

СИТЕМОЛОГІЯ ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ЩО НАВЧАЮТЬСЯ

М. В. Козинець, асист.

Сумський державний університет

У статті розглянуто питання класифікації систем підтримки прийняття рішень (СППР), побудована формалізована модель СППР, показано, що задачі аналізу і синтезу СППР, що навчається, є взаємопов'язаними, взаємозалежними та взаємообумовленими.

Важливе місце в інтелектуалізації керування складними процесами займає клас автоматизованих систем – система підтримки прийняття рішень (СППР), що використовується при прийнятті рішень у ситуаціях, де неможливо або небажано мати автоматичну систему керування. СППР виконують більшість функцій автоматизованих систем керування технологічними процесами (АСКТП) та інших автоматизованих систем керування слабо формалізованими об'єктами та процесами.

Основним завданням СППР є допомога особі, що приймає рішення (ОПР) в оцінюванні наслідків можливих рішень для ефективної реалізації поставленої мети функціонування системи керування. Найбільш ефективним класом таких систем є клас СППР, що навчаються (самонавчаються). Але в сучасній науково-технічній літературі цьому питанню приділяється недостатньо уваги, що пояснюється незавершеністю теорії проектування таких систем. Це призвело до гострого дефіциту як ефективних методів автоматичної класифікації функціональних станів системи керування за умов апріорної невизначеності, нечітких даних, інформаційних і ресурсних обмежень, так і безпосередньо методів аналізу і синтезу СППР, що навчаються. Центральною невирішеною до цього часу проблемою автоматичної класифікації, як це відмічалось в праці [1], все ще залишається адаптація вхідного математичного опису СППР з метою побудови безпомилкових за навчальною вибіркою вирішальних правил.

Найбільш перспективним методом для вирішення цієї проблеми є інформаційно-екстремальний метод функціонально-статистичних випробувань (МФСВ), який ґрунтується на прямій оцінці інформаційної спроможності системи за умов апріорної невизначеності, інформаційних і ресурсних обмежень [2].

Метою даної статті є розроблення в рамках МФСВ системології проектування СППР, що дозволяє оптимізувати просторово-часові параметри навчання системи за інформаційними критеріями функціональної ефективності (КФЕ) з метою побудови на етапі навчання безпомилкового класифікатора.

Сучасну узагальнену класифікацію СППР подамо на рис. 1 із урахуванням усіх попередніх класифікацій [3] за основними критеріями, що характеризують властивості таких систем різного призначення.

Як відомо, перевагою детермінованих СППР є прийняття рішень за відносно простими детермінованими вирішальними правилами, а статистичні методи дозволяють здійснювати їх корекцію (уточнення) із урахуванням випадкових факторів, що діють на систему. Саме розвиток статистичних методів прийняття рішень сприяв виникненню теорії машинного навчання систем керування. Суттєві результати у рамках статистичного синтезу складних систем одержано, наприклад, у праці [4]. Таким чином, проектування високоефективних СППР доцільно здійснювати в рамках детерміновано-статистичного підходу, що поєднує

переваги як детермінованого, так і статистичного підходів. Наприклад, у праці [5] класифікатор будується у два етапи. На першому - будується просте детерміноване вирішальне правило, а на другому – здійснюється непараметрична статистична корекція вирішальних правил.

Розвиток у кінці двадцятого століття методів автоматичної класифікації сприяв появі нового напрямку в теорії керування, який отримав назву «класифікаційний». На рис. 2 наведено структурну схему класифікаційної СППР.

