



А. І. Пукач, В. М. Теслюк

Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів, Україна

МОДЕЛЬ ПОБУДОВИ ЗВОРОТНИХ ЛАНЦЮЖКІВ МАКСИМАЛЬНИХ ВАГ БАГАТОШАРОВОГО ПЕРЦЕПТРОНА НА БАЗІ КОЛЬОРОВИХ МЕРЕЖ ПЕТРІ

Розроблено модель побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг штучних нейронних мереж типу багатошарового перцептрона, інкапсульованих у моделі суб'єктивного сприйняття досліджуваних об'єктів підтримки (якими можуть виступати як безпосередньо самі підтримувані програмні комплекси, так і процеси щодо їх підтримки) відповідними суб'єктами взаємодії з ними. Також розроблено відповідний алгоритм побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг та описано базові засади концепції інкапсуляції штучних нейронних мереж типу багатошарового перцептрона в моделі суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки. Особливістю запропонованого підходу є врахування фактичного впливу визначених чинників на результати суб'єктивізації сприйняття об'єкта підтримки шляхом зворотного аналізу нейронів інкапсульованих штучних нейронних мереж типу багатошарового перцептрона з метою побудови відповідних ланцюжків, що відображають максимальний вклад кожного попереднього нейрона такого ланцюжка в активацію відповідного наступного після нього нейрона. Отже, модель побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг запропоновано як один з ключових інструментів для вирішення науково-прикладного завдання аналізу та відновлення меж чинників впливу, що впливають на суб'єктивне сприйняття об'єкта(-ів) підтримки відповідними суб'єктами взаємодії з ним(-и). Водночас розроблення моделі на підставі кольорових мереж Петрі дає змогу додатково дослідити динаміку та надійність досліджуваних процесів побудови зворотних ланцюжків на ранніх етапах системного проєктування. Окрім цього, в роботі продемонстровано результати розв'язання прикладного практичного завдання виявлення дефіцитного чинника впливу команди підтримки програмного комплексу за допомогою отриманих зворотних ланцюжків максимальних ваг. А також наведено графічну візуалізацію отриманих результатів дослідження динаміки функціонування розробленої моделі на базі кольорових мереж Петрі. На підставі отриманих результатів встановлено відповідність розробленої моделі поставленим цілям дослідження, а також окреслено перспективи щодо майбутніх досліджень у напрямі автоматизації підтримки програмних комплексів.

Ключові слова: багатошаровий перцептрон; мережі Петрі; підтримка програмних комплексів; автоматизація людських активностей; чинники впливу.

Вступ / Introduction

Перебуваємо в історичному моменті часу, коли більшість рутинних простих повсякденних процесів вже є значно автоматизовані, а ще частина з них – вже навіть бувають повністю автоматичними. Також спостерігаємо як процес автоматизації проникає дедалі ширше та глибше у повсякденні процеси, як виробничі, так і невиробничі. Одним з передових напрямів автоматизації є, безперечно, сфера інформаційних технологій (ІТ). Одним з основних видів діяльності ІТ-сфери є розроблення, тестування та підтримка програмних комплексів. Отже, саме автоматизація підтримки програмних комплексів наразі є однією з актуальних науково-прикладних проблем. Одразу ж варто наголосити на тому, що під підтримкою в цій роботі будемо розуміти будь-які активності, спрямовані на підтримку функціонування програмних комплексів, підтримку їх життєдіяльності та життєвого циклу загалом, а також клієнтську підтримку як найбільш явну складову підтримки в гло-

бальному розумінні більшості людей: як дотичних до ІТ-сфери, так і пересічних споживачів ІТ-продуктів.

Зокрема, найбільш популярним й усім відомим проявом автоматизації підтримки процесу розроблення програмного забезпечення (програмних комплексів) є автоматизація його тестування, тривалий процес еволюції якого дав очікувані результати і, як наслідок, наразі маємо: приклади активного застосування технологій штучного інтелекту, подані авторами роботи [13] Md. Abul Hayat, Sunriz Islam та Md. Fokhray Hossain; технології віртуальної реальності, описані авторами роботи [15] Ihor Hunko, Oleksandr Muliarevych, Ruslan Trishchuk, Serhii Zybin та Petar Halachev; технології машинного навчання, подані авторами роботи [22] Arti Panwar та Prasadu Peddi; а також "розумні системи" на подібні розроблені авторами Myroslav Komar, Viktor Fedorovych, Vladyslav Poidych і Andrii Taborovskiy, та описані у відповідній роботі [20].

Наступним популярним проявом автоматизації в контексті програмних комплексів є автоматизація з допо-

Інформація про авторів:

Пукач Андрій Ігорович, канд. техн. наук, асистент, кафедра автоматизовані системи управління.

Email: andriipukach@gmail.com; <https://orcid.org/0009-0001-8563-3311>

Теслюк Василь Миколайович, д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри автоматизовані системи управління.

Email: vasyt.teslyuk@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-5974-9310>

Цитування за ДСТУ: Пукач А. І., Теслюк В. М. Модель побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатошарового перцептрона на базі кольорових мереж Петрі. Науковий вісник НЛТУ України. 2024, т. 34, № 6. С. 132–141.

Citation APA: Pukach, A. I., & Teslyuk, V. M. (2024). The model of construction the maximal-weights reverse chains of a multilayer perceptron based on coloured Petri nets. *Scientific Bulletin of UNFU*, 34(6), 132–141. <https://doi.org/10.36930/40340618>

могою DevOps (акронім від англ. *Development* і *Operations*) – набір практик, призначених для поєднання взаємодії розробників із фахівцями інформаційно-технологічного обслуговування та зближення їхніх робочих процесів одне з одним. Зокрема, відзначимо авторів Gene Kim, Kevin Behr, та George Spafford, які в своїй роботі [19] змогли представити методологію DevOps у надзвичайно незвичний спосіб, що передбачає відхід від стандартної концепції технічного подання, та натомість зосереджується більше на спрощенні сприйняття, завдяки чому ця робота отримала надзвичайно схвальні та позитивні відгуки. Водночас, автори Gene Kim, Jez Humble, Patrick Debois, John Willis іншої роботи [18] детально подають культуру DevOps, найкращі практики, безперервну інтеграцію/безперервну доставку CI/CD (англ. *Continuous Integration/Continuous Delivery*), ключові показники ефективності KPI (англ. *Key Performance Indicators*), та багато інших моментів, причому також у доволі простій, лаконічній та зрозумілій формі.

Паралельно з DevOps розвивається процес автоматизації технологій Agile та SRE. Agile (у перекладі українською дослівно означає "спритний", "жвавий") – це комплексна методологія розроблення програмного забезпечення, що містить набір фреймворків і використовує ітеративний підхід до розроблення ПЗ, забезпечуючи значне пошвидження всіх процесів. SRE (акронім від англ. *Site Reliability Engineering*, в перекладі українською дослівно означає "інженерія надійності сайту") – це поєднання практик і підходів щодо управління та розроблення програмного забезпечення, що використовує набір інструментів для автоматизації вирішення різноманітних завдань IT-інфраструктури з метою зменшення тривалості процесів розроблення ПЗ, кращої його масштабованості, підвищеної надійності та ефективності цих процесів. Зокрема, щодо Agile: відзначимо авторів роботи [10] Sivananda Reddy Elicherla, Dr. P. E. Sreenivasa Reddy, Dr. V. Raghunatha Reddy та Sivaprasada Reddy Peddareddigari, які у своєму дослідженні розглядають методологію гнучкої автоматизації як сучасне мистецтво спритності, що безпосередньо веде до конкурентоздатності компаній. Водночас в іншій роботі [7] все тієї ж технології Agile автор Laurie Butgereit дослідив використання технології машинного навчання для автоматизації визначення пріоритетів текст-кейсів автоматизованого тестування з метою ідентифікації найбільш проблемних кейсів й опрацювання їх в першочерговому порядку, щоб у програмістів було більше часу на їх вирішення до завершення поточного циклу Agile.

