

## ІДЕНТИФІКАЦІЯ ГОЛОСУ

*O.A. Якушев, аспірант*

*Сумський державний університет, м. Суми*

*Рассматривается синтез системы идентификации голоса в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии, которая основана на максимизации информационной возможности системы путем введения в процесс её обучения дополнительных информационных ограничений.*

*Розглядається синтез системи ідентифікації голосу у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології, що ґрунтуються на максимізації інформаційної спроможності системи шляхом введення в процес її навчання додаткових інформаційних обмежень.*

### ВСТУП

Розроблення високодостовірних і оперативних алгоритмів ідентифікації голосу залишається актуальним, наприклад, у зв'язку з підвищеннем вимог до інформаційної захищеності систем керування з обмеженім доступом, складних робототехнічних систем і комплексів та інше. Існує два основні підходи до вирішення проблеми розв'язання розпізнавання голосу:

- структурний, що ґрунтуються на синтезі образів [1-2];
- підхід, орієнтований на використання навчальної вибірки [2-3].

Основним недоліком структурного підходу є необхідність на етапі екзамену синтезу образу, що розпізнається, з метою його порівняння з еталонним образом, сформованим на етапі навчання системи. Це створює суттєві ускладнення для підвищення оперативності ідентифікації та розпізнавання голосу.

У рамках другого підходу обов'язковим є наявність багатовимірної навчальної матриці, результатом якого є побудова вирішальних правил, що застосовується в режимі екзамену для безпосереднього розпізнавання голосу. Перевагою такого підходу є можливість прийняття високоточних рішень або результатів розпізнавання. При цьому центральною задачею є побудова на етапі навчання деяким способом оптимального тут і далі в інформаційному розумінні розбиття простору ознак на класи.

Існуючі методи розпізнавання (LIRA, проект розроблювачів "СТЭЛ - Комп'ютерні Системи" та інші [2-3]) мають в основному модельний характер, оскільки ігнорують апріорне нечітке розбиття класів розпізнавання до задач практики. Є методи, що створено або розроблено у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІТ) [4], що ґрунтуються на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання, що навчається, шляхом введення додаткових обмежень в процесі оптимізації просторово-часових параметрів функціонування.

### ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Метою створення системи ідентифікації голосу користувача є розроблення інформаційного та програмного забезпечення системи розпізнавання, що навчається, у рамках ІЕІТ [4-9].

Розглянемо таку постановку задачі ідентифікації голосу у рамках ІЕІТ.

Нехай дано алфавіт класів розпізнавання  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ , де  $M$  — кількість класів, серед яких клас  $X_1^o$  характеризує акустичні властивості голосу користувача, та навчальна матриця

$\| y_m^{(j)} | i = 1, N, j = 1, n \|$ , де  $N$  – кількість ознак розпізнавання;  $n$  – кількість реалізацій образу. Відомий вектор параметрів функціонування системи розпізнавання, який у загальному випадку має таку структуру:

$$g = \langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1}, f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle, \quad \Xi_1 + \Xi_2 = \Xi,$$

де  $\langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1} \rangle$  – генотипні параметри функціонування нечіткого регулятора, які впливають на параметри розподілу реалізацій образу;

$\langle f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle$  – фенотипні параметри функціонування нечіткого регулятора, які прямо впливають на геометрію контейнера класу розпізнавання.

При цьому відомі обмеження на відповідні параметри функціонування:

$$R_{\xi_1}(g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1}) \leq 0; \quad R_{\xi_2}(f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2}) \leq 0.$$

Треба на етапі навчання у рамках IEIT побудувати в радіальному базисі бінарного простору ознак розпізнавання оптимальне в інформаційному розумінні розбиття класів розпізнавання за таких умов:

- 1)  $\left(\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}\right) \quad \left[X_m^o \neq \emptyset\right];$
- 2)  $\left(\exists X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}\right) \quad \left(\exists X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}\right) \quad \left[X_k^o \neq X_l^o \rightarrow X_k^o \cap X_l^o \neq \emptyset\right];$
- 3)  $\left(\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}\right) \quad \left(\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}\right) \quad \left[X_k^o \neq X_l^o \rightarrow KerX_k^o \cap KerX_l^o = \emptyset\right];$
- 4)  $\left(\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}\right) \quad \left(\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}\right)$   
 $[X_k^o \neq X_l^o \rightarrow (d_k^* < d(x_k \oplus x_l)) \& \quad (d_l^* < d(x_k \oplus x_l))];$
- 5)  $\bigcup_{X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}} X_m^o \subseteq \Omega_B; \quad k \neq l; \quad k, l, m = \overline{1, 2},$

де  $d_k^*$ ,  $d_l^*$  – оптимальні радіуси гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання  $K_k^o \in X_k^o$  і  $K_l^o \in X_l^o$  відповідно.

