

УДК 376.93

А.В. ДЗЮБАНЕНКО

*Національний авіаційний університет, Київ, Україна*

## РЕАЛІЗАЦІЯ АДАПТИВНОГО ПОШУКУ ШАБЛОНІВ З ВИКОРИСТАННЯМ КЛАСИФІКАТОРІВ НА БАЗІ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ ЦИФРОВОГО ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ

*У статті розглянуто найбільш актуальні методи реалізації адаптивного пошуку шаблонів з використанням класифікаторів на базі комп'ютерних систем цифрового відеоспостереження. Висвітлено процедуру вибору правил класифікації, для яких показана залежність від вартості помилки. Ефективність технології побудови класифікаторів визначається при вивченні поведінки ризику із зростанням числа зразків. Запропонований набір даних можна використовувати для побудови ймовірнісної моделі цим самим забезпечити швидкість пошуку певних ділянок зображення, які мають просту форму і стилізований вміст.*

**Ключові слова:** цифрове телеспостереження, адаптивний пошук шаблонів, класифікатори, області рішень.

### Вступ

Існує безліч важливих задач розпізнавання об'єктів, які включають пошук на зображенні певних ділянок, які мають просту форму і стилізований вміст. Наприклад, обличчя анфас має вигляд овальної ділянки, причому при грубому масштабі всі особи виглядають приблизно однаково: темні горизонтальні смужки на рівні очей і рота, світла вертикальна смужка вздовж носа і слабо текстурні частини в районі щік і лоба. Інший приклад: для камери, встановленої в передній частині автомобіля, всі червоні знаки світлофорів виглядають однотипно.

Виходячи з наведених міркувань, напрошується такий підхід до розпізнавання об'єктів: визначити всі ділянки зображень, що мають певну форму, і перевірити їх на предмет наявності значимого об'єкта. Якщо про розміри шуканого об'єкта нічого не відомо, пошук можна проводити при різних масштабах; якщо не відома орієнтація предмета, можна додатково проводити пошук зі зміною орієнтації в просторі і т.д. У загальному випадку цей підхід називається порівнянням з шаблоном. Важливими прикладами практичної сфери застосування цієї технології є пошук осіб і визначення червоних сигналів світлофора.

### 1. Використання втрат для прийняття рішень, при побудові класифікатора для двох класів

Вибір правила класифікації повинен залежати від вартості помилки. Вартість залежить від того,

який об'єкт був помилково віднесено до якого класу. У загальному випадку результат записується як  $(i \rightarrow j)$ ; це означає, що предмет  $i$ -го типу класифікується як предмет  $j$ -го типу. Кожен результат має свою вартість, яка називається втратою. Таким чином маємо функцію втрат, яку запишемо як  $L(i \rightarrow j)$ ; це означає втрати, понесені при визначенні об'єкта  $i$ -го типу як об'єкта  $j$ -го типу. Оскільки втрати, зв'язані з правильною класифікацією, не повинні впливати на структуру класифікатора,  $L(i \rightarrow j)$  повинна дорівнювати нулю, а інші втрати є деякі позитивні величини.

Функція ризику даної стратегії класифікації – це очікувані втрати при її використанні як функції типу предмету. Сумарний ризик – це загальні очікувані втрати при використанні класифікатора. Отже, якщо дано два класи, сумарний ризик використання стратегії  $s$  запишеться як:

$$R(s) = \Pr(1 \rightarrow 2 | \text{при використанні } s) L(1 \rightarrow 2) + \Pr(2 \rightarrow 1 | \text{при використанні } s) L(2 \rightarrow 1).$$

Бажаною є стратегія, яка мінімізує сумарний ризик. Необхідно побудувати класифікатор для двох класів, що дозволить реалізувати цю умову.

Припустимо, що класифікатор може вибирати з двох класів, а також задана функція втрат. У просторі ознак є межа (яку назвемо границя областей рішень), коли точки по один бік границі належать до класу один, а точки з іншого боку до класу два.

Визначимо межу областей рішень. Справедливо, що для точок на границі областей рішень оптимального класифікатора вибір будь-якого класу має однакові очікуємі втрати; якщо це не так, можна отримати кращий класифікатор, віднівши точку до

одного з класів, відповідно, перемістивши границю.

