

УДК 004.38:37(045)

+ 2973,233 - 018.2 + 050p - 366666

система обучения компьютерная
система обучения динамическая
управление базой знаний
способ управления экспертом.В.П. Шибильский, канд. техн. наук, доц.
(Національний авіаційний університет)А.І. Ісак, асп.
(Національний авіаційний університет)**✓ ЕКСПЕРТНИЙ СПОСІБ КЕРУВАННЯ БАЗОЮ ДИДАКТИЧНИХ ЗНАТЬ
У КОМП'ЮТЕРНІЙ СИСТЕМІ НАВЧАННЯ**

Запропоновано експертний спосіб керування базою дидактичних знань комп'ютерної системи навчання операторів. Розглянуто динаміку процесу декларування знань системою, моделі засвоєння та збереження знань оператором.

У теорії технічних систем навчання розроблено різні концепції керування процесами підтримки чи зміни в необхідному напрямку елементів знань (координат, що спостерігаються системою) щодо заданих еталонів комп'ютерної бази знань [1; 2]. Під динамічною системою навчання будемо розуміти інформаційний процес декларування знань системою та обробки знань оператором, описуваний лінійним диференціальним рівнянням.

У роботах із дослідження процесів переробки інформації операторами машинних комплексів наведено моделі засвоєння та зберігання інформації у вигляді диференціального рівняння першого порядку. Поширення одержали стохастичні моделі навчання Р. Аткинсона, Р. Буша, А.П. Свиридова. Згідно з цим імовірнісним уявленням модель навчання парним асоціаціям має вигляд:

$$P(x_n = 1) = (1 - c)^{(n-1)}(1 - g),$$

де $P(x_n = 1)$ – імовірність помилки в n -й пробі; x_n – випадкова величина; n – номер проби; c – імовірність стану; g – імовірність правильного угадування в стані c .

Математична модель збереження потоку інформації I надходить від джерела:

$$dI/d\tau = q - \mu/T(I - I_\infty),$$

де q – швидкість подачі інформації джерелом; μ – коефіцієнт забування; T – стала часу процесу збереження інформації; I_∞ – рівень інформації через досить великий проміжок часу.

Значення величин μ і I_∞ отримано в ході різних експериментів і мають узагальнюючий характер. Існуючі моделі навчання [3] описують складові процесів засвоєння й збереження інформації у пам'яті оператора без урахування їхньої єдності.

Сучасні інформаційні технології [2; 4] дозволяють побудувати інформаційні моделі в комп'ютерній системі навчання з урахуванням моделі оператора як об'єкта керування на різних етапах навчання. Для цього визначимо основні принципи побудови інформаційної моделі навчання на підставі традиційної дидактичної системи з дисципліни [5].

Виходячи з класифікації оцінок ("погано", "задовільно", "добре", "відмінно"), ті, яких навчають, були розбиті на групи. Перша група, що показала незадовільні результати, особливо-го інтересу не становить, а аналіз трьох інших груп дозволив виявити цікаву закономірність.

Наведені графіки перехідних процесів [5], що спостерігалися, різні для трьох типів об'єктів навчання при однаковому за величиною й тривалістю керуючому впливі (рис. 1).

У теорії інформаційних систем процес навчання розбито на етапи: декларування знань технічною системою та обробки і збереження знань оператором [6; 7]. На підставі аналізу отриманих залежностей, що характеризують інформаційний процес навчання, можна зробити такі висновки:

– інформаційний процес складається з таких етапів: декларування знань (лекція 90 хв), практичної роботи оператора з засвоєння знань (лабораторна робота 90 хв), самостійної роботи з дисципліни;

– для досягнення об'єктами керування заданого рівня знань потрібна розробка алгоритмів формування комп'ютерною системою керуючого впливу (змістовних одиниць знань) різної тривалості та інформаційної насиченості;

– швидкості процесів засвоєння й збереження знань характеризують психологічний тип і припускають динамічну модель об'єкта керування з урахуванням другої похідної змінної спостереження, яка б дозволила розробити узагальнюючу модель оператора в комп'ютерній системі навчання для опису процесу збереження знань.

Для вирішення задачі керування слабоформалізованим процесом навчання розглянемо модель динамічної системи, в якій спостережними координатами є елементи знань на різних етапах навчання. Стан динамічної системи навчання в заданий момент часу описується багатовимірними керуючим $u(t)$ і вхідним $y(t)$ векторами з елементами $u_i(t)$ і $y_i(t)$ відповідно. При цьому вводиться вектор $x(t)$ змінних станів з елементом $x_i(t)$ і визначена розмірність p – вхідного простору, m – вихідного простору і n – порядок системи.

Структурування заданих просторів дозволяє описати динаміку системи в такий спосіб:

$$\frac{dx(t)}{dt} = \Phi(x(t), y(t)), \quad t \in [t_0, t];$$

$$u(t) = F(x(t)),$$

де t – показник часу (безперервний чи дискретний).

