МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СУМСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ
ДО ВИКОНАНЯ ТА ОФОРМЛЕННЯ КУРСОВОЇ РОБОТИ З ДИСЦИПЛІНИ
“СИСТЕМИ ТА МЕТОДИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ”
для студентів заочної та дистанційної форм навчання
напряму 0802 “Прикладна математика”

Суми
Видавництво СумДУ
2007

Методичні вказівки до виконання та оформлення курсової роботи з дисципліни "Системи та методи прийняття рішень" для студентів заочної та дистанційної форм навчання / Укладач А.С. Довбиш.– Суми: Видавництво СумДУ, 2007.– 34 с.

Кафедра інформатики

ЗМІСТ

1 ТЕМА КУРСОВОЇ РОБОТИ

Розроблення інформаційного та програмного забезпечення системи прийняття рішень, що навчається

2 ЗАГАЛЬНІ ПОЛОЖЕННЯ

2.1 Мета виконання курсової роботи

Мета виконання курсової роботи – оволодіння студентом сучасної методології розроблення інформаційного та програмного забезпечення СПР, що навчаються.

2.2 Місце курсової роботи у навчальному процесі

Забезпечуючими навчальними дисциплінами є розділи вищої математики : диференційне та інтегральне обчислення, функціональний аналіз, ряди та інше, «Методи оптимізації», «Програмування та алгоритмічні мови» і «Аналіз даних». Дисципліна «Системи та методи прийняття рішень» є базовою для навчальних дисциплін: “Інтелектуальні системи”, “Основи проектування інтелектуальних систем”, “ Теорія розпізнавання образів” та забезпечує випускну бакалаврську підготовку студентів.

2.3 Знання та вміння, набуті студентом у результаті виконання курсової роботи

У результаті виконання курсової роботи студент повинен одержати такі **знання:**

- основні принципи, поняття та визначення СПР;

- методи прийняття рішень;
- алгоритми функціонування сучасних СПР,

та **вміння:**

- складати вхідний математичний опис СПР;
- складати математичні моделі функціонування СПР;
- оптимізувати параметри функціонування СПР, що навчаються;
- програмно реалізовувати алгоритми навчання та екзамену СПР.

3 РЕКОМЕНДОВАНА ЛІТЕРАТУРА

3.1 Основна література

1. Рідкокаша А.А., Голдер К.К. Основи систем штучного інтелекту: Навчальний посібник.–Черкаси: Відлуння – Плюс, 2002.– 240 с.

2. Петров Е.Г., Новожилова М.В., Гребеннік І.В. Методи і засоби прийняття рішень у соціально-економічних системах: Навч. посібн. / За ред. Е.Г. Петрова.– К.: Техніка, 2004.– 256 с.

3. Васильев В.И. Распознающие системы: Справочник.-Киев: Вища школа, 1982.-512 с.

4. Черноруцкий И.Г. Методы принятия решений. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005.– 416 с.

5. Сироджа И.Б. Принятие решений: Конспект лекций.-Харьков: Изд-во ХАИ,1992.- 98 с.

3.2 Додаткова література

6 Кузьмин И.В., Кедру В.А. Основы теории информации и кодирования. –Киев:Вища школа, 1977.–280 с.

3.3. Науково-методична література “Видавництва СумДУ”

7. Краснопоясовський А.С. Класифікаційний аналіз даних: Навчальний посібник.–Суми: Видавництво СумДУ, 2002.–159 с.
8. Краснопоясовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань.–Суми: Видавництво СумДУ, – 261 с.
9. ГлущенкоЛ.О., Чекалов О.П., Шаповалов С.П. Все для користувача персонального комп’ютера: Навчальний посібник.-Суми: Вид-во СумДУ,2000.-126 с.

4 ТЕОРЕТИЧНІ ПОЛОЖЕННЯ ДЛЯ ВИКОНАННЯ КУРСОВОЇ РОБОТИ

4.1 Базовий алгоритм навчання СПР за методом-функціонально-статистичних випробувань (МФСВ)

Призначенням базового алгоритму навчання LEARNING [8] є оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, які відновлюються на кожному кроці навчання в радіальному базисі. Вхідною інформацією для навчання за базовим алгоритмом у загальному випадку є дійсний масив реалізацій образу $\{y_m^{(j)} \mid m=\overline{1,M};\ j=\overline{1,n}\}$; система полів контрольних допусків $\{\delta_{K,i}\}$ і рівні селекції $\{\rho_m\}$ координат двійкових еталонних векторів-реалізацій образу, які за замовчанням дорівнюють 0,5 для всіх класів розпізнавання.

Розглянемо етапи реалізації алгоритму LEARNING:

1 Формування бінарної навчальної матриці $\| x_{m,i}^{(j)} \|$, елементи якої дорівнюють

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & if \quad y_{m,i}^{(j)} \in \delta_{K,i} \,, \\ 0, & if \quad y_{m,i}^{(j)} \notin \delta_{K,i} \,. \end{cases} \qquad (4.1.1)$$

2 Формування масиву еталонних двійкових векторів $\{x_{m,i} \mid m = \overline{1,M},\, i = \overline{1,N}\}$, елементи якого визначаються за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & if \quad \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} x_{m,i}^{(j)} > \rho_m \,, \\ 0, & if \quad else, \end{cases} \qquad (4.1.2)$$

де ρ_m – рівень селекції координат вектора $x_m \in X_m^o$.

3 Розбиття множини еталонних векторів на пари найближчих ″сусідів″: $\Re_m^{|2|} = < x_m \,,\, x_l >$, де x_l – еталонний вектор сусіднього класу X_l^o, здійснюється за таким алгоритмом:

а) структурується множина еталонних векторів, починаючи з вектора x_1 базового класу X_1^o, який характеризує найбільшу функціональну ефективність СПР;

б) будується матриця кодових відстаней між еталонними векторами розмірності $M \times M$;

в) для кожного рядка матриці кодових відстаней знаходиться мінімальний елемент, який належить стовпчику вектора, найближчого до вектора, що визначає строку. За наявності декількох однакових мінімальних елементів вибирається з них будь-який, оскільки вони є рівноправними;

г) формується структурована множина елементів попарного розбиття $\{\Re_m^{|2|} \mid m=\overline{1,M}\}$, яка задає план навчання.

