

СОГЛАСОВАННЫЙ ОТБОР ПОЛИНОМИАЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ ЛЁГКИХ

А.В. Гайдель

Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва (национальный исследовательский университет) (СГАУ), Самара, Россия,
Институт систем обработки изображений РАН, Самара, Россия

Для диагностики эмфиземы по изображениям компьютерной томографии лёгких предлагается использовать новые текстурные признаки, представляющие собой многочлены на множестве отсчётов яркости изображения. Эти признаки отличаются возможностью согласования с обучающей выборкой путём подбора коэффициентов при одночленах с целью повышения качества признакового пространства. Эксперименты на реальных изображениях компьютерной томографии лёгких показали снижение вероятности ошибочной классификации до 0,06, что ниже, чем в других работах.

Ключевые слова: текстурный анализ, дискриминантный анализ, построение признаков, отбор признаков, компьютерная диагностика

Введение

Компьютерная диагностика позволяет автоматизировать клинические процедуры, что приводит к их объективизации и удешевлению. Это относится и к процедурам анализа диагностических изображений, на которых медицинские специалисты отмечают проявления патологических изменений. Примером подобной процедуры является диагностика эмфиземы по двумерным срезам компьютерной томографии лёгких (рис. 1). При наличии патологии можно отметить наличие характерных тёмных участков.

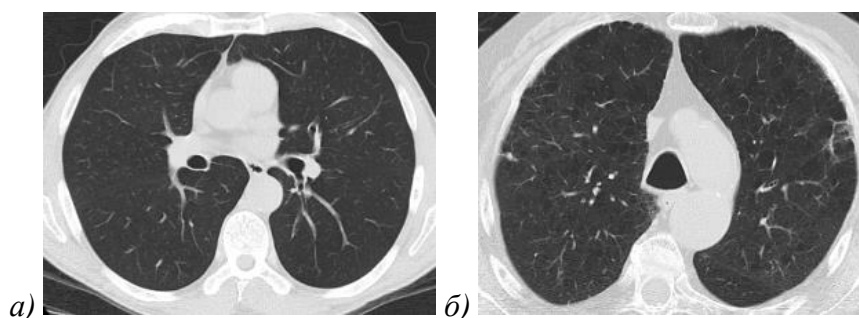


Рис. 1. Изображения компьютерной томографии лёгких: здорового человека (а), страдающего эмфиземой (б)

Одним из важных и наименее исследованных этапов процедуры распознавания изображений является выбор признаков, количественно описывающих характеристики, которые наиболее отличаются у изображений различных классов. В большинстве случаев используются ранее известные либо эвристические признаки, подходящие для конкретной задачи. Разработка методов автоматического построения признаков, подходящих под конкретную задачу представляет собой открытую проблему.

Для отбора из небольшого конечного количества признаков можно использовать полный перебор, позволяющий выбрать наилучшее подмножество признаков для решения кон-

кретной прикладной задачи [1]. В случае, когда количество признаков превышает несколько десятков, используются эвристические алгоритмы отбора, один из которых уже был ранее использован для распознавания изображений компьютерной томографии лёгких [2]. Кроме того, ещё раньше текстурный анализ использовался для анализа этих изображений в работе [3], где в основном применялись признаки, основанные на длинах серий.

Значительно меньше исследованы подходы к отбору из бесконечных семейств признаков. В большинстве работ, таких как [4] и [5], новые признаки выбираются как наборы некоторых последовательных преобразований над имеющимися примитивными признаками. Однако также предлагаются подходы, связанные с подбором некоторых параметров признаков с помощью эволюционных алгоритмов [6]. Теория построения эффективных линейных локальных признаков описана в работах [7] и [8].

Общий подход к согласованному отбору признаков был описан в [9]. Там же был приведён простой алгоритм согласования, основанный на вращении изображения. Целью данного исследования является использование новых согласованных полиномиальных признаков для классификации изображений компьютерной томографии лёгких, а также исследование критериев качества признакового пространства и алгоритмов согласования этих признаков, наиболее подходящих для этой задачи.