Векторами функції Φ, F є статичні нелінійні перетворення:

$$\Phi: R^n \times R^n; \Phi: \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \\ y_1 \\ \vdots \\ y_p \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \varphi_1(x_1, \dots, x_n, y_1, \dots, y_p) \\ \vdots \\ \varphi_n(x_1, \dots, x_n, y_1, \dots, y_p) \end{pmatrix},$$

$$F: R^n \rightarrow R^m; F: \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} u_1 = f_1(x_1, \dots, x_n) \\ \vdots \\ u_m = f_m(x_1, \dots, x_n) \end{pmatrix},$$

де R – пошуковий простір дійсних чисел.

Іншою формою є дискретний опис динамічної системи з уведенням інтервалу дискретизації t_0, t_1, t_2, \dots , де $t_{i+1} = t_i + \Delta t$, а вектори $x(t_k), y(t_k)$ і $u(t_k)$ так само, як $x(t), y(t)$ і $u(t)$ відповідно. Динаміку системи можна описати традиційними різницевиими рівняннями:

$$(x(k+1) - x(k)) / \Delta t = \Phi(x(t), y(t));$$

$$u(k) = F(x(k)).$$

У цій системі значення вектора x у точці $k+1$ є першою похідною, яка обчислена чисельно з кроком Δt , що дорівнює одиниці для ненульового початкового значення цього вектора в точці k .

Розбиваємо процес навчання на декларування знань системою та накопичення й збереження знань групою операторів. Математична модель засвоєння й збереження інформації групою операторів повинна поєднувати ці частини процесу.

На рис. 2 наведено графік зміни рівня знань у процесі навчання групи операторів. Цей процес має три етапи: процес декларування знань ($0 < t_i < t_0$), процес засвоєння знань ($t_0 < t_i < t_1$), процес збереження знань ($t_1 < t_i < t_3$). Під час побудови моделей цього процесу потрібне визначення змінної, яка б зв'язувала ці процеси в єдине ціле.

Для параметричного синтезу ерготичної системи навчання зафіксуємо значення функції $y(t)$ і її похідних у межових точках процесів і сформуємо систему алгебричних рівнянь:

$$\begin{bmatrix} x''(t_1) & x'(t_1) & x(t_1) \\ x''(t_2) & x'(t_2) & x(t_2) \\ x''(t_3) & x'(t_3) & x(t_3) \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} k_2 \\ k_1 \\ k_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(t_1) \\ y(t_2) \\ y(t_3) \end{bmatrix}. \quad (1)$$

У системі (1) дійсні значення $x''(t_2), x''(t_3), x'(t_3)$ не можуть бути визначені безпосередньо в результаті експерименту. Ці значення можна прогнозувати на основі критеріїв стійкості процесу керування, що передбачає невід'ємні елементи вектора $[k_0, k_1, k_2]$. Практичний процес

декларування, засвоєння та збереження знань відповідає математичній моделі з правими різницями для аргументу змінної, яка спостерігається. У разі прогнозування другої похідної можна користуватися центральними або лівими різницями для аргументу змінної.

Вирішуючи систему рівнянь, знаходимо значення вектора $[k_0, k_1, k_2]$, на підставі якого можна побудувати математичну модель у вигляді диференціального рівняння, що описує процес засвоєння й забування інформації оператором і дозволяє прогнозувати тривалість збереження знань та їх рівень. Вхідний вплив $y(t)$ являє собою прямокутний імпульс і описується функцією:

$$y(t) = \begin{cases} 1 & \text{при } 0 < t < t_0; \\ 0 & \text{при } t_0 < t < \infty. \end{cases}$$

Задачу формування моделі оператора можна вирішити на основі методу сплайнів [3] для обчислення значень $x''(t_2)$, $x''(t_3)$, $x'(t_3)$. Оскільки ця задача є дуже складною [5], то для спрощення моделі обмежимося лінійним законом зміни другої похідної на заданому інтервалі спостережуваної змінної, яка характеризує процес навчання оператора. У результаті математична модель сплайн-інтерполяції значно спрощується:

$$\left[\frac{(t_j - t)^3}{6h_j} - \frac{h_j(t_j - t)}{6} \right] k_{j-1} + \left[\frac{(t - t_{j-1})^3}{6h_j} - \frac{h_j(t - t_{j-1})}{6} \right] = \\ = \varphi(t) - x(t_{j-1}) \frac{(t_j - t)}{h_j} - x(t_j) \frac{(t - t_{j-1})}{h_j}; \quad (2)$$

$$\left[\frac{(t_j - t)^2}{2h_j} + \frac{h_j}{6} \right] k_{j-1} + \left[\frac{(t - t_{j-1})^2}{2h_j} - \frac{h_j}{6} \right] k_j = \varphi(t) - \frac{x(t_{j-1}) - x(t_j)}{h_j};$$

$$h_j = t_j - t_{j-1}, \quad \varphi(t) \Big|_{t=t_j} = x_j \quad j = 1, \dots, N.$$

Розв'язання системи (2) дозволяє обчислити значення коефіцієнтів k_{j-1} , k_j сплайн-інтерполяції. Обчислення цих коефіцієнтів є математичною основою комплексної моделі поведінки оператора, яка враховує поєднання всіх етапів інформаційного процесу навчання, особливо збереження інформації в пам'яті того, якого навчають. Коефіцієнти k_{j-1} , k_j характеризують психологічний тип, індивідуальні особливості та здібності оператора. Як приклад розглянемо модель процесу навчання, який складається з етапів декларування ($0 < t < 1$) та засвоєння знань ($1 > t > 2$) оператора (рис. 3, а). У результаті цього процесу за 2 год оператор підвищив свої знання від 0,5 до 0,7 умовних одиниць динамічної шкали оцінювання.