4 Оптимізація кодової відстані d_m відбувається за рекурентною процедурою (2.3.4). При цьому береться $E_m(0)=0$.

5 Процедура закінчується при знаходженні максимуму КФЕ в робочій області його визначення: $E_m^* = \max\limits_{\{d\}} E_m$, де $\{d\}=\{0,1,...,d<d(x_m \oplus x_l)\}$ – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною $x_m \in X_m^o$.

Таким чином, базовий алгоритм навчання є ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ в робочій області визначення його функції

$$d_m^* = \arg\max_{\{d\}} E_m^* .$$

На рис. 1 наведено структурну схему базового алгоритму навчання LEARNING. Тут показано такі вхідні дані: $\{Y[J,I,K]\}$ – масив навчальних вибірок, $J=\overline{1,NM}$ – змінна кількості випробувань, де NM –мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки, $I=\overline{1,N}$ – змінна кількості ознак розпізнавання, $K=\overline{1,M}$ – змінна кількості класів розпізнавання; $\{NDK[I]\}$, $\{VDK[I]\}$–масиви нижніх і верхніх контрольних допусків на ознаки відповідно. Результатом реалізації алгоритму є: $\{DOPT[K]\}$–цілий масив оптимальних значень радіусів контейнерів класів розпізнавання у кодовій відстані Хеммінга; $\{EV[K]\}$–масив еталонних двійкових векторів класів розпізнавання; $\{EM[K]\}$–дійсний масив максимальних значень інформаційного КФЕ процесу навчання;

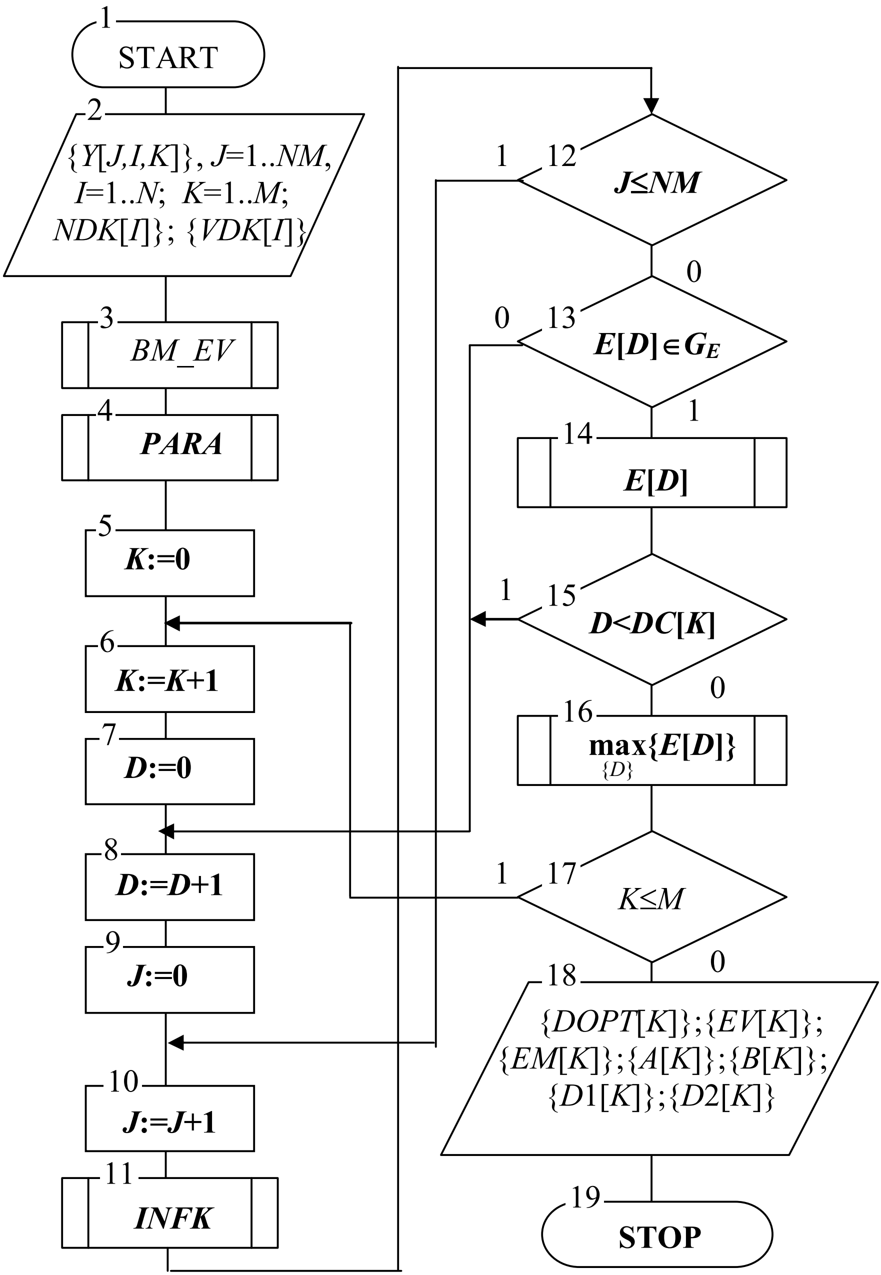

Рисунок 1– Структурна схема базового алгоритму навчання

$\{D1[K]\}$, $\{A[K]\}$, $\{B[K]\}$, $\{D2[K]\}$ – дійсні масиви оцінок екстремальних значень точнісних характеристик процесу навчання для відповідних класів розпізнавання: перша достовірність, помилки першого та другого роду і друга достовірність відповідно. Змінна D є робочою змінною кроків навчання, на яких послідовно збільшується значення радіуса контейнера.

У структурній схемі алгоритму (рис. 1) блок 3 формує масив навчальних двійкових вибірок $\{X[J,I,K]\}$ шляхом порівняння значень елементів масиву $\{Y[J,I,K]\}$ з відповідними контрольними допусками за правилом (2.4.1.1) і формує масив еталонних двійкових векторів $\{EV[K]\}$ шляхом статистичного усереднення стовпців масиву $\{X[J,I,K]\}$ за правилом (2.4.1.2) при відповідному рівні селекції, який за замовчуванням дорівнює $\rho_m = 0{,}5$.

