

# ОТБОР ИНФОРМАТИВНЫХ ПОЛЕЙ ПРИЗНАКОВ ПРИ ИЗВЛЕЧЕНИИ СКРЫТЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ИЗ ПОЛИГРАФИЧЕСКИХ ДОКУМЕНТОВ

Е.Ф. Мишкина<sup>1</sup>, В.А. Федосеев<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва (национальный исследовательский университет) (СГАУ), Самара, Россия,

<sup>2</sup> Институт систем обработки изображений РАН, Самара, Россия

В работе предложен метод отбора информативных полей признаков, предназначенный для автоматизации процесса извлечения скрытых защитных изображений из полиграфических документов. Данный метод является составной частью ранее разработанной информационной технологии анализа изображений, основанной на использовании адаптивно конструируемого банка фильтров Габора. Представлены результаты экспериментальных исследований, подтверждающие работоспособность метода.

**Ключевые слова:** полиграфический документ, латентное изображение, фильтр Габора, развёртка фазы, классификация изображений.

## Введение

Скрытые (латентные) изображения являются распространённым средством защиты документов и ценных бумаг [1-2]. Типичным способом формирования основного изображения или фонового рисунка на подобных документах является передача градаций цвета при помощи высокочастотных регулярных или почти регулярных текстур. Поэтому скрытые изображения формируются путём вариации параметров этих текстур (период, направление, смещение и пр.) в различных областях изображения. Как правило, такие изменения не различимы или трудно интерпретируемы человеческим глазом, а также трудно поддаются подделке. Задача автоматизированного извлечения скрытых изображений из полиграфических документов чрезвычайно важна при проверке подлинности документов, а также для обнаружения скрытого канала обмена информацией, передаваемой внутри печатной продукции.

Ранее в работах [3-4] была предложена технология извлечения скрытых изображений, основанная на использовании адаптивно конструируемого банка фильтров Габора [5], а также последующих отборе, группировке информативных откликов и многокомпонентной кластеризации, использующей информативные отклики в качестве полей признаков. Отбор откликов необходим по той причине, что банк фильтров содержит в себе фильтры, частоты которых соответствуют всем обнаруженным регулярным текстурам входного изображения, которое на практике является фрагментом документа, сканированного с высоким разрешением. При этом далеко не все текстуры меняют свои параметры в рассматриваемой области документа. Поэтому в результате после фильтрации зачастую формируется около 10-20 откликов, информативными из которых редко являются более четырёх (на рис. 1-2 показаны примеры информативных и неинформативных откликов). В упомянутых работах [3-4] отбор информативных откликов осуществлялся вручную оператором. В настоящей работе предлагается автоматический метод отбора информативных откликов, основанный на решении задачи их классификации.

## 1. Принцип отбора информативных признаков

Отсчёты импульсной характеристики фильтра Габора принадлежат множеству комплексных чисел [5]:

$$h_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2) = A \exp\left(-\frac{n_1^2 + n_2^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left[i(\omega_1^0 n_1 + \omega_2^0 n_2)\right], \quad (1)$$

где  $A \approx 1/(2\pi\sigma^2)$  – коэффициент,  $\sigma$  – параметр, задающий ширину гауссовской весовой функции фильтра,  $\omega_1^0, \omega_2^0$  – опорные частоты. Поэтому анализируемые отклики фильтров Габора

$$g_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2) = h_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2) ** f(n_1, n_2), \quad (2)$$

(здесь  $f(n_1, n_2)$  – исходное изображение) удобно рассматривать в виде пары слагаемых (изображений): амплитудной и фазовой:

$$A_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2) = \left|g_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2)\right|, \quad (3)$$

$$\varphi_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2) = \text{Arg}\left[g_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2)\right] - \omega_1^0 n_1 - \omega_2^0 n_2, \quad (4)$$

$$\left|\varphi_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2)\right| \leq \pi.$$

Информативные амплитудные отклики должны содержать высокие значения в областях текстуры, согласующихся с опорными частотами  $\omega_1^0, \omega_2^0$  соответствующего фильтра Габора, и низкие значения в остальных областях изображения. Поэтому для проверки информативности могут использоваться результаты кластеризации пикселей амплитудных откликов на два класса с последующей оценкой их характеристик (среднего, дисперсии, числа пикселей) по областям каждого класса. К примеру, можно сказать, что амплитудное поле скорее всего является неинформативным в следующих случаях:

- если его максимальное значение ниже некоторого порога (это означает, что на изображении слабо выражена заданная частота);
- если средние классов довольно близки и дисперсии высоки (это означает, что изображение однородно по заданной частоте);
- если число пикселей в одном из классов слишком мало и т.д.

