

МОДЕЛЮВАННЯ СЦЕНАРІЇВ АДАПТИВНОГО НАВЧАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕРЕЖ ПЕТРІ

Запропонована інформаційна технологія проектування адаптивних навчальних систем, які базуються на моделях студентів на основі параметрів рівня підготовки та когнітивних особливостей з використанням карт прогалін знань при вивченні навчального матеріалу. Для моделювання процесу адаптивного навчання та тестування запропонована багаторівнева мережа Петрі, яка використовується як функціональна модель і формує унікальні сценарії навчання для кожного студента.

Developed is the information technology of planning of the adaptive educational systems, which are based on the models of students on the basis of the level of preparation parameters and on cognitive features (maps of gaps in knowledge during the process of studying the educational material are being used). A multilevel Petri net which is used as a functional model and which forms the unique scenarios of studies for every student is offered for the design of process of adaptive studies and testing.

Вступ

Сучасні тенденції розвитку освіти вимагають гнучкості, динамічності й індивідуалізації навчального процесу. Закономірно, що ці зміни впливають і на технології дистанційного навчання. Інтеграція моделей, методів, технологій експертних систем з навчальними дистанційними системами в рамках єдиної архітектури інтегрованої експертної системи, що поєднує в собі взаємодіючі логіко-лінгвістичні, математичні, імітаційні й деякі інші види моделей, сприяє виникненню нових адаптивних та інтелектуальних навчальних середовищ.

На сьогодні існує безліч чудових прикладів Web-систем для організації дистанційного навчання, серед яких Blackboard, WebCt, Moodle, IBM LearningSpace, проте вони не використовують модель студента, що знижує якість навчального процесу й не дозволяє організувати адаптивне навчання. Необхідно підкреслити, що саме модель користувача враховує механізм адаптації при формуванні адаптивних сценаріїв навчання та тестування. Варто згадати також про науковий напрям у дослідженнях «штучний інтелект у навчанні» – нова методологія психологічних, дидактичних і педагогічних досліджень з моделювання поведінки людини в процесі навчання на основі методів інженерії знань. У зв'язку з цим перспективними й актуальними є розробки адаптивних інтелектуальних навчальних систем на базі методів штучного інтелекту й Інтернет-технологій.

У даній статті розглядаються наступні завдання:

- створення моделі студентів на основі параметрів рівня підготовки та когнітивних особливостей (процесів запам'ятовування та забування);
- розробка моделі подачі навчального матеріалу в дистанційній адаптивній навчальній системі в залежності від кривих забування користувачів;
- створення технології побудови індивідуальних сценаріїв навчання на основі карт прогалін знань користувачів і технології побудови інтелектуальних модулів дистанційної адаптивної навчальної системи з використанням мереж Петрі.

1. Моделі студентів на основі параметрів рівня підготовки та когнітивних особливостей

Процеси запам'ятовування і забування відіграють у процесі навчання важливу роль. Пам'ять є одним з найважливіших психічних процесів, що реалізує засвоєння знань. Закон забування осмисленого матеріалу представимо апроксимуючою логарифмічною функцією виду

$$f(t) = a \cdot \ln(t) + b,$$

де t – час, що минув з моменту повного оволодіння матеріалом; a , b – параметри, які характеризують індивідуальні характеристики пам'яті студента і визначаються методом найменших квадратів за індивідуальною статистикою на основі 3-4 тестувань протягом певного часу.

Зважаючи на величину достовірності апроксимації, для апроксимації даних у зоні засвоєння (рис. 1) найбільше підходить експоненціаль-

на залежність обсягу засвоєного матеріалу від часу (рис. 2).

