

СЕКЦІЯ ІНФОРМАТИКИ ІДЕНТИФІКАЦІЯ ГОЛОСУ

Якушев А.А., СумДУ

Задача ідентифікації голосу має важливе наукове та практичне значення для інтенсивного розвитку машинних усномовних технологій, пов'язаних, по-перше, з голосовим керуванням комп'ютерних систем, а, по-друге, з автоматизацією створення документації безпосередньо з голосу. Основною метою машинного автоматичного розпізнавання голосу є створення орієнтованого на людину інтерфейсу комп'ютерних систем.

Дана робота присвячена розробці інформаційного та програмного забезпечення системи ідентифікації голосу у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІТ), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи шляхом оптимізації її параметрів функціонування за умов апріорної невизначеності інформаційних і ресурсних обмежень.

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 персонального користувача ЕОМ, та навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)} \mid i = 1, N, j = 1, n\|$, де N — кількість ознак розпізнавання; n — кількість реалізацій образу. Відомий вектор параметрів функціонування системи розпізнавання, який у загальному випадку має таку структуру:

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

де $\langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\xi_1} \rangle$ – генотипні параметри функціонування системи розпізнавання, які впливають на параметри розподілу реалізацій образу; $\langle f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\xi_2} \rangle$ – фенотипні параметри функціонування системи розпізнавання, які впливають на геометрію контейнерів класів розпізнавання.

Треба на етапі навчання у рамках ІЕ ІТ побудувати в радіальному базисі бінарного простору ознак розпізнавання оптимальне в інформаційному розумінні чітке розбиття класів $\mathfrak{R}^{|\mathcal{M}|}$ і на етапі екзамену прийняти рішення про належність усномовної реалізації образу, що розпізнається, до класу X_1^o .

Для формування словника ознак і навчальної матриці нормалізовані акустичні сигнали власника комп'ютерної системи та іншого користувача квантується в децибелах по амплітуді на декілька рівнів і обчислюється кількість протилежних екстремумів на кожному кроці квантування. Процес навчання системи розпізнавати голос власника у рамках ІЕІТ здійснювався шляхом оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, що відновлюються в радіальному базисі простору ознак на кожному кроці навчання, і системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Як критерій функціональної ефективності (КФЕ) використовувалася модифікація інформаційного критерію Кульбака [1]

Графік залежності критерію функціональної ефективності J від системи контрольних допусків, одержаний в процесі навчання системи розпізнавання за паралельним алгоритмом оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, наведено на рис.1.

СЕКЦІЯ ІНФОРМАТИКИ

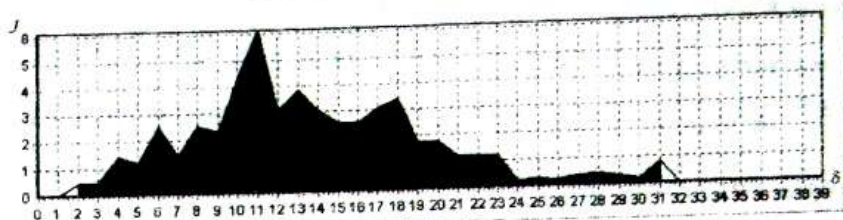


Рисунок 1

Аналіз рис.1 показує, що в робочій області (темна ділянка) визначення функції інформаційного КФЕ оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на кількість переходів екстремумів амплітудної характеристики на інтервалі 2 с дорівнює ± 11 .

У табл. 1 наведено результати оптимізації контейнера класу X_1^o , де D_1 , β – перша достовірність і помилка другого роду відповідно; d_1 , d_2 – оптимальні радіуси контейнерів класів X_1^o і класу X_1^o відповідно; d_c – кодова відстань між центрами класів

Таблиця 1 – Результати процесу навчання

δ	J	D_1	β	d_1	d_2	d_c
11	6,132	0,975	0,000	8	8	11

Як видно з табл. 1 значення КФЕ та першої достовірності наближаються до граничних ($J_{\max} = 7,5$), що дозволяє зробити висновок про відносно високу ефективність навчання системи розпізнавання у рамках ІЕІТ. У перспективі для побудови безпомилкових вирішальних правил необхідно здійснити оптимізацію часових інтервалів амплітудних характеристик, оптимізацію

контрольних допусків за послідовним алгоритмом та оптимізувати словник ознак, що є завданням подальшого дослідження.

Література

1. Краснопоясовський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методи функціонально-статистичних випробувань. – Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.

ВИКОРИСТАННЯ ГІБРИДНИХ АЛГОРИТМІВ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ, ЩО НАВЧАЮТЬСЯ

Дзюба О.О. Шелехов І.В. СумДУ м.Суми

Підвищення ефективності та оперативності управління виробничими процесами органічно пов'язано із розробкою та впровадженням інтелектуальних інформаційних технологій, що базуються на ідеях і методах машинного навчання. Тому багатовимірною оптимізація систем керування (СК), що навчаються є актуальною темою. Серед методів багатовимірної оптимізації генетичні алгоритми добре зарекомендували себе як ефективні у сферах ідентифікації складних динамічних об'єктів, вибору оптимальних конфігурацій, синтезу оптимальних алгоритмів керування, планування руху транспортних засобів та ін. Генетичні алгоритми – це велика група методів адаптивного пошуку та багатовимірної оптимізації, що в останні роки інтенсивно розвиваються. [1 - 2]

Досить ефективними на багатьох практичних задачах показали себе методи навчання систем керування в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІТ). Тому є перспективним застосування генетичних алгоритмів в гібридних алгоритмах синтезу інтелектуальних систем керування, що навчаються, на базі ІЕІТ. [3]