

ЗАСОБИ ХЕШУВАННЯ ДАНИХ У СТРУКТУРНИХ МЕТОДАХ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

Гороховатський В., Власенко Н., Рибалка М.

*Харківський національний університет радіоелектроніки, 61166, Харків, пр-кт Науки, 14, Харківський
національний економічний університет ім. С. Кузнеця, Харків, Україна
gorohovatsky.vl@gmail.com gorohovatskaja@gmail.com mykhailo.rybalka@nure.ua*

Структурні методи класифікації зображень, що застосовуються у системах комп'ютерного зору, ґрунтуються на даних про образи візуальних об'єктів у вигляді множини дескрипторів ключових точок (КТ) [1-3]. Побудова класифікатора заснована на визначенні ступеня релевантності типу множини-множина між описами розпізнаваного об'єкту та еталону та оптимізації релевантності на множині еталонів. Впровадження засобів хешування даних здатне суттєво скоротити часові затрати у процесі практичної реалізації процедур пошуку та класифікації. При хешуванні дані бази еталонів попередньо розкладають на групи подібних за деякою ознакою елементів, що значно (у тисячі разів) прискорює процес оброблення за рахунок відповідного зростання вимог до об'ємів пам'яті [2].

Розглянемо простір B^n багатовимірних бінарних векторів розмірністю n , у якому будемо конструювати образи розпізнаваного об'єкту і еталонів. Зафіксуємо деяку мультимножину векторів $E_i \subseteq B^n$ як опис еталону $E_i = \{e_v(i)\}_{v=1}^s$ у просторі множин дескрипторів КТ, $s = \text{card } E_i$ – число дескрипторів у множині [1]. Окремі ознаки – це вектори $e_k \in B^n$, скінченна множина яких створює опис об'єкту. Класифікація передбачає наявність деякої бази E описів еталонних зображень розмірністю $N : E = \{E_1, E_2, \dots, E_N\}$. Розглянемо довільний опис $Z \subset B^n$, $Z = \{z_w\}_{w=1}^s$ розпізнаваного об'єкту. Поставимо задачу побудови класифікатора K як відображення $K : Z \rightarrow [1, 2, \dots, N]$ на основі попереднього конструювання деякої індексованої структури на множині E .

Класифікацію K представимо у вигляді двоетапного процесу $K = K_2 K_1$, де на першому етапі $K_1 : B^n \rightarrow [1, 2, \dots, N]$ здійснюємо визначення класу d_w для кожного дескриптора $z_w \in Z$, а на другому етапі $K_2 : D \rightarrow [1, 2, \dots, N]$ із множини $D = \{d_w\}_{w=1}^s$ отриманих локальних рішень формуємо результуючий висновок про клас об'єкту Z . При традиційному підході застосовують конкурентне правило:

$$d_w = \arg \min_{i,v} \rho(z_w, e_v(i)), \quad (1)$$

де d_w – номер еталону E_i , до якого буде віднесено дескриптор z_w об'єкту, $d_w \in \{1, \dots, N\}$, $\rho(z_w, e_v(i))$ – метрика у векторному просторі. Важливим задля результативної класифікації є впровадження логічного аналізу значення мінімуму, що досягнуто при здійсненні (1). Ключовою обчислювальною проблемою при побудові класифікатора для об'ємних баз даних є реалізація пошуку (1). Зосередимося на її вирішенні шляхом застосування у двоетапній процедурі класифікації спеціалізованої структури даних, що спрямована на зменшення обсягу обчислень Q .

