

# Гібрид агент-орієнтованої моделі оцінювання знань учасників E-learning

Артеменко В.Б.  
Львівська комерційна академія  
Львів, Україна  
E-mail: artem@lac.lviv.ua

**Анотація.** Розглядаються методологічні підходи до побудови гібридної агент-орієнтованої моделі (АОМ) оцінювання знань учасників електронного або дистанційного навчання (ДН) на основі використання штучних нейронних мереж. Гібрид АОМ спрямований на підтримку оцінювання тенденцій виробництва і розповсюдження знань у сфері ДН на прикладі одного з ВНЗ.

**Аннотация.** Рассматриваются методологические подходы к построению гибридной агент-ориентированной модели (АОМ) оценки знаний участников электронного, дистанционного обучения (ДО) с использованием искусственных нейронных сетей. Гибрид АОМ направлен на поддержку оценки тенденций производства и распространения знаний в сфере ДО на примере одного из ВУЗов.

## Вступ

Про знання як особливий продукт, який є унікальним та не зникає під час споживання (подібно інформації), написано чимало робіт, починаючи з класичної праці Ф. Махлупа [1]. Якщо знання ніким не використовується, то логічно вважати, що його цінність (корисність) дорівнює нулю. Отож чим більшою кількістю людей знання використовується, тим вищою є його цінність. Вимагає уточнення питання: що означає "використовується"? Залежно від відповіді на це питання застосовуються різні способи вимірювання та оцінювання знань.

В Інтернеті для побудови таких оцінок найбільш поширеними є індекси цитування, кількість кліків або ж отримання копій. На основі подібних способів можна забезпечити оцінювання знань і у сфері дистанційного (електронного) навчання.

У роботі [2] розглядаються методологічні та методичні засади щодо моделювання комунікативних взаємодій 3-х груп агентів E-learning (електронного навчання): авторів, тьюторів і студентів дистанційних курсів (ДК). Середовищем їх комунікативної взаємодії є Веб-центр одного з ВНЗ [3]. Розробка агент-орієнтованої моделі спрямована на підтримку комп'ютерних експериментів оцінювання тенденцій виробництва та розповсюдження знань учасниками дистанційного навчання.

Агент-орієнтовані моделі (далі АОМ) або ж Agent-Based Model (ABM) – це нові інструментальні засоби для добування знань у різних сферах діяльності [4]. В процесі розроблення АОМ необхідно притримуватися таких основних вимог: автономія агентів мікрорівня; обмежена раціональність їх поведінки, що не дозволяє повністю пізнати середовище (максимізація функції корисності, враховуючи широке коло можливостей, виключена); функціонування всередині певного «середовища існування».

Кінцевою метою розроблення АОМ є намагання отримати уявлення про деякий набір глобальних правил поведінки конкретних агентів, які у сукупності являють собою штучне суспільство. В Інтернет-енциклопедії «Вікіпедія» подається наступне визначення: «*Штучне суспільство* це агент-орієнтована модель, яка розроблена для комп'ютерних симуляцій в аналізі соціальних процесів».

Нині в Інтернет є спеціалізовані видання, тематика яких безпосередньо пов'язана з розробкою АОМ. Наприклад, це міжнародний онлайн-журнал JASSS [5] – Journal of Artificial Societies and Social Simulation або російський Інтернет-журнал «Искусственные общества» [6].

Серед найбільш популярних прикладних пакетів для побудови АОМ є SWARM і AnyLogic. Перший з указаних пакетів є *open source* колекцією програмних бібліотек, створених групою дослідників Інституту Санта Фе (Santa Fe Institute) [7]. Деякі з цих бібліотек написані мовою скриптів, що дозволяє користувачу застосовувати графічні засоби (графіка, вікна та ін.). AnyLogic – комерційний пакет, його спеціальна бібліотека класів *AnyLogic agent based library* дозволяє задавати необхідну функціональність у агентів, які використовуються під час побудови моделі [8].

