

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ТАРАСА
ШЕВЧЕНКА

ГЕОГРАФІЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ

КАФЕДРА МЕТЕОРОЛОГІЇ ТА КЛІМАТОЛОГІЇ

На правах рукопису

УДК 551.509.313.4+551.509.313.5

**«ПОРІВНЯЛЬНА ОЦІНКА ТОЧНОСТІ ПРОГНОЗІВ
ТЕМПЕРАТУРИ ПОВІТРЯ У М. КИЇВ ЗА ЧИСЕЛЬНИМИ
МОДЕЛЯМИ WRF ARW ВЕРСІЙ 3.9.1 ТА 4.0»**

Галузь знань **10 – Природничі науки**

Спеціальність **103 – Науки про Землю**

Освітня програма **Метеорологія**

Кваліфікаційна робота бакалавра

студентки 4-го курсу

освітнього рівня бакалавр

Сиваш Світлани Русланівни

Науковий керівник:

канд.геогр.н. Шпиг Віталій Михайлович

Допустити до захисту:

завідувач кафедри, д-р геогр. наук, проф. Сніжко С. І.

“ _____ ” _____ 2024 р.

Київ – 2024

У даному дослідженні проведено порівняльний аналіз точності прогнозів температури повітря для міста Києва, які були отримані за допомогою чисельних моделей WRF ARW v.3.9.1 та WRF ARW v.4.0. Для досягнення цієї мети використано дані спостережень з метеостанцій, що дозволило провести аналіз і порівняти результати прогнозів обох версій моделі. Отримані висновки є важливими для розвитку метеорологічних досліджень та покращення прогнозування погодних умов. У роботі також висвітлені історія та основні напрямки розвитку моделі WRF ARW, її різноманітне застосування у метеорології в цілому та окремих прикладних задачах. У розділі, присвяченому методології, наведено докладний опис використаних методів та даних, що є важливою основою для об'єктивного аналізу. Порівняльний аналіз точності прогнозів температури у різні пори року дозволив виявити переваги версії 4.0 моделі WRF ARW, зокрема у прогнозуванні екстремальних температурних значень. Дослідження річного та добового ходу помилок прогнозів також виявило певні закономірності, що можуть бути корисні для подальшого вдосконалення прогнозування. У висновках роботи узагальнено отримані результати та сформульовано пропозиції щодо подальших напрямків розвитку дослідження, зокрема з метою оптимізації прогнозів погоди за допомогою новітніх версій моделей.

ЗМІСТ

ВСТУП	5
РОЗДІЛ 1 МОДЕЛЬ WRF ARW: НАУКОВЕ І ПРИКЛАДНЕ ЗАСТОСУВАННЯ В УКРАЇНІ ТА СВІТІ	7
1.1 Становлення та розвиток мезомасштабної моделі WRF ARW	7
1.2 Сфери застосування мезомасштабної моделі WRF ARW	8
1.3 Модель WRF ARW в задачах прогнозу погоди та атмосферних досліджень в Україні та за кордоном	15
РОЗДІЛ 2 МЕТОДИ ТА МАТЕРІАЛИ ДОСЛІДЖЕННЯ	20
2.1 Дані спостережень та прогнозів моделей WRF ARW v.3.9.1 та WRF ARW v.4.0. Їх обробка та аналіз	20
2.2 Важливість значень центральних місяців кожного сезону.....	30
РОЗДІЛ 3. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ТОЧНОСТІ ПРОГНОЗІВ ПРИЗЕМНОЇ ТЕМПЕРАТУРИ ПОВІТРЯ У М. КИЇВ	32
3.1 Точність прогнозів приземної температури повітря взимку	32
3.2 Точність прогнозів приземної температури повітря навесні	37
3.3 Точність прогнозів приземної температури повітря влітку	45
3.4 Точність прогнозів приземної температури повітря восени	49
РОЗДІЛ 4. ДОСЛІДЖЕННЯ РІЧНОГО ТА ДОБОВОГО ХОДУ ПОМИЛОК ПРОГНОЗІВ ТЕМПЕРАТУРИ ПОВІТРЯ.....	54
ВИСНОВКИ	62
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	64

ДОДАТОК А. Коробчасті діаграми, диференційні розподіли помилок прогнозів та прогнозованих і фактичних значень для прогнозів за моделями WRF ARW v.3.9.1 та WRF ARW v.4.0	68
--	----

ВСТУП

Актуальність теми. Точні прогнози температури повітря мають надзвичайно важливе значення для діяльності в різних галузях економіки, зокрема: сільському господарстві, будівельній, транспортній, туристичній та енергетиці. Наприклад, температура повітря впливає на розвиток популяцій різних шкідників, а отже, є одним із факторів при прийнятті рішення щодо обробки рослин інсектицидами (препаратами для профілактики та боротьби з комахами-шкідниками). Використання даних числової моделі WRF-ARW для оцінки точності прогнозів температури допоможе покращити саму модель і зробити прогноз більш точним за рахунок врахування систематичних помилок у майбутньому. Також погодні умови м. Київ мають свої локальні особливості, врахування яких потребує застосування сучасних моделей і технічних засобів спостереження. Дослідження точності прогнозів температури допоможе робити більш точні прогнози для столиці України.

Метою дослідження є оцінка точності прогнозів температури повітря, отриманих за допомогою чисельних моделей WRF ARW, для м. Київ, узгодження із фактичними спостереженнями, величину розходження між прогнозами різних версій моделі.

Завдання дослідження:

1. Провести аналіз існуючих прогнозів погоди за моделлю WRF ARW для м. Київ та дослідити зміни значень помилок з метою оцінки їхньої точності.
2. Створення графіків та опис результатів дослідження.
3. Оцінити сильні та слабкі сторони моделей, зробити висновки щодо точності їх прогнозів для м. Київ та оцінити можливості покращення прогнозів у різні сезони року.

Об'єктом дослідження є чисельний прогноз погоди, який реалізується за допомогою мезомасштабних атмосферних моделей.

Предметом дослідження є точність прогнозів температури повітря в м. Київ, оцінка її рівня на різних часових масштабах (сезон, місяць, доба).

Методологія дослідження включає наступні етапи:

1. Збір та аналіз даних спостережень за температурою повітря, які виконувалися на Об'єднаній гідрометеорологічній станції "Київ" (ОГМС "Київ") за 2023 р.

2. Порівняння прогнозів, котрі були отримані за допомогою чисельних мезомасштабних моделей, із фактичними спостереженнями за температурою повітря. Використовувати загальноприйнятні метрики, які рекомендовані Всесвітньою метеорологічною організацією для верифікації чисельних прогнозів погоди, виконати оцінку помилок прогнозів температури.

3. Проаналізувати точність прогнозів моделей у різні сезони та місяці упродовж року.

4. Дослідити особливості розподілу помилок прогнозів у добовому розрізі.

5. На основі отриманих результатів зробити висновки та запропонувати рекомендації щодо уточнення прогнозів температури для м. Київ у майбутньому.

Структура кваліфікаційної роботи. Дипломна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, переліку використаних джерел (33 найменування). Робота містить 1 таблицю та 14 рисунків. Загальний обсяг роботи 104 сторінки.

РОЗДІЛ 1

МОДЕЛЬ WRF ARW: НАУКОВЕ І ПРИКЛАДНЕ ЗАСТОСУВАННЯ В УКРАЇНІ ТА СВІТІ

1.1 Становлення та розвиток мезомасштабної моделі WRF ARW

WRF – одна з найкращих та найпоширеніших моделей за своїми робочими характеристиками і є найпоширенішою мезомасштабною чисельною моделлю у світі. Ідея створення нового покоління моделей прогнозування погоди народилася в NCAR приблизно в 1996 році. Інформація про проект WRF була опублікована 23 червня 2000 р. В доповіді Дж. Клемпом у його доповіді на 10-му симпозиумі користувачів MM5. Того ж року була випущена перша бета-версія (v.1.0) моделі [1]. З 2000 по 2003 рік щороку виходила одна нова версія моделі WRF ARW. З самого початку WRF була джерелом натхнення для дослідників, поступово замінюючи інші всесвітньо відомі моделі ETA і MM5. WRF суттєво відрізняється від ETA, MM5, NGM, RUC тощо [4]. Вона включає в себе великий набір фізичних процесів, багато різних фізичних схем та можливість їх компонувань на вибір. Фактично, WRF увібрала в себе всі переваги попередніх поколінь атмосферних моделей. Модель WRF створювалася зусиллями багатьох науково-дослідних установ США та була задумана як мезомасштабна прогностична модель та система асиміляції даних нового покоління, яка дала б змогу краще зрозуміти атмосферні процеси та суттєво покращити прогноз погоди [10]. З цією метою в ній використовуються результати найсучасніших досліджень та розробок у галузі фізики атмосфери, чисельних методів та асиміляції даних. Модель була розроблена Національним центром атмосферних досліджень США (National Centre for Atmospheric Research Centre) (NCAR), в її розробленні також брали участь Національне управління океанічних і атмосферних досліджень (National Oceanic and

Atmospheric Administration), Національний центр прогнозування навколишнього середовища (NCEP), Федеральна авіаційна адміністрація (Federal Aviation Administration) і багато інших наукових організацій та університетів [2, 3]. WRF використовуються в багатьох провідних гідрометеорологічних центрах світу. Наприклад, NCEP використовує модель у своїй системі короткострокового ансамблевого прогнозу погоди. Вона також адаптувала її до потреб інших моделей (Hurricane Forecast Model, North American Meso Model, Rapid Refresh північноамериканської мезомоделі та моделі швидкого оновлення [7]. Безпосередньо використовується і в Південній Кореї, Індії, Ізраїлі, Тайвані та Греції, де робляться спроби створити власні національні системи прогнозування. Модель є ефективним інструментом для оперативного прогнозування на різних просторових масштабах, від хмарного до синоптичного [18], при цьому особлива увага приділяється можливості моделювання з горизонтальним кроком 1-10 км [3]. Загалом, становлення та розвиток WRF ARW свідчать про успішний шлях від початкової розробки до високопродуктивної та широко використовуваної мезомасштабної моделі для дослідження та прогнозу атмосферних явищ.

1.2 Сфери застосування мезомасштабної моделі WRF ARW

Мезомасштабна модель WRF ARW (Weather Research and Forecasting Advanced Research WRF) широко використовується в різних галузях для чисельного моделювання атмосферних явищ і прогнозу погоди. WRF ARW знаходить широке застосування у задачах прогнозу погоди. Ця модель володіє високою просторовою та часовою роздільною здатністю, що дозволяє точно відтворювати різноманітні атмосферні явища. WRF ARW використовується для прогнозу погоди: від декількох годин до кількох днів наперед [5]. Це дозволяє ефективно вивчати і передбачати шторми, грози, опади, сильний вітер та інші атмосферні явища на місцевому рівні. Модель також використовується для

роботи над сезонними прогнозами, де досліджуються тренди та зміни в погодних умовах на тривалий період часу. Це може бути важливим для сільського господарства, туризму, енергетики та інших галузей. WRF ARW відіграє важливу роль у прогнозуванні природних стихійних явищ, таких як урагани, торнадо, повені, пожежі та інші. Вчасний та точний прогноз може зменшити ризик та допомогти в управлінні наслідками [9, 23]. Модель використовується в енергетичній галузі для прогнозу погодних умов, що впливають на виробництво електроенергії від вітряних електростанцій та сонячних батарей. WRF ARW може надавати точкові прогнози для конкретних регіонів або міст, що важливо для місцевого населення, транспорту, сільського господарства та інших сфер. Модель може використовуватися для прогнозу розподілу аерозолів та інших забруднюючих речовин, що допомагає в оцінці якості повітря та розробці заходів для її покращення. WRF ARW може бути налаштована для вивчення та прогнозу специфічних погодних явищ, таких як снігопади, град, тумани та інші, що важливо для різних галузей [6, 21].

Загалом, мезомасштабна модель WRF ARW нині відіграє у світі ключову роль у прогнозуванні погоди, забезпечуючи високу точність та надійність у різних сценаріях та застосуваннях [3].

Мезомасштабна модель WRF ARW широко використовується в наукових дослідженнях атмосферних явищ. Її висока роздільна здатність та гнучкість роблять її ідеальним інструментом для вивчення та розуміння різноманітних атмосферних процесів. WRF ARW використовується для моделювання та розуміння формування, розвитку та розпаду циклонів та антициклонів. Дослідження таких атмосферних систем допомагають в прогнозуванні погоди та вивченні їх впливу на клімат. Модель дозволяє досліджувати мезомасштабні конвективні явища, такі як грози, бурі та торнадо. Вивчення структури та еволюції цих систем сприяє удосконаленню прогнозів погоди та розумінню метеорологічних процесів [6]. Модель використовується для дослідження взаємодії між тропосферою та стратосферою, включаючи динамічні процеси та вплив атмосферних явищ, таких як вихори та хвилі на погодні явища у верхніх

шарах атмосфери. WRF ARW може бути використана для вивчення взаємодії океану та атмосфери, включаючи морські бризи, теплові обміни та вплив океанських течій на погоду. Модель використовується для дослідження впливу змін клімату на різні атмосферні процеси. Дослідження цього питання допомагає прогнозувати можливі наслідки та приймати заходи щодо адаптації. WRF ARW може бути використана для дослідження розподілу аерозолів та забруднень в атмосфері, їх впливу на клімат і якість повітря. Модель використовується для вивчення впливу географічних об'єктів, таких як гори, долини та інші, на погодні умови у конкретних регіонах [7].

В цілому, застосування WRF ARW у дослідженнях атмосферних явищ дозволяє науковцям глибше розуміти складні взаємодії та процеси, що відбуваються в атмосфері, і сприяє удосконаленню наукових знань про метеорологію та клімат.

Мезомасштабна модель WRF ARW також знаходить широке застосування у кліматичних дослідженнях, які орієнтовані на вивчення довготривалих змін у кліматі та атмосферних умовах. WRF ARW використовується для чисельного моделювання клімату, реконструюючи різні кліматичні сценарії. Це дозволяє науковцям вивчати зміни в середніх погодних умовах та їх варіабельність на тривалому періоді. Модель може бути використана для аналізу трендів та змін у різних кліматичних параметрах, таких як температура, опади, умови вітрового режиму місцевості і т.д. Дослідження цих змін має важливе значення для розуміння глобальних змін у кліматі. Модель використовується для вивчення взаємодії океану та атмосфери на довготривалому періоді. Дослідження таких взаємодій сприяє кращому розумінню динаміки клімату та метеорологічних подій. Модель може допомагати вивчати вплив змін клімату на регіональні системи, такі як ліси, водні ресурси, екосистеми і сільське господарство. Використання WRF ARW дозволяє проводити розрахунки для кліматичних сценаріїв для різних регіонів та аналізувати їх вплив на погодні та кліматичні умови. Модель може бути використана для дослідження екстремальних погодних умов, таких як сильні та

довготривалі спека, холод, посухи, повені тощо. Це має важливе значення для вивчення впливу змін клімату на виникнення таких явищ. WRF ARW може використовуватися для різноманітних кліматичних досліджень, таких як вивчення озонового шару, впливу аерозолів на клімат, метеорологічних процесів та їх взаємодії [4]. Загалом мезомасштабна модель WRF ARW вносить важливий внесок у кліматичні дослідження, допомагаючи в розумінні динаміки клімату, виявленні трендів та прогнозуванні змін в кліматичних умовах на довготривалій період. WRF ARW знаходить широке застосування в сільському та лісовому господарстві, де точні та розгалужені прогнози погоди можуть відігравати ключову роль у прийнятті стратегічних рішень. WRF ARW використовується для прогнозування погоди на різних етапах росту рослин, що сприяє управлінню поливом, раціональному використанню ресурсів та оптимізації сільськогосподарських практик для максимізації урожаю. Модель може допомагати в оцінці оптимальних часів посіву та збирання урожаю, а також в плануванні агротехнічних заходів, що забезпечують високу ефективність сільського господарства. Прогноз погоди WRF ARW використовується для оптимізації використання водних ресурсів у сільському господарстві, враховуючи прогноз опадів та потреби в поливі рослин.

Модель допомагає в розробці стратегій для захисту рослин від негативного впливу екстремальних температур, таких як спека чи холод, шляхом вчасного інформування сільськогосподарських виробників. WRF ARW використовується для прогнозування пожеж та інших погодних умов, що можуть впливати на стан лісових екосистем. Це допомагає управлінцям лісовим господарством приймати рішення щодо пожежної безпеки, вирізання дерев та відновлення лісів. Модель може надавати точні прогнози погоди для сільських громад, що є корисним для фермерів, селян та інших жителів сільської місцевості для планування щоденних сільськогосподарських дій. Прогнози погоди допомагають в боротьбі з розмноженням шкідливих комах та інших паразитів, що можуть завдати збитків сільському господарству [12].

Загалом WRF ARW допомагає сільському та лісовому господарству в оптимізації виробничих процесів та прийнятті ефективних стратегічних рішень на основі точних та високоякісних прогнозів погоди. Модель знаходить широке застосування в енергетичній галузі, особливо в областях, пов'язаних з виробництвом та дистрибуцією енергії.

WRF ARW використовується для прогнозування погоди, що впливає на роботу вітряних електростанцій. Точні прогнози вітру допомагають планувати роботу станцій та ефективно використовувати вітряну енергію. Модель може використовуватися для прогнозування сонячної активності та інтенсивності сонячної радіації. Це допомагає у плануванні роботи сонячних електростанцій та оцінці їхнього внеску в електроенергетичну систему. Прогнози погоди за допомогою WRF ARW важливі для енергетичних об'єктів, таких як електростанції, газопроводи та інфраструктура для видобутку і транспортування енергетичних ресурсів. Точні прогнози погоди дозволяють ефективніше планувати виробництво енергії та управляти ресурсами, зменшуючи затрати та максимізуючи виробництво. Модель допомагає у прогнозуванні метеорологічних умов, таких як температура та вітер, що впливають на ефективність роботи теплових та гідроелектростанцій. З точними прогнозами погоди можна планувати виробництво та передачу електроенергії, враховуючи варіації у виробництві від ВДЕ та інших джерел. Модель може бути інтегрована в автоматизовані системи управління енергетичними мережами для прогнозування погодних умов та планування оптимальних стратегій енергетичного управління. Ці застосування роблять WRF ARW важливим інструментом для енергетичної галузі, допомагаючи підвищити ефективність та надійність виробництва електроенергії з урахуванням змінливих погодних умов. Мезомасштабна модель WRF ARW використовується в дослідженнях аерозолів та якості повітря для вивчення розподілу та взаємодії частинок в атмосфері. Модель може враховувати та відтворювати розподіл аерозолів в атмосфері, включаючи величину, концентрацію та хімічний склад. Це дозволяє вченим аналізувати шляхи руху

аерозолів та їх взаємодію з іншими компонентами атмосфери. WRF ARW використовується для вивчення джерел аерозолів, таких як промислові викиди, автотранспорт, лісові пожежі та інші [13, 15, 17, 19, 32, 33]. Також модель дозволяє розглядати вторинні утворення аерозолів в атмосфері. Модель може бути налаштована для детального вивчення хімічного складу аерозольних частинок, враховуючи різні типи аерозолів, такі як сільськогосподарські частки, органічні аерозолі, антропогенні забруднення та інші. Враховуючи склад аерозолів, модель може бути використана для оцінки впливу атмосферних частинок на якість повітря та їх можливий вплив на здоров'я людей. Модель може слідкувати за траєкторією та тривалістю життя аерозольних часток, визначаючи їх переміщення та взаємодію з різними шарами атмосфери. Модель може допомагати в аналізі розподілу аерозолів в зоні дії, такій як місто чи індустріальний район, допомагаючи в управлінні забрудненням повітря. За допомогою моделі можливо вести моніторинг атмосферних забруднень та розвивати стратегії зменшення аерозольної забрудненості. Загалом, WRF ARW дозволяє вченим та дослідникам отримувати детальні дані щодо аерозольних процесів в атмосфері, що важливо для розуміння впливу аерозолів на клімат, здоров'я та середовище.

Узагальнену інформацію щодо галузей застосування мезомасштабної моделі WRF ARW, її сильних і слабких сторін наведено у таблиці 1. Варто зауважити, що попри наявність низки недоліків на даний момент WRF ARW є найбільш поширеною моделлю у світі у наукових дослідженнях атмосферних процесів та явищ, в національних гідрометеорологічних центрах у задачах оперативного прогнозування погоди, а також для різномірних прикладних сферах.

Таблиця 1.1 Сфери застосування мезомасштабної моделі WRF ARW

Сфера застосування	Сильні сторони моделі	Слабкі сторони моделі
Прогнозування Погоди	<ul style="list-style-type: none"> - Висока роздільна здатність та точність прогнозів. - Можливість моделювання різноманітних метеорологічних явищ. - Застосування в авіаційній та агрометеорологічній сферах. 	<ul style="list-style-type: none"> - Високі вимоги до обчислювальних ресурсів та часу. - Погана точність на довготривалих періодах через чутливість до початкових умов.
Дослідження Атмосферних Явищ	<ul style="list-style-type: none"> - Допомогає в розумінні складних атмосферних процесів та взаємодій. - Використовується для наукових досліджень клімату та метеорології. - Забезпечує можливість аналізу атмосферних явищ різних масштабів. 	<ul style="list-style-type: none"> - Вимагає великих обчислювальних ресурсів та фахового використання.
Кліматичні Дослідження	<ul style="list-style-type: none"> - Можливість моделювання кліматичних змін та аналіз впливу факторів. - Висока гнучкість для створення кліматичних сценаріїв. 	<ul style="list-style-type: none"> - Обмежена точність на окремих ділянках, особливо в слабо заселених регіонах.
Сільське та Лісове Господарство	<ul style="list-style-type: none"> - Допомогає в оптимізації виробничих процесів та ресурсного управління. - Передбачення погоди для сільськогосподарських ділянок. 	<ul style="list-style-type: none"> - Потребує великої кількості вхідних даних для точності.
Енергетична Галузь	<ul style="list-style-type: none"> - Допомогає в ефективному управлінні виробництвом електроенергії. - Прогнозування для альтернативних джерел енергії (вітроенергія, сонячна енергія). 	<ul style="list-style-type: none"> - Обмежена точність у визначенні деяких параметрів.
Дослідження Аерозолів та Якості Повітря	<ul style="list-style-type: none"> - Дозволяє детально вивчати розподіл та взаємодію аерозолів в атмосфері. - Важливий інструмент для моніторингу та управління якістю повітря. 	<ul style="list-style-type: none"> - Потребує точних даних про розподіл аерозолів для точних прогнозів.

1.3 Модель WRF ARW в задачах прогнозу погоди та атмосферних досліджень в Україні та за кордоном

WRF розроблялася в двох різних напрямках і відрізняється тим, що в ньому задіяні різні динамічні блоки, що описують динаміку атмосфери. Одним з них є негідростатична мезомасштабна модель WRF NMM, яка розробляється в NCEP, і це є постійна робота над вдосконаленням моделі ETA. Advanced Research WRF (WRF ARW) має два ядра: ейлерове негідростатичне та у гідростатичному наближенні [2]. Основними прогностичними змінними в цій моделі є вектор швидкості в декартовій системі координат. Компоненти вектора швидкості в декартовій системі координат, збурення потенціалу, збурення температурного поля, збурення геопотенціалу та приземного тиску сухого повітря [1].

У моделі є можливість «розтягувати» вертикальну сітку. Верхньою межею моделі є постійні баричні поверхні. Горизонтальна сітка – сітка Аракави С-класу [4, 5, 22]. На основі WRF ARW v3.0.1.2 розроблено першу планетарну (глобальну) версію моделі [31].

В Україні WRF ARW та WRF NMM використовуються для різних цілей. Звичайно, перш за все, для прогнозування погоди. Реалізується Українським гідрометеорологічним інститутом Державної служби України з надзвичайних ситуацій та Національної академії наук України (УкрГМІ ДСНС України та НАН України) [6]. Прогностична метеорологічна інформація (прогностичні поля метеорологічних величин та їх значення в окремих населених пунктах) надається Українському гідрометеорологічному центру [8]. Разом з даними інших чисельних, фізичних та статистичних моделей прогнозування вона дозволяє задовольнити потреби споживачів гідрометеорологічної інформації в країні [9]. Чисельні прогностичні дані Українського гідрометеорологічного інституту використовуються також іншими організаціями та структурними підрозділами ДСНС України та в різних наукових і прикладних дослідженнях [9, 25, 27, 28].

Для прикладу, у 2012 році за результатами загальнонаукового конкурсу науково-технічних проектів Національної академії наук України в УкрГМІ ДСНС України та НАН України створено та впроваджено першу чергу прогностичної системи, яка описана у [7].

На основі результатів загальноакадемічного конкурсу науково-технічних проектів НАН України в Українському гідрометеорологічному інституті України розроблено багатоцільову систему оцінки стану атмосфери, короткострокового прогнозування, оцінки метеорологічного та вітрохвильового режимів в басейнах Чорного та Азовського морів. Ця система базується на моделях WRF ARW та WRF NMM версії 3.3.1, супутникових даних супутникових даних EUMETSAT та вітро-хвильової моделі SWAN; WRF ARW використовується як основна модель [10]. WRF NMM використовується як основна чисельна модель прогнозу, згідно з якою відбувається прогнозування напрямку, висоти та періоду хвиль, а також оцінка та прогнозування комфортних/некомфортних погодних умов. Наразі система в цілому (або окремі сегменти) використовуються Українським гідрометеорологічним центром ДСНС України та Гідрометеорологічним центром Чорного та Азовського морів. Модель для території України використовувалася чотири рази на день, сім днів на тиждень, 365 днів на рік. WRF NMM використовується для складання прогнозів погоди [14].

Оцінка наслідків глобальної зміни клімату на виникнення небезпечних погодних явищ, таких як повені, у певних регіонах потребує використання процедур зменшення масштабу щодо даних, що представляють зміну клімату, проєкції моделей загальної циркуляції (МЗЦ). Дані GCM зазвичай доступні з низькою просторовою роздільною здатністю близько 1° . Динамічне зменшення масштабу є фізично заснованим методом, в якому для розрахунку метеорологічних полів використовуються регіональні кліматичні моделі (РКМ) на дрібномасштабних сітках з роздільною здатністю від 30 км до приблизно 1 км [10]. Сучасні мезомасштабні метеорологічні моделі, такі як WRF [5], здатні врахувати вплив рельєфу на атмосферний потік. Наприклад, вони можуть

виробляти реалістичні моделі опадів у гірській місцевості, включаючи утворені поля опадів конвективними системами. Тому такі моделі часто використовуються як RCM. Оцінка вразливості конкретного регіону до повеней вимагає також розрахунку витрат води в річках, які можуть бути виконані за допомогою розподілених гідрологічних моделей, таких як DHSVM [24], TOPKAPI (Todini та Ciarapica 2002), DELTA/HYDRO [24] та ін. Використання опадів, інші метеорологічних полів та розрахованих значень метеорологічних величин для конкретних точок набуло широкого використання у гідрологічних моделях [12, 30].

Одними з найважливіших завдань, що виникають при прогнозуванні радіоактивного забруднення навколишнього середовища, є оцінка поточного та майбутнього стану атмосфери. Особливо велике значення має точність оцінки стану прилежового шару атмосфери, товщина якого коливається від 50м до 2 км. Як модель чисельного прогнозування метеорологічних полів спільно з системою РОДОС [16] використовується мезомасштабна метеорологічна модель WRF, що використовує дані глобального прогнозу як вхідні [29].

У 2012-2013 роках для умов Рівненської АЕС (РАЕС) адаптовано систему ядерного аварійного реагування Євросоюзу РОДОС [11]. Система РОДОС забезпечується даними оперативного метеопрогнозу на території РАЕС за допомогою моделі WRF. Верифікація метеорологічної моделі з прив'язкою до конкретного місця використання (околиці РАЕС) була одним із першочергових завдань при впровадженні системи РОДОС.

Для проведення попередньої верифікації було виконано низку тестових розрахунків WRF за грудень 2013-го року та проведено порівняння з вимірами метеорологічної станції РАЕС, що розташована у місті Кузнецовську (після перейменування у 2016 р. – м. вараш). У розрахунках використовувалася стандартна конфігурація WRF, яка за умовчанням використовується системою РОДОС для забезпечення ланцюжка з моделей для обчислення атмосферного перенесення із прогностичними метеорологічними полями в області до 100 км від точки викиду [12]. У цій конфігурації використовуються три вкладених

області з горизонтальною просторовою роздільною здатністю 45 км, 15 км і 5 км та відповідною кількістю вузлів у горизонтальних напрямках у заданих областях моделювання: 45x45, 25x25, 49x49. Для задавання початкових та граничних умов в оперативних розрахунках WRF використовувалися дані глобальної моделі прогнозу погоди GFS Національного центру прогнозування довкілля США (NCEP).

В рамках оперативного забезпечення системи РОДОС даними чисельного прогнозу погоди технічно неможливо реалізувати розрахунки WRF на сітці з роздільною здатністю, які б дозволили точно описати локальні особливості поля вітру поблизу Рівненської АЕС [11]. Помилку напрямку вітру можна дещо зменшити шляхом покращення якості даних підстилаючої поверхні. Модель WRF поставляється разом із архівом, що містить стандартний набір даних про підстилаючу поверхню Американської геологічної служби USGS. Максимально можлива роздільна здатність для топографічних даних USGS у цьому архіві – 30 секунд. На даний час вільно доступний набір радарних топографічних даних (SRTM) з високою роздільною здатністю, яка становить 3 секунди [13]. Використання даних SRTM замість стандартного набору топографічних висот дозволяє поліпшити якість прогнозу WRF. Поряд із топографією, однією з найважливіших характеристик, що впливають на метеорологічне моделювання, є категорії землекористування (Land use) [19]. Процесор WPS моделі WRF за замовчуванням налаштований на використання категорій землекористування USGS з максимальною роздільною здатністю 30 секунд. У той же час на сайті WRF доступний новий набір категорій землекористування, визначених на основі супутникових даних MODIS з 15-секундним дозволом, що дозволяє врахувати наявність невеликого міста, такого як Вараш, і навколишніх лісів [20]. Оцінки щодо можливості покращити моделювання опадів шляхом уточнення землекористування не такі однозначні, хоча в деяких роботах відзначено вплив острова тепла урбанізованих територій на перерозподіл опадів. Однак, як зазначають автори цих досліджень, для кращої впевненості в результатах необхідно проводити більше експериментів з метою отримання

репрезентативнішої вибірки. З одного боку, в більшості проаналізованих у [26] наукових праць, зміни землекористування не дозволили суттєво покращити прогноз опадів за допомогою моделі WRF, з іншого боку, у [26] припускається, що важливу роль відіграють фізико-географічні умови території, для якої проводиться моделювання, та наявні запаси вологи в атмосфері. Також у [26] на прикладі Київської області показано, що на даний момент обидві бази даних землекористування не є ідеальними і містять різного роду неточності. Так, MODIS у порівнянні із USGS має кращу просторову роздільність, більш коректно відтворює територію міст, лісових масивів та русла р. Дніпро, проте у MODIS не відображаються невеликі населені пункти.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИ ТА МАТЕРІАЛИ ДОСЛІДЖЕННЯ

2.1 Дані спостережень та прогнозів моделей WRF ARW v.3.9.1 та WRF ARW v.4.0. Їх обробка та аналіз

У роботі були використані дані оперативних спостережень вітчизняної гідрометеорологічної мережі, що охоплюють період з 1 січня 2023 року по 4 січня 2024 року.

В УкрГМІ з лютого 2008 р. і по нині використовується мезомасштабна атмосферна модель WRF, яка зарекомендувала себе надійним джерелом прогностичної метеорологічної інформації високої точності [11]. У межах даного дослідження використовуються дані двох моделей WRF ARW різних версій: v. 3.9.1 та v. 4.0. Обчислення прогнозів за цими моделями здійснюється двічі на добу із використанням даних глобальної моделі прогнозу погоди GFS, котра була розроблена у США. Вхідні дані для обчислення регіонального прогнозу отримуються за 00 та 12 годин UTC. Завчасність загальних прогнозів погоди для обох моделей нині становить 102 год. WRF ARW v. 3.9.1 та WRF ARW v. 4.0 дають можливість розраховувати значення метеорологічних величин у вузлах сітки у межах областей моделювання, які відображені на рис. 2.1. Далі на етапі післяобробки даних здійснюються додаткові обчислення полів для метеорологічних величин та їх значень у заданих точках (метеостанції, населені пункти тощо), візуалізація (побудова карт та графіків) та передавання прогностичної інформації.

Загальна кількість прогностичних метеорологічних величин та параметрів у моделях WRF ARW v. 3.9.1 та WRF ARW v. 4.0 становить 49 (у кожній). Дані у наперед заданих точках зберігаються у файлах типу `name.csv` (англ. *comma-separated values*), де `name` – назва прогностичної метеорологічної величини. Обробка даних телеграм строкових спостережень здійснювалася за допомогою

версії програмного продукту АРМ Синоптика, котрий було створено Державним науково-виробничим підприємством “Спецавтоматика” та УкрГМЦ. Для всіх 8 строків спостережень (00, 03, 06, 09, 12, 15, 18 та 21 год. UTC) у межах кожної доби для окремо взятого місяця року за допомогою MS Excel створювалися файли у форматі csv (див. рис. 2.2).