При цьому інформаційний критерій функціональної ефективності (КФЕ) набуває максимуму в робочій області визначення його функції:

$$E^* = \max_G E_m,$$

де  $E_m$  – критерій функціональної ефективності навчання системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^0$ ;  $G$  – робоча область КФЕ.

На етапі екзамену треба за побудованим на етапі навчання системи розпізнавання вирішальним правилом визначити належність реалізації

образу, що розпізнається, до відповідного класу розпізнавання із заданого алфавіту  $\{X_m^0\}$ .

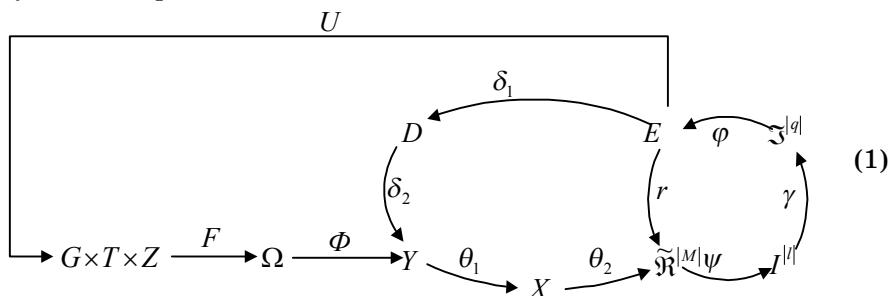
### МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ

Розглянемо категорійні моделі навчання і екзамену в рамках ІЕІТ за апріорно класифікованими навчальними матрицями. Така модель повинна обов'язково передбачати вхідний математичний опис системи, який подамо у вигляді структури

$$\Delta = \langle G, T, \Omega, Z, Y, F, \Phi \rangle,$$

де  $G$  – простір вхідних сигналів (факторів);  $T$  – множина моментів часу зняття інформації;  $\Omega$  – простір ознак розпізнавання;  $Z$  – простір можливих функціональних станів системи;  $Y$  – терм-множина сигналів після первинної обробки інформації (вибіркова множина);  $F: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$  – оператор формування простору  $Z$ ;  $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$  – оператор формування вибіркової множини  $Y$ .

Введемо оператор  $\theta$  побудови у загальному випадку нечіткого розбиття простору ознак на  $M$  класів розпізнавання. Нехай перевірка основної статистичної гіпотези про належність реалізацій навчальної матриці класу  $X_m^0$  здійснюється оператором класифікації  $\Psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]} \rightarrow I^{[l]}$ , де  $I^{[l]}$  – множина розв'язків (гіпотез), а  $l$  – кількість статистичних гіпотез. Таким чином, з урахуванням вищеперелічених операторів і множин математичну модель подамо у вигляді діаграми відображення множин, які застосовуються в процесі навчання:



У діаграмі (1)  $\mathfrak{S}^{|q|}$  – множина точнісних характеристик процесу прийняття рішень, де  $q = l^2$ ;  $E$  – множина значень КФЕ;  $D$  – система контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Оператор  $U$  – регламентує процес навчання. У діаграмі правий контур операторів реалізує базовий алгоритм навчання за ІЕІТ, який обчислює КФЕ й оптимізує геометричні параметри контейнера відповідного класу, а контур  $\theta \rightarrow \psi \rightarrow \gamma \rightarrow \varphi \rightarrow \delta_1 \rightarrow \delta_2 \rightarrow \theta$  оптимізує контрольні допуски на ознаки розпізнавання.

### АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ

Оптимізацію СКД будемо здійснювати за паралельним алгоритмом, при якому контрольні допуски оптимізуються для всіх ознак одночасно [4]. За цим алгоритмом оптимізуються параметри контейнерів класів розпізнавання за умови визначення оптимальних контрольних допусків для базового (еталонного) класу  $X_1^0$ . При цьому центрування контейнерів здійснюється в процесі навчання шляхом знаходження еталонних

векторів-реалізацій образу, вершини яких визначають геометричні центри класів розпізнавання.