Окрім цього, існує також автоматизація технологій SRE (англ. *Site Reliability Engineering*), в напрямі якої відзначимо авторів роботи [6] Betsy Beyer, Chris Jones, Jennifer Petoff та Niall Richard Murphy, які обговорюють цінність автоматизації та те, як ставлення до цього змінилося з часом, а також порушують важливі питання саме розумного (а не бездумного) застосування автоматизації. Водночас, автор іншої роботи [8] Deep Manishkumar Dave досліджує як саме застосування методів SRE покращує свою ефективність завдяки автоматизації технологічних процесів, скорочує час простою завдяки швидкому реагуванню на інциденти та підвищує надійність виробничих систем, а також здійснює потенційний вплив SRE на етапи цифрової трансформації виробничої промисловості.

Попри значні досягнення наведених прикладів автоматизації підтримки програмних комплексів, все ж за-

лишається недостатньо розкритим і вивченим питання розроблення певних уніфікованих й універсалізованих інструментів і засобів, що дали б змогу застосувати їх до абсолютно кожного із перелічених (а також і тих, які не були перелічені вище). Одним із способів такої уніфікації є дослідження чинників впливу, навколо якого базується розроблення в тому числі і моделі, поданої в цьому дослідженні. Беззаперечно, чинники впливу є тим "спільним знаменником", до якого можна звести всі наявні прояви підтримки програмних комплексів для забезпечення можливості їх подальшої автоматизації.

Отже, в контексті запропонованого рішення дослідження чинників впливу, при вирішенні супутніх науково-прикладних завдань, пов'язаних із цією науково-прикладною проблемою, в цьому дослідженні запропоновано використання (інкапсуляція) штучних нейронних мереж (ШНМ) типу багатошарового перцептрона у відповідні запропоновані моделі суб'єктивного сприйняття об'єкта(-ів) підтримки.

Проте такий підхід зумовлює появу нового додаткового науково-прикладного завдання, що полягає в потребі відновлення меж чинників впливу, втрачених внаслідок інкапсуляції ШНМ багатошарового перцептрона.

Отже, актуальність роботи полягає у забезпеченні можливості дослідження процесів відновлення меж чинників впливу, втрачених у ході інкапсуляції штучних нейронних мереж типу багатошарового перцептрона у відповідні моделі суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки (підтримуваних програмних комплексів, або процесів їх підтримки). Для вирішення цього завдання запропоновано підхід з використанням зворотних ланцюжків максимальних ваг. А подані в роботі моделі побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатошарового перцептрона на базі кольорових мереж Петрі, власне, дають змогу дослідити та структурувати цей процес (підхід), забезпечивши, водночас, можливість моделювання та досліджень на ранніх етапах системного проектування.

Сформульовано такі відповідні ключові елементи здійсненого дослідження.

Об'єкт дослідження – процес розроблення моделі побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатошарового перцептрона.

Предмет дослідження – методи та засоби розроблення моделі побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатошарового перцептрона на базі кольорових мереж Петрі, що дасть змогу їх дослідити внаслідок інкапсуляції у моделі суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки.

Мета роботи – розробити модель побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатошарового перцептрона на базі кольорових мереж Петрі, що дасть змогу досліджувати відповідні процеси для забезпечення подальшої можливості відновлення меж чинників впливу (в моделях суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки), втрачених внаслідок інкапсуляції штучних нейронних мереж.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- розробити алгоритм побудови максимальних ланцюжків зворотних ваг для відповідних штучних нейронних мереж типу багатошарового перцептрона, інкапсульованих у моделі суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки (підтримуваних програмних комплексів, або процесів їх підтримки), що дасть змогу відповідно уніфікувати,

стандартизувати та структурувати процес побудови таких ланцюжків;

- розробити модель побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатоваріаційного перцептрона на базі кольорових мереж Петрі, що дасть змогу досліджувати динаміку цього процесу на ранніх етапах системного проектування;
- побудувати дерево досяжності станів розробленої моделі на базі кольорових мереж Петрі, що забезпечить виконання умов досяжності та скінченності кожного із станів розробленої моделі;
- здійснити тестування розробленої моделі з подальшою інтерпретацією отриманих результатів тестування, що дасть змогу виконати перевірку коректності функціонування розробленої моделі;
- проаналізувати отримані результати та сформулювати відповідні висновки.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Одним з найперших напрямів автоматизації людських активностей щодо програмних комплексів є автоматизація процесу тестування. Приклад переходу від ручного тестування до автоматизованого однієї з реальних компаній наведено в роботі [27], де подана відповідна імітаційна модель з використанням техніки моделювання системної динаміки для дослідження автоматизації процесу тестування. Наразі також активно впроваджуються технології штучного інтелекту (ШІ) в цей напрям. Зокрема, в роботі [14] розглянуто особливості застосування генеративного штучного інтелекту на базі великих мовних моделей для автоматизації процесу тестування програмних комплексів. Застосування великих мовних моделей (англ. *Large Language Models*) для автоматизації процесу тестування однієї з відомих компаній на IT-ринку наведено також у роботі [4].

Ще одним, не менш популярним напрямом автоматизації, є DevOps (акронім від англ. *Development* і *Operations*). Зокрема, в роботі [29] розглядають питання та проблеми симбіозу DevOps із технологіями штучного інтелекту на прикладі дослідження ринку США. У роботі [28] досліджують три основні елементи DevOps, такі як: автоматизація, видимість, методи контролю, а також їх безпосередній вклад у процес безперервного розроблення та доставки. А в роботі [1] проведено комплексне дослідження, що містить також триетапний перехід від Agile – через CI/CD (англ. *Continuous Integration/Continuous Delivery*) – до DevOps, а також питання підвищення інтелектуальності функцій інформаційних систем відповідно до контексту поняття інтелектуальності, поданого в роботі [5].

Також у роботі [24] доволі комплексно розвиваються питання застосування саме технологій штучного інтелекту як технології розроблення інтелектуальних обчислювальних агентів, питання основних викликів і досягнень ШІ, сфер застосування ШІ та інших нюансів. Одним із основних інструментів застосування технологій штучного інтелекту наразі є, безперечно, штучні нейронні мережі (англ. *Artificial Neural Networks*), подані в численних як наукових і науково-популярних працях, так і на різноманітних практичних форумах і наукових спільнотах, проте як однієї з найбільш комплексних робіт цього напрямку хотілося б виділити роботу [2]. Водночас, одним із надзвичайно універсальних і актуальних типів ШНМ є добре відомий багатоваріаційний перцептрон (англ. *Multilayer Perceptron*), описаний, зокрема, в роботі [30].

Результати досліджень та їх обговорення / Research results and their discussion

Підхід з використанням інкапсульованих ШНМ багатоваріаційного перцептрона. Отже, як вже було зазначено вище в преамбулі, для вирішення науково-прикладних завдань автоматизації підтримки програмних комплексів було розроблено та запропоновано відповідний підхід, що передбачає такі етапи:

- побудова моделі суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки;
- інкапсуляція в побудовану модель суб'єктивного сприйняття ШНМ;
- навчання інкапсульованої ШНМ;
- повторний аналіз чинників впливу з метою відновлення їх меж.

Побудову моделі суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки (підтримуваного програмного комплексу, чи процесів його підтримки) – в довільній формі подання, проте з дотриманням обов'язкових вимог щодо:

- чіткого подання вхідних характеристик об'єкта;
- чіткого подання вихідних характеристик результату сприйняття об'єкта відповідним(-и) суб'єктом(-ами) взаємодії з ним;
- чіткого подання визначеної кількості чинників впливу, а також конкретного впливу кожного із цих чинників на процес трансформації вхідних характеристик у вихідні результати суб'єктивного сприйняття.