На етапі попереднього оброблення створимо у еталонній множині E образів спеціалізовану структуру задля забезпечення швидкісної результативної класифікації. Здійснимо розбиття T на множині E дескрипторів бази зображень, отримуємо множину із M непересічних груп $T_k(E)$:

$$E = T(E) = \bigcup_{k=1}^M T_k(E), \quad T_k(E) \cap T_j(E) = \emptyset. \quad (2)$$

Для хешування ознакою окремого кошику (кластеру) даних виступає значення хеш-функції. Метод оброблення даних з використанням хешування [3] фактично здійснює попередню класифікацію на окремі кошики та має свої особливості. Число кошиків для цього методу, як правило, фіксоване і пов'язане із діапазоном значень хеш-ключа $u(e_v)$ для хешування, яке задає користувач та вважають заданим. Ключ – це, як правило, ціле число, що приймає множину фіксованих значень $u(e_v) \in U_0$, $U_0 = \{u_k\}_{k=1}^L$ – множина значень хеш-функції [2]. Із впровадженням хешування розбиваємо множину даних E на непересічні групи $U_k(E)$ числом L з рівнозначним значенням хеш-ключа $u(e_v) = u_k$

$$E = U(E) = \bigcup_{k=1}^L U_k(E), \quad U_i(E) \cap U_j(E) = \emptyset, \quad U_k(E) = \{e_v \in E \mid u(e_v) = u_k\}. \quad (3)$$

Застосовуємо детектор КТ до зображення розпізнаваного об’єкту, формуємо опис $Z = \{z_w\}_{w=1}^S$ об’єкту як множину дескрипторів. Побудуємо класифікатор з використанням швидкісного пошуку у базі E на підставі створеної структури. Спосіб із впровадженням хешування включає такі дії. Для дескриптора z_w вхідного образу обчислюємо величину хеш-ключа $u_w = u(z_w)$, $u_w \in U_0$ як значення хеш-функції для аргументу z_w . Переходимо до корзини хешу зі значенням u_w , реалізуємо один із способів пошуку в межах кошика. Використання оцінок розподілів за класами для окремих ланок хешу сприяє прискоренню обчислень і відповідає наближеному оціночному способу на підставі навчання. Далі за результатом пошуку на етапі 2 для елемента z_w визначаємо клас d_w . На підставі аналізу усієї множини Z дескрипторів об’єкту накопичуємо лінійку $\{r_i\}_{i=1}^N$ значень голосів за кожний з еталонних класів та класифікуємо об’єкт до класу, що набрав найбільшу кількість голосів.

Розроблені моделі класифікатора вжито на прикладі зображень порід собак, для визначення дескрипторів КТ застосовано детектор ключових точок ORB з дескриптором розмірністю $n=256$.

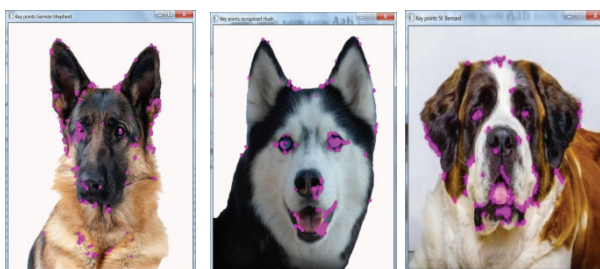


Рисунок 1 – Еталонні зображення порід собак з координатами КТ

З метою зіставлення характеристик швидкодії програмно змодельований метод лінійного пошуку на усій множині еталонних даних (1500 дескрипторів) без застосування хешування. Для еталонних зображень із застосуванням хешування на 256 кошиків та без хешування отримано максимально точний результат: усі 500 дескрипторів віднесені до свого еталону. При цьому час оброблення без хешування склав приблизно 40 сек, а із хешуванням – лише 0,6 сек. Як бачимо, вигреш у часі обчислень для запропонованого підходу (при заданому числі 3 еталонів та $S=500$) складає більше 65 разів у порівнянні із традиційним. Ясно, що вигреш у часі обчислень збільшується при зростанні числа еталонів та дескрипторів у описах. Аналогічні точні результати класифікації еталонів отримано і для іншої кількості кошиків. Вивчення отриманої множини дескрипторів за визначеною хеш-функцією для зображень рис. 1 показало, що в межах її значень від 0 до 92 та від 217 до 255 взагалі немає жодного дескриптора. Розподіл дескрипторів для досліджуваної бази еталонів на 3 кошики, рівноцінні за діапазоном значень хеш-функції, показано у табл. 1.

