

А. С. Краснопоясовський,
к. т. н., доцент,
kras@kpm.sumdu.edu.ua

Сумський державний університет, м. Суми

МОДЕЛЮВАННЯ НАВЧАЛЬНОГО ПРОЦЕСУ ЗА МЕТОДОМ ФУНКЦІОНАЛЬНО-СТАТИСТИЧНИХ ВИПРОБУВАНЬ

Використання агентних технологій у системах організації дистанційного навчання (СОНД) відкриває шлях до розв'язання двох основних задач *e-Learning*:

- розширення контингенту студентів при збереженні кількості професорсько-викладацького складу та навчальних площ;
- безперервне удосконалення якості окремих навчальних дисциплін та освіти в цілому.

У той час, як західні університети є в основному користувачами таких спеціалізованих комерційних продуктів *e-Learning*, як *eCollegeNet*, *WBT TopClass*, *WebCT*, *Perfect Match I Test Pilot*, *Macromedia CourseBuilder*, університети України та СНД через фінансові ускладнення орієнтуються на власні розробки, що надає можливість студентам і викладачам кафедр інформатики отримати практичний досвід колективної праці при реалізації складних *Web*-технологій та удосконалення евристичних методик навчання. З позиції розподілених обчислень агент – це самостійний процес, який виконується паралельно, має визначений функціональний стан і взаємодіє з іншими агентами через передачу повідомлень. Архітектурно інтелектуальний агент складається із *рецепторів*, що сприймають інформацію із середовища; *класифікатора*, що оцінює цю інформацію; *бази знань*; *виконуючого елементу* та *ефекторів*, що безпосередньо діють на середовище. Систему, в якій декілька агентів можуть взаємодіяти один з іншим, називають мультиагентною. Перевагою мультиагентних систем є:

- зменшення навантаження на мережу;

- пониження латентності мережі через можливість підготовки у фоновому режимі інформації, необхідної користувачам;

- ікапсуляція протоколів ;
- природна гетерогенність; що забезпечує “безшовну” міжплатформну системну інтеграцію;
- підвищена надійність.

Оскільки в процесі навчання здійснюється оброблення та обмін інформації як між агентами «Викладач» і «Слухач», так і середовищем, то загальну функціональну схему інтелектуальної СОДН подамо у вигляді, наведеному на рис.1.

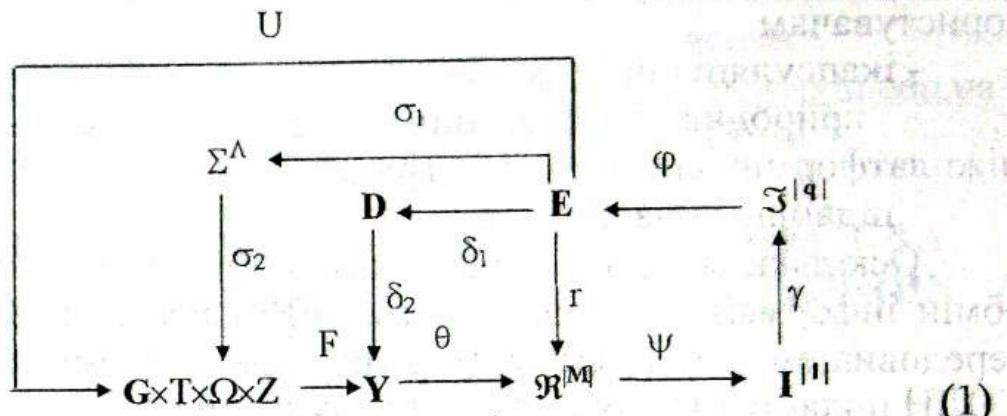
Не торкаючись дидактичних і психологічних аспектів навчання, розглянемо математичну постановку задачі інформаційного синтезу інтелектуальної СОДН. Нехай функціональний стан навчального процесу характеризується алфавітом класів розпізнавання $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$, а ефективність навчання оцінюється усередненим інформаційним критерієм функціональної ефективності (КФЕ):

$$E = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m,$$

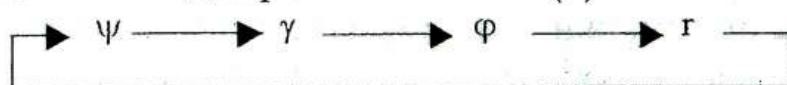
де E_m – КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o . Відомі навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}, j = \overline{1, NM} \|$, де N, NM – кількість ознак розпізнавання і мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки відповідно, і структурований вектор параметрів навчання $g = \langle g_1, \dots, g_q, \dots, g_Q \rangle$ із обмеженнями $R_q(g_1, \dots, g_Q) \leq 0$. Треба в процесі навчання знайти оптимальні в інформаційному розумінні значення координат вектора g , які забезпечують максимум КФЕ навчання: $E_{\max}^* = \max_G E_m$, де G – область допустимих значень параметрів навчання.