Блок 4 здійснює розбиття множини еталонних векторів на пари "найближчих сусідів". Блок 11 обчислює на кожному кроці навчання значення інформаційного КФЕ. При невиконанні умови блока порівняння 12 блок 13 оцінює належність поточного значення критерію $E[D]$ робочій області G_E визначення його функції і при позитивному рішенні блока 13 це значення запам'ятовуєься блоком 14. При негативному рішенні блока порівняння 15, в якому величина $DC[K]$ дорівнює кодовій відстані між парою сусідніх еталонних векторів, блок 16 здійснює у робочій області G_E пошук глобального максимуму КФЕ – $EM[K]$ і визначає для нього екстремальне значення радіуса гіперсфери – $DOPT[K]$. Аналогічно будуються оптимальні контейнери для інших класів. Якщо параметри навчання $\{DOPT[K]\}$ і $\{EV[K]\}$ є вхідними даними для екзамену, то значення КФЕ та екстремальних оцінок точнісних характеристик використовуються для аналізу ефективності процесу навчання.

Таким чином, основною процедурою базового алгоритму навчання за МФСВ є обчислення на кожному кроці навчання інформаційного КФЕ і організація пошуку його глобального максимуму в робочій області визначення функції критерію.

4.2 Критерії функціональної ефективності навчання СПР

4.2.1 Ентропійний КФЕ

Для оцінки функціональної ефективності СПР широко використовуються ентропійні нформаційні критерії. Наприклад, за Шенноном такий нормований критерій має вигляд

$$E = \frac{H_0 - H(\gamma)}{H_0}, \tag{4.2.1.1}$$

де H_0 – апріорна (безумовна) ентропія:

$$H_0 = -\sum_{l=1}^{M} p(\gamma_l)\log_2 p(\gamma_l); \tag{4.2.1.2}$$

$H(\gamma)$ – апостеріорна умовна ентропія, яка характеризує залишкову невизначеність після прийняття рішень:

$$H(\gamma) = -\sum_{l=1}^{M} p(\gamma_l)\sum_{l=1}^{M} p(\mu_m / \gamma_l)\log_2 p(\mu_m / \gamma_l), \tag{4.2.1.3}$$

де $p(\gamma_l)$ – апріорна ймовірність прийняття гіпотези γ_l; $p(\mu_m/\gamma_l)$ – апостеріорна ймовірність появи події μ_m за умови прийняття гіпотези γ_l; M– число альтернативних гіпотез.

На практиці при оцінюванні функціональної ефективності СК, що навчається, можуть мати місце такі допущення:

- рішення є двоальтернативним (M=2);
- оскільки здатна навчатися СК слабо формалізованим процесом функціонує за умови невизначеності, то за принципом Бернуллі-Лапласа виправдано прийняття рівноймовірних гіпотез $p(\gamma_1) = p(\gamma_2) = 0,5$.

Тоді критерій (4.2.1.1) з урахуванням виразів (4.2.1.2) і (4.2.1.3) набирає такий частинний вигляд:

$$E = 1 + \frac{1}{2}\sum_{l=1}^{2}\sum_{m=1}^{2} p(\mu_m/\gamma_l)\log_2 p(\mu_m/\gamma_l). \qquad (4.2.1.4)$$

При двоальтернативному рішенні (M=2) за основну беремо гіпотезу γ_1 про знаходження значення ознаки розпізнавання, що контролюється, в полі допусків δ і як альтернативну їй – гіпотезу γ_2. При цьому мають місце чотири можливих результати оцінки виміру ознаки (рис. 2), які характеризуються наступними ймовірностями – точнісними характеристиками: помилка першого роду $-\alpha = \rho(x \notin \delta / z \in \delta)$ (рис. 2а); помилка другого роду $-\beta = \rho(x \in \delta / z \notin \delta)$ (рис. 2б); перша достовірність– $D_1 = \rho(x \in \delta / z \in \delta)$ (рис. 2в) і друга достовірність– $D_2 = \rho(x \notin \delta / z \notin \delta)$ (рис. 2г), де x, z – виміряне та дійсне значення ознаки розпізнавання відповідно.

Розіб'ємо множину значень ознак на області μ_1 та μ_2. Область μ_1 включає значення, що знаходяться в допуску δ, а μ_2 – не в допуску. Тоді можна записати $\alpha = p(\gamma_2 / \mu_1)$; $\beta = p\,(\gamma_1 / \mu_2)$; $D_1 = p(\gamma_1 / \mu_1)$; $D_2 = p(\gamma_2 / \mu_2)$.

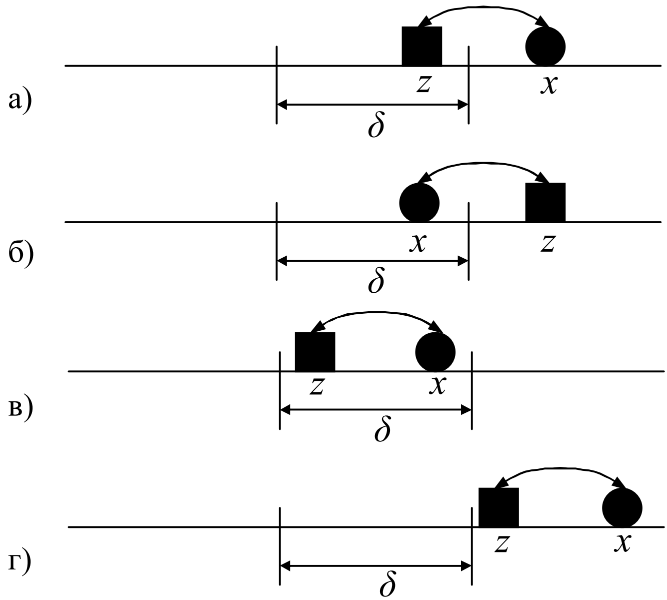

Рисунок 2 – Можливі результати оцінки виміру ознак розпізнавання при М=2

Виразимо апостеріорні ймовірності $p(\mu_m / \gamma_l)$ через апріорні за формулою Байєса:

$$p(\mu_m / \gamma_l) = \frac{p(\mu_m)\, p(\gamma_l / \mu_m)}{p(\mu_1)\, p(\gamma_l / \mu_1) + p(\mu_2)\, p(\gamma_l / \mu_2)}$$

