

О. В. Мілов¹, М. Ю. Костяк², С. В. Мілевський¹, С. С. Погасій¹

¹ Харківський національний економічний університет, Харків, Україна

² Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна

ЗАСОБИ МОДЕЛЮВАННЯ ПОВЕДІНКИ АГЕНТІВ В ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Анотація. Аналізуються найбільш поширені засоби та підходи до моделювання поведінки агентів в інформаційно-комунікаційних системах. Зокрема розглянуті такі засоби як агентне моделювання, штучні нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми, підходи, засновані на знаннях, ланцюги Маркова і ін. Крім класичних засобів та підходів розглянуто також нові прикладні методи, а саме: людино-центрована система, аналіз відео, накопичувач даних, що керується даними, динамічні чинники. В результаті проведеного аналізу отримані висновки про поточний стан питань моделювання поведінки людини. Визначено, що існує значна кількість підходів, і всі вони мають свої переваги і недоліки. Тому неможливо визначити оптимальний підхід до моделювання поведінки людини, але можна визначити мету, для якої застосування того чи іншого підходу може бути рекомендовано. В роботі наведена схема з інформацією, із зазначенням можливих рішень для подолання обмежень різних підходів. Аналіз цих даних показав, що агентно-орієнтований підхід вирішує більшість проблем і знімає обмеження, характерні для інших методологій. Це підтверджується тим фактом, що агентне моделювання є гнучким підходом, який широко використовується в багатьох контекстах моделювання поведінки людини.

Ключові слова: засоби моделювання, поведінка людини, агентне моделювання, штучні нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми, підходи, засновані на знаннях, ланцюги Маркова.

Вступ

В останні роки вивчення моделювання поведінки людини було ознаменовано величезним зростанням інтересу з боку вчених в декількох областях застосування. З огляду на велику кількість сучасних методів моделювання поведінки людини (МПЛ), які можна застосувати для моделювання різних людських аспектів, необхідний огляд і порівняння різних методів, що застосовуються в даний час.

Основною метою подальшого аналізу є дослідження найбільш поширених підходів - агентного моделювання, штучних нейронних мереж, нечіткої логіки, генетичних алгоритмів, підходів, заснованих на знаннях, ланцюгів Маркова і т. д., а також нових прикладних методів. Крім того, основні переваги та обмеження, пов'язані з реалізацією кожної аналізованої методології, повинні бути сформульовані таким чином, щоб забезпечити чітке розуміння того, які підходи є найбільш перспективними в моделювання поведінки людини в різних контекстах.

Засоби моделювання поведінки людини

Моделювання поведінки людини має величезний потенціал. Фактично, МПЛ знаходить застосування в багатьох областях, таких як боротьба зі стихійними лихами [1, 2], військові науки [3, 4] і виробництво [5, 6]. Останні досягнення (з точки зору досліджень і технологій) дозволяють вченим публікувати інноваційні та нові роботи на цю тему. Ясно, що моделювання поведінки людини (ПЛ) дуже складне, не тільки з точки зору невизначеності, яка впливає на дії людини, але також і для його суворої залежності від зовнішніх змінних (погода, взаємодії з іншими людьми і т. д.).

Основною перевагою МПЛ є можливість пом'якшувати помилки людей, задовольняти і передбачати їх потреби, допомагаючи їм в їх повсякден-

них діях [7]. Хоча такий сценарій може здатися фантастичним, практика МПЧ вже використовується сьогодні для прогнозування ПЧ під час евакуації, контролю людських реакцій під час водіння, відтворення соціальних взаємодій людей і так далі. Крім того, МПЧ може використовуватися і приносити значний ефект для прогнозування поведінки взаємодіючих сторін під час кіберконфліктів [8].

З середини 50-х до середини 90-х років вчені розробили кілька підходів до моделі ПЛ, які є вкрай привабливими при моделюванні поведінки взаємодіючих агентів в умовах кіберконфліктів.

Підхід, заснований на знаннях (knowledge-based approach - КВА). Важливим підходом МПЛ є підхід, заснований на знаннях (КВА). Застосування КВА складається не більше ніж з «простого» алгоритму IF-THEN. Застосування цієї ідеї до МПЛ означає, що КВА моделює поведінку людей, які стикаються з обмеженим числом ситуацій, і щоразу, коли відбувається щось з цього (модель з використанням «умови IF»), вони завжди відповідають задалегідь заданим діям (вказіть в «ТОДІ операція»).

Ідеальна область застосування КВА характеризується високим ступенем стандартизації; де оператор виконує дії за замовчуванням [9].

Численні можливості виникають при використанні підходу, заснованого на знаннях: 1) можна використовувати як навчальний посібник для підвищення кваліфікації персоналу; 2) представляє собою ефективний спосіб отримання відповідей, так як не вимагає додаткового допоміжного персоналу; 3) модель, заснована на знаннях, може бути легко оновлена і розширена. З іншого боку, КВА має істотні недоліки. Вони залежать від статичності системи, заснованої на знаннях (KBS).

1. KBS не вчать на помилках, якщо тільки для користувача зворотний зв'язок і підтримка персоналу не є частиною його постійного розвитку;

2. KBS не враховує емоційні аспекти поведінки людини;

3. KBS не моделюють залежність від шляху досягнення мети;

4. Ухвалення рішення людиною (HDM) дуже складне, і, отже, неможливо точно описати його за допомогою простих і статичних алгоритмів IF-THEN.

І хоча деякі автори вважають, в цілому, КВА не підходить для додатків, пов'язаних з моделювання поведінки людини через численні обмеження, вважаю, що на вказаний підхід необхідно дивитися ширше і розглядати його адаптацію для різних контекстів, і в першу чергу для моделювання поведінки агентів в системах безпеки.

