

МОДЕЛЬ ЗВОРОТНИХ ЛАНЦЮЖКІВ МАКСИМАЛЬНИХ ВАГ ДЛЯ АНАЛІЗУ ФАКТОРІВ ВПЛИВУ ПІДТРИМКИ ПРОГРАМНИХ КОМПЛЕКСІВ

Пукач А. І. – канд. техн. наук, асистент кафедри Автоматизованих Систем Управління Інституту Комп'ютерних Наук та Інформаційних Технологій Національного Університету «Львівська Політехніка», Львів, Україна.

Теслюк В. М. – д-р техн. наук, проф., завідувач кафедри Автоматизованих Систем Управління Інституту Комп'ютерних Наук та Інформаційних Технологій Національного Університету «Львівська Політехніка», Львів, Україна.

АНОТАЦІЯ

Актуальність. Розглянуто задачу розроблення моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг, необхідної для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів.

Об'єктом дослідження є процес розроблення моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг.

Предметом дослідження є методи та засоби розроблення моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг.

Метою роботи є розроблення моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів.

Метод. Запропоновано розроблення моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів, що дає змогу виявити та сформулювати відповідні зворотні ланцюжки максимальних ваг для ідентифікації та подальшого аналізу факторів впливу, які впливають на результати сприйняття об'єкта – підтримуваного програмного комплексу чи процесів його підтримки, відповідними суб'єктами взаємодії, що напряму чи опосередковано взаємодіють з ним.

Результати. Результатами роботи розроблених моделей, відповідно, є отримані сформовані зворотні ланцюжки максимальних ваг, які в подальшому використано для розв'язання науково-прикладної задачі ідентифікації, формування та відновлення границь факторів впливу, втрачених в результаті впровадження відповідних моделей багатoshарового перцептрона в моделі суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки програмних комплексів. Розроблена модель забезпечує можливість здійснення аналізу перетворення вхідних характеристик об'єкта підтримки у вихідні результуючі характеристики його суб'єктивного сприйняття шляхом відновлення границь факторів впливу цього перетворення. Наведено результати розв'язаної прикладної практичної задачі первинного моніторингу частотного прояву заданого суб'єктивного фактора впливу в режимі постреального часу, в якості прикладу практичного застосування розробленої моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг.

Висновки. Розроблена модель вирішує поставлену задачу ідентифікації, формування та відновлення границь факторів впливу, втрачених в результаті впровадження відповідних моделей багатoshарового перцептрона в моделі суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки програмних комплексів. Водночас, розроблена модель покращує класичне розуміння штучних нейронних мереж типу багатoshарового перцептрона, оскільки вводить додаткове значення для нейронів прихованих шарів, які з впровадженням розроблених моделей здатні виконувати абсолютно нову функціональну роль (маркерів факторів впливу), тоді як у класичному розумінні вони не виконували жодних функцій, окрім арифметичних для забезпечення коректності навчання та функціонування штучних нейронних мереж типу багатoshарового перцептрона в ході їх експлуатації у вирішенні найрізноманітніших задач.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: програмний комплекс, підтримка, фактор впливу, автоматизація, нейронні мережі, багатoshаровий перцептрон.

АБРЕВІАТУРИ

AAR – After Action Review (аналіз після дій);
BSA – Brain Strom Optimization;
DevOps – Development and Operations;
GenCode – generic code;
GML – Generalized Markup Language;
HTML – HyperText Markup Language;
NofHL – Neuron of Hidden Layer (нейрон прихованого шару);
OL – Output Layer (вихідний шар);
RC – Reverse Chain (зворотний ланцюжок);
SGML – Standard Generalized Markup Language;
XML – EXtensible Markup Language;
ШНМ – штучні нейронні мережі;
БП – багатoshаровий перцептрон.

НОМЕНКЛАТУРА

$Fobj[1..p][1..q]$ – матриця розмірності $p \times q$, що представляє нелінійну функціональну залежність та складається із функцій перетворення вхідних характеристик об'єкта підтримки у відповідні вихідні характеристики його результуючого суб'єктивного сприйняття;

$Fobj[i][j]$ – елемент матриці функцій перетворення вхідних характеристик об'єкта підтримки у вихідні характеристики його результуючого суб'єктивного сприйняття;

$IL[InjMaxInflToNofHL[prev][1]]$ – нейрон вхідного шару БП;

$I[i]$ – i -ий нейрон вхідного шару БП;

$Iobj[i]$ – i -ий вхідний параметр об'єкта підтримки;

$List()$ – список з елементів, перелічених в дужках;

$MatrixModel$ – модель зворотних ланцюжків максимальних ваг, подана у матричній формі представлення;

$Model$ – модель зворотних ланцюжків максимальних ваг в математичній формі представлення;

$NojHL[IOfMaxInflToOL[a]][m]$ – нейрон останнього прихованого шару БП, вклад якого в активацію нейрона $OL[a]$ був максимальним;

$NojHL[IOfMaxInflToPrev][j]$ ($j \in [m-1;1]$) – перебір нейронів усіх прихованих шарів БП від передостаннього до першого (саме в такому, спадаючому, порядку), кожного разу з додаванням у ланцюжок тих нейронів, вклад яких у активацію попередньо вже доданого у ланцюжок нейрона – був максимальним;

$NojHL[j][i]$ – i -ий нейрон j -ого прихованого шару БП;

$O[i]$ – i -ий нейрон вихідного шару БП;

$OL[a]$ – активний нейрон вихідного шару БП;

$Oobj[j]$ – j -а вихідна характеристика результуючого суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки;

$Union$ – об'єднання (множина).

ВСТУП

На сьогодні продовжуємо спостерігати явище автоматизації найрізноманітніших процесів, в тому числі і процесів щодо розробки, тестування, впровадження, використання, комплексної підтримки програмних комплексів, забезпечення, засобів, систем, тощо.

Щодо теми автоматизації підтримки програмних комплексів – вона продовжує залишатися недостатньо розкритою, актуальною, комплексною, та нетривіальною науково-прикладною проблемою, що включає надзвичайно велику кількість різноманітних похідних та суміжних науково-прикладних задач, однією з яких є необхідність аналізу факторів впливу, що впливають на результати сприйняття об'єкта – підтримуваного програмного комплексу чи процесів його підтримки, відповідними суб'єктами взаємодії, що напряду чи опосередковано взаємодіють з ним (об'єктом). В свою чергу, для представлення цих факторів впливу запропонований відповідний розроблений підхід з використанням штучних нейронних мереж типу багатошарового перцептрона в моделях суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки, де приховані шари, власне, репрезентують фактори впливу. Проте, сама природа багатошарового перцептрона не передбачає наявність будь-яких функціонально-сміслових ідентичностей нейронів прихованих шарів, що призводить до втрати (розмиття) границь факторів впливу в таких моделях з інкапсульованими штучними нейронними мережами типу багатошарового перцептрона.

Об'єктом дослідження є процес розроблення моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг. **Предметом дослідження** є методи та засоби розроблення моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг.

Мета дослідження полягає в розробленні моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг, що дає змогу досліджувати фактори впливу на об'єкти підтримки, в якості яких можуть виступати як безпосередньо самі підтримувані програмні комплекси, так і процеси щодо їх підтримки.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Розглянемо формалізацію задачі аналізу факторів впливу на об'єкт підтримки у вигляді задачі нелінійної мультифункціональної залежності.

В такому разі вхідними змінними задачі є об'єктивні параметри досліджуваного об'єкта (або процесу) підтримки: $Iobj[i]$ ($i=[1..n]$), де n – кількість вхідних параметрів об'єкта.

Вихідними змінними задачі є вихідні характеристики результуючого сприйняття об'єкта підтримки відповідним суб'єктом взаємодії з ним: $Oobj[j]$ ($j=[1..m]$), де m – кількість вихідних характеристик результуючого сприйняття об'єкта деяким суб'єктом взаємодії з ним.

Нехай задано перелік факторів впливу, що впливають на перетворення комбінацій вхідних характеристик об'єкта підтримки у відповідні комбінації вихідних результуючих суб'єктивних характеристик представлення цього об'єкта підтримки відповідним суб'єктом взаємодії з ним:

$$Oobj[1..m]=Fobj[1..p][1..q](Iobj[1..n]), \quad (1)$$

Основним необхідним критерієм задачі є скінченність множини визначених факторів впливу, що передбачає можливість оперування в задачі лише визначеною сталою кількістю детермінованих факторів впливу.

Обмеження задачі:

1. Значення вхідних параметрів досліджуваного об'єкта підтримки $Iobj[1..n]$ повинні бути поданими у вигляді дійсних чисел в нормалізованій формі представлення (тобто в діапазоні значень між 0.0 та 1.0): $Iobj[1..n] \in [0..1]$.