Інкапсуляцію в цю модель ШНМ (в загальному випадку розроблений підхід передбачає інкапсуляцію ШНМ будь-якого типу, проте в цьому конкретному випадку як приклад продемонстровано особливості застосування саме ШНМ типу багатоваріаційного перцептрона). При цьому обов'язковими умовами інкапсуляції є [8]:

- нейрони вхідного шару багатоваріаційного перцептрона мають інтерпретувати вхідні характеристики досліджуваного об'єкта підтримки;
- нейрони вихідного шару багатоваріаційного перцептрона мають інтерпретувати вихідні результати суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки;
- нейрони прихованих шарів багатоваріаційного перцептрона інтерпретують чинники впливу та їх вплив щодо перетворення вхідних характеристик досліджуваного об'єкта підтримки у вихідні результати суб'єктивного сприйняття цього об'єкта.

Навчання інкапсульованої ШНМ багатоваріаційного перцептрона на підготовленій вибірці даних, що наділяє попередньо побудовані моделі суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки здатністю до навчання.

Повторний аналіз чинників впливу з метою відновлення їх меж, втрачених внаслідок інкапсуляції ШНМ багатоваріаційного перцептрона, що зумовлено насамперед концепцією самих ШНМ багатоваріаційного перцептрона, відповідно з якою нейрони прихованих шарів багатоваріаційного перцептрона не несуть жодного функціонально-смыслового навантаження, а призначені тільки для коректності функціонування та покращення ефективності як навчання, так і функціонування самої ШНМ багатоваріаційного перцептрона.

Приклад інкапсульованої ШНМ багатоваріаційного перцептрона моделі суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки наведено на рис. 1. Отже, внаслідок використання розробленого підходу і виникає супутня похідна науково-прикладного завдання аналізу та відновлення меж чинників впливу автоматизації підтримки програмних комплексів, втрачених (розмитих) внаслідок описаної інкапсуляції ШНМ багатоваріаційного перцептрона.

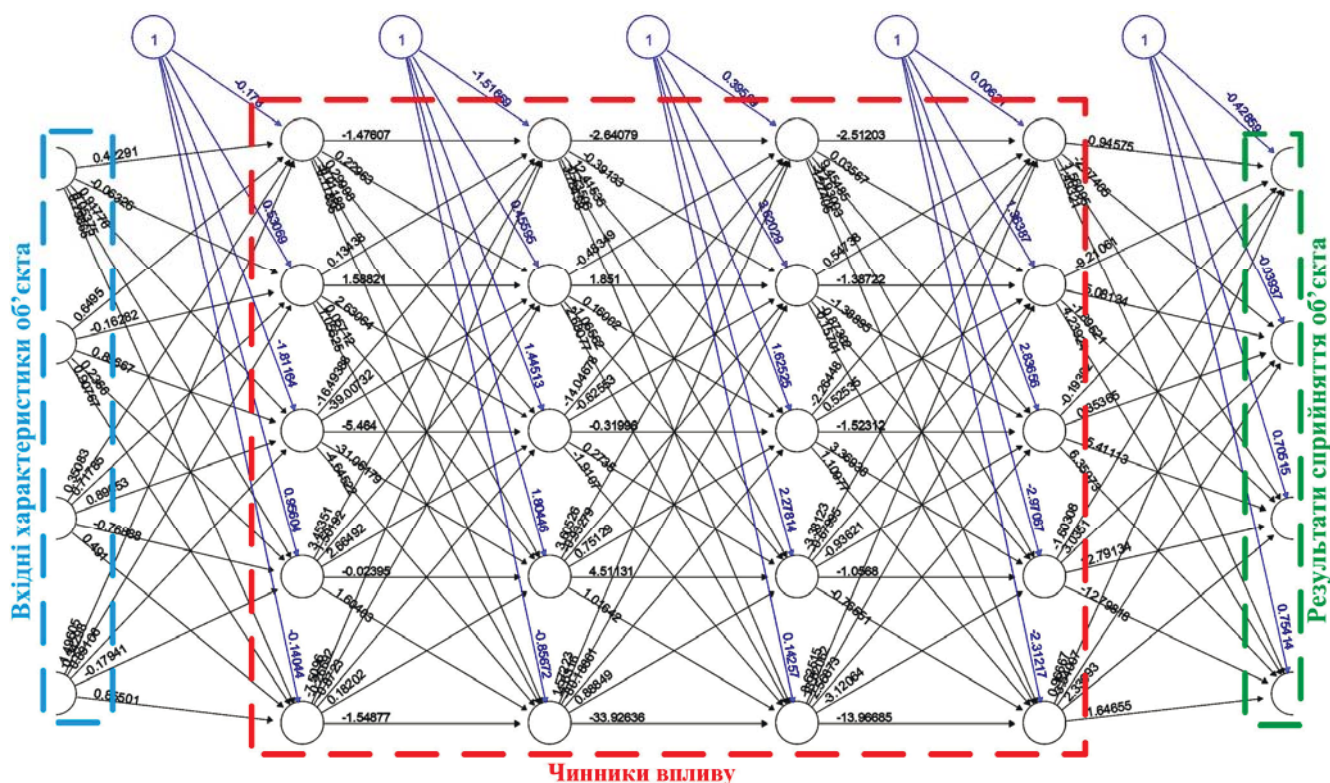


Рис. 1. Приклад інкапсульованої та навченої ШНМ багатошарового перцептрона моделі суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки / Example of an encapsulated and trained ANN MP of support objects subjective perception model

Водночас для вирішення описаного завдання запропоновано використання розроблених зворотних ланцюжків максимальних ваг багатошарового перцептрона, що дає змогу здійснити аналіз та відновлення меж чинників впливу після інкапсуляції ШНМ багатошарового перцептрона в розробленій моделі суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки.

Алгоритм побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг. На рис. 2,а подано розроблену блок-схему відповідного алгоритму побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг інкапсульованих ШНМ багатошарового перцептрона моделі суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки. Якщо коротко описати суть цього процесу, то він зводиться до побудови ланцюжків нейронів і зв'язків між ними, починаючи із таких кроків:

- активного нейрона вихідного шару (що представляє фактичний результат тестування навченої ШНМ багатошарового перцептрона для конкретного окремого тест-кейсу, причому обов'язково тільки та виключно для тих результатів тестування ШНМ багатошарового перцептрона, де отриманий фактичний результат збігається з очікуваним – це обов'язковий критерій);
- (тобто, з попереднього пункту випливає, що під час формування зворотних ланцюжків максимальних ваг будемо розглядати тільки ті результати тестування інкапсульованої навченої ШНМ багатошарового перцептрона, де фактичний результат відповідає очікуваному)
- продовжуючи нейроном останнього прихованого шару, вклад якого в активацію активного вихідного нейрона був максимальним;
- продовжуючи поступово нейронами усіх попередніх прихованих шарів (від передостаннього до першого прихованого шару – саме в такому, зворотньому, порядку), при цьому кожного разу додаючи у формований зворотній ланцюжок той нейрон попереднього прихованого шару, вклад якого в останній нейрон ланцюжка був максимальним;
- завершуючи формування поточного зворотного ланцюжка додаванням відповідного нейрона вхідного шару, вклад

якого в активацію попередньо доданого в ланцюжок нейрона першого прихованого шару був максимальним.

Отже, отримаємо набір зворотних ланцюжків максимальних ваг для кожного тест-кейсу набору даних тестування навченої інкапсульованої ШНМ багатошарового перцептрона моделі суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки. На цьому етапі робота алгоритму побудови описаних зворотних ланцюжків максимальних ваг завершується.

Розроблення моделі на базі кольорових мереж Петрі. Мережі Петрі є класичним відомим інструментом для моделювання динамічних дискретних систем, описані, зокрема, в роботах [23, 26]. Наразі існує величезна кількість різноманітних модифікацій "класичних" мереж Петрі, одними із яких є кольорові мережі Петрі, описані в роботах [16, 17], що дають змогу покращити відображення та розуміння як паралельних, так і циклічних процесів завдяки використанню різного забарвлення. На рис. 2,б подано модель побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатошарового перцептрона на базі кольорових мереж Петрі.