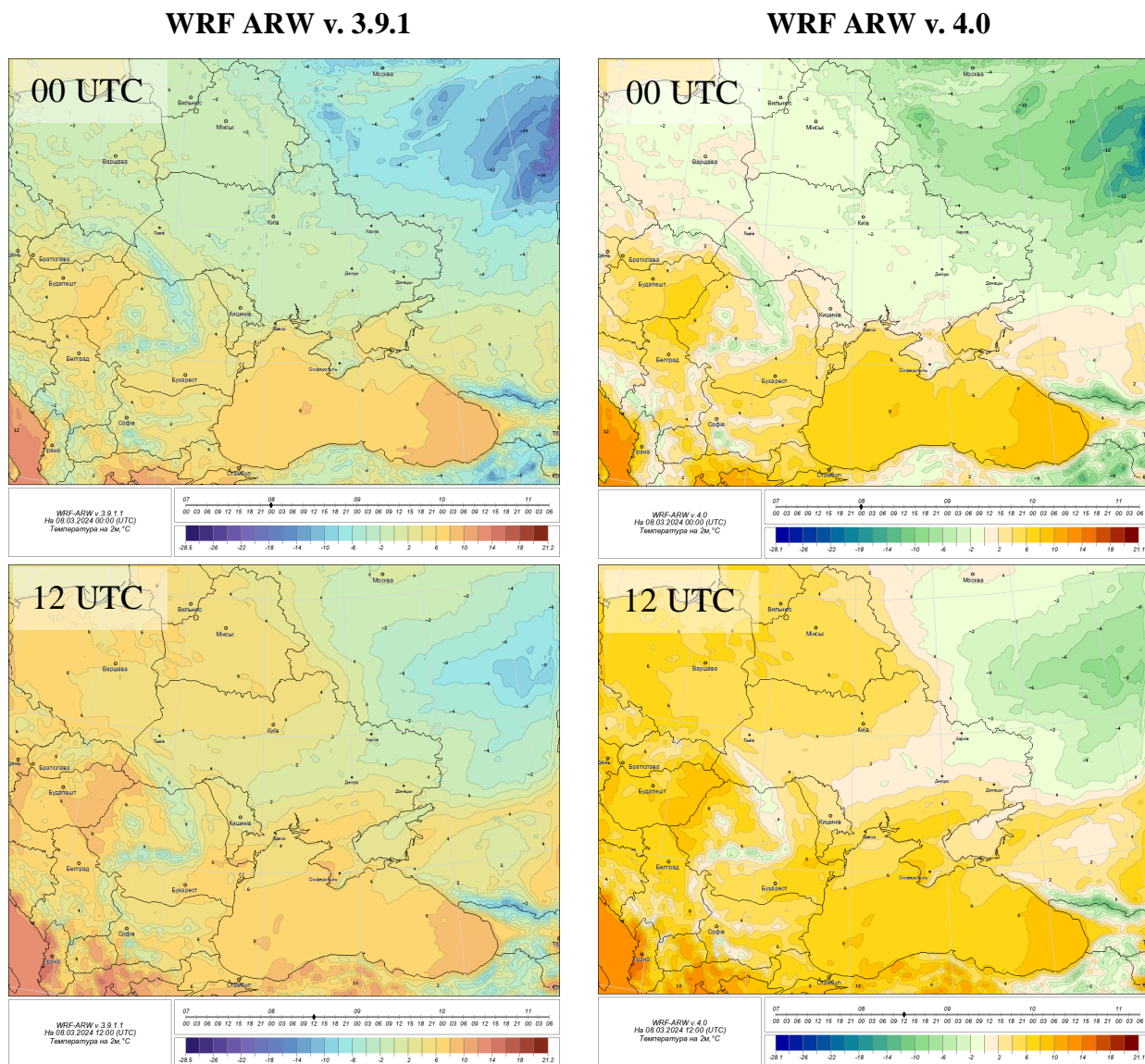


Рис. 2.1 Прогноз приземної температури повітря за моделями WRF ARW v. 3.9.1 та WRF ARW v. 4.0 на 00 та 12 UTC 8 березня 2024 р. (від 00 UTC 7 березня 2024 р.)

a)

DATE	TIME	F	O
02.06.2023	06:00	22.0	21.5
02.06.2023	09:00	24.9	26.1
02.06.2023	12:00	23.5	28.2
02.06.2023	15:00	22.7	17.1
02.06.2023	18:00	18.8	15.4
02.06.2023	21:00	13.9	16.6
03.06.2023	00:00	9.5	12.9
03.06.2023	03:00	8.5	10.3
03.06.2023	06:00	10.6	9.8
03.06.2023	09:00	14.3	14.2
03.06.2023	12:00	16.4	16.8
03.06.2023	15:00	16.8	17.3
03.06.2023	18:00	12.4	14.6
03.06.2023	21:00	9.8	11.4
04.06.2023	00:00	7.0	9.0
04.06.2023	03:00	7.6	8.4
04.06.2023	06:00	12.8	14.5
04.06.2023	09:00	15.3	17.3
04.06.2023	12:00	17.4	19.7
04.06.2023	15:00	18.2	20.8
04.06.2023	18:00	14.8	16.1
04.06.2023	21:00	11.8	13.2
05.06.2023	00:00	10.7	11.1
05.06.2023	03:00	13.1	10.5
05.06.2023	06:00	16.2	18.8
05.06.2023	09:00	18.9	22.7
05.06.2023	12:00	20.2	22.0
05.06.2023	15:00	19.9	22.2
05.06.2023	18:00	15.8	18.8
05.06.2023	21:00	13.8	15.7
06.06.2023	00:00	10.8	13.9
06.06.2023	03:00	15.3	13.0
06.06.2023	06:00	17.0	19.9
06.06.2023	09:00	21.2	25.1
06.06.2023	12:00	22.6	26.0

б)

DATE	TIME	F	O
02.06.2023	06:00	22.0	21.5
02.06.2023	09:00	25.0	26.1
02.06.2023	12:00	23.0	28.2
02.06.2023	15:00	20.5	17.1
02.06.2023	18:00	18.3	15.4
02.06.2023	21:00	14.1	16.6
03.06.2023	00:00	9.6	12.9
03.06.2023	03:00	8.5	10.3
03.06.2023	06:00	10.5	9.8
03.06.2023	09:00	14.3	14.2
03.06.2023	12:00	16.4	16.8
03.06.2023	15:00	16.7	17.3
03.06.2023	18:00	12.4	14.6
03.06.2023	21:00	9.8	11.4
04.06.2023	00:00	7.2	9.0
04.06.2023	03:00	7.6	8.4
04.06.2023	06:00	12.9	14.5
04.06.2023	09:00	15.4	17.3
04.06.2023	12:00	17.4	19.7
04.06.2023	15:00	18.2	20.8
04.06.2023	18:00	14.7	16.1
04.06.2023	21:00	11.6	13.2
05.06.2023	00:00	10.6	11.1
05.06.2023	03:00	12.5	10.5
05.06.2023	06:00	15.9	18.8
05.06.2023	09:00	18.7	22.7
05.06.2023	12:00	20.4	22.0
05.06.2023	15:00	19.9	22.2
05.06.2023	18:00	16.9	18.8
05.06.2023	21:00	13.3	15.7
06.06.2023	00:00	11.6	13.9
06.06.2023	03:00	14.6	13.0
06.06.2023	06:00	17.1	19.9
06.06.2023	09:00	21.4	25.1
06.06.2023	12:00	22.4	26.0

Рис. 2.2 Файли даних для другої доби прогнозу за червень 2023 р. для моделей WRF ARW v. 3.9.1 (а) та WRF ARW v. 4.0 (б)

Для кожного місяця упродовж однорічного періоду, який аналізувався, створювалося чотири таких файли, кожен з яких відповідав першій, другій,

третій та четвертій добі прогнозу приземної температури повітря. Надалі для проведення обчислень та побудови графічних матеріалів, використовувався комплекс програм, який розроблено в УкрГМІ на основі мов програмування R-Software та Fortran.

Верифікація прогнозів приземної температури повітря проводилася для періоду з 1 січня 2023 р. по 4 січня 2024 р. із використанням пар значень «прогноз – спостереження», які були отримані описаним вище шляхом.

Оцінка точності прогнозів температури повітря виконувалася шляхом графічного аналізу та аналізу величин наступних характеристик точності [18]. Метрики точності, такі як ME, MAE, RMSE і BIAS, допомагають кількісно оцінити ефективність прогностичних моделей, забезпечуючи різні аспекти їхньої точності та систематичних відхилень. ME вказує на середнє значення відхилень, MAE вимірює середнє абсолютне відхилення, RMSE враховує середньоквадратичне значення відхилень, а BIAS допомагає виявити систематичні відхилення у прогнозах.

Аналіз цих параметрів дозволяє ідентифікувати та коригувати недоліки моделей, виявляти вплив систематичних факторів та моніторити точність прогнозів з плином часу. При правильному використанні ці метрики можуть бути корисним інструментом для прийняття обґрунтованих рішень та вдосконалення прогностичних моделей.

Середня помилка (ME) є важливим елементом аналізу точності моделі прогнозування. ME представляє собою середнє значення різниці між фактичними і прогнозованими значеннями. Це значення може бути позитивним або негативним, вказуючи на те, чи схильні прогнози до переоцінки або недооцінки фактичних даних.

Формула для обчислення ME:

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i)$$

Значення ME дорівнює нулю, якщо середнє значення помилок дорівнює нулю. Позитивне значення ME вказує на те, що прогнози в середньому переоцінюють фактичні значення, тоді як негативне значення ME вказує на те, що прогнози в середньому недооцінюють фактичні значення.

Наприклад, якщо ME дорівнює 2, це означає, що прогнози в середньому переоцінюють фактичні значення на 2 одиниці. А якщо ME дорівнює -2, це означає, що прогнози в середньому недооцінюють фактичні значення на 2 одиниці. Значення ME може бути корисним для виявлення систематичних помилок у моделі прогнозування і підгонки моделі для покращення її точності. Крім того, ME може бути корисним для виявлення впливу систематичних факторів на точність моделі. Якщо ME має сталий та значний великий або маленький розмір, це може свідчити про систематичне переоцінювання або недооцінювання прогнозів усіма моделями. Також, ME може бути використане для виявлення та виправлення розбіжностей у даних. Якщо ME показує значні відхилення від нуля, це може вказувати на проблеми з якістю або достовірністю даних, які використовуються для побудови моделі. Додатково, ME може бути використане для моніторингу та управління якістю моделі у часі. Порівнюючи значення ME на різних часових періодах, можна виявити тенденції у покращенні або погіршенні точності прогнозів та вчасно реагувати на них. Загалом, ME є важливим критерієм при проведенні аналізу точності моделей прогнозування, який допомагає виявити систематичні та випадкові помилки, моніторити якість даних та вдосконалювати прогнозні моделі з метою отримання більш точних прогнозів.

Середня абсолютна помилка (MAE) є одним із найпоширеніших і простих у використанні метрик оцінки точності моделі прогнозування. Вона вимірює середню абсолютну величину відхилення між фактичними і прогнозованими значеннями, ігноруючи їхній напрямок. Це означає, що MAE відображає, наскільки далеко в середньому прогнози розташовані від фактичних даних.

Формула для обчислення MAE:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |F_i - O_i|$$

Значення MAE може варіюватися від 0 до нескінченності, проте воно завжди додатне. Чим менше значення MAE, тим краще модель прогнозує дані. Наприклад, якщо MAE дорівнює 1, це означає, що середня абсолютна величина відхилення між фактичними і прогнозованими значеннями становить 1. Іншими словами, прогнози в середньому відхиляються від фактичних даних на 1 одиницю. MAE є корисним показником для оцінки точності моделі, оскільки він враховує кожне відхилення без врахування його напрямку. Ця метрика особливо корисна в ситуаціях, де важливо уникнути великих відхилень незалежно від того, в якому напрямку вони відбуваються.

Концепція середнього абсолютного значення помилки (MAE) досить проста в своїй суті, що робить її дуже корисною для широкого кола аналітичних завдань. Основна ідея полягає в тому, щоб виміряти, наскільки далеко в середньому прогнози моделі відхиляються від фактичних даних, і це робиться шляхом обчислення середнього абсолютного значення різниці між прогнозами та фактами. Основна перевага MAE полягає в тому, що вона є легко інтерпретованою: вона представляє середнє значення величини помилки у тих же одиницях, що і самі дані. Це означає, що, скажімо, якщо MAE для нашої моделі прогнозування вартості товарів складає 10 доларів, це означає, що в середньому наші прогнози відхиляються на 10 доларів від реальних цін. Загалом, MAE є важливим інструментом для оцінки точності прогнозних моделей, оскільки вона надає простий та інтуїтивно зрозумілий показник того, наскільки добре модель виконується на практиці. Крім того, MAE є відповідальною метрикою для виявлення випадкових або систематичних відхилень у прогнозних моделях. Оскільки вона не залежить від напрямку відхилень, MAE допомагає виявити, чи нахилена модель до певних типів

помилки. Крім того, MAE є стійкою до впливу великих відхилень, оскільки вона вимірює абсолютні значення помилок. Це робить її корисною для використання в ситуаціях, коли великі відхилення можуть бути небажаними або неінформативними. У підсумку, MAE є простою, зрозумілою та досить універсальною метрикою, яка допомагає оцінити точність моделей прогнозування та ідентифікувати можливі джерела помилок у прогнозах. Її використання може покращити роботу моделі та забезпечити більш точні прогнози в майбутньому.

Середнє квадратичне відхилення (RMSE) є однією з найбільш поширених метрик оцінки точності моделей прогнозування, оскільки воно враховує як величину, так і напрямок помилок між фактичними і прогнозованими значеннями. RMSE вимірює середньоквадратичне значення відхилення між фактичними і прогнозованими значеннями. Це означає, що великі відхилення мають більший вплив на RMSE, оскільки вони враховуються як квадрати. Ця метрика є корисною для виявлення великих відхилень у прогнозних моделях.

Формула для обчислення RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i)^2}$$

Застосування RMSE:

- Вимірювання точності моделі. RMSE надає інформацію про загальну точність моделі, враховуючи всі відхилення від фактичних даних.
- Порівняння різних моделей. RMSE дозволяє порівняти ефективність різних прогнозних моделей, допомагаючи вибрати найбільш точну модель.
- Моніторинг та управління якістю моделі. Зміна значення RMSE у часі може вказувати на зміни у точності моделі та потребу у внесенні змін для покращення її роботи.

Переваги RMSE:

- Чутливість до великих відхилень. RMSE враховує величину всіх відхилень, надаючи більший вагу великим помилкам.
- Використання у порівняльному аналізі. RMSE дозволяє об'єктивно порівнювати точність різних моделей прогнозування.

RMSE є важливим інструментом для аналізу точності прогнозних моделей, який надає комплексну інформацію про відхилення між прогнозами та фактичними даними.

Додатково до перерахованих пунктів, RMSE має кілька важливих характеристик та застосувань:

1. Інтерпретованість. Однією з переваг RMSE є те, що він вимірюється у тих самих одиницях, що і фактичні дані, що дозволяє легко інтерпретувати результати. Наприклад, якщо модель прогнозування використовується для прогнозування продажів у доларах, RMSE також буде вимірюватися у доларах, що робить його зрозумілим для бізнес-аналітиків та приймальників рішень.
2. Використання у випадку збурень. RMSE може бути корисним в тих випадках, коли дані мають велику дисперсію або присутні викиди. Оскільки RMSE враховує квадрати відхилень, великі значення будуть мати більший вплив на кінцевий результат, що дозволяє врахувати збурення в даних.
3. Використання в регресійному аналізі. У регресійному аналізі RMSE часто використовується як метрика для оцінки точності моделі. Враховуючи квадратичний характер відхилень, RMSE надає вагу більш великим помилкам, що дозволяє отримати більш об'єктивну оцінку точності моделі.
4. Використання у випадку автокорельованих даних. У випадку автокорельованих даних, коли спостереження можуть бути залежними одне від одного у часі, RMSE може бути більш відповідним виміром відхилень, оскільки враховує весь спектр відхилень у часі. Узагальнюючи, RMSE є потужним інструментом для оцінки точності прогнозних моделей, який забезпечує комплексне вимірювання відхилень між прогнозами та фактичними даними та може бути застосований у широкому спектрі аналітичних завдань.

Мультиплікативне зміщення (BIAS) є важливим показником у вимірюванні точності прогнозних моделей, оскільки він вказує на наявність та величину систематичних відхилень у прогнозах моделі. BIAS дає можливість оцінити середнє значення відхилення між фактичними і прогнозованими значеннями. Він може бути позитивним або негативним, що вказує на те, чи частіше прогнози переоцінюють (позитивне BIAS) або недооцінюють (негативне BIAS) фактичні дані.

BIAS обчислюється як середнє значення різниць між фактичними і прогнозованими значеннями:

$$BIAS = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F_i}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N O_i}$$

Застосування BIAS:

- Виявлення систематичних відхилень. Додатне або від'ємне значення BIAS вказує на наявність систематичних відхилень у прогнозних моделях, що може вказувати на певні аспекти моделі, які потребують корекції.
- Порівняння різних моделей. BIAS дозволяє порівняти ефективність різних прогнозних моделей, допомагаючи вибрати найбільш точну модель.
- Коригування прогнозів. Аналіз BIAS може вказати на спрямованість помилок моделі, що дозволяє корегувати прогнози та покращувати їх точність.
- Переваги BIAS:
- Ідентифікація систематичних відхилень. BIAS дозволяє ідентифікувати та кількісно оцінювати систематичні відхилення у прогнозних моделях.

- Використання в порівняльному аналізі. BIAS може бути використаний для порівняння точності різних моделей прогнозування та визначення найбільш точної з них.

Узагальнюючи, BIAS є важливим інструментом для аналізу точності прогнозних моделей, який надає інформацію про систематичні відхилення у прогнозах та допомагає виправляти їх для отримання більш точних прогнозів. Додатково до вищезазначеного, BIAS має кілька важливих характеристик та застосувань: Контроль за якістю моделі. BIAS допомагає визначити, чи є у моделі систематичні відхилення та наскільки вони значні. Це дозволяє аналізувати та вдосконалювати модель з метою покращення її точності та надійності.

- Визначення джерел відхилень. Аналіз BIAS може допомогти виявити джерела систематичних відхилень у прогнозних моделях. Це може бути корисним для ідентифікації недоліків у даних, недооцінених факторів чи неправильної специфікації моделі.
- Порівняння з бенчмарками. BIAS може бути використаний для порівняння прогнозів з бенчмарками або стандартами точності. Це дозволяє оцінити, наскільки добре відповідають прогнози реальним потребам та очікуванням.
- Моніторинг змін у часі. Аналіз BIAS у різних часових періодах дозволяє виявити тенденції у відхиленнях та оцінити ефективність моделі з плином часу. Це дозволяє вчасно реагувати на зміни у точності прогнозів.
- Інтерпретованість результатів. Оскільки BIAS вимірюється у тих самих одиницях, що і вихідні дані, він є легко інтерпретованим для стейкхолдерів та приймальників рішень.

Узагальнюючи, BIAS є корисним інструментом для оцінки точності прогнозних моделей, який допомагає виявити систематичні відхилення у прогнозах та покращувати їх точність та надійність.

Також для оцінки точності прогнозів температури повітря використовувалися спеціальні графічні засоби візуалізації описової статистики

(діаграми розсіювання та коробчасті діаграми), а також спеціальні гістограми (диференційні розподіли помилок прогнозів та диференційні розподіли прогнозованих і фактичних значень).

2.2 Важливість значень центральних місяців кожного сезону

Прогнозування погоди є складним і багатогранним процесом, який вимагає врахування численних факторів та використання передових математичних моделей. Серед таких моделей важливе місце займають WRF (Weather Research and Forecasting) моделі, зокрема WRF ARW (Advanced Research WRF). Дві основні версії цієї моделі, WRF ARW v.3.9.1 та WRF ARW v.4.0, широко застосовуються для прогнозування погодних умов. Особливої уваги потребує аналіз середніх місяців кожного сезону, які мають вирішальне значення для точності прогнозів. Весна характеризується швидкими змінами температури та вологості, особливо в середніх місяцях сезону – квітні та травні. У ці місяці відбуваються суттєві переходи від зимових до літніх умов, що може включати різкі потепління або похолодання, збільшення кількості опадів та підвищення активності атмосферних фронтів. Моделі WRF ARW повинні точно враховувати ці швидкі зміни, щоб забезпечити надійні прогнози. Версія 4.0 моделі включає покращення у відображенні турбулентності та мікрофізики опадів, що допомагає зменшити похибки прогнозів у цей період. Середні місяці літа, зокрема червень та липень, часто характеризуються стабільнішими погодними умовами, але також можуть включати екстремальні явища, такі як теплові хвилі та грози. Точне прогнозування цих явищ є важливим для запобігання негативним наслідкам, таким як тепловий стрес для населення та сільськогосподарські втрати. Моделі WRF ARW v.4.0 демонструють поліпшену здатність передбачати екстремальні температури та опади завдяки оновленим алгоритмам радіаційного балансу та обміну енергією між поверхнею і атмосферою. Осінні середні місяці, такі як вересень і жовтень, є перехідним

періодом від літніх до зимових умов. У цей час відбуваються зниження температур, зростання кількості опадів та збільшення активності циклонів. Прогнозування в ці місяці є викликом через швидкі зміни температурних градієнтів і вологості. Вдосконалення у версії 4.0, включаючи поліпшення в модулях динаміки та обміну речовинами, дозволяють краще моделювати ці зміни та забезпечувати більш точні прогнози. Середні місяці зими, зокрема січень та лютий, зазвичай характеризуються стабільнішими, але холодними умовами з можливими екстремальними погодними явищами, такими як сильні морози та снігопади. Моделі WRF ARW повинні точно передбачати ці умови для забезпечення безпеки та ефективності транспорту та енергетичних систем. Вдосконалення у версії 4.0 включають покращену здатність моделювати процеси формування снігу та облік змін у радіаційному балансі, що сприяє підвищенню точності зимових прогнозів.

РОЗДІЛ 3

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ТОЧНОСТІ ПРОГНОЗІВ ПРИЗЕМНОЇ ТЕМПЕРАТУРИ ПОВІТРЯ У М. КИЇВ

3.1 Точність прогнозів приземної температури повітря взимку

Аналіз зимового періоду для січня, лютого та грудня 2023 року відбувався на основі щоденних прогнозів загальною завчасністю 102 години, що еквівалентно чотирьом повним добам прогнозів ($4 \times 24 = 96$ годин). За двома моделями WRF ARW v.3.9.1 та WRF ARW v.4.0. Для кожного місяця було використано 4 набори різних критеріїв точності та графічних матеріалів (див. рис. 3.1 та додатки А1-А6 та додатки А34-А36) для оцінки узгодженості між прогнозованими та фактичними значеннями, загалом за сезон – 12.

Перш ніж перейти до аналізу точності прогнозу приземної температури повітря, розглянемо результати для грудня 2023 року за моделлю WRF ARW v.4.0 Для першої доби прогнозів середньоабсолютна помилка (MAE) становила 1.042915°C , а для четвертої доби $1,647773^{\circ}\text{C}$. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) складало відповідно $1,281383^{\circ}\text{C}$ та $2,054973^{\circ}\text{C}$. Величина середнього відхилення (ME) змінювалася від $-0,22429^{\circ}\text{C}$ до $-0,27206^{\circ}\text{C}$. Графічний аналіз підтверджує високу відповідність між прогнозованими та спостережуваними значеннями температури.

Для другої та третьої доби прогнозів середньоабсолютна помилка (MAE) виявилася на рівні $1,122672^{\circ}\text{C}$ та $1,318219^{\circ}\text{C}$ відповідно. Це означає, що в середньому прогнозовані значення відрізнялися від спостережуваних на вказані величини. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) для цих двох діб становило $1,44083^{\circ}\text{C}$ та $1,694717^{\circ}\text{C}$ відповідно. RMSE враховує як абсолютне значення помилки, так і її квадрат, дозволяючи зрозуміти вплив великих помилок на загальний результуючий показник. Величина середнього

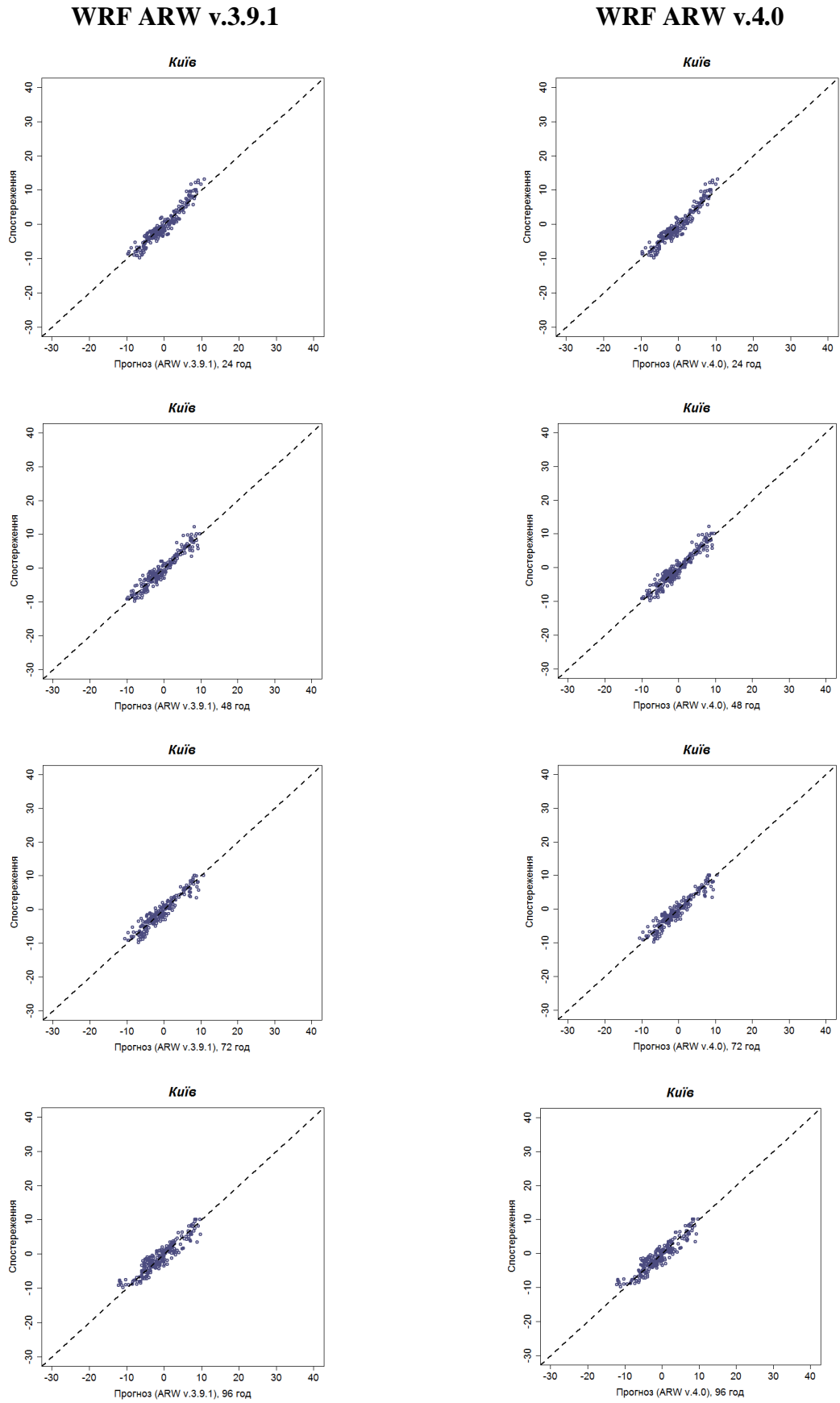


Рис. 3.1 Діаграми розсіювання для I, II, III та IV доби прогнозу, січень 2023р.

відхилення (ME) коливалася в межах від $0,010931^{\circ}\text{C}$ до $-0,08097^{\circ}\text{C}$. ME вказує на середнє значення відхилення прогнозів від фактичних значень. Позитивне значення ME означає, що прогнози в середньому перевищували спостережувані значення, тоді як негативне значення вказує на те, що прогнози в середньому недооцінювали фактичні значення. Графічний аналіз підтверджує високу відповідність між прогнозованими та спостережуваними значеннями температури, що підкреслює точність прогнозних моделей для даного набору даних.

У січні 2023 року для першої доби прогнозів середньоабсолютна помилка (MAE) становила $1,179498^{\circ}\text{C}$, а для четвертої - $1,366527^{\circ}\text{C}$. Щодо значень середньоквадратичної помилки (RMSE), вони склали відповідно $1,50504^{\circ}\text{C}$ та $1,69602^{\circ}\text{C}$. Значення середнього відхилення (ME) змінювалися від $0,33682^{\circ}\text{C}$ до $0,112971^{\circ}\text{C}$. Ці дані свідчать про незначне заниження прогнозів, оскільки ME переважно знаходилося в позитивній зоні, що вказує на те, що прогнози в середньому недооцінювали фактичні значення. У січні 2023 року для другої доби прогнозів MAE дорівнювало $1,114644^{\circ}\text{C}$, а для третьої - $1,083264^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE склали відповідно $1,429691^{\circ}\text{C}$ та $1,421252^{\circ}\text{C}$. Значення ME змінювалися від $0,134728^{\circ}\text{C}$ до $0,213808^{\circ}\text{C}$. Аналогічно до попереднього випадку, це також вказує на незначне заниження прогнозів, оскільки ME переважно було позитивним. Висновки, отримані з аналізу даних, підтверджуються графічними методами, що свідчить про високу відповідність між прогнозованими та фактичними значеннями температури для обох періодів у січні 2023 року.

В лютому 2023 року було проведено аналіз точності прогнозів погоди для різних ділянок часу. Перша доба прогнозів показала значення MAE на рівні $1,533333^{\circ}\text{C}$, що підвищилося до $2,160119^{\circ}\text{C}$ для четвертої доби прогнозів. Також відзначилося збільшення значень RMSE з $1,87715^{\circ}\text{C}$ до $2,834933^{\circ}\text{C}$ відповідно. Це свідчить про погіршення точності прогнозів зі збільшенням завчасності. Значення ME змінювалися від $-0,97143^{\circ}\text{C}$ до $-1,78869^{\circ}\text{C}$, що демонструє систематичне заниження прогнозів. Графічний аналіз підтвердив ці

спостереження, виділяючи тенденцію зменшення точності прогнозів з плином часу. Для другої доби прогнозів MAE становило $1,65119^{\circ}\text{C}$, а для третьої - $1,841071^{\circ}\text{C}$, при цьому значення RMSE збільшилося відповідно до $2,085722^{\circ}\text{C}$ та $2,35257^{\circ}\text{C}$. Це додатково підтверджує тенденцію погіршення точності прогнозів зі збільшенням часу прогнозування. Значення ME також продемонстрували систематичне заниження прогнозів, варіюючись від $-1,28452^{\circ}\text{C}$ до $-1,46845^{\circ}\text{C}$. Графічний аналіз підтвердив ці спостереження, підкреслюючи нестабільність та погіршення точності прогнозів зі зростанням проміжку прогнозування.

У грудні 2023 року було проведено аналіз точності прогнозів приземної температури повітря за допомогою моделі WRF ARW v.3.9.1. Для першої доби прогнозів середньоабсолютна помилка (MAE) становила $1,042915^{\circ}\text{C}$, що свідчить про середню величину абсолютного відхилення прогнозованих температур від фактичних на $1,04^{\circ}\text{C}$. Для четвертої доби значення MAE зросло до $1,646154^{\circ}\text{C}$, що показує зменшення точності прогнозу на четверту добу. Середньоквадратична помилка (RMSE) для першої доби становила $1,294898^{\circ}\text{C}$, а для четвертої доби - $2,055111^{\circ}\text{C}$, що свідчить про збільшення середнього квадратичного відхилення з подовженням прогнозного періоду. Величина середнього відхилення (ME) для грудневих прогнозів змінювалася від $0,2081^{\circ}\text{C}$ до $-0,26154^{\circ}\text{C}$, вказуючи на тенденцію до заниження прогнозованих температур порівняно з фактичними значеннями. Для другої доби прогнозів MAE становила $1,131579^{\circ}\text{C}$, що свідчить про незначне збільшення похибки порівняно з першою добою. На третю добу MAE склала $1,283401^{\circ}\text{C}$, показуючи подальше зниження точності прогнозів. Значення RMSE для другої доби дорівнювало $1,443553^{\circ}\text{C}$, а для третьої - $1,66777^{\circ}\text{C}$, що також вказує на зростання похибок. Величина ME для другої та третьої діб змінювалася від $0,006883^{\circ}\text{C}$ до $-0,08502^{\circ}\text{C}$, свідчачи про незначне, але все-таки заниження прогнозів.

У січні 2023 року точність прогнозів також була оцінена за допомогою тих самих метрик. Для першої доби прогнозів MAE дорівнювала $1,188703^{\circ}\text{C}$,

що трохи вище порівняно з груднем. Для четвертої доби MAE зросла до $1,381172^{\circ}\text{C}$, показуючи зменшення точності прогнозу на четверту добу. Значення RMSE для першої доби складало $1,512887^{\circ}\text{C}$, а для четвертої – $1,720429^{\circ}\text{C}$, що свідчить про збільшення середнього квадратичного відхилення з подовженням прогнозного періоду. Значення ME змінювалися від $0,315063^{\circ}\text{C}$ до $0,072385^{\circ}\text{C}$, що вказує на незначне заниження прогнозів. Для другої доби прогнозів у січні MAE дорівнювало $1,121339^{\circ}\text{C}$, що вказує на кращу точність порівняно з першою добою. На третю добу MAE становила $1,111715^{\circ}\text{C}$, що свідчить про стабільну точність прогнозів. Значення RMSE для другої доби було $1,433928^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $1,427949^{\circ}\text{C}$, що також вказує на стабільну точність прогнозів. Значення ME змінювалися від $0,119665^{\circ}\text{C}$ до $0,203766^{\circ}\text{C}$, вказуючи на незначне заниження прогнозів.

У лютому 2023 року точність прогнозів показала значне збільшення похибок порівняно з попередніми місяцями. Для першої доби прогнозів MAE становила $1,541071^{\circ}\text{C}$, а для четвертої – $2,177976^{\circ}\text{C}$, що свідчить про значне зниження точності прогнозу. Значення RMSE для першої доби було $1,895248^{\circ}\text{C}$, а для четвертої – $2,85287^{\circ}\text{C}$, вказуючи на значне збільшення середнього квадратичного відхилення. Величина ME змінювалася від $-0,96012^{\circ}\text{C}$ до $-1,78512^{\circ}\text{C}$, свідчачи про значне заниження прогнозів. Для другої доби прогнозів у лютому MAE становила $1,650595^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $1,802381^{\circ}\text{C}$, що свідчить про значне зниження точності прогнозу. Значення RMSE для другої доби дорівнювало $2,081223^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $2,339388^{\circ}\text{C}$, що також вказує на значне збільшення похибок. Величина ME змінювалася від $-1,27083^{\circ}\text{C}$ до $-1,44167^{\circ}\text{C}$, свідчачи про значне заниження прогнозів. Дослідження дозволило виявити залежність точності прогнозу від завчасності та місяця року. Зі збільшенням завчасності прогнозів спостерігалось зростання значень MAE та RMSE, що свідчить про зниження точності прогнозу. Значення ME переважно негативні, що вказує на систематичне заниження прогнозованих температур. Графічний аналіз підтвердив ці висновки, наочно демонструючи збільшення похибок та систематичне заниження прогнозів. Виникла

необхідність подальшого дослідження для виправлення виявлених помилок та покращення точності прогнозів.

3.2 Точність прогнозів приземної температури повітря навесні

Проаналізуємо точність прогнозу приземної температури повітря у березні 2023 року за моделлю WRF ARW v.4.0. Для першої доби прогнозів отримали середньоабсолютну помилку (MAE) у розмірі 1,304858 °C, а для четвертої доби 1,894332°C. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) складало відповідно 1,727733°C та 2,517091°C. Як і в попередньому аналізі, зі збільшенням прогнозного періоду спостерігається зростання значень MAE та RMSE, що вказує на погіршення точності прогнозу. Значення середнього відхилення (ME) коливалося від -0,47895°C до -1,13806°C, свідчачи про заниження прогнозу. Ці висновки підтверджуються графічним аналізом. Значення BIAS для всіх прогнозних діб також були близькими до одиниці, що свідчить про відповідність прогнозованої температури та спостереженої на метеостанції.

З подальшого графічного аналізу (див. рис. 3.2 та додатки A7-A15) можна побачити, що прогнозовані приземні температури повітря у березні мали менший діапазон значень, ніж температури, що спостерігалися на метеостанції. Це може бути пов'язано з недостатньою точністю врахування факторів, таких як сонячне випромінювання та зміна атмосферного тиску, у числовій моделі. Також можуть бути проблеми з точністю вхідних даних, таких як метеорологічні спостереження, які можуть містити помилки або бути недоступними в деяких регіонах. Вплив таких факторів потребує подальшого дослідження для поліпшення точності прогнозування приземної температури повітря весною. Прогнозування температури на другу добу показало середньоабсолютну помилку (MAE) в розмірі 1,581377°C, а на третю добу – 1,550202°C. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) для другої доби

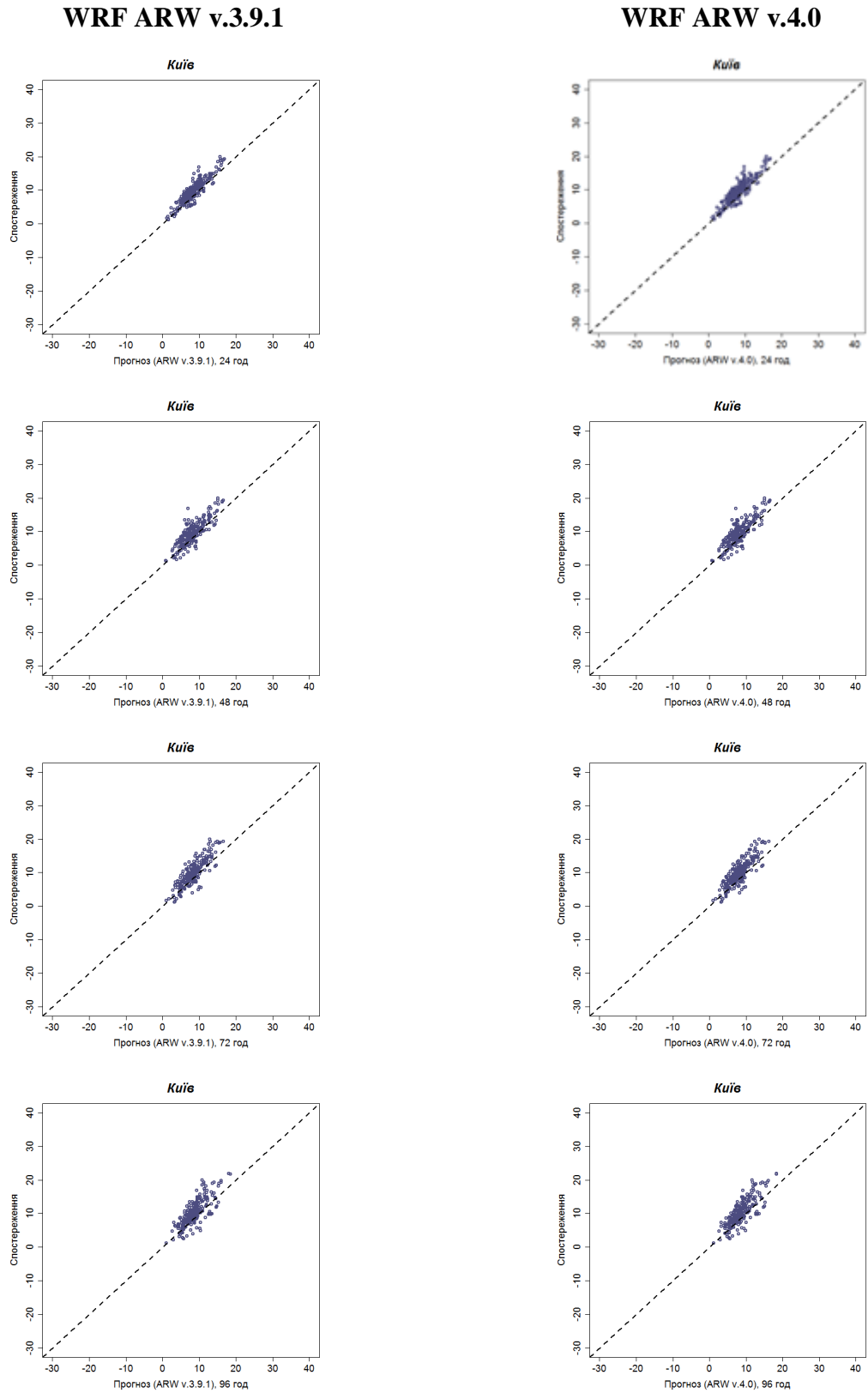


Рис. 3.2 Діаграми розсіювання для I, II, III та IV доби прогнозу, квітень 2023 р.

