

УДК 004.94

С.В. ГОЛУБ\*, Д.В. ТОЛБАТОВ\*\*

## МЕТОД СИНТЕЗУ БАГАТОШАРОВОЇ МОДЕЛІ МОНІТОРИНГОВОГО ПРОГРАМНОГО АГЕНТА

\*Черкаський державний технологічний університет, м. Черкаси, Україна

\*\*Інститут проблем математичних машин і систем НАН України, м. Київ, Україна

**Анотація.** Описуються новий метод побудови багатошарових моделей моніторинговим програмним агентом та його використання для прогнозування кількості захворювань на COVID-19 в Україні. Моніторингові агенти використовуються для забезпечення інформацією та знаннями процесів прийняття рішень різної терміновості шляхом неперервних спостережень за об'єктами та інтелектуального аналізу результатів цих спостережень. Необхідність розв'язку інтелектуальних задач із класифікації, кластеризації, ідентифікації, прогнозування та інших у процесі виконання моніторингових завдань зумовила використання інтелектуальних агентів з цією метою. Крім того, виникає особливий клас автономних програмних систем – моніторингові агенти, що мають особливу структуру та індивідуальний функціонал, використовують нетипові методи взаємодії з зовнішнім середовищем, спеціалізовані методи обробки результатів спостережень та потребують створення нових методів синтезу моделей. Після спалаху COVID-19 науковці почали використовувати сучасні технології, які б мали змогу допомогти в боротьбі та подоланні цієї страшної хвороби. Почали навчати моделі виявляти хвороби, її різноманітні симптоми, а також планувати шляхи лікування. Недостатня інформативність результатів спостереження, на основі яких відбувається навчання моделей, є типовою при прогнозуванні розвитку пандемії. Ефективними засобами подолання цієї проблеми є використання багатошарових моделей об'єктів спостереження. У нашому дослідженні ми описали новий метод побудови багатошарових моделей моніторинговим програмним агентом на прикладі виконання завдання прогнозування розвитку захворюваності на COVID-19 населення України. Це може дати змогу контролювати навантаження на лікарні та планувати час і тривалість соціальних обмежень на населення країни з метою уповільнення розвитку пандемії в умовах збройної агресії Російської Федерації.

**Ключові слова:** програмний агент, багатошарова модель, МГУА, COVID-19.

**Abstract.** The paper describes a new method of building multilayer models by a monitoring software agent and its usage for forecasting the number of COVID-19 cases in Ukraine. Monitoring agents are used to provide decision-making processes of different levels of urgency with information and knowledge through continuous observation of objects and intelligent analysis of the observation. The need to solve intellectual problems of classification, clustering, identification, forecasting, etc., in the process of performing monitoring tasks led to the usage of intelligent agents for this purpose. In addition, there is a special class of autonomous software systems – monitoring agents that have a special structure and individual functionality, utilize atypical methods of interaction with the external environment and specialized methods of processing the observation results, and require the creation of new methods of model synthesis. After the outbreak of COVID-19, scientists began to use modern technologies that could help fight and overcome this terrible disease. They started to teach the models to identify the disease and its various symptoms and to plan the ways of treatment. The insufficient informativeness of the observation results, on the basis of which models are trained, is typical for forecasting the pandemic development. Effective means of overcoming this problem are the use of multilayer models of observation objects. Our study describes a new method of building multilayer models by a monitoring software agent using the example of the task of forecasting the development of the incidence of COVID-19 in the population of Ukraine. This can make it possible to control the load on hospitals and plan the time and duration of social restrictions for the country's population, in order to slow down the development of the pandemic in the conditions of the military aggression of the Russian Federation.

**Keywords:** intelligent agent, multilayer model, GMDH, COVID-19.

## 1. Вступ

На сьогодні моніторинг – це інформаційна технологія, призначена для проведення спостережень та обробки їх результатів із метою забезпечення інформацією процесів прийняття рішень у заданій предметній області. Агент забезпечує обробку результатів спостережень для отримання відомостей про властивості об'єктів, їх зв'язки, стани, про закономірності зміни цих властивостей. У процесі обробки результатів спостережень моніторинговий агент розв'язує інтелектуальні задачі класифікації, ідентифікації, прогнозування та ін. Розв'язки цих задач отримують у формі моделей та їх поєднань у базі модельних знань. Перелік інтелектуальних задач, які необхідно розв'язати, визначається змістом агентного завдання.