Формула (1) дає можливість інтерпретації задачі з допомогою штучної нейронної мережі типу багатошарового перцептрона, де:

– $Iobj[1..n]$ – представляє вхідний шар нейронів;

– $Fobj[1..p][1..q]$ – відображає нейрони прихованих шарів;

– $Oobj[1..m]$ – репрезентує вихідний шар нейронів.

Проте, така інтерпретація призводить до «розмиття» границь факторів впливу, адже нейрони прихованих шарів ШНМ типу БП не несуть жодного функціонального-сміслового навантаження, а натомість призначені для коректності навчання та функціонування ШНМ БП.

Таким чином, виникає відповідна науково-прикладна задача можливості(-ей) ідентифікації відповідних факторів впливу серед нейронів прихованого шару відповідної інкапсульованої моделі багатошарового перцептрона. Саме для розв'язання цієї на-

уково-прикладної задачі і була розроблена та представлена в цій роботі модель зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів.

Метою статті є висвітлення розробленої моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів, а також відповідного розробленого алгоритму побудови цих зворотних ланцюжків максимальних ваг, що в сукупності дають змогу розв'язати науково-прикладну задачу ідентифікації, аналізу та відновлення границь факторів впливу підтримки програмних комплексів в моделях суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки з інкапсульованими ШНМ типу БП.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Аналіз досліджень та публікацій був здійснений в двох напрямках: в напрямку автоматизації програмних комплексів, а також в напрямку застосування штучного інтелекту, а саме – штучних нейронних мереж типу багатошарового перцептрона. Нижче представлена інформація по кожному з напрямків.

До прикладу, ще не так давно, згідно даних представлених у роботі [3]: лише 26% усіх тест-кейсів проектів досліджуваних компаній були покриті за допомогою автоматичного тестування. А наприклад всього лиш 10 років по тому, згідно інформації представленої в роботі [1]: 88% компаній автоматизують 50% або більше своїх тестів, що призводить до значного пришвидшення циклів тестування, на 71% більшого охоплення тестуванням і на 68% кращого виявлення проблем, а за даними журналу для розробників програмного забезпечення, за останні два роки автоматизація тестування зросла на 85%.

Окремим напрямком автоматизації є напрямком DevOps. Відповідно до даних, представлених в роботі [5] – практики DevOps зазвичай поділяються на дві категорії: практики співпраці між членами команди проекту, та процедурні практики, які здебільшого автоматизовані, зокрема у процедурних практиках весь процес активностей довкола програмного забезпечення автоматизовано від запитів на зміну вимог до вже готових змін, які розгортається на середовищах клієнтів. У відповідності з даними, представленими в роботі [9]: 80% опитуваних практиків розробки та підтримки програмного забезпечення, які брали участь у дослідженні, стверджують, що найпростіше автоматизувати саме збірки програмного забезпечення, а вже за ними йдуть етапи пакування та розгортання програмного забезпечення (51,2% і 43,9% відповідно). Крім того, питання автоматизації з використанням DevOps в напрямках кібербезпеки активно розкриваються в роботі [4].

Багатошаровий перцептрон (БП) є надзвичайно універсальним інструментом для досліджень в області штучних нейронних мереж та автоматизації, та представлений в багатьох напрямках. Зокрема, в роботі [10] комплексно описані теорія та застосування бага-

тошарового перцептрона. Робота [6] є також надзвичайно комплексною працею в напрямку обчислювального інтелекту, в тому числі і багатошарового перцептрона.

Прикладів постійного розширення сфер застосування багатошарового перцептрона є безліч, зокрема, наприклад, в роботі [2] наведено використання багатошарового перцептрона для ідентифікації типів мережевих атак, таких як зокрема, наприклад WebAttack, DoS або BruteForce. В той же час йде постійна та невпинна робота багатьох як теоретиків, так і практиків, над дослідженням та покращенням характеристик і способів використання багатошарового перцептрона, зокрема, наприклад, згідно поданих даних дослідження проведеного в роботі [7]: зменшення ступеня складності штучної нейронної мережі шляхом побудови штучної нейронної мережі із проведенням та застосуванням додаткового аналізу факторів у моделі прихованого шару дає позитивний ефект, в результаті чого час побудови та навчання було скорочено на 75% від вихідної моделі зі збереженням точності класифікації. Також, в роботі [8], наприклад, запропонований розширений алгоритм оптимізації мозкового штурму (Brain Storm Optimization – BSA) для оптимізації значень ваг зв'язків та зміщень, а також для навчання моделей багатошарового перцептрона.

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

Розпочнемо більш детальне ознайомлення з проблематикою конкретної задачі, представленої в роботі, із означення поняття моделі суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки програмних комплексів, що представляє (модель) собою модель у будь-якій існуючій чи новій довільній формі (математичній, структурній, програмній, аналітичній, концептуальній, сутнісній, тощо), проте обов'язково з визначенням:

– усіх вхідних характеристик об'єкта дослідження (підтримуваного програмного комплексу, чи процесів його підтримки);

– вихідних результуючих характеристик – результатів суб'єктивного сприйняття об'єкта відповідними суб'єктами, що з ним взаємодіють (напрямку, чи опосередковано);

– а також усіх наявних, визначених, та чітко окреслених конкретних факторів впливу, що впливають на результати суб'єктивного сприйняття об'єкта відповідними суб'єктами взаємодії з ним.

Після побудови моделі суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки програмних комплексів здійснюється інкапсуляція в цю побудовану модель – додаткової моделі штучної нейронної мережі типу багатошарового перцептрона (хоча згідно запропонованої розробленої концепції – може бути й будь-який інший тип нейронної мережі, проте в даному випадку в якості прикладу використаний саме багатошаровий перцептрон).

Проте в нашому конкретному випадку розроблений новий підхід використання моделей багатошаро-

вого перцептрона шляхом інкапсуляції їх в узагальнені моделі суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки відповідними суб'єктами взаємодії із цим об'єктом. В результаті такої інкапсуляції моделі багатшарового перцептрона – нейрони прихованих шарів набувають нового функціонального змісту, оскільки репрезентують вплив факторів впливу на результати суб'єктивного сприйняття входних характеристик досліджуваного об'єкта та поетапне перетворення їх у відповідні вихідні результати цього суб'єктивного сприйняття.

Наступним етапом є розгляд самої моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів.

Фактично, входними даними для розробленої моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів є повні (із проміжними значеннями усіх нейронів усіх прихованих шарів, а не лише нейронів входних і вихідних шарів) результати тестування навченої інкапсульованої моделі багатшарового перцептрона.

При цьому, одразу ж варто зауважити, що при постановці подальших задач, які будуть розв'язані за допомогою результатів, отриманих на виході функціонування розробленої моделі зворотних ланцюжків, кон'юнктура вимог була сформована саме таким чином, що першочергово цікавитимуть виключно дані позитивних результатів тестування відповідних навчених інкапсульованих моделей багатшарового перцептрона.

Або іншими словами – в даному конкретному випадку при розв'язанні задач, що стосуються науково-прикладної проблематики автоматизації підтримки програмних комплексів, на вхід розробленої моделі зворотних ланцюжків подаватимемо лише та виключно позитивні результати тестування відповідних навчених інкапсульованих моделей БП (де актуальний результат кожного окремого тесту відповідає очікуваному).

Проте, беручи до уваги той факт, що розроблена модель зворотних ланцюжків максимальних ваг є надзвичайно гнучким та універсальним інструментом, в глобальному розумінні представлення концепції розробленої моделі – на вхід моделі можуть поступати будь-які результати тестування моделей БП: як позитивні, так і негативні. Тобто, глобальна концепція розробленої моделі зворотних ланцюжків не передбачає обмежень в даному аспекті.

На рисунку 1 подано приклад реальної навченої моделі БП інкапсульованої в одну з реальних дослідницьких моделей суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки, отриманих в результаті суміжних досліджень в цій області.

Побудова та функціонування моделей зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів відбувається згідно алгоритму, блок-схема якого представлена на рисунку 2.

