

УДК 519.866:332.14

МОДЕЛЮВАННЯ ВЕБ-АНАЛІТИКИ У СИСТЕМАХ УПРАВЛІННЯ ДИСТАНЦІЙНИМ НАВЧАННЯМ

В.Б. Артеменко, І.В. Артищук, О.О. Гудзовата

Львівський торговельно-економічний університет

victor.artemenko@gmail.com, irusia.art@gmail.com, osjanka@gmail.com

Розглядається інструментарій вироблення веб-аналітики в системах управління дистанційним навчанням (СДН) на засадах агент-орієнтованого та нейромережевого підходів. Пропонується гібридна агент-орієнтована модель з вбудованими штучними нейронними мережами. Вона забезпечує підтримку оцінювання тенденцій виробництва і поширення знань агентами трьох типів: авторами, тьюторами і студентами дистанційних курсів.

Ключові слова: веб-аналітика, системи управління дистанційним навчанням (СДН), агент-орієнтована модель, штучні нейронні мережі.

We consider the tools for developing web analytics in learning management systems (LMS) using the agent-based and neural network approaches. A hybrid agent-based model with embedded artificial neural networks is proposed. It provides support for evaluating trends in the production and dissemination of knowledge by agents of three types: authors, tutors, and students of online courses.

Keywords: web analytics, learning management systems (LMS), agent-based model, artificial neural networks.

Рассматривается инструментарий выработки веб-аналитики в системах управления дистанционным обучением (СДО) на основе агент-ориентированного и нейросетевого подходов. Предлагается гибридная агент-ориентированная модель со встроенными искусственными нейронными сетями. Она обеспечивает поддержку оценивания тенденций производства и распространения знаний агентами трех типов: авторами, тьюторами и студентами дистанционных курсов.

Ключевые слова: веб-аналитика, системы управления дистанционным обучением (СДО), агент-ориентированная модель, искусственные нейронные сети.

Вступ. У даний час в інтернеті веб-аналітика має широке застосування, зокрема, в інтернет-маркетингу (див., наприклад [1]). Однак мало хто досліджує можливості підвищення ефективності дистанційного (електронного) навчання на основі веб-аналітики. В енциклопедії “Вікіпедія” дається таке визначення: “Веб-аналітика (англ. Web analytics) - це вимірювання, збір, аналіз, подання та інтерпретація інформації про відвідувачів веб-сайтів із метою її поліпшення та оптимізації. Основним завданням веб-аналітики є моніторинг відвідуваності веб-сайтів, на підставі даних якого визначається веб-аудиторія та вивчається поведінка веб-відвідувачів для прийняття рішень щодо розвитку і розширення функціональних можливостей веб-ресурсу” [3].

Використання веб-аналітики в дистанційному навчанні може базуватися на популярних нині таких інструментах: Google Analytics, Яндекс.Метрика, Bigmir)net, Openstat, HotLog [5]. Разом з тим, розробляти веб-аналітику в систе-

мах управління дистанційним навчання (СДН або англ. LMS - Learning Management Systems) можна на засадах агент-орієнтованого і нейромережевого підходів.

Ми маємо на меті розглянути методичні підходи до моделювання процесів вироблення веб-аналітики в LMS Moodle із використанням агент-орієнтованої моделі (АОМ) з вбудованими нейронними мережами. Створення такої гібридної агент-орієнтованої моделі передбачає підтримку комп'ютерних експериментів для оцінки тенденцій виробництва і поширення знань учасниками дистанційних курсів (ДК).

Специфікація задачі щодо розробки гібрида АОМ спрямована на побудову штучного суспільства, в якому взаємодіють три типи агентів, а саме: А1 - автори дистанційних курсів (ДК), А2 – т'ютори, які супроводжують навчальний процес, А3 – студенти ДК. Будемо вважати, що агенти створеного штучного суспільства функціонують автономно: приймають рішення, здійснюють дії і взаємодіють з іншими агентами ДК. Для здійснення дії досить будь-якого рішення агента. Для здійснення взаємодії агентів необхідним є групове рішення. Групові рішення приймаються з урахуванням відповідних правил, які у нашому випадку і слід специфікувати.

