

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕВОЛЮЦІЇ ЗАЛИШКОВИХ ЗНАНЬ У ВЕЛИКИХ НАВЧАЛЬНИХ СИСТЕМАХ

В.В. ЯСІНСЬКИЙ, А.О. БОЛДАК

На основі узагальнення результатів інтелектуального опрацювання даних щосеместрового комплексного моніторингу якості підготовки фахівців у НТУУ «КПІ» та моніторингу якості знань слухачів системи доуніверситетської підготовки НТУУ «КПІ», виявлено та досліджено явище самоорганізації залишкових навчальних знань як складного, нелінійного, динамічного процесу. Виявлено й узагальнено його закономірності для короткострокових та довгострокових залишкових знань та встановлено послідовність стадій формування структури цих знань.

ВСТУП

Особливе місце в сучасних системних педагогічних дослідженнях посідають так звані «залишкові навчальні знання» (ЗНЗ), які залишаються в пам'яті випускників через достатньо великі проміжки часу після закінчення навчання у ВНЗ, але роль яких є визначальною в становленні їх як фахівців [1].

Аналіз науково-педагогічної літератури показав, що більшість питань пов'язаних із феноменом ЗНЗ поки що не знайшли необхідного висвітлення та вивчення. Усі відомі педагогічні дослідження обмежуються, як правило, вивченням впливу певних факторів на досягнення найближчого результату — успішного проходження студентами певного виду педагогічного контролю. Достатньо ґрунтовно досліджено лише традиційні види педагогічного контролю залежно від часу його проведення — поточний, тематичний, рубіжний, підсумковий та заключний. Немає чіткого трактування ЗНЗ і в атестаційних та акредитаційних службах. Так, наприклад, відсутні стандартизовані педагогічні контрольні матеріали перевірки якості ЗНЗ навіть із таких базових предметів як математика та фізика, не кажучи вже про блок загальнопрофесійних та профілюючих дисциплін. Нерідко під цим контролем розуміють лише окремі види та форми традиційного контролю. Виникає протиріччя між необхідністю діагностики якості знань студентів під час впровадження нових освітніх стандартів і відсутністю ефективних технологій їх діагностування.

Фактично, ЗНЗ є кінцевою метою діяльності будь-якої навчальної системи. У роботі навчальна система розглядається як велика система [2], в якій формування знань відбувається в результаті інформаційної взаємодії

її структурно взаємозв'язаних і функціонально взаємозалежних компонентів: студентського, соціального, викладацького середовищ та підсистеми моніторингу знань, кожна з яких може розглядатись як самостійна складна система. Складність такої системи зумовлена наявністю багатьох внутрішніх та зовнішніх зворотних зв'язків, а також нелінійністю і слабкою формалізованістю процесів, пов'язаних із формуванням, накопиченням та зберіганням знань, особливо тоді, коли йдеться про великі групи студентів і починає проявлятися синергетичний ефект їх взаємодії.

Мета роботи — виявлення властивостей системи «колективних» залишкових знань, інваріантних до особливостей окремих індивідуумів, навчальних дисциплін та тестів. Дослідження базується на результатах інтелектуальної обробки інформації, яку отримано в результаті багаторічного комплексного моніторингу якості підготовки фахівців у НТУУ «КПІ» за період 2005–2011 р., яким було охоплено близько 50 тис. студентів та більше тисячі дисциплін, а також моніторингу якості залишкових знань слухачів системи доуніверситетської підготовки НТУУ «КПІ», якою за період 1991–2011 р. було охоплено практично всі регіони України та більше 100 тис. слухачів [3].

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИЙ ПІДХІД ДО ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ ЗАЛИШКОВИХ ЗНАНЬ

У роботі [4] у межах синергетичного підходу запропоновано та досліджено математичну модель еволюції розподілу знань у великій навчальній системі. У цій роботі показано, що розподіл пріоритетів відтворення інформаційних квантів навчального потоку, який визначає структуру ЗНЗ, через деякий достатньо великий проміжок часу набуває сталості. Тобто, існує така зв'язна компактна множина структур ЗНЗ (глобальний атрактор у фазовому просторі структур ЗНЗ), до якої збігаються всі фазові еволюційні траєкторії для будь-якої початкової структури.

Експериментальний підхід до визначення ознак глобального атрактора, про який йдеться, полягає в наступному.

