

Оценка точности автоматического кодирования особенностей отпечатков пальцев

В. Ю. Гудков

В статье рассматривается подход к оценке точности автоматического кодирования частных признаков отпечатков пальцев как особенностей дактилоскопических изображений с характеристиками в виде координат и угла направления. Данная оценка применяется для настройки алгоритмов классификационного анализа дактилоскопических изображений и выбора функционального наполнения алгоритмов.

1. Постановка задачи

В классификационной постановке большинства задач распознавания результаты распознавания должны быть отнесены к одному или нескольким классам объектов [1, 2, 4]. Формальное определение отношения задается пятеркой

$$\langle \Omega, C, W, W_t, f_c \rangle,$$

где Ω — множество образцов; $C = \{c_k\}$ — множество классов, если все классы известны заранее, или $C = \{c_k, c^*\}$, причем c^* — дополнение до $\{c_k\}$, а класс c^* обозначает неизвестный класс; $W = \{\omega_k | \omega_k \in \Omega\}$ — обучающая выборка образцов; $W_t = \{\omega_k | \omega_k \in \Omega\}$ — тестовая выборка образцов; f_c — экспертный классификатор, который обычно определяется человеком и указывает, к каким классам и с какой вероятностью принадлежат образцы из обучающей W и тестовой W_t выборок. Требуется найти функцию классификации $f : \Omega \rightarrow P^{|C|}$, которая наилучшим

образом приближает f_c на тестовой выборке W_t , где вероятность

$$P^n = \{p \in R^n | p = (p_1, \dots, p_n), p_k \in R, \sum_{k=1}^n p_k = 1\}.$$

Оценить степень приближения можно при помощи функции ошибки, например, числа ошибочных классификаций на тестовой выборке [6, 11]. Оптимальным классификатором является тот, у которого функция ошибки минимальна [8, 11]. Обратим внимание на то, что образцы, которые невозможно экспертно классифицировать однозначно, удаляются из Ω .

Как правило, в задачах классификации опираются на понятие признака [3, 5], под которым понимается некоторая характеристика образца. В дактилоскопии образцом является физический объект, например палец. Однако компьютерные технологии имеют дело не с физическими образцами, а с изображениями, которые получают различными способами, например, сканированием отпечатков пальцев, использованием оптических сенсоров или тепловых датчиков [7, 12–14]. Отпечатки пальцев при этом отображаются в дактилоскопическое изображение (ДИ), на котором папиллярные линии обычно представлены темными линиями с контрастно выделяющимися просветами между ними. Линии могут начинаться или оканчиваться, объединяться или расщепляться. Во всех таких местах формируются признаки ДИ, которые называются частными признаками, или особенностями ДИ. На практике распространение получили всего два типа особенностей: окончание и разветвление линий [3, 7, 14]. И, хотя задачи определения множества признаков и выделения независимого подмножества признаков считаются серьезными подзадачами классификации [6, 9, 12], исторически в дактилоскопии эти подзадачи предreshены.

В практике кодирования ДИ понятие частного признака достаточно проработано [3, 15] и на хороших отпечатках пальцев человеком очевидно понимаемо. При ручном кодировании особенностей обученный оператор просто указывает местоположение и ориентацию особенности, иногда тип особенности, редко вероятность [13, 14]. Это классический случай однозначной классификации. Особенность либо есть, либо ее нет. Более того, небольшое смещение особенности от ее истинного местоположения (обычно с точностью до одной линии) не считается за грубую ошибку [14], поскольку не оказывает существенного влияния на точность идентификации. Таким образом практика ручной кодировки особенностей затрудняет оценку точности автоматического кодирования особенностей в рамках классической постановки задачи.

2. Система признаков

Выберем в качестве признаков множество особенностей, таких как окончание и разветвление линий ДИ. Это ключевые признаки, используемые в модели доказательства идентичности двух отпечатков пальцев в суде. Пусть одному и тому же ДИ ω функциями поставлены в соответствие шаблоны $T_1 = f_1(\omega)$ и $T_2 = f_2(\omega)$ в виде

$$T_1 = \{m_i\}, \quad m_i = \{x_i, y_i, \theta_i\}, \quad i \in I = 1..m, \quad (1)$$

$$T_2 = \{m_j\}, \quad m_j = \{x_j, y_j, \theta_j\}, \quad j \in J = 1..n, \quad (2)$$

где m — количество особенностей на ω при ручной кодировке изображения функцией f_1 ; n — количество особенностей на ω при автоматической кодировке изображения функцией f_2 ; (x, y) — координаты особенности; θ — угол направления особенности, $\theta \in 0..359$; I — множество индексов, причем для любого $i \in I$ элемент m_i известен; J — множество индексов, причем для любого $j \in J$ элемент m_j известен. Фактически (1) и (2) есть способ простого и популярного описания дактилоскопического узора [7, 13, 15].