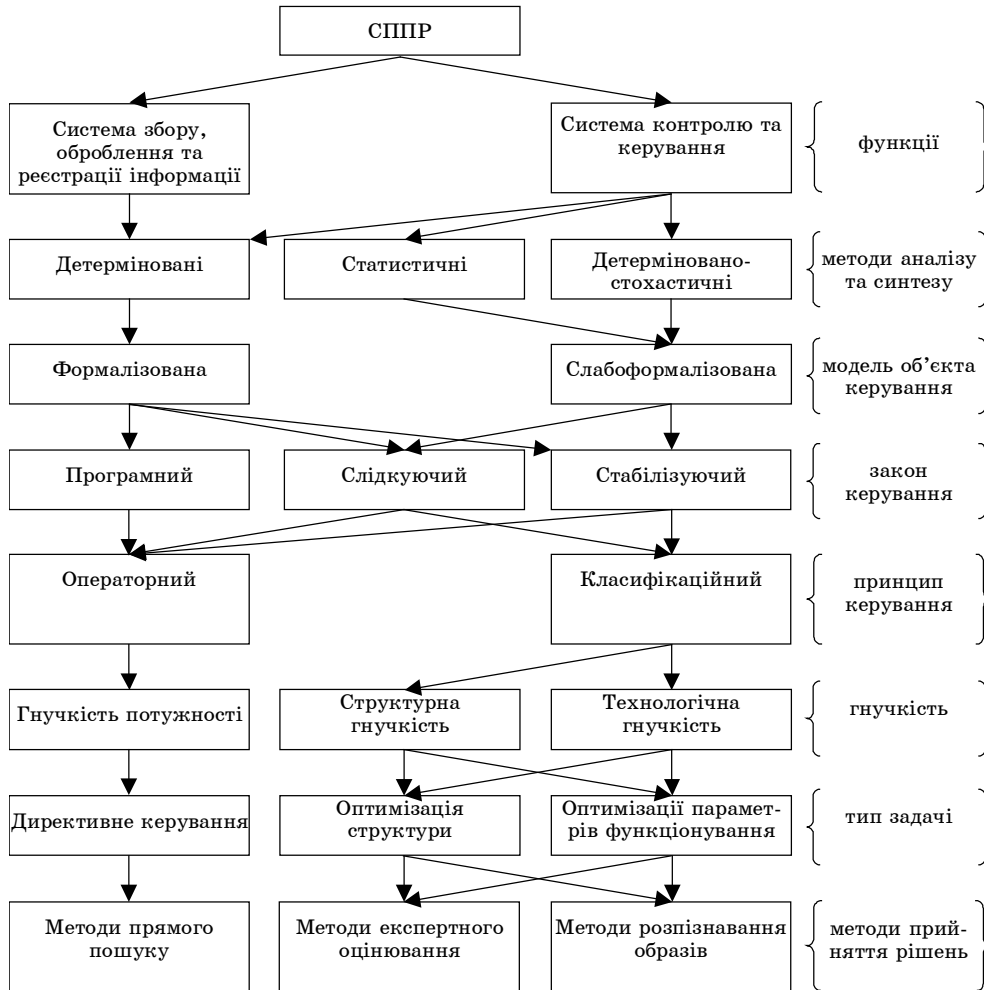


Рисунок 1 – Структурна схема класифікації СППР

Особа, що приймає рішення (ОПР), працює з СППР через інтерфейс ПОД шляхом формування запитів $V(w_i)$ та аналізу одержаних від системи відповідей $O(w_i)$ і має право остаточного вибору при прийнятті рішення R_i із множини $\psi(R_i)$, які пропонує система. Вся множина задач w_i , розв’язуваних СППР, розбивається на три групи: задачі аналізу, синтезу й оптимізації. За бажанням ОПР може обирати одну з груп і визначати необхідний КФЕ системи. Відповідно до обраної задачі w_i ПОД вибирає необхідні моделі M_i у ВІМ та робить класифікацію. На початку роботи СППР створюється оперативна база даних (ОБД) (копія БД), у яку

надходить запит із класифікатора для вибору вихідної інформації в БІМ і класифікатор (задачі синтезу або оптимізації). ОБД може проглядатися й редагуватися ОПР за допомогою ПОД. Вихідна інформація надходить із ОБД у БІМ і класифікатор для розв'язання обраної задачі w_i . Результат роботи класифікатора з обробки статистичної інформації виводиться ПОД на екран дисплея у вигляді значень, таблиць, графіків залежностей показників функціонування від впливових факторів (B_j). Впливові фактори позначені на блок-схемі СППР інформаційним потоком $A(w_i)$. Оброблені результати роботи класифікатора після відповідної інтерпретації та визначення за розділами знань (Φ_i), записуються у базу знань за різними напрямками досліджень, які надалі будуть узагальнюватися й використовуватися при розв'язанні задач.