Основні припущення під час розроблення моделі полягали у наступному:

- з точки зору прийняття рішень, агенти ДК рухаються у двовимірному просторі й мають кінцевий горизонт бачення;
- агенти взаємодіють у віртуальному середовищі за певними правилами, мають кінцевий термін життя;
- мета автора ДК (агента першого типу) – виробити якомога більше знань і передати їх як т'ютору, так і студентам, мета т'ютора (агента другого типу) – поширити знання серед якомога більшого числа студентів, а мета студентів (агентів третього типу) – використати якомога більше знань.

Формалізований опис поведінки агентів ДК і результати комп'ютерного моделювання в середовищі SWARM представлені в роботі [6].

Ми ж хочемо дослідити ефективність використання пакетів AnyLogic [7] і STATISTICA Neural Networks [8] для розроблення гібридної АОМ оцінки знань учасників ДК на основі нейронних мереж – одного з нових напрямів штучного інтелекту. Огляд наукових робіт, присвячених цьому напрямку, вказує на те, що результати штучних нейромереж, навчених на великій кількості спостережень, більше відповідають дійсності, ніж експертні системи, в яких обчислюються предикати з бази знань, отриманої на засадах опитування незначної кількості експертів, або системи нечіткої логіки, де використовуються правила, закладені також декількома людьми.

1. Розроблення штучних нейронних мереж для агентів ДК

Для побудови штучних нейронних мереж ми використовували дані, які спрямовані на розроблення гібридної АОМ (рис. 1) і характеризують активність

видобування знань користувачами веб-центру одного з університетів України [9].

З рис. 1 видно, що на початкових етапах створення гібридної моделі ми розглядаємо три штучні суспільства, кожне з яких є сукупністю агентів ДК, які приймають рішення щодо вироблення та поширення знань у веб-центрі Moodle. Підтримка цих рішень забезпечується штучними нейронними мережами.

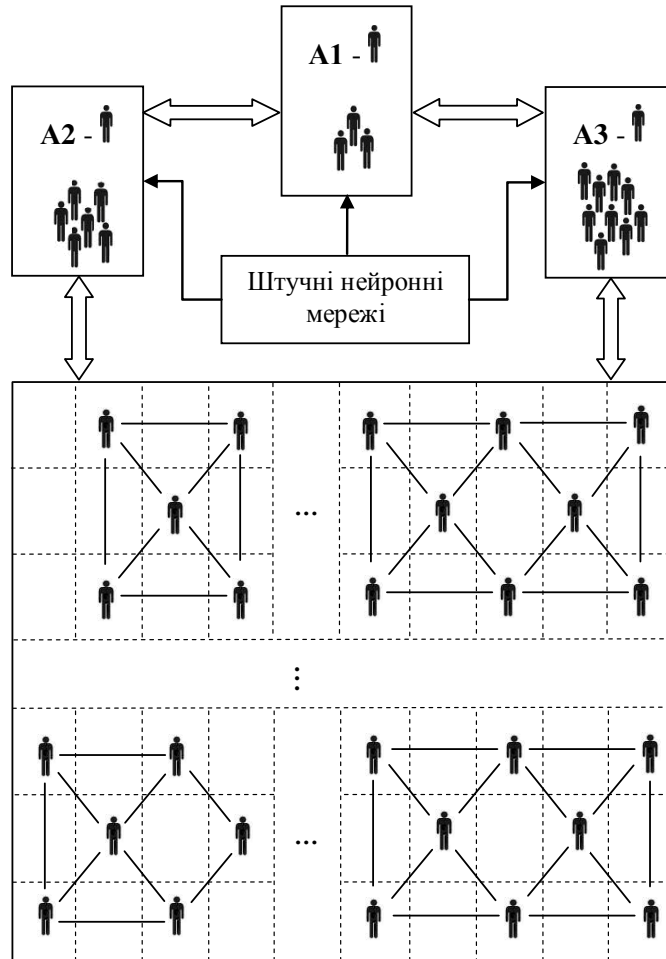


Рис. 1. Загальна схема гібридної АОМ

Для навчання нейронних мереж із подальшим їх використанням у АОМ, нами були застосовані дані, які характеризують активність видобування знань аналізованими агентами ДК. Через кількість записів (кліків), опублікованих у журналі подій системи Moodle, можна проводити річний моніторинг (упродовж 12-ти останніх місяців) таких основних дій агентів (учасників) ДК: перегляд, оновлення, додавання, видалення ресурсів і завдань у дистанційних курсах або на головній сторінці веб-центру.

