**М.С. Карандюк, студ., гр. АТ-20-3м**
**М.П. Горбач, студ., гр. АТ-20-3м**
**Л.О. Чепюк, к.т.н., доц.**
*Житомирський державний технологічний університет"*

# РОЗПІЗНАВАННЯ МОВНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ ОЗНАК

Розпізнавання на основі ознак припускає, що кожний об'єкт, що підлягає класифікації, можна охарактеризувати вектором ознак $\overline{X}$ і безліччю $N$ значень ознак. Ознаками прийнято називати сукупність параметрів, отриманих при параметризації мовного сигналу й використовуваних при розпізнаванні. Критерій відбору ознак заснований на важливості їх для характеристик образа або важливості їхнього впливу на якість розпізнавання. Систему ознак вибирають інтуїтивно. Рішення, що вимірювати, є суб'єктивним і залежить від конкретного розв'язуваного завдання - у системах розпізнавання мови використовуються вейвлет-коефіцієнти, спектральний опис, коефіцієнти лінійного пророкування й інші параметри.

Подання мовних елементів через систему ознак складно. Навіть фонема не є стаціонарною ділянкою мови, її складно виділити з мовного потоку. Сильний вплив роблять сусідні звуки. Наприклад, при середній довжині слова 0,6 з і періодичності опитування 15 мс, розрядності сформованого після кожного опитування ознаки 16, еталон слова описується 16 0.6/(15 0.001) = 640 біт. Словник в 200 слів вимагає обсяг ОЗП 128 Кбіт.

Завдання розпізнавання формулюється як завдання статистичного ухвалення рішення. Повинне бути ухвалене рішення про приналежність вектора ознак $\overline{X}$ до одному з *m* класів $m = \overline{1, \omega_n}$.

Кількість ознак, що описують об'єкт, визначається в процесі попередньої обробки інформації, метою якої є виявлення найбільш інформативних ознак. Остаточне рішення про кількість обраних ознак і їхньої інформативності визначається в процесі ухвалення рішення. Кількість обраних ознак мінімізується.

У результаті статистичного експерименту можна визначити закони розподілу ймовірностей значення ознак і сформувати еталонні характеристики для образів кожного класу.

Наприклад, якщо в результаті експерименту вдалося підтвердити припущення про нормальний закон розподілу ознак (1),

$$f(x_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(\chi-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}, \quad f(x_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(\chi-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}, \qquad (1)$$

то як характеристики еталонів досить запам'ятати оцінки математичного очікування $\mu$ й дисперсії $\overline{\sigma}$, які формуються в процесі навчання по формулах:

$$\hat{\mu}_1 = \frac{x + n\mu_1}{n+1}, \; \hat{\sigma}_1^2 = \frac{\sigma^2 x + n^2{}_1}{n+1} \quad .$$

Якщо ж припущення про характер розподілу значень ознак зробити не вдається, то доводиться запам'ятовувати умовні щільності ймовірностей значень ознак для кожного класу, що вимагає значних витрат пам'яті й збільшує в остаточному підсумку час ухвалення рішення.

Розглянемо найпростішу байєсову процедуру навчання й ухвалення рішення при розпізнаванні об'єктів на два класи по одній ознаці.

Для моделювання процесу необхідно:

1. Сформувати навчальні вибірки для кожного класу об'єктів. Вибірки повинні бути представницькі. Про кожний елемент вибірки відомо, до якого класу $\omega_i$ належить об'єкт. Позначимо апріорну ймовірність появи *j* класу $\omega_j - P(\omega_j)$, а умовну ймовірність того факту, що вектор $\overline{X}$ належить класу $\omega_j - P(\overline{X} / \omega_j)$.

2. Визначити щільність ймовірностей розподілу ознак $f_1(x)$ і $f_2(x)$ для кожного класу. Якщо вдається зробити припущення про те, що щільності розподілу ймовірностей мають нормальний закон, то досить для формування еталонів класів обчислити оцінки математичного очікування й дисперсії $\mu_1$, $\mu_2$ $\sigma_1^2$, $\sigma_2^2$. Оскільки відслідковується зміна всього однієї ознаки й закон зміни ознаки відомий, то завдання спрощується.

3. Запам'ятати номера (найменування) класів і значення еталонів для кожного класу.

4. Виконати класифікацію: якщо

$$P(\omega_i)P(\overline{X} / \omega_i) > P(\omega_j)P(\overline{X} / \omega_j),$$

то приймається рішення, що $\overline{X} \in \omega_i$ й об'єкт належить *i-ому* класу.

Метрика дозволяє визначити відстань між розпізнаваним об'єктом і еталоном. Середньоквадратична метрика випливає з байєсової процедури ухвалення рішення, за умови, що ймовірності появи класів однакові, ознаки незалежні, дисперсії ознак рівні $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$

$$d(j) = \sqrt{(x - \mu_j)^2},$$

де *d(j)* - відстань до j-*ого* еталона,

$\mu_1$ – математичне очікування ознаки *j-ого* еталона.

Визначивши *d(j)* для 1-ого й 2-ого класів, знаходимо мінімальну відстань min *(d(j))* і відносимо об'єкт до *j* класу, відповідно.

Якщо $\sigma_j \neq \sigma_i$ , то

$$d(j) = \sqrt{\frac{(x-\mu_j)^2}{\sigma_j^2}} .$$

Розділити об'єкти на два класи $\Omega_1$ і $\Omega_2$ по одній ознаці. Описи класів задані:

– умовні щільності розподілу значень ознаки об'єктів класів *($f_1(x)$)* і *($f_2(x)$)*, апріорні ймовірності появи об'єктів $P(\Omega_1)$ і $P(\Omega_2)$;

– матриця вартості рішень при класифікації (платіжна матриця) виду

$$C = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{pmatrix}$$

де $C_{11}$, $C_{22}$ – втрати (витрати) при правильному рішенні,

$C_{21}$, $C_{12}$ – втрати при помилковій класифікації (відповідно), коли об'єкт класу помилково віднесений до класу й навпаки).

Можна знайти процедуру прийняття рішень, що мінімізує втрати.

Якщо об'єкт віднести до класу 1, а його помилково віднесли до класу 2, то цей випадок - помилка першого роду.

$$Q_1 = \int_{x_0}^{\infty} f_1(x)dx ,$$

$Q_1$ – умовна ймовірність помилки 1-ого роду (об'єкт ставиться до 1 класу, а його помилково віднесли до 2-му класу).

$$Q_1 = \int_{-\infty}^{x_0} f_2(x)dx ,$$

$Q_2$ – умовна ймовірність помилки 2 роди (об'єкт ставиться до 2-му класу, а його помилково віднесли до іншого класу).

Середні втрати класифікації

$$R = P(\Omega_1)C_{11}(1-Q_1) + P(\Omega_1)C_{12}Q_1 + P(\Omega_2)C_{22}(1-Q_2) + P(\Omega_2)C_{21}Q_2 ;$$

$$\left.\frac{dR}{dx}\right|_{x=x_0} = P(\Omega_1)[C_{11}f_1(x_0) - C_{12}f_1(x_0)] + P(\Omega_2)[C_{21}f_2(x_0) - C_{22}f_2(x_0)] = 0 ;$$

$$\lambda(x) = \frac{f_2(x_0)}{f_1(x_0)}$$ - коефіцієнт правдоподібності.

Застосування методу обмежується ростом складності експерименту у випадку, коли число ознак велике.