Таблиця 1 – Кількісний розподіл дескрипторів бази

Значення хеш-функції	Число дескрипторів
93...133	375
134...174	1004
175...216	121

Важливим для забезпечення результативної класифікації представляється вплив параметра порогу δ_p для значення мінімальної відстані при прийнятті рішення про клас дескриптора об’єкта за правилом (1). Експериментальний результат табл. 1 відкриває перспективу подальшого скорочення об’єму обчислень, так як допускає виключення із аналізу суттєвої не використовуваної частини від загального числа кошиків. У той же час, ця можливість сприяє забезпеченню завадостійкості роботи методу з хешуванням.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Гороховатський, В.О., Гадецька, С.В. (2020) Статистичне оброблення та аналіз даних у структурних методах класифікації зображень (монографія), Харків, ФОП Панов А.Н., 128 с., DOI: 10.30837/978-617-7859-69-6.
2. Gorokhovatskiy, V.A., Gorokhovatskiy, A. V., Peredrii, Ye.O. (2018) Hashing of Structural Descriptions at Building of the Class Image Descriptor, Computing of Relevance and Classification of the Visual Objects. Telecommunications and Radio Engineering. – 2018, Vol. 77 (13), pp. 1159–1168.

3. Гороховатский В.А. Исследование результативности структурных методов классификации изображений с применением кластерной модели данных / В.А. Гороховатский, Е.П. Путятин, В.С. Столяров // Радиоэлектроника, информатика, управление.–2017. – №3 (42). – С. 78–85.

ЗАСТОСУВАННЯ МОДЕЛЕЙ QLGARCH ДО ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІЧНИХ VAR ТА CVAR З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТАЛОГ РОЗПОДІЛУ

Зражевська В.Ф.¹, Зражевський Г.М.²

- ¹ Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», пр-т Перемоги 37, 03056, Київ, vera.zrazhevskaya@gmail.com
² Київський національний університет імені Тараса Шевченка, вул. Володимирська 64, 01033, Київ, greg.zrazhevsky@gmail.com

Метою даного дослідження є розробка нового методу оцінювання та прогнозування динамічних мір ризиків. VaR і CVaR (ES) є класичними мірами, які використовуються при оцінюванні фінансових ризиків. Оскільки міра VaR є умовний квантиль функції розподілу заданого рівня, а CVaR для неперервних розподілів може бути заданий як інтегральне середнє від квантильної функції, для оцінювання мір ризиків достатньо оцінити квантиль заданого рівня (для VaR) або розподіл значень, що перевищують заданий рівень (для CVaR). При цьому, з практичної точки зору, найбільш значущими є величини хвостової частини розподілу, які описують екстремальні події та мають найбільший вплив на оцінки мір ризиків.

Один з основних методів прогнозування мір динамічних ризиків ґрунтується на моделях часових рядів. В даній роботі для прогнозування мір ризиків використовуються квантильні моделі класу GARCH [1]. Перевага використання таких моделей полягає в можливості оцінювання та прогнозування значень умовних квантилів необхідних рівнів, що дозволяє безпосередньо отримати прогнозні оцінки міри VaR. Отримані по побудованим моделям прогнозні значення умовних квантилей використовуються для побудови прогнозних оцінок CVaR. У роботі було застосовано два методи отримання прогнозів CVaR. Перший метод (Метод I) ґрунтується на безпосередньому означенні міри CVaR. Побудовані моделі умовних квантилів використовуються для отримання оцінок VaR із рівнями, взятими по рівномірній сітці із значеннями, меншими за довірчий рівень мір ризиків α . Тоді CVaR визначається як їх середнє. Другий метод (Метод II) використовує металог розподіл [2]. Цей тип розподілу завдяки своїй гнучкості може описувати різні типи поведінки на хвостах розподілу, що робить доцільним його застосування саме для оцінки мір ризиків. Використання цього розподілу також є зручним через наявність явних аналітичних формул для VaR і CVaR [3].