Розроблена модель функціонує чітко відповідно з розробленим алгоритмом, блок-схему якого наведено вище. Робота моделі розпочинається із встановлення маркера в стартову позицію P1, після чого активацією переходу T1 маркер потрапляє в позиції P2 та P16. Позиція P2 відображає стан підготовки до читування результатів тестувань ШНМ багатошарового перцептрона, або тест-кейсів, для їх подальшого опрацювання. Позиція P16 відповідає за розгляд наступного тест-кейса. Маркером з позиції P2 активується перехід T2, що відповідає за читування повних результатів тестувань інкапсульованої навченої ШНМ багатошарового перцептрона.

Активацією переходу T2 маркер потрапляє до позиції P3, в якій міститься стек різнокольорових маркерів

усіх тест-кейсів (при цьому колір конкретного маркера тест-кейса відповідає конкретному чиннику впливу, з ізольованої вибірки якого був опрацьований цей тест-кейс), з якої вони по-одному надходять на вхід переходу T3, і за наявності ще додаткового маркера у позиції

P6, активують цей перехід T3, що відповідає за ідентифікацію чинника впливу поточного тест-кейса. З активацією переходу T3 розпочинається зовнішній циклічний процес, в якому відбувається опрацювання кожного тест-кейса із позиції T3.

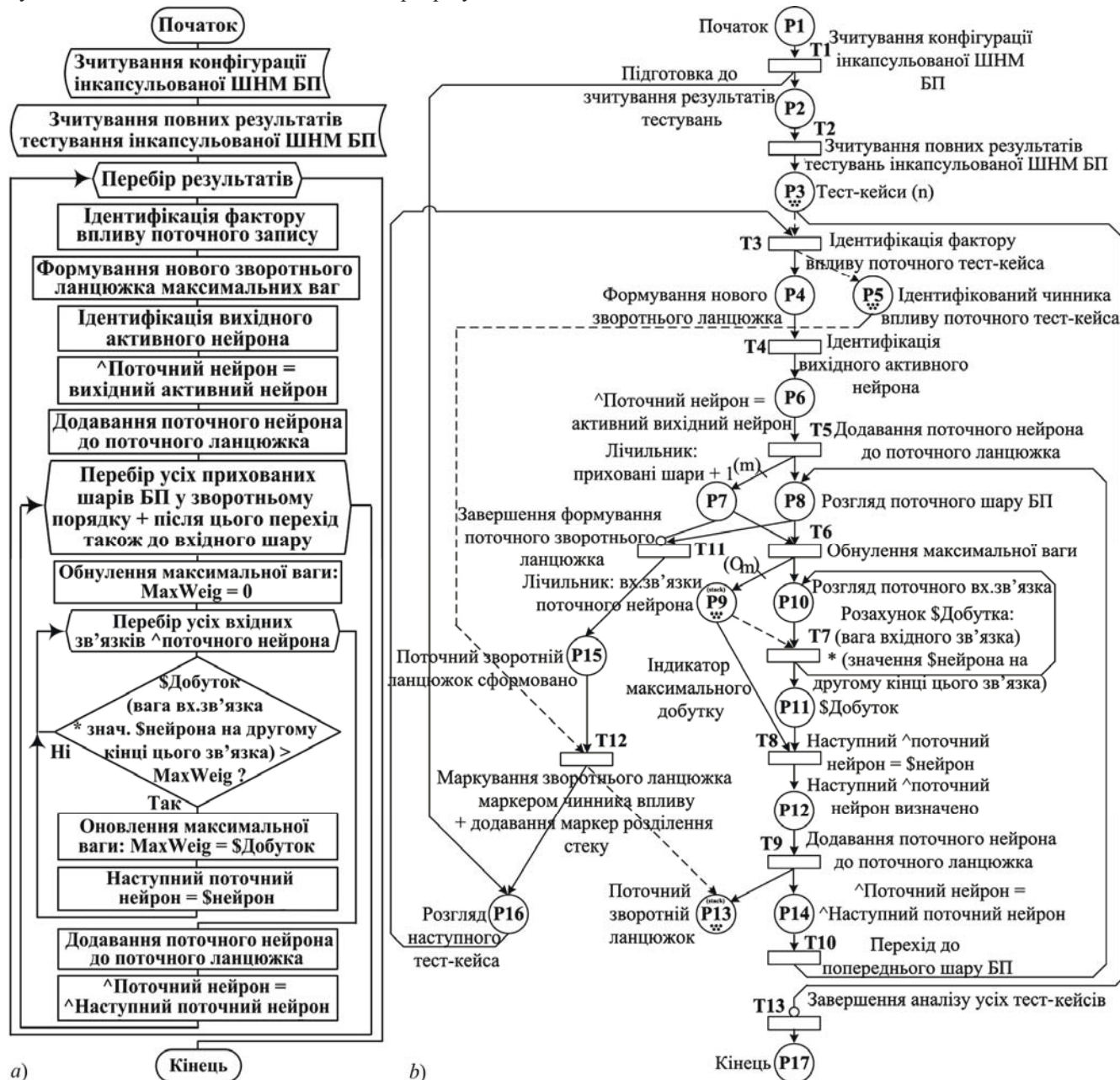


Рис. 2. а) блок-схема алгоритму побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг / Block diagram of the algorithm for constructing a maximal-weights reverse chains; б) модель побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатоварового перцептрона на базі кольорових мереж Петрі / Model for constructing the maximal-weights reverse chains of a multilayer perceptron based on colored Petri nets

Отже, активацією переходу T3 маркер потрапляє одночасно в позиції P4 та P5. Позиція P4 відповідає за початок формування нового поточного зворотного ланцюжка, а позиція P5 зберігає чинник впливу, яким згодом буде повністю промаркований вже завершений поточний зворотний ланцюжок. Маркер у позиції P4 активує перехід T4, що репрезентує ідентифікацію першого нейрона нашого поточного нового ланцюжка – активного нейрона вихідного шару. Після чого маркер потрапляє в позицію P6, що представляє встановлення вказівника поточного нейрона на активний вихідний нейрон. Відбувається спрацювання переходу T5, що відображає процес додавання поточного нейрона до поточного формованого ланцюжка.

Активацією переходу T5 маркери потрапляють одночасно у наступні позиції – P7 та P8. У позицію P7, що репрезентує лічильник прихованих шарів ШНМ багатоварового перцептрона (плюс додатково також ще і вхідний шар) потрапляє відповідна кількість маркерів, яка становить m одиниць. Позиція маркера P8 відповідає за розгляд поточного шару ШНМ багатоварового перцептрона.

Далі можливі два варіанти розвитку подій.

Варіант 1 передбачає вхід у зовнішній цикл – цикл опрацювання усіх прихованих шарів ШНМ багатоварового перцептрона та вхідного шару (у зворотньому порядку їх розгляду, – тобто шари розглядаються від останнього прихованого, назад через усі попередні при-

ховані шари, аж до вхідного шару), що розпочинається із спрацювання переходу Т6.

Варіант 2 настає тоді, коли варіант 1 повністю вичерпаний – тобто були опрацьовані всі приховані шари ШНМ багат шарового перцептрона разом із вхідним шаром, відповідно в позиції Р7 вже не залишилося жодного маркера, і тоді стає можливою активація переходу Т11.

Дещо детальніше розглянемо кожен із цих варіантів.

Варіант 1. Активується перехід Т6, і маркери потрапляють у дві позиції: Р9 та Р10. У позицію Р9 потрапляє масив маркерів у кількості O_m одиниць, що репрезентують вхідні зв'язки поточного нейрона. Причому масив цих маркерів організований у стек – тобто маркери виходять із даної позиції один за одним у чітко встановленому порядку.

Усі маркери (окрім одного – "особливого", про який йтиметься згодом) є "звичайними" маркерами, що активують перехід Т7 звідки маркер потрапляє у: наступну позицію Р11 (для того, щоб була можлива подальша активація переходу Т8), а також повертається назад у позицію Р10 (створюючи цим самим такий собі міні-цикл, опрацьовуючи маркери стеку позиції Р7, аж поки черга не дійде до вже згаданого "особливого" маркера).