Епідемія COVID-19, яка спалахнула наприкінці 2019 року, мала вплив на кожну людину у світі. Необхідність прогнозування розвитку епідемії та інших процесів, що відбуваються в умовах ескалації війни, яку вже 9-й рік веде Україна проти російських окупантів, викликає необхідність розробки інтелектуальних агентів кризового моніторингу. Прогнозувати майбутні хвилі COVID-19 стало актуальним і дуже важливим. Це дозволяє планувати завантаженість лікарень в умовах гострої необхідності лікування поранених і краще надавати допомогу людям.

Центральним процесом функціонування моніторингового агента є побудова агентної моделі, яка перетворює інформацію від форми масиву чисельних результатів спостереження до форми показників стану об'єкта спостереження. Тому *метою цієї статті* є покращення характеристик результатів прогнозування розвитку COVID-19 в умовах кризової зміни інформативності результатів моніторингу за рахунок створення нового методу синтезу багатошарових агентних моделей.

## 2. Методи та засоби, що можуть бути використані для побудови моніторингового агента

### 2.1. Інтелектуальні агенти

Почнемо з визначень. Що ж таке АГЕНТ? Згідно зі словником Webster [1]:

1. Персона або річ, яка діє або приносить якийсь результат.
2. Той, хто має повноваження діяти від імені іншого.

Перший варіант визначення може стосуватися майже будь-якої програми, а от друге краще описує використаного нами агента, але все ще не повністю.

Кеглаян і Гаррісон [2] ідентифікують характерні особливості агентів другого визначення як суб'єкти, які:

- виконують завдання (від імені користувачів або інших агентів);
- взаємодіють із користувачами, щоб отримувати інструкції та давати відповіді;
- працюють автономно без прямого втручання користувачами, у тому числі займаються моніторингом навколишнього середовища і виявляють зміни його станів;
- використовують інтелект для інтерпретації спостережених подій і прийняття рішень.

Вулдрідж та Дженінгс [3] у своїй статті стверджують, що інтелектуальні агенти також відомі як програмні агенти – це комп'ютерні додатки, які автономно сприймають середовище та реагують на нього для досягнення певних цілей. Розумні агенти демонструють певний рівень інтелекту. Вони можуть бути використані для допомоги користувачеві у виконанні неповторюваних завдань, таких як пошук інформації, покупки, планування, моніторинг, контроль, переговори та торг.

Інтелектуальні агенти можуть бути в різних формах, таких як різноманітні боти, особисті агенти, інформаційні агенти тощо. Незалежно від того, яку форму вони мають, інтелектуальні агенти демонструють одну або декілька з таких характеристик [4]:

- автономність: здатність контролювати власні дії;
- адаптивність: здатність вчитися та адаптуватися до зовнішнього середовища;
- соціальність: можливість спілкуватися, торгуватися, співпрацювати та конкурувати з іншими агентами від імені своїх господарів (користувачів);
- мобільність: можливість переходити з однієї машини/системи на іншу в мережі, такий як Інтернет;
- цілеспрямованість: здатність діяти відповідно до вбудованих цілей і завдань.
- комунікабельність: здатність спілкуватися з людьми або іншими агентами за протоколами.
- інтелект: здатність демонструвати інтелектуальну поведінку, таку як міркування, узагальнення, навчання, робота з невизначеністю, використання евристики та обробка природної мови [4].

Але яка різниця між інтелектуальним агентом і інтелектуальною системою? Інтелектуальна система – це система, яка має, подібно до живого організму, узгоджений набір компонентів і підсистем, які працюють разом, щоб брати участь у цілеспрямованій діяльності. Загалом, інтелектуальна система здатна [5]:

- відчувати мінливе середовище та реагувати на нього;
- збирати та зберігати інформацію у своїй пам'яті;
- вчитися на попередньому досвіді;
- адаптувати свою поведінку до нових викликів;
- досягати своїх заздалегідь визначених або нових цілей.