*Мета* даної статті – висвітлити нові методологічні підходи до побудови гібридної АОМ оцінювання знань у сфері дистанційного навчання на базі використання нейронних мереж, одного із напрямів штучного інтелекту. Побудова цього гібриду спрямована на проведення комп'ютерних експериментів з оцінювання тенденцій виробництва і поширення

знань аналізованими учасниками електронного навчання (е-навчання). Визначено програмне забезпечення для підтримки реалізації гібриду АОМ: *AnyLogic*, один з найбільш популярних пакетів для агент-орієнтованого моделювання, і пакет *STATISTICA Neural Networks*.

### **Підходи до побудови і реалізації гібридної моделі оцінювання знань агентів е-навчання**

Специфікація задачі для побудови гібридної АОМ спрямована на створення штучного суспільства (ШС), в якому взаємодіють такі групи агентів: А1 – автори ДК; А2 – тьютори, що супроводжують навчальний процес і А3 – студенти, учасники дистанційних курсів. Інакше кажучи, виходячи з наведених вище визначень, ми будемо вважати штучним суспільством сукупність агентів мікрорівня, включених до складу АОМ. Агенти штучного суспільства ведуть себе досить автономно. Вони приймають рішення, здійснюють дії та взаємодіють із іншими агентами. Дії агентів є їх відповіддю на зміни середовища і дії інших агентів. Ключовий аспект – це взаємодія між агентами. Для здійснення дії достатньо рішення агента. Для здійснення ж взаємодії необхідним є групове рішення. Групові рішення, як відомо, приймаються за різними правилами, які необхідно специфікувати в нашому випадку.

Основні припущення під час розроблення моделі полягають у наступному:

- з точки зору прийняття рішень, агенти рухаються у двовимірному просторі та мають кінцевий горизонт бачення;
- будь-які агенти з'являються у віртуальному навчальному середовищі випадковим чином, із різними рівнями імовірності, мають кінцевий термін життя;
- мета автора будь-якого ДК – виробити якомога більше знань і передати їх тьютору, метою тьютора є поширення знань серед якомога більшого числа студентів, мета студентів – спожити якомога більше знань.

Поведінка агентів е-навчання характеризується таким чином.

*Поведінка автора ДК.* Автор дистанційного курсу рухається з деякою заданою швидкістю у випадковому напрямку з метою пошуку інших агентів е-навчання. Такий пошук можна пояснити тим, що попит на навчальні курси за вибором студентів, у т.ч. і дистанційні

курси, визначається «біганням» автора ДК і проведенням інформаційної реклами з метою зменшити невизначеність у агентів, учасників ДК. Завдання автора донести інформацію про корисність курсу до інших агентів е-навчання. Якщо у межах видимості виявився інший агент, то відбувається наступне. Автор ДК прямує до нього, поки відстань між ними не стане мінімальною. Тоді відбувається їх зупинка, під час якої можливі три випадки.

1. Під час зустрічі двох авторів ДК в обох відбувається приріст знань пропорційно до знань співрозмовника.

2. В процесі зустрічі з тьютором у автора ДК приросту знань не відбувається, а відбувається приріст показника, який характеризує передачу знань. У тьютора відбувається приріст знань пропорційно кількості знань автора ДК.

3. При зустрічі зі студентом у автора відбувається приріст (істотно менший, ніж при зустрічі з тьютором ДК) переданих знань, а у студента – приріст спожитих знань.

*Поведінка тьютора.* Тьютор курсу теж рухається випадково. Зустріч з автором дистанційного курсу описана вище. В процесі зустрічі з іншим тьютором відбувається взаємний обмін досвідом, тобто у кожного з них відбувається приріст обсягу знань пропорційно до знань співрозмовника. При зустрічі зі студентом відбувається процес навчання, у тьютора зростає значення змінної, що показує обсяг переданих знань, а у студента – обсяг їхнього споживання.