Нехай для деякої динамічної системи $S(t)$ існує її відображення в набір характеристик:

$$S(t) \rightarrow \langle \chi_1(t), \chi_2(t), \dots, \chi_n(t) \rangle.$$

Тоді, якщо серед характеристик $\chi_i(t)$, $i = \overline{1, n}$ знайдеться хоча б одна, така, що з часом набуває постійного значення, то це буде свідчити про наявність глобального атрактора. Тобто:

$$\exists i = \overline{1, n} \quad \exists t_i^{\text{кп}} > 0 \quad \forall t > t_i^{\text{кп}} : \chi_i(t) = \text{const} \Rightarrow S(t) \in A,$$

де $t_i^{\text{кп}}$ — оцінка моменту часу переходу системи $S(t)$ в атрактор A за характеристикою $\chi_i(t)$.

Якщо знайдеться ансамбль таких характеристик, то оцінка $t^{\text{кп}}$ може бути уточнена:

$$\exists J \subseteq \overline{1, n} \quad \forall j \in J \quad \exists t_j^{\text{кп}} > 0 \quad \forall t > t_j^{\text{кп}} : \chi_j(t) = \text{const};$$

$$\forall t > t^{\text{кп}} = \max_{j \in J} (t_j^{\text{кп}}) \quad \forall j \in J : \chi_j(t) = \text{const} \Rightarrow S(t) \in A.$$

КІЛЬКІСНЕ ОЦІНЮВАННЯ ЗАЛИШКОВИХ ЗНАНЬ

Кількісна оцінка ЗНЗ здійснюється системою моніторингу навчальних знань і, насамперед, має бути всебічною та об'єктивною.

Взаємодія між компонентами великої навчальної системи має інформаційний характер. Це означає, що система навчальних знань, що складається з інформаційно-семантичних і комутаційних елементів навчального матеріалу, передається від викладацького середовища студентам у вигляді впорядкованого інформаційного навчального потоку, який є матеріальним носієм цих навчальних знань. Під час моніторингу система ЗНЗ, що сформована та збережена в студентському середовищі, також відтворюється у вигляді інформаційного потоку. Кількісна оцінка розбіжності цих інформаційних потоків як матеріальних носіїв системи навчальних знань є характеристикою ЗНЗ та має об'єктивний характер.

Відповідно до зазначеного, з логічної структури матеріалу навчальних дисциплін $d_k, k = \overline{1, l}$ було виділено послідовності викладання найдрібніших одиниць навчального матеріалу (квантів $\langle h_{k,i} \rangle, i = \overline{1, n_k}$, де n_k відповідає кількості квантів навчального матеріалу дисципліни d_k), для кожного з яких було отримано оцінку ступеня його відтворення $\mu_{k,i,j} = \mu_j(h_{k,i}), \mu_{k,i,j} \in [0, 1]$ особою $\alpha_j, j = \overline{1, m}$, що проходила тестування. Індивідуальний інформаційний слід навчального процесу, визначений як послідовність оцінок $T_{k,j} = \langle \mu_{k,i,j} \rangle, i = \overline{1, n_k}$, відображає структуру залишкових знань із навчальної дисципліни d_k індивідуума α_j .

Результати моніторингу, розділені за окремими дисциплінами (k — фіксовано) та групами студентів, можна подати у вигляді традиційної для методів аналітичного опрацювання даних моделі «об'єкт–властивість» [5]:

$$X = (x_{i,j})_{i=1, j=1}^{n,m}, \quad (1)$$

в якій стовпці X^j — індивідуальні інформаційні сліди $T_{k,j}$ для окремих індивідуумів, а рядки X_i — набір значень $\mu_{k,i,j}$ для кванта $h_{k,i}$.

Узгодження індивідуальних даних моніторингу залишкових знань з різних дисциплін здійснюється завдяки індивідуальному нормуванню даних моделі (1):

$$\bar{x}_{i,j} = \frac{x_{i,j} - \min_{i=1, n} (x_{i,j})}{\max_{i=1, n} (x_{i,j}) - \min_{i=1, n} (x_{i,j})},$$

де $\bar{x}_{i,j}$ — нормоване значення для $x_{i,j}$ з (1). Таке нормування, забезпечує вирівнювання масштабів як за рівнем, так і за довжиною індивідуальних інформаційних слідів [6].