Система може починатися з набору попередньо визначених правил стимул-реакція. Ці правила можна переглянути та удосконалити шляхом навчання. Кожного разу, коли система стикається з ситуацією, вона оцінює й вибирає зі своєї пам'яті найбільш відповідні правила для дій [5].

Більшість людських організацій, таких як нації, уряди, університети та комерційні фірми, можна розглядати як інтелектуальні системи. В останні роки дослідники розробили структуру для побудови організацій навколо інтелекту на відміну від традиційних підходів, які зосереджуються на продуктах, процесах або функціях. Сучасні організації повинні вийти за рамки традиційних цілей ефективності та результативності; їм потрібен організаційний інтелект, щоб адаптуватися та вижити в постійно мінливому середовищі [6]. Розумна поведінка цих організацій містить моніторинг операцій, слухання та реагування на зацікавлені сторони, спостереження за ринками, збір та аналіз даних, створення та поширення знань, навчання й ефективне прийняття рішень [5].

## 2.2. Агентні мови

Через таку популярність агентних підходів не дивно, що почали з'являтися і окремі мови програмування, пристосовані саме для розробки агентів. Поява ряду прототипних агентних мов є однією з ознак того, що технологія агентів стає все більш широко використовуваною і що в найближчому майбутньому, ймовірно, буде розроблено багато інших додатків на основі агентів. Під агентною мовою ми маємо на увазі систему, яка дозволяє програмувати апаратне або програмне забезпечення комп'ютерних систем у межах деяких концепцій, розроблених агентними теоретиками. Принаймні очікується, що така мова буде містити певну структуру, яка відповідає агенту. Однак ми також можемо очікувати, що деякі інші атрибути волі (переконання, цілі чи інші менталістичні уявлення) використовуються для програмування агентів [3].

### *Шохам – агентно-орієнтоване програмування*

Йоав Шохам запропонував «нову парадигму програмування, засновану на суспільному погляді на обчислення» [7, 8]. Ключова ідея, яка інформує цю парадигму агентно-орієнтованого програмування (АОП), полягає в тому, що агенти безпосередньо програмуються з точки зору менталістичних, навмисних уявлень, які теоретики агентів розробили для представлення властивостей агентів. Мотивація такої пропозиції полягає в тому, що люди використовують навмисну позицію як механізм абстракції для представлення властивостей складних систем. Так само, як ми використовуємо навмисну позицію для опису людей, можна використовувати навмисну позицію для програмування машин [7].

Шохам пропонує, щоб система АОП складалася із трьох компонентів:

- логічна система визначення психічного стану агентів;
- інтерпретована мова програмування для агентів програмування;
- процес «агентування» для компіляції програм-агентів у низькорівневі виконувани системи.

Першою спробою Шохама АОП мови була система AGENT0 [8].

### *Томас – PLACA*

AGENT0 був лише прототипом, щоб проілюструвати принципи АОП. Більш досконалу реалізацію розробила Томас для її докторської дисертації 1993 року [9]. Її агентна мова (PLACA) мала на меті усунути один серйозний недолік AGENT0: нездатність агентів планувати та передавати запити на дії через цілі високого рівня. На жаль, PLACA так і залишилась прототипом, не вийшовши на ринок.

### *Фішер – Concurrent METATEM*

Одним із недоліків як AGENT0, так і PLACA, є те, що зв'язок між логікою та інтерпретованою мовою програмування визначено не досить чітко: у жодному випадку не можна сказати, що мова програмування справді виконує відповідну логіку. Мова Concurrent METATEM, розроблена Фішером, може мати більш сильні вимоги у цьому відношенні [10]. Система Concurrent METATEM містить кілька одночасно виконуваних агентів, кожен з яких може спілкуватися зі своїми партнерами за допомогою асинхронної широкомовної передачі повідомлень. Кожен агент програмується, надаючи тимчасову логічну специфікацію поведінки, яку він має демонструвати. Специфікація агента виконується безпосередньо для формування його поведінки [11].