У нашому дослідженні використовуються дані, що характеризують 117000 дій більше 500 агентів, серед яких близько 10% складають автори, приблизно 20% – т'ютори, решта – студенти ДК.

Всі дані, що характеризують кліки агентів ДК у журналі подій системи Moodle, розбиваються на непересічні групи даних про кліки (активності):

- 1 – авторів ДК,
- 2 – т'юторів,
- 3 – студентів, учасників ДК.

На основі цих даних визначається кількість кліків агентів j -ого типу $\tilde{x}^{(j)}$ ($j=1,2,3$). Кожна група включає також деяке умовно еталонне значення $\tilde{x}_0^{(j)}$, яке визначено всередині заданого діапазону зміни цього показника (між найменшим $\tilde{x}_{\min}^{(j)}$ і найбільшим $\tilde{x}_{\max}^{(j)}$ можливим значенням) і відповідає кращій якості. При цьому за умовно еталонне значення можна брати експертні оцінки або конкретні нормативні показники.

Пропонується для кожного аналізованого показника конкретної групи $\tilde{x}^{(j)}$ ($j=1,2,3$) таке перетворення (*), у результаті якого область можливих значень цього показника визначається відтинком $[0, 1]$. Нульове значення перетвореного показника $x^{(j)}$ позначатиме найменшу якість цієї характеристики, а одиничне – найбільшу.

Отже, якщо показники кількості кліків специфіковані під визначені вище групи, то перейти до нормованих показників $x^{(j)}$, які пов'язані з вхідними змінними $\tilde{x}^{(j)}$, можна за допомогою наступного перетворення:

$$x^{(j)} = 1 - \frac{|\tilde{x}^{(j)} - \tilde{x}_0^{(j)}|}{\max\{(\tilde{x}_0^{(j)} - \tilde{x}_{\min}^{(j)}), (\tilde{x}_{\max}^{(j)} - \tilde{x}_0^{(j)})\}}. \quad (*)$$

Очевидно, що для кожної j -ої групи перетворена (нормована) змінна $x^{(j)}$ може приймати значення від $x^{(j)} = 0$ (відповідає найгіршій якості) до $x^{(j)} = 1$ (відповідає найкращій якості).

Важливо відзначити, що інформація, яку має мережа щодо задачі оцінки тенденцій вироблення і поширення знань агентами в аналізованому середовищі, міститься в наборі прикладів про кліки агентів ДК. При цьому якість навчання мережі безпосередньо залежить від кількості прикладів у навчальній вибірці, а також від того, наскільки повно ці приклади описують цю задачу.

Серед програмного забезпечення, розробленого для побудови нейронних мереж, ми вибрали пакет STATISTICA Neural Networks. У цьому пакеті є дуже гарний інструмент – «Майстер рішень», який забезпечує конструювання набору нейронних мереж із кращими характеристиками. Можна застосовувати також «Конструктор мереж», який забезпечує вибір та навчання нейронних мереж з урахуванням вимог просунутих користувачів.

STATISTICA Neural Networks має окремий модуль – генератор коду, який надає цьому пакету можливість створювати такий еквівалент навченої мережі, як некомпільований код на мові C/C++ або Visual Basic. Кожне обчислення та

параметр штучної нейронної мережі відкриті та доступні користувачеві як для перегляду, так і копіювання або зміни.

Слід відзначити, що фрагменти коду побудованої таким чином штучної нейронної мережі можна вбудовувати як функції для використання коду в інших додатках. Величезна перевага цієї можливості в тому, що STATISTICA Neural Networks не обов'язково має бути встановлена на комп'ютері, де виконується згенерований код.

Побудовані за допомогою STATISTICA Neural Networks штучні нейронні мережі для агентів аналізованих ДК мають однакову архітектуру - багатошарові перцептрони (рис. 2).

