

ТЕХНОЛОГІЯ ПОБУДОВИ ІНДИВІДУАЛЬНОЇ АДАПТИВНОЇ ТРАЄКТОРІЇ НАВЧАННЯ У СИСТЕМІ ДИСТАНЦІЙНОЇ ОСВІТИ І КОНТРОЛЮ ЗНАНЬ

Abstract. The article reveals the technology of individual adaptive learning trajectory formation on the basis of the method of multilevel algorithmic knowledge quantification. The given technology gives the possibility to create individual structure of the learning material, that lets realize great possibilities of adaptation to the beginner's knowledge level and other characteristics of learners. Predicative-analytical and vector-matrix forms of knowledge presentation give possibility to fulfill machine information processing of algebra of completed predicates and algorithmic inductive searching structures by means of which the task of optimal governance of quantum knowledge stream in the adaptive system of distance learning and knowledge control in the process of course learning.

Key words: distance learning system, adaptive process, knowledge quantification, terminal quanta.

Анотація. У статті описано технологію побудови індивідуальної адаптивної траєкторії навчання на базі методу різнорівневого алгоритмічного квантування знань. Запропонована технологія дає можливість сформуувати індивідуальну структуру навчального матеріалу, що дозволяє реалізувати значні можливості адаптації до початкового рівня знань і інших характеристик тих, хто навчається. Предикатно-аналітична і векторно-матрична форми представлення знань дають можливість здійснювати машинну обробку інформації засобами алгебри скінченних предикатів і алгоритмічних структур індуктивного пошуку, завдяки чому вирішується задача оптимального управління потоком квантів знань в адаптивній системі дистанційного навчання і контролю знань у процесі вивчення курсу.

Ключові слова: система дистанційного навчання, адаптивний процес, квантування знань, термінальні кванти.

Аннотация. В статье описано технологию построения индивидуальной адаптивной траектории обучения на базе метода разноуровневого алгоритмического квантирования знаний. Предложенная технология представляет возможность сформировать индивидуальную структуру учебного материала, что позволяет реализовать значительные возможности адаптации к начальному уровню знаний и другим характеристикам обучаемых. Предикатно-аналитическая и векторно-матричная формы представления знаний дают возможность осуществлять машинную обработку информации средствами алгебры конечных предикатов и алгоритмических структур индуктивного поиска, благодаря чему решается задача оптимального управления потоком квантов знаний в адаптивной системе дистанционного обучения и контроля знаний в процессе изучения курса.

Ключевые слова: система дистанционного образования, адаптивный процесс, квантирование знаний, терминальные кванты.

1. Вступ

Аналіз проблем становлення і розвитку інноваційних напрямків в освіті показує, що в Україні і за її межами в останні десятиліття все більше уваги приділяється дистанційному навчанню. Починаючи з середини 90-х років ХХ ст., у педагогічній теорії і практиці дистанційне навчання визначається як один із найперспективніших напрямків розвитку освіти. Однак широке впровадження технологій дистанційного навчання стримується через відсутність якісно нового навчально-методичного забезпечення і його програмної підтримки. Методика викладання з використанням технологій дистанційного навчання істотно відрізняється від традиційних технологій навчання і в основному опирається на самостійне вивчення курсу студентом, причому значна частина роботи викладача перекладається на ЕОМ. Дистанційні технології застосовуються в навчальному процесі з метою розширити й доповнити можливості людини-педагога. Фактично навчальні системи “здобувають” знання в експерта-викладача й “доводять” їх до студента [1]. Більшість сучасних систем дистанційного навчання (ДН), в основному представлені бібліотеками статистичних гіпертекстових підручників, набором різного роду веб-сторінок і тестових завдань, яких недостатньо для повноцінної й ефективної організації процесу навчання. На перший план виступає не просто завдання передачі тим, хто навчається, якомога більшого обсягу знань, а насамперед необхідно

навчити їх здобувати ці знання, що можливо тільки шляхом індивідуалізації навчального процесу. Підхід, який базується на визнанні того факту, що в різних студентів є свій власний попередній досвід і рівень знань, тому що кожен студент приходить до процесу оволодіння новими знаннями зі своїм власним інтелектуальним багажем, який визначає ступінь розуміння ним нового матеріалу і його інтерпретацію, тобто здійснюється поворот від оволодіння всіма студентами загального навчального матеріалу до оволодіння різними студентами “індивідуального” навчального матеріалу. Тому задача побудови індивідуальних освітніх траєкторій навчальних курсів є актуальною і важливою для підвищення рівня ефективності і якості освітніх програм.