Категорійну модель агента «Викладач» подамо у вигляді діаграми відображені множин, які застосовуються на етапі навчання за інформаційно-екстремальним методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ) [1] з

оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання (OP):



Тут універсум випробувань задається декартовим добутком $G \times T \times \Omega \times Z$, де G – множина сигналів на вході СОДН; T – множина моментів зчитування інформації з рецепторів; Z – множина можливих функціональних станів СОДН; Ω – простір OP. Оператор виходу $F: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ формує вибіркову множину Y , яка утворює навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ для алфавіту $\{X_m^o\}$. Оператор $\theta: Y \rightarrow R^M$ буде нечітке розбиття R^M , яке допускає у загальному випадку перетин класів розпізнавання. Оператор $\Psi: R^M \rightarrow I^{II}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: y_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$, де I^{II} – множина гіпотез. Оператор γ визначає множину точнісних характеристик (TX) S^{q1} , де $q = l^2$ – кількість TX, а оператор φ обчислює множину E значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом TX. Оператор r корегує розбиття R^M залежно від значень критерію. За діаграмою (1) оператори контуру



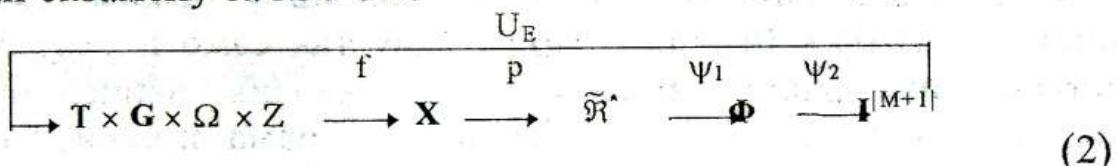
реалізують базовий алгоритм навчання, який безпосередньо оптимізує геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання шляхом пошуку максимуму критерію E_m^* [2]. У діаграмі (1) множина D – значення контрольних допусків на OP в області їх визначення. Оптимізація контрольних допусків здійснюється за ітераційною процедурою, в якій задіяно оператори контуру



Діаграма (1)

містить так само контур оптимізації параметрів словника ОР Σ^Λ , потужність і ознаки якого можуть змінюватися в процесі навчання. Оператор U регламентує процес навчання і дозволяє оптимізувати параметри плану навчання.

Математичну модель агента «Слухач» може бути подано у вигляді діаграми відображеній множин, що застосовуються в режимі екзамену за МФСВ:



Тут X – бінарна екзаменаційна матриця навчання; p – оператор проектування реалізацій, що розпізнаються, на оптимальне розбиття \tilde{R} ; Φ – множина значень функції належності, яка в МФСВ для сферичного класифікатора набуває простого вигляду.

$$\mu_m = \left[1 - \frac{d(x_m \oplus x^{(j)})}{d_m^*} \right]^+,$$

де $[...]^+$ – позитивна частина функції; x_m – еталонний вектор-реалізація образу; $x^{(j)}$ – реалізація, що розпізнається; d_m^* – оптимальний радіус контейнера.

Алгоритм процесу навчання за діаграмою (1) у рамках МФСВ розглядається як багато циклічна послідовність ітераційних процедур оптимізації структурованих параметрів навчання:

$$\Sigma^* = \arg \{ \max_{G_\Sigma} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E} E \} \} \},$$

де G_Σ, G_δ, G_E – допустимі області значень ОР, контрольних дopuskiv на ОР і КФЕ.

Алгоритм екзамену для однієї реалізації, що розпізнається, має вигляд

$$x^{(j)} \in X_m^o, \text{ if } \mu_m \rightarrow \max_{\{m\}}$$

і відповідно для екзаменаційної вибірки –

$$\{x^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\} \in X_m^o, \text{ if } \bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_m^{(j)} \rightarrow \max_{\{m\}}$$

Як приклад розглядалася машинна оцінка знань для розділів “Подання знань” і “Виведення знань” по дисципліні “Системи та методи прийняття рішень” для спеціальності «Інформатика». Основними модулями спеціального програмного забезпечення СОДН є формування навчальної матриці, оптимізація контейнерів класів розпізнавання та прийняття рішень у режимі екзамену. Основою СОДН є Інтернет. При цьому так само передбачається доставка навчальних посібників і завдань звичайною або електронною поштою. Як клієнтська програма використовується Інтернет-браузер, що є загальноприйнятною практикою. Важливою функцією СОДН є підтримка роботи викладача як засобу семантичної компоновки навчального матеріалу, контролю й аналізу успішності слухачів і виявленню закономірностей усвоєння матеріалу, що дозволяє безперервно удосконалювати не тільки зміст дисципліни, але і дидактичні підходи.

— Програмне забезпечення інтелектуальної СОДО створено із використанням сучасних Інтернет-технологій, таких як PHP, MySQL, HTML і JavaScript.

Список літератури

1. Краснопоясовський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтуються на методі функціонально-статистичних випробувань. — Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.
2. Краснопоясовський А. С. Класифікаційний аналіз даних: Навчальний посібник.–Суми: Видавництво СумДУ, 2002.–159 с.