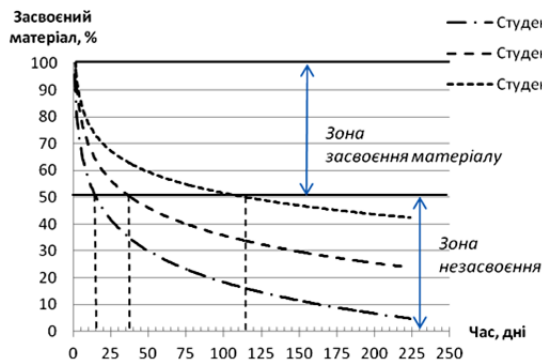


Рис. 1. Індивідуальні криві забування студентів

Експоненціальні рівняння кривих забування студентів мають вигляд:

$$\text{Студент 1: } f(t) = 10492 \cdot e^{-0,05t}$$

$$\text{Студент 2: } f(t) = 99,19 \cdot e^{-0,019t}$$

$$\text{Студент 3: } f(t) = 94,254 \cdot e^{-0,006t}$$

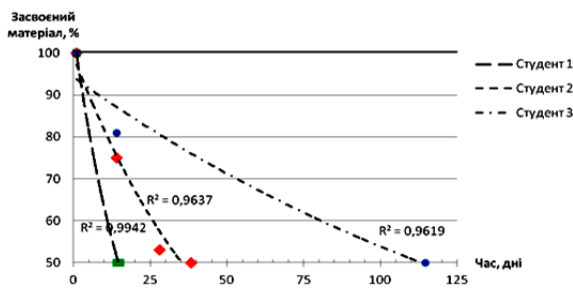


Рис. 2. Експоненціальна апроксимація експериментальних даних

На основі індивідуальних кривих забування студентів адаптивна система формує календарний план повторення тем, визначаючи час, коли кожному студенту необхідно повторити вивчений матеріал. У певний день студенту надається нагадування з посиланням на тему для повторення.

2. Карти прогалін знань користувачів

Методи, які сьогодні застосовуються для запам'ятовування інформації, мають невисоку ефективність («заучування», лінійне конспектування, багаторазове повторення). Тому виникла нова техніка запам'ятовування інформації, яка з'явилась на стику психології та інформатики – майндмепінг (mind mapping), що перекладається як «карта розуму» або «ментальна карта», або «інтелект-карта». Це принципово новий спосіб аналітичного представлення інформації, заснований на графічному відображенні асоціативних

або логічних зв'язків. Методика створення інтелект-карт є альтернативним методом наочного представлення теоретичного матеріалу. Формально інтелект-карта є моделлю знань викладача певної теми й навчального курсу загалом і своєрідним відображенням предметної області. Використання інтелект-карт дозволяє охопити всю ситуацію в цілому, а також утримувати одночасно у пам'яті велику кількість інформації для знаходження зв'язків між окремими елементами, запам'ятовування інформації та відтворення її навіть через довгий період часу. Формалізація інтелект-карт у семантичні моделі даних надає можливості автоматизації процесів контролю знань за допомогою порівняння знань студентів з еталонними інтелект-картами та побудови карт прогалін знань. Саме карти прогалін знань (рис. 3) є якісним показником засвоєння знань студентами.

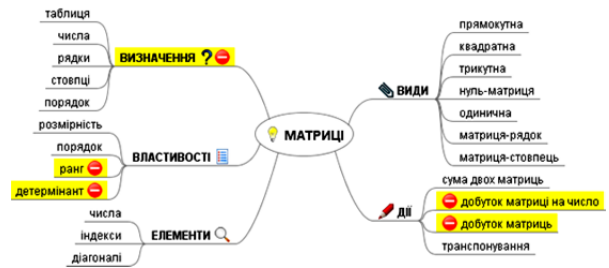


Рис. 3. Карта прогалін знань студента з теми «Матриці»

3. Технологія побудови індивідуального сценарію адаптивного тестування користувачів

Під адаптивним тестуванням розуміють широкий клас методик тестування, які передбачають зміну послідовності подання завдань у самому процесі тестування з врахуванням відповідей студента на вже надані завдання. В основі адаптивного підходу лежить індивідуалізація процедури відбору завдань тесту, яка за рахунок оптимізації складності завдань відповідно до рівня підготованості студентів забезпечує генерацію ефективних тестів [1]. Іншими словами, основна ідея адаптивного тестування полягає в тому, що тестові завдання необхідно адаптувати за складністю до рівня підготовки студента, при цьому підбір завдань витікає з міркувань, що слабким студентам не варто давати складні завдання, тому що з більшою ймовірністю вони не зможуть виконати їх правильно. Також і легкі завдання неефективно давати сильним студентам.