Для вирішення задачі керування процесом навчання була побудована функція $\varphi''(t)$, яка дозволяє прогнозувати поведінку оператора на інтервалі $0 < t < 2$ (рис. 3, в). Ця оцінка була невідомою і прогнозувалася нами при побудові моделі оператора в формі диференціального рівняння другого порядку. На основі цього можна стверджувати, що модель сплайн-інтерполяції більш інформативна в порівнянні з диференційною моделлю.

Для реалізації розроблених моделей у комп'ютерних системах навчання (КСН) застосуємо принципи нейрокерування [8; 9]. Закон керування в такій системі реалізує обчислювальний пристрій – нейроконтролер [8], побудований на основі структурної моделі нейрона (рис. 4).

Сигнали $x_i \in X$, що надходять на вхід нейрона, множаться на вагові коефіцієнти $w_i \in W$, які називають синоптичними [8] вагами. Далі вони підсумовуються і результуючий сигнал, зсунутий на величину w_0 , подається на вхід двополюсної компоненти, що реалізує активаційну функцію нейрона. Функція $y = f(s)$ звичайно має імпульсний вид, тобто вихідний сигнал у з'являється тоді, коли сумарний вхідний вплив s перевищує деяке критичне значення. В алгоритмах навчання штучної нейронної мережі використовують лінійну, радіально-симетричну та інші активаційні функції [9]. У дидактичних системах актуальним є застосування експертно-заданої активаційної функції.

Для вирішення задач керування процесом навчання операторів необхідно навчити нейроконтролер дотримувати заданий закон керування. Як основний дидактичний підхід до організації процесів навчання в комп'ютерній системі покладемо принцип тест-сигналів.

Принцип тест сигналів полягає у встановленні однозначно-відповідних відношень елемента дидактичних знань і системи тестових питань.

Елемент бази дидактичних знань має бінарне відношення до відповідної системи тестових питань, яке задається експертно. Весь процес навчання задається нами експертно і може мати вигляд дерева з різними рівнями складності елементів знань, які декларуються системою залежно від рівня підготовки оператора (рис. 5).

В алгоритмах навчання в нейронній мережі використовуємо еталони у формі бінарних інформаційних сигналів змістових одиниць знань та системи тестових питань як елементів вхідного і вихідного векторів об'єкта керування в контрольних точках процесу. Традиційний шаблон Θ містить у собі вектор вхідних інформаційних сигналів $\vec{X} = (\vec{X}_1, \vec{X}_2, \dots, \vec{X}_v)$ змістових одиниць знань із кількістю V входів і відповідний йому вектор бажаних вихідних сигналів $D = (D_1, D_2, \dots, D_z)$ відповідей оператора на систему тестових питань із кількістю Z виходів мережі. На кожному k -му кроці процесу навчання на вхід мережі подаються дані шаблону й обчислюється помилка $e = \|Y_i - D_i\|^2$ між фактичним $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_z)$ і бажаним $D = (D_1, D_2, \dots, D_z)$ виходом мережі. Під нормою $\|\cdot\|$ розуміємо евклідову відстань між векторами Y_i і D_i .

З метою формування закону керування на одному комп'ютерному циклі процесу навчання з загального сценарію всього процесу розглянемо структурну модель процесу навчання штучної нейронної мережі (рис. 6). Комп'ютерний цикл процесу навчання складається з таких тактів:

- тестування системою початкового рівня знань оператора і визначення w_0 ;
- ініціалізація системою змістових одиниць знань, які відповідають рівню підготовки оператора;
- декларування системою змістових одиниць знань згідно з експертно-заданим сценарієм навчання;
- тестування стану оператора системою тестових питань, які мають бінарне відношення до визначеної системи знань;
- виконання орієнтовної послідовності дій із вирішення навчальних завдань, які відповідають етапу збереження знань і визначення параметра x_{k+1} ;
- прийняття рішення про рівень засвоєння знань та ініціалізацію таких змістових одиниць знань із комп'ютерної бази знань.

Об'єктом керування P даної системи є інерційний елемент другого порядку (модель оператора). Закон керування $u_{k+1} = NC(x_k, x_{k-1}, u_k)$ формується нейроконтролером NC для визначення нового тест-сигналу. Для розв'язання задачі керування обраний один нейрон з активаційною функцією

$$u = \exp\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0\right).$$

Розповсюджена матрична модель [6; 10] системи визначила розвиток аналітичних методів проектування систем, алгоритмів аналізу і синтезу в алгебрі матриць [6].

Для заданої структурної системи (рис. 6) пропонується матрична математична модель на одному $k+1$ такті дискретизації. Модель передбачає наявність вхідного впливу u_k , а також значень вагових коефіцієнтів w_0, w_2, w_3 , які обчислюються та запам'ятовуються системою на попередніх k -му та $k-1$ тактах дискретизації:

1	f	
	1	1
$w_1 P^{-1}$		1

 \times

s
u_{k+1}
α

 $=$

$w_0 + r_2 + r_3$
0
y_k

де $r_2 = w_2 x_k$; $r_3 = w_3 x_{k-1}$.