склало $2,061209^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $2,030426^{\circ}\text{C}$. Це означає, що з подовженням прогнозного періоду спостерігається деяке зростання похибок, що вказує на погіршення точності прогнозу. Середнє відхилення (ME) коливалося в діапазоні від $-0,77571^{\circ}\text{C}$ до $-0,84575^{\circ}\text{C}$, що свідчить про систематичне заниження прогнозів температури. Графічний аналіз підтверджує ці висновки, демонструючи зміну точності прогнозів з плином часу. На графіках видно тенденцію до збільшення похибок у довгострокових прогнозах, а також систематичне заниження прогнозованих температур у порівнянні з фактичними значеннями. Отже, аналіз показує, що прогнози температури на другу і третю добу мають схожий рівень точності, хоча третя доба демонструє незначне покращення. Незважаючи на загальну тенденцію до погіршення прогнозів з часом, значення MAE і RMSE не завжди відображають цю тенденцію через можливі варіації даних. Негативне середнє відхилення (ME) вказує на потребу додаткового дослідження та корекції моделі прогнозування.

У квітні також була оцінена точність прогнозу приземної температури повітря. Для першої доби прогнозів середньоабсолютна помилка (MAE) склала $1,560669^{\circ}\text{C}$, а для четвертої доби – $2,228033^{\circ}\text{C}$. Середньоквадратична помилка (RMSE) для першої доби була $1,967306^{\circ}\text{C}$, а для четвертої доби – $2,774578^{\circ}\text{C}$. Подібно до попередніх аналізів, спостерігається зростання значень MAE та RMSE зі збільшенням прогнозного періоду, що свідчить про погіршення точності прогнозу. Значення середнього відхилення (ME) для прогнозів у квітні коливалося від $-1,23431^{\circ}\text{C}$ до $-1,6205^{\circ}\text{C}$, що вказує на систематичне заниження прогнозів температури. Ці результати підтверджуються графічним аналізом. Для другої доби прогнозів середньоабсолютна помилка (MAE) склала $1,925105^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $2,134728^{\circ}\text{C}$. Середньоквадратична помилка (RMSE) для другої доби була $2,428156^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $2,624745^{\circ}\text{C}$. Знову ж таки, спостерігається зростання значень MAE та RMSE зі збільшенням прогнозного періоду, що свідчить про погіршення точності прогнозу. Значення середнього відхилення (ME) для прогнозів у квітні коливалося від $-1,42971^{\circ}\text{C}$ до $-1,61423^{\circ}\text{C}$, що також вказує на систематичне заниження прогнозів

температури. Графічний аналіз підтверджує ці результати. Для першої доби прогнозування приземної температури повітря значення MAE становить $1,560669^{\circ}\text{C}$, що вказує на середню величину абсолютної похибки близько $1,56^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE, яке складає $1,967306^{\circ}\text{C}$, показує середнє квадратичне відхилення прогнозів від фактичних значень, підкреслюючи вищу вагу більших похибок. Для другої доби середньоабсолютна помилка (MAE) збільшується до $1,925105^{\circ}\text{C}$, що вказує на погіршення точності прогнозів у порівнянні з першою добою. RMSE також збільшується до $2,428156^{\circ}\text{C}$, що підтверджує зростання середніх квадратичних відхилень. На третю добу прогнозування спостерігається подальше зростання MAE до $2,134728^{\circ}\text{C}$ та RMSE до $2,624745^{\circ}\text{C}$, що свідчить про поступове погіршення точності прогнозу з подовженням прогнозного періоду. Для четвертої доби значення MAE досягає $2,228033^{\circ}\text{C}$, а RMSE – $2,774578^{\circ}\text{C}$, що підтверджує тренд зростання похибок зі збільшенням терміну прогнозування. Значення середнього відхилення (ME) для прогнозів у квітні коливалося: для першої доби від $-1,23431^{\circ}\text{C}$ до $-1,6205^{\circ}\text{C}$, для другої доби від $-1,42971^{\circ}\text{C}$ до $-1,61423^{\circ}\text{C}$. Негативні значення ME вказують на систематичне заниження прогнозів температури на всі дні прогнозування. Це означає, що модель прогнозу систематично передбачала нижчі температури, ніж ті, що фактично спостерігалися. Графічний аналіз підтверджує ці результати, демонструючи поступове зростання похибок (MAE і RMSE) з подовженням прогнозного періоду. На графіках також видно тенденцію до систематичного заниження прогнозованих температур у порівнянні з фактичними значеннями, що відповідає значенням ME. Аналіз прогнозів приземної температури повітря у квітні показує, що точність прогнозів знижується з подовженням прогнозного періоду, про що свідчать зростання значень MAE та RMSE. Середнє відхилення (ME) вказує на систематичне заниження прогнозів температури. Графічний аналіз підтверджує ці висновки, наочно демонструючи збільшення похибок та систематичне заниження прогнозів.

У травні 2023 року також проводилася оцінка точності прогнозу приземної температури повітря. Для першої доби прогнозів було отримано значення середньоабсолютної помилки (MAE) у розмірі $2,344351^{\circ}\text{C}$, а для четвертої доби – $2,288703^{\circ}\text{C}$. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) становило відповідно $2,679747^{\circ}\text{C}$ та $2,762253^{\circ}\text{C}$. Подібно до попередніх аналізів, спостерігається зростання значень MAE та RMSE зі збільшенням прогнозного періоду, що свідчить про погіршення точності прогнозу. Значення ME для прогнозів у травні коливалися від $-2,33096^{\circ}\text{C}$ до $-1,82427^{\circ}\text{C}$, що вказує на заниження прогнозів. Для другої доби прогнозів було отримано значення середньоабсолютної помилки (MAE) у розмірі $2,280753^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $2,258577^{\circ}\text{C}$. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) становило відповідно $2,664967^{\circ}\text{C}$ та $2,652543^{\circ}\text{C}$. Подібно до попередніх аналізів, спостерігається зростання значень MAE та RMSE зі збільшенням прогнозного періоду, що свідчить про погіршення точності прогнозу. Значення ME для прогнозів у травні коливалися від $-2,24979^{\circ}\text{C}$ до $-2,06276^{\circ}\text{C}$, що вказує на заниження прогнозів. Для першої доби прогнозування приземної температури повітря значення середньоабсолютної помилки (MAE) становить $2,344351^{\circ}\text{C}$, що вказує на середню величину абсолютної похибки близько $2,34^{\circ}\text{C}$. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) для першої доби склало $2,679747^{\circ}\text{C}$, що показує середнє квадратичне відхилення прогнозів від фактичних значень. Для другої доби прогнозування середньоабсолютна помилка (MAE) зменшується до $2,280753^{\circ}\text{C}$, що свідчить про незначне покращення точності прогнозів у порівнянні з першою добою. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) для другої доби склало $2,664967^{\circ}\text{C}$, що також вказує на покращення у точності прогнозів. Для третьої доби прогнозування середньоабсолютна помилка (MAE) становить $2,258577^{\circ}\text{C}$, що свідчить про подальше покращення точності прогнозу порівняно з другою добою. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) для третьої доби склало $2,652543^{\circ}\text{C}$, що підтверджує тенденцію до зменшення середніх квадратичних відхилень. Для четвертої доби прогнозування значення середньоабсолютної помилки (MAE) становить

2,288703°C, що вказує на незначне погіршення точності порівняно з третьою добою. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) для четвертої доби склало 2,762253°C, що свідчить про збільшення середніх квадратичних відхилень. Значення середнього відхилення (ME) для прогнозів у травні коливалося: перша доба від -2,33096°C до -1,82427°C; друга доба від -2,24979°C до -2,06276°C. Негативні значення ME вказують на систематичне заниження прогнозів температури на всі дні прогнозування. Це означає, що модель прогнозу систематично передбачала нижчі температури, ніж ті, що фактично спостерігалися. Графічний аналіз підтверджує ці результати, демонструючи поступове зростання похибок (MAE і RMSE) зі збільшенням прогнозного періоду. На графіках також видно тенденцію до систематичного заниження прогнозованих температур у порівнянні з фактичними значеннями, що відповідає значенням ME. Аналіз прогнозів приземної температури повітря у травні показує, що точність прогнозів знижується з подовженням прогнозного періоду, про що свідчать зростання значень MAE та RMSE. Середнє відхилення (ME) вказує на систематичне заниження прогнозів температури. Графічний аналіз підтверджує ці висновки, наочно демонструючи збільшення похибок та систематичне заниження прогнозів.

Опишемо оцінку точності прогнозів приземної температури повітря навесні 2023 року за моделлю WRF ARW v.3.9.1. У березні 2023 року була проведена оцінка точності прогнозів приземної температури повітря за моделлю WRF ARW v.3.9.1. Для першої доби прогнозів отримали середньоабсолютну помилку (MAE) у розмірі 1,282996°C, що свідчить про середню величину абсолютного відхилення прогнозованих температур від фактичних значень. Для четвертої доби MAE зросла до 1,908097°C, що вказує на зниження точності прогнозу з часом. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) для першої доби складало 1,704186°C, а для четвертої доби – 2,511633°C, що демонструє збільшення середнього квадратичного відхилення прогнозованих температур від фактичних. Величина середнього відхилення (ME) коливалася від -0,46275°C до -1,11943°C, що вказує на систематичне

заниження прогнозів температури. Графічний аналіз підтверджує ці висновки, показуючи узгодженість між прогнозованими та фактичними значеннями температури. Значення BIAS для всіх прогнозних діб були близькими до одиниці, що свідчить про високу відповідність прогнозованої температури фактичним спостереженням на метеостанції. Для другої доби прогнозів у березні MAE склала $1,575304^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $1,526316^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для другої доби було $2,037036^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $1,99842^{\circ}\text{C}$, що свідчить про незначне зменшення середнього квадратичного відхилення з подовженням прогнозного періоду. Значення ME для другої та третьої діб коливалися від $-0,73158^{\circ}\text{C}$ до $-0,8^{\circ}\text{C}$, що також свідчить про заниження прогнозів. Графічний аналіз підтверджує ці результати, демонструючи узгодженість між прогнозованими та фактичними значеннями температури.

У квітні 2023 року також була проведена оцінка точності прогнозів приземної температури повітря. Для першої доби прогнозів MAE становила $1,521757^{\circ}\text{C}$, що вказує на середнє відхилення прогнозованих температур від фактичних значень. Для четвертої доби MAE зросла до $2,261088^{\circ}\text{C}$, що свідчить про погіршення точності прогнозу з подовженням прогнозного періоду. Значення RMSE для першої доби склало $1,913189^{\circ}\text{C}$, а для четвертої – $2,841091^{\circ}\text{C}$, що показує збільшення середнього квадратичного відхилення. Значення ME для прогнозів у квітні коливалося від $-1,1569^{\circ}\text{C}$ до $-1,62594^{\circ}\text{C}$, що свідчить про систематичне заниження прогнозів температури. Графічний аналіз підтверджує ці результати, показуючи узгодженість між прогнозованими та фактичними значеннями температури. Для другої доби прогнозів у квітні MAE становила $1,864435^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $2,070293^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для другої доби було $2,361937^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $2,545749^{\circ}\text{C}$, що свідчить про збільшення середнього квадратичного відхилення з подовженням прогнозного періоду. Значення ME коливалося від $-1,33473^{\circ}\text{C}$ до $-1,51967^{\circ}\text{C}$, що також свідчить про заниження прогнозів. Графічний аналіз підтверджує ці результати, демонструючи узгодженість між прогнозованими та фактичними значеннями температури.

У травні 2023 року також проводилася оцінка точності прогнозів приземної температури повітря. Для першої доби прогнозів МАЕ становила $2,328571^{\circ}\text{C}$, що вказує на середнє відхилення прогнозованих температур від фактичних значень. Для четвертої доби МАЕ зросла до $2,374892^{\circ}\text{C}$, що свідчить про погіршення точності прогнозу з подовженням прогнозного періоду. Значення RMSE для першої доби складало $2,646381^{\circ}\text{C}$, а для четвертої – $2,872093^{\circ}\text{C}$, що демонструє збільшення середнього квадратичного відхилення. Значення ME для прогнозів у травні коливалося від $-2,32338^{\circ}\text{C}$ до $-1,97662^{\circ}\text{C}$, що свідчить про систематичне заниження прогнозів температури. Для другої доби прогнозів у травні МАЕ становила $2,249784^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $2,232035^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для другої доби дорівнювало $2,616159^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $2,632021^{\circ}\text{C}$, що свідчить про стабільно високі значення середнього квадратичного відхилення з подовженням прогнозного періоду. Значення ME коливалося від $-2,23074^{\circ}\text{C}$ до $-2,01126^{\circ}\text{C}$, що також вказує на заниження прогнозів. Графічний аналіз підтверджує ці результати, показуючи узгодженість між прогнозованими та фактичними значеннями температури. Отже, розділ 3.2 надає детальний аналіз точності прогнозу приземної температури повітря навесні 2023 року, з урахуванням збільшення прогнозного періоду. Зростання значень МАЕ та RMSE зі збільшенням завчасності прогнозу свідчить про зниження точності прогнозів. Значення ME та BIAS підтверджують систематичне заниження прогнозів температури. Графічні методи доповнюють числові результати, дозволяючи краще оцінити рівень узгодженості між прогнозованими та фактичними значеннями температури. Ці висновки вказують на необхідність подальших досліджень для виправлення виявлених помилок та покращення точності прогнозів.

3.3 Точність прогнозів приземної температури повітря влітку

У цьому розділі ми розглянемо точність прогнозу приземної температури повітря влітку, зосереджуючись на місяці липні 2023 року, за моделлю WRF ARW v.4.0. Ми проведемо порівняльний аналіз значень середньоабсолютної помилки (MAE) та квадратичного кореня середньоквадратичної помилки (RMSE) для різних діб прогнозів, а також оцінку середнього відхилення (ME) та зміщеності (BIAS).

У червні 2023 року для першої доби прогнозування приземної температури повітря за моделлю WRF ARW v.4.0 було отримано MAE $1,948536^{\circ}\text{C}$, а для четвертої доби цей показник збільшився до $2,575732^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для першої доби складало $2,380192^{\circ}\text{C}$, тоді як для четвертої доби – $3,280729^{\circ}\text{C}$. Ці результати вказують на зниження точності прогнозів із збільшенням завчасності, що є характерним для багатьох метеорологічних моделей. Значення середнього відхилення (ME) коливалося від $-1,61213^{\circ}\text{C}$ до $-1,86444^{\circ}\text{C}$, що вказує на систематичне заниження прогнозів. Для другої доби прогнозування було отримано MAE $2,149791^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $2,300418^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для другої доби складало $2,646099^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $2,830867^{\circ}\text{C}$. ME для цих діб коливалося від $-1,70293^{\circ}\text{C}$ до $-1,77239^{\circ}\text{C}$, підтверджуючи тенденцію до заниження прогнозів.

У липні 2023 року точність прогнозів приземної температури повітря була кращою порівняно з червнем. Для першої доби прогнозування отримано MAE $1,377733^{\circ}\text{C}$, тоді як для четвертої доби MAE збільшилося до $1,556275^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для першої доби складало $1,687811^{\circ}\text{C}$, а для четвертої – $1,938988^{\circ}\text{C}$. Це свідчить про те, що зі збільшенням завчасності прогнозів значення MAE та RMSE зростають, що вказує на зниження точності прогнозу. Значення середньої помилки (ME) коливалося в діапазоні від $-1,0247^{\circ}\text{C}$ до $-0,37895^{\circ}\text{C}$, що вказує на незначне заниження прогнозів. Графічний аналіз підтверджує ці висновки (див. рис. 3.3 та додатки A16-A23). Значення зміщеності (BIAS) для всіх діб прогнозування були близькими до нуля, що

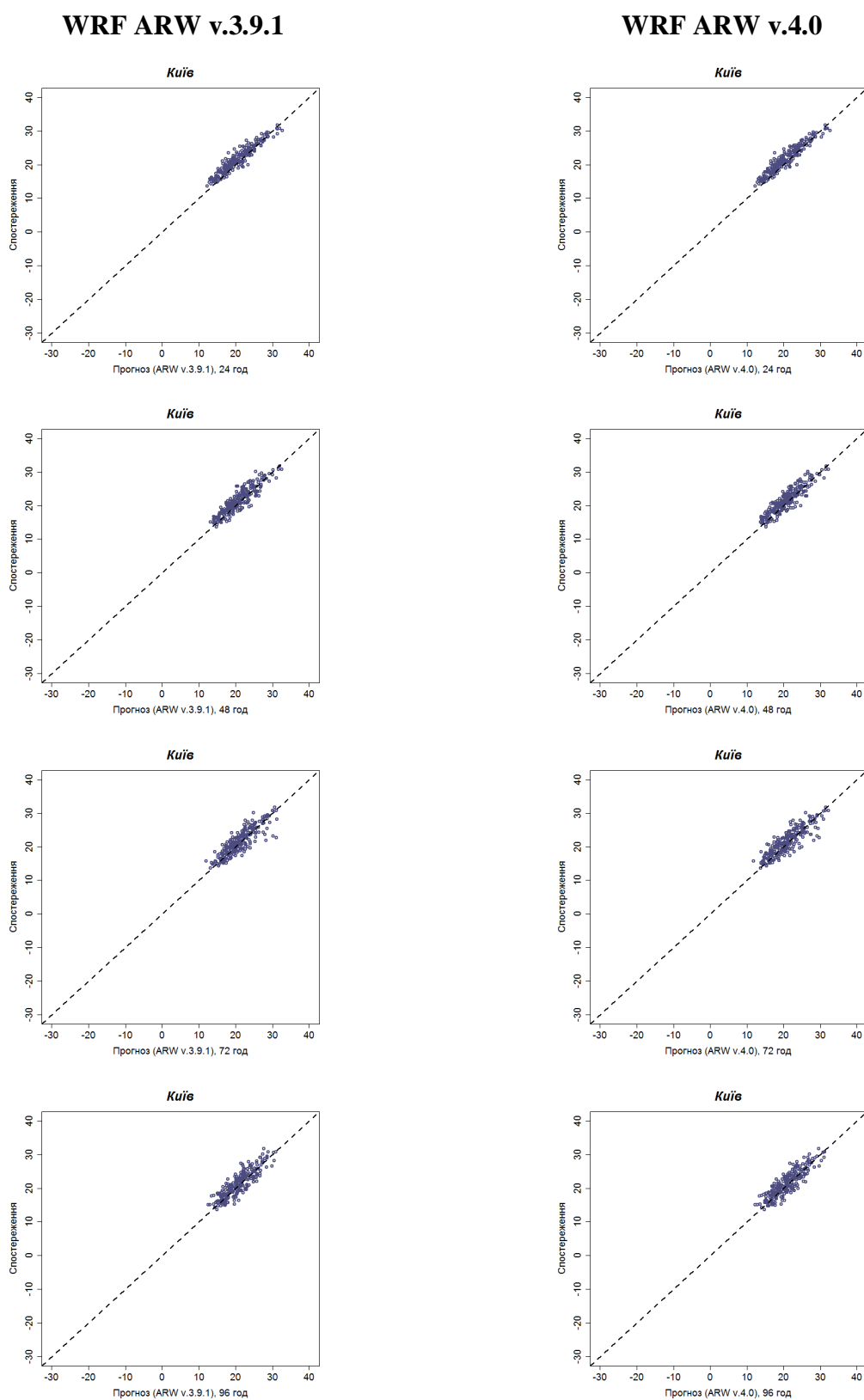


Рис. 3.3 Діаграми розсіювання для I, II, III та IV доби прогнозу, липень 2023 р.

свідчить про відповідність між прогнозованою та фактичною температурою на метеостанції. Для другої доби прогнозів у липні отримали MAE 1,48583°C, а для третьої – 1,626721°C. Значення RMSE для другої доби складало 1,815052°C, а для третьої – 2,105997°C. Значення ME для цих діб коливалися від -0,73927°C до -0,37895°C, вказуючи на незначне заниження прогнозів.

У серпні 2023 року для першої доби прогнозування приземної температури повітря було отримано MAE 1,553441°C, а для четвертої доби – 1,996356°C. Значення RMSE для першої доби складало 1,973888°C, а для четвертої – 2,563817°C. Як і в попередніх місяцях, збільшення завчасності прогнозів призвело до збільшення значень MAE та RMSE, що свідчить про зниження точності прогнозів. Значення середньої помилки (ME) для прогнозів у серпні коливалися від -0,91296°C до -0,74939°C, що вказує на незначне заниження. Для другої доби прогнозування MAE становило 1,721862°C, а для третьої – 1,77004°C. Значення RMSE для другої доби було 2,107448°C, а для третьої – 2,289564°C. Значення ME для цих діб коливалися від -0,46356°C до -0,63887°C, що свідчить про незначне заниження прогнозів. Загалом, результати дослідження показують, що точність прогнозів приземної температури повітря за моделлю WRF ARW v.4.0 знижується зі збільшенням завчасності прогнозів, що підтверджується зростанням значень MAE та RMSE. Значення середньої помилки (ME) свідчать про систематичне заниження прогнозів, проте зміщеність (BIAS) залишається близькою до нуля, що вказує на загальну відповідність між прогнозованими та фактичними значеннями температури. Для подальшого покращення точності прогнозування приземної температури повітря влітку рекомендується дослідження впливу додаткових факторів, таких як сонячна активність та вологість, а також покращення методів прогнозування з урахуванням великої варіабельності погодних умов у цей період року. Графічний аналіз є важливим доповненням до числових результатів, дозволяючи краще оцінити узгодженість між прогнозованими та фактичними значеннями температури, що є ключовим аспектом для подальших досліджень і вдосконалення моделей прогнозування.

У червні 2023 року проведено оцінку точності прогнозування приземної температури повітря за допомогою моделі WRF ARW v.3.9. Для першої доби прогнозів отримали значення середньоабсолютної помилки (MAE) у розмірі $1,873222^{\circ}\text{C}$, тоді як для четвертої доби MAE збільшилося до $2,488285^{\circ}\text{C}$. Значення середньоквадратичної помилки (RMSE) для першої доби складало $2,292657^{\circ}\text{C}$, а для четвертої доби – $3,118262^{\circ}\text{C}$. Як і в попередніх місяцях, збільшення завчасності прогнозів призвело до зростання значень MAE та RMSE, що свідчить про зниження точності прогнозу. Величина середнього відхилення (ME) коливалася від $-1,54184^{\circ}\text{C}$ до $-1,74686^{\circ}\text{C}$, що вказує на систематичне заниження прогнозів. Для другої доби прогнозів у червні отримали MAE $2,116736^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $2,300837^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для другої доби складало $2,589624^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $2,80957^{\circ}\text{C}$. ME коливалося від $-1,60042^{\circ}\text{C}$ до $-1,77364^{\circ}\text{C}$, що також свідчить про заниження прогнозів.

У липні 2023 року для першої доби прогнозів отримали MAE $1,378138^{\circ}\text{C}$, а для четвертої доби – $1,57004^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для першої доби складало $1,703818^{\circ}\text{C}$, а для четвертої – $1,973242^{\circ}\text{C}$. Як і в червні, зі збільшенням завчасності прогнозів спостерігалось зростання значень MAE та RMSE, що свідчить про зниження точності прогнозів. Значення середньої помилки (ME) коливалося в діапазоні від $-0,99676^{\circ}\text{C}$ до $-0,42186^{\circ}\text{C}$, що вказує на незначне заниження прогнозів. Значення зміщеності (BIAS) для всіх діб прогнозування були близькими до нуля, що свідчить про високу відповідність між прогнозованою та фактичною температурою на метеостанції. Для другої доби прогнозів у липні отримали MAE $1,521457^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $1,565587^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для другої доби складало $1,854112^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $2,038863^{\circ}\text{C}$. ME коливалося від $-0,72713^{\circ}\text{C}$ до $-0,39474^{\circ}\text{C}$, що також вказує на незначне заниження прогнозів.

У серпні 2023 року для першої доби прогнозування отримали MAE $1,540486^{\circ}\text{C}$, а для четвертої – $2,041296^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для першої доби складало $1,958465^{\circ}\text{C}$, а для четвертої – $2,608411^{\circ}\text{C}$. Збільшення завчасності прогнозів вело до зростання значень MAE та RMSE, що свідчить про зниження

точності прогнозів. Значення ME для прогнозів у серпні коливалося від $-0,88704^{\circ}\text{C}$ до $-0,83563^{\circ}\text{C}$, що вказує на незначне заниження прогнозів. Для другої доби прогнозування MAE становило $1,695547^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $1,689069^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для другої доби було $2,110088^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $2,109742^{\circ}\text{C}$. ME коливалося від $-0,46235^{\circ}\text{C}$ до $-0,55061^{\circ}\text{C}$, що також вказує на незначне заниження прогнозів. Помилки у прогнозуванні можуть бути пов'язані з різними факторами, такими як залежність температури повітря від сонячної активності та вологості влітку, а також місцеві особливості, наприклад, локальні вітрові потоки чи метеорологічні явища. Як показали результати, зі збільшенням завчасності прогнозів значення MAE та RMSE зростають, що свідчить про зниження точності прогнозів. Значення ME та BIAS підтверджують систематичне заниження прогнозів температури, але BIAS залишається близьким до нуля, що вказує на загальну відповідність між прогнозованими та фактичними температурами. Для подальшого покращення точності прогнозування приземної температури повітря влітку рекомендується дослідження впливу додаткових факторів та покращення методів прогнозування з урахуванням великої варіабельності погодних умов у цей період року. Графічний аналіз доповнює числові результати, дозволяючи краще оцінити узгодженість між прогнозованими та фактичними значеннями температури, що є важливим аспектом для подальших досліджень і вдосконалення моделей прогнозування.

3.4 Точність прогнозів приземної температури повітря восени

У цьому підрозділі ми розглянемо точність прогнозу приземної температури повітря в вересні 2023 року та проведемо аналіз значень середньої абсолютної помилки (MAE) та квадратичного кореня середньоквадратичної помилки (RMSE) для різних діб прогнозів за двома моделями.

Для першої доби прогнозів за моделлю WRF ARW v.4.0 у вересні отримали значення MAE $1,720084^{\circ}\text{C}$, а для доби 4 MAE $1,858159^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE складало відповідно $2,105711^{\circ}\text{C}$ та $2,304144^{\circ}\text{C}$. Подібно до попередніх розділів, зі збільшенням завчасності прогнозів відбувається зростання значень MAE та RMSE, що свідчить про зниження точності прогнозу.

Значення середньої помилки (ME) для даного розділу знаходилося в діапазоні від $-1,459^{\circ}\text{C}$ до $-1,25146^{\circ}\text{C}$, що вказує на незначне заниження прогнозу. Графічний аналіз підтверджує ці висновки (див. рис. 3.4 та додатки A24-A33). Значення зміщеності (BIAS) для всіх діб прогнозування також були незначними, що свідчить про відповідність між прогнозованою та фактичною температурою на метеостанції. Для другої доби прогнозів у вересні отримали значення MAE $^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби MAE $^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE складало відповідно $^{\circ}\text{C}$ та $^{\circ}\text{C}$. Значення середньої помилки (ME) для даного розділу знаходилося в діапазоні від $^{\circ}\text{C}$ до $^{\circ}\text{C}$, що вказує на незначне заниження прогнозу. Графічний аналіз підтверджує ці висновки.

Під час аналізу прогнозів приземної температури повітря у жовтні 2023 року отримали значення MAE $1,105668^{\circ}\text{C}$ для першої доби прогнозування та MAE $1,806883^{\circ}\text{C}$ для доби 4. Значення RMSE складали відповідно $1,507592^{\circ}\text{C}$ та $2,538473^{\circ}\text{C}$. Знову ж таки, зі збільшенням завчасності прогнозів спостерігається зростання значень MAE та RMSE, вказуючи на зниження точності прогнозу. Значення ME для прогнозів у жовтні коливалося від $-0,03684^{\circ}\text{C}$ до $-0,61174^{\circ}\text{C}$, показуючи незначне заниження. Для другої доби прогнозів у жовтні отримали значення MAE $^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби MAE $^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE складало відповідно $^{\circ}\text{C}$ та $^{\circ}\text{C}$. Значення середньої помилки (ME) для даного розділу знаходилося в діапазоні від $^{\circ}\text{C}$ до $^{\circ}\text{C}$, що вказує на незначне заниження прогнозу. Графічний аналіз підтверджує ці висновки.

У листопаді 2023 року значення MAE становили $0,76067^{\circ}\text{C}$ для першої доби прогнозування та $1,28954^{\circ}\text{C}$ для доби 4. Значення RMSE складали відповідно $0,991217^{\circ}\text{C}$ та $1,632592^{\circ}\text{C}$. Як і в попередніх випадках, збільшення завчасності прогнозів вело до зростання значень MAE та RMSE, свідчачи про

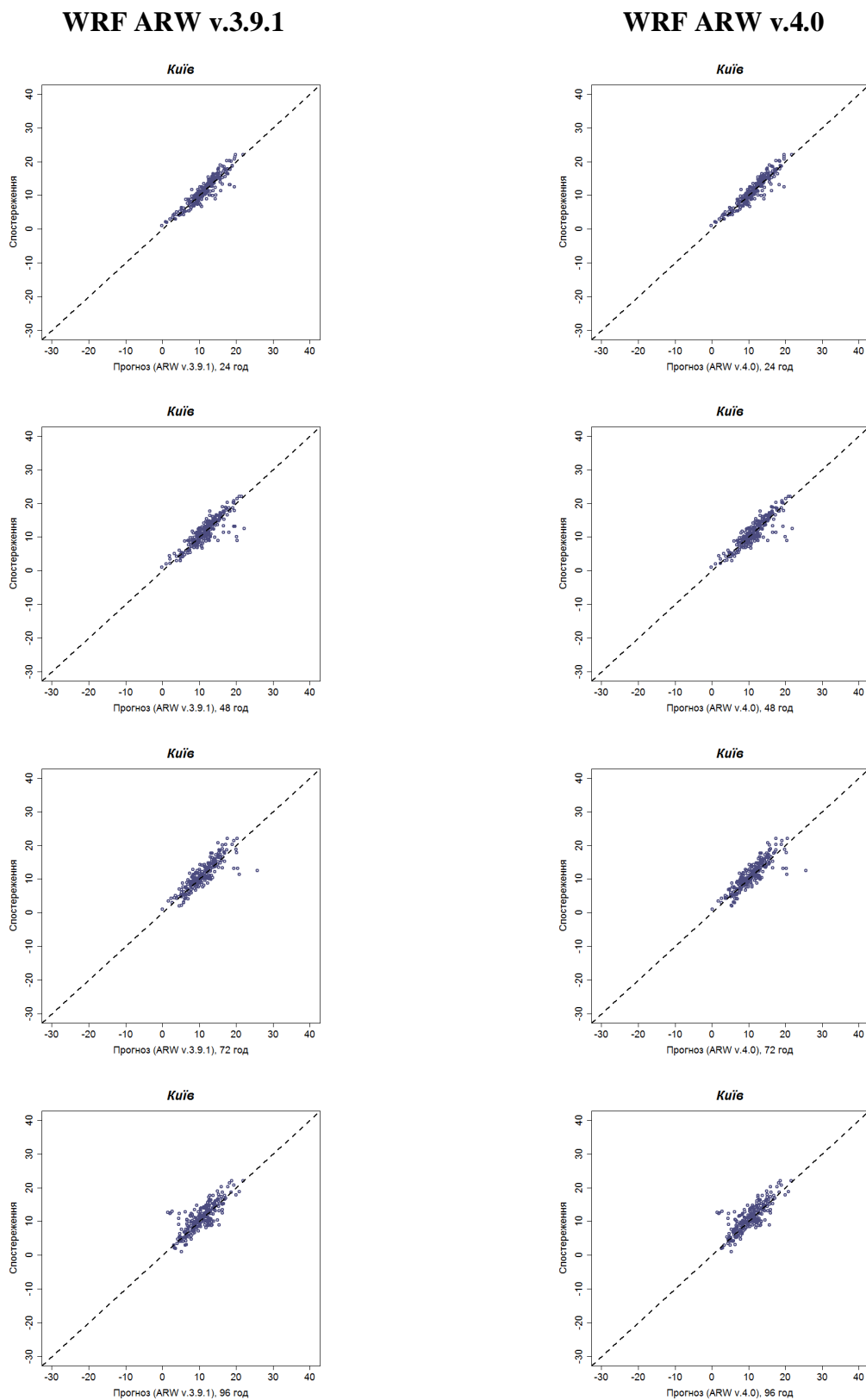


Рис. 3.4 Діаграми розсіювання для I, II, III та IV доби прогнозу, жовтень 2023 р.

зниження точності прогнозу. Значення ME також коливалися в діапазоні від $0,14728^{\circ}\text{C}$ до $0,108787^{\circ}\text{C}$, вказуючи на невелике заниження. Графічний аналіз підтверджує ці результати, з точками, розташованими навколо лінії ідентичності, але з певним розсіюванням. Для другої доби прогнозів у листопаді отримали значення MAE $^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби MAE $^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE складало відповідно $^{\circ}\text{C}$ та $^{\circ}\text{C}$. Значення середньої помилки (ME) для даного розділу знаходилося в діапазоні від $^{\circ}\text{C}$ до $^{\circ}\text{C}$, що вказує на незначне заниження прогнозу. Графічний аналіз підтверджує ці висновки.

У вересні 2023 року прогнозування приземної температури повітря за моделлю WRF ARW v.3.9 для першої доби показало значення середньоабсолютної помилки (MAE) $1,732636^{\circ}\text{C}$, тоді як для четвертої доби цей показник збільшився до $1,871967^{\circ}\text{C}$. Значення квадратичного кореня середньоквадратичної помилки (RMSE) для першої доби складало $2,125862^{\circ}\text{C}$, а для четвертої доби – $2,318815^{\circ}\text{C}$. Це вказує на те, що точність прогнозів зменшується зі збільшенням завчасності. Значення середньої помилки (ME) у вересні коливалося від $-1,45398^{\circ}\text{C}$ до $-1,24854^{\circ}\text{C}$, що свідчить про незначне заниження прогнозу. Графічний аналіз підтверджує ці висновки. Для другої доби прогнозування у вересні MAE становило $1,568201^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $1,682845^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для другої доби складало $1,984859^{\circ}\text{C}$, а для третьої доби – $2,061543^{\circ}\text{C}$. Значення ME для цих діб коливалося від $-1,17155^{\circ}\text{C}$ до $-1,22008^{\circ}\text{C}$, що також вказує на незначне заниження прогнозу.

У жовтні 2023 року для першої доби прогнозування було отримано значення MAE $1,119028^{\circ}\text{C}$, тоді як для четвертої доби цей показник зріс до $1,818219^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE складало відповідно $1,517803^{\circ}\text{C}$ для першої доби та $2,556369^{\circ}\text{C}$ для четвертої доби. Це підтверджує тенденцію до зниження точності прогнозу зі збільшенням завчасності. Значення ME у жовтні коливалося від $-0,01053^{\circ}\text{C}$ до $-0,50162^{\circ}\text{C}$, що вказує на значне заниження. Для другої доби прогнозування у жовтні MAE становило $1,410121^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $1,512955^{\circ}\text{C}$. Значення RMSE для другої доби було $2,062436^{\circ}\text{C}$, а для третьої – $2,115176^{\circ}\text{C}$. Значення ME для цих діб знаходилося в діапазоні від $0,180972^{\circ}\text{C}$ до

-0,29595°C, що свідчить про незначне заниження прогнозу. Графічний аналіз підтверджує ці висновки.