Під сценарієм адаптивного тестування будемо розуміти індивідуальний набір тестових завдань з різними рівнями складності, кожний тест якого обирається для кожного студента в залежності від його відповіді на попереднє запитання.

У цілому алгоритм комп'ютерного адаптивного тестування складається з наступних етапів:

1. З банку завдань вибирається відповідне за параметром завдання.
2. Вибране завдання пред'являється студенту, який відповідає на нього правильно або неправильно.
3. Оцінка тестованої здатності оновлюється на підставі цієї відповіді.

Як описано у роботі [2] попередні три кроки повторюються доти, поки згідно з певним критерієм оцінка вимірюваної якості визнається задовільною, і відбувається вихід з тестів.

Моделі на основі ймовірнісних критеріїв, які належать до сучасної теорії тестування IRT, успішно використовуються при адаптивному тестуванні. На наш погляд, для оцінки параметрів рівня знань і складності завдань у адаптивному дистанційному тесті найбільш підходить однопараметрична модель Г. Раша:

$$P_j(\theta) = \frac{e^{1,7(\theta - \beta_j)}}{1 + e^{1,7(\theta - \beta_j)}};$$

$$P_i(\beta) = \frac{e^{1,7(\theta_i - \beta)}}{1 + e^{1,7(\theta_i - \beta)}},$$

де θ (латентний параметр, який визначає рівень підготовки студента) і β (латентний параметр, який визначає складність завдання тесту) – незалежні змінні для першої і другої функцій відповідно.

Однопараметрична модель Раша є однією із сімейства логістичних кривих. Звичайно у процесі розробки тесту оцінюють обидва латентні параметри θ і β , які відповідно називають логітами рівня знань і логітами рівня складності завдань.

Логіт рівня знань – натуральний логарифм відношення частки правильних відповідей студента на всі завдання тесту, до частки неправильних.

Логіт рівня складності завдання – натуральний логарифм відношення частки неправильних відповідей на завдання до частки правильних відповідей на це завдання по множині студентів.

Оцінка цих параметрів проводиться з припущення нормальності розподілу емпіричних даних тестування по множині як студентів, так і

завдань тесту. Нормально розподіленими вважаються і значення латентних змінних.

Оскільки при реалізації комп'ютеризованого тестування на основі моделі Раша є деякі труднощі з обробкою даних, необхідно її модифікувати.

Модифікація моделі Раша запропонована в роботі [3]:

1. Для оцінки параметрів складності завдань і рівня підготовки використовують матрицю результатів тестування, яка задається таблицю, у рядках якої розташовані студенти, у стовпцях – номери завдань. Далі підводяться підсумки по кожному рядку та стовпцю, і матриця впорядковується та аналізується. При застосуванні адаптивних тестів, які за певним критерієм обираються з банку тестових завдань, виникають труднощі, адже матриця заповнюється не повністю. Кожен студент тестується за своїм індивідуальним сценарієм. Одне і те ж запитання може мати різний порядковий номер, кількість запитань у тесті також індивідуальна для кожного студента, через що тестові завдання мають різну кількість відповідей на них. Тому аналіз рівня підготовки та складності завдань необхідно проводити окремо. Номер тестового завдання визначається як номер даного тесту в банку тестових завдань.