та, прийнявши $p(\mu_1)=p(\mu_2)=0{,}5$, отримаємо:

$$p(\mu_1/\gamma_1)=\frac{D_1}{D_1+\beta};\qquad p(\mu_2/\gamma_1)=\frac{\beta}{D_1+\beta};$$

$$p(\mu_1/\gamma_2)=\frac{\alpha}{\alpha+D_2};\quad p(\mu_2/\gamma_2)=\frac{p_2D_2}{p_1\alpha+p_2D_2}. \qquad (4.2.1.5)$$

Після підстановки (4.2.1.5) в (4.2.1.4) отримаємо формулу для обчислення КФЕ за Шенноном:

$$E=1+\frac{1}{2}\left(\frac{\alpha}{\alpha+D_2}\log_2\frac{\alpha}{\alpha+D_2}+\frac{D_1}{D_1+\beta}\log_2\frac{D_1}{D_1+\beta}+\right.$$

$$\left.+\frac{\beta}{D_1+\beta}\mathbf{log}_2\frac{\beta}{D_1+\beta}+\frac{D_2}{\alpha+D_2}\mathbf{log}_2\frac{D_2}{\alpha+D_2}\right). \qquad (4.2.1.6)$$

4.2.2 Інформаційна міра Кульбака

Логарифмічна статистична інформаційна міра Кульбака [7] дозволяє оцінювати диференційну інформативність ознак розпізнавання. Здобудемо робочу формулу для обчислення міри Кульбака та встановимо її зв'язок з точнісними характеристиками процесу навчання за МФСВ. Введемо логарифмічне відношення повної ймовірності $P_t^{(k)}$ правильного прийняття рішень про належність реалізацій класів X_m^o і X_{m+1}^o k-му контейнеру $K_{m,k}^o\in X_m^o$, побудованому на k-му кроці навчання СПР розпізнавати реалізації класу X_m^o, до повної ймовірності помилкового прийняття рішень $P_f^{(k)}$, яке для двоальтернативної системи оцінок рішення має такий вигляд:

$$\Lambda = \mathbf{log}_2 \frac{P_t^{(k)}}{P_f^{(k)}} = \mathbf{log}_2 \frac{p(\mu_m)p(\gamma_{1,k}/\mu_m) + p(\mu_{m+1})p(\gamma_{2,k}/\mu_{m+1})}{p(\mu_m)p(\gamma_{2,k}/\mu_m) + p(\mu_{m=1})p(\gamma_{1,k}/\mu_{m+1})},$$

де $\gamma_{1,k}$, $\gamma_{2,k}$ – гіпотези про належність контейнеру $K_{m,k}^o$ реалізацій відповідно до класів X_m^o і X_{m+1}^o

При допущенні, що $p(\mu_m) = p(\mu_{m+1}) = 0{,}5$, загальна міра Кульбака остаточно набуває вигляду

$$J_m^{(k)} = 0{,}5\log_2\left(\frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}}\right)\left[(D_1^{(k)} + D_2^{(k)}) - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})\right] =$$

$$= \log_2\left(\frac{2 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}}\right)\left[1 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})\right], \qquad (4.2.2.1)$$

Нормовану модифікацію критерію Кульбака можна подати у вигляді

$$J_{m,k} = \frac{J_m^{(k)}}{J_{\max}^{(k)}}, \qquad (4.2.2.2)$$

де $J_{\mathbf{max}}^{(k)}$ – значення критерію при $D_1^{(k)} = D_2^{(k)} = 1$ і $\alpha^{(k)} = \beta^{(k)} = 0$ для формули (4.2.2.1).

Нормування критеріїв оптимізації є доцільним при порівняльному аналізі результатів досліджень і при оцінці ступеня близькості реальної СПР до потенційної.

4.2.3 Обчислення інформаційного КФЕ

Обчислювальний аспект оцінювання функціональної ефективності машинного навчання набуває важливого значення у задачах інформаційного синтезу СПР і потребує врахування специфіки як їх функціонування, так і їх призначення. Розглянемо процедуру обчислення інформаційного КФЕ в рамках алгоритму навчання за МФСВ.

Оскільки інформаційний критерій є мірою різноманітності не менше ніж двох об′єктів, то для його обчислення потрібна навчальна матриця, яка складається із векторів-реалізацій двох класів: $\{x_1^{(j)} \mid j=\overline{1,n}\} \in X_1^o$ і $\{x_2^{(j)} \mid j=\overline{1,n}\} \in X_2^o$. Нехай клас X_1^o є основним, тобто найбільш бажаним для ОПР. Тоді належність вектора-реалізації із навчальної матриці класу X_1^o береться за основну гіпотезу γ_1, а неналежність – за альтернативну гіпотезу γ_2. Алгоритм зчитування навчальної матриці може бути побудовано двома способами. За першим способом послідовно зчитуються реалізації $\{x_1^{(j)}\}$, а потім – реалізації $\{x_2^{(j)}\}$. За іншим способом при кожному випробуванні обробляються реалізації обох класів.