Вплив випадкової складової на результати тестування компенсовано завдяки усередненню індивідуальних інформаційних слідів:

$$\bar{T}_k = \langle \bar{\mu}_{k,i} \rangle; \bar{\mu}_{k,i} = \frac{\sum_{l=1}^m \mu_{k,i,l}}{m}, \quad i = \overline{1, n_k}. \quad (2)$$

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ СТРУКТУРИ «КОЛЕКТИВНИХ» ЗАЛИШКОВИХ ЗНАНЬ

«Колективні» інформаційні сліди \bar{T}_k є кількісними оцінками теоретичної моделі розподілу пріоритетів відтворення інформаційних квантів навчального потоку. Мета експериментальних досліджень полягає у виявленні таких ознак геометричної форми цих слідів, які через деякий достатньо великий проміжок часу набувають сталості.

Дослідження характеристик геометричної форми узагальненого інформаційного сліду подано у вигляді кумуляти:

$$C_k = \langle c_{k,i} \rangle; c_{k,i} = \sum_{l=1}^i \bar{\mu}_{k,l}, \quad i = \overline{1, n_k}, \quad (3)$$

пов'язане з виявленням такого розбиття:

$$\pi(\bar{T}_k) = \langle T_{k,1}, T_{k,2}, \dots, T_{k,r} \rangle, \quad T_{k,l} \subseteq \bar{T}_k, \quad l = \overline{1, r} \quad \forall l_1, l_2 = \overline{1, r} \quad l_1 < l_2 \Rightarrow h_{k,l_1} < h_{k,l_2},$$

для якого виконується умова $\sum_{\mu_{k,p} \in T_{k,l}} (\bar{\mu}_{k,p} - M(\bar{\mu}_{k,p}))^2 \rightarrow \min$, де $M(\bar{\mu}_{k,p})$ —

математичне очікування оцінки $\bar{\mu}_{k,p}$ у сегменті $T_{k,l}$ усередненого сліду (2).

Наведена вище умова відповідає виділенню неперервних проміжків оцінок $\bar{\mu}_{k,p}$, які утворюють найкращу кусочно-постійну апроксимацію усередненого сліду (2), або найкращу кусочно-лінійну апроксимацію кумуляти (3). Запропоновано ітераційний спосіб визначення такої апроксимації для заданого числа інтервалів r , який формує границі інтервалів $t_{j,j+1}^i$ відповідно до виразу: $t_{j,j+1}^i = \arg \min_{\bar{\mu} \in T_j^{i-1} \cup T_{j+1}^{i-1}} (K(T_j^{i-1} \cup T_{j+1}^{i-1}))$, де i відповідає кроку

алгоритму, а $K(T_j^{i-1} \cup T_{j+1}^{i-1})$ є критерієм відхилення апроксимуючого лінійного сегмента від кумуляти.

У результаті дослідження гістограми розподілу найкращої кількості інтервалів розбиття, яка відповідає точці перегину залежності $K(r)$ (рис.1, а), для всієї вибірки вихідних даних (для окремих груп студентів та окремих навчальних дисциплін) (рис.1, б), встановлено, що структуру усередненого інформаційного сліду визначає розбиття на 5 сегментів, які якісно характеризують його геометричну форму.

Тобто, структуру усередненого інформаційного сліду можна подати як п'ятірку $S_k = S(\bar{T}_k) = \langle s_1, s_2, s_3, s_4, s_5 \rangle$, в якій $s_i = \sum_{\bar{\mu} \in T_i} \bar{\mu} / |T_i|$, $i = \overline{1, 5}$.

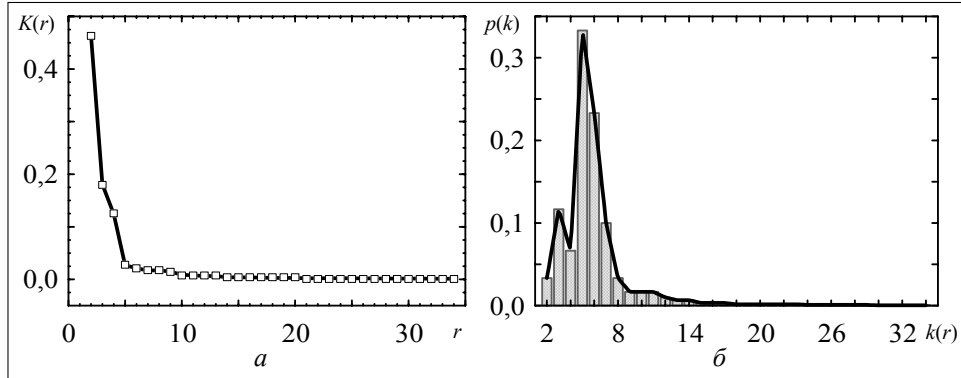


Рис. 1. Залежність похибки апроксимації від кількості інтервалів розбиття: *a* — типова залежність $K(r)$; *b* — гістограма розподілу найкращої кількості інтервалів розбиття для всієї вибірки

У результаті досліджень встановлено, що для кожного з інтервалів T_k , $k = \overline{1,5}$, на яких визначена структура, спостерігається її рекурентне повторення на макрорівні. Також для впорядкованої за обсягом залишкових знань послідовності s_k , $k = \overline{1,5}$ має місце співвідношення: $\sum_{k=1}^3 V_k \approx 67\%$.