Для вирішення багатьох подібних задач необхідні нетрадиційні методи, що використовують як формалізовані методи розв’язання (математичні), так і неформалізовані (методи штучного інтелекту), і які дають змогу людині приймати рішення, спираючись на власну інтуїцію і бази знань, шляхом причинно-наслідкових логічних міркувань від посилань до висновків. Зокрема, при розробці моделей представлення знань, формуванні зв’язків між ними використовуються математичні методи теорії відношень, теорії впорядкованих множин та решіток, теорії графів, методи математичної логіки та теорії предикатів.

2. Порівняльний аналіз існуючих моделей представлення знань

На сьогоднішній день в арсеналі експертів наявна ціла система методів представлення знань, розроблених на протязі останніх десятиліть. Зокрема, це продукційні системи, фреймові моделі, семантичні мережі, логічні моделі [2].

Продукції, або правила (rules) – конструкції вигляду «ЯКЩО умова, ТО дія» ($A \Rightarrow B$), використовуються для продукційного виведення, при якому на кожному кроці, при істинності умови деякого вибраного правила, активізується відповідна дія.

До недоліків продукційних моделей представлення знань відносяться:

- труднощі керування продукційним виведенням через складність оцінки цілісного образу знань і відсутність гнучкості в логічному виведенні;
- низька ефективність обробки знань через тривалу непродуктивну перевірку використання правил;
- складність представлення родо-видової ієрархії понять у явній формі.

Фрейми (frames) – ієрархічні структури для опису стереотипної ситуації, що складаються із знань про характеристики цієї ситуації і їх значень. Характеристики називаються слотами, а значення – заповнювачами слотів.

Недоліки фреймових моделей:

- відносно висока їх складність, що збільшує трудомісткість внесення змін в родо-видову ієрархію, і сповільнена швидкість роботи механізму виведення;
- ускладнені процеси обробки виключень, а також управління завершеністю і незмінністю цілісного образу знань.

Семантичні мережі (semantic nets) – навантажені орієнтовні мультиграфи, які, як і фрейми, зручні для представлення концепцій і їх взаємин і є, мабуть, найбільш загальною формою

представлення знань. Основний недолік семантичних мереж полягає у збільшенні часу пошуку із зростанням розмірів мережі і складності обробки виключень.

Логічні моделі (logical model). В основі моделей такого типу лежить формальна система, що задається четвіркою вигляду: $M = \langle T, P, A, R \rangle$, де T – множина базових елементів, P – множина синтаксичних правил, A – множина аксіом, R – множина правил виведення. Застосовуючи до елементів A правила виведення з R , можна отримувати нові синтаксично правильні сукупності, до яких знову можна застосовувати правила з R . Так формується множина сукупностей, що виводиться в даній формальній системі. Основним недоліком логічних моделей є неможливість отримання висновків в областях, де необхідні правдоподібні виведення, коли результат отримуємо з певною оцінкою імовірності його істинності.

Кожен з розглянутих вище методів володіє достатньо потужними методологічними засобами маніпулювання знаннями і пошуку рішень. Однак головним їхнім недоліком, незважаючи на досить широке використання у виробничих експертних системах, є відсутність математичного апарата, здатного описувати дані моделі знань.

На відміну від класичних методів представлення і виведення знань, метод різнорівневих алгоритмічних квантів знань (РАКЗ-метод) [3] дозволяє структурувати знання квантами (порціями) у векторно-матричній, аналітичній і множинній формах, що дає змогу маніпулювати ними за допомогою машинної алгебри.