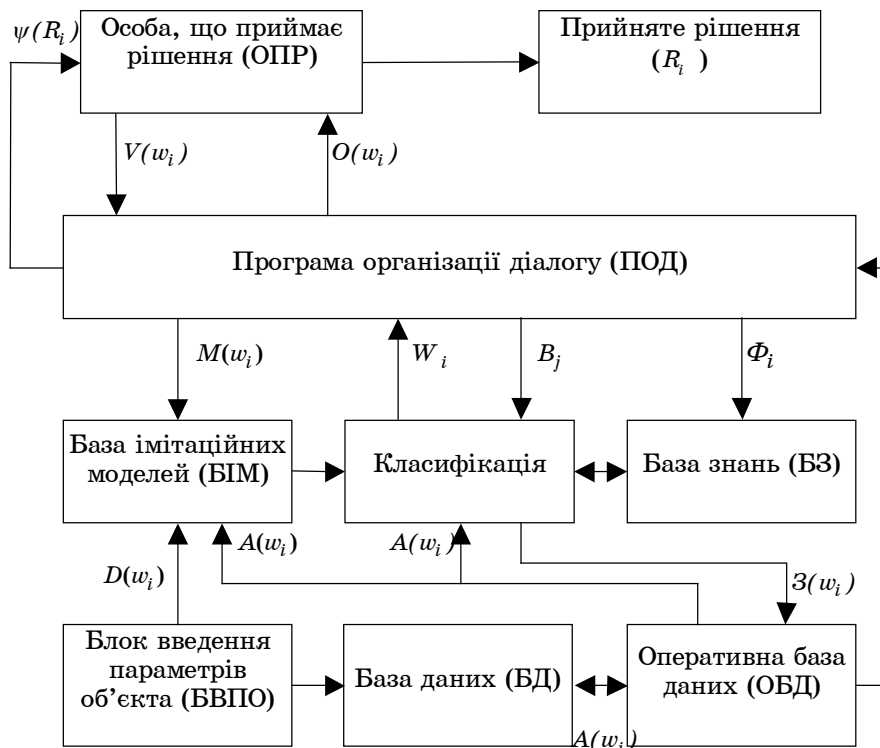


Рисунок 2 – Структурна схема класифікаційної СППР

На рис.3 наведено формалізовану у рамках МФСВ схему СППР, здатної навчатися, в якій для наочності показано лише інформаційні потоки, основні агрегатовані функціональні вузли та відповідні робочі змінні системи.

Наведена структура дозволяє функціонувати системі як у режимі навчання, так і в режимі екзамену. Робота системи регламентується ОПР, який видає команду на блок кінцевої обробки інформації (БКОІ) для вироблення ініціюючої дії $\{U\{\gamma_m\} | m = \overline{1, M}\}$, де m – кількість функціональних станів, на виконавчі органи об'єкта керування. Блок первинної обробки інформації (БПОІ) перетворює інформацію про функціональний стан СППР до вигляду, зручного для подальшого оброблення ЕОМ, і передає її у блок формування векторів розпізнавання

(БФВР), що є автоматом допускового контролю. На виході БФВР формується структурований випадковий бінарний вектор-реалізація образу, координата якого є одномісним предикатом, що набуває значення «1», якщо значення ознаки знаходиться в полі контрольних допусків, і «0», якщо – не знаходиться, які і подаються на вхід блока розвідкового аналізу (РА). Блок РА забезпечує статистичну сталість та однорідність навчальної вибірки за відповідними критеріями. На його виході, з деяким наперед заданим рівнем довіри, будемо мати реалізації відповідних класів, тобто асоційовану навчальну матрицю $\{x_{(m)}^{(j)} \mid m = \overline{1, M}\}^\Lambda$, де Λ – символ відкритості множини.

Режим екзамену виконується безпосередньо в робочому режимі функціонування системи. Блок прогнозування (БП), призначений для прогнозування зміни функціональної ефективності та надійності СК. З цією метою в БП з бази знань надходять значення одновимірних статистик навчальних матриць, які порівнюються з поточними статистиками екзаменаційної матриці. Таким чином, розглянута структура СППР, що навчається характеризується широкими функціональними можливостями і дозволяє розв'язувати задачі навчання і екзамену, включаючи задачу прогностичної класифікації.