Агентно-орієнтоване моделювання. Підхід на основі агентного моделювання (ABM) можна описати одним словом: взаємодія. Взаємодія з іншими людьми - це коріння людського життя. ABM стає необхідним, коли система, яку ми повинні вивчати, є складною з точки зору взаємозалежності її компонентів. Підхід ABM заснований на концепції агента. В [10] зазначається, що не існує універсального визначення терміна «агент», хоча ряд характеристик є обов'язковим для загального визначення, наведеного в [11]. Вони представляють основні характеристики агента:

1. Автономія: агенти є автономними одиницями, і вони не залежать від інших об'єктів;

2. Неоднорідність: агенти відрізняються один від одного;

3. Активність: агенти надають незалежний вплив на модель;

4. Цілеорієнтованість: у агентів є мета, яку вони переслідують;

5. Реактивність/сприйнятливність: агенти усвідомлюють існування інших агентів, перешкод і навколишнього середовища;

6. Обмежена раціональність: агенти діють виключно на основі інформації, якою вони володіють;

7. Інтерактивність / комунікативність: агенти мають можливість спілкуватися з іншими агентами і / або середовищем, в якому вони функціонують;

8. Мобільність: агенти можуть переміщуватись в навколишньому середовищі;

9. Адаптація / навчання. Агенти можуть бути спроектовані так, щоб змінювати свій стан в залежності від їх поточного стану, дозволяючи їм адаптуватися. Адаптацію можна розглядати як процес навчання.

ABM є найбільш природним методом опису системи, що складається з поведінкових об'єктів [12]. Як було відзначено [13], агентне моделювання є гранично гнучким і може виступати в якості основного інструменту моделювання різних надзвичайних ситуацій (від кібератак до стихійного лиха). У цьому контексті в роботі [14] пояснюються можливі застосування ABM для управління надзвичайними ситуаціями. В [11] пропонується модель для моделювання людської поведінки, коли людям доводиться діяти в умовах надзвичайних ситуацій. Зазвичай в цьому додатку змодельовані агенти повинні захищатися і захищати наявні у них ресурси від змодельованих небезпечних подій.

льованих небезпечних подій.

Очевидно, що ABM має деякі обмеження. Дії і вибір людей часто обумовлені ірраціональністю, яка ускладнює реалізацію і розробку моделі поведінки. Крім того, за допомогою ABM неможливо моделювати емоційні аспекти людини, які на думку деяких авторів [15], є фундаментальні.

Ряд прикладів застосування, в яких деякі з обмежень були вирішені вище з точки зору математичного визначення і моделювання ABM емоційних аспектів людини (наприклад, страху, втоми, стресу і т. д.), можна знайти в [16-18]. Приклад застосування в нестандартних контекстах для ABM (культурної спадщини) можна знайти в [13-20].

Агентне моделювання - це метод, який вимірює вплив одного або декількох автономних агентів на конкретну систему. Агентне моделювання використовується для відтворення і прогнозування поведінки дуже складних алгоритмів з використанням дуже простої системи, заснованої на правилах. Агентне моделювання популярне в додатках, які демонструють рій-подібну поведінку, таку як поширення епідемії [21] або взаємодію натовпів людей в області [22]. Наприклад, люди в натовпі є агентами, і вони стежать за своєю швидкістю, положенням інших людей, і намагаються досягти своєї мети, яка є становищем в системі. Кожен агент просто намагається мінімізувати час, необхідний для досягнення своєї мети, однак інші агенти можуть заважати один одному. Потім в системі можна знайти вузькі місця, вивчивши області, в яких сповільнюється більшість агентів [23]. Нещодавно цю ж методологію і техніку застосували до області кібербезпеки, застосовуючи різні підходи до визначення агентів.

У [24] показано застосування агентної моделі для опису взаємодії бот-мереж при атаці розподіленої відмови в обслуговуванні (DDoS). Котенко змодельовував кроки і дії для успішного виконання DDoS-атаки, включаючи різних ініціалізованих агентів, необхідних для виконання моделювання. У цій роботі використовувалися два різних типи агентів: система атак зловмисника, що представляє собою автоматизовані ботнети, атакуючі систему, а потім система захисту, яка представляє собою системи виявлення вторгнень (IDS) і брандмауери. Для кожного типу агента був створений кінцевий автомат, щоб описати функціональність і поведінку агента. Для агента зловмисника кінцевий автомат складався з кроків і результатів семи різних методів виконання DDoS. З боку захисту агенти були навчені виконувати певні перевірки на різних рівнях мережевої моделі (системи, мережі та глобальної мережі) і повідомляти про свої висновки, незалежно від того, чи була виявлена шкідлива активність. Пізніше [25] було застосовано цю методологію до симулятора з використанням NS2 і середовища INET OMNeT++, де звичайні користувачі, зловмисники і захисники були змодельовані спільно, і вплив ботнету було перевірено в мережі. Було показано, що колективні атаки на основі команди були набагато більш успішними при проведенні комплексної DDoS-атаки на мережу, як можна було б передбачити.

У [26] описано інструмент виявлення і моделювання зловмисників на основі агента під назвою NeSSi2. Методологія полягала в тому, щоб моделювати всю мережу і зловмисників як агентів, щоб уникнути складних математичних моделей. Передбачено моделювання, яке може обробляти безліч різних типів сценаріїв, які нелегко виконати в реальних умовах. Кожна машина, маршрутизатор і брандмауер створюються як агенти в спробі виявити і ідентифікувати DoS-атаки в мережі. NeSSi2 підтримує два типи атак: сценарії поширення хробака, які аналогічні проблеми поширення епідемії, і атаки на основі ботнетів, як це було раніше. Кожен зловмисник також моделюється як агент, що вибирає одну з цих атак і виконує її в мережі. NeSSi2 імітує основний веб-трафік, такий як HTTP-запити і інші додатки, в надії, що поведінка зловмисника може бути ідентифікована в ході імітаційного моделювання.