3. Квантування наукових знань

Як показує аналіз розроблених методів в області штучного інтелекту, наукове знання про досліджуваний об'єкт досить часто розглядається як структурна множина опису його властивостей. Такий принцип в науці називається квантуванням і полягає в диференціюванні цілісного знання на тисячі фрагментів.

Квант розглядається як найменша неподільна смислова порція інформації (первинне поняття, ключове слово, аксіома, означення тощо) [1].

Застосуємо квантову теорію для побудови індивідуальної траєкторії дистанційного навчального курсу. Являючи собою найменшу інформаційну одиницю, над якою у процесі навчання виконують різного роду операції, неподільні кванти дають можливість розробникам програм продуктивно оперувати ними заради досягнення оптимального результату. Справді, будь-яке завдання можна розглядати як множину квантів, які необхідно пропрацювати, і множину операцій, які потрібно виконати над цими квантами. Кожному кванту відповідає декілька операцій і, навпаки, одну і ту ж операцію можна виконувати над різними квантами.

Як відомо, напрям досліджень, що виник в рамках штучного інтелекту і сформувався як самостійна дисципліна, пов'язаний з питаннями пошуку, структуризації, формування і обробки знань, носить назву інженерії знань (Knowledge Engineering). Фахівця предметної області, знання і досвід якого використовуються, називають експертом, а спеціаліста, який займається пошуком і структуризацією знань, – інженером по знаннях. Особлива роль відводиться експертам, оскільки вони розробляють комплексні стратегії обробки інформації, відбирають необхідне, використовують

те, що необхідне в даний час, і зберігають ті дані, які можуть пригодитись у майбутньому. Експерт використовується як інформаційне джерело, вирішувач задач або вчитель.

4. Застосування РАКЗ-методу для побудови індивідуальної навчальної траєкторії

Оскільки модель РАКЗ-методу достатньо тісно пов'язана з проблематикою побудови адаптивних навчальних систем дистанційної освіти, зупинимось більш детально на його суті і адаптуємо його до побудови навчального блоку нашої системи. В основі даного методу покладена теза дослідження зводиться до того, що кожна людина сприймає і відтворює навколишній світ структурно, тобто виділяє в ньому конкретні факти, предмети, процеси, події і скінченне число відношень між ними. Ці структурні одиниці називають квантами. Беручи до уваги дану теорію, під представленням знань розуміють множину достатньо широкого класу δ -квантів знань (δk – знань), над якими здійснюється реалізація формальних операторів і логічних процедур. Такий метод називається δ РАКЗ-методом прийняття рішень [3].

Згідно з теорією даного методу, для дослідження властивостей графа застосовуються так звані алгоритм навчання (АЛНАВЧ) і алгоритм автоматичного квантування (АЛАКВА), за допомогою яких відбувається ітераційний пошук проміжних вершин і ребер графа при відомих вхідних і вихідних вершинах.

Пошук рішення відбувається за допомогою застосування логічних комбінацій до кожного окремого кванта. На початковому етапі будується так звана таблиця емпіричних даних (ТЕД) (яка містить інформацію про різного роду об'єктні ознаки: факти, закономірності, властивості та інш.), кожен елемент якої являє собою висловлювання вигляду

ЯКЩО (логічна комбінація посилань e_i), ТО (наслідок C_j), де $i = 1..k$, $j = k + 1..h$,

з укаванням показників достовірності посилань e_i і імплікацій ($\Rightarrow C_j$).



Рис. 1. Структурна схема адаптивної навчальної системи

Зупинимось детальніше на навчальному модулі, оскільки саме він відповідає за побудову навчальної траєкторії.

За навчальну одиницю виберемо поняття уроку, який розіб'ємо на окремі блоки. Для вивчення будь-якого блоку потрібні деякі знання. Це може бути результат вивчення інших блоків

Наведемо приклад побудови алгоритмічних квантів знань для загальної моделі навчального модуля як структурного компонента адаптивної навчальної системи (рис. 1) [4].