Проте є серед цього стеку маркерів позиції Р9 також один маркер, відмінний від усіх інших (у моделі – це кольоровий маркер оранжевого кольору, який також назвали "особливим"), що відповідає за певний "\$нейрон", вклад якого в активацію поточного нейрона є максимальним (відповідно, цей "\$нейрон" згодом стане наступним поточним маркером).

Отже, "особливий" маркер забезпечує вихід моделі із згаданого "міні-циклу" навколо позиції Р10 та переходу Т7, та потрапляння маркера шляхом активації переходу Т8 (який, власне, репрезентує процес встановлення вказівника "наступного поточного нейрона" на "\$нейрон") у позицію Р12 (що підтверджує стан того, що наступний поточний нейрон вже фактично визначено). Після цього здійснюється активація наступного переходу Т9, що символізує додавання поточного нейрона до поточного формованого ланцюжка. Внаслідок спрацювання переходу Т9 маркери потрапляють до позицій Р13 та Р4. Позиція Р13 – фактично, поступово по одному нейрону, акумулює в собі кожен формований зворотний ланцюжок.

Варіант 2. Активується перехід Т11, що вказує на завершення процесу формування поточного зворотного ланцюжка. Маркер потрапляє в позицію Р15, звідки стає можливою активація переходу Т12, що здійснює маркування усіх маркерів сформованого ланцюжка, що зберігається в позиції Р13 кольором маркера з позиції Р5 – тобто кольором відповідного чинника впливу; та додає в позицію Р13 маркер розділення, що розділяє поточний сформований зворотний ланцюжок від наступного, який буде формуватися на наступній ітерації зовнішнього циклу. А також маркер потрапляє Р16, що робить можливим запуск наступної ітерації зовнішнього циклу з опрацювання усіх наявних у позиції Р3 тест-кейсів.

Водночас вихід із зовнішнього циклу стає можливим аж тоді, коли абсолютно всі маркери в позиції Р3 вичерпані (опрацьовані). І в цьому випадку стає можливим спрацювання фінального переходу Т13, що репрезентує завершення аналізу усіх тест-кейсів, та потрапляння основного маркера в кінцеву позицію Р17. При цьому в позиції Р13 отримуємо сформовані зворотні

ланцюжки максимальних ваг досліджуваної ШНМ багат шарового перцептрона.

Також на рис. 3 нижче наведено дерево досяжності розробленої моделі на базі кольорових мереж Петрі, яке демонструє досяжність та скінченність кожного із станів моделі, а також динаміку зміни станів цієї моделі.

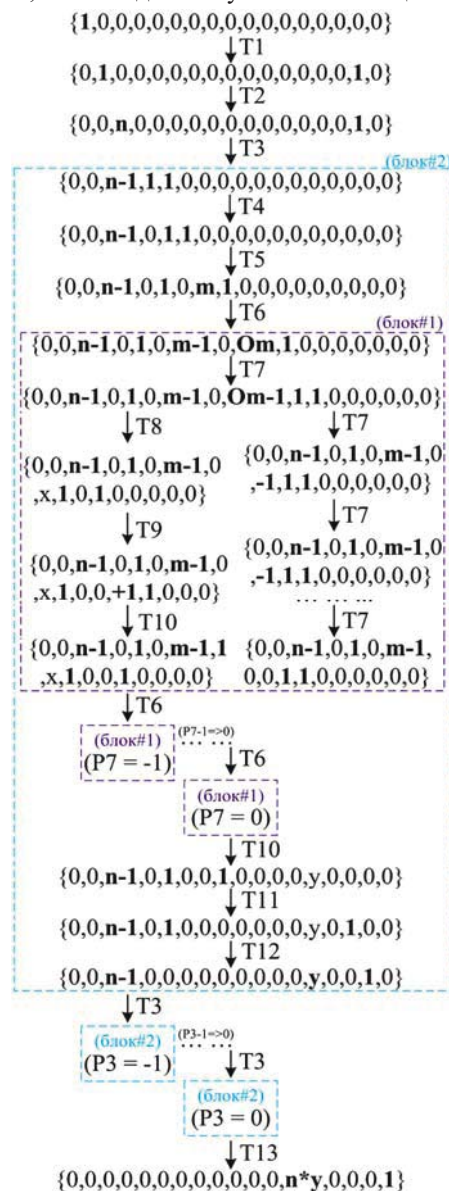


Рис. 3. Дерево досяжності станів розробленої моделі / States reachability tree of the developed model

У межах поточної роботи – це вже фінальний етап дослідження. Проте, якщо йдеться про подальше використання побудованих зворотних ланцюжків максимальних ваг у контексті вирішення науково-прикладного завдання аналізу та відновлення меж чинників впливу суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки, то, забігаючи наперед, подальше опрацювання отриманих зворотних ланцюжків максимальних ваг передбачає:

- підготовку ізолюваних вибірок даних для кожного окремого домінуючого чинника впливу;
- тестування навченої ШНМ багат шарового перцептрона на цих підготовлених ізолюваних вибірках;
- побудова зворотних ланцюжків максимальних ваг для кожної з цих ізолюваних вибірок;
- відкидання нейронів вхідного та вихідного шарів;
- виокремлення унікальних зворотних ланцюжків;
- розрахунок ймовірностей приналежності нейронів прихованих шарів цих унікальних зворотних ланцюжків –

до відповідних чинників впливу, до яких ці зворотні ланцюжки безпосередньо належать на підставі ізольованих вибірок даних.

Проте всі ці моменти вимагають більш деталізованого подання, що виходить за будь-які межі обсягів цієї роботи. Саме тому ця робота присвячена виключно поданню моделі побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатоварового перцептрона на базі кольорових мереж Петрі, що, власне, і було успішно досягнуто з детальним висвітленням саме цієї конкретної частини дослідження.

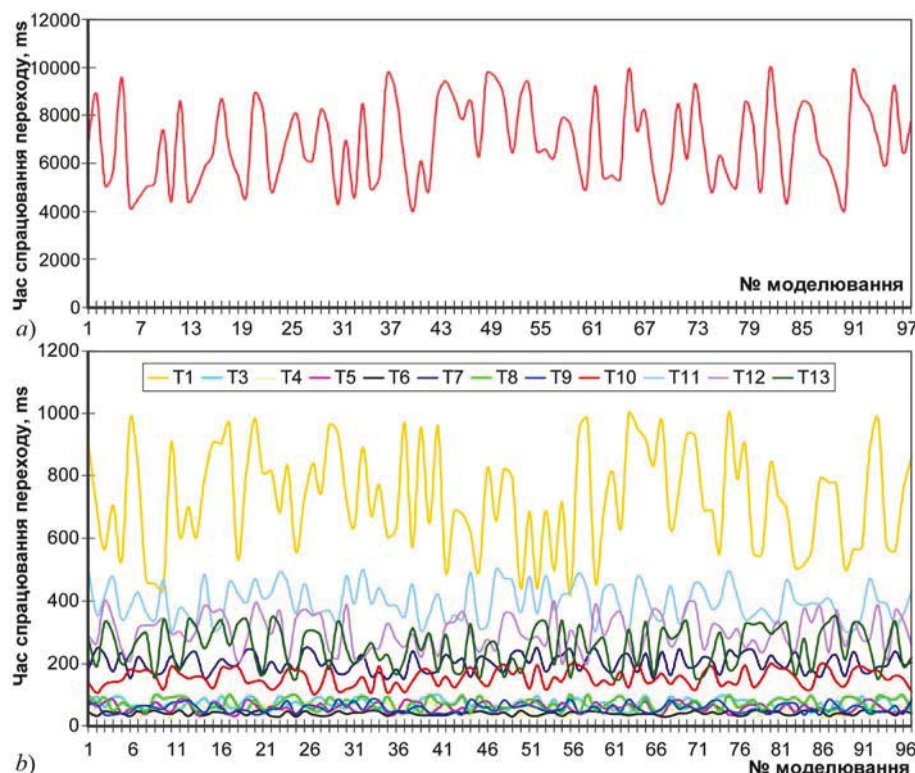


Рис. 4. Приклад динаміки спрацювання переходів моделі побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатоварового перцептрона на базі кольорових мереж Петрі / Example of triggering dynamic transitions of the developed model for constructing the maximal-weights reverse chains of a multilayer perceptron based on coloured Petri nets

На завершення додатково розглянемо також прикладне практичне завдання визначення дефіцитного чинника впливу команди підтримки програмного комплексу з використанням отриманих зворотних ланцюжків максимальних ваг, що відповідно була вирішена саме за допомогою описаного в цьому дослідженні підходу.