Штучні нейронні мережі. Гарне визначення штучних нейронних мереж (ANN) дано в [27]. У цій роботі автори визначають ANN як «форму штучного інтелекту, яка намагається імітувати функцію людського мозку і нервової системи».

ANN мають чітко визначену структуру. [28] описує її як набір елементарних елементів, званих нейронами, одиницями, клітинами або вузлами. Кожен нейрон пов'язаний з іншими нейронами за допомогою спрямованих комунікаційних зв'язків зв'язків. Ваги (скалярне число) визначають силу зв'язків між взаємопов'язаними нейронами і надають інформацію, яка використовується ANN для розв'язання досліджуваної проблеми. ANN сильно пов'язані з проблематикою моделювання поведінки людини. Фактично, вони імітують функціонування людського мозку: від сприйняття навколишнього середовища на вході і створення дії на виході [29]. Це дуже важливо, тому що мозок являє двигун людських дій, і знання його прихованих процесів може бути корисним для розуміння принципів, що лежать в основі поведінки людини. На жаль, відтворення нервових процесів у людей дуже складне: воно являє собою проблему нейробіології - сучасної дисципліни, де вченим ще багато що належить відкрити.

Порівнюючи ANN з агентно-орієнтованим моделюванням, ми можемо помітити, що реалізація ANN складніша і вимагає більш тривалого часу роботи (ABM описується лінійними законами, ANN описуються принципово нелінійними законами). Нелінійності ANN дозволяють використовувати ANN в різних додатках для прогнозування безпосередніх дій людини [30], або в інтелектуальних середовищах (набір програмних і апаратних елементів, які підтримують інтелектуальну взаємодію між доквіллами і користувачами), як в [31].

На закінчення аналізу підходу ANN слід порівняти переваги і обмеження цього підходу. Переваги використання ANN [32]:

1. ANN може виконувати завдання, які лінійна програма не може: лінійні програми менш надійні, ніж нелінійні (такі як ANN).

2. ANNs часто демонструють патерни, подібні до тих, які демонструють люди.

3. Коли елемент нейронної мережі виходить з ладу, мережа може продовжувати працювати без будь-яких проблем із-за своєї паралельної природи.

4. ANN вчиться і не потребує перепрограмування.

З іншого боку, недоліками ANN є:

1. Обробка даних часових рядів в ANN - дуже складне питання.

2. Як тільки мережа була структурована для конкретного додатка, ця мережа готова до навчання. Можливий спосіб зробити це - вдатися до використання генетичних алгоритмів (ГА);

3. ANN передбачають складні операції і для цього використання їх для відносно простих випадків дуже дорого з точки зору часу обробки.

Нечітка логіка. Нечітка логіка використовувалася для обробки концепції часткової правдоподібності, де значення істини може варіюватися від повністю істинного до повністю помилкового з використанням десяткових чисел. Нечітку логіку можна розглядати як еволюцію традиційного бінарного підходу (також званого чітким підходом), коли конкретний стан моделі пов'язаний зі змінними, які можуть приймати тільки два значення (0 або 1). Використання нечіткої логіки рекомендується для моделювання явищ з високим ступенем невизначеності: характеризується неточною інформацією і невизначеними ситуаціями [33]. Моделювання людської поведінки є прикладом цього контексту, оскільки воно майже завжди відрізняється великою кількістю можливих виконуваних дій. У зазначеному контексті нечітка логіка використовується як інструмент для процесів прийняття рішень: вона дає нам значущі і потужне уявлення невизначеностей вимірювань, а також значущі уявлення невизначених понять, виражених природною мовою.

Деякі з найбільш важливих можливостей, що виникають при використанні нечіткої логіки, такі: 1) для вирішення складних проблем в нейронауках, оскільки вона нагадує людське мислення і прийняття рішень [34]; 2) застосування нечіткої логіки дуже легке в порівнянні з обчислювально точними системами [35]; 3) що моделі нечіткої логіки не надто чутливі до умов, що змінюються [35]; 4) нечітка логіка виявилася відповідним формалізмом для обробки неточних / розпливчастих і невизначених знань [36]. У [36] також визначаються деякі недоліки, такі як:

1. Нечіткі результати можна інтерпретувати декількома способами, що ускладнює аналіз:

2. Нечітке уявлення знань і даних вимагає великої кількості даних і досвіду для розробки нечіткої системи [37];

3. Використання нечіткої логіки часто може бути доцільним, коли обчислювальні обмеження потужності занадто суворі.

Крім того, деякі інші автори визначили інші важливі обмеження, такі як:

1. Нечіткий підхід заснований на стохастичних припущеннях [38];

2. Відрізняється від агентного моделювання. Вказується, що використання нечіткої логіки і не

допускає взаємодії між різними об'єктами, які представлені в моделі [39].