Запропонована навчальна система складається з шести взаємозв'язаних модулів, які відображають дії студента, викладача, системи, а також процеси, що відбуваються в ній.

цього уроку або знання, отримані на іншому уроці, або взагалі з іншої тематики. Результатом вивчення цього блоку, його виходом буде якесь нове знання навчаючого.

Очевидно, що між блоками як структурними одиницями уроку можуть існувати різні зв'язки і відношення. Але основним буде зв'язок по знаннях, яке, будучи сформованим в одному блоці уроку, використовується в іншому.

Отже, схему навчального модуля можна представити у вигляді орієнтованого графа, вершини і сторони якого мають певні властивості [1]:

1. Кожна вершина однозначно подає мінімально можливо самостійну одиницю навчального матеріалу (урок).

2. Кожна вершина характеризується:

- типом – обов'язкова для вивчення або така, що вивчається за вибором студента;
- вагою – унікальна числова величина, яка визначає складність уроку та задає послідовність вивчення матеріалу;
- номерами навчальних блоків, з яких складається урок із указанням їх ваг;
- відсотком новизни знань (нового матеріалу, який подається впродовж даного уроку);
- множиною ключових слів;
- множиною запитань для самоперевірки.

Вершині, що позначає урок більшої ваги, відповідає ланцюг, що з'єднує її з першою вершиною більшої довжини.

Кожна вершина, яка є коренем деякого дерева, – це урок, обов'язковий для вивчення. Вершини одного ієрархічного рівня – це множина уроків однакової ваги, що пропонуються студентів для вивчення за вибором. Висота такого дерева залежить від кількості послідовних уроків, що складають окремий курс.

3. Ребра графа задають відношення між одиницями навчального матеріалу – уроками.

Між кожними двома вершинами графа можливий один із трьох типів відношень:

- 1) ієрархічний (предок – нащадок);
- 2) оглядова послідовність (вперед – назад);
- 3) семантичні відношення (гіперпосилання), що пов'язують уроки, зміст яких володіє смисловою кореляцією.

У кожний урок можна ввести декілька входів (базові знання), а результат останнього блоку і є результатом вивчення даного уроку.

Доцільно завершувати кожен блок перевіркою вихідного знання. Це може бути тест, семінар, завдання, ділова гра і т.п. Більше того, розробник може встановлювати перевірку знань і при вході в блок. Для оцінювання знань можуть використовуватися різні методики. За результатами перевірки знань можливі повернення (повторне вивчення) або перехід навчаючого на наступний урок. Побудувавши таку структуру, можна провести її формальний аналіз з точки зору теорії графів і, відповідно, в першому наближенні отримати якісь грубі, якісні оцінки уроку. Очевидно, що граф має бути зв'язаним і не мати циклів, тобто прямо або побічно весь навчальний матеріал зв'язаний і працює на кінцевий результат. Також можна виділити базові навчальні блоки, звідки виділити посилання і т.п. Таким чином, розглянутий граф може бути інтерпретований як єдина навчальна

система, яка складається з однієї або декількох підсистем. Процес пошуку оптимального рішення для кожного навчаючого, в залежності від його спеціальності, програми навчання, рівня знань і вмінь, будується шляхом багатоступінчатих причинно-наслідкових міркувань. Процес навчання характеризується деякою мірою невизначеності, яка обумовлена врахуванням не тільки кількісних, але і якісних характеристик (наприклад, психологічні особливості учня, його ставлення до навчання, умови, в яких відбувається навчання та ін.). Ці ознаки свідчать про те, що кожен урок можна описати з деяким коефіцієнтом достовірності, який набуває значення з інтервалу $[0,1]$. Звідси випливає неможливість побудови навчальної траєкторії для окремого учня за допомогою відомих чисельних методів. Проте, використовуючи засоби інженерії знань, можна шляхом моделювання кількісними і якісними параметрами бази знань (окремими квантами) змоделювати поведінку учня на кожному кроці навчального процесу.

Дослідження уроку, для якого характерна така невизначеність, обумовлена нечіткістю і неповнотою даних, назвемо дослідженням в умовах навчальної невизначеності, або μ -невизначеності, а відповідні кванти називатимемо μ -РАКЗ-моделями.