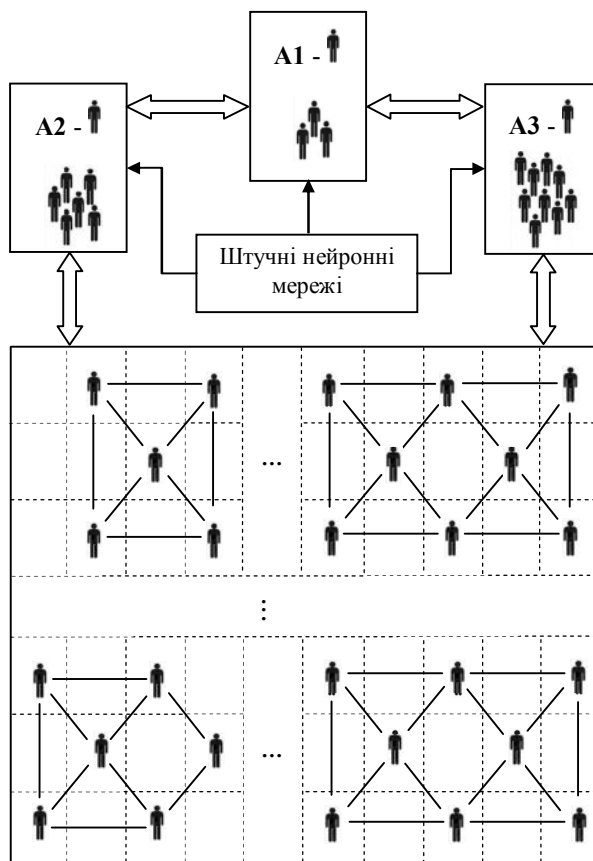
*Поведінка студента.* Процеси зустрічі студента з автором і тьютором курсу описані вище, а під час зустрічі з іншим студентом між ними може відбуватися обмін знаннями в обсягах пропорційно накопичених знань співрозмовника.

Формалізований опис взаємодії цих агентів і результати моделювання у середовищі SWARM представлені в роботі [2].

Ми ж маємо на меті розглянути можливі напрями оцінювання знань учасників е-навчання з використанням нейронних мереж – одного з напрямків штучного інтелекту. Як зазначається в праці [4], результати роботи нейронних мереж, 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 (використовуючи правила, які також закладені декількома людьми).

На рис. 1 подається загальна схема гібридної АОМ учасників е-навчання.



**Рис. 1. Загальна схема моделі.**

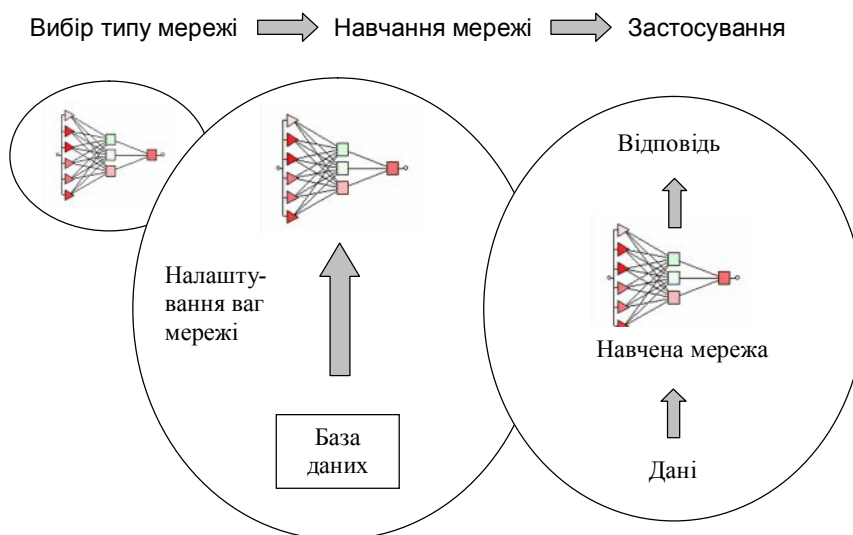
З наведеного рис. 1 видно, що на початкових етапах створення гібридної моделі ми розглядаємо три штучні суспільства, кожне з яких є сукупністю осіб, які приймають рішення щодо вироблення і поширення знань у віртуальному навчальному середовищі Moodle. Підтримка цих рішень забезпечується штучними нейронними мережами.