У випадку, коли структури S_k розглядаються як вектори з нормою $\|\vec{S}_k\| = \sqrt{\sum_{i=1}^5 (s_{k,i})^2}$, близькість структур S_k та S_l можна оцінити як відстань $d(S_k, S_l) = \|\vec{S}_k - \vec{S}_l\|$, де $\vec{S}_k = \vec{S}_k / \|\vec{S}_k\|$, $k = \overline{1,5}$ — нормовані структури, а за ступень структурованості інформаційного сліду прийняти величину $L(S) = d(S_0, S)$, де $S_0 = \left\langle \frac{1}{\sqrt{5}}, \frac{1}{\sqrt{5}}, \frac{1}{\sqrt{5}}, \frac{1}{\sqrt{5}}, \frac{1}{\sqrt{5}} \right\rangle$ є структурою з найслабкішим проявом геометричної форми.

У результаті кластерного аналізу структур методом k -середніх [7] (рис. 2) виділено типові структури короткострокових та довгострокових залишкових знань.

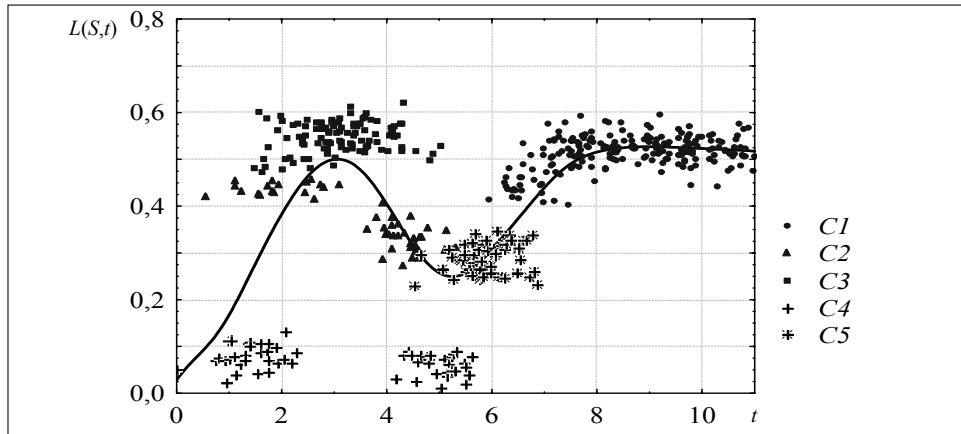


Рис. 2. Залежність структури (5 кластерів) та ступеня структурованості усередненого сліду від часу

Таким чином, на рис. 2 можна спостерігати дві стійкі структури: перша з них, яка відповідає інтервалу часу від 2 до 4 відліку, є проміжною, а друга (починаючи з 7 відліку), відповідно до прийнятого підходу, відповідає глобальному атрактору в фазовому просторі структур ЗНЗ. Це дає підстави для визначення послідовності стадій $T_0, T_1, T_2, T_3, T_4, T_5$, які відповідають процесу формування структури ЗНЗ (рис. 3).

Як видно з рис. 3, стадії T_2 та T_5 відповідають найбільшій виразності структури, на стадії T_3 та T_4 відбуваються процеси реструктуризації залишкових знань.