Наприклад, вважатимемо, що студент бере участь у деякому адаптивному навчальному курсі, який характеризується скінченною кількістю різнотипних (кількісних і якісних) ознак: x_1, x_2, x_3 (таких, як вага уроку, швидкість проходження уроку, успішність студента), де x_1 – вага уроку, x_2 – швидкість проходження, x_3 – успішність.

Ознака x_1 приймає значення із скінченної множини:

$$X^{(1)} = \{\alpha_1^{(1)}, \alpha_2^{(1)}, \alpha_3^{(1)}\},$$

де $\alpha_1^{(1)}$ – урок низької складності, $\alpha_2^{(1)}$ – урок середньої складності, $\alpha_3^{(1)}$ – урок підвищеної складності.

Ознака x_2 – з множини

$$X^{(2)} = \{\alpha_1^{(2)}, \alpha_2^{(2)}, \alpha_3^{(2)}\},$$

де $\alpha_1^{(2)}$ – низька швидкість проходження, $\alpha_2^{(2)}$ – середня швидкість, $\alpha_3^{(2)}$ – висока швидкість.

Ознака x_3 – з множини

$$X^{(3)} = \{\alpha_1^{(3)}, \alpha_2^{(3)}, \alpha_3^{(3)}, \alpha_4^{(3)}\},$$

де $\alpha_1^{(3)}$ – незадовільно, $\alpha_2^{(3)}$ – задовільно, $\alpha_3^{(3)}$ – добре, $\alpha_4^{(3)}$ – відмінно.

Кожній з множин $X^{(1)}, X^{(2)}, X^{(3)}$ ставляться у відповідність одновимірні числові масиви $d^{(j)}$, які називаються доменами. Тоді окремих урок X як елемент множини (курсу) Ω можна описати n ознаками зі значеннями з множини $Y^{(j)}$ у вигляді числового вектора по доменах (домени виділені двокрапкою):

$$y = (d_1 : d_2 : d_3) = (Y^{(1)}, Y^{(2)}, Y^{(3)}).$$

Множина $Y^{(j)}$ являє собою сукупність ознак:

$$Y^{(1)} = \{\alpha_1^{(1)} | \varphi(\alpha_1^{(1)}), \alpha_2^{(1)} | \varphi(\alpha_2^{(1)}), \alpha_3^{(1)} | \varphi(\alpha_3^{(1)})\},$$

$$Y^{(2)} = \{\alpha_1^{(2)} | \varphi(\alpha_1^{(2)}), \alpha_2^{(2)} | \varphi(\alpha_2^{(2)}), \alpha_3^{(2)} | \varphi(\alpha_3^{(2)})\},$$

$$Y^{(3)} = \{\alpha_1^{(3)} | \varphi(\alpha_1^{(3)}), \alpha_2^{(3)} | \varphi(\alpha_2^{(3)}), \alpha_3^{(3)} | \varphi(\alpha_3^{(3)}), \alpha_4^{(3)} | \varphi(\alpha_4^{(3)})\},$$

де $\varphi(a_i^j)$ – функція достовірності даних подій, що описуються μ -квантами. Як значення цієї функції використовуються показники достовірності (ПД) – φ_i^j , які визначають i -те значення j -ої ознаки. Якщо $\varphi(a_i^j) = 0$, знання вважають за абсолютно недостовірні, а при $\varphi(a_i^j) = 1$ – повністю достовірні. Проміжні значення $\varphi(a_i^j)$ з проміжку $[0,1]$ відображають ступінь довіри або недовіри до відповідних знань.

Як доведено в теорії інженерії квантів знань, для вирішення практичних задач достатньо використовувати термінальні кванти трьох рівнів: 0-го рівня (число, символ) – K_0 , 1-го рівня (вектор) – K_1 , 2-го рівня (матриця) – K_2 .