### *General Magic, Inc. – TELESCRIPT*

TELESCRIPT – мовне середовище для побудови товариств агентів, розроблене General Magic, Inc.: це, можливо, перша комерційна агентна мова [3].

Чотири компоненти були розроблені General Magic для підтримки технології TELESCRIPT. Перший – це мова TELESCRIPT. Вона «створена для виконання складних комунікаційних завдань: навігація, транспортування, автентифікація, контроль доступу тощо» [12]. Другий компонент – двигун TELESCRIPT. Двигун діє як інтерпретатор мови TELESCRIPT. Третім компонентом є набір протоколів TELESCRIPT. Ці протоколи стосуються в першу чергу кодування та декодування агентів для підтримки транспортування між місцями. Останнім компонентом є набір програмних засобів для підтримки розробки додатків TELESCRIPT.

## **2.3. Побудова агентних моделей**

Для процесів синтезу агентної моделі можуть бути використані результати досліджень Дмитра Чумаченка [13]. Він займався розробкою агентної системи для моделювання ковідних процесів. У цій статті було запропоновано розділити популяцію на чотири стани: *S*

– susceptible (сприйнятливий),  $E$  – exposed (виявлений),  $I$  – infected (інфікований),  $R$  – recovered (що одужав). Такі умови можна використовувати для моделювання поширення епідемічного процесу до запровадження вакцинації населення. Агенти популяції взаємодіють один з одним і з середовищем моделювання. Розповсюдження захворюваності та переходи збудників між станами відбуваються на основі ймовірнісних коефіцієнтів, які визначаються експериментально на підставі статистики захворюваності на COVID-19 на обраній території. Переходи між станами агентів можна описати такою системою диференціальних рівнянь (1):

$$\left\{ \begin{aligned} \frac{dS}{dt} &= \mu N - \nu S - \frac{\beta SI}{N} \frac{dE}{dt} = \frac{\beta SI}{N} - \nu S - \sigma E \frac{dI}{dt} = \sigma E - \gamma I - \nu I \frac{dR}{dt} = \gamma I - \nu R, \end{aligned} \right. \quad (1)$$

де  $S$  – кількість агентів у сприйнятливому стані,  $E$  – кількість агентів у виявленому стані,  $I$  – кількість агентів у стані інфікування,  $R$  – кількість агентів у стані одужання,  $\mu$  – коефіцієнт народження,  $\nu$  – коефіцієнт смерті,  $\beta$  – перехідний темп,  $\gamma$  – швидкість відновлення,  $\sigma$  – швидкість контакту. Агенти можуть перебувати в різних станах і мати різні характеристики, що дозволяє моделювати неоднорідність сукупності.

Побудована модель епідемічного процесу COVID-19 в Україні дає змогу виявити фактори, які впливають на динаміку захворюваності на певній території. Експериментальні дослідження Д. Чумаченка показали, що використання більшої кількості параметрів не заважає простоті використання моделі, але в поєднанні з використанням реальних даних як вхідних даних дає більш надійні прогнози результати. Результати моделювання показали, що найбільш ефективними заходами для зниження епідемічної динаміки є самоізоляція хворих та відстеження контактних осіб населення [13].

Перспективними для організації процесів агентного моделювання є роботи, що досліджують процеси використання штучного інтелекту (ШІ) у тематиці COVID-19. Вім Науде [14] стверджує, що ШІ можна використовувати для відстеження і прогнозування того, як хвороба COVID-19 поширюватиметься в часі та просторі. Наприклад, після попередньої пандемії вірусу Зіка 2015 року розробили динамічну нейронну мережу для прогнозування її поширення. Однак такі моделі потрібно буде перенавчити, використовуючи дані пандемії COVID-19. В Університеті Карнегі-Меллона алгоритми, налаштовані на прогнозування сезонного грипу, зазнали процесу перенавчання.