Нейро-нечітка логіка. Підхід нейро-нечіткої логіки є «межа взаєморозуміння» між штучними нейронними мережами і нечіткою логікою. Цей підхід охоплює основні аспекти двох методів. Нейро-нечітка логіка використовує теорію нечіткої логіки для опису невизначеностей, пов'язаних з поведінкою людини, в той час як використання ANN дозволяє моделювати важливі характеристики людини, такі як навчання, відмовостійкість адаптації, паралелізм і узагальнення. Нейро-нечітка логіка використовується в НВМ для подолання обмежень нечіткої логіки і ANN. В [40] описується використання її для обмеження невизначеності, пропонуючи модель, яка відтворює залежність поведінки людини від модифікації зовнішнього контексту (в тому числі навчальної спроможності ANN). Нейро-нечітка логіка має деякі цікаві характеристики:

1. Простота реалізації нечітких природних мов, так що структура знань дуже чітка і ефективна;
2. Будь-які зміни в задачі і середовищі можуть бути легко усунені шляхом адаптації ваги нейронів;
3. Оскільки нечітка система є одним з видів апроксимації, може бути досягнуто різке скорочення витрат на дані і програмне / апаратне забезпечення.

Важливо сказати, що нейро-нечіткий логічний підхід є широко обговорюваним методом в академічній сфері. Насправді, деякі вчені сумніваються в якості подібного підходу [41]. Зокрема, вчені досліджують сумісність між ANN і нечіткою логікою.

Генетичні алгоритми. Часто люди повинні одночасно досягати різних цілей. Ця ситуація не є традиційною для раніше описаних підходів і щоб подолати цю межу, можна використовувати підхід, пов'язаний з генетичними алгоритмами (ГА).

ГА натхненні еволюційною теорією Чарльза Дарвіна. Основні методи ГА призначені для імітації еволюційних процесів в реальному світі. В ГА безліч варіантів вирішення проблеми оптимізації розробляється в бік кращих рішень. Кожен варіант рішення має набір властивостей (званих хромосомами), які можуть бути змінені. ГА є хороший метод для моделювання поведінки людини. Дійсно, вони дозволяють моделювати ситуації, в яких учасники, реалізовані в досліджуваній моделі, повинні переслідувати різні цілі одночасно (багатоцільові проблеми). З цієї причини ГА могли б стати хорошим способом моделювання процесів прийняття рішень людиною (НВМ) для їх більшої прихильності реальності. Численні можливості виникають при використанні підходу ГА. Нижче представлені найважливіші особливості підходу :

1. ГА мають здатність запобігати потраплянню в локальні оптимальні рішення, на відміну від традиційних методів, які здійснюють пошук з однієї точки [43];
2. ГА дозволяють вирішувати завдання оптимізації, коли нам доводиться максимізувати / мінімізувати більше одного параметра [42];
3. Добре обробляються зашумлені / стохастичні цільові функції;

4. Велика кількість параметрів може бути проблемою для методів з використанням похідних [43].

З іншого боку, ГА також мають деякі обмеження:

1. ГА вирішують багатоцільові проблеми. В його типі моделей іноді досягнення оптимального рішення неможливе: оптимізація значення змінної може спричинити інший параметр, іншими словами вкрай важко рішення багатокритеріальних задач;

2. ГА, як правило, потребують представницької статистики, і потрібно обчислювальна генерація безлічі поколінь, перш ніж буде отримано гарний результат.

3. Рішення ГА строго залежать від фітнес-функції: погано спроектована фітнес-функція може привести до неоднозначних результатів.

Можливе застосування ГА в галузі управління знаннями представлено в [44], де пропонується застосовувати ГА для цієї мети. Заснований на генетиці людини генетичний алгоритм пропонується використовувати в різних контекстах, таких як мозковий штурм і управління інноваціями, щоб знайти краще рішення під час обговорення або кращу маркетингову стратегію нового продукту.

Марковські ланцюги. Можливе застосування ланцюгів Маркова в областях моделювання поведінки людини, зокрема, для прогнозування його реакцій з високою точністю. Формальне визначення ланцюга Маркова дається у [45]: "Процес ланцюга Маркова n-го порядку визначається набором з n станів $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ і набором ймовірностей переходів $p_{ij}, i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, n$. Процес може бути тільки в одному стані в будь-який момент часу. Якщо в момент k процес знаходиться в стані x_i , то в момент часу k+1 він буде в змозі x_j , з ймовірністю p_{ij} ".

Поведінка людини може бути представлена марківськими ланцюгами в припущенні, що в певний момент індивідуум (α) знаходиться в початковому стані x_0 , пов'язаному з певною поведінкою. У цій ситуації α може виконувати обмежений діапазон дій $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Підхід ланцюга Маркова полягає в призначенні ймовірності, яка кількісно визначає ймовірність того, що α повинен переміститися з x_0 в загальний стан x_i , виконуючи певну операцію [46]. Така ж структура наведена у [47]. Аналіз публікацій по використанню ланцюгів Маркова дозволяє визначити основні переваги, які вони приносять в додатках моделювання поведінки людини:

1. Марковські моделі відносно легко вивести з послідовних даних;
2. Підхід ланцюгів Маркова має високу надійність;
3. Результати аналізу марківських моделей легко адаптується для графічного представлення;

З іншого боку, у підході Марківських ланцюгів також є деякі обмеження. Наприклад, ланцюжки Маркова засновані на невизначеності і наближених даних; вони не завжди можуть використовуватися для моделювання людських взаємодій, і вони не інтегрують навчання. Крім того, з враховуючи, що ланцюжки Маркова мають обмежений інтервал прогнозування [48], тому підхід може бути використа-

ний для визначення дії окремої людини протягом короткого періоду.