Для навчання нейронних мереж із подальшим їх вбудовуванням у гібридну АОМ, нами були використані дані, які характеризують активність добування знань аналізованими агентами навчання. Через кількість записів (кліків), опублікованих у журналі подій системи Moodle, можна проводити річний моніторинг (упродовж 12-ти останніх місяців) основних дій учасників е-навчання: перегляд, оновлення, додавання, видалення ресурсів і завдань у

дистанційних курсах або на головній сторінці Web-центру. В нашому дослідженні річний моніторинг охоплює більше 117 000 дій понад 500 агентів, серед яких близько 10% становлять автори ДК, приблизно 20% – тьютори, решта – студенти.

Отож технічно рішення приймає відповідна нейронна мережа, отримуючи на вході змінну, яка характеризує зростання або спадання цінності (корисності) знань учасника штучного суспільства певної групи. Кількість кліків, обміряна з урахуванням порогових значень, оцінює рівень активності кожного з учасників е-навчання. Під час розроблення штучних нейронних мереж забезпечувався перехід до таких уніфікованих  $[0; 1]$ -шкал вимірювання дій учасників е-навчання, щоб нульове значення відповідало найменшій якості певної характеристики, а одиничне – найвищій.

Побудова штучних нейронних мереж проводиться у такі два етапи: 1) вибір типу (архітектури) мережі, 2) підбір ваг (навчання) мережі. На рис. 2 представлені етапи побудови і застосування штучних нейронних мереж для подальшого їх вбудовування в АОМ.



**Рис. 2. Етапи побудови та застосування нейронних мереж.**

На першому етапі, для кожного типу (або групи) агентів ДН, необхідно з різних нейромережевих архітектур вибрати ефективну. Найбільш популярні й вивчені архітектури – багат шаровий перцептрон, лінійні мережі, ймовірна нейромережа, узагальнена регресійна нейронна мережа та інші.

На другому етапі слід «навчити» обрану мережу, тобто підібрати такі значення її ваг, щоб мережа працювала належним чином. Для багатьох архітектур розроблені спеціальні алгоритми навчання, які дозволяють налаштувати ваги мережі певним чином (табл. 1).

Таблиця 1

**Основні типи нейронних мереж і алгоритмів їх навчання**

|   |  |
|---|--|
| <p><i>Багатошаровий перцептрон (БП).</i><br/>Тришаровий БП (тобто 1 прихований шар) практично моделює завдання будь-якої складності. Мережі БП можна навчати на основі таких алгоритмів:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Метод спряжених градієнтів,</li> <li>- Квазі-ньютонівський,</li> <li>- Левенберга-Маркара,</li> <li>- Зворотне і Швидке поширення,</li> <li>- Дельта-дельта з ризикою.</li> </ul> | <p><i>Радіальна базисна функція (РБФ).</i><br/>Ці мережі мають вхідний прошарок, прихований шар з радіальними елементами і вихідний прошарок лінійних елементів.<br/>РБФ відносно швидко навчаються на основі лінійної оптимізації.<br/>Також можна використовувати і алгоритми навчання БП. Однак РБФ перевищують розміри багатошарового перцептрона і тому працюють повільніше.</p>    |
| <p><i>Лінійні мережі (ЛМ).</i><br/>ЛМ мають тільки два шари: вхідний і вихідний, останній має лінійну пост-синаптичну потенційну функцію та функцію активації.<br/>Лінійні мережі краще навчаються за методом псевдообрнених. Цей метод оптимізує останній шар будь-якої штучної нейронної мережі, якщо він є лінійним.</p>   | <p><i>Байєсовські мережі (ІНМ, УРНМ).</i><br/>Існує два типи таких мереж:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- імовірнісна нейронна мережа, використовується тільки в задачах класифікації,</li> <li>- узагальнена регресійна нейронна мережа, застосовується тільки в задачах регресії.</li> </ul> <p>Ці мережі навчаються на базі кластерних алгоритмів: К-середніх та ін.</p> |

Після багаторазового пред'явлення прикладів про кліки агентів ДН ваги мережі стабілізуються, причому мережа дає правильні відповіді на майже всі приклади з бази даних (показники кількості кліків агентів ДН). У такому випадку говорять, що «мережа навчена» або «мережа натренована». У програмних реалізаціях можна бачити, що в процесі навчання величина помилки (сума квадратів помилок по усіх виходах) поступово зменшується. Коли величина помилки досягає прийнятно малого рівня, відбувається зупинка, а навчену мережу вважають натренованою і готовою до застосування на нових даних.