Різні проблеми заважають точному прогнозуванню пандемії. До них належать відсутність історичних та об'єктивних даних, на яких можна було б навчати ШІ; панічна поведінка, яка призводить до «шуму» в соціальних мережах; і той факт, що характеристики інфекцій COVID-19 відрізняються від характеристик попередніх пандемій. Справа не лише у відсутності історичних даних, але й у проблемах із використанням «великих даних», наприклад, зібраних із соціальних медіа, які виявилися проблематичними. Тут пастки великих даних та штучного інтелекту в контексті інфекційних захворювань, як було показано на прикладі сумнозвісного провалу Google Flu Trends, залишаються в силі [14].

Через брак даних, гучні соціальні медіа і алгоритмічну динаміку прогнози штучного інтелекту щодо поширення COVID-19 ще не дуже точні чи надійні. Отже, наразі більшість моделей, що використовуються для відстеження та прогнозування, не використовують методи ШІ. Натомість більшість прогнозистів віддають перевагу усталеним епідеміологічним моделям, так званим моделям SIR ( $S$  – susceptible (сприйнятливий),  $E$  – exposed (виявлений),  $I$  – infected (інфікований)).

Інститут Роберта Коха в Берліні використовує епідеміологічну модель SIR, яка враховує заходи стримування, прийняті урядом, такі як карантини, карантин і приписи соціального дистанціювання. Подібну розширену модель SIR, яка враховує заходи охорони здоров'я проти пандемії та використовує дані з Китаю, нещодавно попередньо опублікували.

Модель Інституту Роберта Кока раніше використовувалася у випадку Китаю, щоб проілюструвати, що стримування може бути успішним у зменшенні поширення до повільніших, ніж експоненціальних темпів [14].

Швидка та точна діагностика COVID-19 може врятувати життя, обмежити поширення хвороби та створити дані для навчання моделей ШІ. ШІ може надати корисний внесок у цьому відношенні, зокрема, у постановці діагнозу на основі рентгенографії грудної клітки. Відповідно до нещодавнього огляду застосування штучного інтелекту проти COVID-19, проведеного Баллоком та ін. (2020), дослідження показали, що штучний інтелект може бути таким же точним, як у людей, може заощадити час радіологів і проводити діагностику швидше та дешевше, ніж стандартні тести на COVID-19. Можна використовувати як рентген, так і комп'ютерну томографію (КТ). Rosebrock (2020) пропонує навчальний посібник про те, як використовувати Deep Learning для діагностики COVID-19 за допомогою рентгеновських зображень. Він наголошує, що тести на COVID-19 дефіцитні і дорогі, але в усіх лікарнях є рентгеновські апарати [14].

Інші ініціативи включають ініціативу дослідників із голландського Університету Делфта, які наприкінці березня 2020 року випустили модель штучного інтелекту для діагностики COVID-19 за рентгеновськими променями. Ця модель, позначена CAD4COVID, описана на їх веб-сайті як «програмне забезпечення штучного інтелекту, яке сортує COVID-19». Вона спирається на попередні моделі ШІ, розроблені університетом діагностики туберкульозу [14].

Для формування таблиць результатів спостережень у базах даних моніторингових агентів можуть бути використані результати сканування громадських місць тепловізорами на наявність потенційно інфікованих людей, а також на дотримання заходів соціального дистанціювання та карантину. Наприклад, як описав Чун (2020) у South China MorningPost, «В аеропортах і на залізничних вокзалах по всьому Китаю інфрачервоні камери використовуються для перевірки натовпу на наявність високих температур. Іноді вони використовуються з системою розпізнавання обличчя, яка може точно визначити людину з високою температурою та чи носить вона хірургічну маску». Китайська фірма Baidu є одним із виробників таких інфрачервоних камер, які використовують комп'ютерний зір для сканування натовпу. Повідомляється, що ці камери можуть сканувати 200 осіб на хвилину і розпізнають тих, чия температура тіла перевищує 37,3 градуси [14].

### **3. Постановка задачі**

Розв'язувалась задача прогнозування.