У листопаді 2023 року точність прогнозів покращилася. Значення MAE для першої доби прогнозування складало 0,761088°C, тоді як для четвертої доби цей показник збільшився до 1,306276°C. Значення RMSE для першої доби було 0,986414°C, а для четвертої – 1,649242°C. Як і в попередніх місяцях, збільшення завчасності прогнозів призводило до зростання значень MAE та RMSE, свідчачи про зниження точності прогнозу. Значення ME у листопаді коливалося від 0,145188°C до 0,040167°C, вказуючи на незначне заниження прогнозу. Графічний аналіз підтверджує ці результати, показуючи розташування точок навколо лінії ідентичності з певним розсіюванням. Для другої доби прогнозування у листопаді MAE становило 0,969456°C, а для третьої доби – 1,174895°C. Значення RMSE для другої доби складало 1,281588°C, а для третьої – 1,47515°C. Значення ME для цих діб коливалося в діапазоні від 0,125941°C до 0,135565°C, що також свідчить про незначне заниження прогнозу. Помилки у прогнозуванні температури повітря восени можуть бути пов'язані зі зміною погодних умов, зокрема зі зменшенням сонячної активності та збільшенням вологості. Важливо також враховувати вплив сезонних факторів, таких як зміна режиму вітру та міграція повітряних мас. Для подальшого покращення точності прогнозів приземної температури повітря восени рекомендується проведення детальніших досліджень впливу погодних факторів та вдосконалення прогностичних моделей з урахуванням сезонних особливостей цього періоду року.

РОЗДІЛ 4

ДОСЛІДЖЕННЯ РІЧНОГО ТА ДОБОВОГО ХОДУ ПОМИЛОК ПРОГНОЗІВ ТЕМПЕРАТУРИ ПОВІТРЯ

Прогнозування погоди є важливим завданням, яке вимагає точних і надійних моделей. Одним з ключових аспектів цього процесу є аналіз помилок прогнозів температури повітря, які можуть змінюватися в залежності від сезону та доби. Дослідження помилок прогнозів температури повітря дозволяє вдосконалювати моделі прогнозування та підвищувати їх точність. У даному дослідженні аналізуються річний та добовий хід помилок прогнозів температури повітря за 2023 рік для двох моделей прогнозування. Вивчаються середні помилки прогнозів для першої (ME24), другої (ME48), третьої (ME72) та четвертої (ME96) доби прогнозів. Результати представлені на рисунках 4.1–4.6.

На рисунках 4.1 та 4.2 представлені розподіли величин середніх помилок прогнозів для кожного місяця 2023 року. З аналізу цих рисунків видно, що протягом більшості місяців обидві моделі показують тенденцію до систематичного заниження прогнозів приземної температури повітря. Це означає, що фактичні температури часто виявляються вищими, ніж прогнозовані. Виключеннями є січень, листопад, а також частково жовтень та грудень, коли для прогнозів на першу та другу добу спостерігалось незначне завищення значень середніх помилок прогнозів температури. Ці місяці показують, що моделі можуть іноді переоцінювати температури, особливо в зимовий період. Найбільше систематичне заниження для обох моделей було зафіксовано у травні 2023 року, що може бути пов'язане зі специфічними метеорологічними умовами цього місяця. Варто зазначити, що розподіли значень середніх помилок (ME) для обох моделей мають деякі спільні риси. По-перше, існує подібність розподілу за місяцями. Це означає, що обидві моделі демонструють схожі тенденції в кожному місяці, що свідчить про наявність

певних систематичних помилок у прогнозах. По-друге, спостерігається схожість у напрямку зміни середньої величини систематичної помилки – зменшення або збільшення. Наприклад, якщо одна модель показує зменшення середньої помилки в певному місяці, інша модель часто демонструє аналогічну тенденцію. По-третє, величина ME для конкретного місяця та завчасності прогнозу є майже ідентичною для обох моделей. Це свідчить про те, що обидві моделі мають схожу точність прогнозування.

На рисунках 4.3 та 4.4 наведено розподіли величин середніх помилок прогнозів для кожного місяця 2023 року для першої (ME24), другої (ME48), третьої (ME72) та четвертої (ME96) доби прогнозів. З цих рисунків видно, що протягом більшості місяців обидві моделі показують тенденцію до систематичного завищення прогнозів приземної температури повітря. Це означає, що фактичні температури часто виявляються нижчими, ніж прогнозовані. Така тенденція може бути пов'язана з особливостями моделей та їх налаштуваннями. Найбільше систематичне заниження для обох моделей було зафіксовано у травні та червні 2023 року. Це може вказувати на те, що в цей період моделі недостатньо точно враховують певні фактори, які впливають на температуру повітря, наприклад, збільшення сонячної активності або інші кліматичні умови.

На рисунках 4.5 та 4.6 представлені розподіли величин середніх помилок прогнозів для кожного місяця 2023 року для першої (ME24), другої (ME48), третьої (ME72) та четвертої (ME96) доби прогнозів. З аналізу цих рисунків видно, що протягом більшості місяців обидві моделі також демонструють тенденцію до систематичного завищення прогнозів приземної температури повітря. Найбільше систематичне заниження для обох моделей, як і на рисунках 4.3 та 4.4, було зафіксовано у травні та червні 2023 року. Це підтверджує висновки, зроблені раніше, та вказує на наявність постійних помилок у прогнозах на ці місяці.

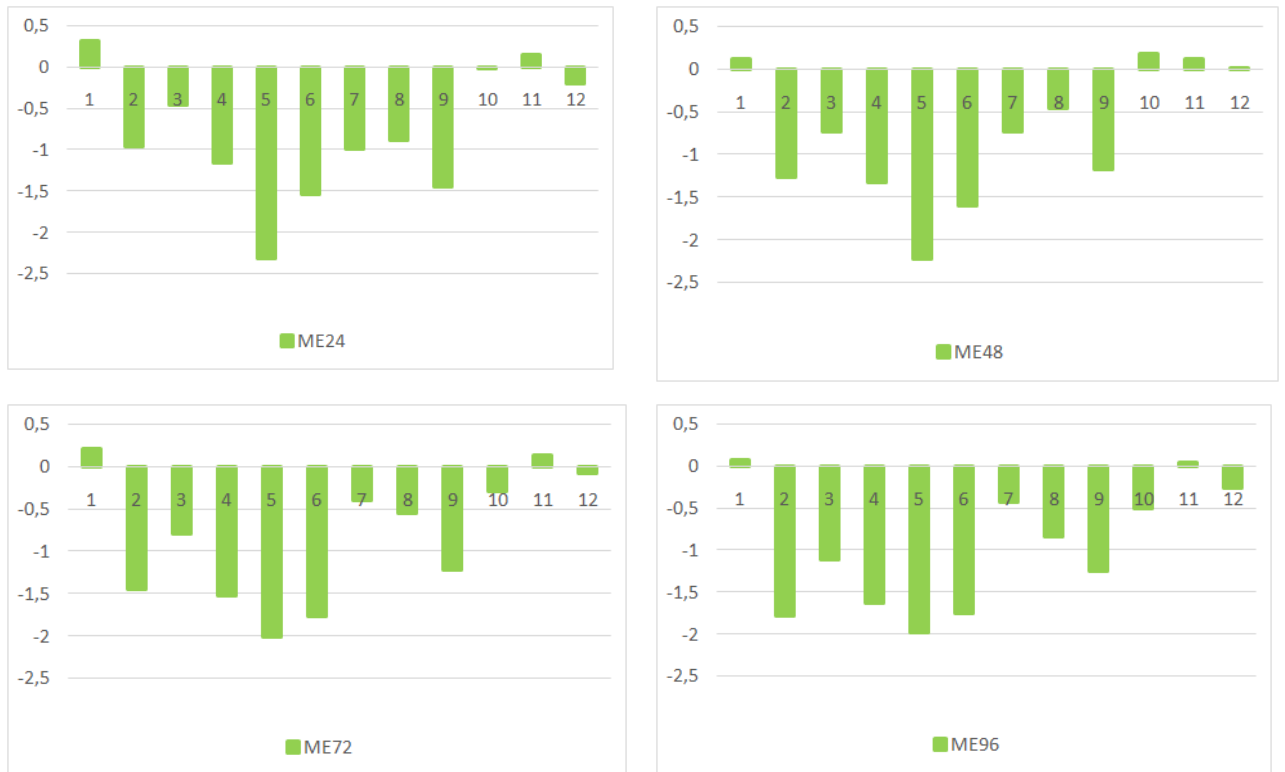


Рис. 4.1 Розподіл МЕ впродовж року для різних завчасностей прогнозу
(модель WRF ARW v.3.9.1)

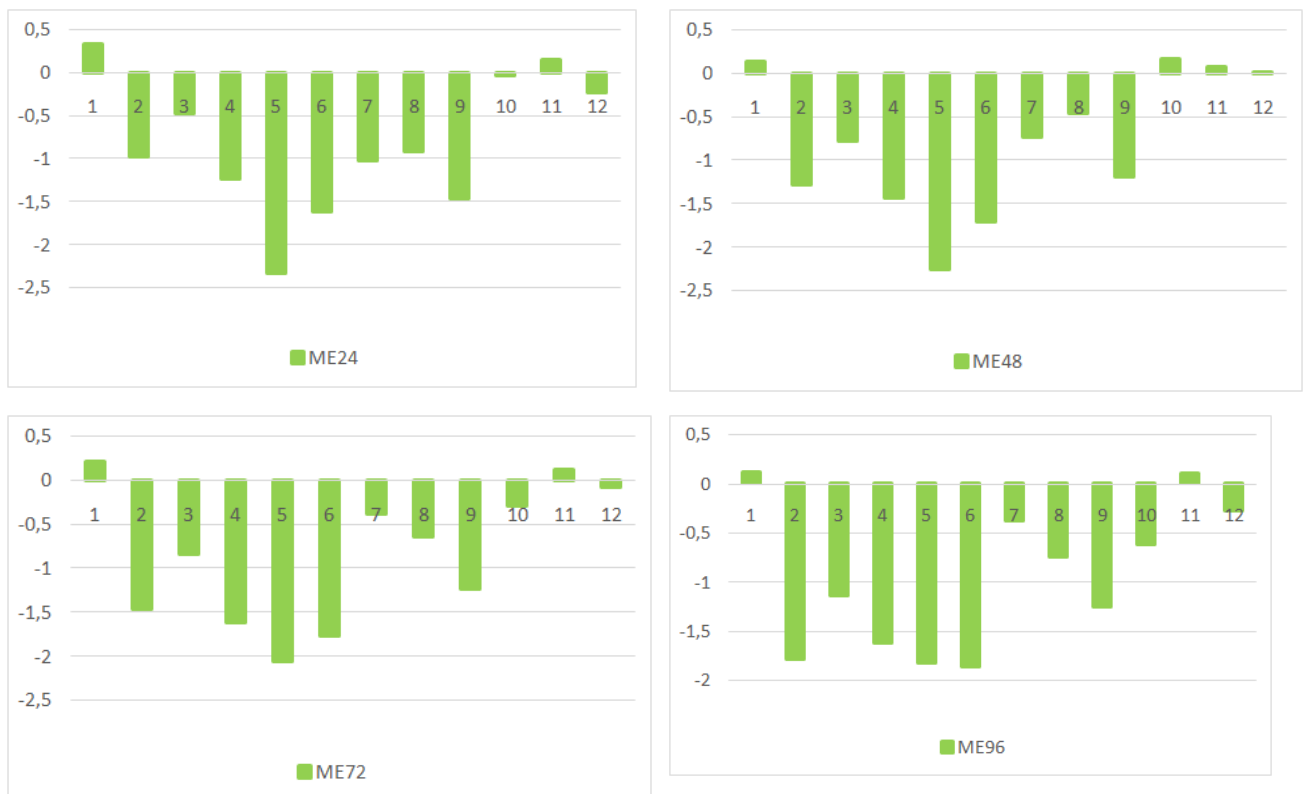


Рис. 4.2 Розподіл МЕ впродовж року для різних завчасностей прогнозу
(модель WRF ARW v.4.0)

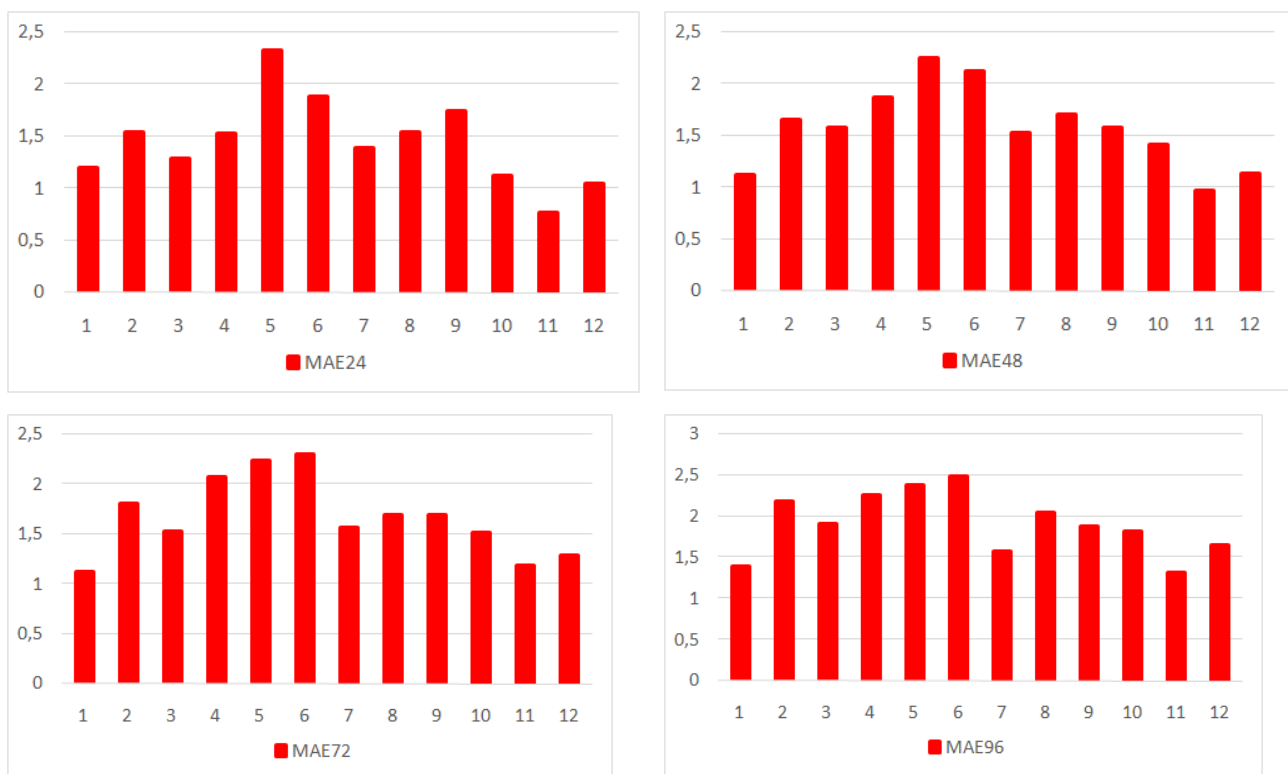


Рис. 4.3 Розподіл MAE впродовж року для різних завчасностей прогнозу (модель WRF ARW v.3.9.1)

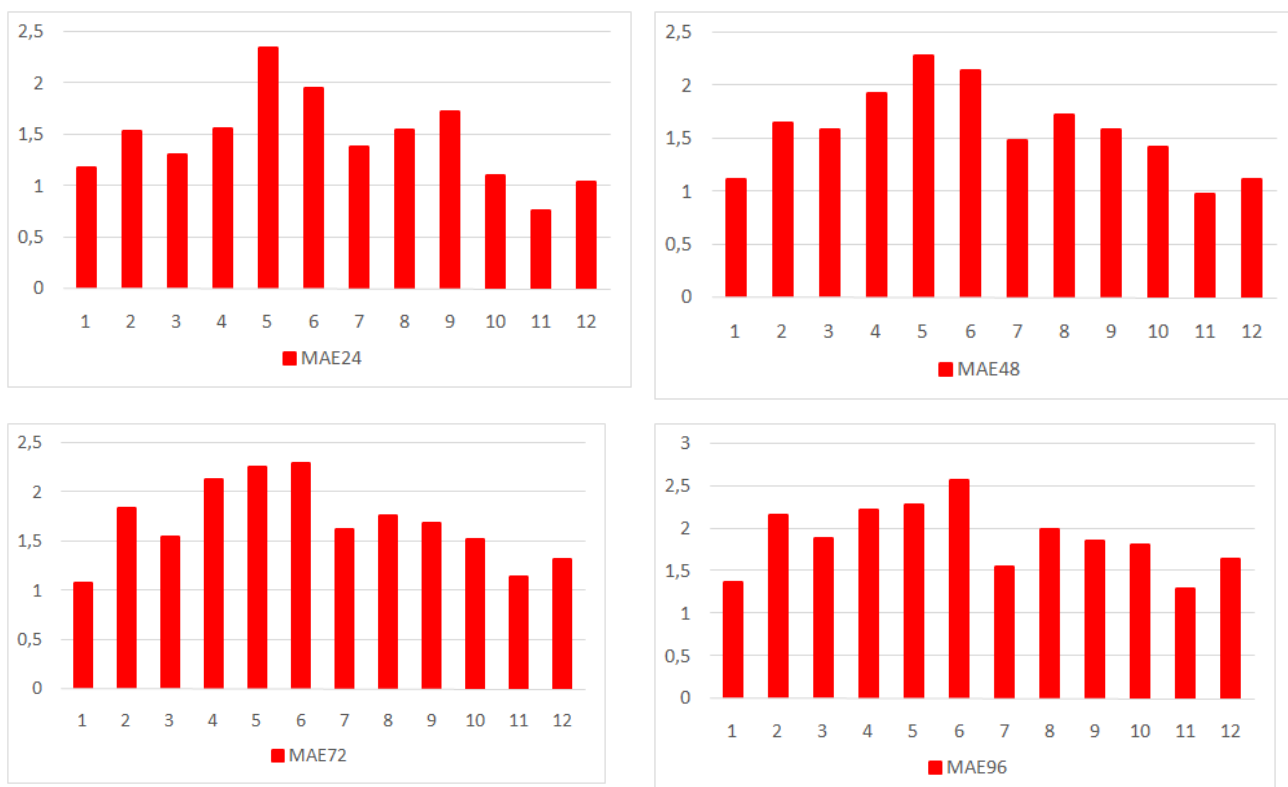


Рис. 4.4 Розподіл MAE впродовж року для різних завчасностей прогнозу (модель WRF ARW v.4.0)

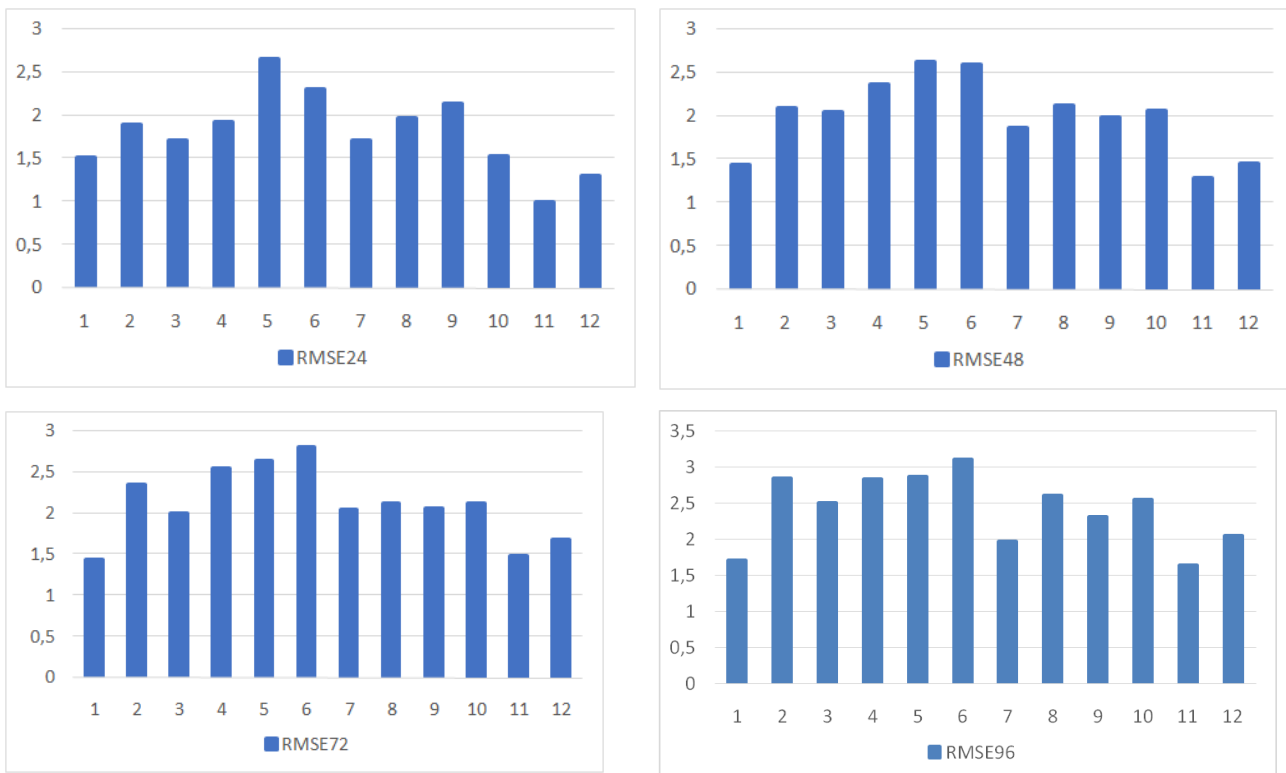


Рис. 4.5 Розподіл RMSE впродовж року для різних завчасностей прогнозу (модель WRF ARW v.3.9.1)

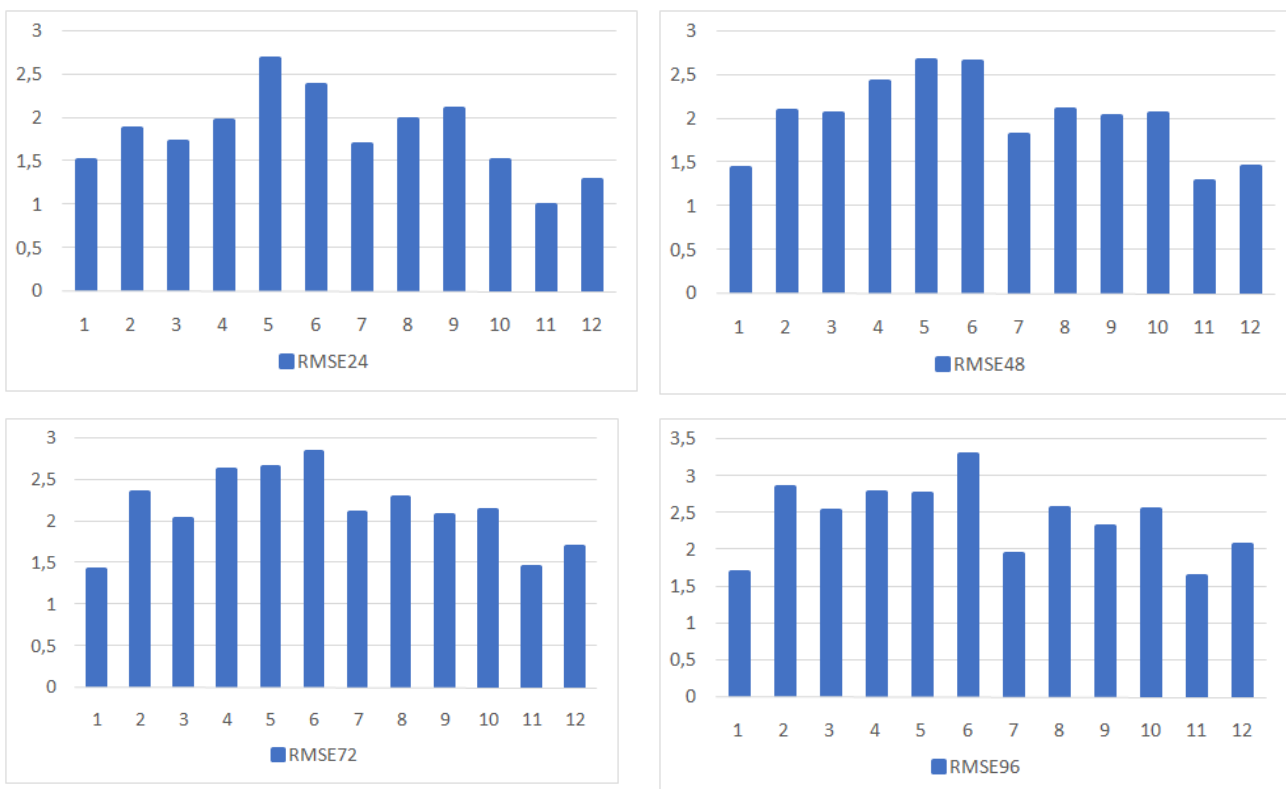


Рис. 4.6 Розподіл RMSE впродовж року для різних завчасностей прогнозу (модель WRF ARW v.4.0)

Значення середньої квадратичної помилки (RSME) використовуються для оцінки точності прогнозів температури. Чим менше значення RSME, тим ближче прогноз до фактичних спостережень. При оцінці точності прогнозу на січень за першу та третю добу (RMSE24), найменші значення помилки спостерігаються в ті години, що виділені зеленим кольором на рис. 4.7, що вказує на точніший прогноз у порівнянні обох моделей. Зліва представлена модель WRF-ARW v.3.9.1, а справа – WRF-ARW v.4.0. Наприклад, для першої доби прогнозу модель WRF-ARW v.3.9.1 показує вищу точність, особливо в такі години: 0:00, 3:00, 9:00, 18:00 та 21:00. Це може свідчити про те, що ця версія моделі краще враховує певні атмосферні умови або специфічні чинники, що впливають на точність прогнозу в ці години. З іншого боку, третя доба демонструє більш точний прогноз за моделлю WRF-ARW v.4.0, особливо о 6:00, 12:00 та 15:00. Це може вказувати на те, що оновлена версія моделі враховує нові дані або покращені алгоритми, що роблять її більш точною в цей період. Ці спостереження є важливими для вдосконалення прогнозних моделей. Аналізуючи години, коли кожна з моделей показує найменші помилки, можна зрозуміти, які аспекти кожної моделі потребують подальшого вдосконалення. Крім того, це дозволяє оптимізувати використання моделей в залежності від конкретного часу доби або дня, що може бути корисним для різних прикладних задач, таких як управління енергетичними ресурсами, планування сільськогосподарських робіт або забезпечення безпеки в транспортному секторі. Розуміння цих нюансів сприяє розробці більш точних і надійних метеорологічних моделей, що, в свою чергу, підвищує точність прогнозів і допомагає краще планувати діяльність в різних сферах.

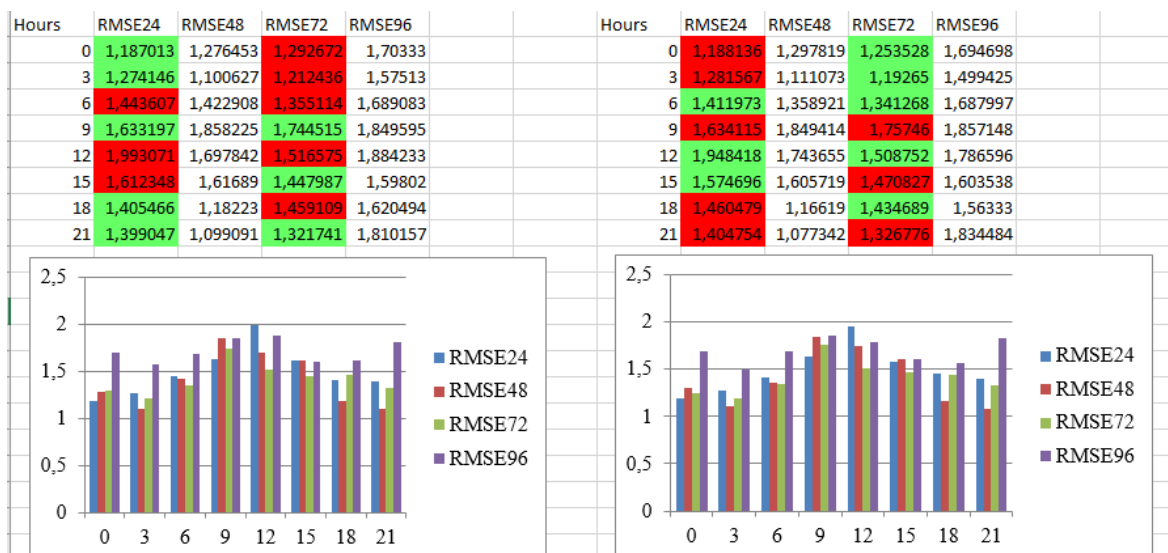


Рис.4.7 Добовий хід помилок прог назів за моделями WRF-ARW v.3.9.1 та WRF-ARW v.4.0 у січні

Влітку (червень) значення RMSE збільшується, що може бути пов'язано з більшою варіабельністю погодних умов та складністю їх прогнозування в цей період. Перша доба прогнозу (RMSE48) показує подібну тенденцію, з меншими значеннями помилки в червні. На моделі (рис. 4.8) WRF-ARW v.3.9.1 зліва ми можемо побачити години доби, коли прогноз завищувався або занижувався більше порівняно з моделлю WRF-ARW v.4.0, яка зображена справа. Модель WRF-ARW v.3.9.1 у першу добу завищувала прогноз порівняно з іншою моделлю о 0:00, 6:00, 9:00, а також о 15:00 та 21:00. В той же час, модель WRF-ARW v.4.0 занижувала свій прогноз у зазначені години, але завищувала лише о 3:00, 12:00 та 18:00. Третя доба прогнозу вказує на зростання помилок влітку. Порівнявши обидві моделі, можна побачити, що моделі WRF-ARW v.3.9.1 та WRF-ARW v.4.0 завищували та занижували прогноз приблизно однаково. Наприклад, перша модель занижувала прогноз о 0:00, 15:00, 18:00 та 21:00, тоді як інша модель завищувала прогноз. І навпаки, о 3:00, 6:00, 9:00 та 12:00 модель WRF-ARW v.4.0 занижувала прогноз, а WRF-ARW v.3.9.1 завищувала (рис. 4.8). Це свідчить про те, що точність прогнозування різних моделей може значно варіюватися в залежності від часу доби та специфічних погодних умов,

що підкреслює важливість адаптації та вдосконалення прогностичних моделей для досягнення більшої точності в прогнозах температури повітря.

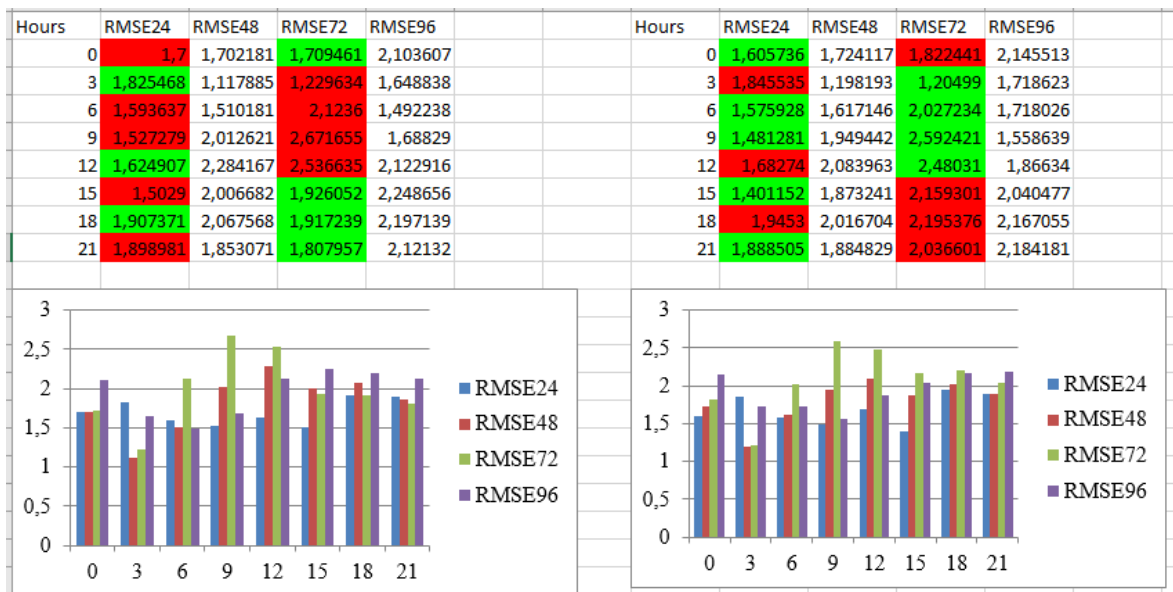


Рис.4.8 Добовий хід помилок прогнозів за моделями WRF-ARW v.3.9.1 та WRF-ARW v.4.0 у червні

Ці результати показують, що точність прогнозування температури повітря схильна до сезонних коливань, при цьому значення RMSE змінюються в залежності від місяця та часу доби. Наприклад, в літні місяці, коли температурні коливання більш інтенсивні, значення RMSE можуть бути вищими, ніж в зимові місяці. Крім того, точність прогнозів може варіюватися протягом доби: ранкові прогнози можуть бути більш точними, ніж вечірні, або навпаки. Розуміння цих коливань дозволяє вдосконалювати прогностичні моделі, адаптуючи їх до конкретних умов і зменшуючи похибку прогнозів. Це, в свою чергу, сприяє підвищенню точності прогнозів температури повітря, що є критично важливим для багатьох сфер діяльності, включаючи сільське господарство, енергетику, транспорт і охорону здоров'я. Таким чином, детальне дослідження сезонних і добових варіацій в точності прогнозів є ключовим етапом на шляху до створення більш надійних та точних метеорологічних моделей.

ВИСНОВКИ

У кінцевому підсумку, ретельний порівняльний аналіз точності прогнозів температури повітря за допомогою різних версій моделі WRF ARW є важливим кроком у напрямку покращення якості метеорологічних прогнозів та забезпечення надійної інформації для прийняття рішень в різних сферах діяльності.

Середні місяці кожного сезону відіграють важливу роль у роботі з моделями прогнозування погоди WRF ARW v.3.9.1 та WRF ARW v.4.0. Врахування специфічних умов цих місяців, включаючи перехідні періоди між сезонами, є критичним для забезпечення високої точності прогнозів. Поліпшення у версії 4.0 моделей WRF ARW дозволяють краще враховувати складні атмосферні процеси, що відбуваються у середні місяці, що робить прогнози більш надійними та точними. Це, у свою чергу, сприяє прийняттю обґрунтованих рішень у різних сферах діяльності, таких як сільське господарство, енергетика, транспорт і загальна безпека населення. Ці висновки є важливими для подальшого вдосконалення моделей прогнозування температури. Вони дозволяють розробникам врахувати специфічні помилки та тенденції, які можуть впливати на точність прогнозів. Подальший аналіз цих помилок та розробка методів їх корекції допоможуть покращити точність прогнозів, що є критично важливим для багатьох сфер, включаючи сільське господарство, енергетику, транспорт та інші галузі, де точність прогнозів температури має велике значення.

Результати дослідження дозволяють зробити кілька важливих висновків. По-перше, обидві моделі показують тенденцію до систематичних помилок у прогнозах температури повітря, причому ці помилки можуть змінюватися в залежності від місяця та завчасності прогнозу. По-друге, у певні періоди, такі як травень та червень, моделі демонструють особливо великі систематичні заниження, що вказує на необхідність додаткового аналізу та корекції моделей

для цих місяців. По-третє, розподіли середніх помилок для обох моделей мають багато спільних рис, що свідчить про схожість їх структури та підходів до прогнозування.