Як критерії оптимізації параметрів функціонування системи розпізнавання у рамках ПЕІТ можуть застосовуватися статистичні інформаційні критерії, які є функціоналами від точнісних характеристик класифікатора. Наприклад, модифікована міра Кульбака для двохальтернативної системи оцінок процесу навчання розпізнаванню реалізацій класу  $X_m^o$  за ПЕІТ при рівномовірних апріорних гіпотезах має вигляд [4]:

$$\begin{aligned} J_m^{(k)} &= 0,5 \log_2 \left( \frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \left[ (D_1^{(k)} + D_2^{(k)}) - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}) \right] = \\ &= \log_2 \left( \frac{2 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \left[ 1 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}) \right], \end{aligned} \quad (2)$$

де  $D_1^{(k)}$ ,  $D_2^{(k)}$ ,  $\alpha^{(k)}$ ,  $\beta^{(k)}$  – точнісні характеристики процесу навчання: перша та друга достовірності, помилки першого та другого роду відповідно, отримані на  $k$ -му кроці навчання.

Вхідною інформацією для навчання системи розпізнавання є навчальна матриця  $\|y_{m,i}^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n^*}\|$ , система полів нормованих допусків  $\{\delta_{H,i}\}$ , яка задає область значень контрольних допусків  $\{\delta_{K,i}\}$ .

Нехай алфавіт характеризується двома класами:

- 1) клас  $X_1^o$ , який характеризує голос «хазяїна»;
- 2) клас  $X_2^o$ , який характеризує чужий голос.

Нехай кожний клас буде складатися з 40 реалізацій, кожна з яких визначається сказану фразу. Кожна реалізація складається з 100 ознак. Обробка з початкового акустичного сигналу відбувалася в такий спосіб:

- 1) нормалізація звукового сигналу [10], зведення усіх сигналів до однієї гучності;
- 2) безпосереднє перетворення, квантування в децибелах за амплітудою на декілька рівнів і обчислення кількості протилежних екстремумів на кожному кроці квантування;
- 3) нормування отриманих значень, тобто кожне значення, ділиться на загальну кількість максимумів та мінімумів;
- 4) помноження нормованих значень на деяке фіксоване значення.

## РЕЗУЛЬТАТИ ФІЗИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Результати оптимізації СКД у процесі навчання системи ідентифікації голосу користувача ілюструють рис. 1.

На рис. 1 і далі темною ділянкою графіка позначене робочу (допустиму) область визначення функції (2), в якій  $D_{1,1}^{(k)}$  і  $D_{1,2}^{(k)}$  більше 0,5. Аналіз рис. 1 показує, що оптимальне значення параметра  $\delta$  належить інтервалу [18;21]. Визначення конкретного оптимального значення здійснюється за мінімальним значенням критерію нечіткої компактності векторів-реалізацій класу  $X_1^o$  на зазначеному вище інтервалі:

$$l_{1,d} = \frac{d_1^*}{d(x_1 \oplus x_2)} \rightarrow \min_{G_d},$$

де  $d_1^*$  – оптимальний радіус контейнера класу  $X_1^o$ ;  $d(x_1 \oplus x_2)$  – кодова міжцентркова відстань класів  $X_1^o$  і  $X_2^o$ ;  $G_d$  – допустима область значень радіусів контейнера класу  $X_1^o$ :  $d \in [0; d(x_1 \oplus x_2) - 1]$ .

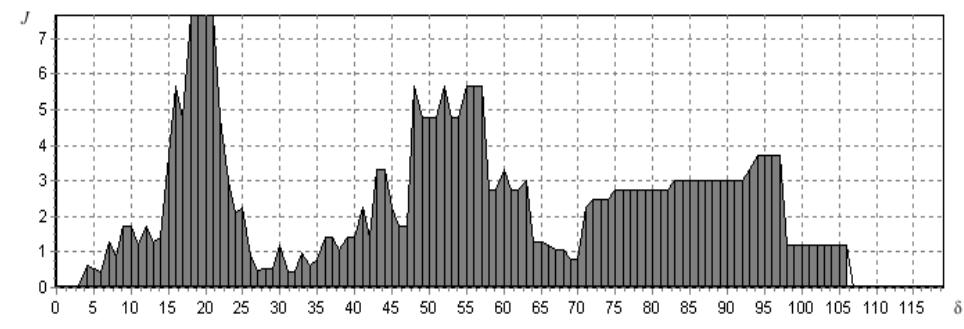


Рисунок 1 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра поля допусків

Більш детальну інформацію про оптимізацію контрольних допусків наведено у табл. 1, де темною ділянкою позначено робочу (допустиму) область визначення функції критерію (2).