Розглянемо обчислення модифікації ентропійного інформаційного КФЕ за Шенноном для двоальтернативного рішення при рівноймовірних гіпотезах згідно з формулою (4.2.2). Оскільки інформаційний критерій є функціоналом від точнісних характеристик, то при обмеженому обсязі навчальних вибірок слід користуватися їх оцінками

$$D_1^{(k)} = \frac{K_1^{(k)}}{n_{\min}};\ \alpha^{(k)} = \frac{K_2^{(k)}}{n_{\min}}\ \beta^{(k)} = \frac{K_3^{(k)}}{n_{\min}};\ D_2^{(k)} = \frac{K_4^{(k)}}{n_{\min}}, \qquad (4.2.3.1)$$

де $K_1^{(k)}$, $K_2^{(k)}$ – кількість подій, які означають відповідно належність та неналежність реалізацій образу контейнеру $K_{1,k}^o$, якщо дійсно $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$; $K_3^{(k)}$, $K_4^{(k)}$ – кількість подій, які означають відповідно належність і неналежність реалізацій контейнеру $K_{1,k}^o$, якщо вони насправді належать класу X_2^o; $n_{\min}$ – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Після підстановки відповідних позначень (4.2.3.1) в (4.2.1.6), отримаємо робочу формулу для обчислення ентропійного КФЕ навчання СПР розпізнаванню реалізацій класу X_1^o для двоальтернативного рішення і при рівноймовірних гіпотезах:

$$E_1^{(k)} = 1 + \frac{1}{2}\left(\frac{K_1^{(k)}}{K_1^{(k)} + K_3^{(k)}} \log_2 \frac{K_1^{(k)}}{K_1^{(k)} + K_3^{(k)}} + \frac{K_2^{(k)}}{K_2^{(k)} + K_4^{(k)}} \log_2 \frac{K_2^{(k)}}{K_2^{(k)} + K_4^{(k)}} + \right.$$

$$\left. + \frac{K_3^{(k)}}{K_1^{(k)} + K_3^{(k)}} \log_2 \frac{K_3}{K_1^{(k)} + K_3^{(k)}} + \frac{K_4^{(k)}}{K_2^{(k)} + K_4^{(k)}} \log_2 \frac{K_4^{(k)}}{K_2 + K_4^{(k)}} \right). \quad (4.2.3.2)$$

Структурну схему алгоритму обчислення критерію (4.2.3.2) за паралельним способом оброблення навчальної матриці в процесі побудови у радіальному базисі оптимального контейнера класу X_1^o подано на рис. 3. Тут наведено такі вхідні дані: *X*1, *X*2 – еталонні двійкові вектори класів X_1^o і X_2^o відповідно; $\{X(N)\}$ – навчальна матриця, яка складається з реалізацій цих класів; $N=\overline{1, NM}$, де *NM*– обсяг репрезентативної навчальної вибірки; *D* – радіус контейнера класу X_1^o. Вихідні дані: *E* – значення КФЕ; *A, B, D*1, *D*2 – значення точнісних характеристик процессу навчання СПР: помилки першого і другого родів,

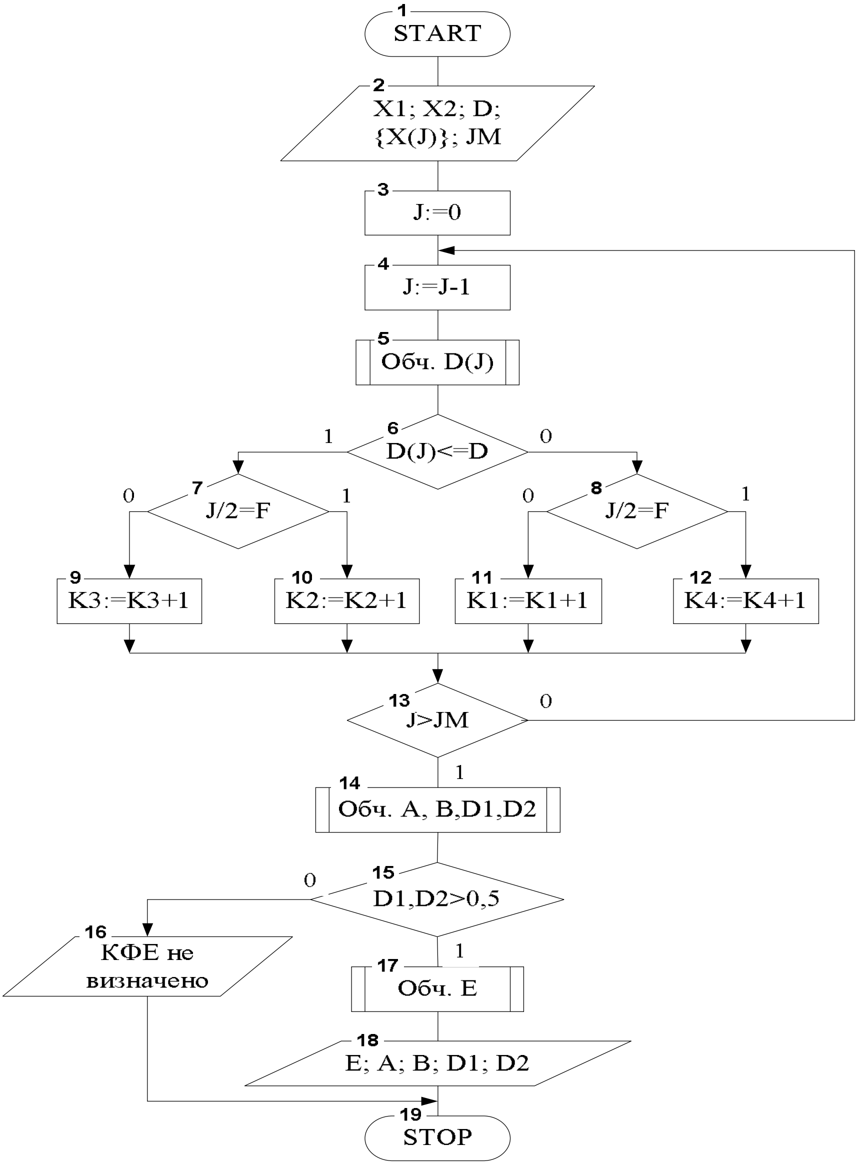

Рисунок 3 – Структурна схема обчислення інформаційного КФЕ перша і друга достовірності відповідно. За схемою, що розглядається, блок 5 обчислює при кожному випробуванні кодову відстань $D(N)$ шляхом складання за модулем два вектора $X1$ з поточним вектором-реалізацією $X(N)$ і підрахунку кількості одиниць в одержаній сумі.