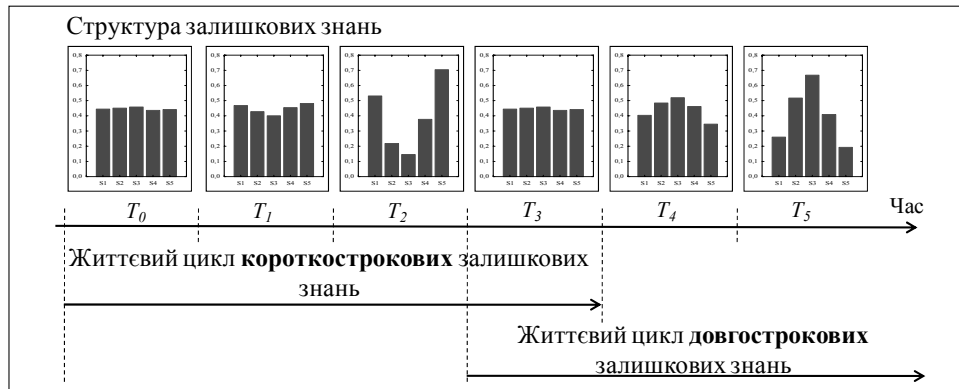


Рис. 3. Стадії формування структури залишкових знань

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МІЦНОСТІ ЗАЛИШКОВИХ ЗНАНЬ

«Коллективні» інформаційні сліди навчального потоку можна використати для кількісного оцінювання обсягу та міцності ЗНЗ.

У результаті дослідження динаміки обсягу залишкових знань

$$V_k = \frac{\sum_{i=1}^{n_k} \bar{\mu}_{k,i}}{n_k},$$

де V_k — відносний обсяг залишкових знань, який приймає значення з діапазону $[0, 1]$; $\bar{\mu}_{k,i}$ — усереднена міра відтворення інформаційного кванта $h_{k,i}$ з усередненого сліду \bar{T}_k ; n_k — кількість квантів у сліді \bar{T}_k , встановлено, що класична модель «кривої забування» Еббингауза [8]:

$$V(t) = V_0 e^{-t/\alpha}, \quad (4)$$

де V_0 — відповідає засвоєному обсягу знань, а стала α характеризує повільність процесів забування та залежить від багатьох факторів, добре описує динаміку обсягу залишкових знань лише на початкових стадіях.

Параметри моделі (4), оцінені методом найменших квадратів на вибірці з 140 узагальнених слідів (рис. 4), які відповідають проміжку часу від нульового до четвертого відліку, мають значення: $V_0 = 0,92$, $\alpha = -0,24$.

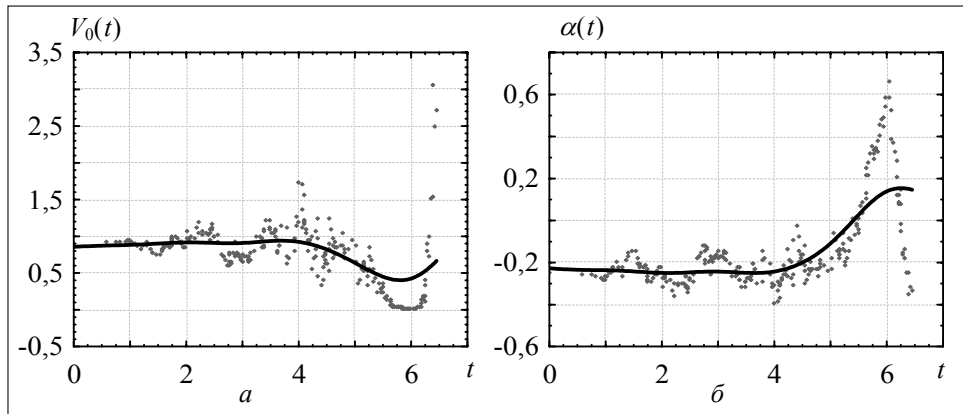


Рис. 4. Залежність параметрів моделі (7) від часу: а — залежність $V_0(t)$; б — залежність $\alpha(t)$

Виходячи з рис. 5, можна стверджувати, що на пізніх стадіях обсяг залишкових знань перевищує оцінку, яку дає крива (4), а також спостерігається періодичний затухаючий процес.