Загалом, дане дослідження показує, що хоча сучасні моделі прогнозування температури є досить точними, вони все ще мають певні систематичні помилки, які потребують корекції. Виявлення та аналіз цих помилок є важливим кроком на шляху до вдосконалення моделей та підвищення їх точності. Це дозволить покращити прогнози погоди та забезпечити більш надійну інформацію для прийняття рішень у різних галузях.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. A description of the Advanced Research WRF Version 2 / [W.C. Skamarock, J.B. Klemp, J. Dudhia and ін.] // NCAR TECHNICAL NOTE: NCAR/TN-468+STR. – 2007. – 88 p.
2. A description of the Advanced Research WRF Version 3 / [W.C. Skamarock, J.B. Klemp, J. Dudhia and ін.] // NCAR TECHNICAL NOTE: NCAR/TN-475+STR. – 2008. – 113 p.
3. ARW version 2 modeling system user's guide / [W. Wang, D. Barker, J. Bray and ін.] // NCAR – 2007. – 192 p.
4. ARW version 3 modeling system user's guide / [W. Wang, C. Bruyère, M. Duda and ін.] // NCAR – 2008. – 264 p.
5. Bobryshev O.Y., Kryvobok O.A. Technology for operational restoration of temperature and humidity profiles based on satellite measurements. *Geopolitics and Geodynamics of Regions*. 2014. Vol. 10, Issue 1. P. 382–385.
6. Carson-Marquis, B. N., J. Zhang, P. Xian, J. S. Reid, and J. W. Marquis, 2021: Improving WRF-Chem Meteorological Analyses and Forecasts over Aerosol-Polluted Regions by Incorporating NAAPS Aerosol Analyses. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 60, 839–855, <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-20-0174.1>.
7. Cha, D., and Y. Wang, 2013: A Dynamical Initialization Scheme for Real-Time Forecasts of Tropical Cyclones Using the WRF Model. *Mon. Wea. Rev.*, 141, 964–986, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-12-00077.1>.
8. Didkivska, S., Ievdin, I., Kovalets, I. [et al.] // Software tools and related documentation for the automatic downloading of global meteorological data and operation of the WRF meteorological modelling system. Report of the EU FP7 NERIS-TP Project NERIS-TP(WP4)-(13)-02. – doi: 10.13140/2.1.3572.8002.
9. Doroshenko Anatoliy, Shpyg Vitalii, Budak Igor, Huda Kateryna. Numerical atmospheric models and their application in different areas of economics [In: Kvasniy L. and Tatomyr I. (eds) *Ukraine in the context of global and national modern*

- servisation processes and digital economy]: monograph. Praha: Oktan Print, 2020. P. 155-171. DOI: 10.46489/UITCOG0909
10. Emeis S. Surface-based remote sensing of the atmospheric boundary layer / Emeis S. – Dordrecht: Springer, 2009. – 174 p.
11. Givati, A., B. Lynn, Y. Liu, and A. Rimmer, 2011: Using the WRF Model in an Operational Streamflow Forecast System for the Jordan River. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 51, 285–299, <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-11-082.1>.
12. Gorbachova L., Khrystiuk B., Shpyg V. Verification of the automated flood forecasting system on the Stryi River. *Acta Hydrologica Slovaca*. 2022. Vol. 23, No. 2. P. 234–240. DOI: <https://doi.org/10.31577/ahs-2022-0023.02.002624>.
13. Grell G. A., Freitas S. A scale and aerosol aware stochastic convective parameterization for weather and air quality modeling. *Atmos. Chem. Phys.* 2013. Vol. 13, No 23. P. 846-893.
14. Grose A. M. E., Smith E. A., Chung H., Ou M., Sohn B. and Turk F. J. Possibilities and Limitations for Quantitative Precipitation Forecasts Using Nowcasting Methods with Infrared Geosynchronous Satellite Imagery. *J. Appl. Meteor. Climatol.* 2002. Vol. 41, 763–785.
15. Hagman, M., G. Svensson, and W. M. Angevine, 2021: Forecast of Low Clouds over a Snow Surface in the Arctic Using the WRF Model. *Mon. Wea. Rev.*, 149, 2559–2579, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-20-0396.1>.
16. Ievdin, I., Trybushny, D., Zheleznyak, M. [et al.] // RODOS re-engineering: aims and implementation details. *Radioprotection*. – 2010. – Vol. 45, N 5. – 190 p.
17. Knievel J. The WRF model [Електронний ресурс] / J. Knievel // ATEC Forecasters Conference, July and August 2005 : Pres. and Abs. – Boulder, USA:http://www.ral.ucar.edu/projects/armyrange/references/forecastconf_8_05/10_wrf_vs_mm5.pdf
18. Kobzystyi P.I., Shcherban I.M. Basics of synoptic meteorology: Tutorial. K.: Kyiv University Publishing and Printing Center, 2006. 115 p.
19. Kovalets, I.V., Kivva, S.L. & Udovenko, O.I. Usage of the WRF/DHSVM model chain for simulation of extreme floods in mountainous areas: a pilot study for the Uzh

- River Basin in the Ukrainian Carpathians. *Nat Hazards* 75, 2049–2063 (2015).
<https://doi.org/10.1007/s11069-014-1412-0>
20. Mita, and Catsaros, 2012. Simulating pollutant transport over complex terrain: The hydrological component.
21. Otsinka perekhodiv enerhiyi v atmosferi za danymy chysel'noho modeliuвання / D.V. Pishnyak, H.P. Ivus, V.M. Shpyh, I.V. Budak // *Visnyk Odes'koho derzh. ekolohichnoho un-tu.* - 2010. - Vyp. 10. - S. 112-119.
22. Park, S., J. B. Klemp, and J. Kim, 2019: Hybrid Mass Coordinate in WRF-ARW and Its Impact on Upper-Level Turbulence Forecasting. *Mon. Wea. Rev.*, 147, 971–985, <https://doi.org/10.1175/MWR-D-18-0334.1>.
23. Prusov V.A., Snizhko S.I. *Mathematical modeling of atmospheric processes.* K.: Nika-Center, 2005. 496 p.
24. Pylypenko O. et al. Flood forecasting and flood inundation mapping system developed for Ukrainian parts of Prut and Siret river basins within EAST AVERT project. *Geophysical Research Abstracts.* Vol. 20, EGU2018-10652-2, 2018. <https://meetingorganizer.copernicus.org/EGU2018/EGU2018-10652.pdf>
25. Shpyg V. Evaluation of thermodynamic fields forecast accuracy for different physical schemes in the WRF ARW model / V. Shpyg, I. Budak // *Fifth International Verification Methods Workshop : 1-7 December 2011 : Abstracts, CAWCR Technical Report No. 046.* – Melbourne (Australia), 2011. – P. 66.
26. Shpyg V.M., Shcheglov O.A. Influence of land use categories on WRF forecast and its accuracy. *Гідрологія, гідрохімія і гідроекологія.* 2022. № 3 (65). С. 68-78. DOI: <https://doi.org/10.17721/2306-5680.2022.3.5>
27. Shpyg V.M. Forecast accuracy of thermodynamic meteorological quantities and precipitation in mountainous conditions using hydrostatic and non-hydrostatic numerical atmospheric mesoscale models. *Physical Geography and Geomorphology.* 2014. Issue 4 (76). P. 117–136.
28. Shpyg V., Budak I. WRF reflectivity simulation and verification of thunderstorm forecast by radar and surface observation. 16th International Radar Symposium.

- Symposium Materials (24-26 June 2015, Dresden, Germany). P. 610-615. DOI: 10.1109/IRS.2015.7226388
29. Software tools and related documentation for the automatic downloading of global meteorological data and operation of the WRF meteorological modelling system / S. Didkivska, I. Ievdin, I. Kovalets [et al.] // Report of the EU FP7 NERIS-TP Project NERIS-TP(WP4)-(13)-02. – doi: 10.13140/2.1.3572.8002.
30. The Distributed Hydrology Soil Vegetation Model Wigmosta et al., 2002.
31. The Planetary Weather Research and Forecasting (planetWRF) Model <http://planetwrf.com/>
32. Weisman, M. L., C. Davis, W. Wang, K. W. Manning, and J. B. Klemp, 2008: Experiences with 0–36-h Explicit Convective Forecasts with the WRF-ARW Model. *Wea. Forecasting*, 23, 407–437, <https://doi.org/10.1175/2007WAF2007005.1>
33. Wu, D., C. Peters-Lidard, W. Tao, and W. Petersen, 2016: Evaluation of NU-WRF Rainfall Forecasts for IFloodS. *J. Hydrometeor.*, 17, 1317–1335, <https://doi.org/10.1175/JHM-D-15-0134.1>.

ДОДАТОК А

Коробчасті діаграми, диференційні розподіли помилок прогнозів та прогнозованих і фактичних значень для прогнозів за моделями WRF ARW v.3.9.1 та WRF ARW v.4.0

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

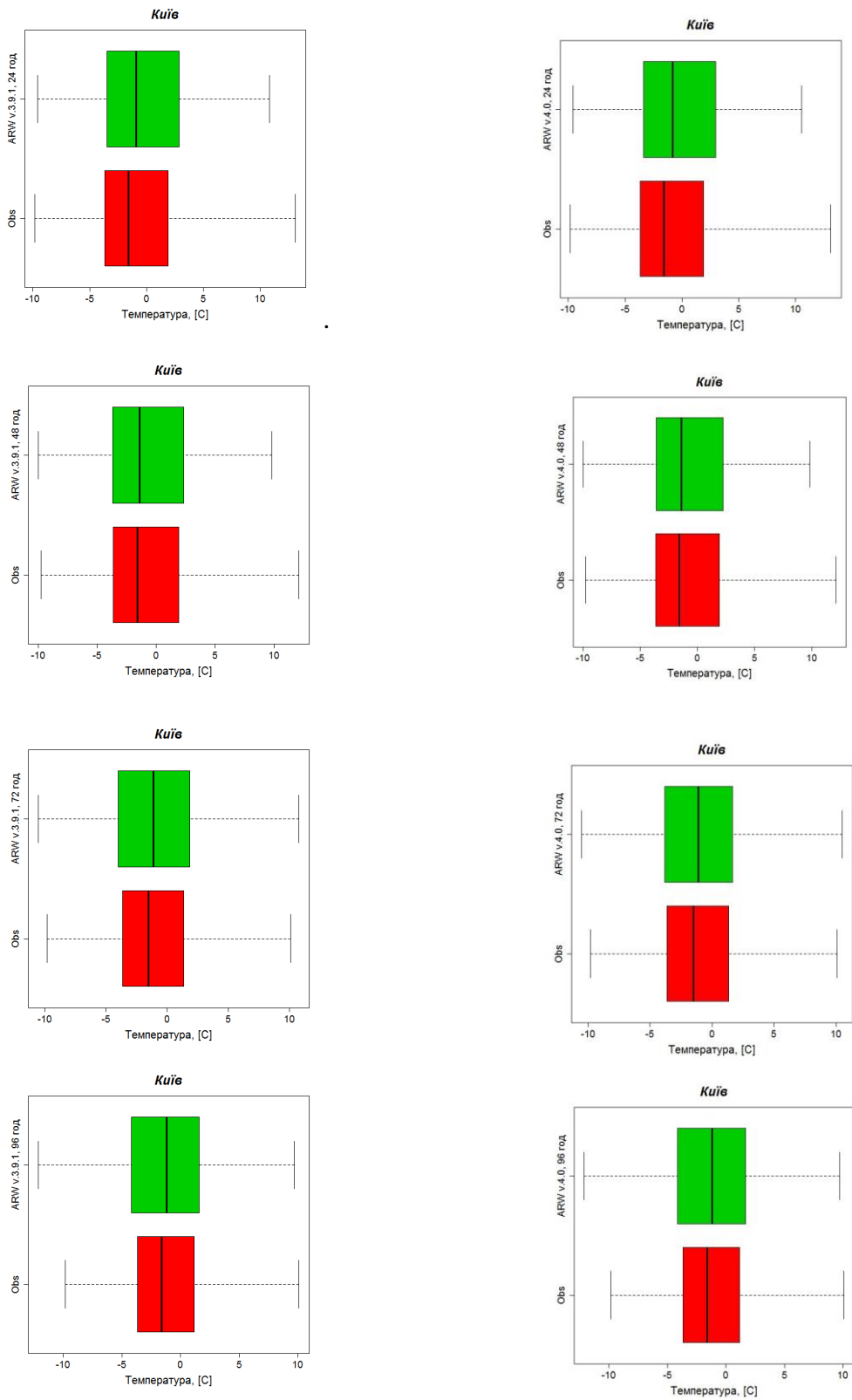
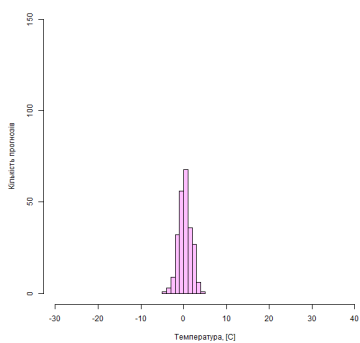


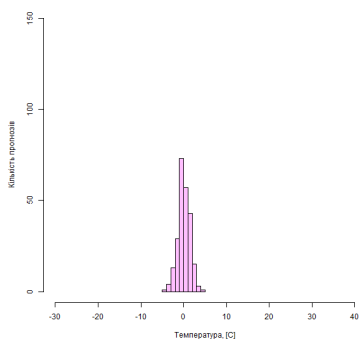
Рис. А.1 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, січень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

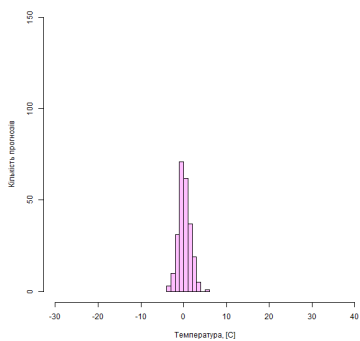
Київ (ARW v.3.9.1), 24 год



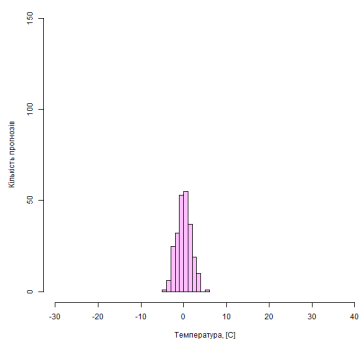
Київ (ARW v.3.9.1), 48 год



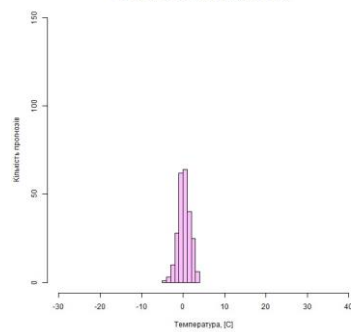
Київ (ARW v.3.9.1), 72 год



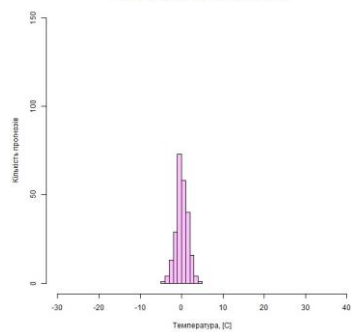
Київ (ARW v.3.9.1), 96 год

**WRF ARW v.4.0**

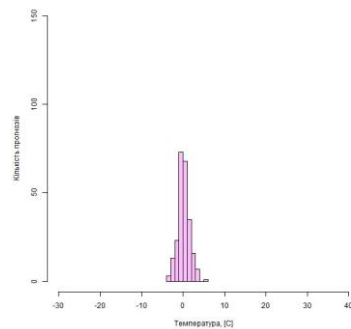
Київ (ARW v.4.0), 24 год



Київ (ARW v.4.0), 48 год



Київ (ARW v.4.0), 72 год



Київ (ARW v.4.0), 96 год

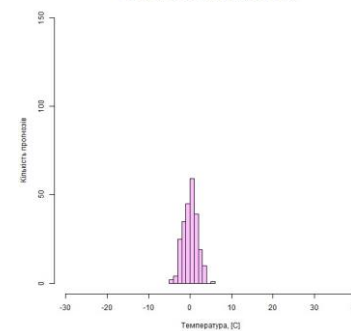
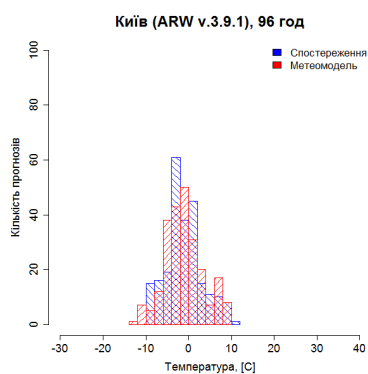
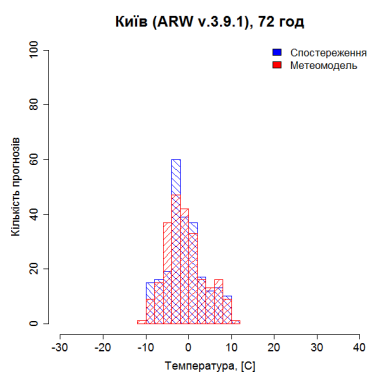
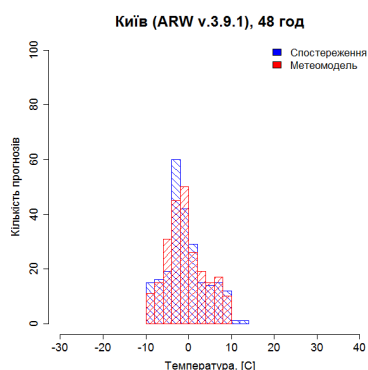
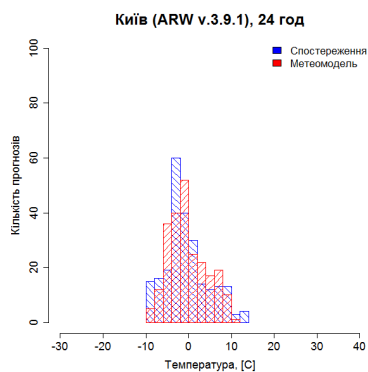


Рис. А.2 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, січень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1



WRF ARW v.4.0

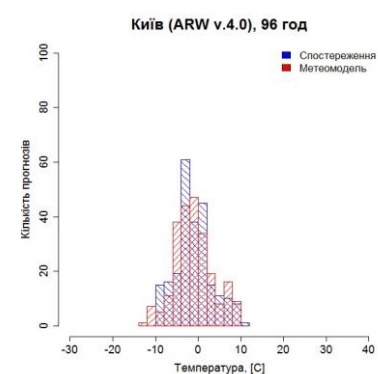
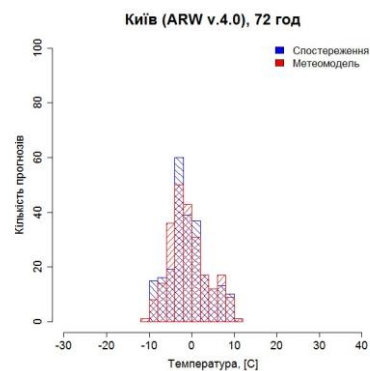
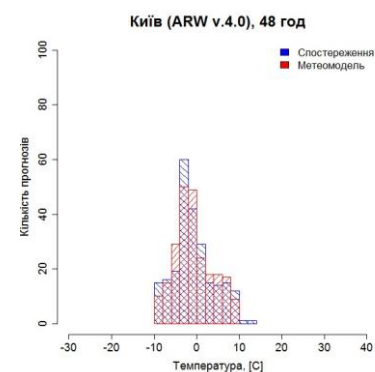
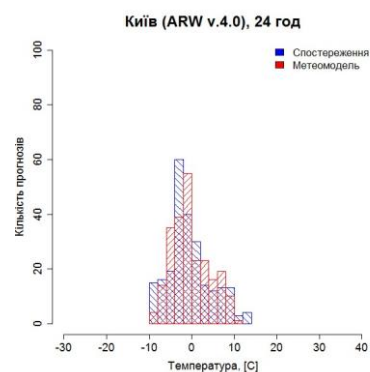


Рис. А.3 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, січень 2023 р.

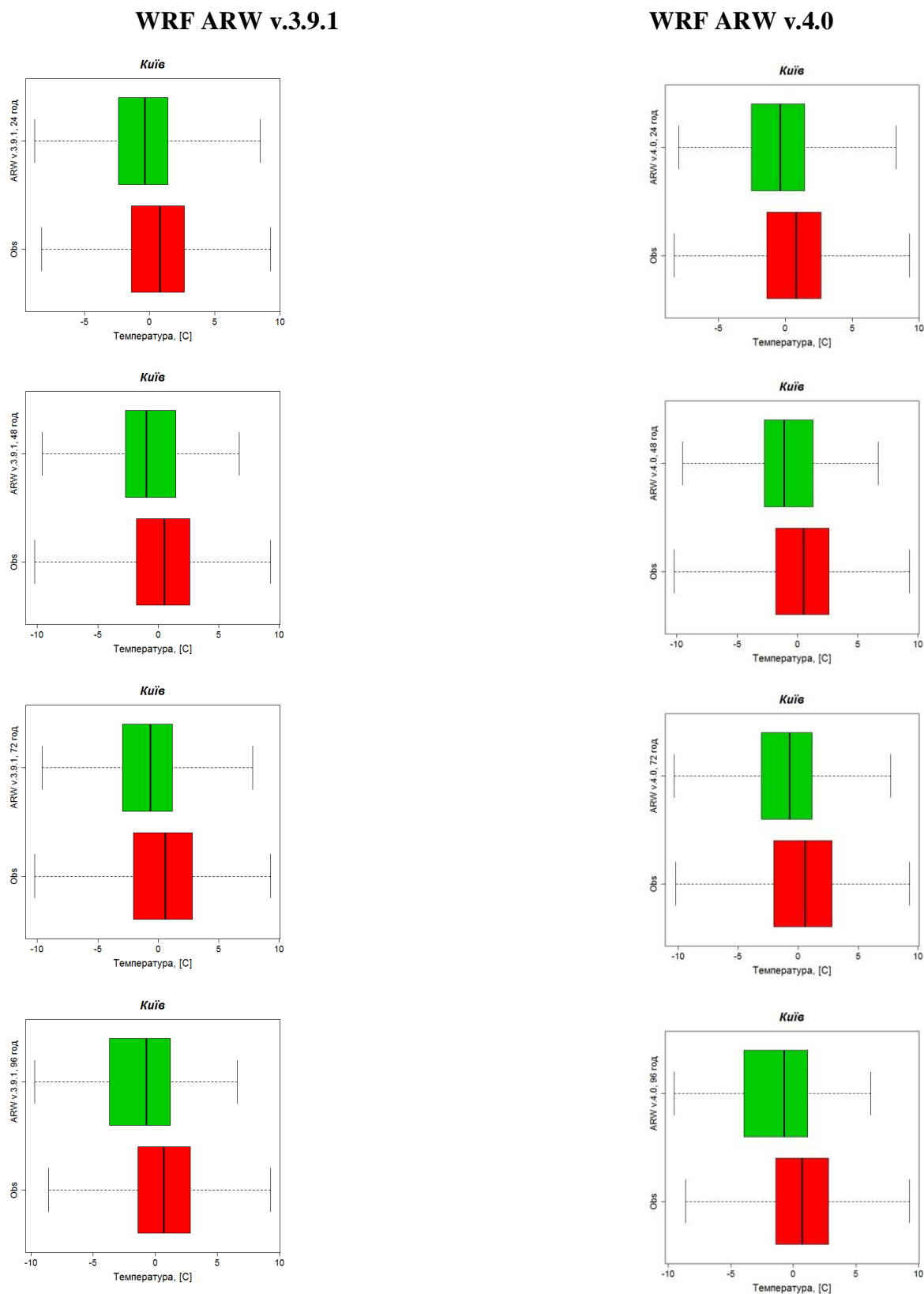


Рис. А.4 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, лютий 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

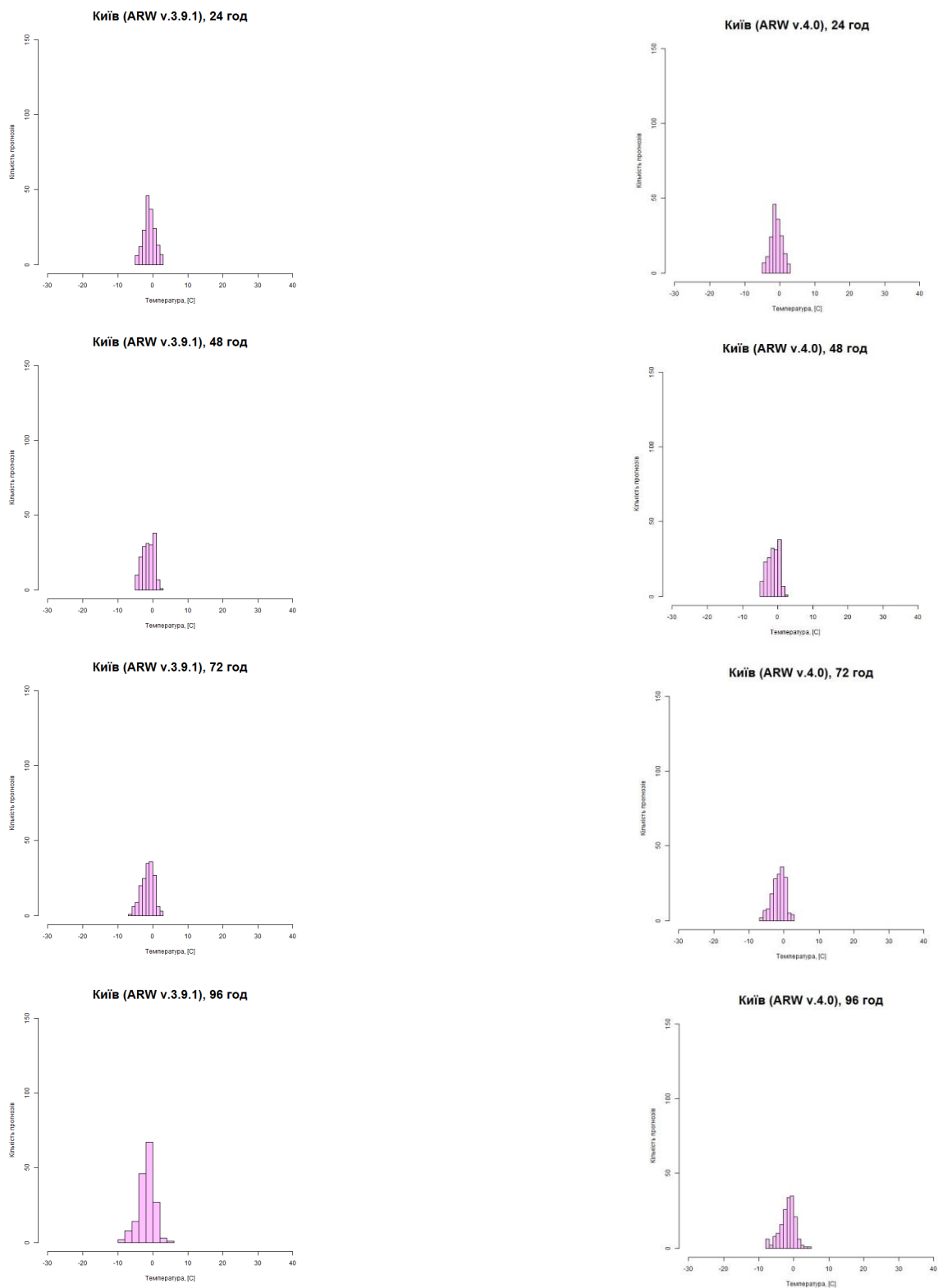
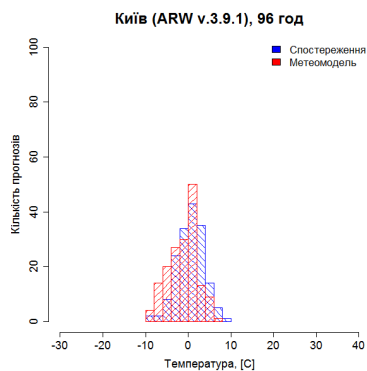
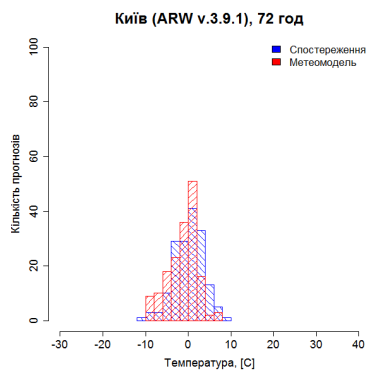
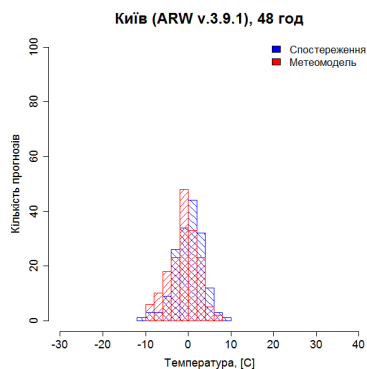
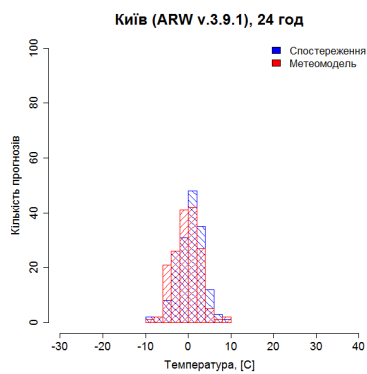


Рис. А.5 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, лютий 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1



WRF ARW v.4.0

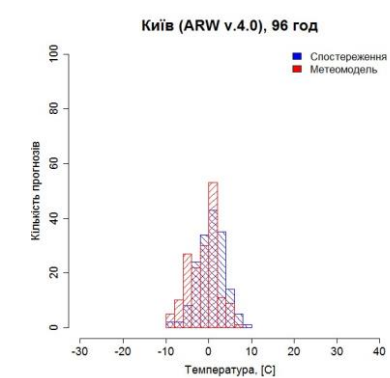
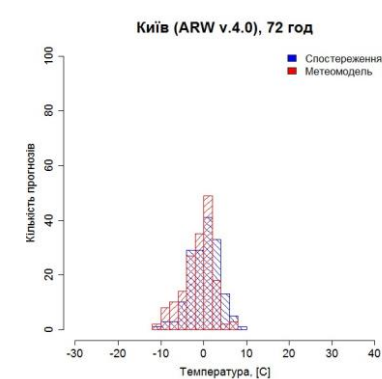
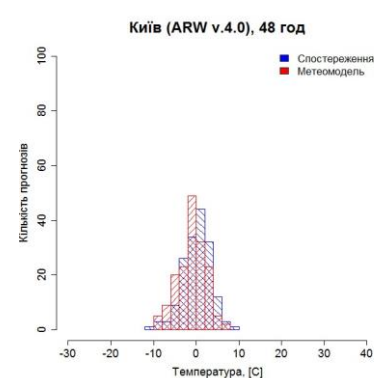
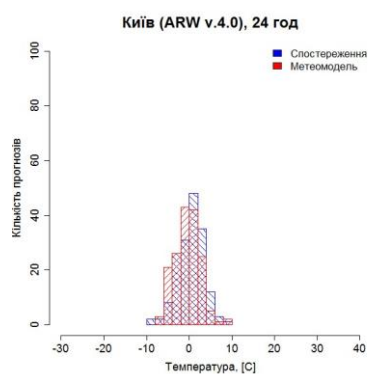
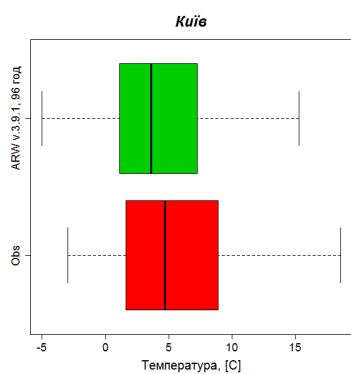
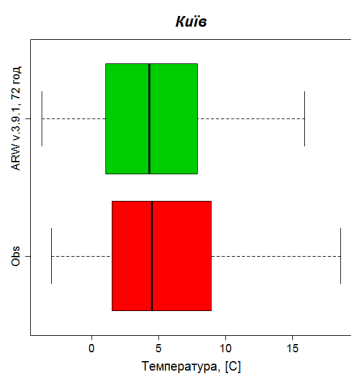
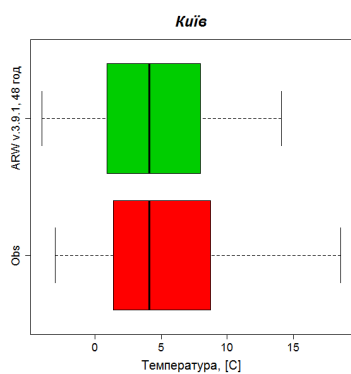
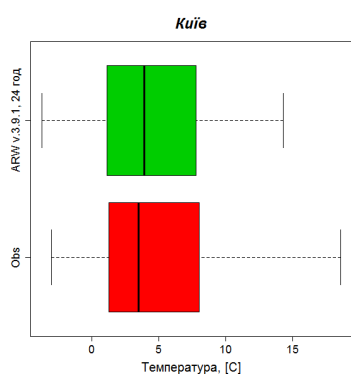


Рис. А.6 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, лютий 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1



WRF ARW v.4.0

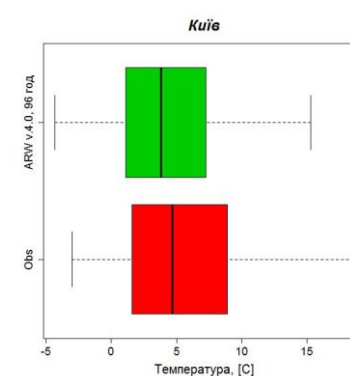
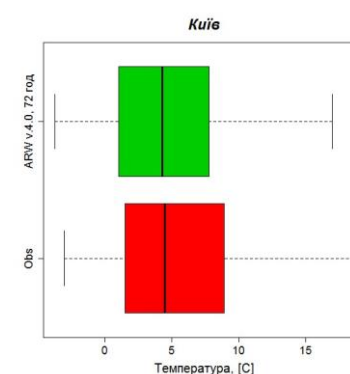
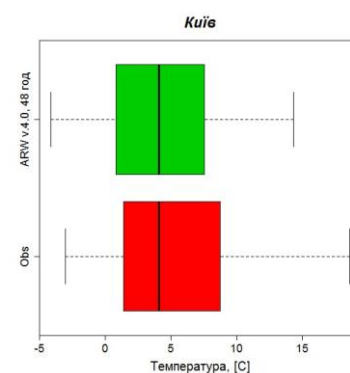
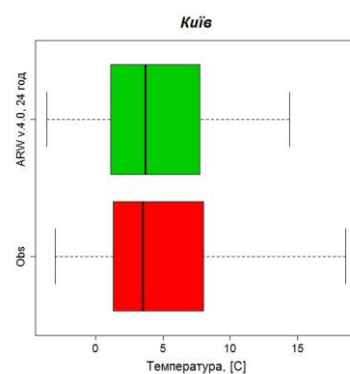


Рис. А.7 Коробчасті діаграми розсіювання для I, II, III та IV доби прогнозу, березень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