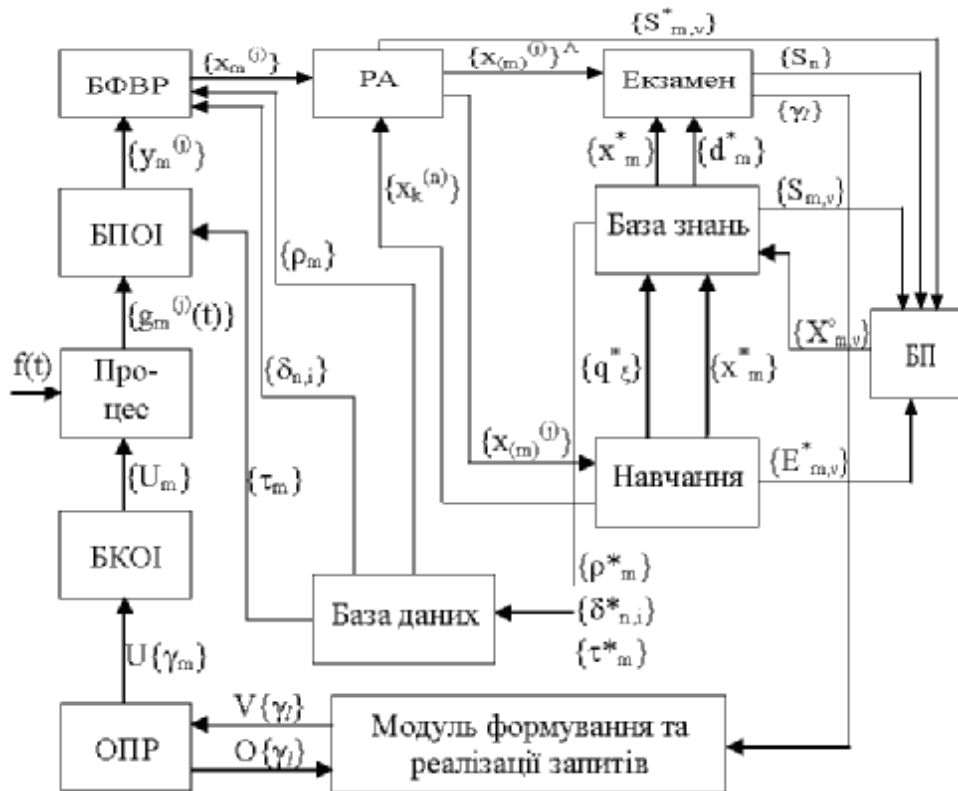


Рисунок 3 – Функціональна схема формалізованої СППР

При дії на керований процес випадкових факторів $f(t)$ значення ознак розпізнавання так само є випадковими. На виході БПОІ формується навчальна матриця $\{y_m^{(j)}\}$, яка складається з квантованих за часом нормалізованих значень ознак розпізнавання. У БФВР як результат оцінки допускового контролю формується бінарна навчальна матриця

$\{x_m^{(j)} \mid j = \overline{1, M}\}$, яка складається із структурованих випадкових векторів-реалізацій образу $x_m^{(j)} = \langle x_{m,1}^{(j)}, \dots, x_{m,i}^{(j)}, \dots, x_{m,N}^{(j)} \rangle$, де N – кількість ознак розпізнавання. При цьому система контрольних допусків (СКД) $\{\delta_{n,i} \mid i = \overline{1, N}\}$ та рівні селекції $\{\rho_m \mid m = \overline{1, M}\}$ потрапляють в БФВР із бази даних. Змінними на першому виході блока “Екзамен” є гіпотези $\{\gamma_l \mid l = \overline{1, M}\}$ про належність реалізацій, що розпізнаються, одному з класів алфавіту $\{X_m^o\}$. З виходу блока “Навчання” у базу знань надходить вектор всіх оптимальних параметрів функціонування СППР, що навчається $\{q_\xi^* \mid \xi = \overline{1, \Xi}\}$, які забезпечують максимум E_m^* . У режимі екзамену у блок “Екзамен” надходять значення параметрів навчання: еталонні вектори $\{x_m^*\}$ і екстремальні значення $\{d_m^*\}$ геометричних параметрів контейнерів відповідних класів. У прогностичному режимі навчання, крім цих параметрів, обчислюються значення одновимірних екстремальних порядкових статистик $\{S_m^*\}$, інваріантних до параметрів розподілу ймовірностей реалізацій образу. Випробування, під час якого КФЕ набуває свого максимального значення E_m^* , є моментом зупини навчання розпізнавання реалізацій класу X_m^o . При цьому поточне значення статистики S_m , яка є членом варіаційного ряду, береться за екстремальне S_m^* та визначаються оптимальні значення d_m^* . У режимі прогностичного екзамену на перший вхід БП надходить поточне значення статистики S_n , яка обчислюється класифікатором і характеризує статистичні властивості бінарної екзаменаційної матриці. На інший вхід БП надходить масив статистик $\{S_{m,v}^* \mid v = \overline{1, v_0}\}$, які є інваріантними до законів розподілу ймовірностей і характеризують статистичні властивості класів розпізнавання з моменту першого навчання t_1 до моменту прогнозування t_{v_0} . Оцінку точності прогнозу природно пов’язувати з достовірністю розпізнавання або із значенням отриманого в момент t_{v_0} критерію E_{m,v_0}^* . Результатом БП є клас розпізнавання $\{X_{m,v}^o \mid v = \overline{0, t_k}\}$, який характеризує функціональний стан СК в упереджений момент часу t_k , $k = v_0, k_0$, де k_0 – величина прогностичного інтервалу, і час перенавчання СППР t_{Π} .