При кожному непарному випробуванні визначається відстань $D(N)$ між вектором $X1$ і реалізацією свого класу, а на кожному парному – між вектором $X1$ і реалізацією іншого класу. Обчислення коефіцієнтів $K1$, $K2$, $K3$ і $K4$ здійснюється за таким алгоритмом (блоки 6 – 12):

а) порівняння (блок 6): якщо $D(N) \leq D$ (реалізація належить області класу X_1^o), то при непарному випробуванні обчислюється $K1:=K1+1$ ("своя" реалізація), а при парному – $K3:=K3+1$ ("чужа" реалізація). Визначення парності або непарності реалізацій здійснюють блоки 7 і 8, які перевіряють виконання умови $N/2=F$, де F – ціле число. Якщо умова виконується, то випробування парне, інакше – непарне. Якщо $D(N)>D$ (реалізація не належить області класу X_1^o), то при непарному випробуванні обчислюється коефіцієнт $K2:=K2+1$ ("своя" реалізація), а при парному – $K4:=K4+1$ ("чужа" реалізація);

б) порівняння (блок 13): якщо $N=NM$, то обчислюються оцінки точнісних характеристик за (4.2.3.1), інакше обробляється наступна реалізація;

в) при виконанні умови блока 15: ($D1>0{,}5$ і $D2>0{,}5$) обчислюється інформаційний критерій, наприклад, за формулою (4.2.1.6), інакше видається повідомлення «КФЕ не визначено».

Знання точнісних характеристик процесу навчання дозволяє визначати робочу область значень КФЕ. Виходячи із вимоги практичної цінності рішень, які приймаються СПР, на робочу область визначення функції інформаційного КФЕ необхідно вводити обмеження знизу. Так, для двоальтернативного рішення такими обмеженнями є: D_1>0,5 і D_2>0,5, тобто значення першої та другої достовірностей у робочій області не можуть бути менше значень відповідних помилок.

Після відповідної підстановки (4.2.3.1) у (4.2.2.1) отримаємо робочу формулу для обчислення міри Кульбака:

$$J_m^{(k)} = \frac{1}{n}\mathbf{log}_2\left\{\frac{2n+10^{-r}-\left[K_2^{(k)}+K_3^{(k)}\right]}{\left[K_2^{(k)}+K_3^{(k)}\right]+10^{-r}}\right\} * \left[n-\left(K_2^{(k)}+K_3^{(k)}\right)\right] ,(4.2.3.3)$$

де r – число цифр у мантисі значення критерію $J_m^{(k)}$.

Зрозуміло, що залежно від величини числа r будуть змінюватися значення критерію (4.2.3.3), але це не впливає на положення глобального максимуму в робочій області визначення їх функцій.

4.3 Алгоритм екзамену за МФСВ

На рис. 4 показано структурну схему алгоритму екзамену для нечіткого розбиття простору ознак розпізнавання, яке має місце у загальному випадку. Алгоритм має такі вхідні дані: $\{EV[K]\}$ – масив еталонних двійкових векторів: $K=\overline{1,M}$ –змінна числа класів розпізнавання; $\{DOPT[K]\}$ – цілий масив оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання у кодовій відстані Хеммінга; XP – двійкова реалізація образу, що розпізнається.

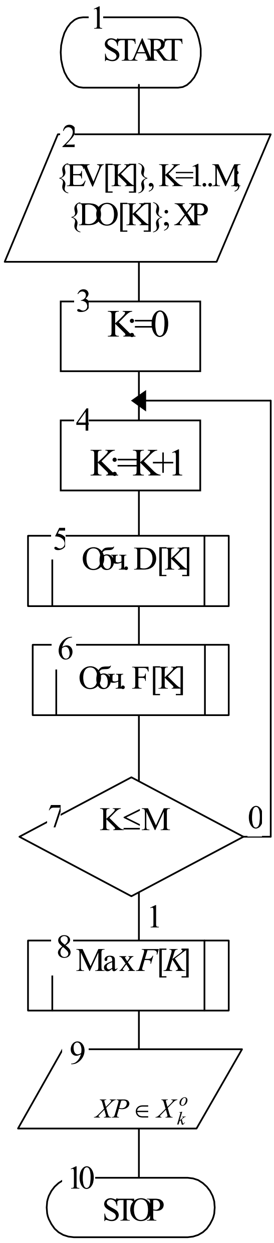

Рисунок 4– Структурна схема алгоритму екзамену:

Виходом алгоритму є повідомлення про належність реалізації, що розпізнається, деякому класу X_k^o із сформованого на етапі навчання алфавіту класів $\{X_m^o\}, k, m = \overline{1, M}$. На рис.4 блок 5 обчислює, починаючи з базового класу, кодову відстань $d\{EV[K] \oplus XP\}$ між поточним еталонним вектором і реалізацією XP. Блок 6 для кожного класу обчислює значення функції належності $F[K]$, яка для гіперсферичного класифікатора має вигляд

$$F[K] = 1 - \frac{D[K]}{DOPT[K]}. \tag{4.3.1}$$

Після виходу із циклу блок 8 визначає клас, до якого належить реалізація XP за максимальним значенням функції належності (4.3.1).

5 ВИКОНАННЯ КУРСОВОЇ РОБОТИ

5.1 Загальні вказівки

Курсова робота на тему: «Інформаційний синтез СПР, що навчається» виконується за матеріалами розділів чотири і п’ять конспекту лекцій дистанційного курсу “Системи і методи прийняття рішень”.

Норма часу на СРС – 24 год.

5.2 Завдання на курсову роботу

Варіант 1. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох класів розпізнавання (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- кількість ознак розпізнавання – 16;
- кількість реалізацій образу одного класу –30;
- інформаційний критерій оптимізації за Шенноном.

Варіант 2. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох класів розпізнавання (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- кількість ознак розпізнавання – 16.
- кількість реалізацій образу одного класу –30.
- інформаційний критерій оптимізації за Кульбаком.

Варіант 3. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання трьох класів розпізнавання (М=3) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- кількість ознак розпізнавання – 16.
- кількість реалізацій образу одного класу –30.
- інформаційний критерій оптимізації за Шенноном.

Варіант 4. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання трьох класів розпізнавання (М=3) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань. Задано такі параметри:

- кількість ознак розпізнавання – 16;
- кількість реалізацій образу одного класу –30;
- інформаційний критерій оптимізації за Кульбаком.