Полиномиальные и квадратичные признаки

Пусть распознаванию подвергаются цифровые изображения из множества Ω , имеющие вид функций

$$\omega(m, n): D_\omega \rightarrow \mathbf{Q},$$

где множество отсчётов $D_\omega \subseteq \mathbf{Z}^2$ – это область интереса, а $\mathbf{Q} = [0, Q-1] \cap \mathbf{Z}$ – это множество из Q оттенков серого.

Полиномиальные признаки строятся, как многочлены на множестве Ω . *Мультииндекс* [15] порядка $q \in \square_0$ определяется, как вектор

$$\gamma = (\gamma(1) \quad \gamma(2) \quad \dots \quad \gamma(|D_\omega|))^T,$$

такой что $\forall k \in [1; |D_\omega|] \cap \mathbf{Z}: \gamma(k) \in \square_0$ и

$$\sum_{k=1}^{|D_\omega|} \gamma(k) = q.$$

Здесь $\square_0 = \{j \in \mathbf{Z} \mid j \geq 0\}$, а оператор $|A|$ для конечного множества A обозначает количество элементов в этом множестве.

Пусть кроме того на области интереса D_ω задано отношение линейного порядка

$$((m_1, n_1) \prec (m_2, n_2)) = (m_1 < m_2 \vee m_1 = m_2 \wedge n_1 \leq n_2)$$

и все отсчёты $(m, n) \in D_\omega$ занумерованы в соответствии с ним. Это отношение задаёт конечную последовательность отсчётов $\{(m_k, n_k)\}_{k=1}^{|D_\omega|}$, такую что

$$\forall i, j \in \{1, 2, \dots, |D_\omega|\} : (i < j) \Rightarrow ((m_i, n_i) \prec (m_j, n_j)).$$

Если обозначить за \mathbf{I}_q множество всех мультииндексов порядка q , то многочлен порядка q определяется как

$$\Psi_p(\omega, \theta) = \sum_{p=0}^q \sum_{\gamma \in \mathbf{I}_p} \theta(\gamma) \prod_{k=1}^{|\gamma|} (\omega(m_k, n_k))^{\gamma(k)}, \quad (1)$$

где $\theta(\gamma) : \mathbf{I}_q \rightarrow \square$ – это коэффициенты перед соответствующими членами с мультииндексом γ .

Оператор (1) определяет широкое параметрическое семейство признаков, отличающихся коэффициентами θ , некоторые из которых могут лучше или хуже подходить для конкретной прикладной задачи. Согласованный отбор полиномиальных признаков заключается в выборе наилучших для данной задачи коэффициентов θ , при которых в образованном оператором (1) признаковом пространстве изображения $\omega(m, n)$ из обучающей выборки наилучшим образом разделяются на классы.

Можно показать, что при наложении на полиномиальные признаки естественных ограничений, связанных с инвариантностью к некоторым не изменяющим текстурные особенности изображения преобразования, оператор (1) можно переписать в виде

$$\Psi_{p(2)}(\omega, \theta) = \sum_{(\Delta m, \Delta n) \in W_d} \theta(\Delta m, \Delta n) \hat{R}_\omega(\Delta m, \Delta n), \quad (2)$$

где $\hat{R}_\omega(\Delta m, \Delta n)$ – это отсчёты автоковариационной функции изображения

$$\hat{R}_\omega(\Delta m, \Delta n) = \frac{1}{|D_\omega(\Delta m, \Delta n)|} \times \times \sum_{(m, n) \in D_\omega(\Delta m, \Delta n)} \omega(m, n) \omega(m + \Delta m, n + \Delta n),$$

вычисленной в квадратном окне радиуса d

$$W_d = [-d; +d]^2 \cap \mathbf{Z}^2, \quad (3)$$

под $D_\omega(\Delta m, \Delta n)$ понимается множество отсчётов (m, n) области интереса, для которых отсчёты $(m + \Delta m, n + \Delta n)$ также лежат в области интереса:

$$D_\omega(\Delta m, \Delta n) = \{(m, n) \in D_\omega \mid (m + \Delta m, n + \Delta n) \in D_\omega\}.$$

По сути, оператор (2) представляет собой линейную комбинацию отсчётов автоковариационной функции изображения. Это лишь некоторое подмножество квадратичных многочленов (1).