Математичну модель слабоформалізованої СППР, яка функціонує за умов апіорної невизначеності, багатофакторності, нестационарності та імплікативності взаємозв’язку характеристик при довільних (ненульових) початкових умовах, доцільно розглядати у рамках системного аналізу, тобто на теоретико-множинному рівні. Таку категоріальну модель факторного класифікаційного аналізу (ФКА) [6,7] подамо у вигляді діаграми відображень множин, яка містить як обов’язкову складову частину вхідний математичний опис СППР:

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y; \Phi, \Pi \rangle, \quad (1)$$

де G – простір вхідних сигналів (факторів), які діють на СППР; T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак

розпізнавання; Z – простір можливих станів СППР; Y – вибіркова множина (вихідна навчальна матриця $\|y_{mi}^{(j)}\|$); $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y . Декартовий добуток наведених у (1) множин $G \times T \times \Omega \times Z$ задає універсум випробувань.

За МФСВ у режимі ФКА оператор $\theta_1: Y^\Lambda \rightarrow X^\Lambda$ утворює бінарну матрицю $\|x_i^{(j)} \mid i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$, аналогічну за структурою та параметрами формування до навчальної матриці $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}$.

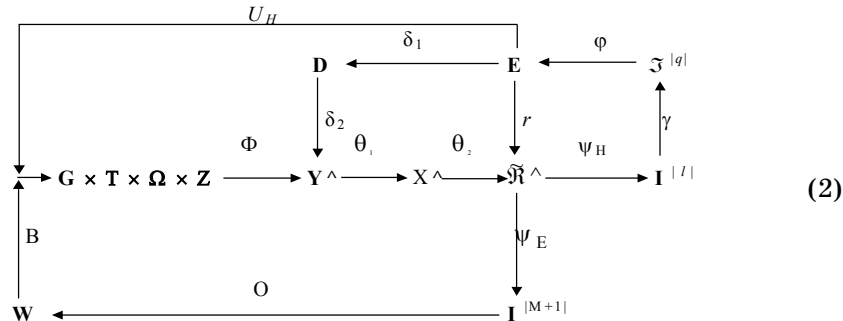
Оператор $\theta_2: Y^\Lambda \rightarrow \mathfrak{F}^\Lambda$ буде відкрите у загальному випадку нечітке розбиття \mathfrak{F}^Λ , яке є характерним для задач керування. Оператор класифікації $\Psi_H: \mathfrak{F}^\Lambda \rightarrow \Gamma^{|I|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: x_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$, де $\Gamma^{|I|}$ – множина статистичних гіпотез. Оператор γ визначає множину точнісних характеристик процесу навчання $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = |I|^2$, а оператор φ обчислює терм-множину E значень інформаційного критерію оптимізації. Оператор g корегує розбиття $\mathfrak{F}^{|I|}$ шляхом ітераційного пошуку глобального максимуму критерію функціональної ефективності у робочій області визначення його функції. Серед параметрів навчання суттєво впливає на достовірність класифікатора, поля контрольних допусків $\{\delta_{k,i} \mid i = \overline{1, N}\}$ на значення ознак розпізнавання. Контур оптимізації системи контрольних допусків (СКД), яка утворює множину D , замикається послідовно оператором $\delta_1: E \rightarrow D$ і оператором $\delta_2: E \rightarrow Y^\Lambda$, який змінює двійкові реалізації образу в процесі максимізації критерію $E_m \in E$. Призначенням оператора U_H є регламентація навчання. Оператор $\Psi'_E: \mathfrak{F}^\Lambda \rightarrow \Gamma^{|M+1|} \Gamma^{|I|}$ формує множину гіпотез. Призначенням оператора $U_E = O \circ B$ є регламентація навчання, де O і B – оператори відповідей та запитів відповідно. Оператор $O: \Gamma^{|M+1|} \rightarrow W$ формує множину запитів W .

Необхідною та достатньою умовою реалізації ФКА за МФСВ є, наприклад, виконання для всього алфавіту класів розпізнавання нерівності $\bar{\mu}_m \leq c$, де $\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j}$ – усереднена функція належності; c – деяке знакододатне ($c \geq 0$) порогове значення, яке вибирається особою, що приймає рішення, й обумовлює повідомлення: «Клас не визначено». При цьому класифікатор у режимі екзамену вибирає гіпотезу $\gamma_\Lambda \in \Gamma^{|\Lambda|}$, що потребує донавчання системи з метою розширення алфавіту $\{X_m^o\}$. Ідея агрегування нового класу при незмінному словнику ознак розпізнавання за МФСВ полягає у формуванні додаткової навчальної матриці $\|x_\Lambda^{(j)} \mid \Lambda = \overline{1, M+1}\|$, яка складається з реалізацій екзаменаційної матриці, що дали для всіх класів значення функції $\bar{\mu}_m \leq c$. При досягненні необхідної репрезентативності матриці $\|x_\Lambda^{(j)}\|$ оператор ζ запускає процес донавчання системи з метою побудови нового розбиття простору ознак. Таким чином, приводом для реалізації алгоритму ФКА є

низька достовірність класифікації на екзамені, яка може бути обумовлена такими причинами:

- поява нових функціональних станів, які система не навчена розпізнавати;
- відносно велика дисперсія значень ознак розпізнавання в екзаменаційній матриці;
- дрейф у часі вершин векторів-реалізацій образів.