2. Частки правильних і неправильних відповідей розраховуються відносно кількості завдань, на які давав відповіді студент, а не загальної кількості запитань у тесті:

$$p_i = \frac{x_i}{n},$$

де p_i – частка правильних відповідей i -го студента; x_i – кількість правильних відповідей; n – кількість завдань, на які відповідав i -й студент; i – номер студента.

Аналогічно для складності завдань відносно кількості студентів, які на нього відповіли, а не загальної кількості студентів:

$$p_j = \frac{R_j}{N},$$

де p_j – частка правильних відповідей на j -е завдання; R_j – кількість студентів, що виконали j -е завдання вірно; N – число студентів, які виконували j -е завдання; j – номер тестового завдання.

Для об'єктивної оцінки складності завдань необхідно накопичити статистику по кожному завданню.

3. Модель Раша для підбору тестових завдань застосовується з моменту появи неправи-

льної або правильної відповіді, і для цього питання обчислюється параметр рівня знань. Для випадків, коли студент підряд правильно або неправильно відповідає на запитання тесту, то зміна рівня складності відбувається таким чином:

- при правильній відповіді на запитання ймовірність відповіді на завдання більш високого рівня складності прирівнюється до 0.7 і відбувається перехід до завдань більшого рівня складності, якщо рівень складності не найвищий; у разі найвищого рівня складності студент залишається на цьому рівні;
- при правильній відповіді на запитання ймовірність відповіді на завдання більш високого рівня складності прирівнюється до нуля та відбувається перехід до завдань нижчого рівня складності, якщо рівень складності не найнижчий; у разі найнижчого рівня складності студент залишається на цьому рівні.

4. Якщо студент правильно (неправильно) відповів на усі запитання тесту застосовується модель наведена у п. 3.

Об'єктивно оцінити складність завдань при невеликих вибірках неможливо, тому далі пропонується алгоритм переходу від дихотомічної шкали рівнів знань до інтервальної шкали логітів.

Оцінки латентних параметрів складності завдань звичайно лежать в інтервалі $(-5; 5)$ і мають декілька знаків після коми, а також можуть приймати від'ємні значення, що дозволяє розробити формули перетворення шкал логітів. Лінійним перетворенням надається більша перевага, оскільки вони зберігають інтервальний характер шкали. Найбільш поширеним є перетворення, запропоноване Чопіном:

$$\begin{aligned} \theta_i &= 50 + 4,55\theta, \\ \beta_j &= 50 + 4,55\beta. \end{aligned} \quad (1)$$

У результаті цих перетворень отримуємо додатні значення параметрів θ і β , що розташовані в інтервалі $(30;70)$, які округлюються до цілих.

Отже, з формул (1) можна вивести обернені для переходу від звичайної шкали завдань з різними рівнями у логіті.

Різниця між границями інтервалу $(30,70)$ дорівнює 40. Припустимо, викладач обирає 4 рівня складності для тестових завдань $(z_j = \overline{1,4})$. Тоді найлегшому рівню складності z_j буде від-

повідати інтервал від $(30;40)$, $z_j - (40;50)$, $z_j - (50;60)$, $z_j - (60,70)$.

З формули (2.4) маємо

$$\beta = \frac{\beta_j - 50}{4,55}. \quad (2)$$

Для шкалювання звичайних рівнів складності в логіті пропонуємо брати у якості β_j ліві границі інтервалів z_j тобто найлегше завдання у шкалі логітів за формулою (2) буде мати наступне значення:

$$\beta = \frac{30 - 50}{4,55} = -4,3956.$$

Таким чином, враховуючи п. 2, для випадку нестачі статистики (невелика кількість студентів, велика кількість тестових завдань) після розподілу викладачем тестових завдань за рівнями складності $(z_j = \overline{1, z})$ і перетворення їх у логіті складності завдань, необхідно визначити лише значення логітів рівня знань студентів θ .

4. Модель адаптивного дистанційного навчального курсу на основі мереж Петрі

Для моделювання процесу адаптивного навчання та тестування зручно використовувати теорію мереж Петрі [4].