Систему керування процесом навчання можна зобразити сукупністю об'єкта керування оператора чи групи операторів і КСН. Сигналами керування є елементи знань, генерованих КСН дискретно у визначені моменти часу. Під час моделювання процесу навчання КСН оцінює значення параметрів об'єкта керування і формує сигнали керування з урахуванням перешкод у системі навчання (рис. 1).

Вплив на людину зовнішнього середовища і різних внутрішніх факторів може бути описано функцією

$$Q = Q(q_1, \dots, q_n, \Omega),$$

де q_1, \dots, q_n – фактори зовнішнього середовища (тиск, температура); Ω – психоемоційний стан людини.

Комп'ютерна система навчання вирішує задачу лінійного оцінювання реакції $\{X\} = \{X_1, \dots, X_m\}$ оператора на потік $\{Y\} = \{Y_1, \dots, Y_n\}$ інформаційних об'єктів із бази знань і формує керуючий вплив у формі елемента (змістової одиниці) дидактичного знання (рис. 7).

Сучасні комп'ютерні системи є універсальним засобом проектування й реалізації систем навчання [8].

Програмні й технічні можливості ПК дозволяють реалізувати функції керування процесом навчання за допомогою спеціальної програми – інтелектуального регулятора (рис. 8).

При цьому цільовою функцією керування процесом навчання є оцінювання стану оператора й формування керуючих впливів у системі навчання. Блок оцінки станів в інтелектуальній системі навчання реєструє рівень знань оператора щодо експертно-заданої еталонної структури знань і реалізований у вигляді програмного модуля. Система керування базою даних за результатами контролю знань формує запит і генерує за заданим правилом керуючий вплив (ІО) визначеного рівня складності. Закон керування забезпечується підсистемою логічного висновку (рис. 9) за допомогою генератора керуючих впливів.

Зміна структури регулятора за задалегідь заданим законом залежить від аналізу умови перебігу процесів і значення відхилення регульованої величини та її похідних. Подібну зміну структури зумовлене не самоорганізацією, а нелінійними законами регулювання в оптимальних автоматичних системах.

До системи керування, що самоорганізовується процесом навчання, має бути включений логічний аналізатор для забезпечення в певних межах заданої якості. Задана якість керування забезпечується формуванням адаптивного потоку з еталонної структури H дидактичних знань відповідно до поточного рівня підготовки оператора (групи операторів).

Програмне налаштування параметрів регулятора в інтелектуальній системі навчання складається з алгоритмічних дій (рис. 10). У режимі навчання фіксується номер J теми і викликається процедура ініціалізації початкових параметрів моделі оператора $\text{Init}(Y_{m0}, R)$, де Y_{m0} – початковий рівень навченості, R – рівень складності матеріалу, і формується відповідний набір ІО.

Процедура $\text{Analiz}(IO(I, R), K(I))$ здійснює аналіз поточного ІО, де I – номер поточного ІО; $K(I)$ – коефіцієнт насиченості новою інформацією досліджуваного матеріалу. Після обробки ІО аналізується його параметр $K(I)$. Якщо $K(I) \geq K1$, де $K1$ – допустиме значення рівня насиченості матеріалу новими поняттями, то початковий рівень знань оператора дорівнює нулю: $Y0(I) = 0$. У супротивному разі тому, кого навчають, пропонується виконати контрольне завдання $\text{Test}(IO(I, R), \mu)$, за результатом якого формується оцінка знань, $Y0(I) = \mu$.

Перед генерацією (виведенням на екран дисплея) навчального впливу $IO(I, R)$ лічильник часу встановлюється в нульове положення $T0 = 0$, а після закінчення процесу декларування ІО фіксується час керуючого впливу $T0 = \text{Timer}$.

Далі оператор виконує контрольне завдання $\text{Test}(IO(I, R), \mu)$ і фіксує максимально досягнутий рівень знань $Ym(I) = \mu$ і час Tz , витрачений на відповідь.

Для ухвалення рішення про продовження навчання виконують аналіз μ . У випадку неуспішного результату генерується навчальний вплив на більш адаптивному рівні.

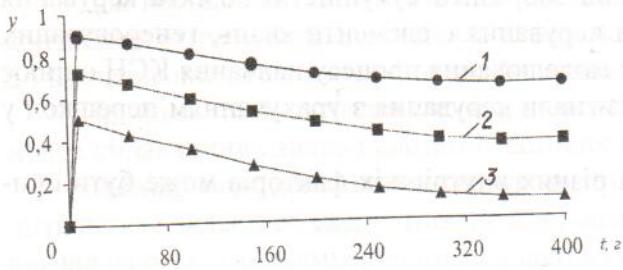


Рис. 1. Процес збереження інформації в пам'яті операторів залежно від оцінки: 1 – “відмінно”; 2 – “добре”; 3 – “задовільно”