Следует отметить, что в двух последних случаях соответствующий амплитудному фазовый отклик может являться информативным, в то время как в первом случае это исключено.

Яркими свидетельствами неинформативности фазового поля являются:

- наличие множества почти параллельных линий скачков фазы, связанных с её периодичностью  $2\pi$  (характеризует несоответствие частоты текстуры опорной частоте фильтра);

— высокая плотность, искривлённость и незамкнутость линий скачков фазы (характеризует отсутствие на изображении текстур частоты, близкой к опорной частоте фильтра).

В свою очередь, малое число линий скачков фазы и их замкнутость свидетельствует о точности настройки фильтра Габора на одну из гармоник спектра текстуры, а значит, о потенциальной информативности признака. Однако окончательное решение должно приниматься по результатам развёртки фазы, под которой понимается получение массива абсолютных значений фазы  $\Phi_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2)$  на основании массива главных значений фазы  $\varphi_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2)$ . В отличие от последних, абсолютные значения фазы не ограничены по модулю значением  $\pi$  и позволяют лучше понять природу анализируемого сигнала. В настоящее время разработано большое число методов развёртки фазы [6-7], основным практическим применением которых является интерферометрия.

Для анализа развёрнутой фазы  $\Phi_{\omega_1^0, \omega_2^0}(n_1, n_2)$  может также выполняться кластеризация с последующим расчётом признаков для классификации фазового отклика.

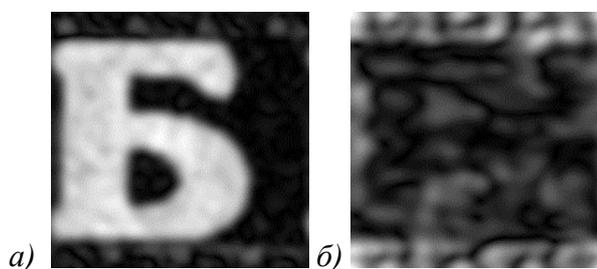


Рис. 1. Информативный (а) и неинформативный (б) амплитудные отклики

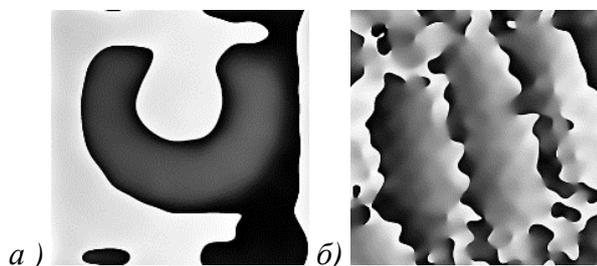


Рис. 2. Информативный (а) и неинформативный (б) фазовые отклики

Примеры информативных и неинформативных полей амплитудных и фазовых признаков приведены на рис. 1 и 2.

## 2. Описание разработанного метода

На рис. 3 показана схема разработанного метода проверки информативности отдельно взятого отклика фильтра.

На начальном этапе происходит анализ амплитудной составляющей отклика, включающий рассмотренные выше этапы кластеризации на два класса и расчёта признаков, по которым далее осуществляется классификация амплитудного отклика на три класса: информативен, неинформативен и «неинформативен, но фазовый отклик может быть информативен». В первых двух случаях на этом работа заканчивается, в третьем же осу-

ществляется анализ фазового отклика, включающий его развёртку, кластеризацию, расчёт признаков и классификацию (на этот раз на два класса: информативен или нет). В случае, если фаза не может быть развёрнута, дальнейшая её обработка не производится.

Результатом работы метода является бинарный ответ на вопрос, является ли один из пары откликов информативным, а также само изображение, классифицированное как информативное.



Рис.1. Схема разработанного алгоритма отбора информативных откликов

### 3. Признаки, используемые для классификации откликов

При реализации разработанного метода в качестве алгоритма кластеризации было решено использовать EM-алгоритм разделения смеси двух гауссовских распределений [8]. Это определяется, во-первых, тем, что гистограмма информативных признаков чаще всего выглядит именно таким образом (см. пример на рис. 4), а во-вторых, тем, что помимо собственно кластеризации EM-алгоритм позволяет оценить и параметры двух распределений.