Введем функцию метрики

$$\mu(r, \alpha, m_i, m_j) \in \{0, 1\}, \quad (3)$$

где r — радиус как допуск на величину отклонения координат особенностей; α — угол как допуск на величину отклонения углов направлений особенностей; m_i — особенность, закодированная вручную, и $m_i \in T_1$; m_j — особенность, закодированная автоматом, и $m_j \in T_2$.

Функция метрики μ определяет близость особенностей, полученных разным образом, по формуле

$$\mu(r, \alpha, m_i, m_j) = \begin{cases} 1, & \text{если } \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} < r \wedge \text{turn}(\theta_i, \theta_j) < \alpha, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где функция наименьшего угла поворота

$$\text{turn}(\alpha, \beta) = \begin{cases} \alpha - \beta, & \text{если } |\alpha - \beta| \leq 180, \\ 360 \text{ sign}(\beta - \alpha) + \alpha - \beta, & \text{если } |\alpha - \beta| > 180; \end{cases}$$

функция определения знака

$$\text{sign}(a) = \begin{cases} +1, & \text{если } a \geq 0, \\ -1, & \text{если } a < 0. \end{cases}$$

Если m_i сопоставляется с m_j , то $\mu = 1$ при условии, что отклонение координат m_i и m_j в допуске r и отклонение углов направлений m_i и m_j

в допуске α , иначе $\mu = 0$. Задавая $r = 1$, мы требуем, чтобы особенности ручной и автоматической кодировки располагались точка в точке. Это идеальный случай, недостижимый в действительности. Особенности не только смещаются, но появляются ложные и исчезают истинные особенности [6, 7, 14]. Поэтому формулировка оценки точности автоматического кодирования особенностей актуальна [10].

3. Оценка точности

Построим первичный классификатор в виде оценки функции массовой ранговой вероятности вида

$$\hat{P}(r, \alpha) = \frac{\sum_{\substack{m_i \in T_1 \\ m_j \in T_2}} (\mu(r, \alpha, m_i, m_j))^2}{mn}, \quad (4)$$

где μ — функция метрики (3); m и n — количество особенностей при ручной и автоматической кодировке ДИ ω , $m \neq 0$ и $n \neq 0$. Фактически это вероятность того, что для допуска r на величину отклонения координат и допуска α на величину отклонения углов направлений особенности из шаблонов T_1 и T_2 в известном смысле совпадут. Поскольку m и n в общем случае различны, произведение в знаменателе (4) максимизирует $\hat{P}(r, \alpha)$ при $m \equiv n$.

Оценим точность автоматического кодирования особенностей на изображении ω_k , являющимся k -м по счету в тестовой выборке W_t , для заданных допусков при помощи основанной на ранжировании [12] функции ошибки

$$e_k(r, \alpha) = r(1 - \hat{P}(r, \alpha)), \quad (5)$$

где допуски r на величину отклонения координат и α на величину отклонения углов фиксированы. Чем меньше величина $e_k(r, \alpha)$, тем лучше для заданных допусков r и α автоматическое кодирование особенностей приближается к ручному кодированию особенностей.

Процедуру оценки построим следующим образом.

Для заданных шаблонов $T_1 = f_1(\omega_k)$ и $T_2 = f_2(\omega_k)$ установим величину допуска α . Зададим минимальный допуск на радиус $r = 1$ и величины $a = m$, $b = n$.

Вычислим (5). Для тех особенностей, для которых $\mu(r, \alpha, m_i, m_j) \equiv 1$, выполняется коррекция данных в виде

$$\begin{aligned} T_1 &= T_1 \setminus m_i, & i \in 1..a, & a = a - 1, \\ T_2 &= T_2 \setminus m_j, & j \in 1..b, & b = b - 1. \end{aligned}$$

Увеличим допуск на радиус $r = r + 1$ и снова вычислим (5). Тогда точность автоматического кодирования особенностей на изображении ω_k можно определить как функцию ошибки ранжирования в виде

$$e_k(\alpha) = \sum_{r=1}^{r_{\max}} e_k(r, \alpha), \quad (6)$$

где r_{\max} — максимальный допуск на величину отклонения координат (до 15). Величина $e_k(\alpha)$ отражает взвешенную вероятность несовпадения множеств T_1 и T_2 для изображения ω_k . Здесь метрика μ устанавливает критерий, по которому особенности m_i и m_j признаются совпадающими и удаляются из множеств T_1 и T_2 . Чем ближе располагаются автоматические детектированные и эталонные особенности, тем меньше величина функции ошибки (6). Заметим, что (6) не зависит от того, какое множество T_1 или T_2 является действительно полученным автоматом. Множитель r в (5) отражает опережающий рост величины ошибки с удалением друг от друга особенностей из T_1 и T_2 .

