

Функции $u(t)$, $v(t)$ и $w(t)$ следует определять по имеющимся статистическим данным так, чтобы при $t = \overline{1, N}$ решения $D(t)$, $L(t)$ и $N(t)$ системы (1) приближённо им удовлетворяли. Будем аппроксимировать истинные значения величин u , v и w многочленами некоторой степени с неизвестными коэффициентами вида

$$u = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + \dots + a_k t^k,$$

$$v = b_0 + b_1 t + b_2 t^2 + \dots + b_m t^m, \quad w = c_0 + c_1 t + c_2 t^2 + \dots + c_p t^p. \quad (2)$$

Здесь неизвестные коэффициенты оцениваются методом наименьших квадратов, после чего проводится регрессионный анализ моделей.

Для идентификации функций $u(t)$, $v(t)$ и $w(t)$ система (1) записывалась в интегральном виде и методом наименьших квадратов оценивались неизвестные коэффициенты в (2). Оптимальные значения степеней k , m и p многочленов (2) находились в ходе численного эксперимента из эконометрических соображений [1]. Получены формулы для характеристик газотранспортной системы, позволяющие описывать систему в рассматриваемый период времени, а также делать краткосрочный прогноз. Рассчитанные прогнозные значения параметров D , L , N и Q сравнивались с известными.

Література

1. Назаренко О. М. Основы эконометрики: Підручник. – Київ. “Центр навчальної літератури”, 2004. – 392с.

РОЗПІЗНАВАННЯ МОРФОЛОГІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ В МЕДИЦИНІ

Кривенко В.Б.

При діагностуванні онкопатологій за методом біопсії помилки першого та другого роду можуть досягати відносно великих значень, тому машинне розпізнавання морфологічних зображень тканини пухлини на комп'ютеризованому

електронному мікроскопі дозволяє підвищити достовірність результату. Розглянемо постановку задачі формування бази знань, яка реалізується на етапі навчання системи діагностування (СД).

Нехай відома навчальна матриця $\| y_{m,i}^{(j)} \|, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}$, де N, n – кількість класів розпізнавання (ОР) і реалізацій образу відповідно і відомий вектор параметрів навчання

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

де $\langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1} \rangle$ – генотипні параметри функціонування СД, які впливають на параметри розподілу реалізацій образу; $\langle f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle$ – фенотипні параметри функціонування СД, які прямо впливають на геометрію контейнера класу розпізнавання. Відомі обмеження на координати вектора. Треба знайти оптимальне значення параметра навчання, що забезпечують максимум критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання:

$$\overline{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E} E_m,$$

де E_m – КФЕ навчання СД розпізнавати реалізації класу X_m^o , G_E – допустима область значень КФЕ.

Як критерій оптимізації використовується модифікований критерій Кульбака [1]:

$$E_m = \log_2 \frac{P_t}{P_f} * (P_t - P_f) = 0,5 \log_2 \left(\frac{D_1 + D_2}{\alpha + \beta} \right) [(D_1 + D_2) - (\alpha + \beta)],$$

де P_t, P_f – повні ймовірності правильної і неправильної класифікації, D_1, D_2, α, β – перша та другі достовірності помилки першого та другого роду відповідно.

Алгоритм навчання за методом функціонально статистичних випробувань має вигляд [1]

$$(\forall g_{\xi_1} \in g)(\forall f_{\xi_2} \in g)(\exists g_{\xi_1} \in G_{\xi_1}) \{ \text{if } \overline{E} = \max_{G_E} E^*$$

$$\text{then } g_{\xi_1}^* = \arg \langle [\max_{G_{\xi_1}} [\dots [\max_{G_1} [\max_{F_{\xi_2}} [\dots [\max_{F_1} \overline{E}] \dots]]] \dots]] \dots] \rangle >$$

else (if $\xi_1 \leq \bar{\Xi}_1$ then $\xi_1 = \xi_1 + 1$ else STOP)},
 $\xi_1 = \overline{1, \bar{\Xi}_1}, \xi_2 = \overline{1, \bar{\Xi}_2},$

де $\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m$ – усереднене значення КФЕ навчання СК; $g_{\xi_1}^*$ – оптимальне значення параметра навчання, яке визначається у зовнішньому циклі ітераційної процедури оптимізації; G_{ξ_1}, \dots, G_1 – області допустимих значень відповідних генотипних параметрів навчання; F_{ξ_2}, \dots, F_1 – області допустимих значень відповідних фенотипних параметрів навчання.

З метою пониження багато вимірності даних застосовується ієрархічна структура алгоритму навчання.

Алгоритм реалізовувався, при розпізнаванні морфологічних зображень тканини доброякісних пухлин (фіброаденома) та злоякісних, які були отримані на кафедрі патанатомії (зав. кафедрою проф., д. мед. н. А.М. Романюк). На рис. 1 наведено результати оптимізації контейнерів класів X_1^0 – фіброаденома (рис. 1а) і X_2^0 – злоякісна (рис 1б)

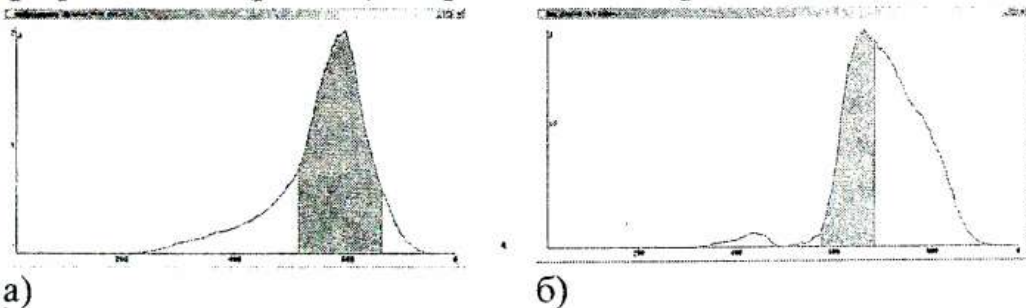


Рис. 1

Аналіз рис. 1 показує, що оптимальний радіус гіперсферичного контейнеру класу X_1^0 дорівнює $d_1^* = 646$ кодових одиниць, а для класу X_2^0 $d_2^* = 578$.

Література

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