Онтології кібер-атак. Онтології кібератак описують відносини між кожним з факторів кібератак і їх залежностями один від одного. Наприклад, можна описати всі деталі вразливості, щоб це було можливо, наприклад, служби і ОС, призначені для користувача дозволу, аж до вимог зловмисника, таких як знання конкретної області. Онтологія може бути охарактеризована на низькому рівні, як конкретні вразливості або індивідуальну поведінку зловмисника, аж до дуже високого рівня, наприклад до намірів найвищого рівня зловмисника. У [49] застосовано методологію до кібер-області і описані вимоги онтології верхнього рівня кібер-атакуючого в три етапи. По-перше, всі атаки засновані на наміри, що означає, що для атаки повинна бути відповідна причина. По-друге, атаки відповідають відповіді домену противника. Це означає, що кожна атака залежить від результату атаки цільової мережі. Нарешті, намір атаки може бути представлено як сукупність піднамірів. Це опис багатоступеневих атак, де може пройти кілька кроків, перш ніж зловмисник зможе досягти своєї спільної мети.

У [50] описане використання, засноване на знаннях системи логічного аналізу штучного інтелекту SysSecure, щоб розробити базу знань про мережу для аналізу безпеки. Запустивши набір демонів Sys на хост-комп'ютерах в мережі, система SysSecure може розробити базову карту мережі, а потім онтології, розроблені експертами з безпеки, і обробку природної мови з різних наборів даних можуть використовуватися для аналізу мережі. SysSecure забезпечує підтримку більше 12 000 сервісів, 683 типів вразливостей, 354 типів програмних збоїв одночасно. Однак ці онтології все ще повинні бути розглянуті експертом з безпеки, і автори визнають, що кожна з онтологій вимагає 10-20 хвилин огляду. У [51] проаналізована зручність використання більш універсальною і загальною версією SysSecure, названою ResearchSys, і виявлено, що вона неорганізована, складна в використанні і негнучкість без експертних знань, що ускладнює її використання в дослідницьких цілях. Там не було ніякої відповіді на цей документ і ніякого подальшого прогресу на SysSecure, як було зроблено з тих пір.

Вираз інформації про структуровану загрозу (STIX) - це схема, розроблена для кращого опису інформації про кіберзагрози. Схема STIX охоплює концепції високого рівня, такі як спостережування / індикатори, інциденти, ТМП (тактика, методи і процедури), цілі, напрямки дій і суб'єкти загроз. Ця структура також визначає так звану «ланцюг кібервбивств», яка описує фази або кроки, які зловмисник зазвичай робить протягом всієї кампанії.

Важливі різні «сторони» атак, оскільки в залежності від того, на якій стороні знаходиться атакуючий, необхідно приймати різні захисні заходи. Ліва сторона ланцюга вбивств являє собою підготовчу фазу атаки, де можуть використовуватися превентивні захисні прийоми, щоб перешкодити прогресу атакуючого. Аналогічно, якщо зловмисник знахо-

диться на правій стороні атаки, зловмисник якимось чином скомпрометував мету, і стратегію захисту перемикається на фокус управління втратою замість превентивних методів. STIX фокусується на окремих кампаніях атаки і організовує його для подання атаки і позиції ланцюжка знищення за допомогою інструментів, які використовував суб'єкт загрози, методів / поведінки, які вони демонструють, взаємодії між суб'єктами загрози і спостережуваних.

Сучасні підходи до моделювання поведінки людини. З 2013 року різні вчені розробляють нові і цікаві методології. В якості основних сучасних підходів можна виділити наступні п'ять:

1. Ambient Intelligence (Ami) [52]: Ambient Intelligence (Ami) - це нова дисципліна в області інформаційних технологій, в якій люди отримують можливість працювати в цифровому середовищі, що складається в основному зі складного програмного забезпечення і пристроїв (датчиків і виконавчих механізмів), з'єднаних через мережу;

2. Накопичувач даних, що керується даними [53]: підхід полягає в моделюванні поведінки людини з використанням даних, зібраних з мобільних телефонів. Використання підходу, заснованого на даних, досліджує особистість людей, чого немає у інших методах моделювання поведінки людини;

3. Динамічні чинники [54]. Цей підхід пропонує кращу модель поведінки евакуйованих, ніж традиційні методи, які не враховують в достатній мірі численні динамічні фактори, які могли б суттєво вплинути на рішення про евакуацію людей. Важливо підкреслити, що підхід «Динамічні чинники» застосовувався тільки для евакуації і потребує поліпшення, що дозволить зробити його придатним в інших контекстах;

4. Людино-центрована система (HCS) [15]: головна перевага HCS полягає в тому, що вона враховує психологічні, індивідуальні та соціальні фактори, на відміну від інших традиційних підходів, але метод ще не набув достатнього підтвердження;

5. Аналіз відео [55]: підхід автоматичного візуального виявлення, є аналіз з використанням систем захоплення відео, таких як відеоспостереження. Можливо використовувати відеоаналіз як інструмент для збору інформації для побудови моделей.

В результаті проведеного аналізу можна зробити висновки про поточний стан питань моделювання поведінки людини: по-перше, існує значна кількість підходів, і всі вони мають свої переваги і недоліки. З цього ясно, що неможливо визначити оптимальний підхід до моделювання поведінки людини. Проте, можна визначити мету, для якої застосування конкретного підходу може бути рекомендовано. У таблиці 1 представлена схема з цією інформацією, із зазначенням можливих рішень для подолання обмежень різних підходів. Аналіз цих даних показує, що агентно-орієнтований підхід вирішує більшість проблем і знімає обмеження, характерні для інших методологій. Це підтверджується тим фактом, що агентне моделювання є гнучким підходом, який широко використовується в багатьох різних контекстах.