Варіант 5. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох стаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 100×100 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Шенноном.

Варіант 6. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох стаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань. Задано такі параметри:

- рецепторне поле 100×100 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Кульбаком.

Варіант 7. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох стаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 150×150 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Шенноном.

Варіант 8. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох стаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 150×150 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Куль баком.

Варіант 9. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох нестаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 100×100 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Шенноном.

Варіант 10. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох нестаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 100×100 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Кульбаком.

Варіант 11. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох нестаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 150×150 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Шенноном

Варіант 12. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох нестаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 150×150 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Кульбаком.

Варіант 13. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох стаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 200×200 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Шенноном.

Варіант 14. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох стаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 200×200 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Куль баком.

Варіант 15. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох нестаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 200×200 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Шенноном.

Варіант 16. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох нестаціонарних за яскравістю зображень (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- рецепторне поле 200×200 пікселів;
- інформаційний критерій оптимізації за Кульбаком.

Варіант 17. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох класів розпізнавання (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- кількість ознак розпізнавання – 18;
- кількість реалізацій образу одного класу –30;
- інформаційний критерій оптимізації за Шенноном.

Варіант 18. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання двох класів розпізнавання (М=2) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- кількість ознак розпізнавання – 18.
- кількість реалізацій образу одного класу –30.
- інформаційний критерій оптимізації за Кульбаком.

Варіант 19. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання трьох класів розпізнавання (М=3) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Задано такі параметри:

- кількість ознак розпізнавання – 15.
- кількість реалізацій образу одного класу –30.
- інформаційний критерій оптимізації за Шенноном.

Варіант 20. Розробити та програмно реалізувати базовий алгоритм навчання СПР для розпізнавання трьох класів розпізнавання (М=3) і алгоритм екзамену за методом функціонально-статистичних випробувань. Задано такі параметри:

- кількість ознак розпізнавання – 15;
- кількість реалізацій образу одного класу –30;
- інформаційний критерій оптимізації за Кульбаком.

5.3 Формування вхідної навчальної матриці

Формування навчальної матриці $\{Y[I,J,K]\}$, де $I=\overline{1,IMAX}$ – змінна кількості ознак розпізнавання; $J=\overline{1,JMAX}$ – змінна кількості реалізацій; $K=\overline{1,KMAX}$ – змінна кількості класів, здійснюється за такою послідовністю.

1 У варіантах 1-4 для базового класу X_1^o прийняти одиничний двійковий еталонний вектор-реалізацію

$$x_1 = \langle 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1 \rangle .$$

У варіантах 1-4 для класу X_2^o сформувати двійковий еталонний вектор-реалізацію образу за умови, що міжцентрова кодова відстань $d(x_1 \oplus x_2) = 7$.

У варіантах 3 і 4 для класу X_3^o сформувати двійковий еталонний вектор-реалізацію за умови, що міжцентрова кодова відстань $d(x_1 \oplus x_3) = 7$ і $d(x_2 \oplus x_3) \geq 6$.

У варіантах 17 і 18 для базового класу X_1^o прийняти одиничний двійковий еталонний вектор-реалізацію

$$x_1 = \langle 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1 \rangle ,$$

а для класу X_2^o сформувати одиничний двійковий еталонний вектор-реалізацію за умови, що міжцентрова кодова відстань $d(x_1 \oplus x_2) = 8$.

У варіантах 19 і 20 для базового класу X_1^o прийняти одиничний бінарний еталонний вектор-реалізацію

$$x_1 = \langle 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1 \rangle ,$$

для класу X_2^o сформувати двійковий еталонний вектор-реалізацію за умови, що міжцентрова кодова відстань $d(x_1 \oplus x_2) = 6$, а для класу X_3^o сформувати двійковий еталонний вектор-реалізацію за умови, що міжцентрова кодова відстань $d(x_1 \oplus x_3) = 7$ і $d(x_2 \oplus x_3) \geq 6$.

2 Для варіантів 1- 4 і 17-20 сформувати контрольну навчальну бінарну матрицю $\{X[I, J, K]\}$ для заданого алфавіту класів за умови, що ознака розпізнавання двійкового еталонного вектора-реалізації має у відповідному стовпчику навчальної матриці свого класу частоту 0,7. Наприклад, якщо перша ознака еталонного вектора-реалізації x_1 дорівнює “1”, то у першому стовпчику навчальної матриці класу X_1^o мусить довільно знаходитися 21 одиниця і 9 нулів, оскільки частота появи одиниці тоді буде дорівнювати $\frac{21}{30} = 0{,}7$. Вибір такої частоти забезпечує нормальність розподілу реалізацій, що є запорукою компактності реалізацій образу в просторі ознак.

3 Для варіантів 1-4 і 17-20 сформувати контрольну навчальну вхідну (цілу) матрицю для заданого алфавіту класів за умови, що ціле випадкове значення елемента цієї матриці знаходиться у заданому контрольному полі допусків, якщо відповідний елемент бінарної матриці має значення “1” і – знаходиться поза заданим контрольним полем допусків, якщо відповідний елемент бінарної матриці має значення “0”. Контрольні допуски для варіантів 1-4 і 17-20 задано в табл. 1, де прийнято такі позначення:

d($x_1 \oplus x_2$) –кодова відстань між центрами класів X_1^o і X_2^o;

d($x_1 \oplus x_3$)–кодова відстань між центрами класів X_1^o і X_3^o;

d($x_2 \oplus x_3$)–кодова відстань між центрами класів X_2^o і X_3^o;

$А_Н$ – нижній контрольний допуск;

$А_В$ – верхній контрольний допуск.

Таблиця 1– **Значення контрольних допусків**

Номер варі-анта	Міжцентрові кодові відстані			A_H	A_B
	$d(x_1 \oplus x_2)$	$d(x_1 \oplus x_3)$	$d(x_2 \oplus x_3)$		
1	7	–	–	10	20
2	7	–	–	20	30
3	7	7	≥ 6	30	40
4	7	7	≥ 6	40	50
17	8	–	–	50	60
18	8	–	–	60	70
19	6	7	6	70	80
20	6	7	6	80	90

4. Для варіантів 5-16 вхідна ціла матриця формується як матриця яскравості відповідних зображень у діапазоні від 0 до 255 градацій яскравості біло-чорного графічного редактора.