Дано масив історичних даних результатів щоденних спостережень за кількістю захворювань у країнах, впорядкованих за часом. Спостереження проводились впродовж 2020–2021 років. Перелік цих країн визначається експертним шляхом.

Необхідно побудувати агентну модель для прогнозування кількості захворювань в Україні на 10-й день після останнього спостереження за кількістю захворювань у інших країнах.

Попередні дослідження виявили недостатню різноманітність агентного синтезатора моделей. Існуючими методами і засобами не вдається побудувати корисну прогнозну модель. Тому ставиться завдання підвищення різноманітності агентного синтезатора за рахунок побудови нового методу багатопарового [15] синтезу прогнозних моделей.

### **4. Дослідження та результати**

У процесі розв'язання поставленого завдання була сформульована гіпотеза про шляхи підвищення різноманітності агентного синтезатора моделей.

*Гіпотеза.* Підвищення різноманітності агентного синтезатора прогнозних моделей досягається за рахунок побудови ієрархічних багатопланових модельних структур. Шари будуються з моделей, структура яких утворена з підмножини ознак  $a_i$ :

$$a_i \in A, i = 1, n, \quad (2)$$

де  $n$  – кількість комбінацій із ознак, значення яких отримані у процесі спостережень за об'єктом,  $A$  – словник ознак.

Кожна з підмножин  $a_i$  має свій набір ознак, які не співпадають, але можуть частково перетинатись. Зафіксовані впродовж спостережень значення цих ознак утворюють масиви вхідних даних, які подаються на вхід агентного синтезатора моделей (СМ). На виході СМ отримуються моделі, які частково описують властивості об'єкта спостереження. Поєднання цих локальних моделей у багатопланову структуру дозволяють отримати відносно повний опис об'єкта. Алгоритми синтезу моделей, методи формування підмножин ознак  $a_i$  та методи побудови систем моделей є предметами досліджень цієї та наступної наших робіт.

На сьогодні для синтезу моделей в середині шару запропоновано використати комбінаторний алгоритм МГУА [16]. Для формування ієрархічних зв'язків між шарами та побудови систем із моделей використовувався метод висхідного синтезу елементів [17]. Таким чином забезпечується поєднання переваг багатомодельного підходу до відображення властивостей об'єкта моніторингу, комбінаторного методу синтезу моделей та методу багатопланового формування зв'язків між моделями, що мають спільну модельовану ознаку. Функціональна схема нового методу синтезу агентних прогнозних моделей подана на рис. 1.

Словник ознак (множина  $A$ ) утворюється експертним методом і визначає процедури спостережень – збір значень їх чисельних характеристик. Первинний опис (ПО) будується шляхом поєднання векторів ознак у формі двовимірного масиву чисельних характеристик об'єктів спостереження. Для синтезу моделей першого шару використовуються масиви вхідних даних (МВД), побудовані з чисельних характеристик ознак, які входять до підмножин  $a_i$ . Кількість ознак повинна бути прийнятною для застосування комбінаторного алгоритму (КА) МГУА. Зазвичай це 3–4 ознаки.

При формуванні МВД для синтезу моделей вищого шару використовуються значення змодельованих ознак у формі вихідних сигналів моделей нижніх шарів. Процедури побудови вищих шарів повторюються циклічно. Для зупинки процесу побудови шарів із моделей використовується один із критеріїв, який застосовується для цієї мети багаторядним алгоритмом МГУА [16].

Для випробування описаного методу був програмно реалізований синтезатор агентних моделей та інтегрований у структуру моніторингового програмного агента. Агент виконував завдання прогнозування кількості захворювань на Covid-19 населення України з горизонтом прогнозування 10 кроків. Зважаючи, що масив вхідних даних будувався, ґрунтуючись на даних із джерела [18], які фіксувались як середньодобові, і тривалість кроку прогнозування складає 1 добу, горизонт прогнозування побудованої моделі повинен складати 10 діб.





У табл. 2 поданий словник ознак, який використовувався для проведення спостережень за об'єктом досліджень.