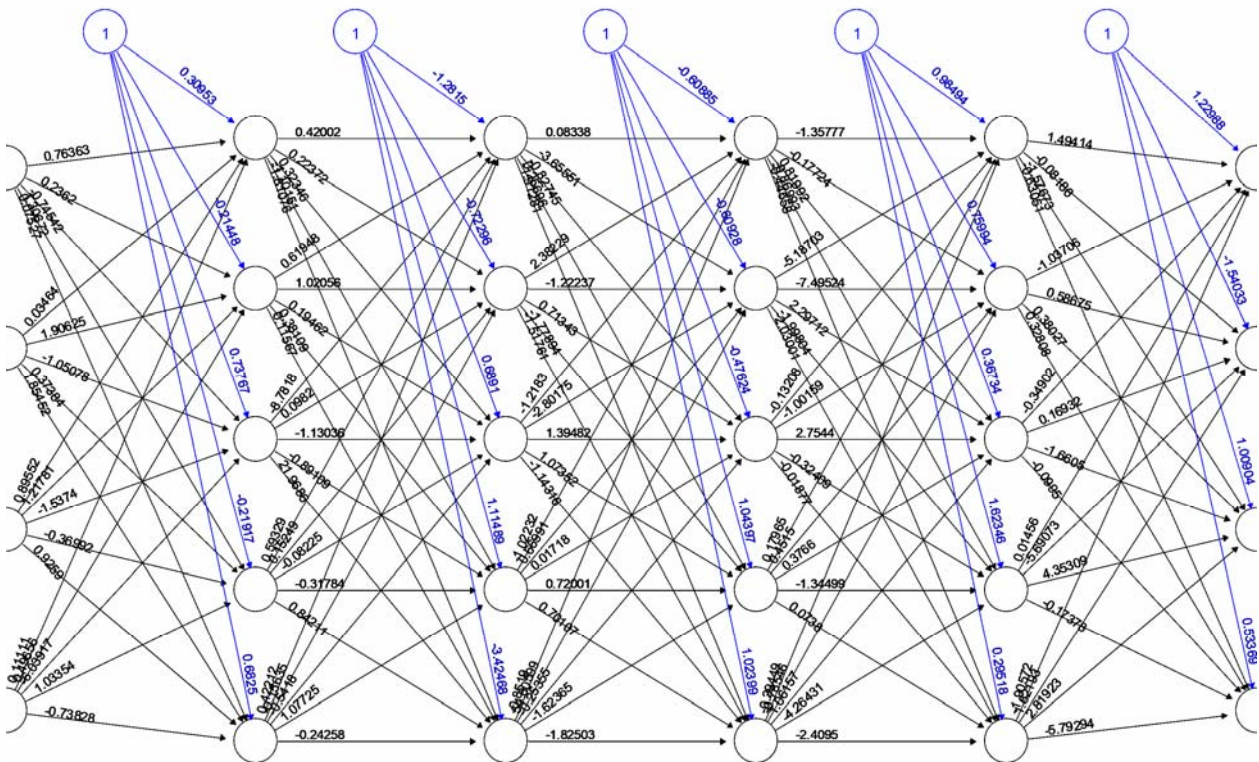


Рисунок 1 – Приклад інкапсульованої навченої моделі багатшарового перцептрона

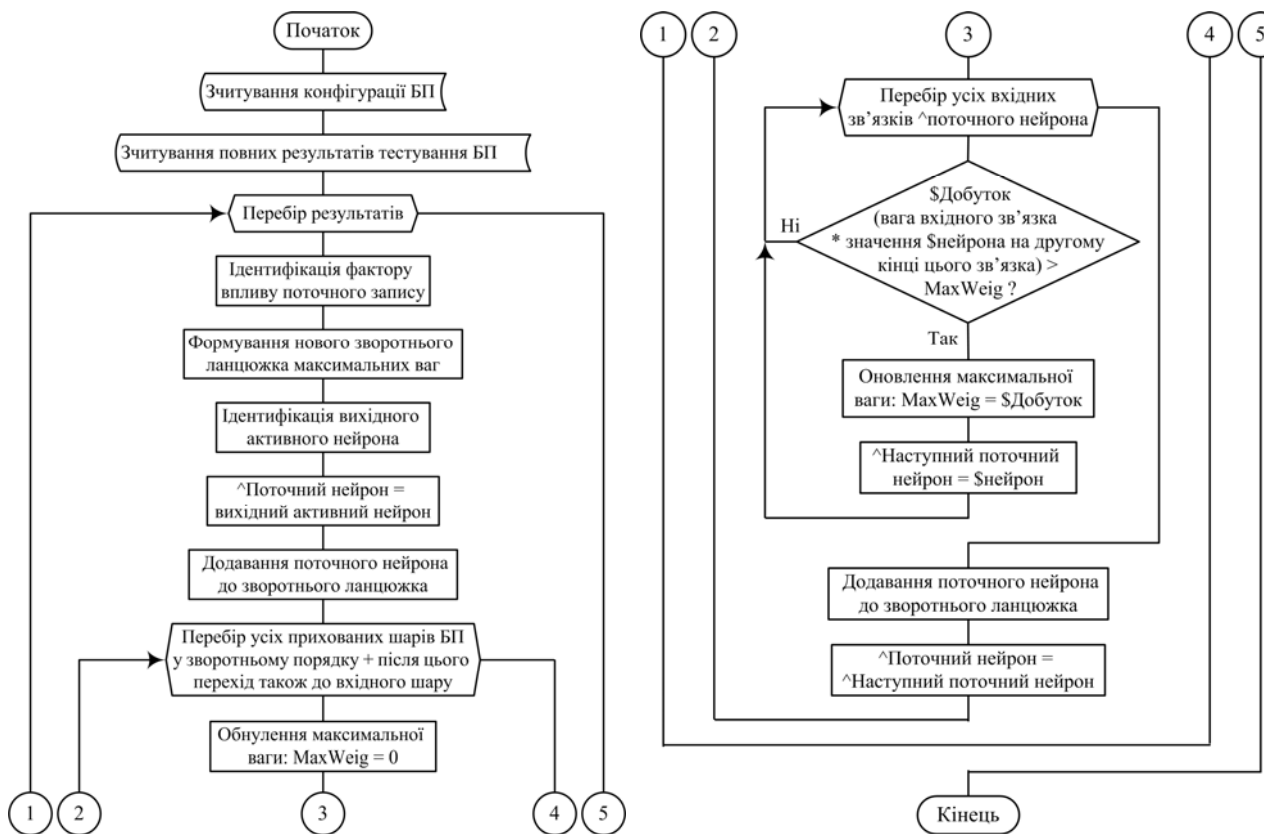


Рисунок 2 – Блок-схема алгоритму побудова та функціонування моделей зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів

Відповідно до розробленого та представленого алгоритму – побудова та функціонування моделей зворотних ланцюжків розпочинається із зчитування конфігурації конкретної досліджуваної моделі багатшарового перцептрона. Після чого відбувається зчитування повних результатів тестування досліджуваної моделі багатшарового перцептрона (у випадку коли моделювання здійснюється «офф-лайн» і немає можливості проводити моделювання синхронно з тестуванням БП), проте передбачений також варіант моделювання «он-лайн», коли побудова моделі зворотних ланцюжків здійснюється паралельно (синхронно) з тестуванням досліджуваної моделі багатшарового перцептрона (в такому випадку формуємо модель зворотних ланцюжків на основі кожного із тест-кейсів БП). Наступним кроком здійснюється перебір усіх результатів тестування БП: у випадку розв'язання задач аналізу факторів впливу – обов'язково з відповідною ідентифікацією конкретного домінуючого фактору впливу; проте в загальному випадку будь-яких інших досліджень – цей крок є необов'язковим і, фактично, неактуальним.

Наступним етапом розпочинається формування нового ланцюжка зворотнього зв'язку, яке, фактично, полягає в тому, що, починаючи із активного вихідного нейрона (на котрий наводимо вказівник «поточного нейрона») – проходимо/перебираємо усі шари БП у зворотньому порядку (від останнього прихованого

шару, через усі попередні приховані шари, аж до вхідного шару), і додаємо у формований зворотний ланцюжок максимальних ваг ті нейрони (з попереднього шару відносно «поточного нейрона»), внесок яких у активацію «поточного нейрона» був максимальним, після чого такий нейрон автоматично стає новим «поточним нейроном», і вже переходимо до опрацювання попереднього шару БП (аж доки не опрацюємо вхідний шар).

Таким чином, модель зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів являє собою набір окремих незалежних ланцюжків нейронів та зв'язків між ними, кожен з яких (ланцюжків):

- обов'язково розпочинається із вихідного активного нейрона БП;
- обов'язково містить по одному нейрону з кожного прихованого шару (в зворотньому порядку проходження цих прихованих шарів БП);
- і завершується певним вхідним нейроном БП.

Розглянемо також розроблені форми представлення моделей.

Представлення моделей зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів не передбачає обмежень, та можливе в будь-якій зручній, доцільній, чи довільній формі представлення.

Розглянемо, для прикладу, кілька базових форм цього представлення, серед яких, зокрема, наприклад: математична; матрична; лексикографічна; та графічна.