Важливо зазначити, що інформація, яку мережа має про задачу оцінювання тенденцій виробництва та розповсюдження знань агентами в аналізованому середовищі, міститься в наборі прикладів про кліки агентів ДН. Тому якість навчання мережі безпосередньо залежить від кількості прикладів у вибірці та наскільки повно ці приклади описують дану задачу.

Серед програмного забезпечення, розробленого для побудови нейронних мереж, ми вибрали пакет *STATISTICA Neural Networks*, який дозволяє створювати нейронні мережі

будь-яких типів архітектури. Для початківців передбачений «Майстер рішень», який забезпечує конструювання оптимального набору нейронних мереж з найкращими характеристиками. Можна застосовувати також «Конструктор мереж», який забезпечує створення і навчання нейронних мереж з урахуванням вимог досвідчених користувачів. У пакеті передбачений також модуль для генерації програмного коду створеної користувачем нейромережевої моделі для подальшого використання коду в інших додатках.

Розроблені для гібридної АОМ засобами *STATISTICA Neural Networks* нейронні мережі мають однакову архітектуру – багатошарові перцептрони (рис. 3).

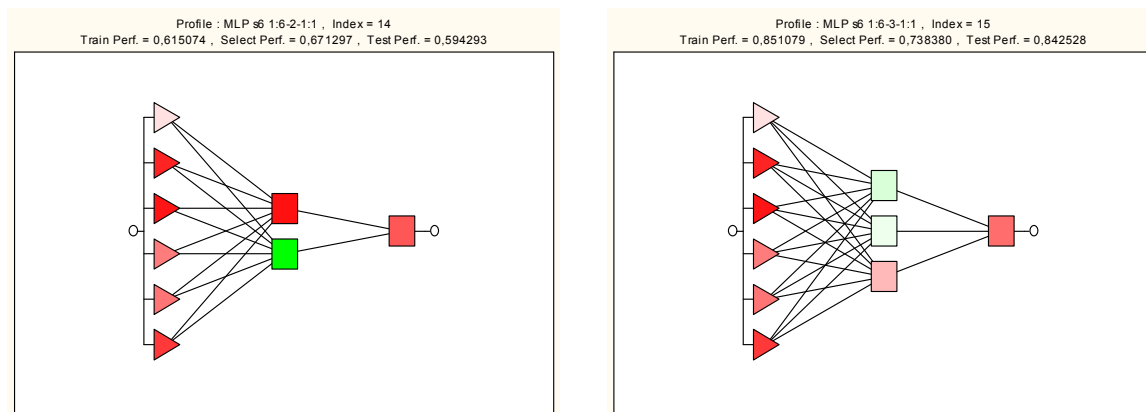


Рис. 3. Архітектури мереж, запропоновані Майстром рішень *STATISTICA Neural Networks*.

Зазначимо, що відмінності між штучними нейромережами, представленими на рис. 3, складаються у кількості нейронів прихованого шару, параметрах зсуву вхідних змінних, а також у значеннях ваг синапсів та порогів для активації нейронів.

Числові значення параметрів нейронних мереж не настільки важливі, позаяк акцент у цій роботі робиться на методологічному підході до побудови гібридної АОМ, і тому ми не будемо загострювати увагу на технічних питаннях реалізації нейронних мереж, а просто перелічимо їхнє призначення для створюваної моделі.

- ❖ Нейронна мережа №1 – визначає рівень активності кожного з учасників е-навчання *першої* групи, оцінюючи корисність знання, що виробляється і поширюється.
- ❖ Нейронна мережа №2 – визначає рівень активності кожного з учасників е-навчання *другої* групи, оцінюючи корисність знання, що виробляється і поширюється.



❖ Нейронна мережа №3 – визначає рівень активності кожного з учасників е-навчання *третьої* групи, оцінюючи корисність знання, що виробляється і поширюється.