Вибір класу один для точки  $x$  на кордоні області рішень дає такі очікувані втрати:

$$P\{\text{клас} - 1|x\}L(2 \rightarrow 1) + P\{\text{клас} - 2|x\}L(1 \rightarrow 1) = \\ = P\{\text{клас} - 2|x\}L(2 \rightarrow 1) + 0 = p(2|x)L(2 \rightarrow 1).$$

Тут слід дуже акуратно стежити за цифрами "1" і "2". Подібним чином, якщо віднести цю ж точку до класу два, отримаємо такі очікувані втрати:

$$P\{\text{клас} - 1|x\}L(1 \rightarrow 2) = p(2|x)L(1 \rightarrow 2),$$

причому отримані два вирази повинні бути рівними. Це означає, що границя областей рішень складається з точок  $x$ , де:

$$p(1|x)L(1 \rightarrow 2) = p(2|x)L(2 \rightarrow 1).$$

Використовуючи теорему Байеса, можна прийти до більш зручного виразу:

$$\frac{p(x|1)p(1)}{p(1)}L(1 \rightarrow 2) = \frac{p(x|2)p(2)}{p(x)},$$

позбудемося знаменників і отримаємо:

$$p(1|x)p(1)L(1 \rightarrow 2) = p(x|2)p(2)L(2 \rightarrow 1).$$

Останній результат – це рівняння точок  $x$ , що лежать на границі класів; тепер потрібно визначити, яким чином класифікувати точки, що лежать не на границі.

Для точок, які не належать границі, слід вибрати клас з найменшими очікуваними втратами. Нагадаємо, що якщо точку  $x$  віднести до класу два, очікувані втрати складуться:

$$p(1|x)L(1 \rightarrow 2),$$

і т.д. Це означає, що клас один слід вибирати в тому випадку, якщо:

$$p(1|x)L(1 \rightarrow 2) \geq p(2|x)L(2 \rightarrow 1),$$

а клас два – якщо:

$$p(1|x)L(1 \rightarrow 2) < p(2|x)L(2 \rightarrow 1).$$

## 2. Класифікатор для більшого числа класів

Далі будемо припускати, що  $L(i \rightarrow j)$  дорівнює нулю при  $i = j$  і одиниці – в інших випадках; тобто всі результати мають однакові втрати. У деяких задачах це не так – тоді варто не відносити об'єкт ні до якого класу. Подібне рішення також включає деякі втрати, причому передбачається, що вони  $d < 1$ .

В алгоритмах оснований на класифікаторах Байеса – найкраща стратегія для вибраної функції втрат. Сумарний ризик, пов'язаний з цим правилом, називається байесовим ризиком; це найменший можливий ризик, який можна отримати при використанні класифікатора. Записати це правило в явному

виді можна лише в кількох випадках. Як видно з рис. 1, ризик Байеса рідко буває рівним нулю.

## 3. Явні ймовірнісні моделі

Запропонований набір даних можна використувати для побудови ймовірнісної моделі.

На рис. 1 величина  $p(\text{клас} | x)$  зображена як функція ознаки  $x$  (межа області прийняття рішень). Межі класифікатора позначені в припущенні, що  $L(1 \rightarrow 2) = L(2 \rightarrow 1)$ . У даному випадку Байеса ризик являє собою суму величин апостеріорних ймовірностей попадання представника класу один в область класу два і попадання представника класу два в область класу один (позначені штриховкою).

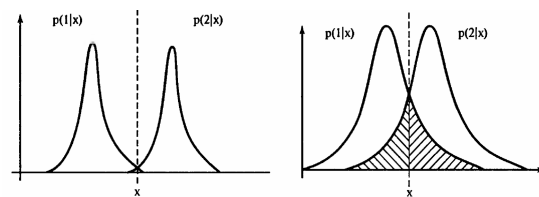


Рис. 1. Типові елементи задачі класифікації за наявності двох класів

У простому випадку відомо, що щільності умовних ймовірностей приналежності до класу підкоряються відомому параметричному розподілу. У такому випадку по набору даних можна оцінити параметри і застосувати до цих оцінок теорему Байеса. Підібраний підхід часто називається змінним класифікатором (plug-in classifier). Однією з тонкощів цієї стратегії є те, що оцінки параметрів можуть не давати найкращого класифікатора, оскільки параметрична модель може бути неточною. Інша тонкість – це те, що хороший класифікатор можна отримати, використовуючи параметричну модель щільності, яка не є точним описом даних (рис. 2). Для отримання більш гнучких моделей слід використовувати більш складні засоби.

## 4. Пряме визначення меж областей рішень

Як видно на рис. 2, досить погані ймовірнісні моделі можуть давати гарні класифікатори. Це пояснюється тим, що якість класифікатора визначають межі областей рішень, а не подробиці ймовірнісної моделі (основне, для чого потрібно ймовірнісна модель в класифікаторі Байеса – визначення меж областей рішень).