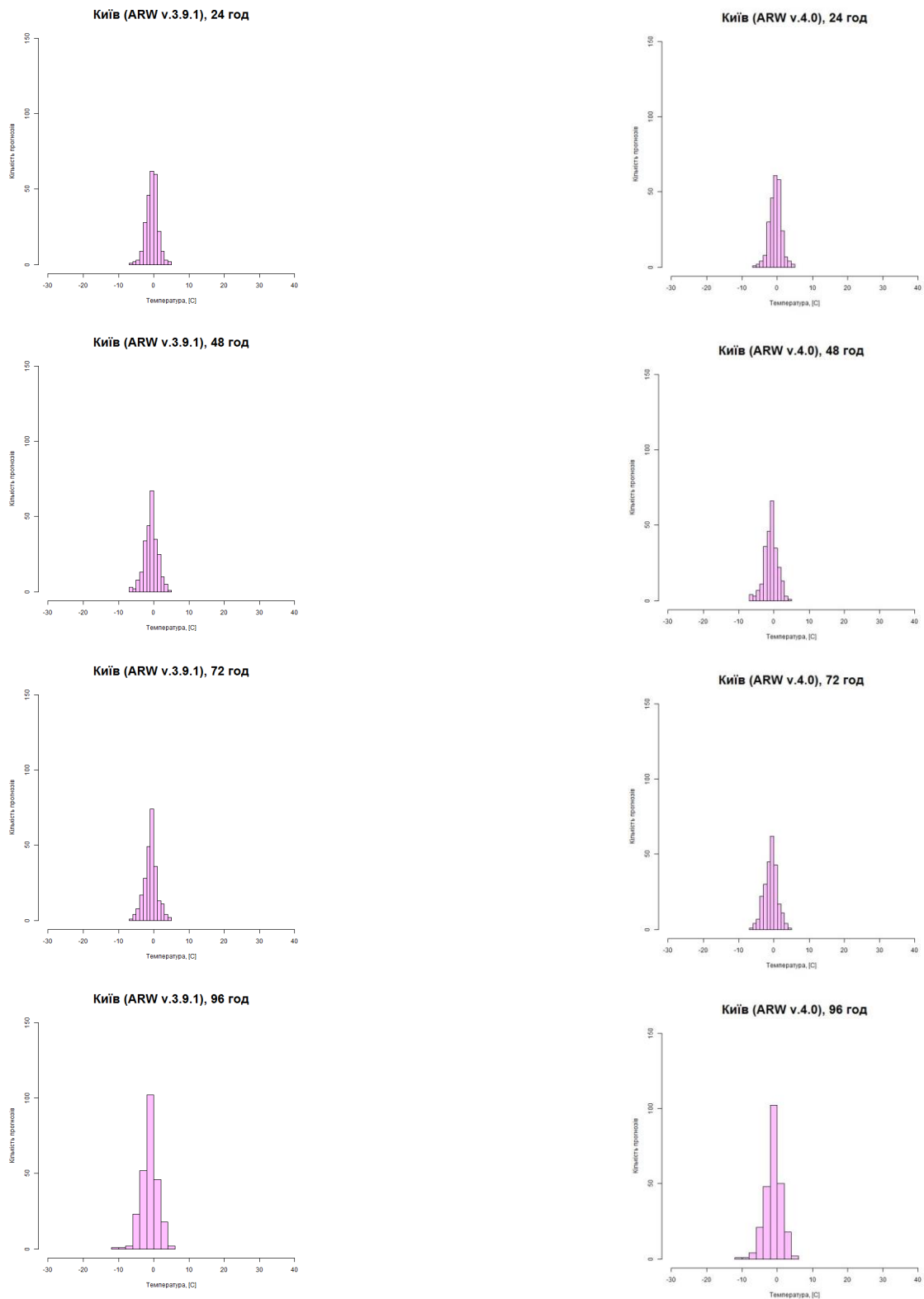
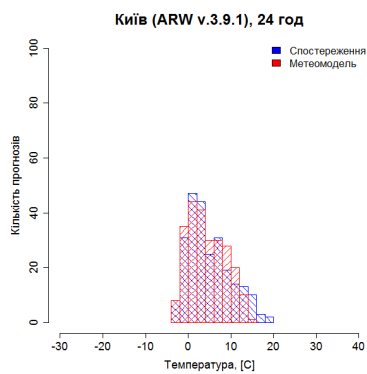


Рис. А.8 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, березень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1



WRF ARW v.4.0

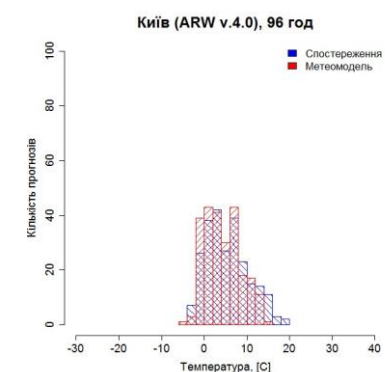
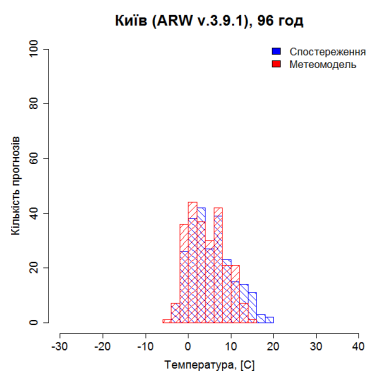
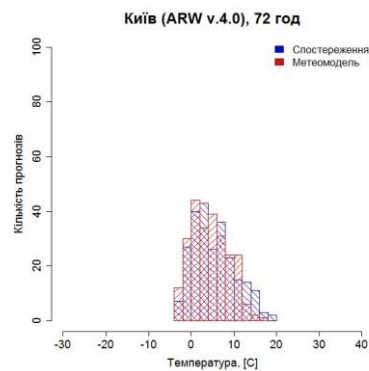
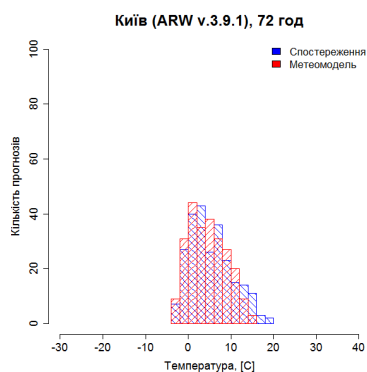
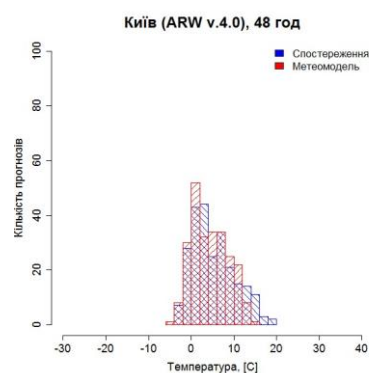
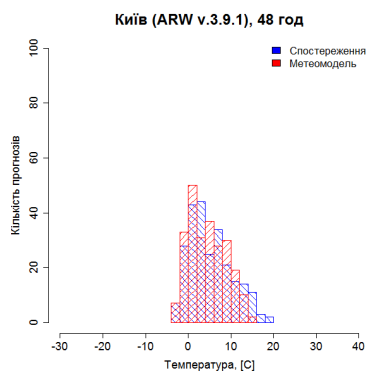
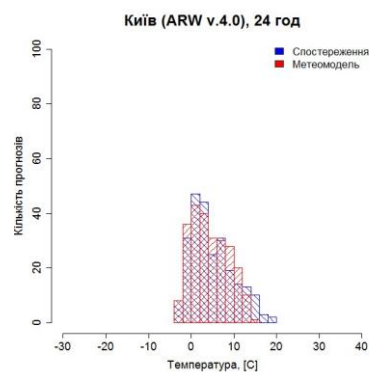


Рис. А.9 – Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, 2023 р.

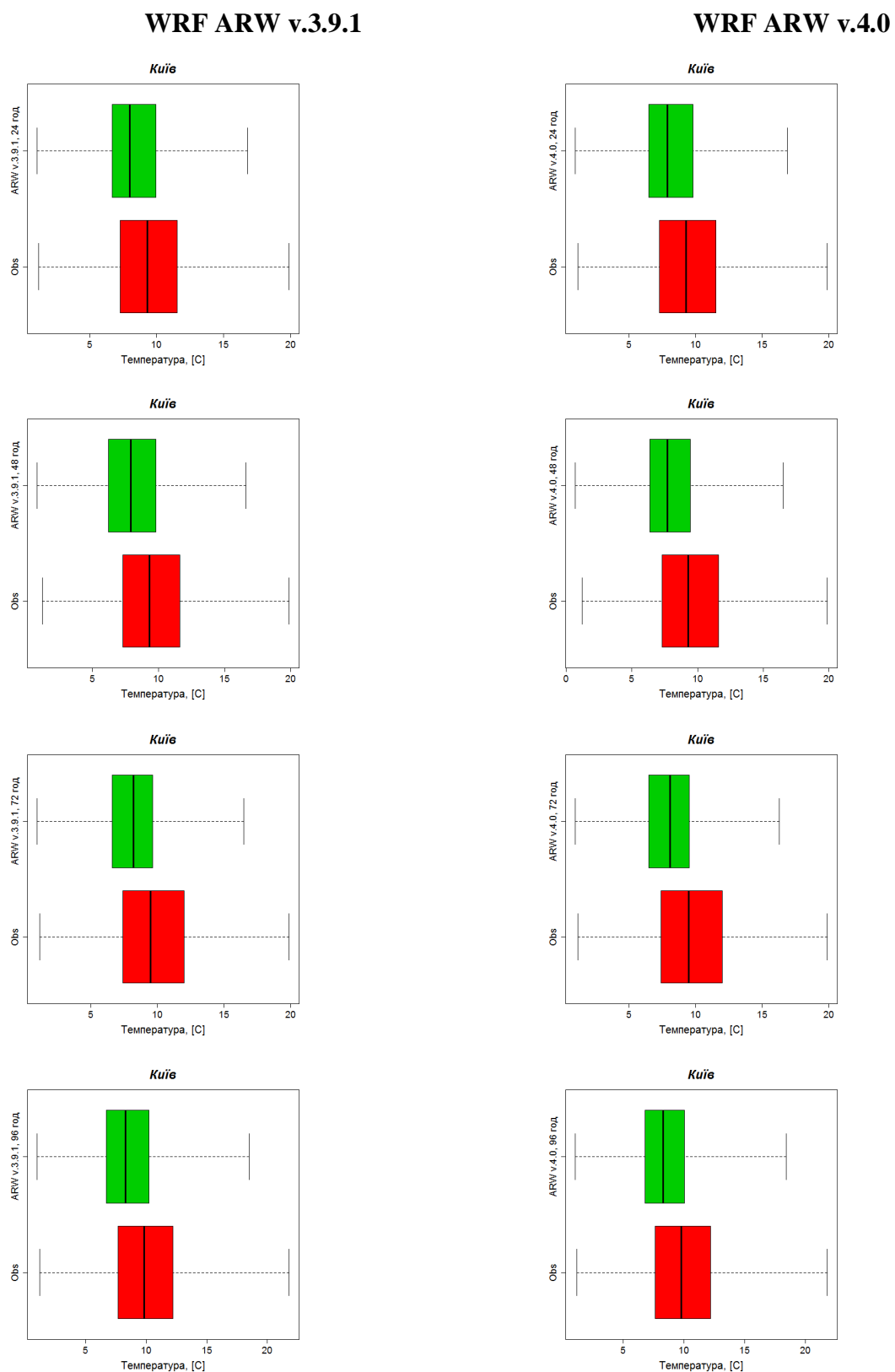


Рис. А.10 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, квітень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

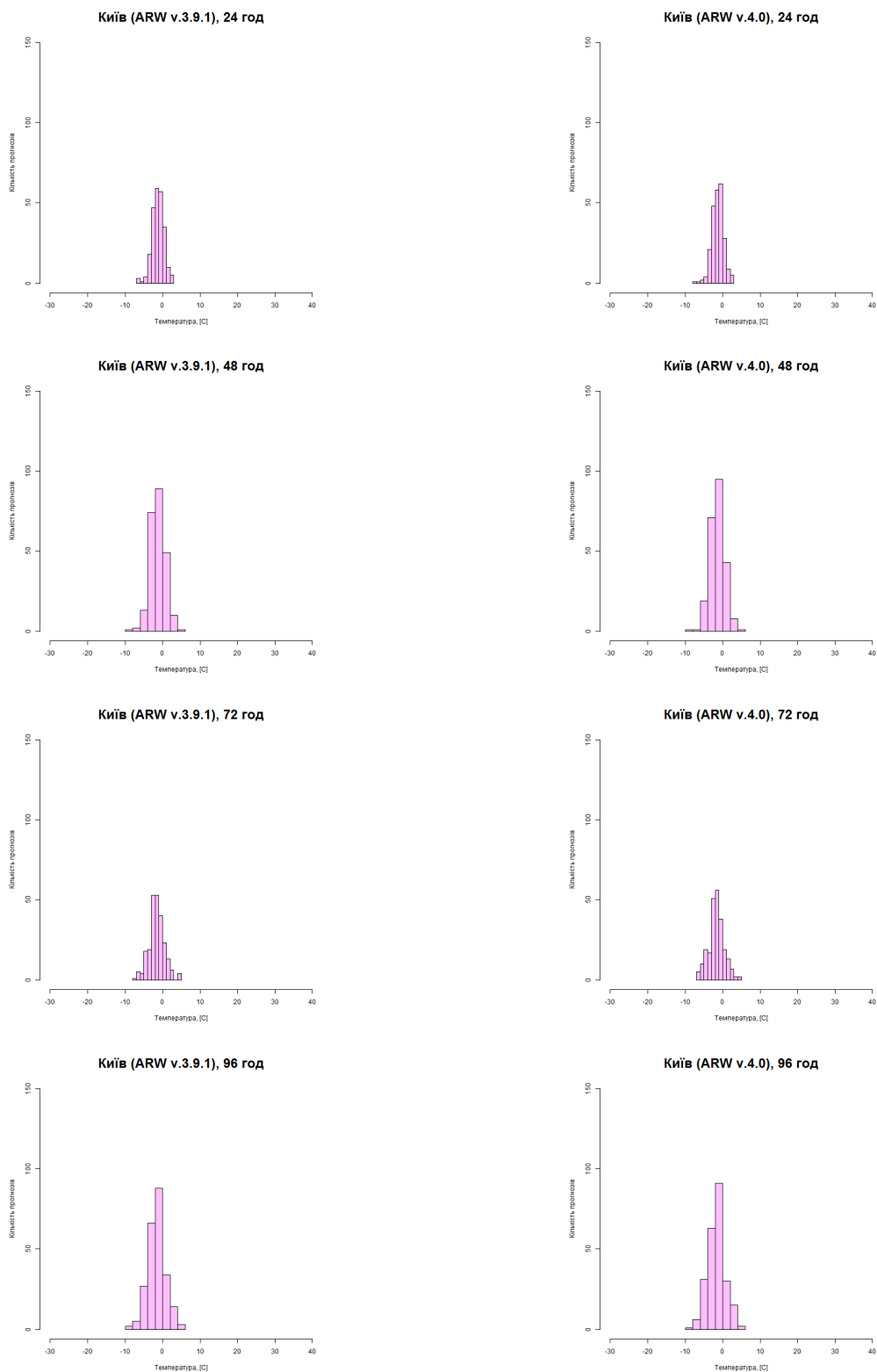


Рис. А.11 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, квітень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

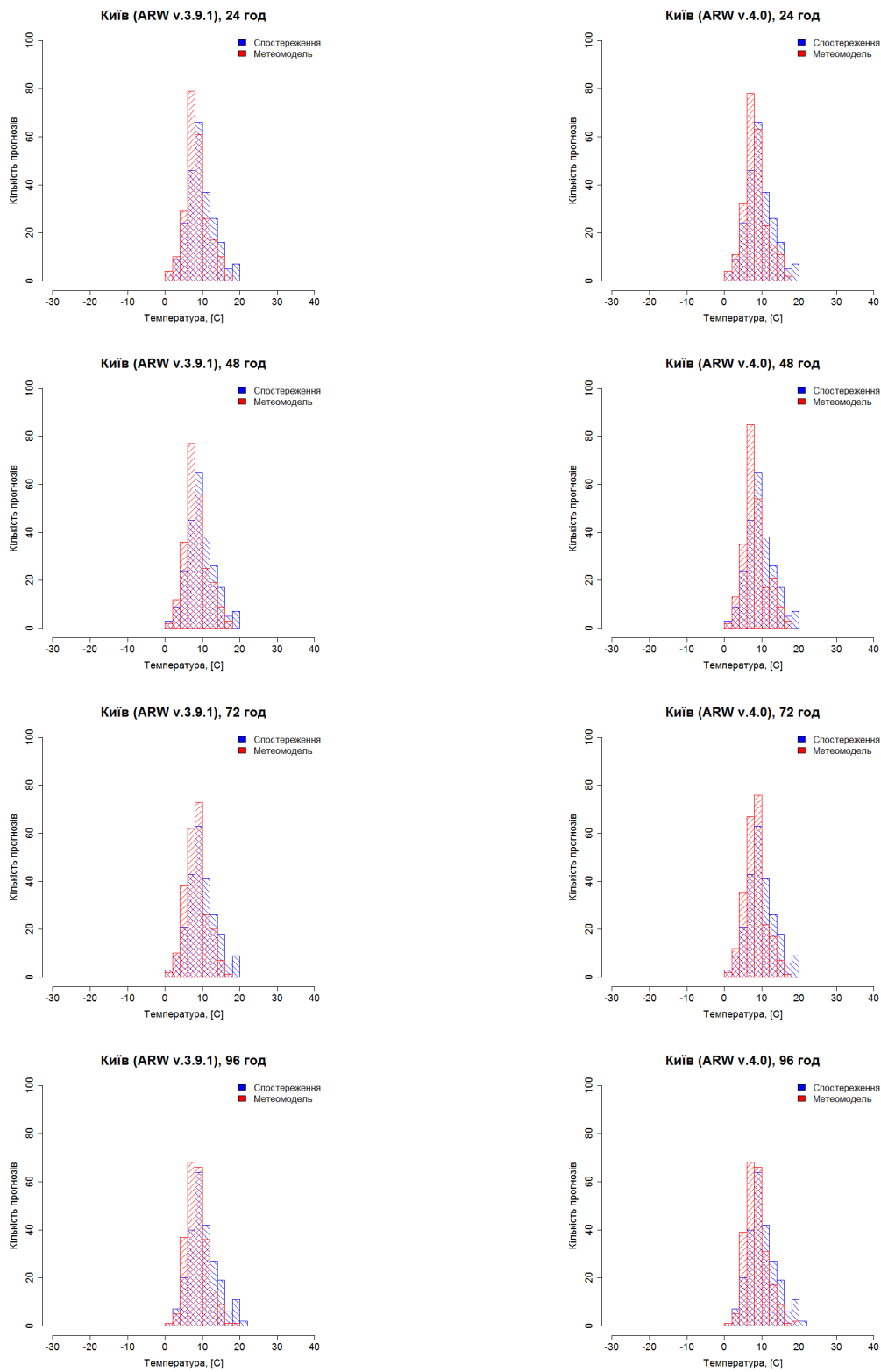


Рис. А.12 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, квітень 2023 р.

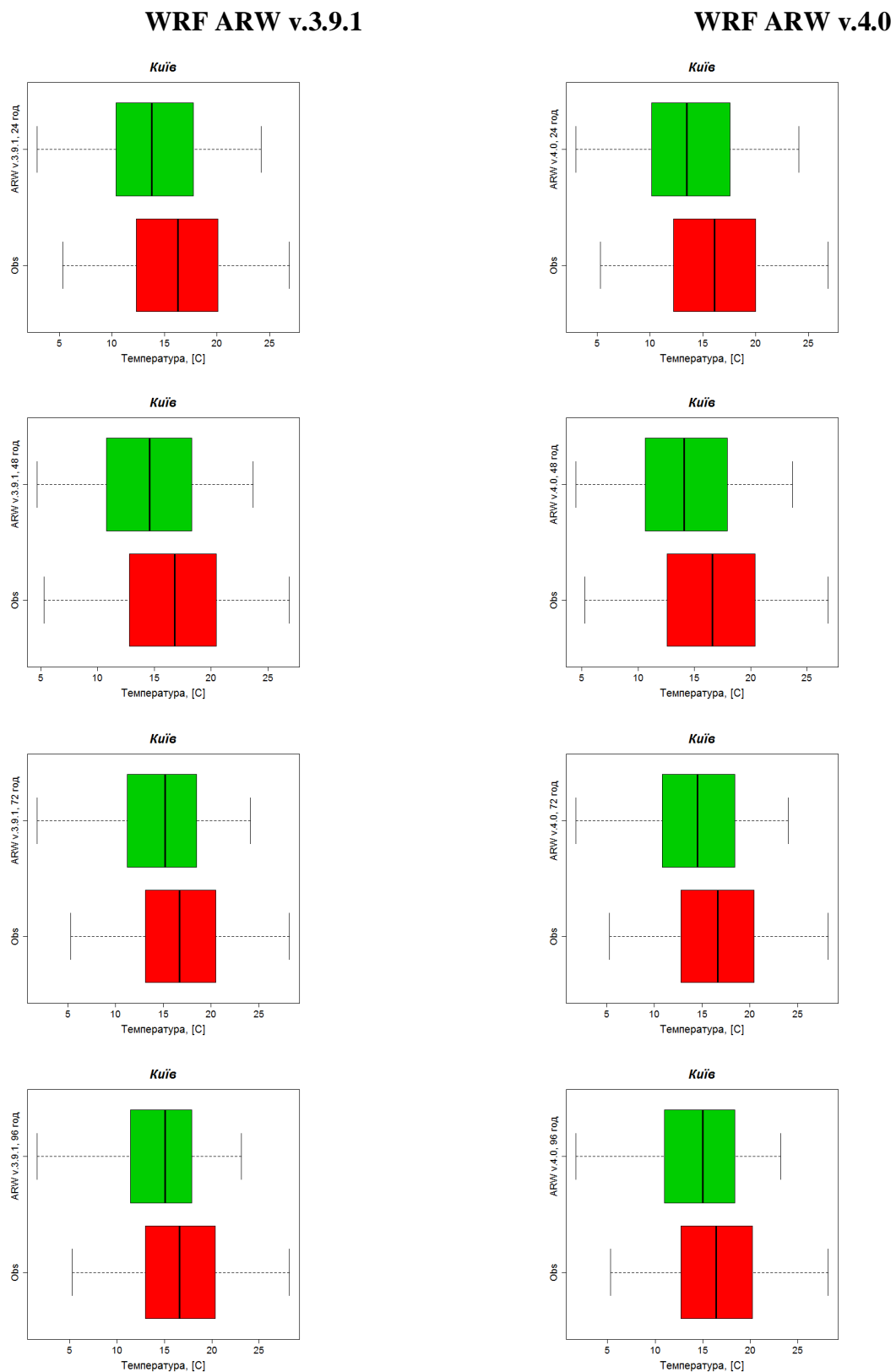


Рис. А.13 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, травень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

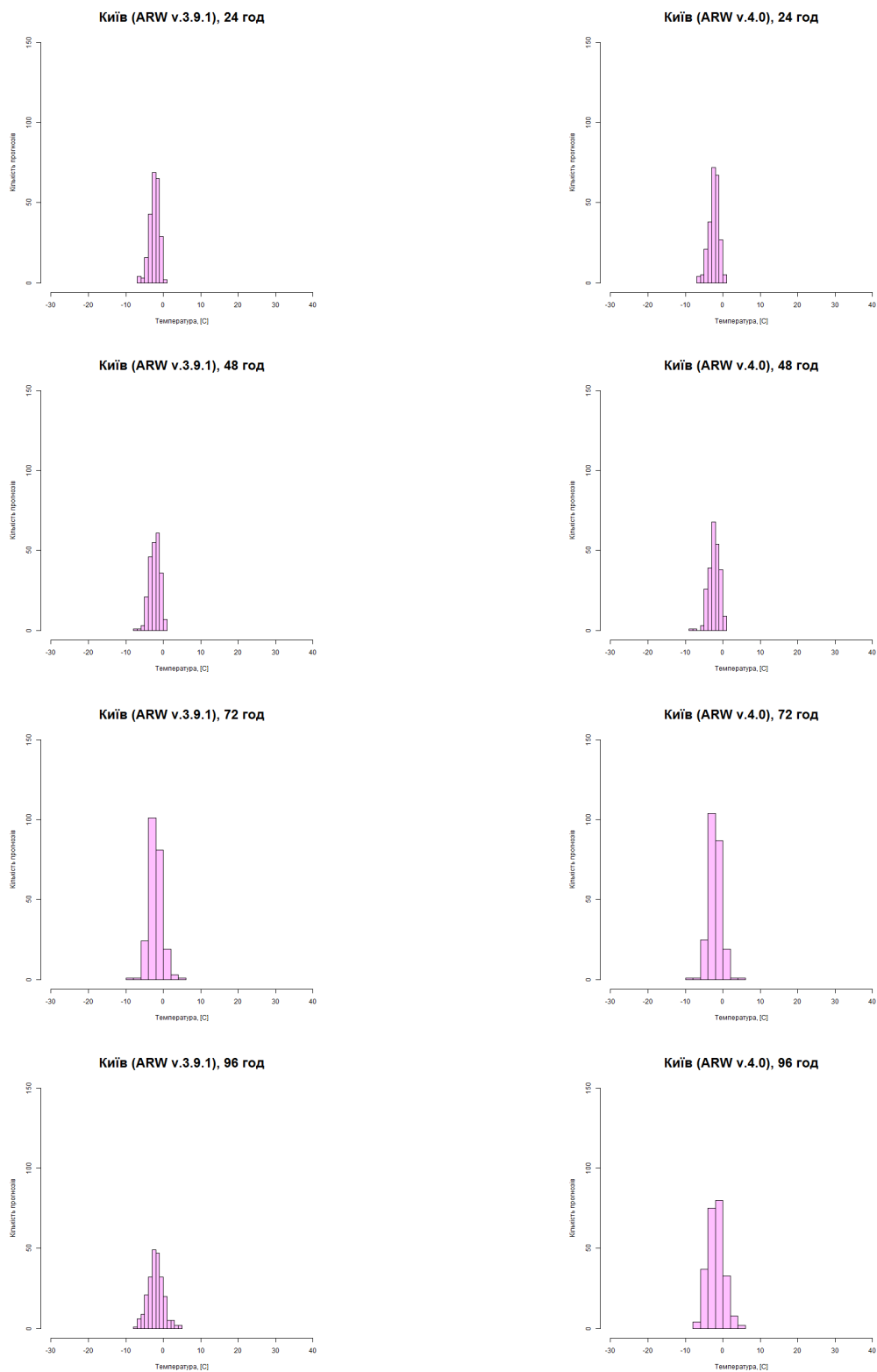


Рис. А.14 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, травень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

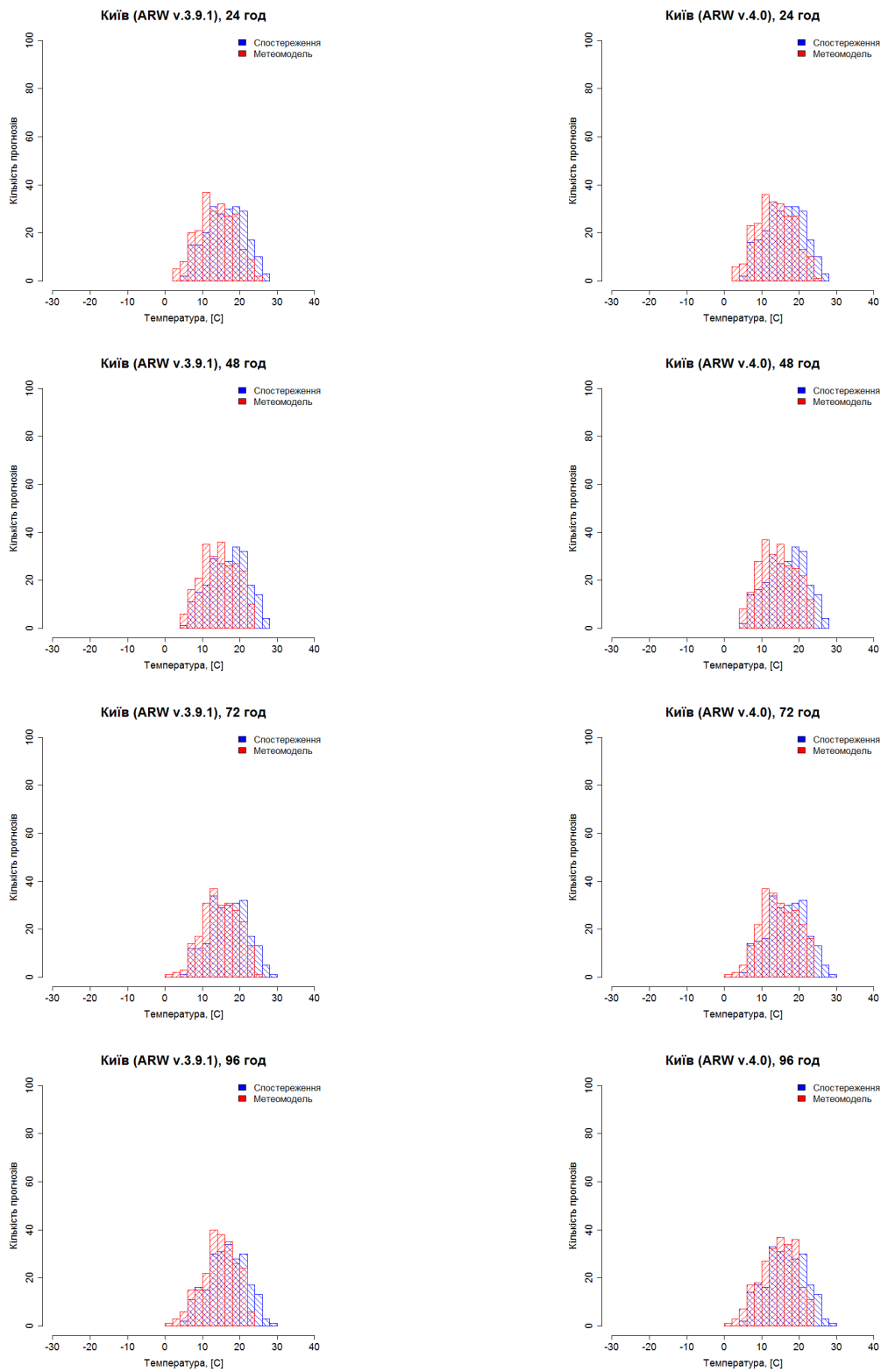


Рис. А.15 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, травень 2023 р.

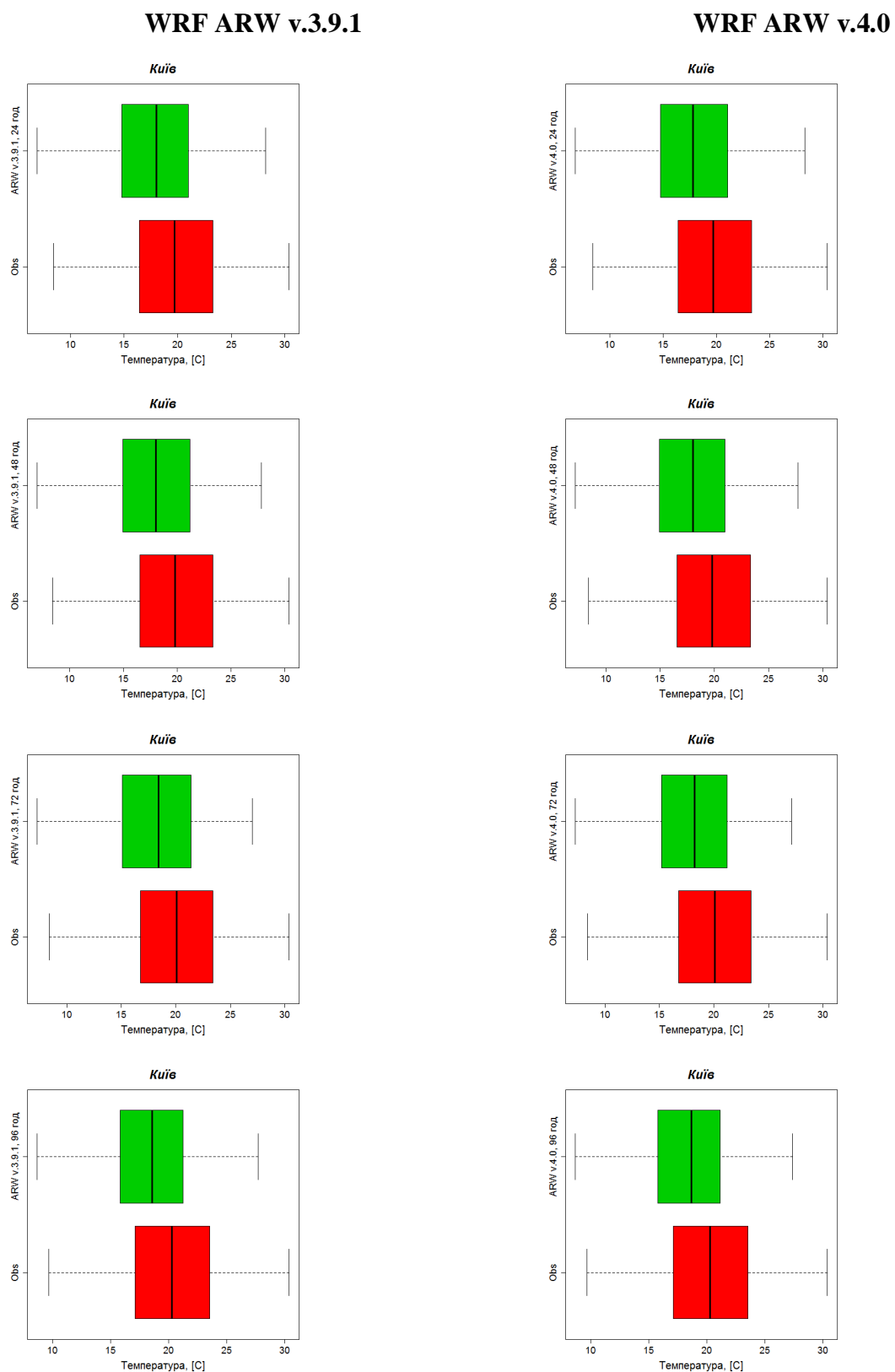


Рис. А.16 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, червень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

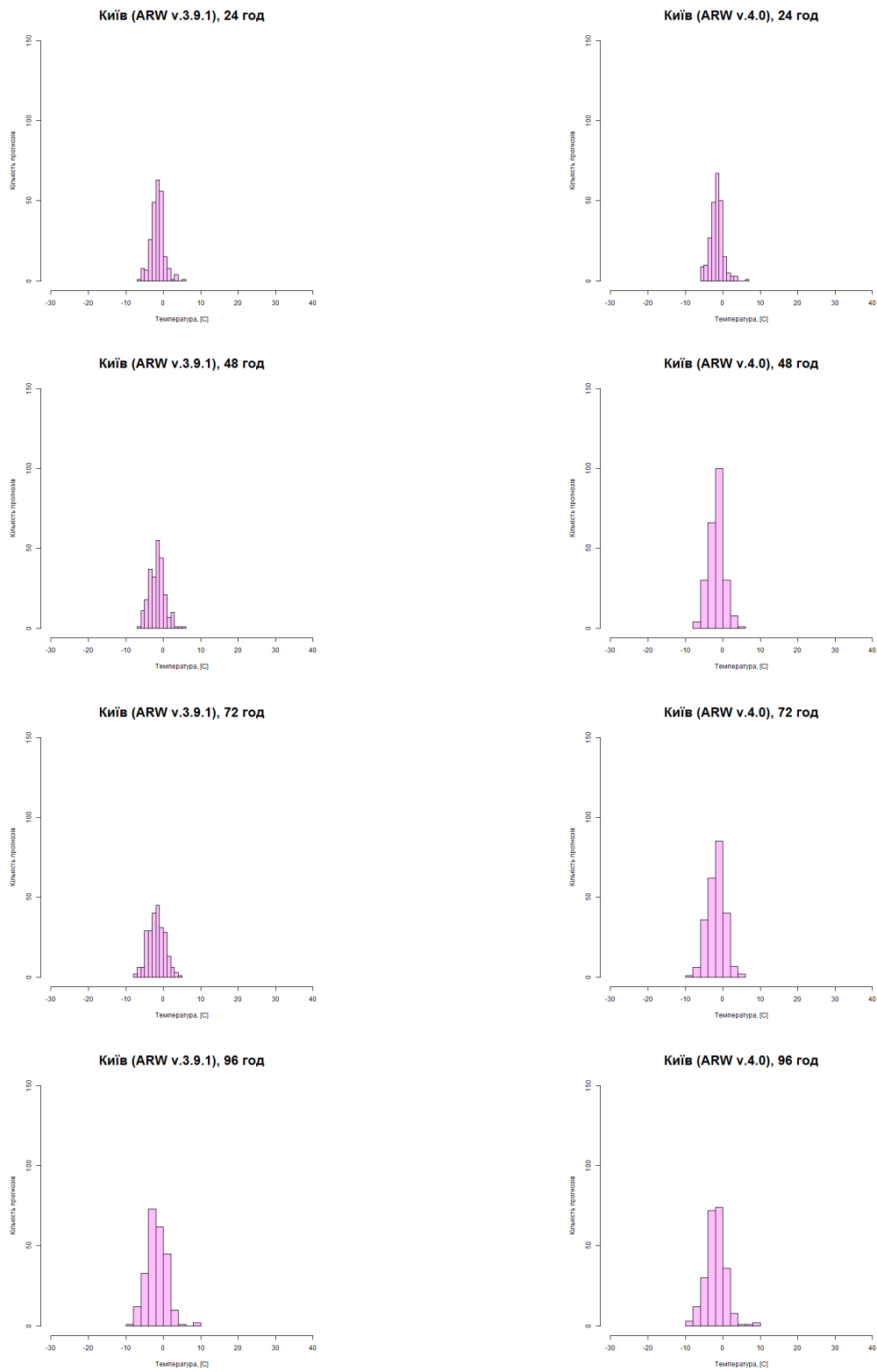


Рис. А.17 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, червень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

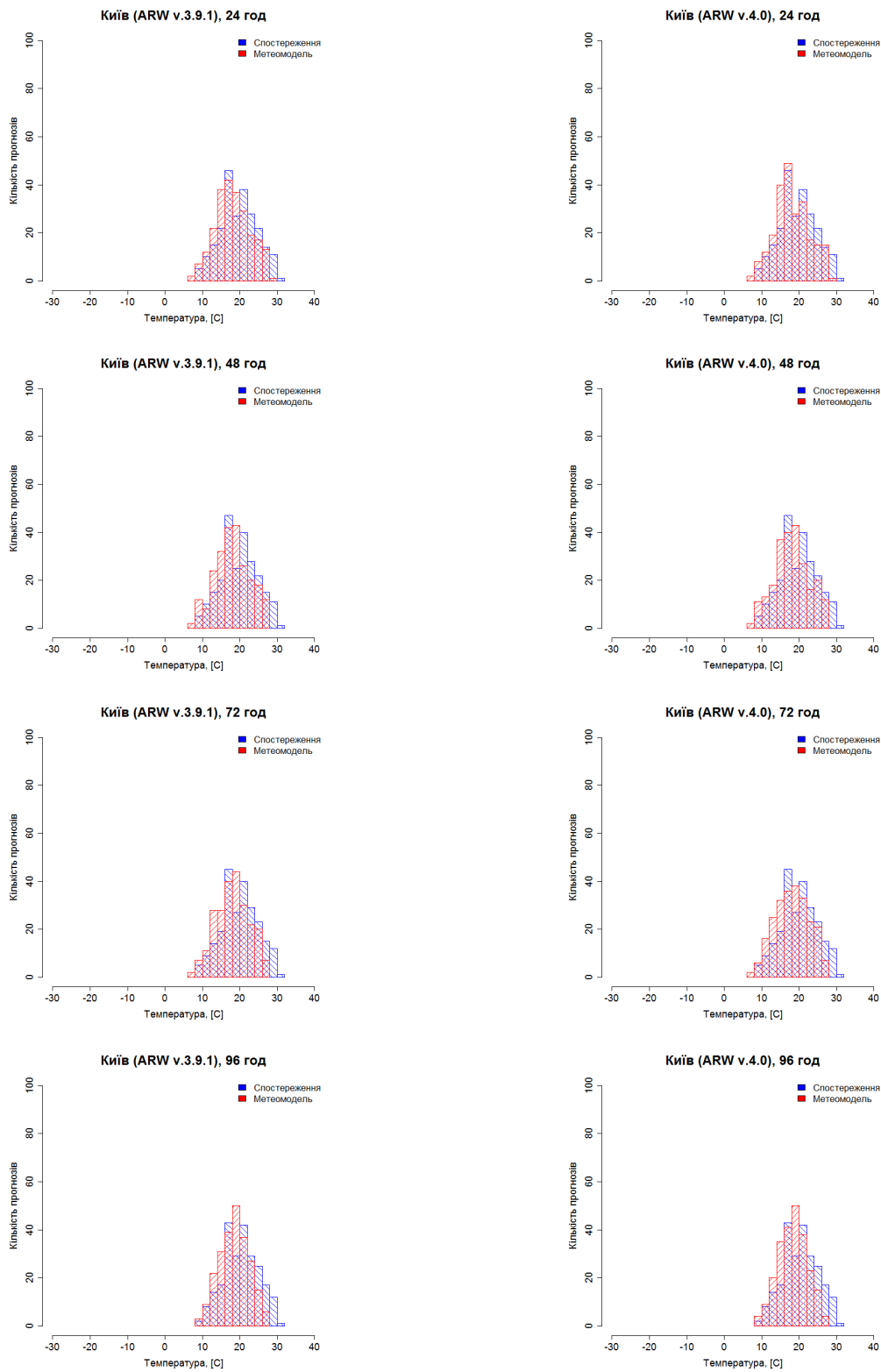


Рис. А.18 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, червень 2023 р.