Матеріали і методи. Розглядаємо часовий ряд u_t , $t = 1, \dots, T$. Тоді за означенням [3] динамічні міри ризику задаються наступним чином: $VaR_\tau(u_t) = -Q_\tau(u_t)$, $CVaR_\tau(u_t) = -\frac{1}{\alpha} \int_0^\alpha Q_y(u_t) dy$, де $Q_\tau(\cdot)$ - квантиль рівня, $0 < \tau < 1$.

Для отримання оцінок квантиля u_t рівня τ використовується модель QLGARCH у вигляді [1]:

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad Q_{u_t}(\tau | \Phi_{t-1}) = (\beta_0 + \sum_{i=1}^q \gamma_i |u_{t-i}| + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}) Q_{\tau, \varepsilon_t}, \quad (1)$$

де Φ_{t-1} - інформаційна множина, що містить всю доступну на момент часу t інформацію про ряд, ε_t незалежні, однаково розподілені з нульовим середнім і деякою функцією розподілу $F_\varepsilon(\cdot)$, Q_{τ, ε_t} - квантиль рівня τ для ε_t . Модель (1) може бути записана у вигляді:

$$Q_{u_t}(\tau | \Phi_{t-1}) = \theta_\tau(\tau)^T \mathbf{z}_t, \quad (2)$$

де $\mathbf{z}_t = (1, \sigma_{t-1}, \dots, \sigma_{t-p}, |u_{t-1}|, \dots, |u_{t-q}|)^T$, $\theta_\tau(\tau)^T = (\beta_0(\tau), \beta_1(\tau), \dots, \beta_p(\tau), \gamma_1(\tau), \dots, \gamma_q(\tau))$.

Для отримання оцінок дисперсії σ_t , відповідно до [1], застосовується модель ARCH(∞) з подальшим редукуванням до ARCH(m). Оцінки коефіцієнтів моделі ARCH(m) знаходяться, наприклад, за QMLE (Gaussian quasi-maximum likelihood estimator). Побудована модель використовується для отримання оцінок $\hat{\sigma}_{t-1}, \dots, \hat{\sigma}_{t-p}$: $\hat{\sigma}_{t-i} = \hat{\alpha}_0 + \sum_{j=1}^m \hat{\alpha}_j |u_{t-j-i}|$, $i = \overline{0, p}$.

Для оцінювання вектора параметрів $\theta(\tau)^T$ вирішується задача мінімізації [1]:

$$\min_{\theta} \sum_t \rho_\tau(u_t - \theta^T \hat{\mathbf{z}}_t), \quad \text{де } \rho_\tau(u) = u(\tau - I(u < 0)), \quad \hat{\mathbf{z}}_t = (1, \hat{\sigma}_{t-1}, \dots, \hat{\sigma}_{t-p}, |u_{t-1}|, \dots, |u_{t-q}|)^T.$$

Побудова моделі (2) здійснюється на сітці квантилів $\tau_i = ih$, $i = \overline{1, N}$, $hN < \tau$, що дає можливість отримати прогнозні оцінки: $\hat{Q}_{u_{t+1}}(\tau_i) = \hat{\theta}(\tau_i)^T \hat{\mathbf{z}}_{t+1}$, де $\hat{\mathbf{z}}_{t+1} = (1, \hat{\sigma}_t, \dots, \hat{\sigma}_{t-p+1}, |u_t|, \dots, |u_{t-q+1}|)^T$. Отримані прогнозні оцінки: $\hat{Q}_{u_{t+1}}(\tau_i)$, $i = \overline{1, N}$ використовуються для знаходження прогнозних значень $CVaR_\tau(u_t)$. Відповідно до методу I: $CVaR_\tau(u_{t+1}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{Q}_{u_{t+1}}(\tau_i)$.

За методом II прогнозні квантилей $\hat{Q}_{u_{t+1}}(\tau_i)$, $i = \overline{1, N}$ апроксимуються за допомогою металог розподілу [2]. Металог розподіл задається квантильною функцією $M_n(\alpha, \mathbf{a}(X, \alpha))$. Оцінки коефіцієнтів