Предполагается, что изображения из обучающей выборки нормированы, то есть имеют среднее значение яркости 0 и среднеквадратическое отклонение яркости 1 . Нормировка

заключается в вычитании из всех отсчётов изображения среднего значения яркости и деление на среднеквадратическое отклонение.

Критерии качества признакового пространства

Коэффициенты $\theta(\Delta m, \Delta n)$ для признаков (2) выбираются в процессе решения задачи оптимизации, где в качестве целевой функции используется один из критериев качества признакового пространства, вычисленных по обучающей выборке. Исследовались следующие критерии качества признакового пространства.

1. Достоверность распознавания \tilde{J} – это доля правильно распознанных изображений из обучающей выборки, вычисленная методом исключения одного объекта [10].

2. Расстояние Бхатачария

$$\mu\left(\frac{1}{2}\right) = \frac{1}{8}(a_1 - a_2)^T \left(\frac{R_1 + R_2}{2}\right)^{-1} (a_1 - a_2) + \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1}{2} \frac{|R_1 + R_2|}{\sqrt{|R_1||R_2|}} \right),$$

где a_l и R_l – это соответственно оценки математических ожиданий и корреляционных матриц векторов признаков из l -го класса.

3. Первый критерий дискриминантного анализа из [10]:

$$J_1 = \text{tr}(R_\Sigma^{-1} R),$$

где R_Σ – корреляционная матрица векторов признаков для смеси распределений из обоих классов.

4. Четвёртый критерий дискриминантного анализа из [10]:

$$J_4 = \text{tr}^{-1}(R_\Sigma) \text{tr}(R).$$

Результаты экспериментов

Эксперименты проводились по схеме, подробно описанной в [9]. Данными для экспериментов являлись 160 изображений компьютерной томографии лёгких, имеющих разрешения 140×200 отсчётов. Каждый эксперимент проводился отдельно для каждого критерия качества из предыдущего раздела и для одного из алгоритмов оптимизации, подходящего для данного критерия.

Для всех критериев, кроме J_1 , использовался один из трёх алгоритмов оптимизации: простейший случайный поиск, генетический алгоритм, алгоритм имитации отжига. Для критерия J_1 существует известный алгоритм оптимизации критериев, использующийся в дискриминантном анализе и основанный на методе главных компонент [10].

Каждая серия экспериментов проводится следующим образом.

1. Весь набор изображений случайным образом делится на обучающую и контрольную выборки равных объёмов.
2. С помощью заданной процедуры согласования выбираются параметры $\theta(\Delta m, \Delta n)$, соответствующие максимуму заданного критерия качества. На выходе получается обученная система, хранящая в памяти все векторы согласованных признаков, соответствующие изображениям из обучающей выборки.
3. Среди всех признаков производится отбор наиболее эффективного подмножества с помощью процедуры, описанной в работе [2].
4. Эффективность построенной системы распознавания проверяется на контрольной выборке путём оценки доли неверно распознанных изображений из этой выборки.

Конкретные параметры алгоритмов, подробно описанных в [9]:

$d = 2$ – радиус окна (3), в котором вычисляются признаки;

$K = 13$ – количество квадратичных признаков;

$N_{\text{opt}} = 200$ – количество шагов итерационных алгоритмов глобальной оптимизации;

$N_{\text{pop}} = 10$ – размер популяции генетического алгоритма;

$p_{\text{mut}} = 0,1$ – вероятность мутации в генетическом алгоритме;

$t_0 = 10$ – начальная температура в алгоритме имитации отжига;

$-1 \leq \theta(\Delta m, \Delta n) \leq +1$ – ограничения на коэффициенты для процедур оптимизации, не работающих без ограничений.

В таблице 1 приведены результаты исследования эффективности согласованных квадратичных признаков (2) для задачи автоматической диагностики эмфиземы по изображениям компьютерной томографии лёгких. Для каждого способа согласования параметров приведён критерий качества признакового пространства, наилучший по доле правильно распознанных изображений из контрольной выборки, а также оценка вероятности ошибочного распознавания и число признаков в наиболее эффективном наборе. Выделена строка с наименьшей долей неправильно распознанных изображений.