Категоріальна математична модель ФКА за МФСВ має такий вигляд:



Як бачимо з діаграми (2), процеси навчання та екзамену при ФКА за МФСВ відбуваються паралельно. При цьому алгоритм навчання, крім базового контура оптимізації, який оптимізує геометричні контури контейнерів класів розпізнавання, містить ще контур оптимізації СКД на ознаки розпізнавання, що підвищує повну асимптотичну достовірність класифікатора.

Основна відмінність методології розроблення інформаційного забезпечення СППР, що навчаються, від традиційних методологій, де виконання задач аналізу і синтезу розділено в часі, полягає в тому, що при моделюванні когнітивних процесів прийняття рішень етапи аналізу і синтезу є взаємопов'язаними, а реалізація в процесі функціонування їх задач здійснюється залежно від результатів попередніх задач [6]. При цьому в процесі функціонування СППР, що навчається, розв'язання задач аналізу і синтезу може відбуватися як за чергою, так і паралельно.

Згідно з об'єктно-орієнтованою методологією проектування задачі аналізу і синтезу в рамках МФСВ мають ієрархічну структуру.

Основними етапами аналізу є:

- формування вхідного математичного опису СППР, що навчається;
- категорійно-функтурне моделювання слабоформалізованих процесів автоматичної класифікації;
- розвідувальний аналіз реалізацій образу на вході СППР.

На етапі формування вхідного математичного опису розглядаються такі задачі:

- формування словника ознак розпізнавання;
- забезпечення мінімального обсягу репрезентативної навчальної вибірки;
- визначення системи нормованих допусків на ознаки розпізнавання, які задають область допустимих значень відповідної СКД.

Основними задачами розвідувального аналізу є:

- оцінка статистичної стійкості та однорідності навчальної вибірки з метою формування асоційованої навчальної матриці в задачах кластер-аналізу та виявлення емпіричних закономірностей даних з метою корегування алгоритму навчання СППР;
- візуалізація даних з метою як корегування алгоритмів навчання, так і вивчення тенденції покращання їх тактико-технічних характеристик точності, оперативності та надійності;

– оцінка релевантності даних з метою виявлення інформативних, аномальних, латентних ознак та ознак, що заважають (дезінформуючих).

Розглядаючи методологію розроблення інформаційного забезпечення СППР, що навчається, в рамках МФСВ як динамічний взаємозв'язок задач аналізу і синтезу на рис. 4 і рис. 5 показано їх структуру та взаємозв'язок між ними.

За об'єктно-орієнтованою методологією проектування [8] як прабатьківський об'єкт на рис. 5 розглядається базовий алгоритм навчання, а всі інші алгоритми успадковують його дані та методи із відповідним їх до визначенням. У свою чергу, об'єкт “Оптимізація контрольних допусків” є батьківським відносно до алгоритмів нижчого ієрархічного рівня. Оскільки структура задач, показаних на рис. 5, претендує на функціональну повноту, яка забезпечує побудову безпомилкового за навчальною матрицею вирішального правила, то на практиці реалізація алгоритмів навчання всіх ієрархічних рівнів не є обов'язковою за умови, що інформаційний КФЕ набуває свого максимального граничного значення в робочій області визначення його функції. Безумовно, кількість часткових задач інформаційного синтезу СППР, що навчається, виходить за рамки структури, що наведена на рис. 5. Але в широкому розумінні СППР, що навчається, безпосередньо в процесі навчання здійснює нормалізацію образів шляхом цілеспрямованої трансформації нечіткого розбиття простору ознак розпізнавання в чітке. Серед показаних на рис. 4 і рис. 5 зв'язках зупинимось на зворотних зв'язках між об'єктом “Екзамен” і об'єктами “Розвідувальний аналіз” ($c_9 \rightarrow a_3$) і “Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання” ($c_9 \rightarrow a_3$). Наявність першого зв'язку ($c_9 \rightarrow a_3$) обумовлена необхідністю аналізу вхідних даних з метою виявлення причин зниження повної достовірності класифікації на екзамені, а необхідність іншого зв'язку ($c_9 \rightarrow a_3$), який має рекурсивний тип, виникає в задачах кластер-аналізу, коли здійснюється донавчання СППР.