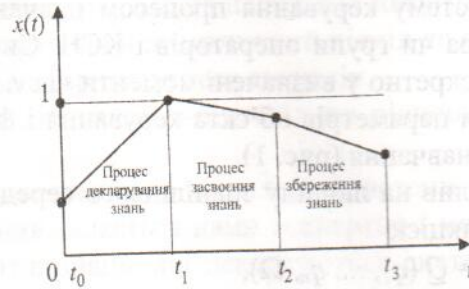


Рис. 2. Зміна стану рівня знань у процесі навчання

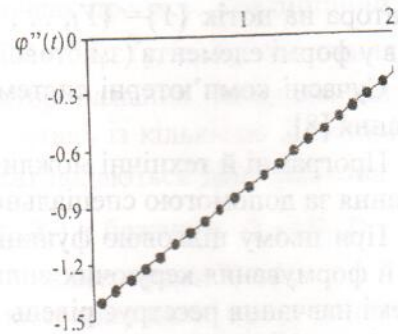
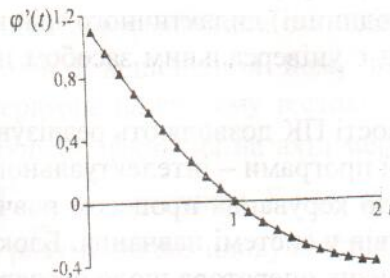
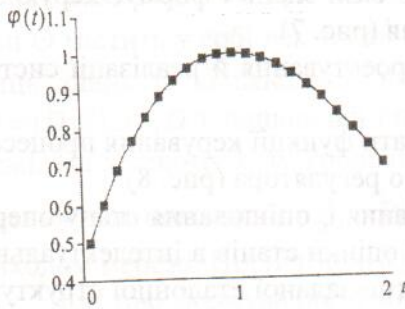


Рис. 3. Функція $\varphi(t)$ засвоєння та збереження знань: а – модель процесу навчання; б – зміна першої похідної; в – розв'язок задачі керування