Математична форма представлення описує модель як скінчену множину зворотних ланцюжків максимальних ваг. Розмірність цієї множини рівна величині n , де n – кількість отриманих зворотних ланцюжків. Особливістю цієї форми представлення є її лаконічність та можливість подальшої інтеграції в математичні вирази. Математична форма подана відповідною розробленою формулою нижче:

$$\begin{aligned} Model = Union (RC [i \in [1..n]] = List (OL[a]; \\ NofHL[IofMaxInflToOL[a]][m]; \\ NofHL[IofMaxInflToPrev][j] (j \in [m-1;1]); \\ IL[IofMaxInflToNofHL[prev][1]])), \end{aligned} \quad (1)$$

де, власне, сама модель – це, фактично, множина (n одиниць) отриманих зворотних зв'язків (Reverse Chains – RC), а кожен зворотний зв'язок RC – це список із наступних складових елементів:

- $OL[a]$;
- $NofHL[IofMaxInflToOL[a]][m]$;
- $NofHL[IofMaxInflToPrev][j] (j \in [m-1;1])$;
- $IL[IofMaxInflToNofHL[prev][1]]$.

Матрична форма представлення моделі має вигляд тривимірної матриці – як одновимірного масиву двовимірних матриць, кожна з яких (з цих двовимірних матриць) містить бінарне значення:

- 1 в позиції нейрона БП у випадку якщо цей нейрон входить в поточний ланцюжок;
- або 0 – якщо цей нейрон не включений до поточного ланцюжка.

Нижче, в якості прикладу, наведена матрична форма представлення моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг, отриманої в результаті одного з численних експериментальних досліджень, з набором кількох зворотних ланцюжків (для компактності відображення).

$$\begin{aligned} MatrixModel = [[1 0 0 1 0 1 \\ 0 0 0 1 0 \\ 0 1 0 0 0 0 \\ 0 0 1 0 0 0 \\ - 0 0 0 0 -] \\ [0 0 0 0 0 0 \\ 1 0 1 0 1 1 \\ 0 0 0 0 0 0 \\ 0 1 0 0 0 0 \\ - 0 0 1 0 -] \\ [0 0 0 0 0 0 \\ 1 0 0 0 0 0 \\ 0 0 0 1 0 1 \\ 0 1 0 0 1 0 \\ - 0 1 0 0 -] \\ [0 0 0 0 0 0 \\ 0 1 0 0 0 0 \\ 1 0 0 1 0 0 \\ 0 0 0 1 1 \end{aligned} \quad (3)$$

– 0 1 0 0 –]],

Особливістю розробленої матричної форми представлення моделей є забезпечення максимальної швидкості опрацювання даних за допомогою низькорівневих (в тому числі – апаратних) комп'ютерних методів опрацювання, адже ця форма представлення є класичною дво-бітною формою представлення інформації, тобто являється максимально наближеною до низькорівневої апаратної форми представлення інформації.

Крім того, така форма представлення розроблених моделей забезпечує можливість максимального стиснення (архівації) інформації у випадку необхідності опрацювання значних об'ємів інформації.

Ще однією розробленою формою представлення моделі є лексикографічна форма, що має вигляд набору лексикографічних інтерпретацій побудованих зворотних ланцюжків максимальних ваг.

Нижче поданий приклад лексикографічної форми представлення конкретної моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг, розробленої в ході аналізу одного з наборів досліджуваних факторів впливу (до слова, це той же дослідний кейс, що був наведений вище на рисунку 1).

$$\begin{aligned} O[0] <- NofHL[3][1] <- NofHL[2][0] <- \\ NofHL[1][3] <- NofHL[0][2] <- I[0] \\ O[1] <- NofHL[3][1] <- NofHL[2][4] <- \\ NofHL[1][1] <- NofHL[0][3] <- I[1] \\ O[2] <- NofHL[3][3] <- NofHL[2][2] <- \\ NofHL[1][4] <- NofHL[0][3] <- I[1] \\ O[3] <- NofHL[3][3] <- NofHL[2][2] <- \\ NofHL[1][4] <- NofHL[0][1] <- I[2], \end{aligned} \quad (4)$$

Особливістю розробленої та репрезентованої лексикографічної форми представлення моделей зворотних ланцюжків максимальних ваг є:

- як забезпечення можливості представлення даних за допомогою різноманітних популярних форматів та мов розміток (зокрема, наприклад, таких як: GenCode, TeX, Scribe, GML та SGML, HTML, XML чи будь-яких інших);

– так і подальша можливість опрацювання даних в цій формі представлення відповідними існуючими методами, алгоритмами, засобами чи інструментами опрацювання лексикографічної чи лексичної інформації.

Наступною формою представлення моделі є графічна форма, що відображає модель за допомогою будь-якої (довільної) графічної візуалізації.

Нижче, на рисунку 3, зображений приклад графічної форми представлення все тієї ж експериментальної моделі, яку розглядали і в попередніх формах представлення, а також вище на рисунку 1.

Особливістю запропонованої графічної форми представлення моделі є, насамперед, зручність її візуального сприйняття людиною (проектантом, користувачем, тощо).

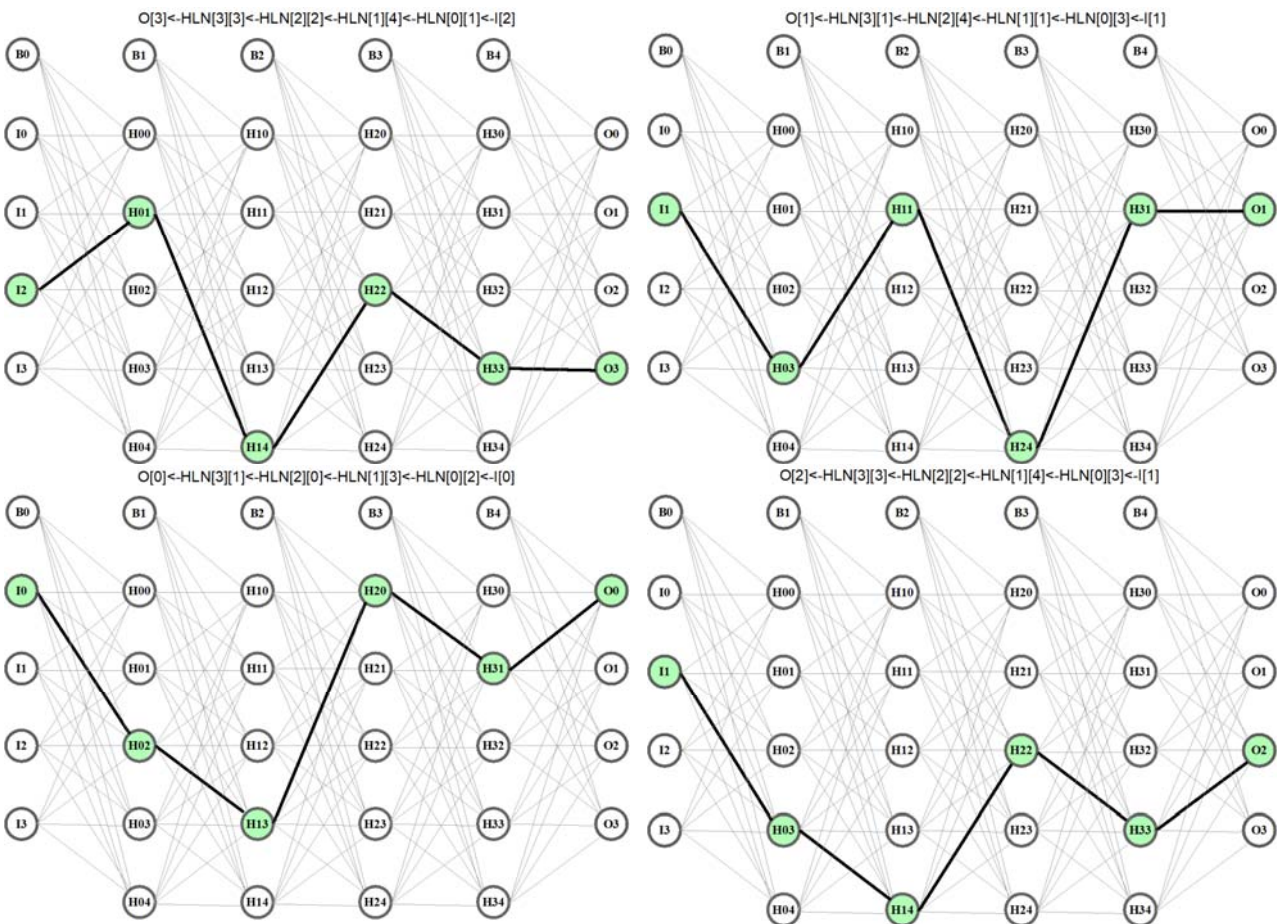


Рисунок 3 – Приклад графічної форми представлення моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Експеримент полягає у покроковому виконанні всіх етапів описаних в роботі, а саме: виборі досліджуваного об'єкта, суб'єкта взаємодії, затвердженні вхідних характеристик об'єкта, визначених факторів впливу, та вихідних результатів суб'єктивного сприйняття об'єкта, побудові моделі суб'єктивного сприйняття, побудові та інкапсуляції відповідної ШНМ БП, підготовці дата-сетів для навчання та тестування цієї ШНМ БП, побудові зворотних ланцюжків максимальних ваг для кожного з визначених факторів впливу, а також фінальному тестуванні моделі з метою ідентифікації досліджуваного(-них) фактору(-ів) впливу, та представленні отриманих результатів ідентифікації в довільній формі.