Об'єктами моделі є студенти, які вивчають навчальний курс. Вузли мережі Петрі інтерпретуються як навчальні фрейми. Переходи маркерів показують прогрес користувача у вивченні курсу. Кожний перехід відповідає певному етапу навчального процесу. Спрацювання переходу інтерпретується як виконання деякого навчального завдання. Навчальним фреймом є будь-який тип завдань, які студент повинен виконати під час навчання.

Формально модель процесу навчання описується кортежем $M = \langle P, T, F, C, M_0, cf, h, s \rangle$,

де $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ – множина вузлів p_i , кожному вузлу відповідає етап процесу навчання (вивчення теоретичного блоку, виконання тестового завдання), n – кількість вузлів;

$T = \{t_1, t_2, \dots, t_k\}$ – множина переходів t_i , перехід відповідає меті навчання, спрацювання переходу інтерпретується як виконання навчального завдання, k – кількість переходів;

$F = P \times T \cup T \times P$ – відношення інцидентності, яке визначає множини дуг, спрямованих від вузлів до переходів і від переходів до вузлів;

$C = \{c_1, c_2, \dots, c_v\}$ – множина кольорів c_i мережі Петрі, v – кількість кольорів;

$M_0 : P \rightarrow C^0$ – функція, яка задає початкову розмітку мережі Петрі;

$cf : F \rightarrow C$ – функція, яка задає вирази для дуг мережі Петрі;

$h : F \times M$ – функція, що задає правила спрацювання переходів;

$M = P \times C^0$ – множина всіх можливих розміток мережі Петрі;

$s : S \times T \rightarrow (-\infty, +\infty)$ – функція, яка задає статистичні дані S для кожного переходу.

Визначення кольору об'єктів мережі задається як

$$c_i = \langle Id, b, l, t_z \rangle,$$

де $Id = \{1, \dots, m\}$ – компонента кольору для ідентифікації студента, m – число студентів; b – компонента кольору для підрахунку загальної кількості балів студента; l – компонента кольору для врахування рівня підготовки студента; t_z – компонента кольору для врахування часу забування навчального фрейму.

Статистичні дані для кожного переходу задаються як

$$S = \{m, th, fr, type, p, status, kw, Rz, t_z, t_{max}, z\},$$

де m – номер модуля; th – номер теми; fr – номер навчального фрейму теми; $type$ – тип навчального фрейму, який може приймати значення

$$type_j = \{ \text{"теоретичний"}, \text{"тест"}, \text{"завдання"} \};$$

p – пріоритет навчального фрейму; $status$ – стан, у якому перебуває студент відносно навчального фрейму, який може приймати значення

$status(type) =$

$$\begin{cases} \{ \text{"Вивчено"}, \text{"Повторено"}, \text{"Не вивчено"} \}, \text{якщо } type = \text{"теоретичний"}; \\ \{ \text{"Пройдено"}, \text{"Пройдено з помилками"}, \text{"Не пройдено"} \}, \\ \text{якщо } type = \text{"тест"}; \\ \{ \text{"Виконано"}, \text{"Не виконано"} \}, \text{якщо } type = \text{"завдання"} \end{cases}$$

kw – ключове поняття навчального фрейму;

Rz – бал за виконання навчального фрейму;

t_z – час забування студентом навчального фрейму; t_{max} – максимальний час на виконання навчального фрейму; z – рівень складності навчального фрейму.

Розглянемо навчальний курс, що містить сім модулів (M1-M7). На рис. 4 наведено модель цього курсу у вигляді розфарбованої мережі Петрі верхнього рівня. Кожний модуль представлений у вигляді переходу і відповідно-го вузла [5].