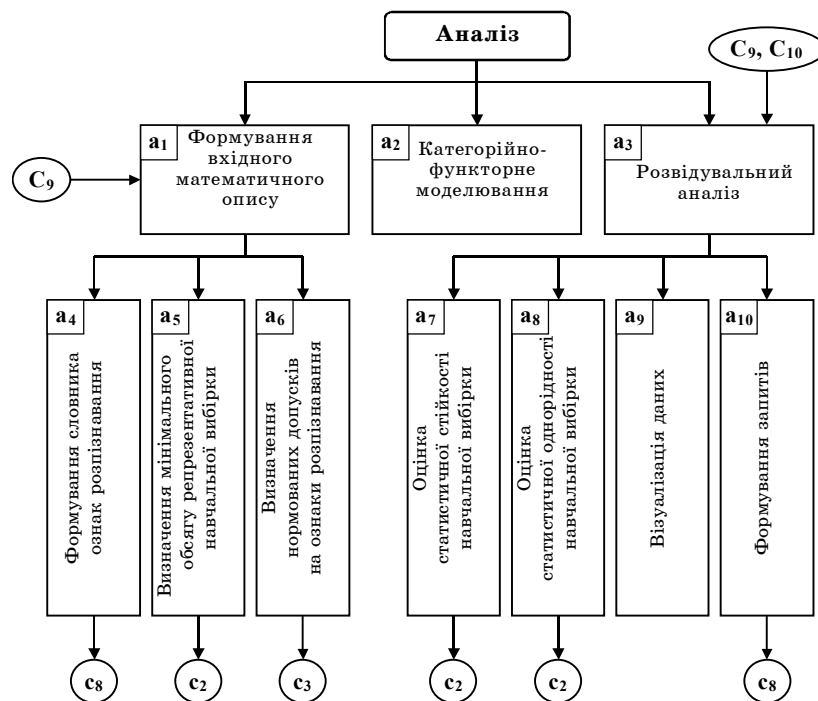


Рисунок 4 – Задачі аналізу СППР, що навчається

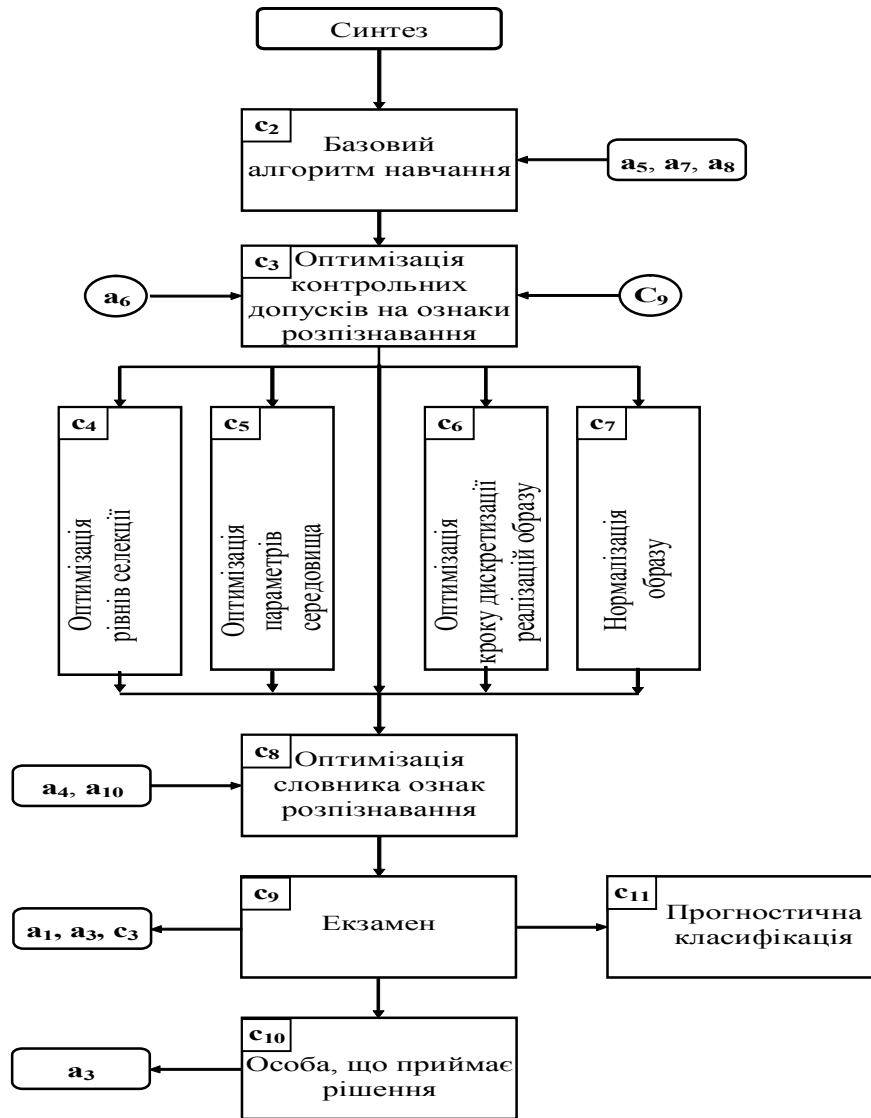


Рисунок 5 – Задачі інформаційного синтезу СППР, що навчається

Таким чином, методологія розроблення інформаційного забезпечення СППР, що навчається, в рамках МФСВ полягає у розробленні взаємопов'язаного, взаємозалежного і взаємообумовленого процесу реалізації методів аналізу і синтезу, що принципово відрізняється від систем, побудованих за операторним принципом керування.

ПІДСУМОК

У результаті аналізу існуючих методів і структур СППР виявлено особливості функціонування СППР, що навчаються, і в рамках інформаційно-екстремального методу синтезу – МФСВ розглянуто системологію їх проектування. Розроблена формалізована модель СППР, що навчається, дозволяє аналізувати інформаційні потоки та змінні слабоформалізованого процесу автоматичної класифікації функціональних станів системи в режимі ФКА. Запропоновану

категоріальну модель ФКА за МФСВ можна розглядати як удосконалення відомої моделі [2], яке полягає в урахуванні компоненти ОПР, що формалізована у вигляді множини запитів і операторів її формування. Відповідно у статті знайшла подальший розвиток методологія проектування СППР, що навчаються, яка дозволяє розв'язувати широке коло задач автоматичної класифікації, включаючи прогностичну класифікацію, і орієнтована на реалізацію етапів навчання та екзамену як окремо у часі (навчання за апіорно класифікованою навчальною матрицею), так і в режимі багато потокового виконання задачі (наприклад, при кластер-аналізі).

Таким чином, системологія проектування навчального СППР передбачає в рамках детерміновано-статистичного підходу розроблення методів аналізу і синтезу слабоформалізованих процесів за умов апіорної невизначеності, інформаційних і ресурсних обмежень, з метою оптимізації просторово-часових параметрів функціонування системи шляхом її оптимізації на етапі навчання, з метою побудови безпомилкового за навчальною матрицею класифікатора.

SUMMARY