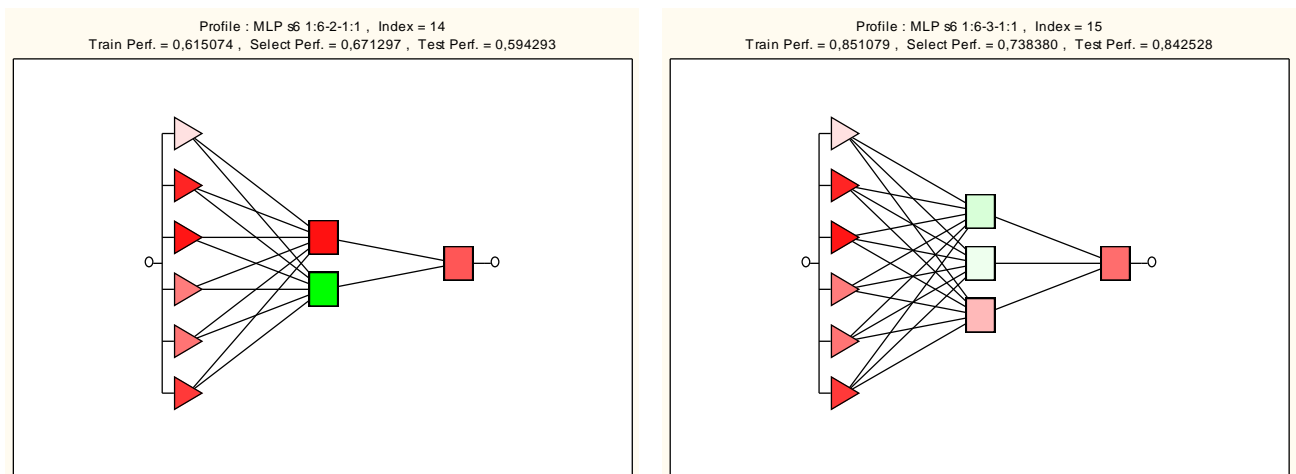


Рис. 2. Архітектури мереж, які пропонує STATISTICA Neural Networks

Перерахуємо ключові призначення нейромереж, розроблених засобами STATISTICA Neural Networks для гібридної АОМ. Відмінності між нейронними мережами полягають у кількості нейронів прихованого шару та деяких інших параметрах.

- ❖ Нейронна мережа № 1 (NN#1) визначає активність агентів 1 типу на основі прогнозування можливої кількості кліків і оцінює рівень виробленого та розповсюдженого знання авторами ДК.

- ❖ Нейронна мережа № 2 (NN#2) визначає активність агентів 2 типу на підставі прогнозування можливої кількості кліків і таким чином оцінює рівень розповсюдженого знання т'юторами ДК.

- ❖ Нейронна мережа № 3 (NN#3) визначає активність агентів 3 типу на основі прогнозування можливої кількості кліків і таким чином оцінює рівень знань, які засвоюються студентами, учасниками дистанційного навчання.

Таким чином, рішення агентів онлайн-курсів ніби приймає певна нейронна мережа, отримуючи на вході змінну, що характеризує зростання цінності (або корисності) знань для учасників штучного суспільства відповідного типу. При цьому кількість кліків, що вимірюється з урахуванням їх граничних значень на перспективу, дозволяє в гібридній АОМ оцінювати тенденції як вироб-

лення, так і поширення знань агентами ДК на основі результатів активності кожного з учасників дистанційних курсів.

2. Побудова гібридної АОМ оцінювання знань учасників ДК

Гібрид АОМ розроблявся у середовищі AnyLogic. Основними засобами є змінні, таймери і стейтчарти (блок-схеми або діаграми). Змінні відображають зміну характеристик агентів ДК. Таймери встановлюються на певний інтервал часу, після закінчення якого буде виконуватися задана дія. Стейтчарти надають можливість візуально представляти поведінку агента у часі під впливом подій або умов, вони складаються з графічного зображення станів і переходів між ними. Будь-яка складна логіка поведінки агентів у створюваній гібридній моделі в AnyLogic може бути виражена за допомогою комбінації зазначених засобів, а також вбудованих як функції кодів створених раніше 3-х нейронних мереж.

На рис. 3 представлений приклад специфікації поведінки агентів ДК, який відображає взаємодію між авторами ДК, тьюторами і студентами, учасниками дистанційного навчання.