Таблиця 1-Традиційні підходи моделювання поведінки людини - синтетичний опис

Підхід	Контекст використання	Відповідні переваги	Відповідні обмеження	Рішення для подолання обмежень
Агентно-орієнтоване моделювання	Контексти, де є люди з високим рівнем взаємодії і гетерогенності.	Представлення виникаючих явищ, Задається природний опис системи. Гнучкість.	Дуже складно змоделювати психологію людини, коли вона тренується на ірраціональних прикладах. Агентне моделювання використовує математичні відносини, рідко використовуються в реальному світі.	Сучасні підходи
Дискусійні нейронні мережі	Контексти, в яких неможливо визначити деякі відносини між входом і виходом. Контекст, де ми повинні імітувати процес прийняття рішень людиною.	Штучні нейронні мережі працюють краще, лінійні програми, є чорний ящик як мозок людини, навчаються і немає необхідності в перепрограмуванні	Нелінійна якість штучних нейронних мереж ускладнює застосування цього підходу, Для штучних нейронних мереж потрібне тренування Можлива організація зворотного зв'язку	Генетичні алгоритми Нейро-нечітка логіка сучасні підходи
RISP підхід	Контексти, де люди повинні вибрати між двома альтернативами	Простий додаток	Можливість моделювати тільки дві альтернативи	нечітка логіка Нейро-нечітка логіка сучасні підходи
Нечітка логіка	Контексти, в яких людям доводиться вибрати між більш ніж двома альтернативами. Ситуації, які характеризуються невизначеністю.	Нечітка логіка вирішує складні проблеми. Простий додаток. Нечіткі алгоритми надійні	Утомливо розробляти нечіткі правила і функції приналежності. Характеристики нечіткої моделі безпосередньо пов'язані з обчислювальними особливостями. Нечітка логіка заснована на стохастичних припущеннях.	Агентне моделювання динамічні чинники Нейро-нечітка логіка сучасні підходи
Генетичні алгоритми	Контексти, в яких переслідуються більше однієї мети. Контексти, в яких ми повинні навчати штучні нейронні мережі.	Можливе використання генетичних алгоритмів для моделювання мультиоб'єктних проблем. Велике число параметрів може бути проблемою для похідних методів	Чи не гарантує знаходження глобального максимуму. Рішення генетичного алгоритму залежить від фітнес-функції.	Нейро-нечітка логіка сучасні підходи
Засновані на знаннях	Контексти, в яких ми можемо легко кодувати факти і правила. Контексти описуються стандартизованою процедурою. Контекст досить обмежений. Контекст, в якому ми не знаходимо достатню кількість винятків	Може бути легко переведена на комп'ютерні мови. База знань може бути легко змінена і розширена.	Чи не вчиться на помилках, якщо зворотний зв'язок з користувачем і обслуговування людиною не є частиною його постійного розвитку. Навряд чи варто придумувати креативні рішення.	Агентне моделювання Штучні нейронні мережі нечітка логіка Нейро-нечітка логіка. сучасні підходи
Марковські ланцюги	Контексти, де присутні гетерогенні агенти. Контексти, де ми повинні моделювати приховані аспекти, які ми не можемо спостерігати безпосередньо.	Висока надійність (95%) Результати аналізу марківських моделей готові для використанні для графічної презентації.	Неможливо моделювати взаємодії. Засновані на стохастичних законах. Марківські ланцюги мають інтервал прогнозу, обмежений кількома секундами. Марковські ланцюги не включають здібності до навчання	Агентне моделювання динамічні чинники сучасні підходи
Нейро-нечітка логіка	Контексти, в яких недостатньо нечіткої логіки і нейронної мережі для опису ситуації	Високо масштабовані. Виявлення людської поведінки в складній сцені, може бути досягнуто радикальне скорочення даних і програмного / апаратного забезпечення.	Обмеженість підходів нечіткої логіки і штучних нейронних мереж, Сумніви в якості підходу. Сумісність між нечіткою логікою та штучними нейронними мережами	Агентне моделювання генетичні алгоритми сучасні підходи

Висновки

Після огляду найбільш відомих традиційних методів зробимо коротке резюме про сучасні підхо-

ди, де агентне моделювання, мабуть, представляє основні переваги, тому що:

1) це дозволяє моделювати взаємодії між різними об'єктами, які становлять модель;

2) агенти мають здатність вчитися;
 3) всі дії агентів спрямовані на конкретну мету.
 Очевидно, що не можна заперечувати наявність
 недоліків і в агентному моделюванні. Однак обме-
 ження можуть бути зменшені за допомогою нещодав-