Рис. 4. Модель навчального курсу (мережа Петрі верхнього рівня)

Кожному переходу відповідає мережа Петрі 2-ого рівня (рис. 5), яка описує виконання відповідного модуля, тобто кожен з семи модулів містить теоретичний матеріал, який розбито на блоки – окремі незалежні частини (M1.1, ..., M1.N, де N – кількість блоків (M1.1 – перший блок першого модуля)), а також тестові завдання з кожного модуля (MK1, ..., MK7).

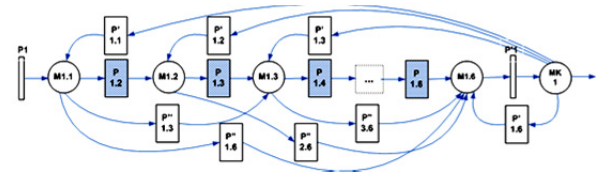


Рис. 5. Модель модуля M1 (мережа Петрі нижнього рівня)

Модуль M1 містить 6 теоретичних блоків (M1.1, ..., M1.6) і тестовий контроль MK1. Переходи детерміновані та залежать від об'єму навчального матеріалу модулів та індивідуальних особливостей пам'яті студента.

Після проходження модулів M1.1, ..., M1.6 студент повинен пройти тестовий блок MK1, який складений таким чином, що включає завдання з кожного блоку M1.1, ..., M1.6. На основі результатів тестування MK1 визначається рівень засвоєння кожного теоретичного модулю. При недостатньому засвоєнні кожного модуля M1.1, ..., M1.6 студент повертається на початок модуля 1 – M1.1 і розпочинає вивчення цього модуля спочатку. При недостатньому засвоєнні деяких модулів M1.1, ..., M1.6 для студента формується індивідуальний сценарій подальшого вивчення наступного модуля з додаванням блоків повторення недостатньо засвоєних з M1.1, ..., M1.6. Таким же чином моделюються всі інші модулі дисципліни.

Поточні модульні тести дозволяють здійснити перевірку знань студента блоків теоретичного матеріалу та сформувати індивідуальний сценарій навчання для кожного студента, на основі якого здійснюється адаптація системи подачі нового матеріалу та блоків повторення забутого матеріалу.

Далі розглянемо більш детально модель процесу адаптації, тобто переходу студента з одного рівня складності вивчення матеріалу на інший.

Під адаптацією в теорії управління розуміють [6] «процес зміни параметрів і структури системи, а можливо, і дій, що управляють, на основі поточної інформації з метою досягнення визначеного, звичайно оптимального, стану системи при початковій невизначеності й умовах роботи, що змінюються». Застосовуючи це визначення до процесу навчання, можна сказати, що адаптація в навчальній системі – процес зміни параметрів і структури моделі об'єкту (студента) і навчальних дій на основі поточної інформації, що отримується в ході навчання, з метою досягнення оптимального стану об'єкту при його початковій невизначеності в середовищі, що змінюється. Початкова невизначеність пов'язана з майже повною відсутністю в навчальній системі інформації про студента. При цьому, якщо взяти за основу мережу Петрі верхнього рівня і зосередитися лише на моделюванні процесу переходу між рівнями складності, то ми отримаємо звичайну мережу Петрі, зображену на рис. 6.

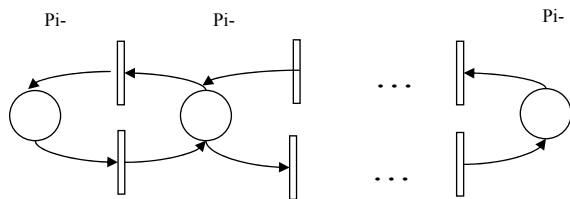


Рис. 6. Процес зміни рівня складності тестових завдань

На основі вище наведених положень адаптивна дистанційна система формує унікальні сценарії тем і їх блоків (фреймів) для кожного студента, тобто вибір наступного навчального матеріалу з бази знань залежить від певних характеристик моделі студента (рівня підготовки, результатів тестування, карти прогалів знань, часу забування).