The questions of classification of structures Decision Support System (DSS) are considered, the formalized model is made, problems of the analysis and synthesis of learning DSS are formulated and is shown, that they are interconnected, interdependent and are compelled sequence.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Васильев В. И. Распознающие системы: Справочник. - 2-е изд., перераб. и доп. - Киев: Наукова думка, 1983. - 422 с.
2. Краснополюсовский А.С. Информационный синтез интеллектуальных систем управления: подход, что грунтується на методі функціонально-статистичних випробувань. - Суми: Видавництво Сумського державного університету, 2004. - 261с.
3. Костюк В.И., Гаврик А.П., Ямпольский Л.С., Карлов А.Г. Промышленные работы: Конструирование, управление, эксплуатация. - К.:Вища шк. Головное изд-во, 1985. - 359 с.
4. Фомин Я. А., Тарловский Г. Р. Статистическая теория распознавания образов. - М.: Радио и связь, 1986. - 264 с.
5. Турбович И. Т., Гитис В. Г., Маслов В. К. Опознание образов. Детерминир.-статист. подход. - М.: Наука, 1971. - 246 с.
6. Краснополюсовский А.С., Козинець М.В. Факторний класифікаційний аналіз за методом функціонально-статистичних випробувань // Радіоелектронні та комп'ютерні системи. - 2004. - №4. - С. 46-50.
7. Козинець М. В. Корекція функціональної ефективності системи підтримки прийняття рішень при збільшенні потужності ознак розпізнавання // Комп'ютерні системи та інформаційні технології. - 2005. - №3. - С. 57-61.
8. Буч Г. Объектно-ориентированное проектирование с примерами применения / Пер. с англ. / Под ред. А.Н. Артамошина. - Киев - Москва: Диалектика, И.В.К., 1992. - 519 с.

Надійшла до редакції 3 березня 2006 р.

УДК 681.518: 004.93.1

ОПТИМІЗАЦІЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ ЗА МЕТОДОМ ФУНКЦІОНАЛЬНО-СТАТИСТИЧНИХ ВИПРОБУВАНЬ

*А.С. Довбиш, д-р техн. наук, проф.; В.А. Тронь, студент
Сумський державний університет*

ВСТУП

Із розвитком комп'ютерних мереж і створенням великих комп'ютерних банків інформації склалися умови для формування