Доверительный интервал Агрести-Коула для наилучшей оценки вероятности ошибочного распознавания для доверительной вероятности 0,95 составляет (0,02; 0,14). Наилучшие результаты были получены случайным поиском, но они значительно превосходят результаты, полученные в работах [2] и [3] для этой же задачи.

Табл. 1. Результаты экспериментального исследования согласованных квадратичных признаков

Алгоритм согласования	Лучший критерий	Ошибка	Число признаков
Случайный поиск	$\mu(1/2)$	0,06	6
Генетический алгоритм	J_4	0,12	4
Имитация отжига	J_4	0,15	7
Метод главных компонент	J_1	0,20	13

Заключение

Для задачи распознавания изображений компьютерной томографии лёгких были исследованы новые полиномиальные признаки, допускающие согласование со свойствами изображений из обучающей выборки. В результате серии экспериментов было установлено снижение вероятности ошибочного распознавания этих изображений с 0,11 до 0,06 по сравнению с результатами, приведёнными в работах [2] и [3]. В дальнейшем планируется исследовать эффективность этих признаков для других задач анализа изображений.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ 14-07-97040-р_поволжье_a и Министерства образования и науки РФ в рамках мероприятий Программы повышения конкурентоспособности СГАУ среди ведущих мировых научно-образовательных центров на 2013-2020 годы, а также Программы фундаментальных исследований ОНИТ РАН «Биоинформатика, современные информационные технологии и математические методы в медицине».

Литература

1. Ильясова, Н.Ю. Формирование признаков для повышения качества медицинской диагностики на основе методов дискриминантного анализа / Н.Ю. Ильясова, А.В. Куприянов, Р.А. Парингер // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 4. – С. 851-855.
2. Гайдель, А.В. Возможности текстурного анализа компьютерных томограмм в диагностике хронической обструктивной болезни / А.В. Гайдель, П.М. Зельтер, А.В. Капишников, А.Г. Храмов // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 4. – С. 843-850.
3. Ginsburg, S.B. Automated Texture-based Quantification of Centrilobular Nodularity and Centrilobular Emphysema in Chest CT Images / S.B. Ginsburg, D.A. Lynch, R.P. Bowler, J.D. Schroeder // Academic Radiology / Elsevier USA. – 2012. – V. 19(10). – P. 1241-1251.
4. Neshatian, K. Feature construction and dimension reduction using genetic programming / K. Neshatian, M. Zhang, M. Johnston // Lecture Notes in Computer Science. – 2007. – Vol. 4830. – P. 160-170.
5. Fan, W. Generalized and heuristic-free feature construction for improved accuracy / W. Fan, E. Zhong, J. Peng, O. Verscheure, K. Zhang, J. Ren, R. Yan, Q. Yang // Proceedings of the 10th SIAM International Conference on Data Mining. – Columbus, OH, United States, 29 April – 1 May 2010. – P. 629-640.

6. Lillywhite, K. A feature construction method for general object recognition / K. Lillywhite, D.-J. Lee, V. Tippetts, J. Archibald // *Pattern Recognition*. – 2013. – Vol. 46, № 12. – P. 3300-3314.
7. Мясников, В.В. Эффективные локальные линейные признаки цифровых сигналов и изображений / В.В. Мясников // *Компьютерная оптика*. – 2007. – Т. 31, № 4. – С. 58-76.
8. Мясников, В.В. Анализ методов построения эффективных линейных локальных признаков цифровых сигналов и изображений / В.В. Мясников, А.Ю. Баврина, О.А. Титова // *Компьютерная оптика*. – 2010. – Т. 34, № 3. – С. 374-381.
9. Гайдель, А.В. Метод согласования направленных текстурных признаков в задачах анализа биомедицинских изображений / А.В. Гайдель // *Компьютерная оптика*. – 2015. – Т. 39, № 2. – С. 287-293.
10. Fukunaga, K. *Introduction to statistical pattern recognition* / K. Fukunaga. – San Diego: Academic Press, 1990. – 592 p.