Пунктиром показана оптимальна межа області рішень. Зверніть увагу, що хоча нормальна функція розподілу може сильно відрізнятися від функцій апостеріорних ймовірностей, якість відповідного класифікатора залежить тільки від того, наскільки

точно вона прокоує положення кордонів. В даному випадку, замінюючи апостеріорні ймовірності функцією нормального розподілу, можна отримати досить хороший класифікатор.

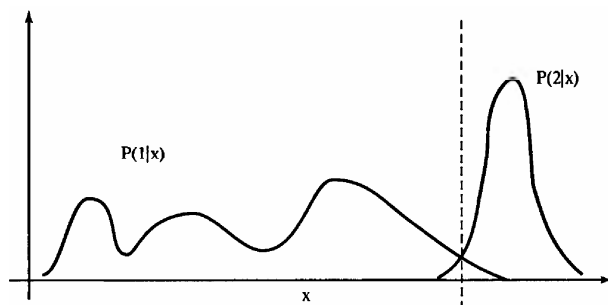


Рис. 2. Щільності апостеріорних ймовірностей для двох класів

Звідси напрошується пропозиція не звертати уваги на вірогідну модель та спробувати побудувати межі областей рішень. Такий підхід часто дає вдалі результати. В одній з можливих стратегій передбачається, що кордон областей рішень породжується з яких-небудь класів. Для неї формулюється задача знаходження екстремуму, при вирішенні якої вибирається найкращий елемент цього класу.

## Висновки

Ефективність технології побудови класифікаторів визначається при вивченні поведінки ризику із зростанням числа зразків (наприклад, може вимагатися, щоб функція ризику сходилася за ймовірністю до ризику Байеса при збільшенні числа зразків).

Розглянуто структуру комп'ютерної системи аналізу зображень, до складу якої входять компоненти для навчання та тестування, охоплені зворотним зв'язком, за рахунок чого підвищується адаптивність системи до змін характеристик зображень, які нею аналізуються.

## Литература

1. Бузовский О.В. Компьютерная обработка изображений / О.В. Бузовский. – К.: Корнійчук, 2001. – 180 с.
2. Айвазян С.А. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности / С.А. Айвазян. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.
3. Яне Б. Цифровая обработка изображений / Б. Яне. – М.: Техносфера, 2007. – 584 с.
4. Хорн Б.К.П. Зрение роботов: пер. с англ. / Б.К.П. Хорн. – М. Мир, 1989. – 487 с.

Поступила в редакцію 1.06.2010

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., завідувач кафедри інформаційних технологій В.П. Квасніков, Національний авіаційний університет, Київ.

## РЕАЛИЗАЦИЯ АДАПТИВНОГО ПОИСКА ШАБЛОН С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КЛАССИФИКАТОРА НА БАЗЕ КОМПЬЮТЕРНЫХ СИСТЕМ ЦИФРОВОГО ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

*А.В. Дзюбаненко*

В статье рассмотрены наиболее актуальные методы реализации адаптивного поиска шаблонов с использованием классификаторов на базе компьютерных систем цифрового видеонаблюдения. Освещены процедура выбора правил классификации, для которых показана зависимость от стоимости ошибки. Эффективность технологии построения классификаторов определяется при изучении поведения риска по росте числа образцов. Предложенный набор данных можно использовать для построения вероятностной модели этим самым обеспечить скорость поиска определенных участков изображения, имеющих простую форму и стилизованное содержимое.

**Ключевые слова:** цифровое теленаблюдения, адаптивный поиск шаблонов, классификаторы, области решений.

## REALIZATION ADAPTIVE SEARCH TEMPLATE USING CLASSIFIER BASED ON COMPUTER SYSTEMS DIGITAL VIDEO

*A.V. Dzyubanenko*

The article reviews the most current methods of adaptive search pattern classifiers using computer-based digital video surveillance systems. Deals with the classification rules of procedure of choice for showing the dependence of the cost of error. Effectiveness of the technology to build the classifiers defined in the study of risk behavior with growing numbers of samples. The proposed set of data can be used to build probabilistic models thus to speed the search certain areas of the images that have a simple form and stylized content.

**Key words:** digital telesupervision, adaptive search patterns, classifiers, regions of decisions.

**Дзюбаненко Андрій Васильович** – аспірант кафедри інформаційних технологій Національного авіаційного університету, Київ, Україна, e-mail: dzubanenko\_av@ukr.net.