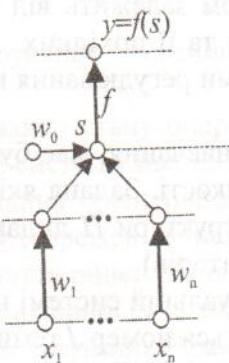


Рис. 4. Структурна модель нейрона

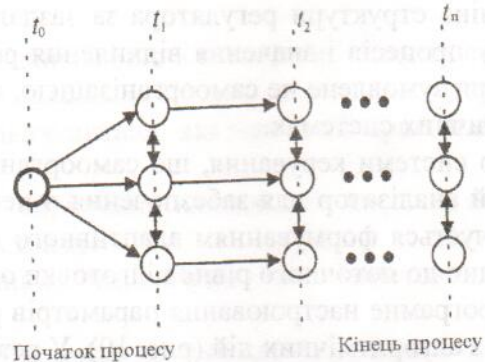


Рис. 5. Структура процесу декларування знань

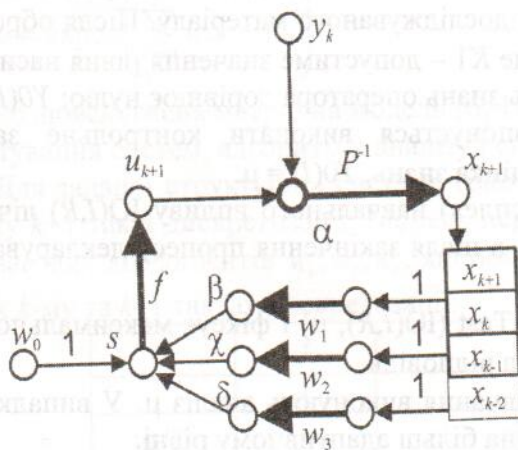


Рис. 6. Сигнальний граф системи керування

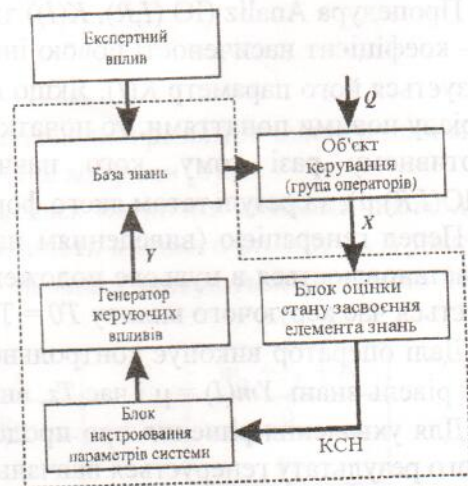


Рис. 7. Структура ерготичної системи навчання

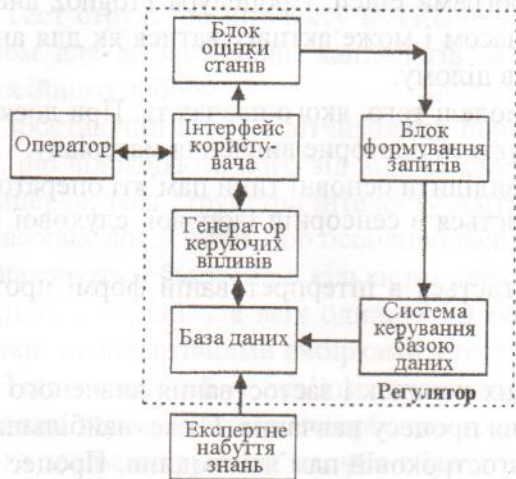


Рис. 8. Система автоматичного керування процесом навчання



Рис. 9. Самоналагоджувана система керування

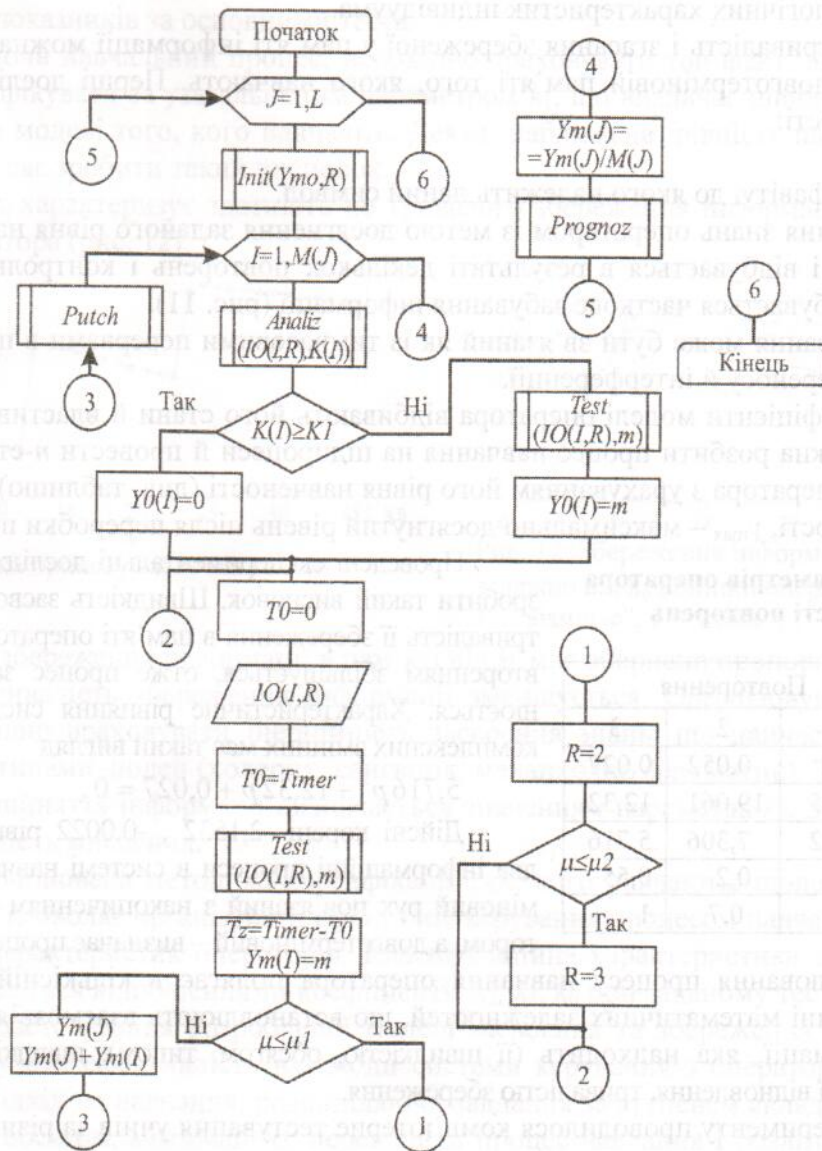


Рис. 10. Алгоритм керування процесом навчання

Процес генерації чергового ІО здійснює підпрограма Putch. Процедура Prognoz аналізує залежність $y(t)$ рівня знань того, якого навчають, з часом і може активізуватися як для аналізу рівня знань за даним ІО, так і для прогнозу за темою в цілому.

Зведення про процес навчання зберігаються в моделі того, якого навчають. При досягненні рівня знань нижче критичного значення рекомендується повторне вивчення матеріалу.

Під час організації процесу навчання потрібно виділити основні типи пам'яті оператора:

- прекатегоріальну пам'ять (інформація зберігається в сенсорній (зорової, слухової і т.д.) формі протягом 0,1–0,5 с);
- короткотермінову пам'ять (інформація зберігається в інтерпретованій формі протягом декількох секунд);
- довготермінову пам'ять.

Кінцевою метою навчання є формування стійких навичок і застосування вивченого матеріалу навіть протягом тривалого часу після закінчення процесу навчання. Отже, найбільший інтерес має вивчення процесів, що відбуваються в довгостроковій пам'яті людини. Процес переробки інформації пам'яттю людини є динамічним і залежить від множини факторів:

- типу й кількості інформаційних об'єктів, що надходять у пам'ять людини;
- часу надходження й збереження інформації;
- обсягу й швидкості, що надходить, і засвоєної інформації;
- психофізіологічних характеристик індивідуума.

З огляду на тривалість і згасання збереженої у пам'яті інформації можна розрахувати обсяг інформації у довготерміновій пам'яті того, якого навчають. Перші дослідження привели вчених до залежності:

$$P = \log_2 m,$$

де m – довжина алфавіту, до якого належить даний символ.

Нагромадження знань оператором із метою досягнення заданого рівня навченості є ітераційним процесом і відбувається в результаті декількох повторень і контролю з інтервалами, протягом яких відбувається часткове забування інформації (рис. 11).

Процес забування може бути зв'язаний як із тимчасовими перервами в процесі навчання, так і з ефектами переносу й інтерференції.