давно розроблених методів, але вони все ще знахо-
 дяться на ранній стадії. Тому необхідні подальші
 дослідження для проведення верифікації та валідації
 з метою усунення існуючих недоліків та підвищення
 надійності пропонувані підходів.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Agresta M., Bruzzone G. A., de Filice F., Longo F., Massei M., Murino G., Petrillo A., Tremori A., 2015, Human Behavior Simulation for smart decision making in emergency prevention and mitigation within urban and industrial environments, Proc. of the Int. Workshop on Simulation for Energy, Sustainable Development & Environment 2015, 66-74.
2. Ardalan A., Ejeta L. T., Paton D., 2015, Application of Behavioral Theories to Disaster and Emergency Health Preparedness: A Systematic Review, PLoS currents, 7.
3. Mavor A. S., Pew R. W., 1998, Modeling human and organizational behavior: Application to military simulations, National Academies Press, Washington D C.
4. Cordar A., Lampotang S., Lok B., Robb A., Wendling, A., White C., 2015, A comparison of speaking up behavior during conflict with real and virtual humans, Computers in Human Behavior, 52, 12-21.
5. Baines T., Mason S., Siebers P. O., Ladbroke J., 2004, Humans: the missing link in manufacturing simulations, Simulation Modelling Practice and Theory, 12, 515-526.
6. Bocca E., Briano E., Bruzzone G. A., Massei M., 2007, Evaluation of the impact of different human factor models on industrial and business processes, Simulation Modelling Practice and Theory, 15, 199-218.
7. Cacciabue P. C., 1998, Modeling and Simulation of Human Behavior in System Control, Springer, Varese.
8. Liu A., Pentland A., 1999, Modeling and prediction of human behavior, Neural computation, 11(1), 229- 242.
9. Embrey D., Understanding human behaviour and error, Human Reliability Associates 1, 2005; 1-10.
10. Macal C. M., North M. J., 2005, Tutorial on agent- based modeling and simulation, Proceedings of the 37th conference on Winter simulation. Winter Simulation Conference, 2-15.
11. Castle C. J. E., Crooks A. T., 2006, Principles and concepts of agent-based Modeling for developing geospatial simulations, CASA, London.
12. Bonabeau E., 2001, Agent-based modeling: methods and techniques for simulating human systems, Proc. National Academy of Sciences, 99(3), 7280- 7287.
13. Deljoo A., Janssen M., Tan Y. H., 2013, The Role of Complex Systems in Public-Private Service Networks, Proceedings of the European Conference on Complex Systems 2012, 279-285.
14. Bazghandi, A., 2012, Techniques, advantages and problems of agent agent modeling for traffic simulation, Int J Comput Sci, 9(1), 115-119.
15. Elkosantini S., 2015, Toward a new generic behavior model for human centered system simulation, Simulation Modelling Practice and Theory, 52, 108-122.
16. Bruzzone A.G., Tremori A., Tarone F., Madeo F. (2011). Intelligent agents driving computer generated forces for simulating human behaviour in urban riots. International Journal of Simulation and Process Modelling. Vol. 6, Is. 4, 2011, pp. 308-316
17. Bruzzone, A.G., Frascio, M., Longo, F., Massei, M., Siri, A., Tremori, A. (2012). MARIA: An agent driven simulation for a web based serious game devoted to renew education processes in health care. Proceedings of the 1st International Workshop on Innovative Simulation for Health Care, IWISH 2012, pp. 188-194.
18. Bruzzone, A., Massei, M., Longo, F., Poggi, S., Agresta, M., Bartolucci, C., Nicoletti, L. (2014). Human behavior simulation for complex scenarios based on intelligent agents. Simulation Series, 46 (2), pp. 71-80.
19. Longo F., Nicoletti L., Vena S., Padovano A., (2014). Serious games at increased impact on culture and tourism. Proceedings of the 26th European Modeling and Simulation Symposium, EMSS 2014, pp. 641-648.
20. Longo, F., Nicoletti, L., Florio, G., Vetrano, M., Bruno, L., Caputi, L. (2015). Inside virtual: A new app for interactive and intelligent cultural heritage fruition. Proc. of the 27th European Modeling and Simulation Symp., EMSS 2015, pp. 471-478.
21. Gary An. In silico experiments of existing and hypothetical cytokine-directed clinical trials using agent-based modeling. Critical care medicine, 32(10):2050-2060, 2004.
22. Nuria Pelechano, Jan M Allbeck, and Norman I Badler. Controlling individual agents in high-density crowd simulation. In Proc. of the 2007 ACM SIG- GRAPH/Eurographics symp/ on Comp. animation, pp. 99-108. Eurographics Association, 2007.
23. Charles M Macal and Michael J North. Tutorial on agent-based modelling and simulation. Journal of simulation, 4(3): 151-162, 2010.
24. Igor Kotenko. Agent-based modeling and simulation of cyber-warfare between malefactors and security agents in internet. In Proceedings of 19th European Simulation Multiconference "Simulation in wider Europe", 2005.
25. Igor Kotenko. Agent-based modelling and simulation of network cyber-attacks and cooperative defence mechanisms. Discrete Event Simulations, pages 223-246, 2010.
26. Dennis Grunewald, Marco Liitzenberger, Joel Chinnow, Rainer Bye, Karsten Bsufka, and Sahin Albayrak. Agent-based network security simulation. In Proceedings of The 10th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems- Volume 3, pages 1325-1326. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2011.
27. Holger R. M., MarkB. J., ShahinM. A., 2008, State of the art of 8artificial neural net-works in geotechnical engineering, Electronic Journal of Geotechnical Engineering, 8, 1-26.
28. Fausett L. V., 1994, Fundamentals neural networks: Architecture, algorithms, and applications, Prentice-Hall, Englewood Cliffs.
29. Schmidhuber J., 2015, Deep learning in neural networks: An overview, Neural Networks, 61, 85- 117.
30. Abdel-Malek K., Arora J., Bataineh M., Marler T., 2016, Neural network for dynamic human motion prediction, Expert Systems with Applications, 48, 26-34.
31. Xu J. H., 2011 Application of Artificial Neural Network (ANN) for Prediction of Maritime Safety, Information and Management Engineering, Springer Berlin Heidelberg, 34-38.