5. Проектування дистанційної адаптивної навчальної системи

Дистанційна адаптивна навчальна система DAOS (Distance Adaptive Open System) – це складна, багатокомпонентна система, що має тенденцію до безперервних змін і динамічного розвитку. Ефективна робота такої системи не може спиратися лише на емпіричний досвід і інтуїцію розробників. Необхідно застосування системного підходу до адаптивного дистанційного навчання з врахуванням залежності складових системи – підсистем і компонентів. При проектуванні системи DAOS необхідно розгля-

дати ряд моделей з метою якнайповнішого уявлення про проектуємо систему дистанційного навчання не лише з точки зору поточних вимог і можливостей, але і перспектив розвитку.

У зв'язку з цим виділимо наступні складові дистанційної адаптивної навчальної системи:

- 1) структурна;
- 2) функціональна;
- 3) інформаційно-технологічна;
- 4) еволюційна.

Структурна модель системи базується на структурі організації, у якій вона розроблена і застосовується. Компоненти системи відповідають підрозділам, що беруть участь у процесі дистанційного навчання. Наприклад, приймальна комісія, навчальний відділ, кафедри.

Функціональна модель призначена для вивчення особливостей роботи (функціонування) системи і її призначення у взаємозв'язку з внутрішніми і зовнішніми елементами. Функціональна модель DAOS поділяє систему на компоненти за функціональними ознаками. Наприклад, теоретичне навчання, тестування, спілкування тощо.

Інформаційно-технологічна модель може відноситися як до визначення потоків інформації в системі, так і до технологій, використовуваних у процесі обстеження і технічного проектування системи.

Еволюційна модель відображає розвиток системи в часі, а також перспективи розвитку системи в майбутньому.

Більшість пакетів дистанційного навчання розробляються на основі функціональної моделі (рис. 7), яка й використовується у дистанційній адаптивній навчальній системі DAOS.



Рис. 7. Функціональна модель дистанційної адаптивної навчальної системи

6. Реалізації дистанційної адаптивної навчальної системи

Система DAOS заснована на тривірневій архітектурі та містить клієнт, сервер додатків і базу даних.

Компоненти системи:

- клієнт – довільний браузер;
- сервер додатків базується на Java технологіях для підтримки крос-платформеності;
- база даних – PostgreSQL, MySQL або Apache Derby.

Як протокол прикладного рівня використовується HTTP/HTTPS.

Клієнт виконує наступні функції:

1. Адміністративні завдання: управління користувачами, складання тестів, експортування або імпортування даних, уведення супровідного теоретичного матеріалу.
2. Підтримка тестування.
3. Підтримка інтерактивності системи та аутентифікації користувачів.
4. Виведення результатів проміжних повідомлень.

Функції сервера додатків:

1. Побудова на основі завантажених моделей правил проходження тестів (черговість, вибір типу тестів, вибір рівня складності, перехід з одного рівня складності на інший, врахування інформації про результати вже пройдених тестових завдань).
2. Оброблення та збереження в базу даних результатів вивчення і повторення супровідного теоретичного матеріалу та результатів тестування.
3. Формування індивідуальних сценаріїв вивчення теоретичного матеріалу на основі результатів тестування та кривих забування.
4. Генерування звітів про успішність, побудова графіків, таблиць.

База даних призначена для зберігання:

- інформації про користувачів;
- інформації про моделі (сценарії навчання);
- результатів тестування;
- налаштувань системи;
- супровідного теоретичного матеріалу і тестів з варіантами відповідей.

Робота з системою розпочинається з реєстрації і в подальшому авторизації, після чого викладач і студент можуть увійти до системи. Профілі викладачів в систему вносить адміністратор. Після створення адміністратором профілю

«Викладач» (автор навчальних курсів) отримує обліковий запис з правами викладача. Новий користувач «Студент» може бути зареєстрований безпосередньо на сайті. Коли доступ до інформації буде дозволений, користувачі системи можуть проглянути список навчальних курсів, тестів і супровідного навчального матеріалу по них.