Тому що коефіцієнти моделі оператора відбивають його стани й властивості з переробки інформації, то можна розбити процес навчання на підпроцеси й провести n -етапний аналіз параметрів моделі оператора з урахуванням його рівня навченості (див. таблицю), де y_0 – початковий рівень навченості, y_{\max} – максимально досягнутий рівень після переробки порції інформації.

Залежність параметрів оператора від кількості повторень

Параметр	Повторення		
	1	2	3
k_0	0,191	0,052	0,027
k_1	23,095	19,061	12,32
k_2	19,052	7,306	5,716
y_0	0	0,2	0,55
y_{\max}	0,4	0,7	1

Проведені експериментальні дослідження дозволяють зробити такий висновок. Швидкість засвоєння інформації і тривалість її збереження в пам'яті оператора з кожним повторенням збільшується, отже процес забування сповільнюється. Характеристичне рівняння системи на площині комплексних змінних має такий вигляд:

$$5,716p^2 + 12,32p + 0,027 = 0.$$

Дійсні корені $-2,1532$, $-0,0022$ рівняння визначають два інформаційні процеси в системі навчання. Короткотерміновий рух пов'язаний з накопиченням інформації оператором, а довготерміновий – визначає процес її збереження.

Отже, моделювання процесу навчання оператора полягає в кількісній оцінці функцій пам'яті та виявленні математичних залежностей, що встановлюють взаємозв'язок між характеристиками інформації, яка надходить (її швидкістю, обсягом, типом), швидкістю її запам'ятовування, точністю її відновлення, тривалістю збереження.

Під час експерименту проводилося комп'ютерне тестування учнів за різними методиками. Зокрема, для виявлення конкретних психологічних характеристик використовувалися відомі тести: INTEL, IQ, MMPI [5].

Тест структури інтелекту INTEL був розроблений західнонімецьким психологом Р. Амтхауером для диференціації кандидатів за різними видами навчання та діяльності в практиці професійного добору.

Зростаючий інтерес вітчизняних психологів до зазначеного тесту пояснюється рядом переваг, що відрізняють його від відомих методик дослідження інтелекту Векслера, Равена та ін. Насамперед, тест структури інтелекту Амтхауера придатний не тільки для індивідуальних, але і для масових досліджень, що особливо важливо в умовах обстеження великих контингентів тих, кого навчають, обмеженою кількістю психодіагностів. При цьому тест має шкалу перерахування оцінок у звичні для всіх одиниці IQ тесту Векслера, що дозволяє порівнювати результати, отримані за аналогічними вибірками з тесту Векслера.

Тест складений із дев'яти груп завдань (субтестів), орієнтованих на дослідження таких складових вербального та невербального інтелекту, як лексичний запас, здатність до короткочасного запам'ятовування наочно-образної інформації, абстрагування й узагальнення, математичні здібності, комбінаторне мислення, просторова уява.

Метод ММРІ являє собою тестову основу, на базі якої створені і можуть створюватися надалі багато сотень тестів. До описуваної методики складання психологічного портрета належить 87 основних і 13 похідних тестів. Перші враховують відповіді-думки того, кого опитують, а другі – оцінки показників за основними тестами.

Організуючи навчальний процес, необхідно враховувати той факт, що тих, кого навчають, треба класифікувати за узагальненим параметром k_1 , що визначає швидкість засвоєння інформації, яка є в моделі того, кого навчають. Деяка наближена рівність параметрів k_2 , k_1 для тестованих дозволяє зробити такий висновок.

Параметр k_0 характеризує здатність до тривалого збереження інформації у довготерміновій пам'яті оператора (рис. 12).

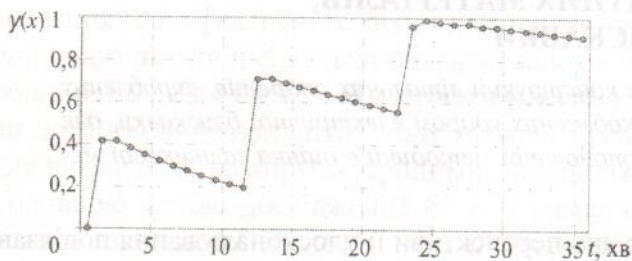


Рис. 11. Динаміка процесу засвоєння знань

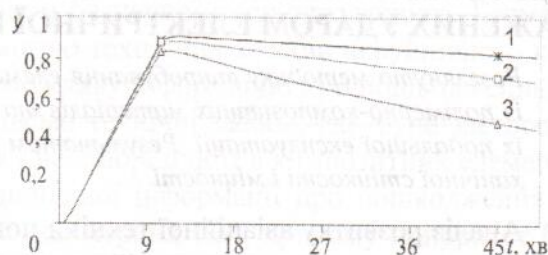


Рис. 12. Збереження інформації в пам'яті залежно від k_0 і оцінки операторів:

1 – “відмінно”; 2 – “добре”; 3 – “задовільно”

Залежність збереження інформації в пам'яті від k_0 має обернено пропорційний характер: із зростанням k_0 тривалість збереження інформації зменшується. Організуючи індивідуальне навчання, необхідно враховувати інерційність засвоєння знань, що найчастіше визначається психологічними типами людей (холерик, сангвінік, меланхолік, флегматик). Здатність тих, кого навчають, до сприйняття інформації визначається значенням параметра k_2 . Збільшення k_2 свідчить про інерційність мислення.