Точность автоматического кодирования особенностей на тестовой выборке образцов $W_t = \{\omega_k | \omega_k \in \Omega\}$ можно оценить при помощи кривой суммарной ошибки

$$e(\alpha) = \frac{1}{|W_t|} \sum_{\omega_k \in W_t} e_k(\alpha), \quad (7)$$

также основанной на ранжировании, где величина α фиксирована (30–45); $|W_t|$ — мощность тестовой выборки образцов. На рис. 1 показана кривая суммарной ошибки (7). Образцы ω_k упорядочены по уменьшающейся функции ошибки $e_k(\alpha)$. Старшим индексам k соответствуют ДИ с успешно распознанными особенностями. Если удалить хорошие изображения, то можно выделить множество «плохих лидеров». Ограничивая тестовую выборку образцов W_t множеством «плохих лидеров», можно определить индекс k' , начиная с которого оценка (7) наиболее критична, а изображения представляют наибольший интерес для развития методов классификационного анализа.

$$k' e_k(\alpha) k |W_t|.$$

4. Реализация и выводы

Оценка точности автоматического кодирования особенностей ДИ на основе массовой ранговой вероятности классификации особенностей (5–7) была реализована в рамках автоматизированной дактилоскопической информационной системы СОНДА и использована для подготовки

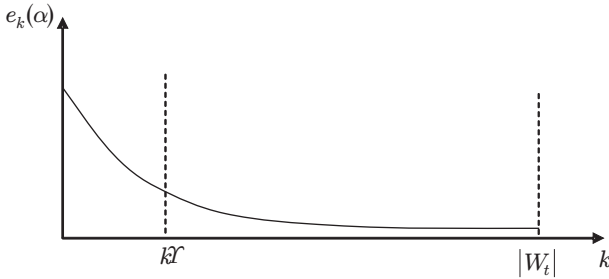


Рис. 1. Кривая суммарной ошибки

к тестам, проводимыми независимыми международными организациями. Тестовое множество было сформировано вручную на основе изображений, которые были получены от этих организаций в качестве образцов для пробных предварительных тестов.

Оценка (7) показала высокую эффективность при подготовке к тестам как удобное промежуточное средство для предварительной оценки качества идентификации отпечатков пальцев. Вместе с тем была выявлена необходимость увеличения мощности тестовой выборки. Это большой объем ручной работы, который, однако, оправдывает себя как для систем криминального, так и гражданского назначения.

Литература

1. Айзерман М. А. Теоретические основы метода потенциальных функций в задаче об обучении автоматов разделению входных ситуаций на классы // Автоматика и телемеханика. 1964. Т. 25. № 6. С. 917–936.
2. Аркадьев А. Г. Обучение машины классификации объектов. М.: Наука, 1971. 192 с.
3. А. с. 1652984 СССР, МКИ G 06 K 9/00. Способ формирования признаков при распознавании изображений объектов / Г. Е. Баскин, В. И. Гордиенко, Л. С. Королюк, Б. П. Русын. № 4468868/24; заявл. 01.08.88; опубл. 30.05.91, Бюл. № 20. 9 с.
4. Боннер Р. Э. Некоторые методы классификации // Автоматический анализ сложных изображений. М.: Мир, 1969. С. 209–234.
5. Грановская Р. М. Восприятие и признаки формы. М.: Наука, 1981. 208 с.
6. Гуревич И. Б. Проблемы распознавания изображений: распознавание, классификация, прогноз: математические методы и их применение. М.: Наука, 1982. Вып. 1. 237 с.
7. Корноухов В. Е., Анциферов В. К., Морозов Г. П. Дактилоскопическая экспертиза: современное состояние и перспективы развития / Под ред. Г. Л. Грановского. Красноярск: Изд-во Красноярского университета, 1990. 416 с.
8. Журавлев Ю. И. Об алгоритмических методах в задачах распознавания и классификации: распознавание, классификация, прогноз: математические методы и их применение. М.: Наука, 1989. Вып. 1. С. 9–16.

9. *Кирилов С. Н.* Оптимизация признакового пространства в задачах распознавания элементов речи / С. Н. Кирилов, А. С. Шелудяков // Автоматика и телемеханика. 1998. № 5. С. 157–162.
10. *Орлов П. Г.* Статистический метод оценки идентификационных признаков в дактилоскопической экспертизе: применение теории вероятностей и математической статистики в судебной экспертизе: материалы к теоретической конференции. М., 1963. С. 22–28.
11. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности: справ. изд. / Под ред. С. А. Айвазяна. М.: Финансы и статистика, 1989. 607 с.
12. *Bolle R. M.* Guide to biometrics. New York: Springer-Verlag, 2004. 368 p.
13. *Komarinski P.* Automated fingerprint identification systems. New York: Academic Press, 2005. 295 p.
14. *Maltoni D.* Handbook of fingerprint recognition. New York: Springer-Verlag, 2003. 348 p.
15. The science of fingerprint: classification and uses. Washington: U.S. Government Printing Office, 1984. 211 p.