Побудуємо термінальні кванти для наступної умови: відомо, що деякий студент, який бере участь у дослідженні, характеризується такими значеннями ознак: $x_1 = \alpha_1^{(1)} | .2$ або $x_1 = \alpha_2^{(1)} | .6$ і $x_2 = \alpha_2^{(2)} | .5$ або $x_2 = \alpha_3^{(2)} | .85$ або $x_3 = \alpha_3^{(3)} | .75$ з наступною семантикою: у першому домені ознака x_1 може набувати 1-е або 2-е значення (тобто урок може бути низької складності з показником достовірності 0,2 або середньої складності з показником достовірності 0,6), у 2-му домені – 2-е або 3-є значення і в 3-му – 3-є значення з відповідними показниками достовірності.

Згідно з визначенням, квант 0-го рівня дорівнює [3]

$$k_o \alpha = [V_k^{(p)}(\alpha_1 | \varphi(\alpha_1), \alpha_2 | \varphi(\alpha_2), \dots, \alpha_p | \varphi(\alpha_p))] = \alpha_k | \varphi(\alpha_k),$$

де $V_k^{(p)}$ – функція вибору аргументу; значення α_k з p -мірної сукупності значень $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p\}$.

Тоді для нашої задачі термінальні кванти 0-го рівня будуть:

$$\mu k_o A = [1 | .2, 0, 0], \mu k_o B = [0, 1 | .6, 0], \mu k_o C = [0, 1 | .5, 0] \text{ і т.д.}$$

Такий опис 0-го кванта означає: якщо i -те значення j -ої ознаки визначене, то йому відповідає символічна компонента «1» з указанням величини ПД, розділених вертикальною рискою «|»; якщо значення α_i^j не визначене, то відповідає символічна компонента «0» без указання величини ПД.

Термінальні кванти 1-го рівня:

$$\mu k_1 A = [1 | .2, 0, 0 : 0, 1 | .5, 0 : 0, 0, 1 | .75, 0] \text{ – елементний } \mu \text{-квант,}$$

$$\mu k_1 B = [0, 1 | .6, 0 : 0, 0, 1 | .85, 0 : 0, 0, 1 | .75, 0] \text{ – елементний } \mu \text{-квант,}$$

$$\mu k_1 C = [1 | .2, 1 | .6, 0 : 0, 1 | .5, 1 | .85, 0 : 0, 0, 1 | .75, 0] \text{ – інтервальний } \mu \text{-квант.}$$

Термінальний квант 2-го рівня:

$$\mu k_2 C = \begin{bmatrix} 1 | .2, 0, 0 : 0, 0, 1 | .5, 0 : 0, 0, 1 | .75, 0 \\ 0, 1 | .6, 0 : 0, 0, 1 | .5, 0 : 0, 0, 1 | .75, 0 \\ 1 | .2, 0, 0 : 0, 0, 1 | .85 : 0, 0, 1 | .75, 0 \\ 0, 1 | .6, 0 : 0, 0, 1 | .85 : 0, 0, 1 | .75, 0 \end{bmatrix}.$$

Розглянуті приклади побудови квантів 3-х рівнів дають право стверджувати, що будь-яку навчальну ситуацію можна описати подібними структурами.

Далі, відповідно до загальної постановки задачі квантування [3], вирішення задачі пошуку оптимального рішення виконується у два етапи. На 1-му етапі, використовуючи побудовані термінальні μ -кванти, знаходять яруси порядкової функції сценарного графа (використовують алгоритм Демукрона) для виявлення впорядкованих підмножин вершин (посилань, наслідків), що визначають структуру і зв'язки шуканих μ -квантів. Етап завершується перетворенням початкового графа у впорядкований сценарний граф. На 2-му етапі, застосовуючи відомі алгоритмічні дії суперпозиції, конкатенації, примітивної рекурсії, функцій вибору аргументу та ін., на підставі даних, отриманих на 1-му етапі, будують різномірні μ -кванти багатоступінчатих міркувань, що приводить до пошуку проміжних і вихідних μ -квантів.