Отже, рішення агентів дистанційного навчання ніби приймає відповідна нейронна мережа, отримуючи на вході змінну, що характеризує зростання цінності (корисності) знань для учасників штучного суспільства певного типу. При цьому кількість кліків, виміряна з урахуванням порогових значень на перспективу, дозволяє в гібриді АОМ (рис. 1) оцінювати тенденції виробництва та розповсюдження знань агентами на основі результатів активності кожного з учасників дистанційного навчання.

На даний момент у середовищі *AnyLogic* створений діючий прототип моделі, що дозволяє реалізовувати поведінку представлених на рис. 1 агентів ДН і аналізувати деякі їхні параметри (кінцевий термін життя агентів).

Пакет *AnyLogic* розробило ТОВ «Екс Джей Текнолоджис» (XJ Technologies) – одна з провідних компаній в галузі інструментів і бізнес-додатків імітаційного моделювання у світі і абсолютний лідер у Росії. *AnyLogic* володіє графічним середовищем користувача і дозволяє використовувати мову Java для розроблення моделей [9].

Основним засобом специфікації поведінки об'єктів в *AnyLogic* є змінні, таймери і стейтчарти. Змінні в моделі відображають змінюючі характеристики конкретного об'єкта. Таймери можна зводити на певний інтервал часу і після закінчення цього інтервалу виконувати задану дію. Стейтчарти дозволяють візуально представити поведінку об'єкта в часі під впливом подій або ж умов, вони складаються з графічного зображення станів і переходів між ними. Будь-яка складна логіка поведінки об'єктів створюваного гібрида моделі в середовищі *AnyLogic* може бути виражена за допомогою комбінації стейтчартів, змінних, таймерів, програмного коду на Java, а також вбудованих як функції для подальшого використання кодів створених раніше трьох нейронних мереж.

На рис. 4 представлена сторінка гібриду АОМ, у якій відбувається налаштування ключових параметрів для проведення комп'ютерних експериментів.