5 РЕЗУЛЬТАТИ

Як вже було згадано в анотації до цієї роботи – основними результатами роботи розроблених моделей зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів є, відповідно, сформовані зворотні ланцюжки максимальних ваг штучних нейронних мереж типу багатошарового перцептрона інкапсульованих в моделі

суб'єктивного сприйняття підтримуваних програмних комплексів.

Варто зауважити, що в цій роботі паралельно з викладенням теоретичного матеріалу, також вже були частково представлені деякі відповідні практичні результати, отримані в ході моделювання експериментальних досліджень. Відповідно, на конкретному прикладі одного з таких досліджень була отримана, в тому числі, реальна навчена інкапсульована штучна нейронна мережа типу багатошарового перцептрона, представлена на рисунку 1. Далі, на основі тестувань цієї навченої БП на відповідній вибірці даних – були отримані результати тестувань БП. А вже, в свою чергу, на основі цих результатів та за допомогою представленого алгоритму побудова та функціонування моделей зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів – була отримана відповідна модель, лексикографічна форма представлення якої подана нижче у таблиці 1. Модель відображає всі унікальні зворотні ланцюжки максимальних ваг, отримані в ході аналізу розглянутого конкретного прикладу експериментального дослідження та на основі даних тестування навченої інкапсульованої БП, що була подана на рисунку 1.

Таблиця 1 – Отримані унікальні зворотні ланцюжки максимальних ваг

Унікальний зворотний ланцюжок в лексикографічній формі представлення
$NoFHL[3][0] \leftarrow NoFHL[2][1] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][1]$
$NoFHL[3][0] \leftarrow NoFHL[2][1] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][3]$
$NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][0] \leftarrow NoFHL[1][3] \leftarrow NoFHL[0][2]$
$NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][1] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][3]$
$NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][4] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][1]$
$NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][4] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][3]$
$NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][4] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][1]$
$NoFHL[3][2] \leftarrow NoFHL[2][0] \leftarrow NoFHL[1][0] \leftarrow NoFHL[0][3]$
$NoFHL[3][2] \leftarrow NoFHL[2][2] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][1]$
$NoFHL[3][2] \leftarrow NoFHL[2][2] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][3]$
$NoFHL[3][3] \leftarrow NoFHL[2][0] \leftarrow NoFHL[1][0] \leftarrow NoFHL[0][3]$
$NoFHL[3][3] \leftarrow NoFHL[2][2] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][1]$
$NoFHL[3][3] \leftarrow NoFHL[2][2] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][3]$

Кожен з отриманих унікальних зворотних ланцюжків належить до одного або більше факторів впливу. Зокрема:

1) фактор впливу 1 включає ланцюжки:

$NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][0] \leftarrow NoFHL[1][3] \leftarrow NoFHL[0][2]$
 $NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][1] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][3]$
 $NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][4] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][1]$

2) фактор впливу 2 містить ланцюжки:

$NoFHL[3][0] \leftarrow NoFHL[2][1] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][1]$
 $NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][4] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][3]$
 $NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][4] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][1]$
 $NoFHL[3][0] \leftarrow NoFHL[2][1] \leftarrow NoFHL[1][1] \leftarrow NoFHL[0][3]$

3) фактор впливу 3 охоплює ланцюжки:

$NoFHL[3][3] \leftarrow NoFHL[2][0] \leftarrow NoFHL[1][0] \leftarrow NoFHL[0][3]$

$NoFHL[3][3] \leftarrow NoFHL[2][2] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][3]$

$NoFHL[3][2] \leftarrow NoFHL[2][0] \leftarrow NoFHL[1][0] \leftarrow NoFHL[0][3]$

$NoFHL[3][3] \leftarrow NoFHL[2][2] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][1]$

$NoFHL[3][2] \leftarrow NoFHL[2][2] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][1]$

$NoFHL[3][2] \leftarrow NoFHL[2][2] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][3]$

4) фактор впливу 4 передбачає ланцюжки:

$NoFHL[3][3] \leftarrow NoFHL[2][2] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][1]$

$NoFHL[3][3] \leftarrow NoFHL[2][2] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][3]$

$NoFHL[3][1] \leftarrow NoFHL[2][4] \leftarrow NoFHL[1][4] \leftarrow NoFHL[0][1]$

Нижче на рисунку подана візуалізація відновлених границь факторів впливу на основі отриманих зворотних ланцюжків.

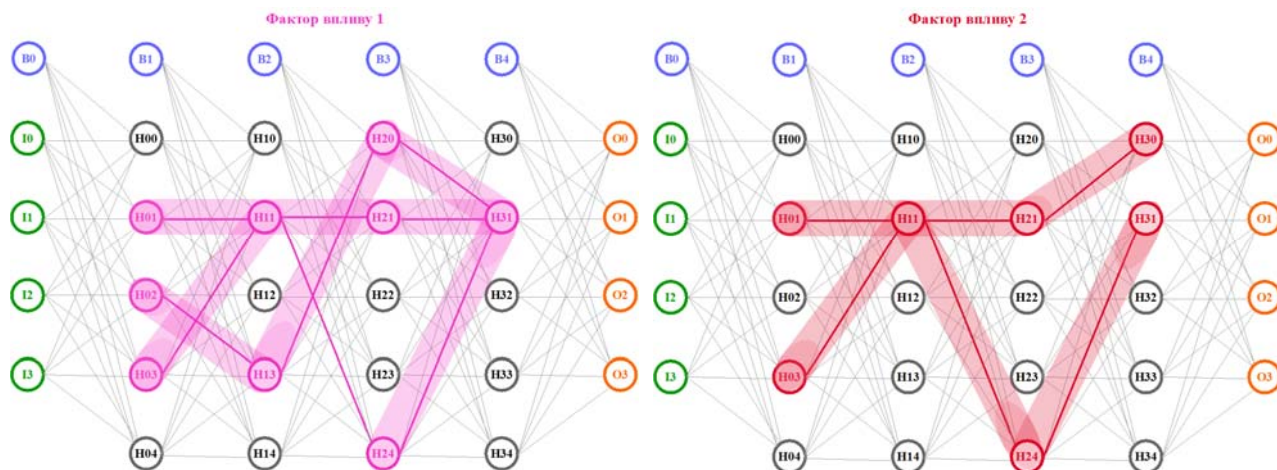


Рисунок 4 – Візуалізація відновлених границь факторів впливу на основі зворотних ланцюжків

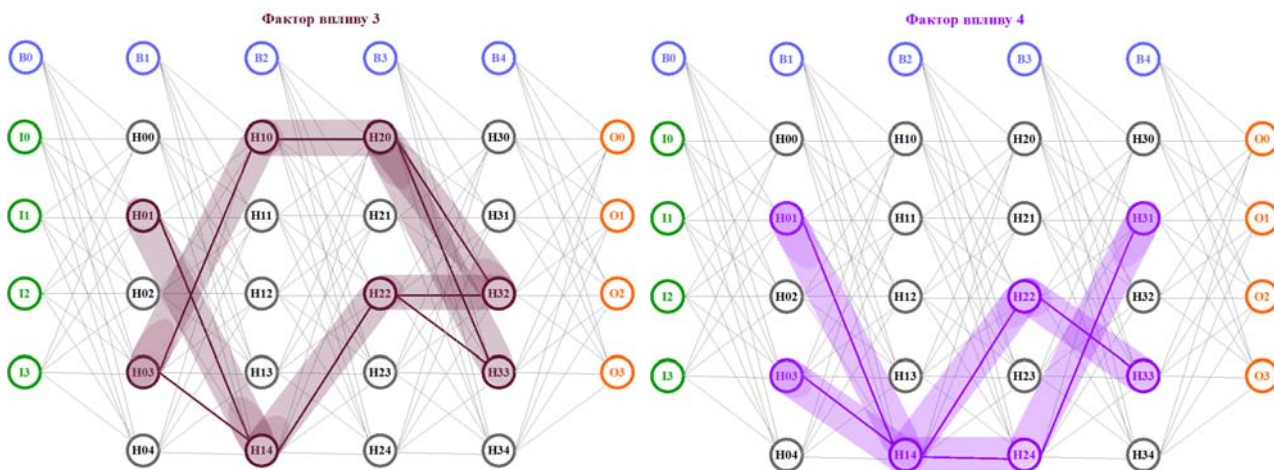


Рисунок 4 – Візуалізація відновлених границь факторів впливу на основі зворотних ланцюжків. (Продовження)

Також на рисунку нижче зображена візуалізація інтерференції відновлених границь факторів впливу.