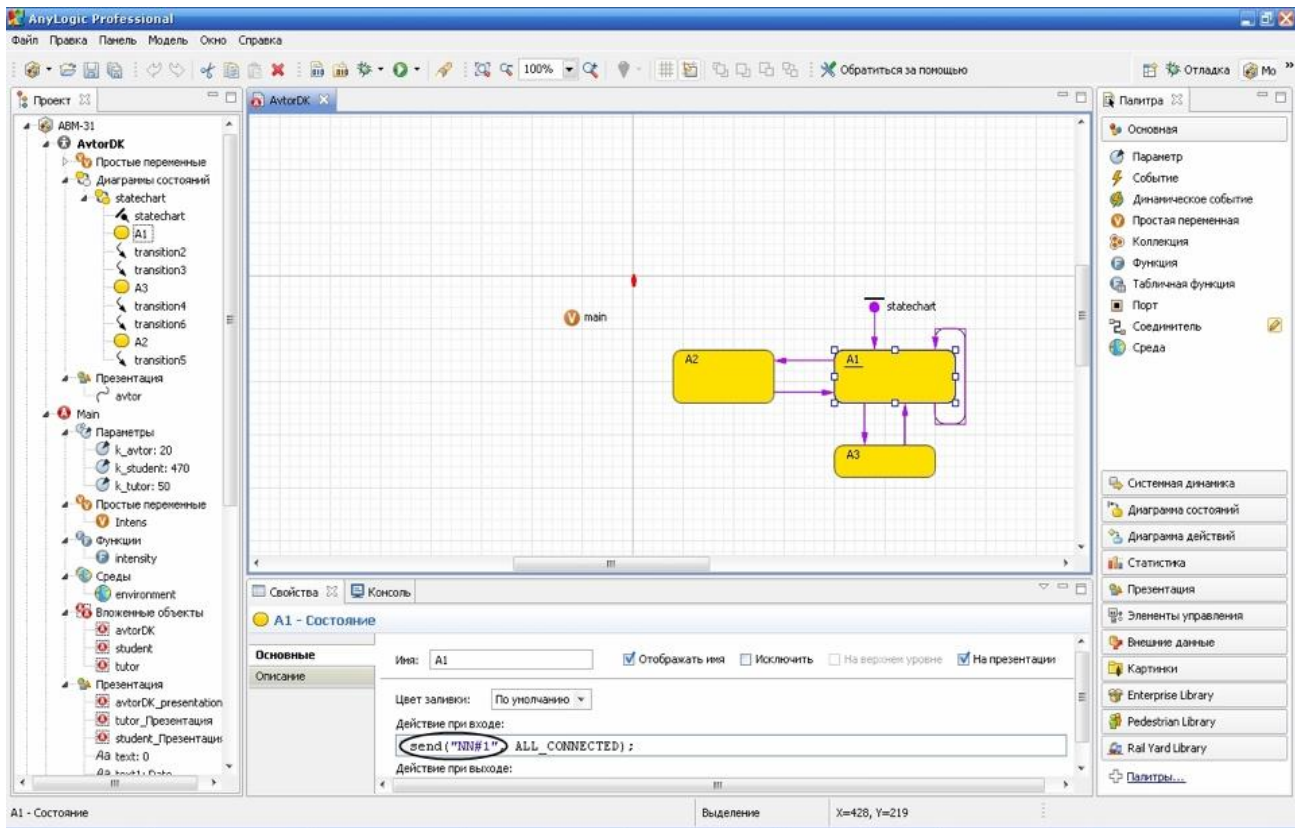


Рис. 3. Приклад специфікації об’єктів АОМ

Як видно з рис. 1, під час специфікації об’єктів АОМ в рядку «Действие при входе» визначається взаємодія агентів на основі нейронної мережі №1 (NN#1), яка посилає повідомлення про прогнозовану кількість кліків авторами

ДК усім пов'язаним агентам і, таким чином, оцінює рівень виробленого і поширюваного знання. «Действие при выходе» передбачає наступні три випадки:

- 1) під час зустрічі двох авторів ДК в обох відбувається приріст знань, який є пропорційним обсягу знань співрозмовника;
- 2) при зустрічі з тьютором у автора ДК приросту знань не відбувається, а відбувається приріст показника, який характеризує передачу знань. У тьютора курсу відбувається приріст знань пропорційно кількості знань автора ДК;
- 3) під час зустрічі зі студентом у автора ДК відбувається приріст (істотно менший, ніж при зустрічі з тьютором) переданих знань, а у студента – приріст спожитих знань.

Поведінка тьюторів (A2) і студентів (A3) у створюваній АОМ описується аналогічно за допомогою нейронної мережі №2 і нейронної мережі №3.

На рис. 4 представлена стартова сторінка побудованої гібридної АОМ для налаштування комп'ютерних експериментів.