Таблиця 1 – Оптимізація контрольних допусків за паралельним алгоритмом

$\delta$	$J$	$D_1$	$\beta$	$d_m$	$d_c$	$l_\delta$
0	0	1	1	1	0	-
1	0,00178	0,575	0,6	14	1	14
2	0,04486	0,6	0,475	19	9	2,111111
3	0,02866	0,55	0,45	18	11	1,636364
4	0,62211	0,95	0,5	22	17	1,294118
5	0,55018	0,875	0,45	20	16	1,25
6	0,42189	0,775	0,4	18	14	1,285714
...	...	...	...	...	...	...
15	3,70619	1	0,1	11	13	0,846154
16	5,67999	0,975	0	8	11	0,727273
17	4,77825	0,95	0	8	12	0,666667
18	7,65105	1	0	9	12	0,75
19	7,65105	1	0	8	11	0,727273
20	<u>7,65105</u>	<u>1</u>	<u>0</u>	<u>7</u>	<u>10</u>	<u>0,7</u>
21	7,65105	1	0	7	10	0,7
22	4,77825	0,95	0	6	9	0,666667
23	3,00828	1	0,15	6	8	0,75
24	2,06924	1	0,25	6	7	0,857143
25	2,26702	1	0,225	6	6	1
26	0,87264	1	0,475	6	6	1

*Продовження табл. 1*

27	0,48352	0,875	0,475	5	6	0,833333
28	0,55018	0,875	0,45	5	6	0,833333
29	0,55018	0,5	0,075	3	5	0,6
30	1,18401	0,75	0,15	4	5	0,8
...	...	...	...	...	...	...
180	0	1	1	1	0	-

## **ВИСНОВКИ**

У процесі навчання у рамках IEIT побудовано оптимальний в інформаційному сенсі гіперсферичний класифікатор, який дозволяє ідентифікувати голос користувача з близькою до одиниці достовірністю.

У перспективі на базі розробленого алгоритму ідентифікації голосу планується створення алгоритму розпізнавання команд за умови розширення словника ознак та додаткової оптимізації інших параметрів функціонування системи розпізнавання

## **SUMMARY**

### **VOICE IDENTIFICATION**

*O.A. Yakushev  
Sumy State University*

*The synthesis of the voice authentication system is examined within the bounds of information-extreme intelligence technology which is based on informative possibility maximization of the system by introduction in the process of its learning additional informative limitations.*

## **СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ**

1. Винюк Т.К. Анализ, распознавание и интерпретация речевых сигналов. – Киев: Наукова думка, 1987. -262 с.
2. Информационный портал речевых технологий <http://art.bdk.com.ru/govor/>
3. Касаткина Л.М., Лукович В.В., Пилипенко В.В. Распознавание личности по голосу с помощью классификатора LIRA// Управляющие системы и машины.
4. Краснопоясовський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань.–Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.
5. Васильев В. И. Распознающие системы: Справочник. - 2-е изд., перераб. и доп. – Киев: Наукова думка, 1983. – 422 с.
6. Васильев В.И., Шевченко А.И. Формирование и опознавание образов. – Донецк: ДонГИИИ, 2000. – 360 с.
7. Ивахненко А. Г. О принципах построения обучающихся систем управления сложными процессами. – М.: Наука, 1970. – 252 с.
8. Цыпкин Я.З. Основы теории обучающихся систем. – М.: Наука, 1970. – 251 с.
9. Аркадьев А.И., Браверман Э.М. Обучение машины классификации. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1971. – 192 с.
10. Sadaoiki Furui, M. Mohan Sondhi Advances in speech signal processing. – New York, 1992.

*Надійшла до редакції 11 лютого 2009 р.*