Таким чином, індивідуальна траекторія навчання для окремого студента виглядатиме так: залежно від результатів вивчення 1-го уроку (наприклад, результатів тесту), студент потрапляє на другу вершину розглянутого вище орієнтованого графа (2-й урок), яка теж описуватиметься відповідними їй термінальними квантами. Залежно від результатів на другій вершині потрапляє на 3-ю і т.д. Навчання завершується при досягненні структурної повноти графа, тобто, коли початковому графу відповідатиме побудований, що володіє порядковою функцією, в останній вершині якого будуть знаходитися цільові μ -кванти-наслідки (рис. 2).

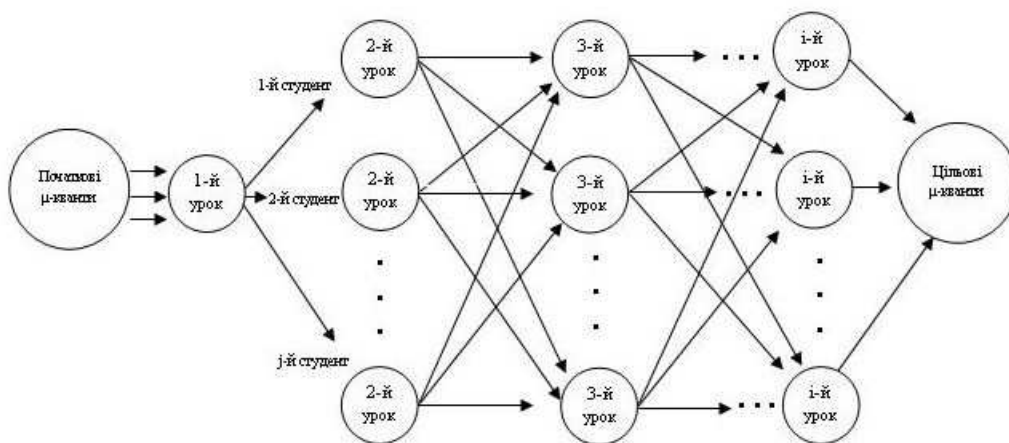


Рис. 2. Навчальна траекторія

5. Висновок

Запропонований метод дозволяє автоматизувати процес побудови індивідуальної структури навчального матеріалу для кожного студента, яка дасть йому можливість у найкоротший час і більш ефективно засвоїти необхідний обсяг знань. Перевага даного методу полягає в тому, що

предикатно-аналітична і векторно-матрична форма представлення знань дає можливість здійснювати машинну обробку інформації засобами алгебри скінченних предикатів і алгоритмічних структур індуктивного пошуку, завдяки чому вирішується задача оптимального управління потоком квантів знань в адаптивній системі дистанційного навчання і контролю знань у процесі вивчення курсу. Слід зазначити, що в даному дослідженні нами розглядались тільки загальні характеристики побудови траєкторії навчання. Насправді, треба враховувати багато інших чинників, які відіграють важливу роль у процесі навчання. Зокрема, це особливості нервової системи студента, його вміння раціонально організувати роботу, кількість звернень до попереднього і довідкового матеріалу, випадковість відповіді і відповідність потенціалу, частка неправильних відповідей і т.д. Дані особливості будуть предметом подальших наших досліджень.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Федорук П.І. Адаптивна система дистанційного навчання та контролю знань на базі інтелектуальних Internet-технологій / Федорук П.І. – Івано-Франківськ: Видавничо-дизайнерський відділ ЦІТ Прикарпатського національного університету імені Василя Стефаника, 2008. – 326 с.
2. Лорьер Ж.Л. Системы искусственного интеллекта / Лорьер Ж.Л. – М.: Мир, 1991. – 568 с.
3. Сироджа И.Б. Квантовые модели и методы искусственного интеллекта для принятия решений и управления / Сироджа И.Б. – К.: Наукова думка, 2002. – 427 с.
4. Федорук П.І. Технологія розробки навчального модуля в адаптивній системі дистанційного навчання та контролю знань / П.І. Федорук // Математичні машини і системи. – 2005. – № 3. – С.155 – 165.

Стаття надійшла до редакції 02.06.2009