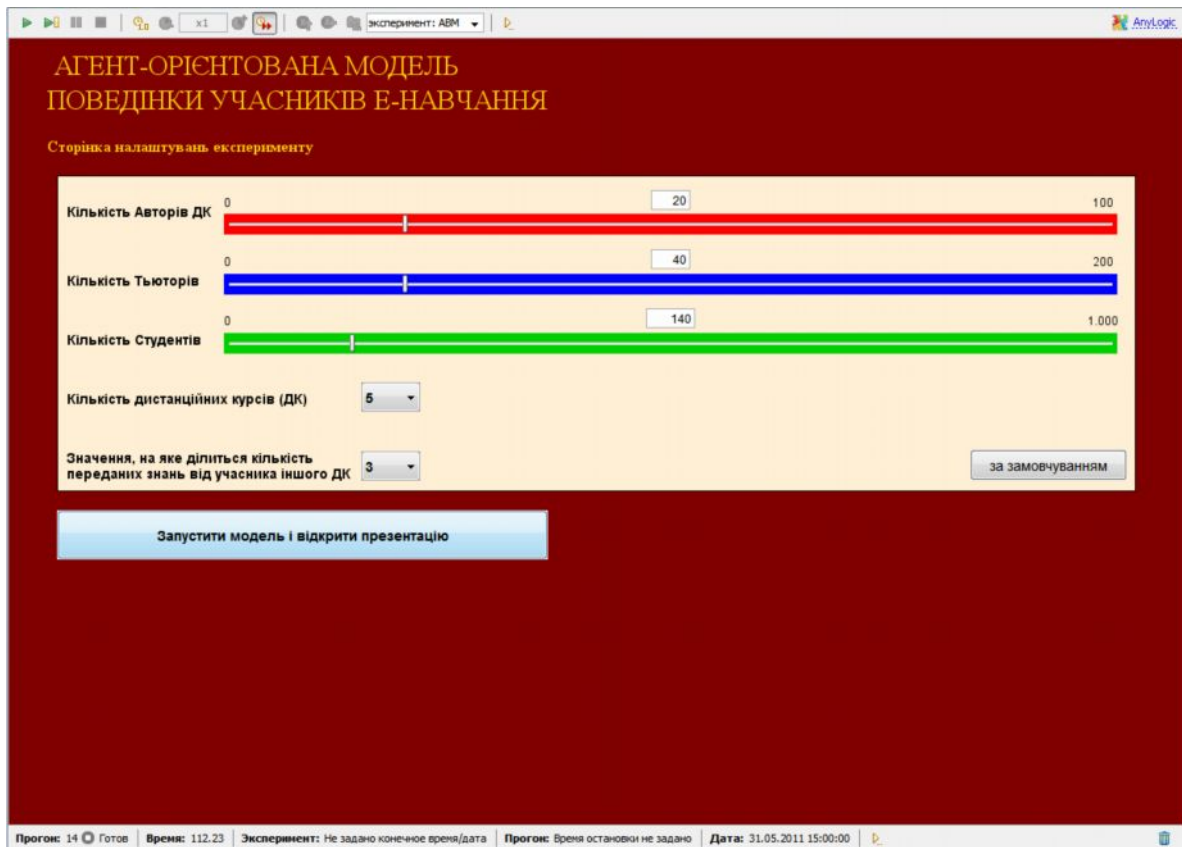


Рис. 4. Сторінка налаштувань експерименту моделі.

Створений гібрид агент-орієнтованої моделі учасників е-навчання надає можливість візуально спостерігати за їхніми діями.

На рис. 5 створеної моделі добре видно, скільки знань виробили в загальному кожна з груп агентів, а також скільки вироблених знань припадає в середньому на кожную групу агентів (кругова діаграма). Верхній графік відображає динаміку зміни кількості агентів кожного типу. По осі X відображається час навчання, а по осі Y кількість агентів. Графік, що посередині, відображає кількість вироблених знань кожним типом агентів загалом. Така велика кількість вироблених знань студентами, яка відображається на графіку, обумовлена тим, що студентів багато (їх початкова кількість склала 140 осіб, порівняно із кількістю тьюторів – 40 і авторів ДК – 20), а от вже кругова діаграма відображає середню кількість вироблених знань для кожному типу агентів.

Можна також спостерігати статистику залишку кількості знань у кожного з агентів після завершення комп'ютерних імітацій і кількості зустрічей кожного з агентів.