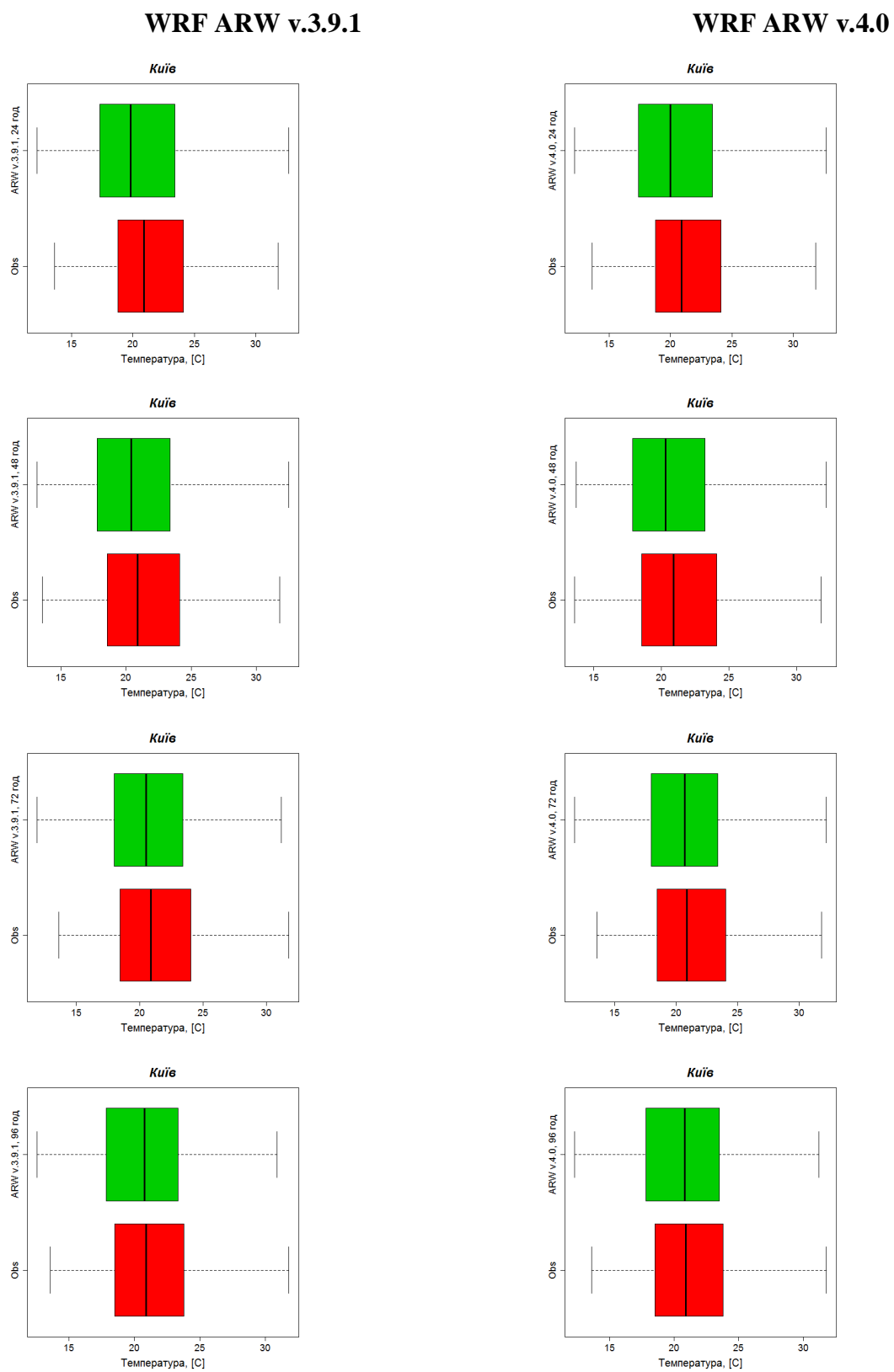


Рис. А.19 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, липень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

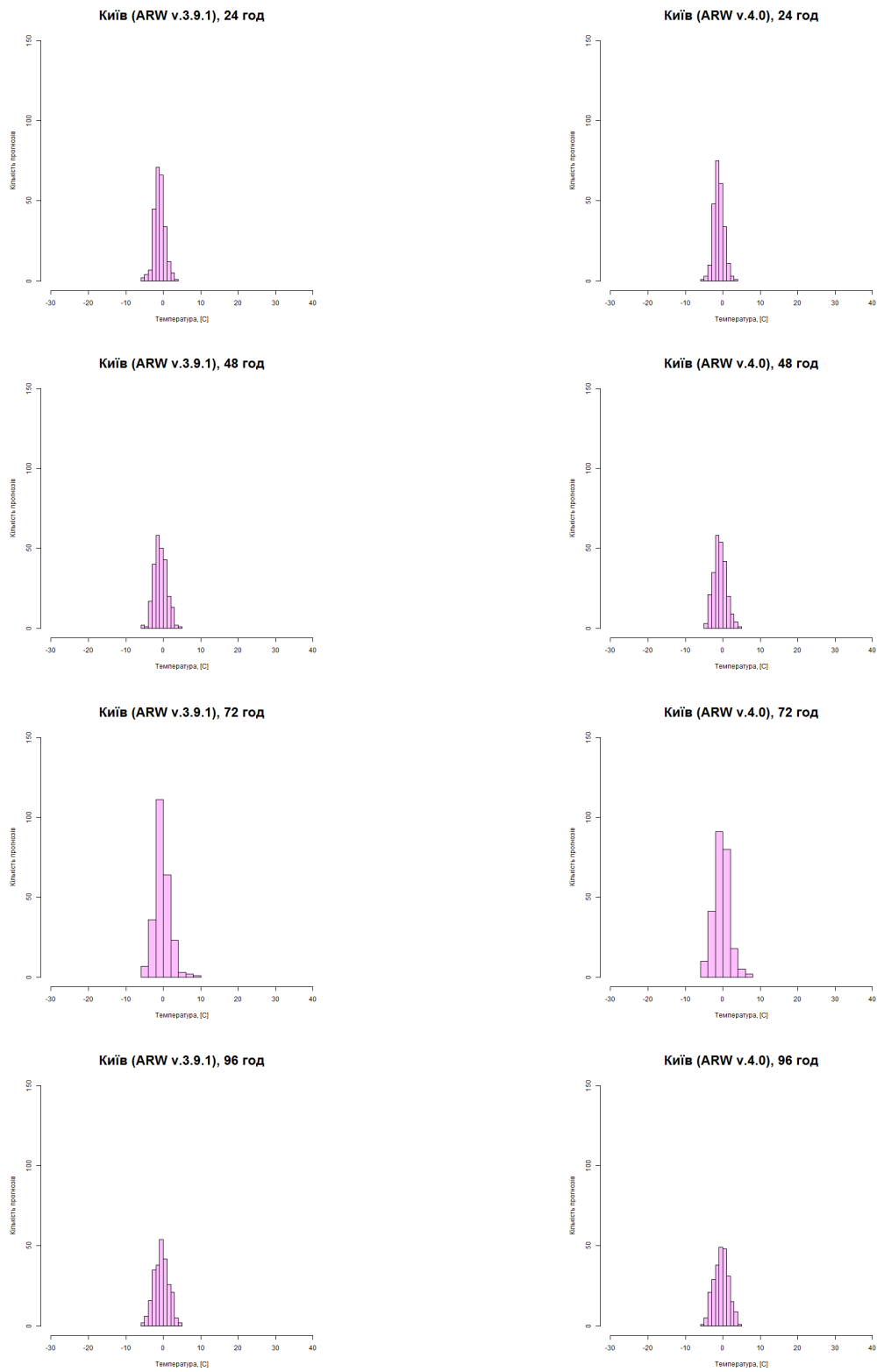


Рис. А.20 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, липень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

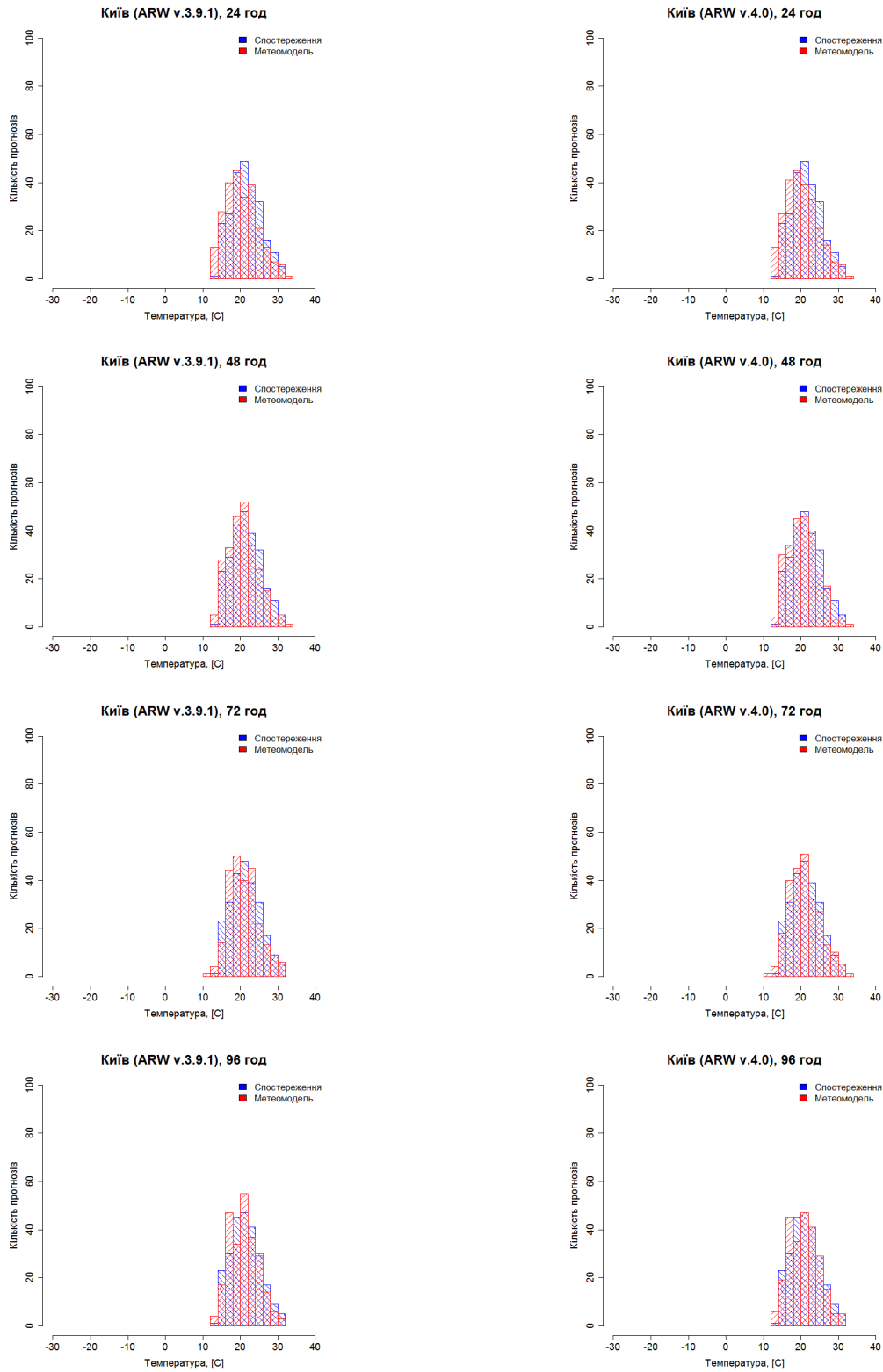


Рис. А.21 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, липень 2023 р.

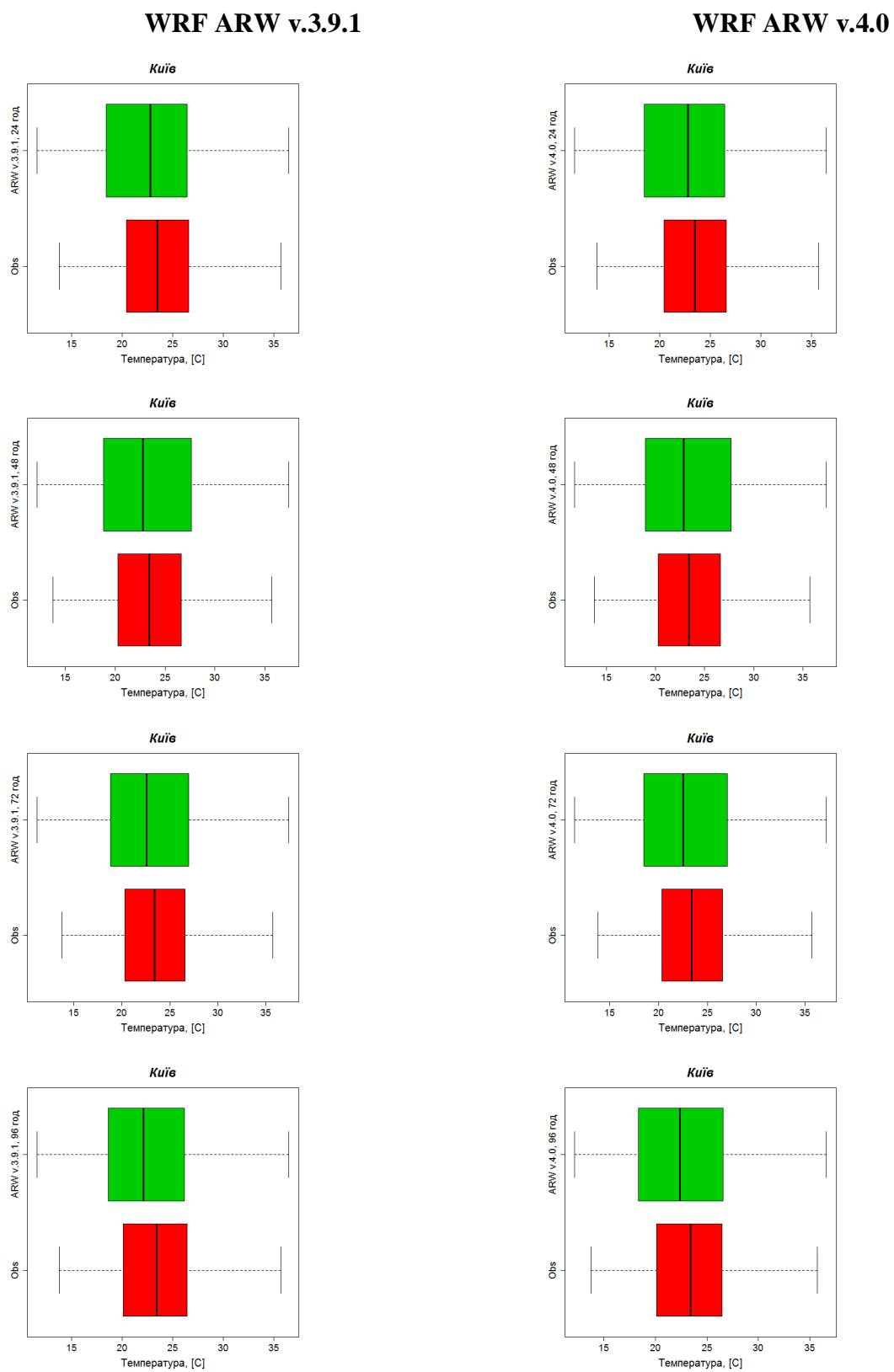


Рис. А.22 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, серпень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

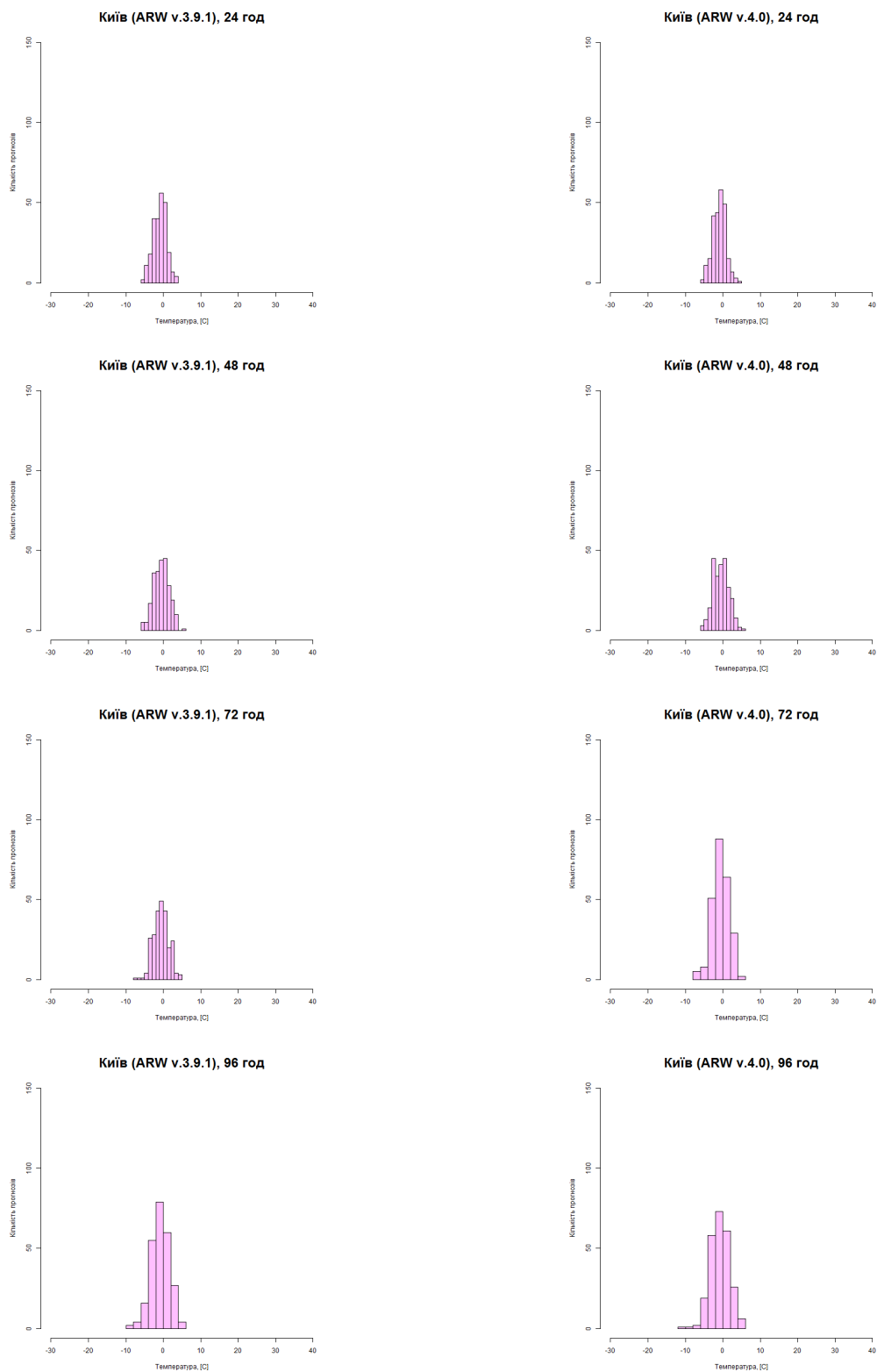


Рис. А.23 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, серпень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

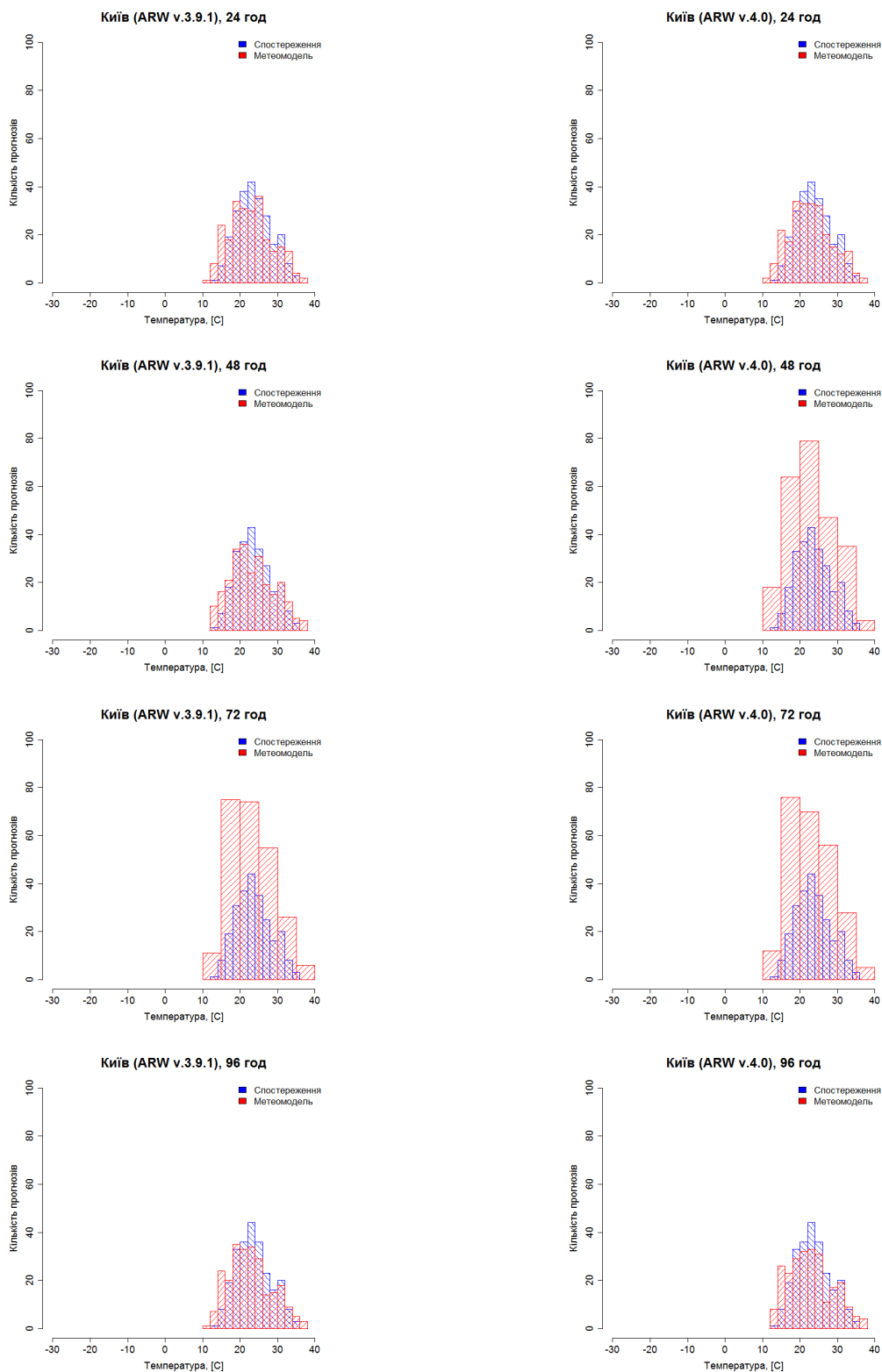


Рис. А.24 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, серпень 2023 р.

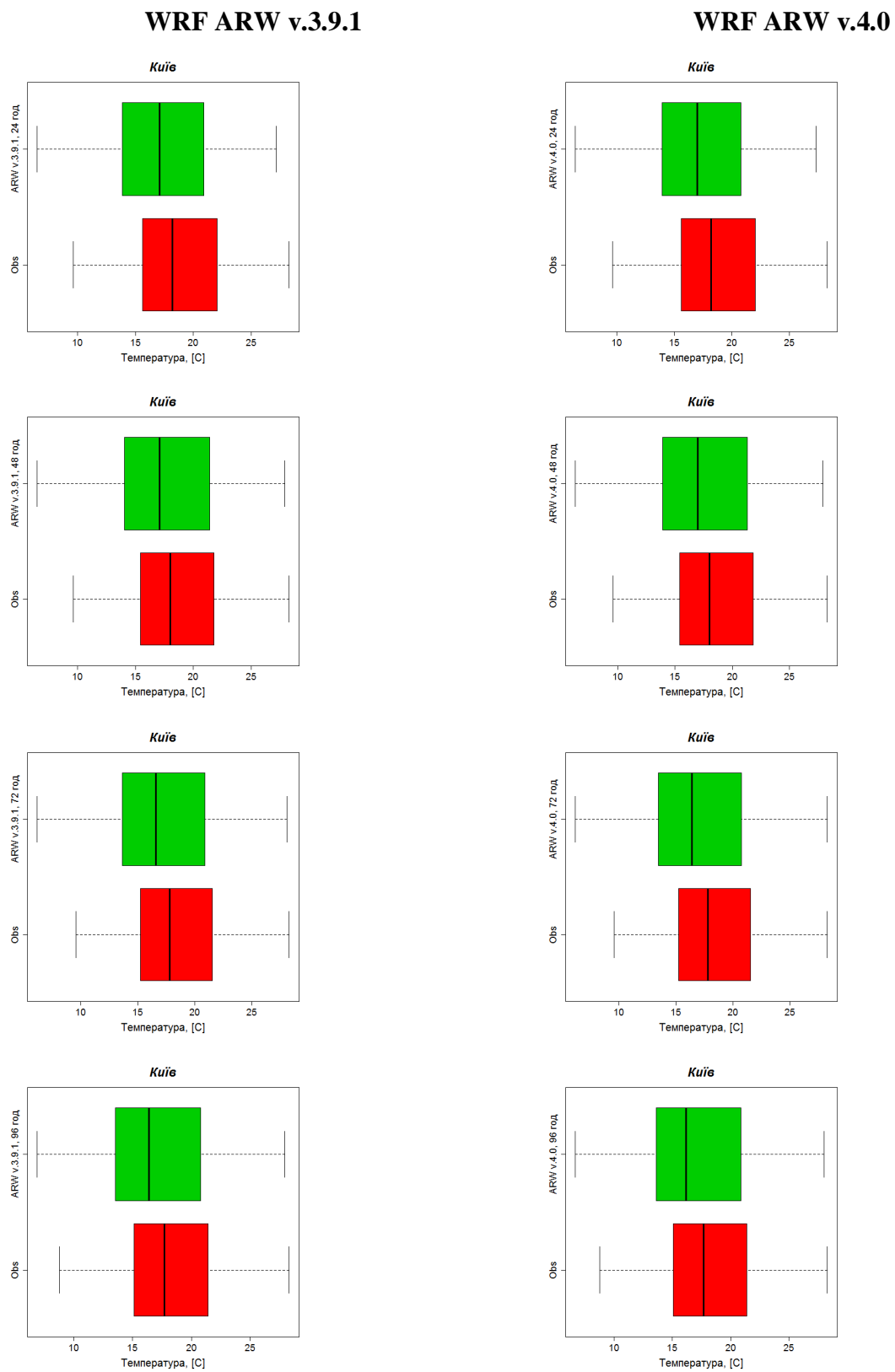


Рис. А.25 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, вересень 2023

р.

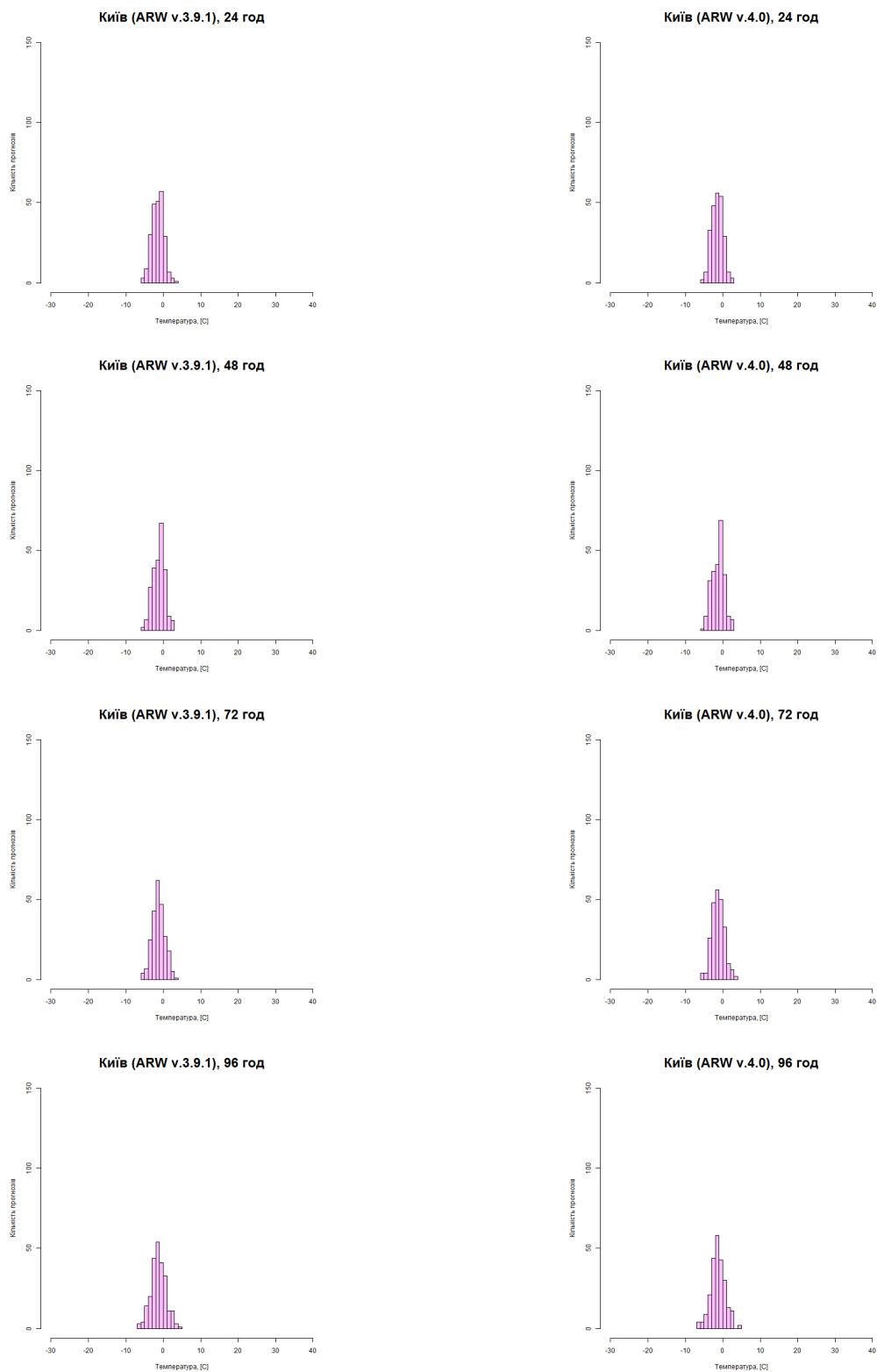
WRF ARW v.3.9.1**WRF ARW v.4.0**

Рис. А.26 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, вересень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

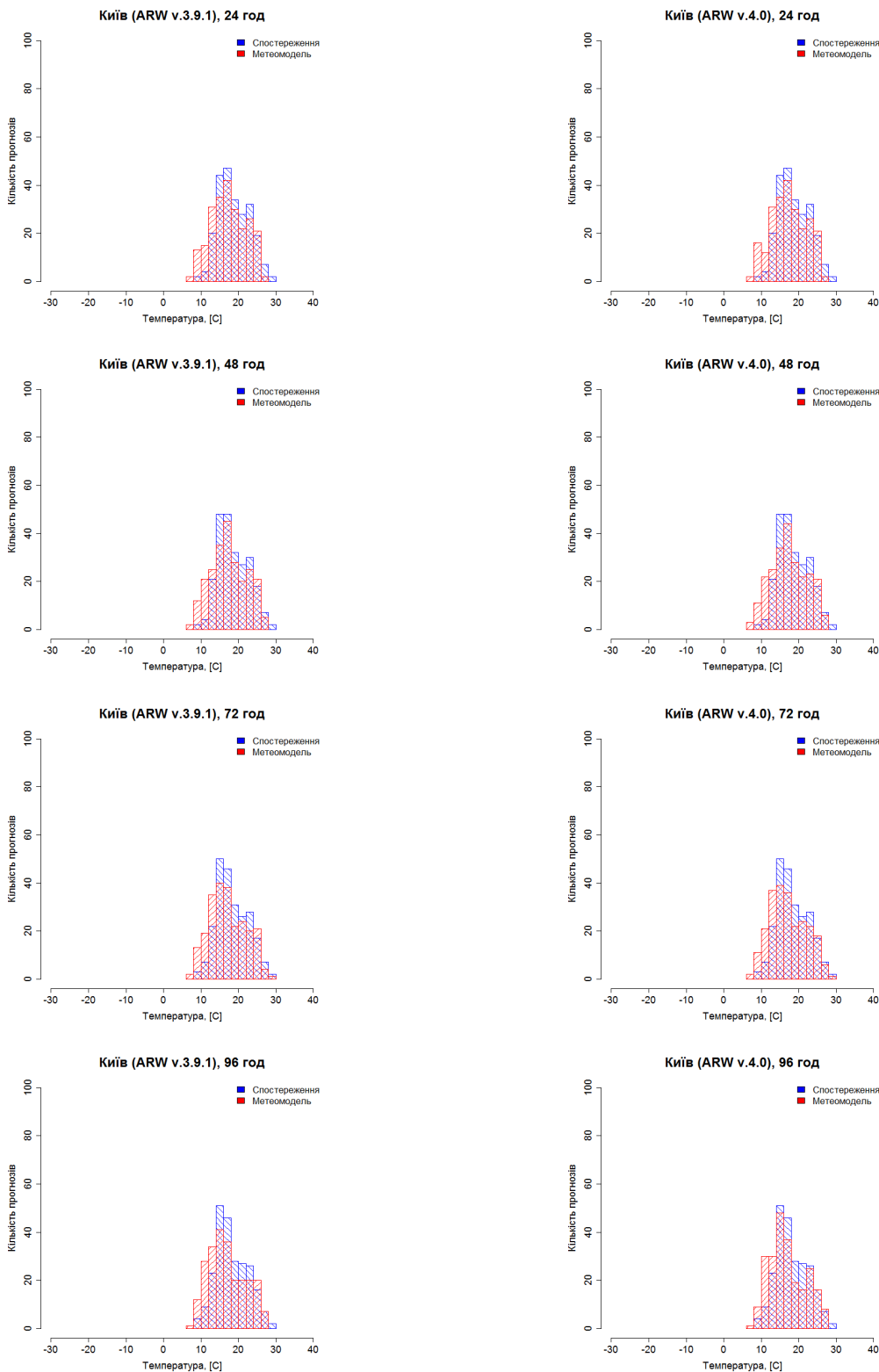


Рис. А.27 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, вересень 2023 р.