Таким чином, побудовані з допомогою розробленої моделі зворотні ланцюжки максимальних ваг дають змогу ідентифікувати (відновити) границі факторів впливу, втрачені в результаті інкапсуляції ШНМ БП.

Завдяки цьому стає можливою ідентифікація фактора(-ів) впливу для будь-якого перетворення будь-

якої вхідної характеристики у будь-який вихідний результат її суб'єктивного сприйняття в моделях суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки, що дає змогу отримати якісний аналіз відповідного перетворення.

Тобто, завдяки отриманим результатам, для будь-якого перетворення можемо, за необхідності, однозначно ідентифікувати всі залучені фактори впливу.

Інтерференція факторів впливу

Фактор впливу 1 Фактор впливу 2 Фактор впливу 3 Фактор впливу 4

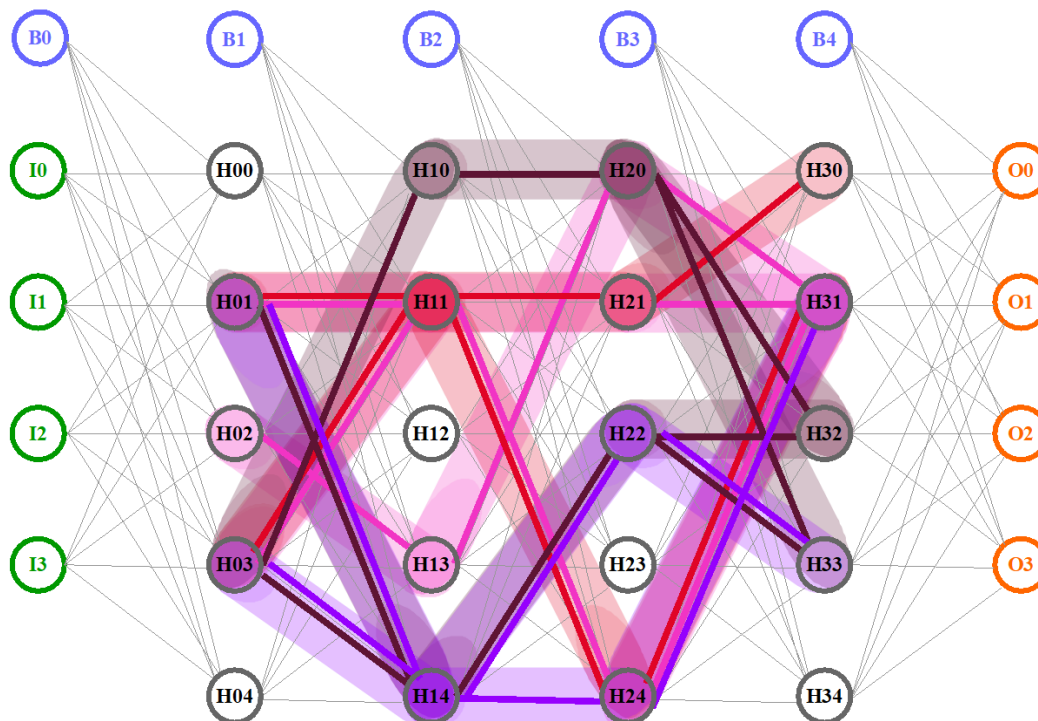


Рисунок 5 – Інтерференції відновлених границь факторів впливу

В свою чергу, розроблена модель також неабияк вдосконалює інструмент ШНМ БП, адже класичні ШНМ БП не передбачають жодного функціонально-смыслового навантаження для нейронів прихованих шарів, в той час як розроблена модель передбачає та однозначно ідентифікує їх приналежність до факторів впливу.

Також розроблена модель дає змогу здійснювати моделювання при розв'язанні широкого спектру практичних задач.

Однією з таких прикладних практичних задач є задача первинного аналізу (моніторингу) частоти прояву заданого фактору (або факторів) впливу в режимі пост-реального часу з використанням підходу AAR (After Action Review). Режим пост-реального часу – це режим максимально оперативного аналізу результатів дій досліджуваного суб'єкта (в той час як, до порівняння, класичний режим реального часу – це максимально оперативний аналіз дій досліджуваного суб'єкта).

Тобто, відмінність режиму пост-реального часу у порівнянні з класичним режимом реального часу полягає в тому, що останній передбачає можливість моніторингу дій, в той час як перший – можливість моніторингу лише результатів цих дій, що повністю відповідає підходу AAR (аналіз дій вже після їх здійснення). Обґрунтування вибору саме такої конфігурації зумовлено тим, що однозначно ідентифікувати заданий фактор впливу можливо лише після того, як цей заданий фактор впливу вже проявив себе, що підтверджується відповідними аналізом результатів отриманих на виході моделі суб'єктивного сприйняття.

Зокрема, розроблену модель використано для розв'язання прикладної практичної задачі первинного аналізу прояву психоемоційного перенавантаження членів команди підтримки програмного комплексу.

В досліджуваному кейсі фактор 4 відповідає за приховану психоемоційну роздратованість (маркерами проявів такої роздратованості є відповідні лінгвістичні, аудіальні, візуальні, та інші відомі форми). На основі результатів сприйняття набору вхідних характеристик досліджуваним суб'єктом побудована відповідна модель зворотних ланцюжків максимальних ваг. На рисунку нижче представлена наявність (значення «1») або відсутність (значення «0») фактору впливу 4 в кожному зворотньому ланцюжку побудованої моделі.

Отже, як бачимо з представленої на попередньому рисунку гістограми – присутність досліджуваного фактору 4 була виявлена в ряді кейсів. Також відслідковуються моменти сплеску частоти прояву заданого фактору. В подальшому отримані дані можна більш детально досліджувати для визначення конкретних дат і моментів часу, а також ймовірних причин виявлених сплесків. Проте на даному етапі цієї інформації вже більш ніж достатньо для розв'язання поставленої задачі первинного моніторингу частоти прояву заданого фактору впливу в режимі пост-реального часу з використанням підходу AAR.

Таким чином, розроблена модель дає змогу розв'язувати ряд прикладних практичних задач, серед яких, зокрема, і представлена у цій роботі, в якості наочного прикладу, задача первинного аналізу частоти прояву заданого фактору впливу суб'єктивного сприйняття.