Викладач створює навчальний матеріал і завантажує в систему через спеціально розроблений інтерфейс.

Для вивчення навчальних курсів або проходження тестів студенту необхідно обрати (рис. 8) факультет, освітньо-кваліфікаційний рівень (бакалавр, магістр), напрям підготовки, викладача, навчальний курс і вид навчального контенту (лекції, лабораторні, практичні, тести тощо).

Факультет	Автомеханічний
Освітньо-кваліфікаційний рівень	Бакалавр
Напрямок підготовки (спеціальність)	Транспортні технології
Викладач (автор курсу)	Міронова В.Л.
Навчальний курс (дисципліна)	ООП
Вивчення навчального курсу	Лекції

Рис. 8. Вибір навчального курсу

Інтерфейс перегляду та додавання навчального контенту для різних груп користувачів різний. Для групи користувачів «Студент» є лише можливість перегляду навчальних матеріалів, а для групи «Викладач» додана можливість їх редагування.

Користувач групи «Викладач» після входу в систему отримує доступ до бази даних навчальних матеріалів і статистики. Для кожного запитування тесту в системі тестування зберігається статистична інформація відносно відповіді на нього.

Робота студента з системою починається з авторизації, після вибору навчального курсу можна приступати до процесу тестування. Закриття програмного забезпечення або розрив зв'язку означатиме не проходження тесту.

Викладач має можливість отримати з сервера системи тестові завдання, відредагувати їх або розробити новий тест (рис. 9) і зберегти його в базу даних.

Висновки

Запропонована інформаційна технологія створення адаптивних індивідуальних сценаріїв навчання користувачів, яка враховує індивідуа-

льні характеристики запам'ятовування інформації користувачами а також результати тестування та виконання тематичних, модульних контрольних робіт.

Рис. 9. Налаштування тесту

Використання карти прогалін знань з тем і інформації про кількість повторно пройдених навчальних фреймів дозволило розробити ефективний алгоритм побудови сценаріїв адаптивного тестування.

Для моделювання процесу адаптивного навчання та тестування запропонована багаторівнева мережа Петрі, яка використовується як функціональна модель дистанційної навчальної системи. Адаптивна система формує унікальні сценарії навчання для кожного студента, в залежності від певних характеристик моделі студента (рівня підготовки, результатів тестування, карти прогалін знань, часу забування).

У подальших дослідженнях при експлуатації системи варто отримати статистичні експериментальні оцінки для порівняння з теоретичними результатами.

Список літератури

1. Звонников В.И., Чельшкова М.Б. Современные средства оценивания результатов обучения. – М.: Издательский центр «Академия», 2007. – 224 с.
2. Адаптивное тестирование как метод контроля знаний студентов. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://psysoft.su/articles/72-adaptive-tests-as-method-of-control>
3. Погребнюк І.М. Модель оцінки знань при адаптивному тестуванні // Шоста науково-практична конференція з міжнародною участю „Математичне та імітаційне моделювання систем. МОДС 2011. Тези доповідей. – Чернігів. – 2011. – С. 378-382.
4. Федорук П.И. Организация процесса индивидуализированного обучения на базе адаптивной системы дистанционного обучения и контроля знаний EduPro // Information models of knowledge – ITNEA, Kiev – Sofia, 2010. – С. 335-341.
5. Доррер А.Г. Динамическое моделирование процесса интерактивного обучения. / А.Г. Доррер // Материалы Всероссийской научно-практической конференции «Лесной и химический комплексы: проблемы и решения». – Красноярск: СибГТУ. – 2005. – С.253-258.
6. Растринин Л.А. Адаптивное обучение с моделью обучаемого. [Текст] / Л.А. Растринин, М.Х. Эренштейн. – Рига: Зинатне, 1988. – 160 с.