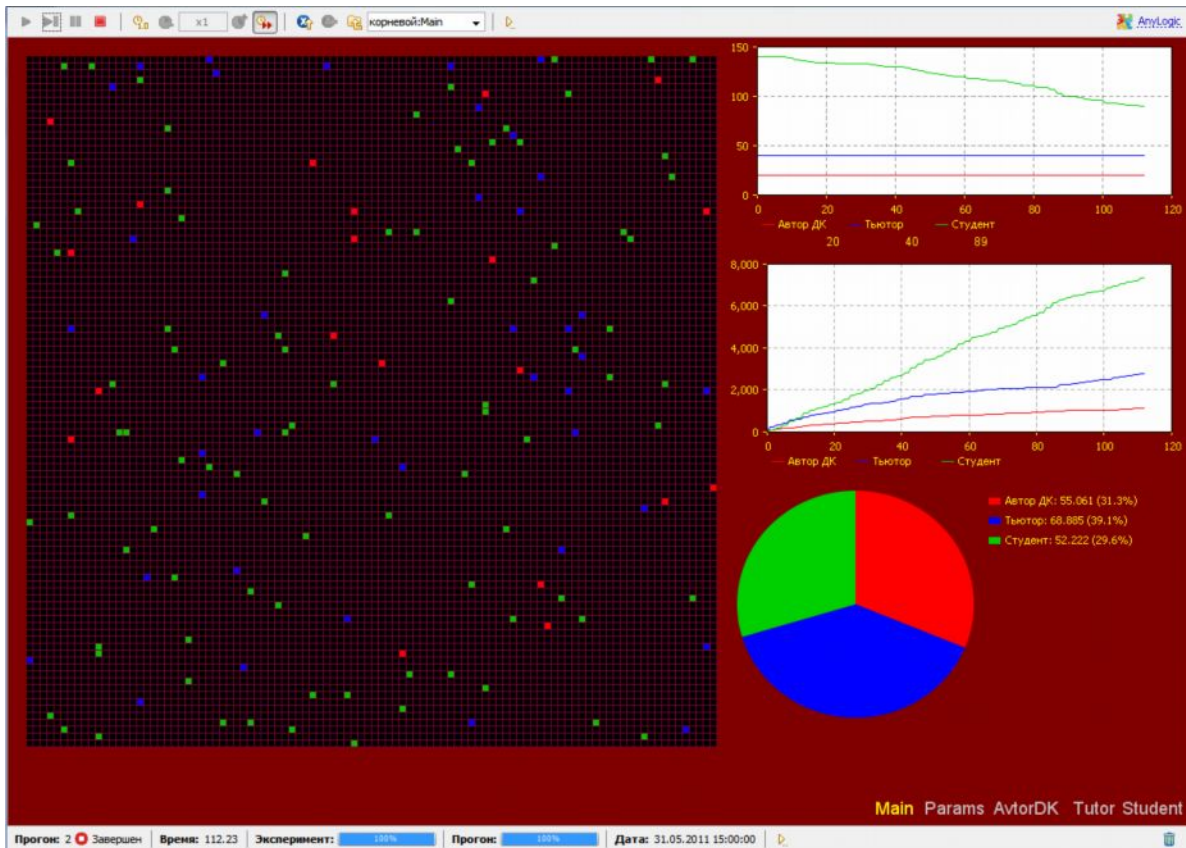


Рис. 5. Головне вікно комп'ютерних експериментів.

Таким чином, висвітлені підходи щодо створення гібриду агент-орієнтованої моделі оцінювання знань учасниками е-навчання з допомогою пакетів *AnyLogic* і *STATISTICA Neural Networks* дозволяють зробити наступні висновки та узагальнення.

## Висновки

У даній статті мова йде про чисто теоретичний гібрид АОМ, практичне використання якого залишається за рамками нашого розгляду. Проте створюваний гібрид АОМ може у подальшому отримати практичне застосування.

1. Агент-орієнтоване моделювання і штучні нейронні мережі можна розглядати як ефективні інструментальні засоби для проведення досліджень у сфері виробництва та розповсюдження знань учасниками дистанційного (електронного) навчання.

2. Експерименти з прототипом гібриду АОМ вказують на можливі напрями його практичного застосування щодо визначення:

– часових параметрів під Open Source-проект «Електронний деканат» (розроблення модуля типу «блок» у системі управління дистанційним навчанням Moodle), зокрема для об'єкту «Розклад занять», на підставі таких характеристик аналізованих агентів, як кінцевий термін їхнього життя;

– такої раціональної структури груп учасників е-навчання, при якій кількість виробленого і розповсюдженого знання прагне до теоретично максимального значення;

– потреб щодо перепроєктування дистанційних курсів і поліпшення їх якості на засадах розробки та впровадження адаптивних механізмів взаємодії ключових агентів е-навчання, серед яких важливу роль відіграють такі активні компоненти дистанційних курсів, як чати, вебінари, тематичні дискусії на форумах.

3. Надалі ми маємо на меті дослідити ефективність використання засобів пакету AnyLogic для побудови розглянутого гібриду АОМ учасників е-навчання.

## Література

1. Махлуп Ф. Производство и распространение знаний в США. – М.: Прогресс, 1966.
2. Артеменко В.Б. Компьютерное моделирование коммуникативных взаимодействий агентов e-Learning // Международный журнал «Образовательные Технологии и Общество» (ОТО – ISSN 1436-4522). – 2010. – Том 13. – № 2. – С.345-354. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://ifets.ieee.org/russian/depository/v13\\_i2/pdf/12r.pdf](http://ifets.ieee.org/russian/depository/v13_i2/pdf/12r.pdf).
3. Сайт Веб-центру Львівської комерційної академії (ЛКА). – [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://virt.lac.lviv.ua>.
4. Бахтизин А.Р. Агент-ориентированные модели экономики. – М.: ЗАО «Издательство «Экономика», 2008.
5. Journal of Artificial Societies and Social Simulation. URL: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/JASSS.html>.
6. Журнал «Искусственные общества». URL: <http://www.artsoc.ru/>
7. Site Santa Fe Institute. URL: <http://www.santafe.edu>.
8. Карпов Ю.Г. Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с AnyLogic 5. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005.
9. Сайт XJ Technologies. URL: <http://www.xjtek.com/>.