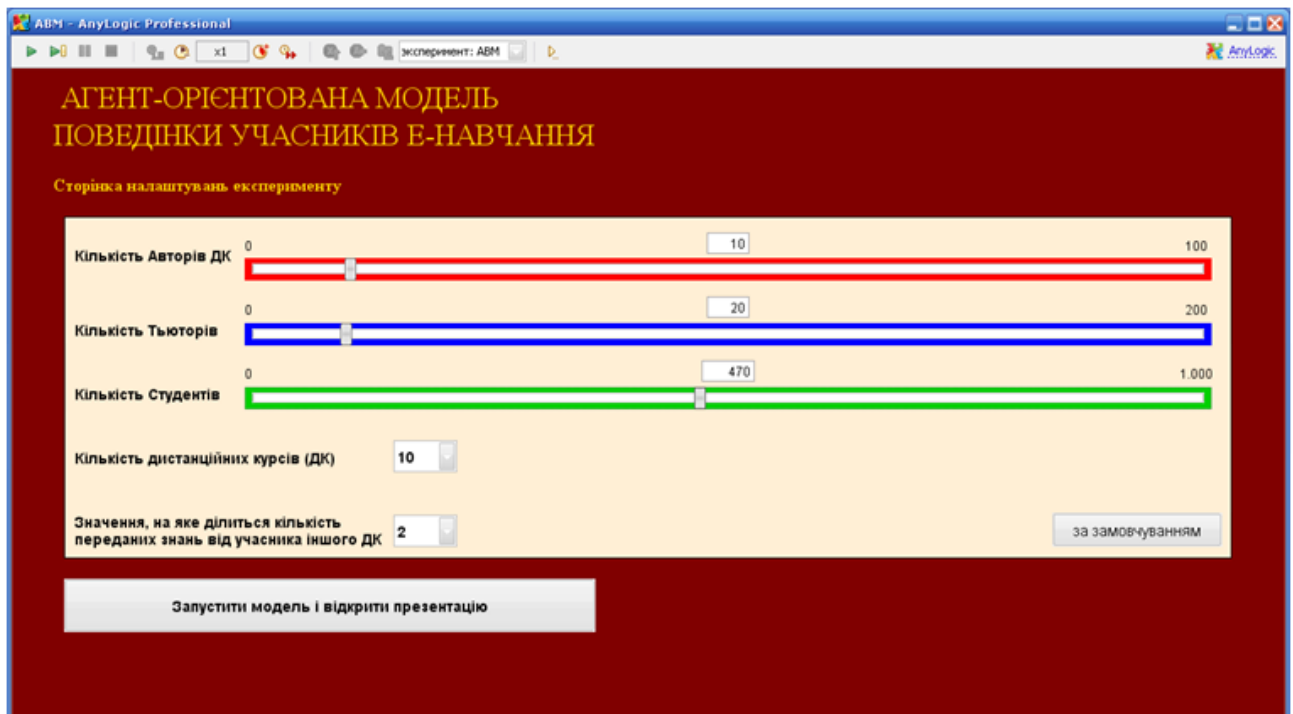


Рис. 4. Сторінка налаштування комп'ютерних експериментів у створюваній гібридній АОМ

На рис. 5 представлені деякі результати комп'ютерних експериментів із створюваним гібридом АОМ оцінювання знань учасників ДК. Тут на прикладі авторів ДК, які розміщені у системі Moodle, проілюстровані результати залишку кількості знань у кожного з агентів після завершення комп'ютерних імітацій і кількості зустрічей кожного з агентів.