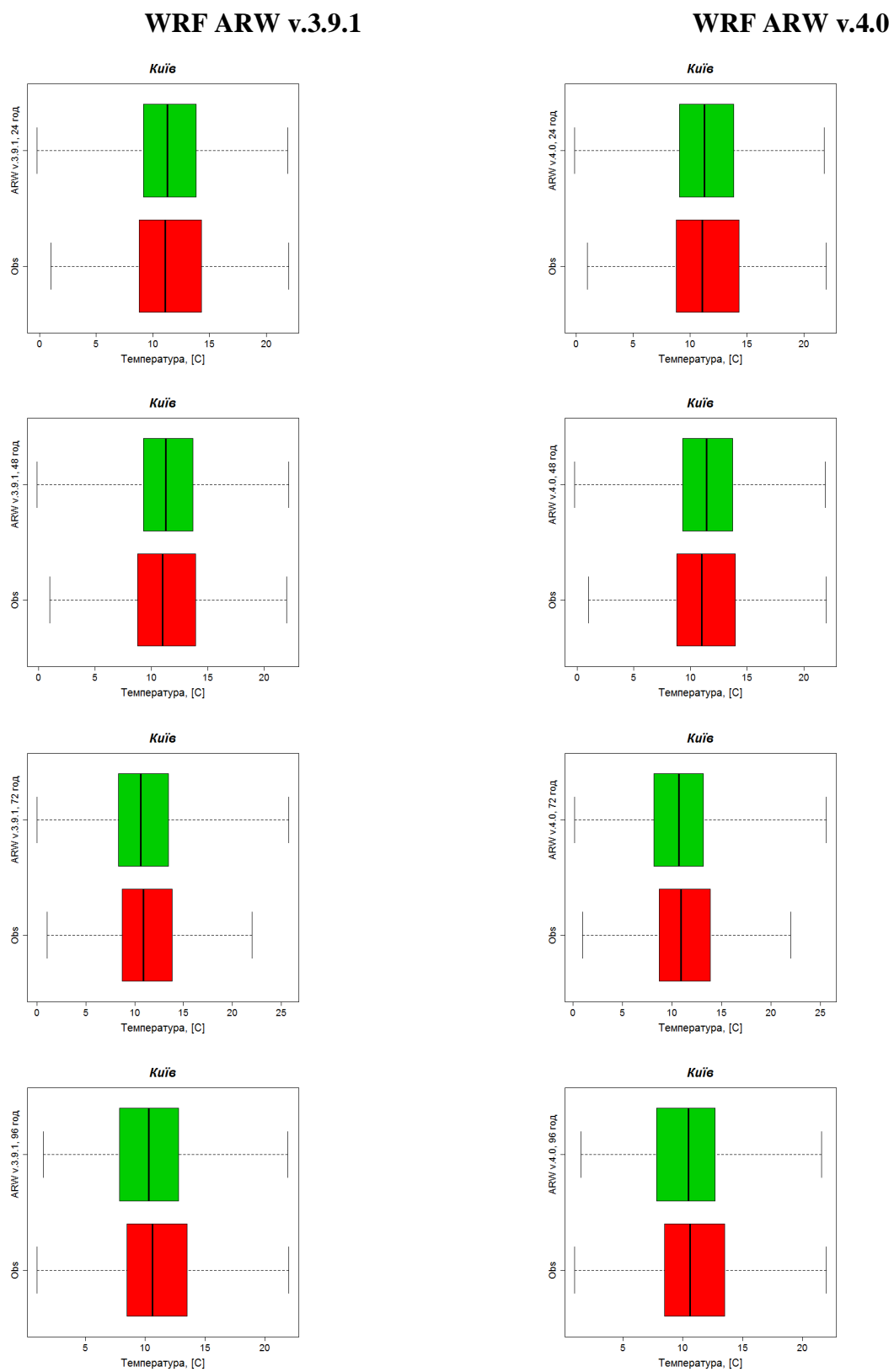


Рис. А.28 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, жовтень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

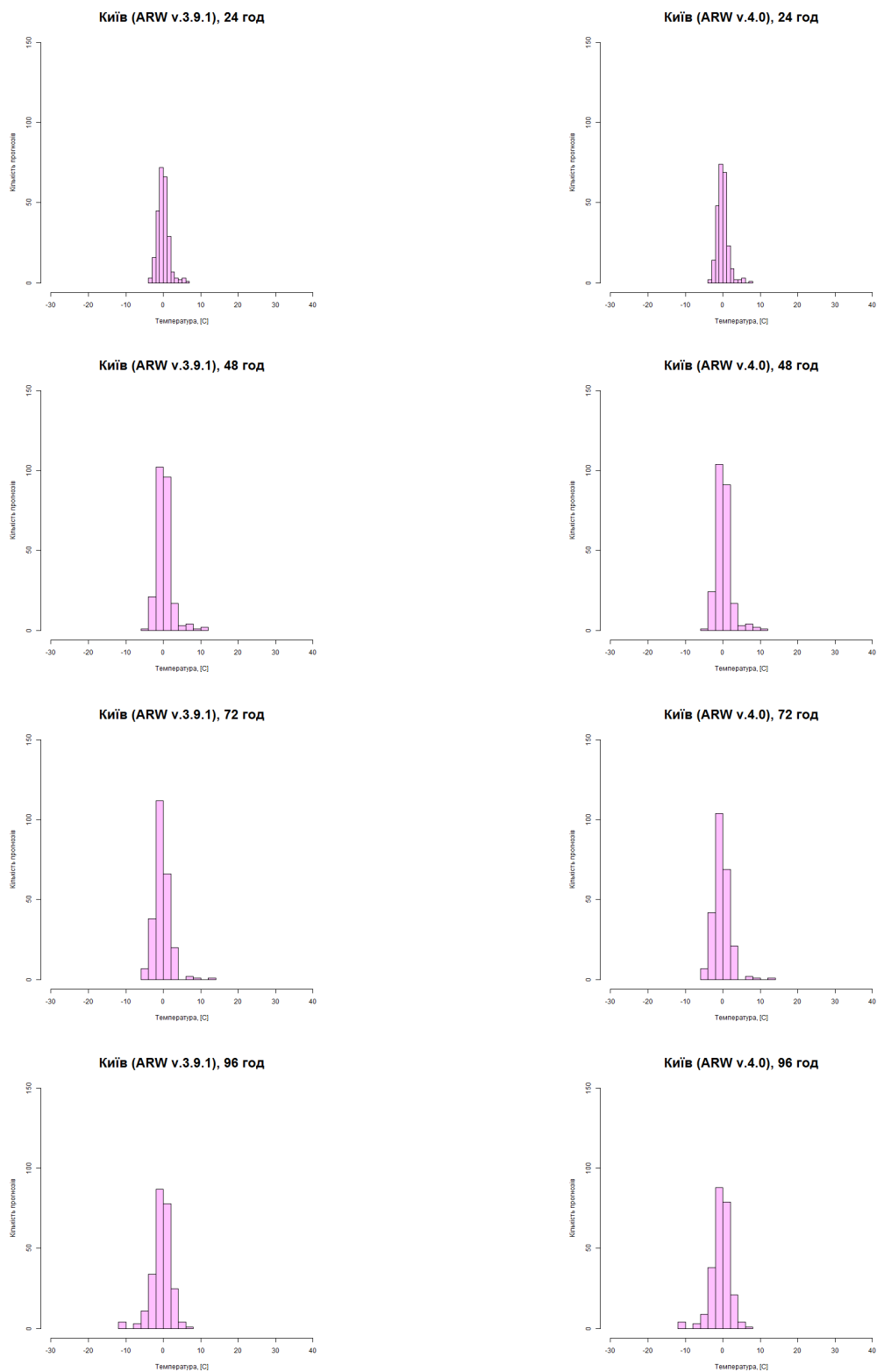


Рис. А.29 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, жовтень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

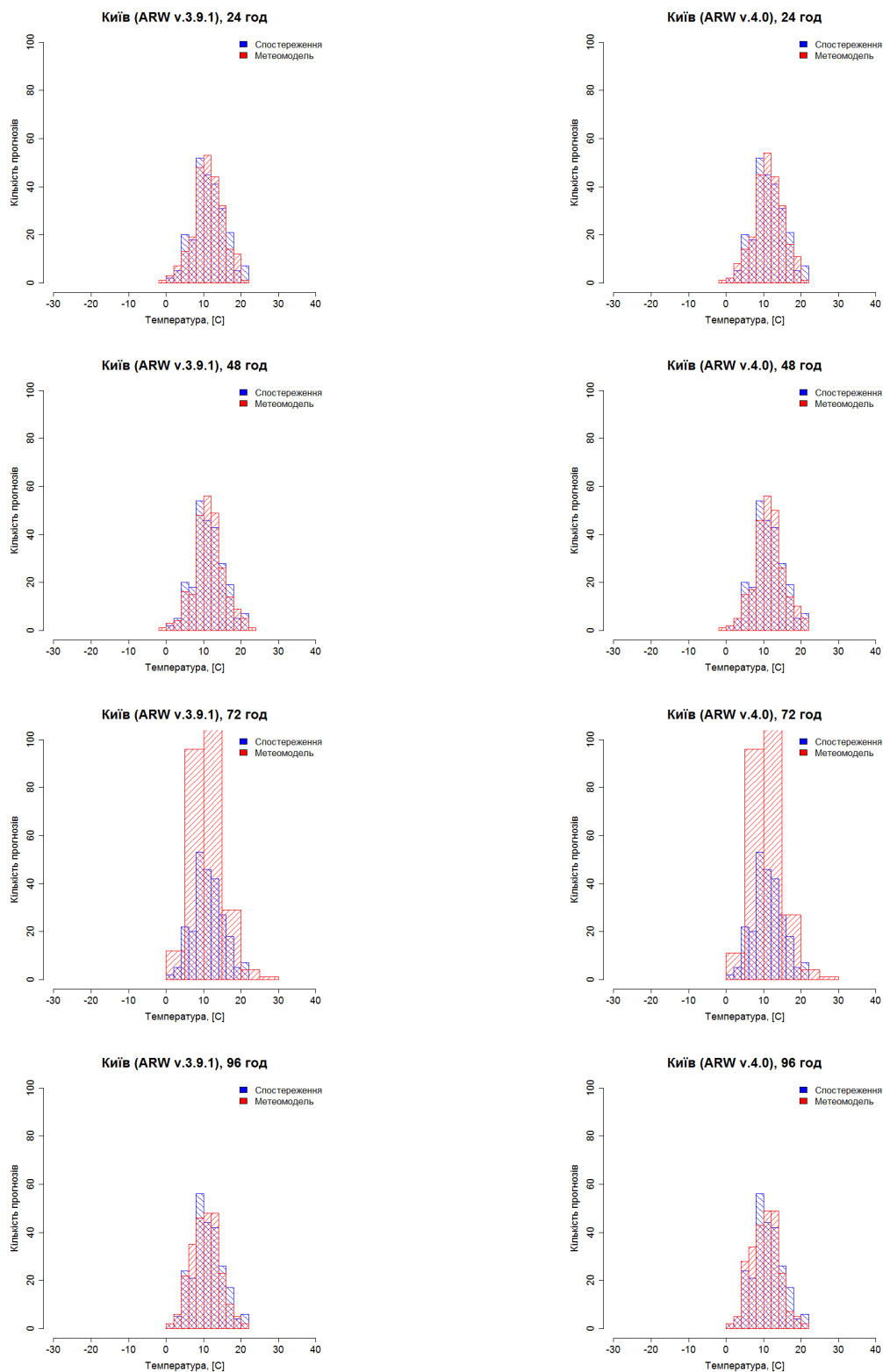


Рис. А.30 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, жовтень 2023 р.

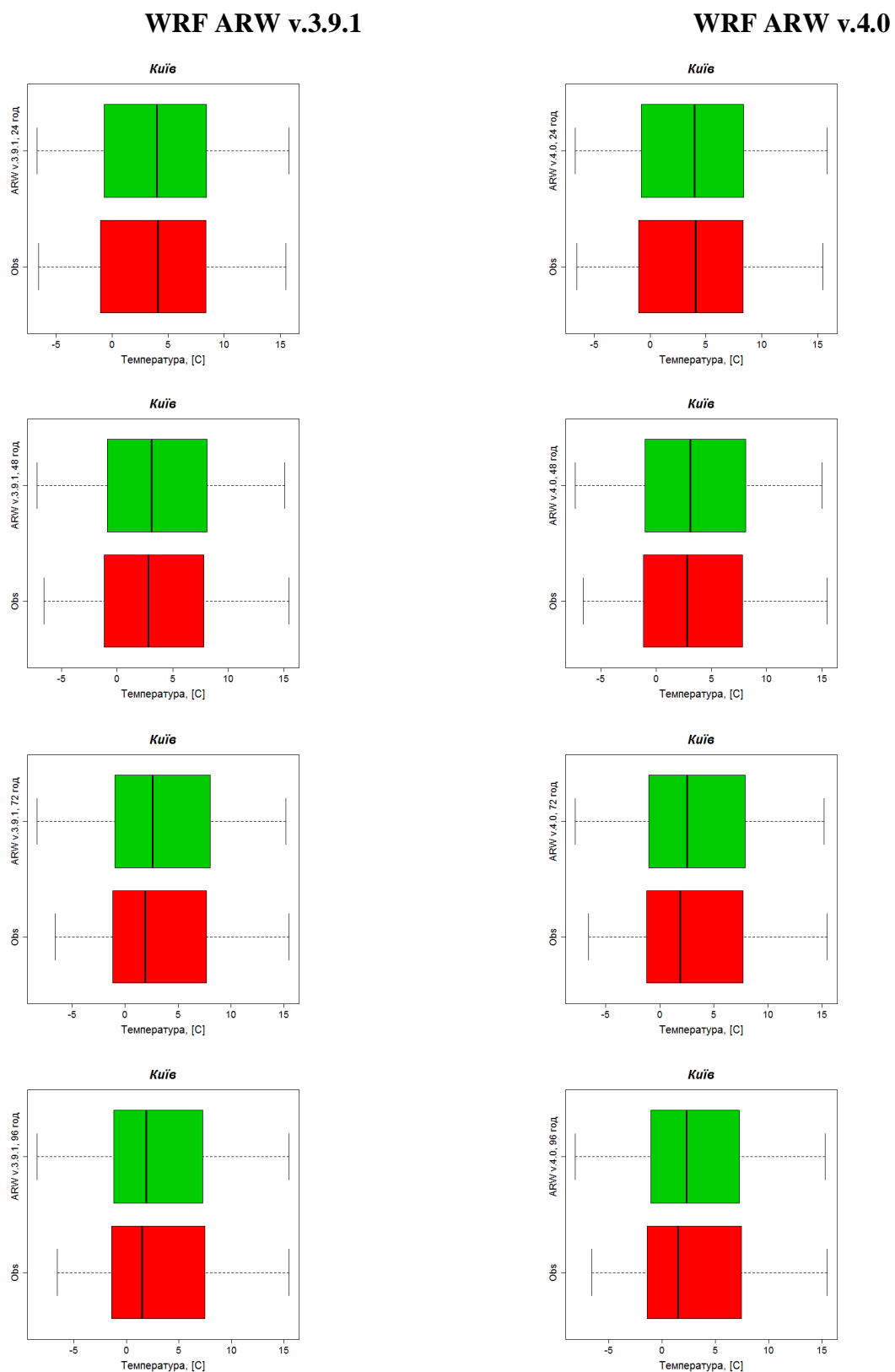


Рис. А.31 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, листопад 2023

р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

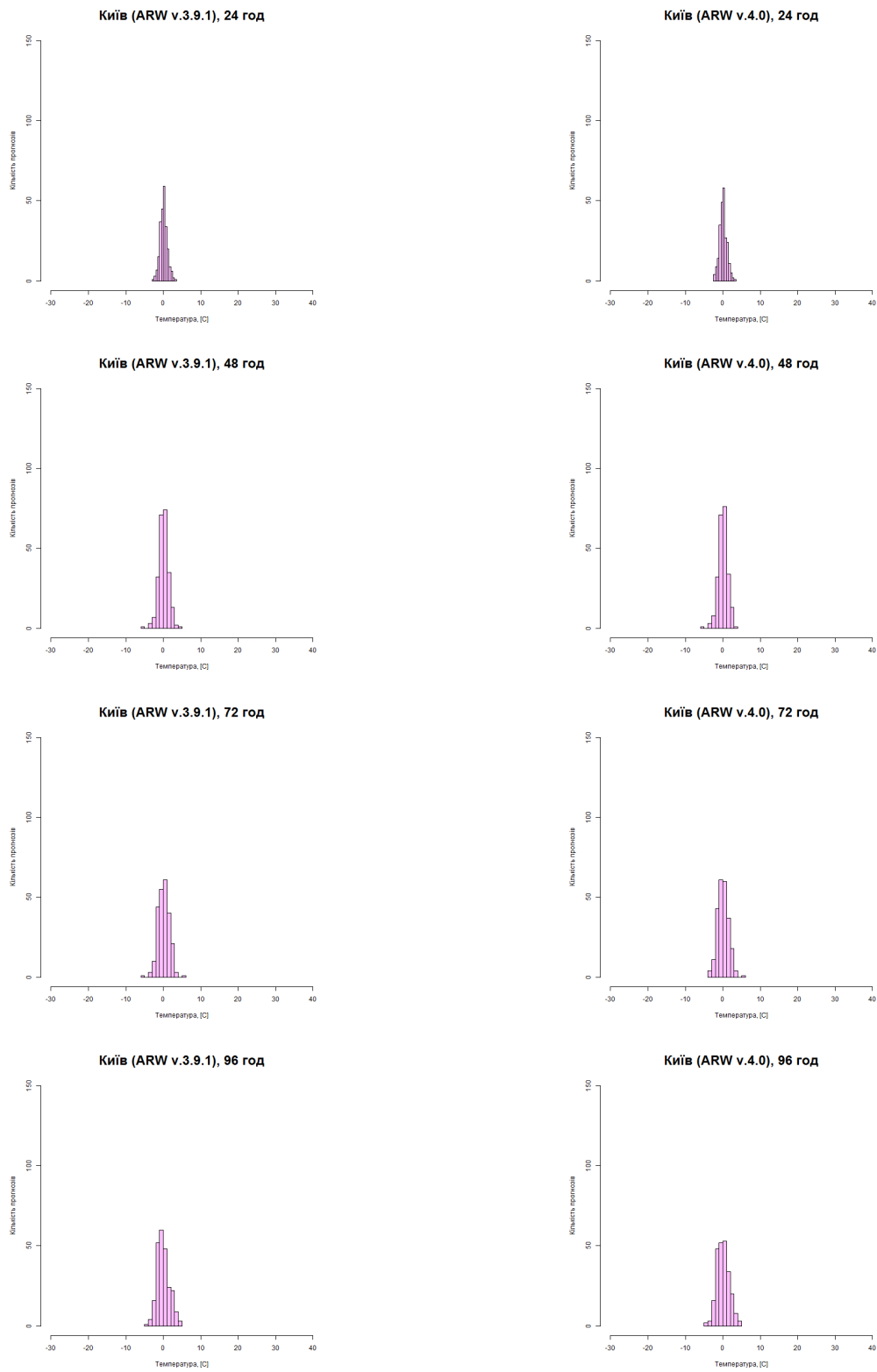


Рис. А.32 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, листопад 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

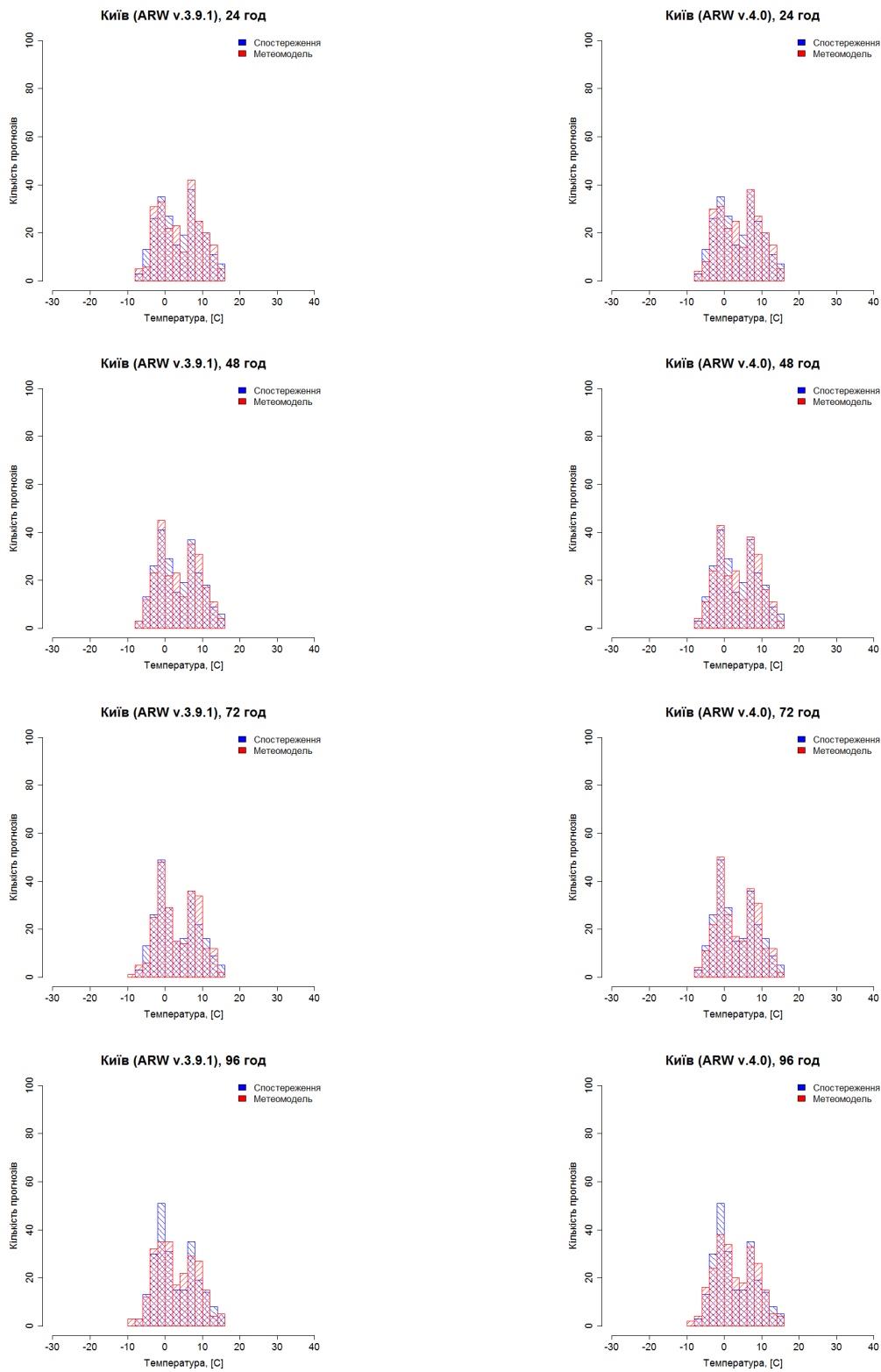


Рис. А.33 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, листопад 2023 р.

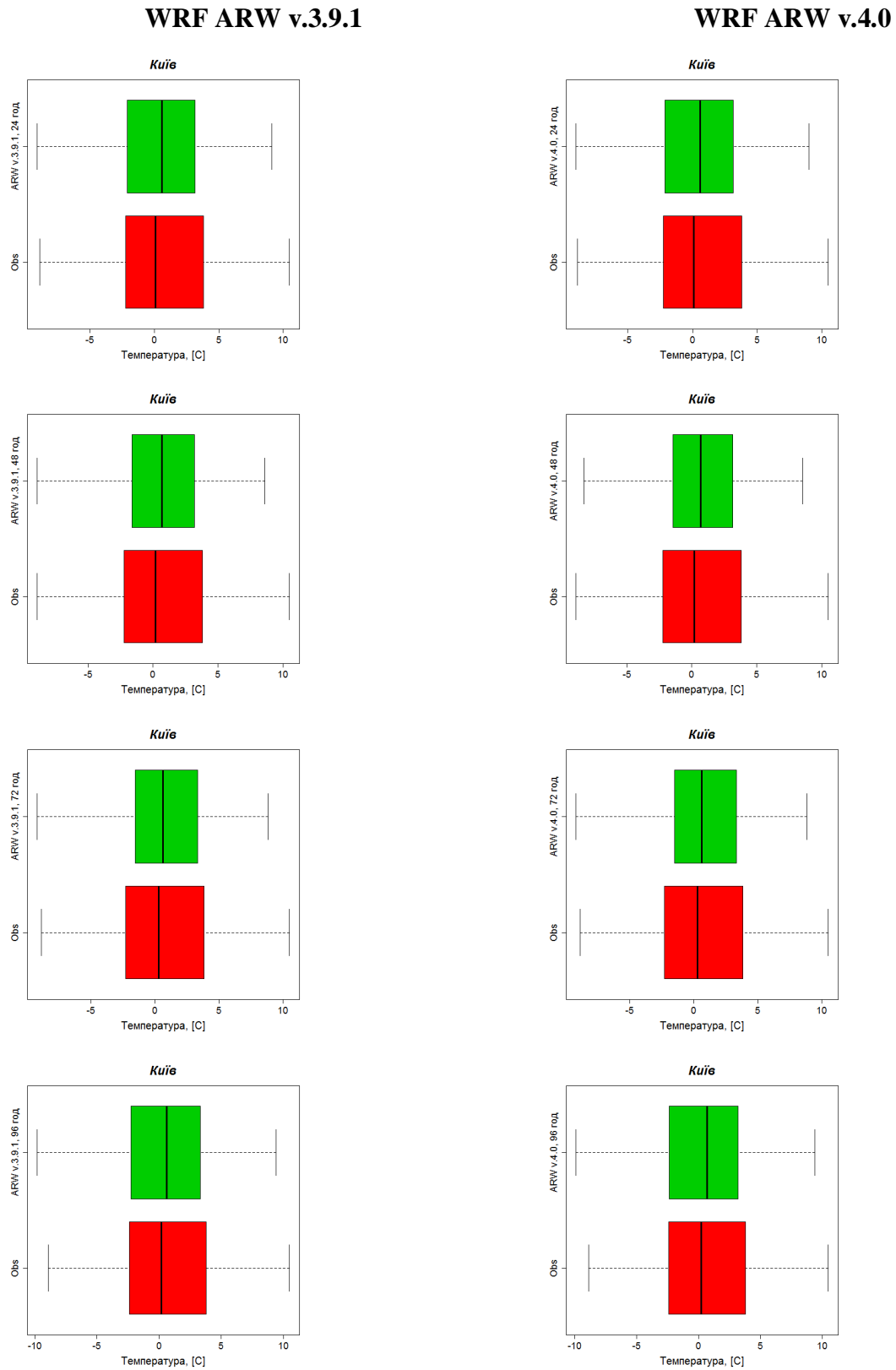


Рис. А.34 Коробчасті діаграми для I, II, III та IV доби прогнозу, грудень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

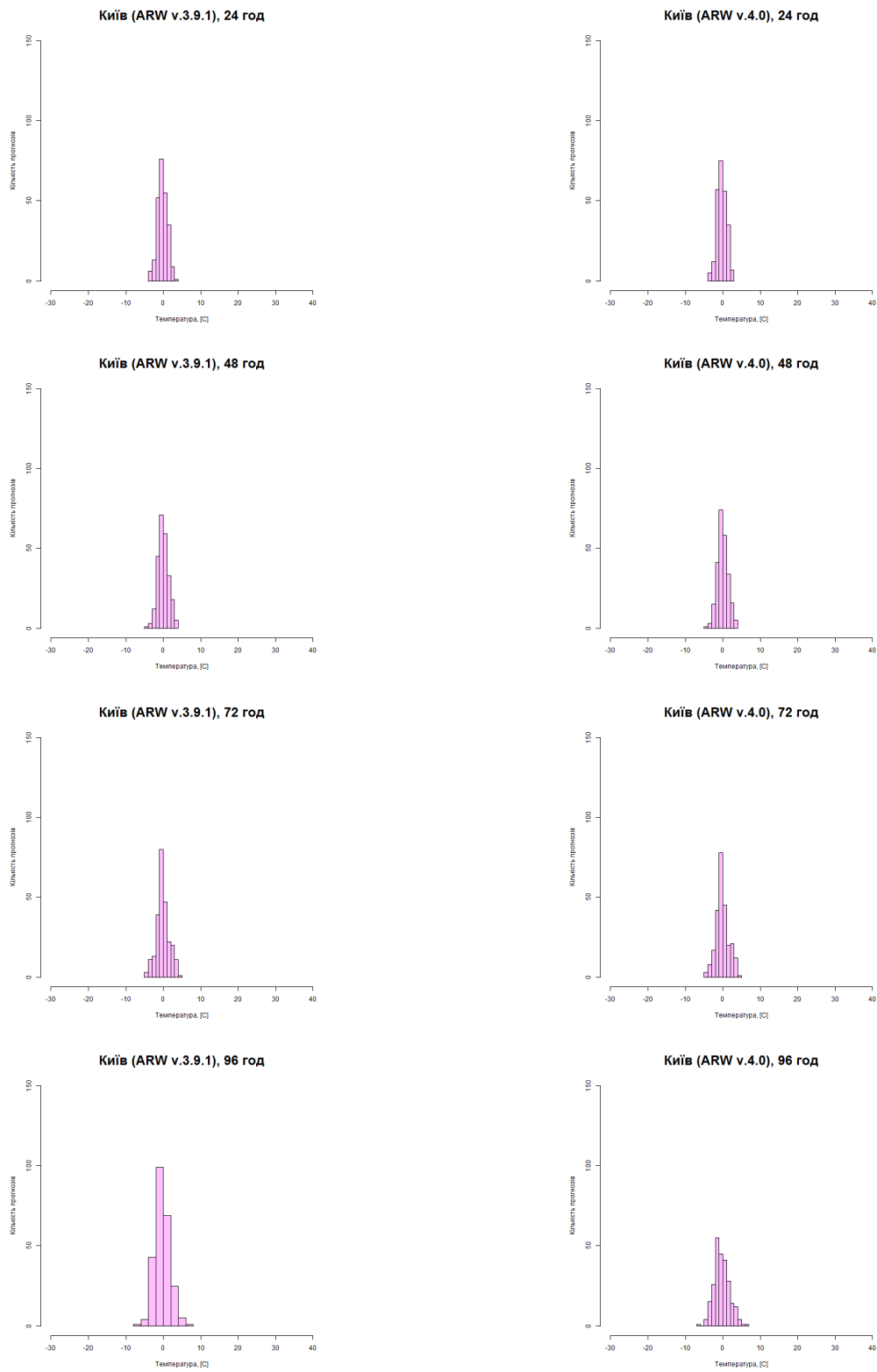


Рис. А.35 Диференційні розподіли помилок прогнозів для I, II, III та IV доби прогнозу, грудень 2023 р.

WRF ARW v.3.9.1

WRF ARW v.4.0

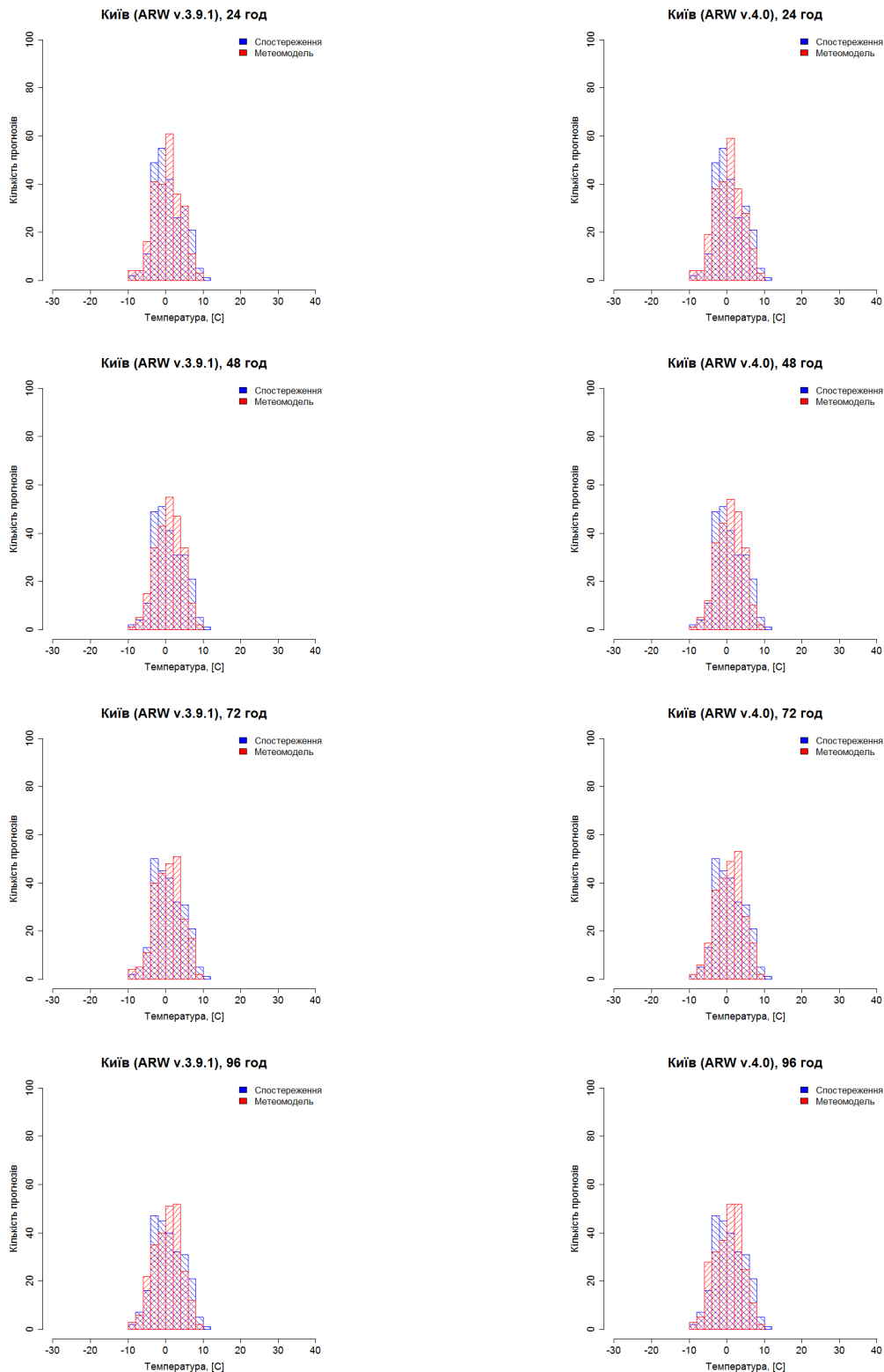


Рис. А.36 Диференційні розподіли прогнозованих та фактичних значень для I, II, III та IV доби прогнозу, грудень 2023 р.