Отже, запропонована методика класифікації тих, кого навчають, щодо засвоєння і запам'ятовування інформації дозволяє організувати ефективне керування процесом навчання з урахуванням індивідуальних характеристик операторів. Класифікаційна характеристика для груп тих, кого навчають, визначається відношеннями коефіцієнтів k_2 , k_1 , k_0 при заданому тестовому впливі.

Практичне застосування розробленої моделі засвоєння та збереження знань оператором дозволяє підвищувати ефективність взаємодії системи керування з оператором і здійснювати індивідуальний підхід до навчання, розподіляючи завдання за ступенем складності, формою викладу матеріалу, обсягом, мотивацією, переводити процес навчання і розвитку в процес самонавчання та саморозвитку, фіксувати кількісні зміни та прогнозувати рівень навченості та збереження навичок оператора з часом і вчасно планувати навчання з метою підвищення кваліфікації.

Список літератури

1. Александров А.Г. Оптимальные и адаптивные системы. – М.: Высш. шк., 1989. – 263 с.
2. Любарский Ю.Я. Интеллектуальные информационные системы. – М.: Наука, 1990. – 227 с.
3. Пресняков В.Ф., Преснякова Л.М. Математическое моделирование переработки информации оператором человеко-машинных систем. – М.: Машиностроение, 1990. – 248 с.
4. Шибичкий В.П. Структурный метод анализа информационных систем обучения с нечетко заданной целевой функцией // Вісн. КМУЦА. – 2000. – № 1–2. – С. 102–109.
5. Шибичька Н.М. Експертні методи і моделі керування процесом навчання операторів ергомічних систем: Автореф. канд. дис. – К.: КМУГА, 1999, – 23 с.
6. Гаврилова Т.А., Червинская К.З. Извлечение и структурирование знаний для экспертных систем. – М.: Радио и связь, 1992. – 199 с.
7. Приобретение знаний: Пер. с япон. / Под ред. С. Осуги, Ю. Сазки. – М.: Мир, 1990. – 292 с.
8. Горбань А. Нейроинформатика и ее приложения // Открытые системы. – 1998. – № 4. – С. 48–51.
9. Горбань А. Современные направления развития нейрокомпьютерных технологий в России // Открытые системы. – 1997. – № 4. – С. 25–28.
10. Беллман Р., Заде Л. Принятие решений в расплывчатых условиях // Вопр. анализа и процедуры принятия решений. – М.: Мир, 1976. – С. 172–215.

Стаття надійшла до редакції 21.11.02.

052-016.39 + Ж 366.062,2-16
УДК 620.168.3

Матеріал полімерних композицій
вплив впливу на властивості матеріалу
конструкція ЛА.

В.М. Синглазов, д-р техн. наук, проф.
(Національний авіаційний університет)

О.С. Александрова, асист.
(Національний авіаційний університет)

ВИПРОБУВАННЯ ПОЛІМЕРНО-КОМПОЗИТНИХ МАТЕРІАЛІВ, УРАЖЕНИХ УДАРОМ ЕЛЕКТРИЧНОЇ БЛИСКАВКИ

Розглянуто методику випробування елементів конструкції літальних апаратів, вироблених із полімерно-композитних матеріалів та пошкоджених ударом електричної блискавки, для їх подальшої експлуатації. Результатом запропонованої методики є оцінка залишкової механічної стійкості і міцності.

Аналіз розвитку авіаційної техніки показує, що перспективи її удосконалювання пов'язані з використанням нових конструкційних матеріалів, у тому числі композиційних.

Композиційними називають матеріали, які утворені з двох і більш різнорідних складових, і мають характеристики, невластиві вихідним компонентам. До композиційних матеріалів (КМ) належить невелика група матеріалів – полімери, метали, кераміка і вуглець, армовані волокнами, а також наповнені полімери і дисперсно-зміцнені сплави.

Переваги КМ перед традиційними металевими матеріалами (підвищена питома й абсолютна міцність, твердість, жароміцність, надійність, довговічність, зносостійкість) обумовили значний ріст обсягу застосування їх в авіаційних конструкціях. Найбільш перспективними є високомодульні і високоміцні полімерні КМ (ПКМ) – вуглепластики на основі епоксидної і поліамідної матриць.

Використання КМ у конструкціях літальних апаратів (ЛА) завдяки їх високій питомій міцності і твердості дозволяє досягати дуже важливого ефекту – зниження маси. Заміна традиційних матеріалів на КМ в основних деталях і вузлах літаків призводить до зниження їхньої маси на 20–46%, збільшення їхнього ресурсу в 1,5–2 рази. Відповідно до загальносвітової тенденції найближчим часом обсяг застосування вуглепластиків у конструкції планера досягне 40% для маневрених літаків, 35% – для транспортних, 20% – для пасажирських машин.

Для конструкцій ЛА дуже перспективними є КМ на основі металевих сплавів системи бору-алюмінію, застосовувані для елементів твердості – панелей, лонжеронів, полиць стрингерів, шпангоутів та ін.