Процес вирішення завдання виглядає так. Для кожного члена команди підтримки програмного комплексу були отримані усереднені показники часток впливу кожного із визначеної множини з чотирьох чинників впливу у відсотковому співвідношенні. Усереднення цих показників здійснювалося на підставі отриманих результатів моделювання ситуативних кейсів щодо сприйняття досліджуваним членом команди об'єкта підтримки (як самого програмного комплексу, так і процесів його підтримки) з подальшим розрахунком частки впливу кожного із множини визначених чинників впливу на результат(и) цього сприйняття. Отже, були отримані відповідні значення часток впливу кожного з чинників впливу щодо кожного окремого учасника – члена команди підтримки. На завершальному етапі був здійснений арифметичний розрахунок середнього значення часток впливу кожного із визначених чотирьох чинників впливу загалом по команді – як середнє арифметичне по кожному із чинників впливу між усіма чле-

На рис. 4 подано отримані результати моделювання динаміки функціонування моделі побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатоварового перцептрона на базі кольорових мереж Петрі. Зокрема, верхня діаграма на цьому рисунку відображає динаміку в діапазоні 2000–12000 мс, в якому фігурує тільки один перехід – T2, водночас як нижня діаграма на цьому ж рис. 5 відображає динаміку в діапазоні від 0 мс до 1200 мс, в якому фігурують всі решта переходів моделі, тобто: T1, а також усі від T3 – до T13.

нами досліджуваної команди підтримки. Відповідно, показник чинника із найменшим середньоарифметичним значенням в межах досліджуваної команди свідчить про дефіцит впливу саме цього конкретного чинника в межах саме цієї конкретної досліджуваної команди підтримки даного програмного комплексу.

На рис. 5 та 6 відображено результати вирішення цього прикладного практичного завдання, подані у зручній формі візуалізації. Зокрема, гістограма на рис. 6 демонструє значення отриманих усереднених показників часток чинників впливу за кожним індивідуальним членом досліджуваної команди підтримки. Водночас гістограма, що подана на рис. 6, демонструє отримані середньоарифметичні значення часток впливу загалом по команді, з ідентифікованим дефіцитним чинником впливу для цієї конкретної досліджуваної команди підтримки. Отже, з отриманих і поданих результатів випливає, що в цьому конкретному досліджуваному випадку прикладу вирішення практичного завдання ідентифікації дефіцитного чинника впливу команди підтримки програмного комплексу таким дефіцитним чинником виявився "Чинник1" (див. рис. 6).

Окрім цього, за допомогою аналогічного підходу можна розв'язувати велику кількість як суміжних, так і окремих прикладних практичних завдань, серед яких,

зокрема, такі як: завдання ідентифікації домінантного чинника впливу; завдання знаходження члена команди підтримки із показниками чинників впливу, максимально наближеними до заданих; формування команд та під команд відповідно до показників чинників впливу; формування мультифакторних портретів суб'єктів підтримки; та багато інших.

Тобто, застосування підходу з побудовою та подальшим аналізом зворотних ланцюжків максимальних розробленої моделі на базі кольорових мереж Петрі виявились доволі універсальним інструментом для досліджень як у сфері підтримки програмних комплексів, так і в багатьох інших, як суміжних, так і віддалених науково-прикладних сферах.

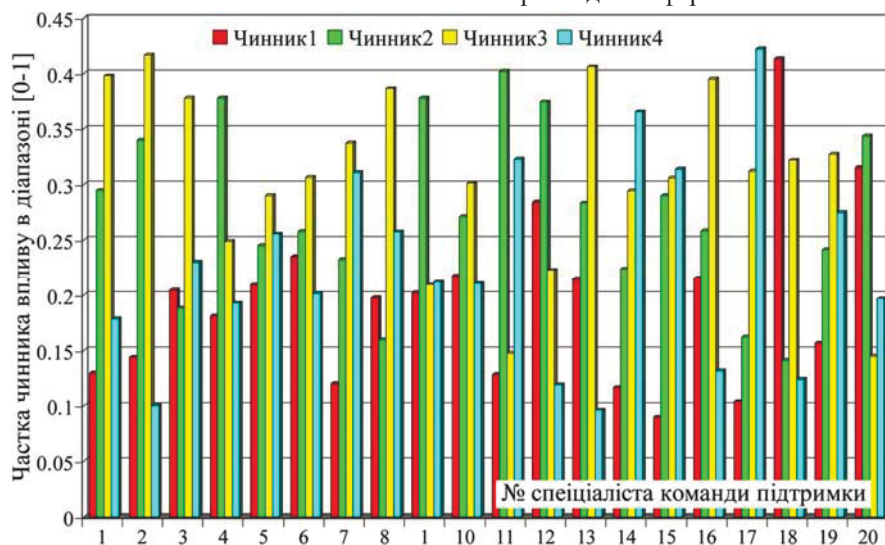


Рис. 5. Значення отриманих усереднених показників часток чинників впливу за кожним індивідуальним членом досліджуваної команди підтримки / Obtained average values of the impact factors influence indicators for each individual member of the researched support team

Обговорення результатів дослідження. На думку авторів роботи [25], одним із ключових елементів клієнтської підтримки користувачів програмних комплексів є база даних з контекстними знаннями, що зберігається у відповідному кластері вузлів, котрий складається із головного вузла та вузлів екземплярів, при цьому знання можуть поширюватися як від екземпляра до основного вузла, так і в зворотному порядку – від головного вузла до вузлів екземплярів, що дає змогу користувачам екземплярів зберігати конфіденційні дані всередині та вирішувати якими знаннями ділитися з іншими користувачами.

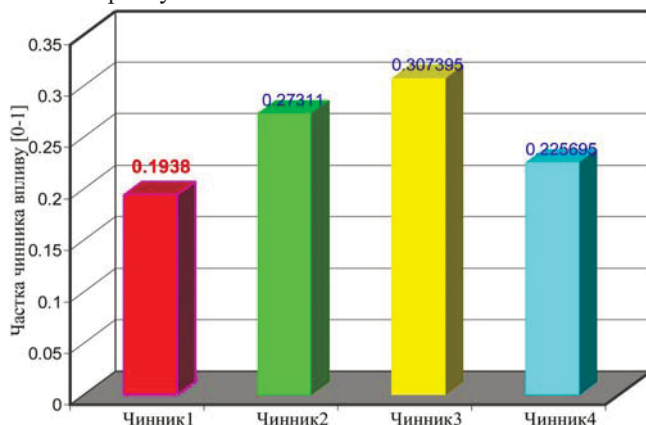


Рис. 6. Отримані середньоарифметичні значення часток впливу загалом по команді, з ідентифікованим дефіцитним чинником впливу ("Чинник1") / Arithmetic mean values of the impact factors influence indicators obtained for the whole team, as well as the identified deficient impact factor (which is "Factor 1")

Водночас автори роботи [11] вважають, що насамперед надання якісної підтримки клієнтам вважається ключовим чинником успіху, водночас як уповільнення роботи команд підтримки, спричинене значними обсягами відкритих зареєстрованих і опрацьовуваних клієнтських звернень, може негативно впливати на задово-

леність клієнтів, тому автоматизація підтримки могла б дещо вивільнити основні ресурси команд підтримки. При цьому акцент щодо можливих інструментів автоматизації автори цієї роботи вбачають саме у машинному навчанні.

Автор роботи [12] у своєму дослідженні розглядає вплив таких чинників, як процес автоматизації та штучний інтелект на реформування технологій і процедур операційної діяльності в різних секторах. Дослідник надає низку рекомендацій щодо врахування впливу цих чинників, а також підіймає важливі питання потенційно небезпечного впливу автоматизації, зокрема на ринок робочих місць, що зумовлено частковою заміною людської професійної активності та діяльності – автоматизацією.

