-LSTM). *Expert systems with applications*, 213, 119270.