Таблиця 2 – Словник ознак прогнозної моделі

№ з/п	Ознака	Змінна
1	Захворюваність населення України на 10 день після спостереження	$y$
2	Час спостереження	$x_1$
3	Захворюваність населення України на день після спостереження	$x_2$
4	Захворюваність населення Франції на день після спостереження	$x_3$
5	Захворюваність населення Білорусі на день після спостереження	$x_4$
6	Захворюваність населення Грузії на день після спостереження	$x_5$
7	Захворюваність населення Німеччини на день після спостереження	$x_6$
8	Захворюваність населення Ізраїлю на день після спостереження	$x_7$
9	Захворюваність населення Італії на день після спостереження	$x_8$
10	Захворюваність населення Молдови на день після спостереження	$x_9$
11	Захворюваність населення Словаччини на день після спостереження	$x_{10}$
12	Захворюваність населення Словенії на день після спостереження	$x_{11}$
13	Захворюваність населення росії на день після спостереження	$x_{12}$
14	Захворюваність населення Польщі на день після спостереження	$x_{13}$
15	Захворюваність населення Португалії на день після спостереження	$x_{14}$
16	Захворюваність населення Румунії на день після спостереження	$x_{15}$
17	Захворюваність населення Іспанії на день після спостереження	$x_{16}$
18	Захворюваність населення Туреччини на день після спостереження	$x_{17}$

Спостереження проводились кожного дня з березня 2020 до січня 2021 року. Первинний опис містив упорядкованих за часом 276 точок спостереження у багатовимірному просторі ознак, поданих у табл. 2. МВД будувався шляхом зсуву значень чисельної характеристики ознаки “ $y$ ” захворюваності України на 10 кроків угору. Таким чином було забезпечено структуру точки спостереження (вектора ознак), яка містила значення захворю-

ваності населення України через 10 днів у майбутньому та значення захворюваності населення інших країн на час спостереження. Для навчання моделей використовувались перші 265 точок. Тестувалась модель за останніми за часом 10-ма спостереженнями. Результати прогнозування моделі, побудованої за новим багат шаровим алгоритмом синтезу моделей (АСМ), порівнювались із результатами прогнозування моделі, побудованої за багаторядним алгоритмом МГУА [16].

У табл. 3 подані результати порівняння.

Таблиця 3 – Результати випробувань алгоритмів синтезу агентних моделей

№ точки на горизонті прогнозування	Похибка прогнозу, %		
	Відомий багаторядний МГУА	Новий багат шаровий АСМ	Різниця
1	2,99	0,33	-2,66
2	3,29	4,74	1,45
3	4,67	1,99	-2,68
4	5,58	0,23	-5,35
5	5,32	2,15	-3,17
6	5,44	2,65	-2,79
7	6,38	0,57	-5,81
8	7,18	2,11	-5,07
9	8,70	4,79	-3,91
10	9,97	10,43	0,46
Середнє	5,95	3,66	-2,95

Прогнозні моделі, побудовані за новим багат шаровим АСМ, дозволяють отримувати вищу точність прогнозу у порівнянні з моделями, побудованими за класичним багаторядним алгоритмом МГУА. У середньому на 10-ти точках горизонту прогнозування похибка прогнозування менша майже у 2 рази. Звертає на себе увагу, що із зростанням віддаленості точки прогнозування від останньої точки, що використовувалась для навчання моделі, похибка прогнозування має тенденцію до зростання в обох моделях. Але модель, побудована за багаторядним МГУА, поступово накопичує похибку прогнозування. Модель, побудована за багат шаровим АСМ, демонструє здатність компенсувати зростання похибки за рахунок робастності процесу побудови вищого шару. Похибка зростає стрибкоподібно на 10-ій точці горизонту прогнозування.