Робота [3] репрезентує відповідні погляди автора щодо комбінованого поєднання таких чинників, як генеративний штучний інтелект (англ. *Gen AI*) та технологій хмарних обчислень саме в напрямі значної революціонізації стратегії залучення клієнтів і стимулювання інновацій в сучасному високо-конкурентному середовищі задля досягнення максимального покращення взаємодії із клієнтами.

У роботі [9] автори висвітлюють важливу особливість автоматизації фінансової складової підтримки продуктів цифрового маркетингу саме з використанням технологій штучного інтелекту, а також автоматизації клієнтської підтримки як однієї з наявних сфер і способів застосування штучного інтелекту в маркетингу для підвищення рівня ефективності маркетингових операцій і діяльності.

На погляд авторів роботи [21], на ефективність застосування автоматизації за допомогою чат-ботів впливають такі чинники, як: складності завдань, тип послуг, специфіки клієнтів, фінансових умов, особливості бізнес-процесів, використовуваних технологій, типи користувачів, оптимальні сфери застосування, алгоритми застосування, базові інструменти та обмеження у їх застосуванні, результатом врахування яких є формування

системного профілю чат-бота, який би відповідно дав змогу користувачу підвищити ефективність його використання у бізнес-процесах.

Отже, за результатами виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – вперше розроблено модель побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатоваріантного перцептрона на базі кольорових мереж Петрі, що дає змогу стандартизувати процес побудови таких ланцюжків, необхідних для здійснення подальших досліджень впливу чинників на автоматизацію підтримки програмних комплексів, а також дає можливість здійснювати дослідження динаміки цього процесу на ранніх етапах системного проектування.

Практична значущість результатів дослідження – розроблено алгоритм побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг, який забезпечує уніфікацію та стандартизацію процесів побудови таких ланцюжків, а також можливість подальшої програмної реалізації саме з метою їх автоматизації.

Висновки / Conclusions

Розроблено модель побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатоваріантного перцептрона на базі кольорових мереж Петрі, що дало змогу дослідити відповідні процеси для забезпечення подальшої можливості відновлення меж чинників впливу (в моделях суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки), втрачених внаслідок інкапсуляції штучних нейронних мереж. За результатами дослідження можна зробити такі основні висновки:

1. Розроблено алгоритм (з поданою блок-схемою) побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг інкапсульованих ШНМ багатоваріантного перцептрона, що стандартизує процес побудови таких ланцюжків;
2. Проведено детальний аналіз та подальший опис функціонування розробленої та поданої моделі побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг багатоваріантного перцептрона на базі кольорових мереж Петрі, що забезпечує можливості для досліджень динаміки процесів на ранніх етапах системного проектування;
3. Побудовано дерево станів розробленої моделі, що демонструє досяжність та скінченність кожного із станів моделі, а також динаміку зміни цих станів у моменти переходу моделі між станами через активацію відповідних переходів;
4. Розроблена модель формалізує та дає чітке подання процесів побудови зворотних ланцюжків максимальних ваг інкапсульованих ШНМ багатоваріантного перцептрона моделей суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки, що розв'язує науково-прикладне завдання аналізу та відновлення меж чинників впливу, котра є однією з основних завдань кластера завдань науково-прикладної проблеми автоматизації підтримки програмних комплексів;
5. Здійснено тестування розробленої моделі, що підтверджує її коректність та відповідність поставленим вимогам, та наведено основні результати тестування у зручній графічній формі подання;
6. Вирішено прикладне практичне завдання визначення дефіцитного чинника впливу команди підтримки програмного комплексу з використанням отриманих зворотних ланцюжків максимальних ваг.

References

1. Afzal, M., Hameed, U., Zubair, A. S., Iqbal, M. W., Arif, S., & Haseeb, U. (2023). Adoption of continuous delivery in devops:

- future challenges, Jilin Daxue Xuebao (Gongxueban). *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, E-Publication: Online Open Access, 42, issue 04-2023, 273–292. <https://doi.org/10.17605/OSF.IO/6NYPX>
2. Aggarwal, C. C. (2023). Neural networks and deep learning: a textbook, Springer International Publishing, Cham, Switzerland, 529. URL: https://www.google.com.ua/books/edition/Neural_Networks_and_Deep_Learning/0-rIEAAQBAJ?hl=uk&gbpv=0
 3. Alladi, R. (2024). Harnessing the Power of Gen AI & Cloud Computing for Customer Relationship Management. *International Journal of Scientific Research & Engineering Trends*, 10(3), 724–730. URL: https://ijsret.com/wp-content/uploads/2024/05/IJSRET_V10_issue3_216.pdf
 4. Alshahwan, N., Chheda, J., Finegenova, A., Gokkaya, B., Harman, M., Harper, I., Marginean, A., Sengupta, S., & Wang, E. (2024). Automated Unit Test Improvement using Large Language Models at Meta. In: *Proceedings of the 32nd ACM Symposium on the Foundations of Software Engineering (FSE '24)*, November 15-19, 2024, Porto de Galinhas, Brazil. ACM, New York, NY, USA, 12. URL: <https://arxiv.org/pdf/2402.09171>
 5. Alter, S. (2018). Making sense of smart living, working, and organizing enhanced by supposedly smart objects and systems. *Smart Working, Living and Organising*, 247–260. https://doi.org/10.1007/978-3-030-04315-5_17
 6. Beyer, B., Jones, C., Petoff, J., & Murphy, N. R. (2016). Site Reliability Engineering: How Google Runs Production Systems (1st. ed.). O'Reilly Media Inc., 67–75. URL: https://cdn.ttgtmedia.com/rms/pdf/site_reliability_engineering_exc.pdf
 7. Butgereit, L. (2019). Using Machine Learning to Prioritize Automated Testing in an Agile Environment. *Conference on Information Communications Technology and Society (ICTAS)*, Durban, South Africa, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICTAS.2019.8703639>
 8. Dave, D. M. (2023). Impact of Site Reliability Engineering on Manufacturing Operations: Improving Efficiency and Reducing Downtime. *International Journal of Scientific and Research Publications*, Vol. 13, Issue 11, 136–139. <https://doi.org/10.29322/IJSRP.13.11.2023.p14312>
 9. Durić, Z., Ilić, B., & Jovanović, L. (2023). Artificial Intelligence in Digital Marketing and Marketing Communication of Companies – Opportunities and Issues in Creating a New future of the Company's Business. *5-th Virtual International Conference Path to a Knowledge Society-Managing Risks and Innovation – Pak-som*, 2023, 303–309. URL: https://www.researchgate.net/profile/Biljana-Ilic/publication/377397752_Artificial_Intelligence_in_Digital_Marketing_and_Marketing_Communication_of_Companies_-_Opportunities_and_Issues_in_Creating_a_New_future_of_the_Company's_Business/links/65a45d4440ce1c5902de7d73/Artificial-Intelligence-in-Digital-Marketing-and-Marketing-Communication-of-Companies-Opportunities-and-Issues-in-Creating-a-New-future-of-the-Company's-Business.pdf
 10. Elicherla, S. R., Reddy, S., Reddy, R., & Peddareddigari, S. R. (2015). Agilimation (Agile Automation) – State of Art from Agility to Automation. *International Journal for Scientific Research & Development*, 3(09), 411–416. URL: <https://www.ijrsd.com/articles/IJSRDV3I90375.pdf>
 11. Fuchs, S., Böllhoff, J., Andraichuk, V., & Wittges, H. (2023). Towards an automated SAP service desk – Alignment of technical projects with a business perspective. *SAP Academic Community Conference 2023 (D-A-CH)*, 2023 München, Deutschland, 19. URL: https://www.researchgate.net/profile/Simon-Fuchs-5/publication/374068859_Towards_an_automated_SAP_service_desk_-_Alignment_of_technical_projects_with_a_business_perspective-SAP-service-desk-Alignment-of-technical-projects-with-a-business-perspective.pdf
 12. Garg, D. (2024). Impact of automation and artificial intelligence on employment and wages: An analysis. *International Journal of Social Science and Economic Research*, 09(04), 1067–1082. <https://doi.org/10.46609/ijsser.2024.v09i04.012>
 13. Hayat, Md. A., Islam, S., & Hossain, Md. F. (2024). The evolving role of Artificial Intelligence in software testing: Prospects and