32. Dey A.K., 2001, Understanding and using context, *Personal Ubiquit. Comput*, 5, 4-7.
33. Calvo-Florese M. D., Cuellar M. P., Lilius J., Rodriguez N. D., 2014, A fuzzy ontology for semantic modelling and recognition of human behaviour, *Knowledge-Based Systems*, 66(0), 46-60.
34. Enam, S., Godil S., Qidwai U., Shamim M., 2011, Fuzzy logic: A "simple" solution for complexities in neurosciences?, *Surgical neurology international*.
35. Reusch B., 2006, Theory and Applications: International Conference 9th Fuzzy Days in Dortmund, 2006 Proceedings, 38, 18-20.
36. Cannon M. E., Sied S., 2004, Fuzzy logic-based map matching algorithm for vehicle navigation system in urban canyons, *ION National Technical Meeting*, San Diego, CA, p. 26-28.
37. Baines T., Mason S., Siebers P. O., Ladbrook J., 2004, Humans: the missing link in manufacturing simulation?, *Simulation Modelling Practice and Theory*, 12, 515-526.
38. Sugeno M., Yasukawa T., 1993, A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modelling, *IEE Transaction on Fuzzy Logic System*, 1, vol. 1, 7-31.
39. De Pedro T., Garcia R., Gonzalez C., Naranjo J. E., Sotelo M. A., 2007, Using Fuzzy Logic in Automated Vehicle Control, *IEEE Intelligent System*, 22 (1), 36-45.
40. Acampora G., Foggia P., Saggese A., Vento V., 2015, A hierarchical neuro-fuzzy architecture for human behavior analysis, *Information Sciences*, 130, BOMS.
41. Acampora G., Foggia P., Saggese A., Vento V., 2012, Combining Neural Networks and Fuzzy Systems for Human Behavior Understanding, *2012 IEEE Ninth International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance*, 88-93.
42. Deepa S. N., Sivanandam S. N., 2007, Introduction to genetic algorithms, Springer Science & Business Media, New York, 34-35.
43. Tabassum M., Kuruvilla M., 2014, A genetic algorithm analysis towards optimization solutions, *International Journal of Digital Information and Wireless Communications*, IJDIWC, 4(1).
44. Kosorukoff A., 2001, Human based genetic algorithm, *Systems, Man, and Cybernetics*, 2001 IEEE International Conference, IEEE, 5, 3464-3469.
45. Luenberger D. G., 1979, Introduction to Dynamic Systems: Theory, Model and Applications, Stanford, John Wiley & Sons.
46. Liu A., Pentland A., 1999, Modeling and prediction of human behavior, *Neural computation*, 11(1), 229-242.
47. Dongyue H., Jixiang N., Qiang Z., Xiaoqing W., Zhiting L., Analyzing and modeling heterogeneous behavior, *Physica A*, 450, 2016; 287-293
48. Liu A., Pentland A., 1999, Modeling and prediction of human behavior, *Neural computation*, 11(1), 229-242.
49. Vladimir Gorodetski and Igor Kotenko. Attacks against computer network: formal grammar-based framework and simulation tool. In *Proceedings of International Workshop on Recent Advances in Intrusion Detection*, pages 219-238. Springer, 2002.
50. Blake Shepard, Cynthia Matuszek, C Bruce Fraser, William Wechtenhiser, David Crabbe, Zelal Gungordii, John Jantos, Todd Hughes, Larry Lefkowitz, Michael J Witbrock, et al. A knowledge-based approach to network security: applying eye in the domain of network risk assessment. In *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, volume 20, page 1563. Menlo Park, CA; Cambridge, MA; London; AAAI Press; MIT Press; 1999, 2005.
51. Jordi Conesa, Veda C Storey, and Vijayan Sugumaran. Usability of upper level ontologies: The case of researchcyc. *Data & Knowledge Engineering*, 69(4):343-356, 2010.
52. Botia, J. A., Campuzano F., Garcia-Valverde T., Serrano, E., 2014, Generation of human computational models with knowledge engineering, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 35, 259-276.
53. Oliver N., 2016, Data-driven Human Behavior Models: Opportunities and Challenges, *Proceedings of the 4th Spanish Conference on Information Retrieval*, ACM.
54. Abebe E, Almashor M., Beloglazov A., Richter J., Charles Barton Steer K. C. B, 2016, Simulation of wildfire evacuation with dynamic factors and model composition, *Simulation Modelling Practice and Theory*, 60, 144-159.
55. Sun, R. (2006). The CLARION cognitive architecture: Extending cognitive modeling to social simulation. In: *Cognition and Multi-Agent Interaction: From Cognitive Modeling to Social Simulation* (SUN, R., ed.). Cambridge University Press, pp. 79-99. <http://www.cogsci.rpi.edu/~rsun/sun.clarion2005.pdf>

Received (Надійшла) 22.09.2019

Accepted for publication (Прийнята до друку) 20.11.2019

Methods for modeling agent behavior in information and communication systems

O. Milov, M. Kostyak, S. Milevsky, S. Pogasiy

Abstract. The most common tools and approaches to modeling agent behavior in information and communication systems are analyzed. In particular, such tools as agent modeling, artificial neural networks, fuzzy logic, genetic algorithms, knowledge-based approaches, Markov chains, etc. are considered. In addition to classical tools and approaches, new applied methods are also considered, namely, a person-centered system, analysis video, data-driven data storage, dynamic factors. As a result of the analysis, conclusions are drawn about the current state of issues of modeling human behavior. It is determined that there are a significant number of approaches, and all of them have their advantages and disadvantages. Therefore, it is impossible to determine the optimal approach to modeling human behavior, but it is possible to determine the purpose for which the application of a particular approach can be recommended. The paper presents a scheme indicating possible solutions to overcome the limitations of different approaches. An analysis of these data showed that the agent-based approach solves most problems and removes the limitations typical of other methodologies. This is confirmed by the fact that agent modeling is a flexible approach that is widely used in many contexts of modeling human behavior. further research is needed to carry out verification and validation to address existing weaknesses and improve the reliability of the approaches proposed.

Keywords: modeling tools, human behavior, agent-based modeling, artificial neural networks, fuzzy logic, genetic algorithms, knowledge-based approaches, Markov chains.