## 5. Висновки

Агентний підхід до побудови моніторингових інтелектуальних систем дозволяє забезпечувати вирішення завдань в умовах кризового моніторингу. Експериментально підтверджена гіпотеза про підвищення різноманітності агентного синтезатора прогнозних моделей за рахунок побудови ієрархічних багат шарових модельних структур. Описана, програмно реалізована та досліджена одна з багат шарових структур алгоритму синтезу агентних моделей, яка утворюється шляхом поєднання комбінаторного алгоритму МГУА, що синтезує прогнозні моделі в середині шару, та багаторядного МГУА для формування зв'язків між

шарами моделей. Середня похибка прогнозування кількості захворювань населення України на COVID-19 зменшується в 1,98 разів.

Предметом наступних досліджень буде процес параметричної оптимізації побудови агентних моделей за багатошаровим АСМ.

## СПИСОК ДЖЕРЕЛ

1. Merriam-Webster. URL: <https://www.merriam-webster.com/dictionary/agent>.
2. Caglayan A.K., Harrison C.G. Agent Sourcebook: A Complete Guide to Desktop, Internet, and Intranet Agents, John Wiley, 1997. 349 p.
3. Jennings N.R., Wooldridge M. Intelligent Agents: Theory and Practice. *The Knowledge Engineering Review*. 1995. Vol. 10, Issue 2. P. 115–152.
4. Jennings N.R., Wooldridge M. Software Agents. *IEE Review*. 1996. January. P. 17–20.
5. Agent-Based Intelligent System Modeling (Artificial Intelligence). URL: <https://what-when-how.com/artificial-intelligence/agent-based-intelligent-system-modeling-artificial-intelligence>.
6. Liebowitz J. Key Ingredients to the Success of an Organization's Knowledge Management Strategy, University of Maryland, USA. P. 37–40.
7. Shoham Y. Agent-oriented programming. *Artificial Intelligence*. 1993. Vol. 60 (1). P. 51–92.
8. Shoham Y. Agent-oriented programming. Technical Report STAN-CS-1335-90. Computer Science Department, Stanford University, Stanford, 1990. CA 94305.
9. Thomas S.R. PLACA, an Agent Oriented Programming Language. PhD thesis, Computer Science Department, Stanford University, Stanford. 1993. CA 94305.
10. Fisher M. A survey of Concurrent METATEM – the language and its applications / D.M. Gabbay, H.J. Ohlbach (eds.). *Temporal Logic – Proc. of the First International Conference*. 1994. Vol. 827. P. 480–505. Springer-Verlag: Heidelberg, Germany.
11. Barringer H., Fisher M., Gabbay D., Gough G., Owens R. METATEM: A framework for programming in temporal logic. *REX Workshop on Stepwise Refinement of Distributed Systems: Models, Formalisms, Correctness*. 1989. Vol. 430. P. 94–129. Springer-Verlag: Heidelberg, Germany.
12. White J.E. Telescript technology: The foundation for the electronic marketplace. White paper, General Magic, Inc., 2465 Latham Street, Mountain View, 1994. CA 94040.
13. On Intelligent Agent-based Simulation of COVID-19 Epidemic Process in Ukraine. Dmytro Chumachenko et al. *Procedia Computer Science*. 2022. N 198. P. 706–711.
14. Naude W. Artificial Intelligence Against COVID-19. Early Review, University College Cork, 2002. P. 3–10.
15. Голуб С.В., Бурляй І.В. Багатошарове перетворення даних в інформаційних системах багаторівневого моніторингу пожежної безпеки. Зб. наук. праць Харківського університету Повітряних сил. Х.: Харківський університет повітряних сил імені Івана Кожедуба, 2014. Вип. 1 (38). С. 246–251.
16. Ивахненко А.Г., Мюллер И.А. Самоорганизация прогнозирующих моделей. К.: Техника, 1985; Берлин: ФЭБ Ферлаг Техник, 1984. 223 с.
17. Харченко О.В., Голуб С.В., Жирякова І.А. Удосконалення методу висхідного синтезу елементів в інформаційній технології багаторівневого моніторингу мобільного робота. *Математичні машини і системи*. 2016. № 3. С. 41–47.
18. Biweekly confirmed COVID-19 cases per million people. URL: <https://ourworldindata.org/grapher/biweekly-covid-cases-per-million-people>.

Стаття надійшла до редакції 01.02.2023