- challenges. *International Journal For Multidisciplinary Research*, 6(2), 1–16. <https://doi.org/10.36948/ijfmr.2024.v06i02.14783>
14. Hnatushenko, V. V., & Pavlenko, I. V. (2024). The Use of Generative Artificial Intelligence in Software Testing. *System technologies, Dnipro*, 2(151), 113–123. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-2-151-2024-10>
 15. Hunko, I., Muliarevych, O., Trishchuk, R., Zybin, S., & Halachev, P. (2024). The role of virtual reality in improving software testing methods and tools. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 102(11), 4723–4734. URL: <https://www.jatit.org/volumes/Vol102No11/6Vol102No11.pdf>
 16. Jensen, K. (1996). Coloured Petri Nets: Basic Concepts, Analysis Methods and Practical Use, *Berlin: Spingler*, 1, 236. URL: https://books.google.com.ua/books/about/Coloured_Petri_Nets.html?id=9wZROvt-gYAC&redir_esc=y
 17. Jensen, K., & Kristensen, L. M. (2009). Coloured Petri Nets: Modelling and Validation of Concurrent Systems. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, 384. URL: https://www.google.com.ua/books/edition/Coloured_Petri_Nets/5yYH0vtYSAC?hl=uk&gbpv=0
 18. Kim, G. Humble, J., Debois, P., & Willis, J. (2016). The devops handbook: How to create world-class agility, reliability, & Security in Technology Organizations. *Portland, OR: IT Revolution Press*, 480. URL: https://books.google.com.ua/books/about/The_DevOps_Handbook.html?id=ui8hDgAAQBAJ&redir_esc=y
 19. Kim, G., Behr, K., & Spafford, G. (2018). The Phoenix Project: A Novel About it, DevOps, and helping your business win. *Norwood, Mass., IT Revolution Press, Distributed by Skillsoft Books*, 432. URL: https://www.google.com.ua/books/edition/The_Phoenix_Project/H6x-DwAAQBAJ?hl=uk&gbpv=0
 20. Komar, M., Fedorovych, V., Poidych, V., & Taborovskiy, A. (2024). Intelligent System For Visual Testing Of Software Products. *The First International Workshop of Young Scientists on Artificial Intelligence for Sustainable Development*, May 10-11, 2024, Ternopil, Ukraine, 9–18. URL: <https://test7.ai-tern.in.ua/paper1.pdf>
 21. Melnyk, L., Kalinichenko, L., Rozghon, Y., Derykolenko, O., Kovtun, O., & Tulyakov, O. (2024). Prospects of business process management based on chatbots. *Problems and Perspectives in Management*, 22(2), 197–212. [https://doi.org/10.21511/ppm.22\(2\).2024.16](https://doi.org/10.21511/ppm.22(2).2024.16)
 22. Panwar, A., & Peddi, P. (2023). Implementation of software testing using Machine Learning: A Systematic Mapping Study. *International Journal of Renewable Energy Exchange*, 11(7), 58–64. <https://doi.org/10.58443/ijrex.11.7.2023.58-64>
 23. Peterson, J. L. (1981). Petri Net Theory and the Modeling of Systems. *New York, Prentice-Hall*, 290. URL: https://www.google.com.ua/books/edition/Petri_Net_Theory_and_the_Modeling_of_Sys/dNtQAAAAMAAJ?hl=uk&gbpv=0&bsq=%22Petri%20Net%20Theory%20and%20the%20Systems%22
 24. Priyadarshini, R., Mehra, R. M., Sehgal, A., & Singh, P. J. (2022). Artificial Intelligence Applications and Innovations. Published by *Chapman & Hall*, 300. URL: https://www.google.com.ua/books/edition/Artificial_Intelligence/-XqEEAAQBAJ?hl=uk&gbpv=0
 25. Rāts, J., & Pedde, I. (2021). Structuring and controlling the knowledge for the software user support. *Baltic Journal of Modern Computing*, 9(2), 195–209. <https://doi.org/10.22364/bjmc.2021.9.2.04>
 26. Reisig, W. (2013). Understanding Petri Nets: Modeling Techniques, Analysis Methods, Case Studies. *Springer Science & Business Media, Springer: Berlin/Heidelberg, Germany*, 230. URL: https://www.google.com.ua/books/edition/Understanding_Petri_Nets/pWc_AAAAQBAJ?hl=uk&gbpv=0
 27. Sahaf, Z., Garousi, V., Pfahl, D., Irving, R., & Amannejad, Y. (2014). When to automate software testing? decision support based on system dynamics: An industrial case study. In *2014 International Conference on Software and Systems Process, ICSSP 2014 – Proceedings, Association for Computing Machinery*, 149–158. <https://doi.org/10.1145/2600821.2600832>
 28. Salameh, H. (2019). The impact of devops automation, controls, and visibility practices on software continuous deployment and delivery. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Research in Management and Economics*, 22–46. URL: <http://www.dpublication.com/wp-content/uploads/2019/09/IME-F793.pdf>
 29. Srivastava, S., & Singh, M. (2024). The Integration of AI and Devops in the Field of Information Technology and Its Prospective Evolution in the United States. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, 12, Issue II, 33–37. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2024.58258>
 30. Vang-Mata, R. (2020). Multilayer Perceptrons: Theory and Applications. *Nova Science Publishers, New York*, 143. URL: https://www.google.com.ua/books/edition/Multilayer_Perceptrons/eO-QzQEACAAJ?hl=uk

A. I. Pukach, V. M. Teslyuk

Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

THE MODEL OF CONSTRUCTION THE MAXIMAL-WEIGHTS REVERSE CHAINS OF A MULTILAYER PERCEPTRON BASED ON COLOURED PETRI NETS

This research is devoted to development of models for constructing the maximal-weights reverse chains of multilayer perceptron artificial neural networks based on coloured Petri nets. The developed model cooperates with multilayer perceptron type artificial neural networks, encapsulated into appropriate subjective perception models of investigated objects of support (as objects of support we mean supported software complexes or processes of their support) by relevant subjects of interaction (e.g., users, testers, developers, business analysts, system engineers, etc.). An appropriate algorithm for constructing the maximal-weights reverse chains of multilayer perceptron has been developed and presented in this research, as well as the basic principles of the concept of the multilayer perceptron type artificial neural networks encapsulation into the appropriate subjective perception models of the support objects. The main feature of the proposed approach is taking into account the actual influence of the specified impact factors on the results of perception subjectivization of the supported objects by means of reverse analysis of the neurons consisting the encapsulated multilayer perceptron type artificial neural networks in order to build appropriate chains which reflect the maximum contribution of each previous neuron of such a chain to the activation of the corresponding next neuron following it. Thus, the developed model for constructing the maximal-weights reverse chains of a multilayer perceptron is proposed as one of the key tools or mechanisms for solving the scientific and applied task of analysis and restoration of the influence boundaries of impact factors affecting the subjective perception of the supported object(s) by the relevant subjects of interaction with it. In turn, the development of a coloured Petri nets based model provides an additional opportunity for investigation the dynamics and reliability of the researched processes of reverse chains constructing at the very early stages of the system design. Moreover, solving of the applied practical problem of identifying the deficit impact factor of software complex support team using the obtained maximal-weights reverse chains is provided in this research as an example of practical approbation. Furthermore, graphic visualization of obtained results of investigation the functioning dynamics of the developed coloured Petri nets-based model is also given in this research. Finally, on the basis of obtained results, the correspondence of the developed model to the set goals of the research has been established and confirmed, as well as the prospects for future research in the direction of the software complexes support automation have been outlined.

Keywords: multilayer perceptron; Petri nets; support of software complexes; automation of human activities; influencing factors.