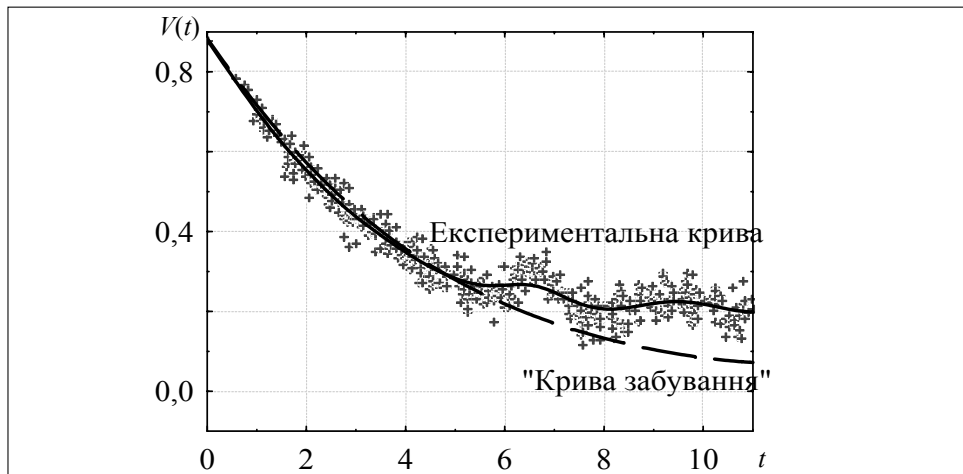


Рис. 5. Порівняння експериментальної кривої $V(t)$ та «кривої забування»

Встановлено, що на кожному з інтервалів T_k , $k = \overline{0,5}$ (рис. 3) швидкість спадання $V(t)$ є майже постійною та для міцності залишкових знань має місце таке співвідношення: $0 < \Delta_0 < \Delta_1 < \Delta_2 < \Delta_3 < \Delta_4 < \Delta_5$, де Δ_k , $k = \overline{0,5}$ — оцінка $\frac{dV(t)}{dt}$ на інтервалі I_k , а для довжин інтервалів T , $k = \overline{0,5}$ справедливі співвідношення:

$$T_0 < T_1 < T_2; T_3 < T_4 < T_5; T_0 < T_2; T_1 < T_4; T_2 < T_5.$$

ВИСНОВКИ

Запропоновано підхід до кількісної оцінки системи залишкових знань, який ґрунтується на оцінках міри розбіжності вихідного інформаційного навчаль-

ного потоку та його «сліду» як матеріальних носіїв системи навчальних знань. У межах цього підходу запропоновано кількісну міру ступеня відтворення «найдрібнішої» інформаційної одиниці (кванта) вихідного навчального потоку та модель його «сліду», яка дозволяє експериментально досліджувати як рівень, так і структуру залишкових навчальних знань.

Виявлено ознаки проміжної та глобальної стійких структур, які інваріантні до особливостей окремих індивідуумів, навчальних дисциплін та тестів. Ці ознаки дозволяють якісно відрізнити короткострокові та довгострокові залишкові знання, а також визначити 6 стадій еволюції системи залишкових знань. Встановлено, що залежність обсягу залишкових знань від часу описується класичною «кривою забування» Еббінгауза лише для короткострокових залишкових знань. Для довгострокових знань оцінка їх обсягу згідно з цією моделлю є заниженою. Досліджена динаміка та встановлена експериментальним шляхом синхронність процесів дисипації рівня знань та формування їх структури дозволяє уточнити тривалість стадій еволюції системи залишкових знань.

Отримані результати дозволяють сформулювати нову педагогічну категорію «Залишкові навчальні знання», яка може ефективно використовуватися під час вирішення таких задач оптимізації процесу моніторингу якості навчального процесу, як розробка експрес-тестів для ідентифікації фаз еволюції та знаходження верхньої та нижньої меж рівня залишкових знань; розробка комплексних тестів для перевірки залишкових знань на різних фазах їх еволюції; розробка методик узгодження оцінок залишкових знань для різних фаз їх еволюції.

ЛІТЕРАТУРИ

1. Ясінський В.В. Системне моделювання процесів накопичення і дисипації знань // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2007. — № 3. — С. 111–121.
2. Згуровський М.З., Панкратова Н.Д. Системний аналіз. Проблеми, методологія, застосування. — К.: Наук. думка, 2011. — 726 с.
3. Ясінський В.В. Матеріали дванадцяти турів комплексного моніторингу якості підготовки фахівців в НТУУ «КПІ». — К.: Політехніка, 2011. — 216 с.
4. Ясінський В.В. Задача прогнозування і керування процесом еволюції знань у складних навчальних системах // Наук. вісті. — 2011. — № 6. — С. 79–83.
5. Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных: справ. изд. — М.: Финансы и статистика, 1983. — 471 с.
6. Згуровский М.З., Болдак А.А. Системное согласование данных разной природы в мультидисциплинарных исследованиях // Кибернетика и систем. анализ. — 2011. — 46, № 5. — С. 152–163.
7. Hartigan J.A., Wong M.A. A k-means clustering algorithm // Applied Statistics. — 1979. — № 28. — С. 100–108.
8. Schacter D. The seven sins of memory. — Boston: Houghton Mifflin, 2002. — 272 p.

Надійшла 01.03.2012