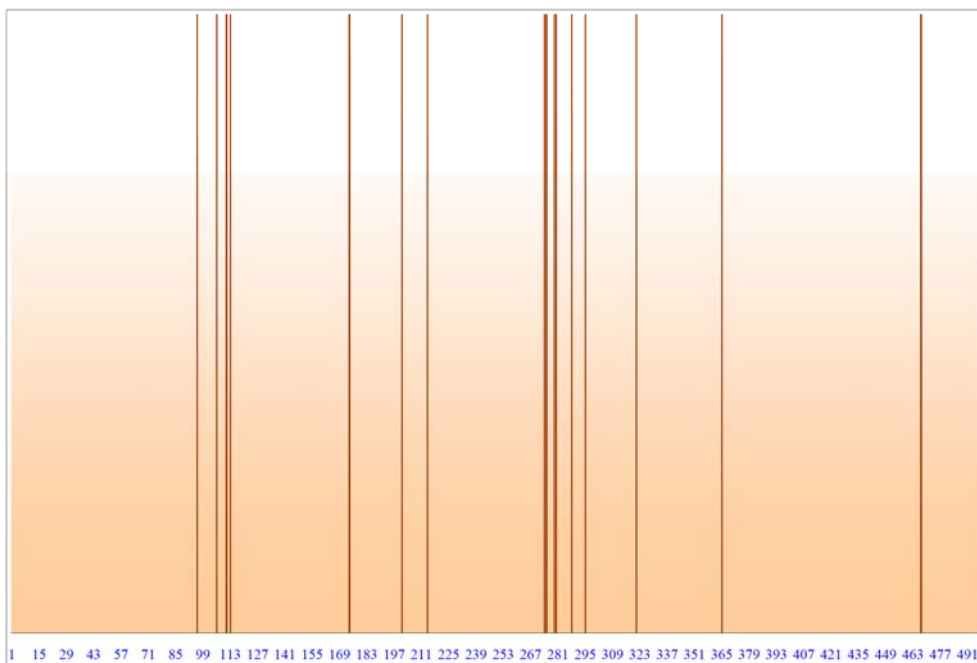


Рисунок 6 – Первинний аналіз частоти прояву заданого фактору

6 ОБГОВОРЕННЯ

В роботі [11] розглядається застосування ШНМ БП для автоматизації в галузі електротехніки, з короткостроковим прогнозуванням навантаження енергосистеми як об'єкта дослідження, із додатковим застосуванням картографічної бази даних факторів, що впливають на короткочасне навантаження енергосистеми, які поділяються на три категорії: тип робочого дня, метеорологічні фактори та температурні фактори. Причому, відповідно до представленого у цій роботі дослідження – чим повніша картографічна база даних відображення факторів впливу, тим вища точність прогнозування навантаження енергосистеми за допомогою нейронної мережі. В іншій роботі [12] в якості об'єкта дослідження розглянуто процес прогнозування цін акцій за допомогою ШНМ БП. Відповідно до результатів, поданих у цій роботі, за допомогою використання факторів впливу втілено кращу точність прогнозування для моделі нейронної мережі БП, створеної за допомогою основного фактора, визначеного факторним аналізом як незалежної змінної, і цін акцій як залежної змінної.

Тобто, в обох розглянутих випадках підтверджено, що використання факторів впливу в моделях ШНМ БП дає кращу результативність функціонування цих моделей. Проте, в жодному з випадків фактори впливу не розглядаються як частина внутрішньої структури моделей ШНМ БП, натомість вони виступають виключно в ролі зовнішніх додаткових параметрів для навчання та подальшого тестування побудованих моделей ШНМ БП.

В той час як розроблена та представлена в даній статті модель зворотних ланцюжків максимальних ваг суттєво вдосконалює як є класичне розуміння так і можливості щодо відповідного подальшого застосування ШНМ БП, оскільки вводить додаткове значення для нейронів прихованих шарів, які тепер зможуть виконувати абсолютно нову функцію маркерів факторів впливу, в той час як в класичному розумінні ШНМ БП нейрони прихованих шарів не виконували жодних функцій окрім арифметичних для забезпечення можливості коректного навчання та функціонування ШНМ БП.

На виході моделі отримуємо повний перелік усіх зворотних ланцюжків максимальних ваг результатів тестування БП, що в подальшому дає можливість використати їх для ідентифікації, встановлення (відновлення), аналізу, а також інших досліджень як щодо границь факторів впливу, так і щодо самих факторів впливу, моделей суб'єктивного сприйняття об'єкта підтримки, що є частковою науково-прикладною задачею більш комплексної та глобальної науково-прикладної проблеми автоматизації підтримки програмних комплексів.

В якості подальшого застосування розроблених моделей бачимо можливості щодо розв'язання багатьох інших прикладних практичних задач, включаючи (але не обмежуючись), до прикладу, такі задачі як:

– формування «портретів» членів команд підтримки програмних комплексів; (*портрет – набір числових показників кожного з множини факторів впливу, що вказує на вагомість впливу кожного з них, формуючи відповідну ієрархію факторів від найбільш вагомих до найменш вагомих)

– формування узагальнених портретів команд підтримки програмних комплексів;

– формування команд та під-команд на основі сумісності портретів їх членів;

– виявлення гіпертрофованих (вплив яких занадто вагомий у порівнянні з рештою факторів) чи гіпотрофованих (вплив яких практично відсутній у порівнянні з рештою факторів) факторів впливу;

– пошук напрямків розвитку як окремих членів команд, так і команд цілому, на основі їх портретів та виявлених як гіпертрофованих так і гіпотрофованих факторів впливу.

Таким чином, враховуючи широкий спектр прикладних задач, доцільність подальших досліджень в цьому напрямку є цілком обґрунтованою.

Крім того, розроблена модель може бути використана також і для цілком інших областей науки та практики, не обмежуючись лише сферою інформаційних технологій, а розповсюджуючись також в області, зокрема, психології та соціології, де дослідження сприйняття об'єктів є, фактично, ключовим поняттям та базисом.

ВИСНОВКИ

Розроблено модель зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів. Основною науково-прикладною задачею, яку вирішує розроблена модель, є виявлення та формування зворотних ланцюжків максимальних ваг з метою ідентифікації та подальшого аналізу факторів впливу, які впливають на результати сприйняття досліджуваного об'єкта – підтримуваного програмного комплексу чи процесів його підтримки, відповідними суб'єктами взаємодії, що напряду чи опосередковано взаємодіють з досліджуванним об'єктом підтримки. Вхідними даними розробленої моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів є повні (із проміжними значеннями усіх нейронів усіх прихованих шарів, а не лише нейронів вхідних і вихідних шарів) результати тестування навченої інкапсульованої моделі БП.

Запропоновано два варіанти побудови моделей на основі результатів тестування відповідного багатошарового перцептрона: варіант «офф-лайн» (коли немає можливості проводити моделювання синхронно з тестуванням БП), а також варіант «он-лайн» (коли побудова моделі зворотних ланцюжків здійснюється паралельно (синхронно) з тестуванням досліджуваної моделі багатошарового перцептрона).

Представлено відповідний розроблений алгоритм побудови та функціонування моделей зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу

ву підтримки програмних комплексів, що відображає покровоке формування моделі.

Подано базові форми представлення моделей зворотних ланцюжків максимальних ваг, а саме: математична, матрична, лексикографічна та графічна форми представлення, з наведеними реальними прикладами результатів моделювання.

Розроблена модель забезпечує можливість здійснення якісного аналізу перетворення вхідних характеристик об'єкта підтримки у вихідні результуючі характеристики його суб'єктивного сприйняття в моделях суб'єктивного сприйняття об'єктів підтримки.

Наукова новизна полягає в розробленні моделі зворотних ланцюжків максимальних ваг, що дає змогу досліджувати фактори впливу підтримки програмних комплексів.

Практичне значення полягає в розробленні алгоритму побудова та функціонування моделей зворотних ланцюжків максимальних ваг для аналізу факторів впливу підтримки програмних комплексів, а також в розробленні базових форм представлення моделей зворотних ланцюжків максимальних ваг, таких як: математична; матрична; лексикографічна; та графічна форми представлення.

Перспективи подальших досліджень полягають в розробленні відповідного додаткового спеціалізованого алгоритмічного та програмного забезпечення для моделювання зворотних ланцюжків максимальних ваг, а також в подальшому застосуванні розроблених моделей для вивчення факторів впливу та їх границь як у напрямку автоматизації підтримки програмних комплексів, так і в інших науково-прикладних напрямках досліджень.

ПОДЯКИ

Робота є ініціативною. Дослідження проводились в рамках наукової діяльності авторів поза робочим часом за основними посадами.

ЛІТЕРАТУРА

1. Battina D. S. Artificial intelligence in software test automation: A systematic literature review [Electronic resource] / D. S. Battina // *International Journal of Emerging Technologies and Innovative Research*. – 2019. – Vol. 6, Iss. 12. – P. 1329–1332. – Access mode: <https://www.jetir.org/papers/JETIR1912176.pdf>
2. Fang Y. Validation of Decisions of a Multilayer Perceptron Learning Algorithm for the Identification of Net Attacks with the Aid of Bayesian Classifiers [Electronic resource] / Y. Fang, M. Kempf, A. Sauer // *Proceedings of the 9th Annual World Conference of the Society for Industrial and Systems Engineering*. – SISE Virtual Conference, September 17–18. – 2020. – P. 050–054. – Access mode:

https://ieworldconference.org/content/SISE2020/Papers/Fan_g.pdf

3. Kasurinen J. Software Test Automation in Practice: Empirical Observations / J. Kasurinen, O. Taipale, K. Smolander // *Advances in Software Engineering*. – 2010. – P. 1–18. DOI: 10.1155/2010/620836.
4. Neupane K. Continuous Automation with DevOps practices for Threat Detection [Electronic resource] / K. Neupane // 2023. – 99 p. DOI: 10.13140/RG.2.2.33472.92169. – Access mode: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.33472.92169>
5. Al Zahran S. How DevOps practices support digital transformation / S. Al Zahran, B. Fakieh // *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*. – 2020. – Vol. 9, No. 3. – P. 2780–2788. DOI: 10.30534/ijatcse/2020/46932020.
6. Introduction to Computational Intelligence: An IEEE Computational Intelligence Society Open Book [Electronic resource] / [L. Minku, G. Cabral, M. Martins, M. Wagner] // – Published by Zenodo. – 2023, 23 Jan. – 280 p. DOI: 10.5281/zenodo.7537827. – Access mode: <https://doi.org/10.5281/zenodo.7537827>
7. Dahhan M.L. Reducing the Complexity of the Multilayer Perceptron Network using the Loading Matrix / M. L. Dahhan, Y. Almuoussa // *International Journal of Computer Applications*. – 2020. – Vol. 175, No. 10. – P. 40–48. DOI: 10.5120/ijca2020920568.
8. Training Multi-Layer Perceptron with Enhanced Brain Storm Optimization Metaheuristics / [N. Bacanin, K. Alhazmi, M. Zivkovic et al.] // *Computers, Materials & Continua Tech Science Press*. – 2022. – Vol. 70, No. 2. – P. 4199–4215. DOI: 10.32604/cmc.2022.020449.
9. Hanadi S. The impact of DevOps automation, controls, and visibility practices on software continuous deployment and delivery [Electronic resource] / S. Hanadi // *Proceedings of the 2nd International Conference on Research in Management and Economics*. – Rome, Italy. – 2019, 12–14 September. – P. 22–46. – Access mode: <https://www.dpublication.com/wp-content/uploads/2019/09/IME-F793.pdf>
10. Vang-Mata R. Multilayer Perceptrons: Theory and Applications [Electronic resource] / R. Vang-Mata. – Hauppauge, New York : Nova Science Publishers, 2020. – 153 p. – Access mode: <https://novapublishers.com/shop/multilayer-perceptrons-theory-and-applications/>
11. Han Z. Application of a BP neural network in electrical automations / Z. Han // *International Journal of Mechatronics and Applied Mechanics*. – 2021. – Vol. 1, No. 10. – P. 119–128. DOI: 10.17683/ijomam/issue10/v2.14.
12. Liu B. Research on Stock Price Prediction of BP Neural Network Based on Factor Analysis / B. Liu, C. Xu // *Academic Journal of Business & Management*. – 2023. – Vol. 5, Iss. 10. – P. 140–145. DOI: 10.25236/AJBM.2023.051021.

Received 26.05.2024.
Accepted 22.08.2024.

UDC 004.8

MODEL OF MAXIMAL WEIGHTS INVERSE CHAINS FOR THE ANALYSIS OF THE INFLUENCE FACTORS OF THE SOFTWARE COMPLEXES SUPPORT

Pukach A. I. – PhD, Assistant of ACS Department, Institute of Computer Sciences and Informational Technologies, Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine.

© Пукач А. І., Теслюк В. М., 2024
DOI 10.15588/1607-3274-2024-3-8



Teslyuk V. M. – Dr. Sc., Professor, Head of ACS Department, Institute of Computer Sciences and Informational Technologies, Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine.

ABSTRACT

Context. The problem of identification, formation and restoration of the boundaries of influencing factors, lost as a result of the implementation of multi-layer perceptron models into the models of subjective perception of the object of software complexes support, as well as the applied practical problem of primary monitoring of the frequency manifestation of a given influencing factor in the post-real-time mode, is considered. The object of research is the influencing factors of support of software complexes.

Objective – the goal of the work is to develop a model of inverse chains of maximum weights for the analysis of influencing factors of the software complexes support.

Method. A model of maximal weights inverse chains for the analysis of the influence factors of the software complexes support was developed for the analysis of the influencing factors of the software complexes support. The developed model provides possibility to identify and form feedback chains of maximum weights for the identification and further analysis of influencing factors that are reflected into the results of the object perception (the supported software complex or its support processes), by the relevant subjects of interaction which directly or indirectly interact with it.

Results. Results of the resolved applied practical problem of primary monitoring of the frequency manifestation of a given influencing factor in the post-real-time mode have been provided as an example of the applied practical use of the developed model. The output results of the developed models functioning – are the reverse chains of maximum weights. In the future, the results obtained by the developed model are used to solve the applied-scientific problem of identification, formation and restoration of the boundaries of influencing factors, lost as a result of the implementation of the appropriate models of multilayer perceptron inside the models of subjective perception of the software complexes support. So the developed model of maximal weights inverse chains for the analysis of the influence factors of the software complexes support resolves this applied-scientific problem, initially caused by the implementation of the corresponding multilayer perceptron models inside the model of the subjective perception of the object of software complexes support. The developed model provides the possibility of carrying out a qualitative analysis of the transformation of the input characteristics of the object of support into the output resulting characteristics of its subjective perception.

Conclusions. Developed model allows to resolve the described problems. At the same time, the developed model improves the classical understanding of multilayer perceptron artificial neural networks, as it introduces an additional value to the neurons of hidden layers, which (starting from now) are able to perform a completely new role of influencing factors markers, while in the classical understanding of multilayer perceptron artificial neural networks they did not perform any functions other than arithmetic to ensure the possibility of correct learning and functioning of a multilayer perceptron artificial neural networks.

KEYWORDS: software complex, support, influence factor, automation, neural networks, multilayer perceptron.

REFERENCES

1. Battina D. S. Artificial intelligence in software test automation: A systematic literature review [Electronic resource], *International Journal of Emerging Technologies and Innovative Research*, 2019, Vol. 6, Iss. 12, pp. 1329–1332. Access mode: <https://www.jetir.org/papers/JETIR1912176.pdf>
2. Fang Y., Kempf M., Sauer A. Validation of Decisions of a Multilayer Perceptron Learning Algorithm for the Identification of Net Attacks with the Aid of Bayesian Classifiers [Electronic resource], *Proceedings of the 9th Annual World Conference of the Society for Industrial and Systems Engineering, SISE Virtual Conference*, 2020, September 17–18, pp. 050–054. Access mode: <https://ieworldconference.org/content/SISE2020/Papers/Fang.pdf>
3. Kasurinen J., Taipale O., Smolander K. Software Test Automation in Practice: Empirical Observations, *Advances in Software Engineering*, 2010, pp. 1–18. DOI: 10.1155/2010/620836.
4. Neupane K. Continuous Automation with DevOps practices for Threat Detection [Electronic resource], 2023, 99 p. DOI: 10.13140/RG.2.2.33472.92169. Access mode: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.33472.92169>
5. Al Zahran S., Fakieh B. How DevOps practices support digital transformation, *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 2020, Vol. 9, No. 3, pp. 2780–2788. DOI: 10.30534/ijatcse/2020/46932020.
6. Minku L., Cabral G., Martins M., Wagner M. Introduction to Computational Intelligence: An IEEE Computational Intelligence Society Open Book [Electronic resource], *Published by Zenodo*, 2023, 23 Jan, 280 p. DOI: 10.5281/zenodo.7537827. Access mode: <https://doi.org/10.5281/zenodo.7537827>
7. Dahhan M. L., Almoussa Y. Reducing the Complexity of the Multilayer Perceptron Network using the Loading Matrix, *International Journal of Computer Applications*, 2020, Vol. 175, No. 10, pp. 40–48. DOI: 10.5120/ijca2020920568.
8. Bacanin N., Alhazmi K., Zivkovic M., Venkatachalam K., Bezdan T., Nebhen J. Training Multi-Layer Perceptron with Enhanced Brain Storm Optimization Metaheuristics, *Computers, Materials & Continua Tech Science Press*, 2022, Vol. 70, No. 2, pp. 4199–4215. DOI: 10.32604/cmc.2022.020449.
9. Hanadi S. The impact of DevOps automation, controls, and visibility practices on software continuous deployment and delivery [Electronic resource], *Proceedings of the 2nd International Conference on Research in Management and Economics*. Rome, Italy, 2019, 12–14 September, pp. 22–46. Access mode: <https://www.dpublication.com/wp-content/uploads/2019/09/IME-F793.pdf>
10. Vang-Mata R. Multilayer Perceptrons: Theory and Applications [Electronic resource]. Hauppauge, New York, Nova Science Publishers, 2020, 153 p. Access mode: <https://novapublishers.com/shop/multilayer-perceptrons-theory-and-applications/>
11. Han Z. Application of a BP neural network in electrical automations, *International Journal of Mechatronics and Applied Mechanics*, 2021, Vol. 1, No. 10, pp. 119–128. DOI: 10.17683/ijomam/issue10/v2.14.
12. Liu B., Xu C. Research on Stock Price Prediction of BP Neural Network Based on Factor Analysis, *Academic Journal of Business & Management*, 2023, Vol. 5, Iss. 10, pp. 140–145. DOI: 10.25236/AJBM.2023.051021.