5. При кількості студентів у групі більше 20 варіанти циклічно повторюються, а контрольні допуски аналогічно збільшуються.

5.4 Приклад формування навчальної матриці

Необхідно сформувати навчальну матрицю яскравості для розпізнавання двох зображень-текстур, показаних на рис. 5

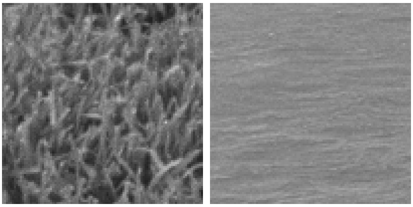

Рисунок 5– Зображення текстур

1 Процедура оброблення зображень текстур з метою формування їх навчальних матриць яскравості може мати такий вигляд:

```
Procedure TForm1.Make_Y;
Var
//Графічне відображення реалізацій поточного класу
  Bitmap_Make_Y:TBitmap;
  k_Make_Y,i_Make_Y,j_Make_Y:integer;
Begin
  Bitmap_Make_Y:=TBitmap.Create;
  SetLength(Y,m);
  for k_Make_Y:=0 to m-1 do begin
    Bitmap_Make_Y.LoadFromFile(<назва файлу з графічним відображенням класу>);
// Визначення кількості реалізацій та ознак
    if k_Make_Y=0 then begin
      n:=Bitmap_Make_Y.Height;
      nUpper:=Bitmap_Make_Y.Width;
    end;
//Ініціалізація масиву Y
    setlength(Y[k_Make_Y],nUpper);
```

```
 for i_Make_Y:=0 to nUpper-1 do
  SetLength(Y[K_Make_Y,I_Make_Y],n);
//Заповнення масиву Y
 for i_Make_Y:=0 to nUpper-1 do
  for j_Make_Y:=0 to n-1 do
   begin  y[k_Make_Y,i_Make_Y,j_Make_Y]:=getRvalue (Bitmap_Make_Y.Canvas.Pixels[i_Make_Y,j_Make_Y]);
   end;
 end;
 Bitmap_Make_Y.Destroy;
end;
```

2 Для варіантів 5-16 еталонні вектори-реалізації $y_m = \{y_{m,i}\}$ цілих матриць формуються шляхом статистичного усереднення за правилом

$$y_{m,i} = \frac{1}{30}\sum_{j=1}^{30} y_{m,i}^{(j)} .$$

3 Для варіантів 5-16 бінарні навчальні матриці $\{X[I,J,K]\}$ відповідних класів формуються за правилом

$$X[I,J,K] = \begin{cases} 1 \;\; if \;\; A_{H,i} \le Y[J,I,K] \le A_{B,i} \, ; \\ 0 \;\; if \;\; else \, , \end{cases}$$

де $A_{H,i} = y_1 - \delta$ – нижній допуск i-ї ознаки;

$A_{B,i} = y_1 + \delta$ – верхній допуск i-ї ознаки.

Тут δ – параметр, що дорівнює половині поля контрольних допусків.

5.5. Результати, одержані при виконанні курсової роботи

Результатом обчислень на ЕОМ є оптимальні радіуси роздільних гіперповерхонь, які забезпечують максимуми відповідних критеріїв оптимізації. Результати контрольного прикладу для тестування алгоритму навчання подати у вигляді таблиць оптимізації параметрів навчання й у вигляді графіка залежності значень відповідних критеріїв оптимізації від радіуса роздільної гіперсфери для кожного класу розпізнавання.

Результати тестування алгоритму екзамену вивести на екран монітора та роздрукувати для розміщення в пояснювальній записці.

5.6 Вимоги до оформлення курсової роботи

Оформити пояснювальну записку (приблизний обсяг 20 сторінок на форматі А4, шрифт TNR, міжрядковий інтервал 1,5) відповідно до існуючого стандарту СумДУ для оформлення курсових і дипломних робіт. Пояснювальна записка повинна мати таку структуру:

титульний аркуш;
реферат;
зміст;
вступ;
1 Основні положення методу.
2 Теоретичне постановлення задачі.
3 Математична (категорійна) модель.
4 Критерій оптимізації.
5 Опис алгоритму навчання.

6 Коротка характеристика програми.
7 Результати моделювання на ЕОМ.
висновки;
список літератури;
додаток (інформаційний)– текст програми.

5.7 Графік виконання курсової роботи

Графік виконання курсової роботи наведено в табл. 2.

Таблиця 2– **Графік модульно-рейтингового контролю**

Номер модуля	Етапи курсової роботи	Форма контро-лю	% викон.	Тижні семестру
1	Формування бінарної навчаль-ної матриці	Результати програми	25	4-й
2	Реалізація алго-ритму навчання Р	Результати програми	60	9-й
3	Реалізація алго-ритму екзамену	Результати ко-нтрольного те-сту	90	15-й
4	Оформлення по-яснювальної за-писки		100	16-й

Навчальне видання

МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ
ДО ВИКОНАНЯ ТА ОФОРМЛЕННЯ КУРСОВОЇ РОБОТИ ІЗ ДИСЦИПЛІНИ
“СИСТЕМИ ТА МЕТОДИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ”
для студентів заочної та дистанційної форм навчання
напряму 0802 “Прикладна математика”

Укладач А.С. Довбиш
Відповідальний редактор С.М. Симоненко
Редактор Н.О. Кравченко
Відповідальний за випуск О.П. Чекалов

План 2006 р., поз..	Підп. до друку .
Формат 60х84/16.	Умовн. друк. арк. .
Обл.-вид. арк.	Наклад 150 прим.
Замовлення № .	Собівартість вид.

Видавництво СумДУ. при Сумському державному університеті
40007, Суми, вул. Р.-Корсакова, 2

Свідоцтво про внесення суб’єкта видавничої справи
до Державного реєстру ДК №2365 від 08.12.2005.

Надруковано у друкарні СумДУ.
40007, Суми, вул. Римського-Корсакова, 2