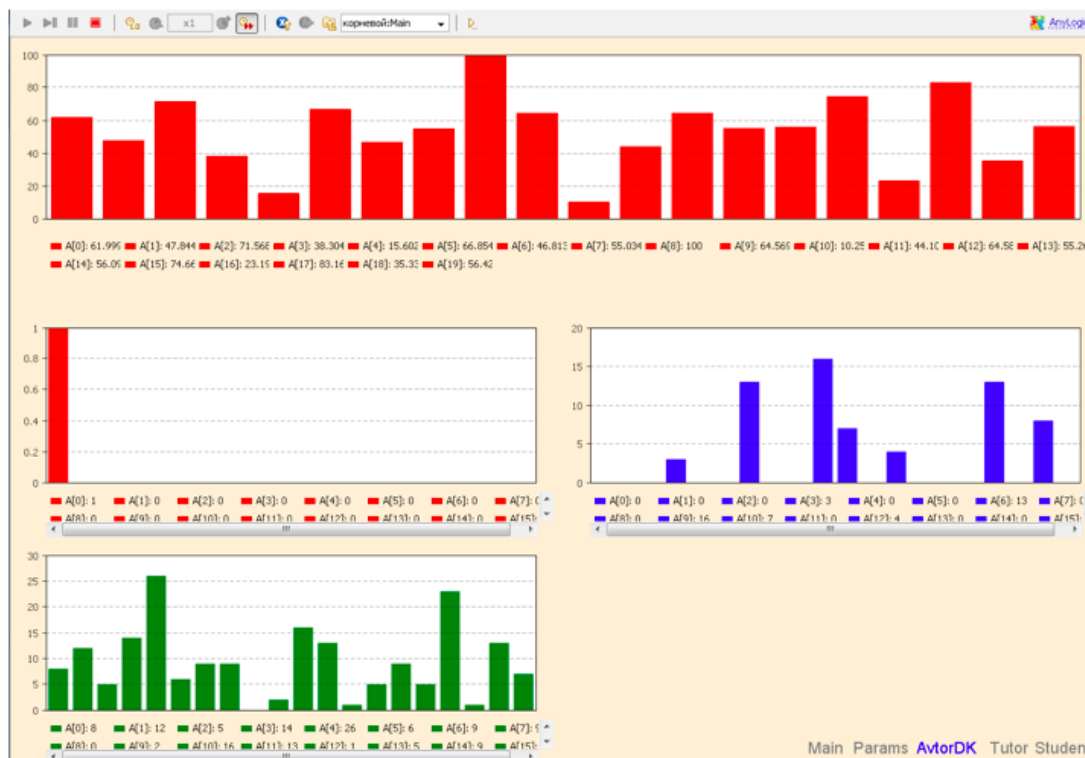


Рис. 5. Діаграми залишку знань і зустрічей агентів на прикладі авторів ДК

Змістовна інтерпретацію діаграм, які представлені на рис. 5, полягає у наступному. Велика діаграма відображає кількість знань (змінна $k_{автор}$) для кожного агента за типом АвторДК, інші менші діаграми відображають кількість зустрічей кожного агента з іншими типами агентів. Наприклад агент A(3), для якого значення $k_{автор}=30.304$, зустрічався в комп'ютерному експерименті 0 разів із іншими авторами ДК, 3 рази з іншими т'юторами, а також 14 разів зі студентами.

Подібні діаграми зустрічей з урахуванням кількості переданих знань у системі управління дистанційним навчанням Moodle можна спостерігати також для інших агентів ДК через представлені на рис. 5 вкладки **Tutor** і **Student**.

Висновки

Результати виконаних досліджень дозволяють зробити такі висновки і узагальнення:

- агент-орієнтовані моделі і штучні нейронні мережі можна розглядати як ефективний інструментарій моделювання веб-аналітики в системах управління дистанційним навчанням;
- результати комп'ютерних експериментів можна використовувати як веб-аналітику для впровадження механізмів індивідуалізованого навчання за допомогою розроблення технологій створення адаптивних систем управління дистанційним навчанням.

Література

1. Сайт Google Analytics [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://www.google.com/intl/ru_ALL/analytics/features/index.html.
2. *Брайан Клифтон*. Google Analytics для профессионалов, 3 издание // Advanced Web Metrics with Google Analytics, 3rd ed. – М.: Диалектика, 2012. - 608 с.
3. Веб-аналітика [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Веб-аналітика>.
4. *Авинаш Кошик*. Веб-аналитика 2.0 на практике. – М.: Диалектика, 2011. - 528 с.
5. Лічильник відвідуваності [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://uk.wikipedia.org/wiki/Лічильник_відвідуваності.
6. *Артеменко В.Б.* Компьютерное моделирование коммуникативных взаимодействий агентов e-Learning // Образовательные Технологии и Общество. – 2010. – Т.13. – №2. – С.345-354.
7. Сайт програмного забезпечення для моделювання AnyLogic [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.anylogic.com/>.
8. Презентація STATISTICA Neural Networks [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://statsoft.ru/upload/presentations/NeuroNets.pdf>.
9. Сайт Веб-центру Львівського торговельно-економічного університету [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://virt.lac.lviv.ua/>.