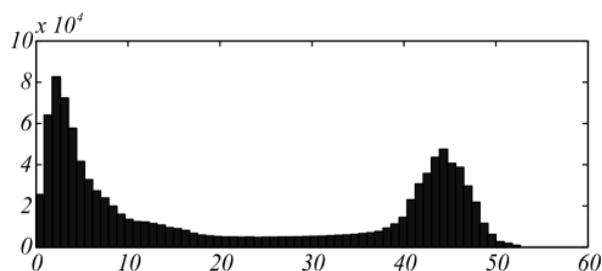


Рис. 4. Гистограмма значений пикселей изображения на рис. 1а

Пусть найденные кластеры характеризуются метками 0 и 1,  $K_0$  и  $K_1$  – количества пикселей в каждом кластере,  $m_0^{EM}$  и  $m_1^{EM}$  – средние классов, вычисленные при помощи EM-алгоритма (причём  $m_0^{EM} \leq m_1^{EM}$ ), а  $\sigma_0^{EM}$  и  $\sigma_1^{EM}$  – оценённые EM-алгоритмом среднеквадратичные отклонения классов. Также при решении задачи классификации могут быть использованы и величины  $\hat{m}_0$ ,  $\hat{m}_1$ ,  $\hat{\sigma}_0$  и  $\hat{\sigma}_1$  – аналогичные выборочные оценки средних и СКО по каждому из кластеров, а также наименьшее  $v_{\min}$  и наибольшее  $v_{\max}$  значения анализируемого отклика.

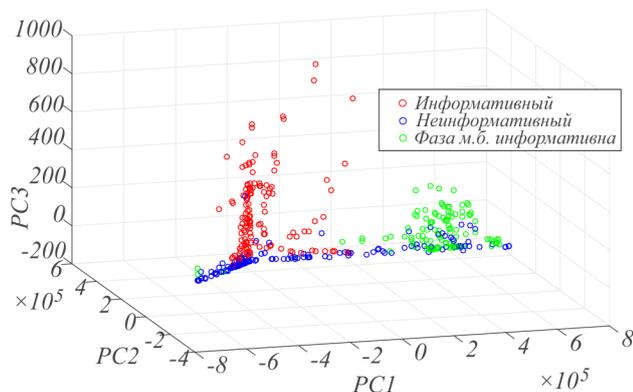


Рис. 5. Распределение выборки амплитудных признаков в пространстве трёх главных компонент полного вектора признаков

Полный вектор признаков, использованный для классификации амплитудных откликов, включал все перечисленные выше признаки, а также некоторые производные:  $\max(\sigma_0^{EM}, \sigma_1^{EM})$ ,  $\max(\hat{\sigma}_0, \hat{\sigma}_1)$ ,  $\max(K_0, K_1)$  и  $K_1 / K_0$ . На рис. 5 показано свидетельство разделимости амплитудных откликов: элементы выборки, включающей все три класса откликов, визуализированы в трёхмерном пространстве, составленном из трёх главных компонент (PC) [9], построенных по полному вектору признаков. Визуально заметно, что классы образуют разделимые (хотя и не без ошибок) кластеры в данном пространстве.

Аналізу фазовой составляющей отклика предшествует проверка возможности её развёртки, которая состоит в проверке наличия незамкнутых и не упирающихся в границы изображения линий скачков фазы (см. рис. 6). Если хоть одна такая линия обнаружена, то фазовый отклик сразу признаётся неинформативным. В противном случае далее для развёртки фазы применяется метод Constantini [7] (см. рис. 7). Для классификации фазовых откликов допустимо использовать тот же вектор признаков, однако многие его компоненты, очевидно, могут быть отброшены. Поэтому в ходе экспериментов, описанных ниже, использовался также сокращённый вектор из двух признаков вида

$$(v_{\max} - v_{\min}, m_1^{EM} - m_0^{EM}). \quad (5)$$

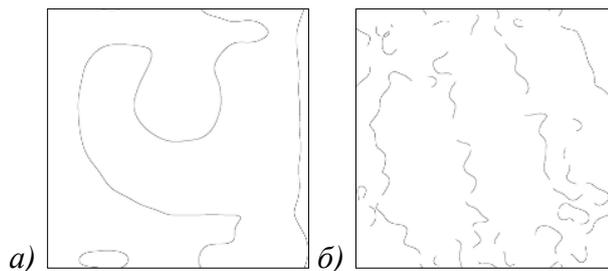


Рис. 6. Линии скачков фазы для изображений на рис. 2



Рис. 7. Результат развёртки фазы изображения на рис. 2а

#### 4. Результаты экспериментальных исследований

Для обучения классификаторов использовался метод опорных векторов (SVM) в линейной форме и нелинейной (с ядром в виде радиальной базисной функции) [9]. Для оценки качества модели выборка разбивалась на обучающую и тестовую в пропорции 70:30. В качестве показателя качества использовалось значение F-меры [10].

Во избежание переобучения на неактуальных в реальных условиях данных обучающая и контрольная выборки фазовых откликов формировались с учётом схемы общей процедуры обработки (рис. 3) и включали только фазы, которые могут быть развёрнуты, и соответствующие амплитудные отклики которых отнесены к соответствующему классу.

Обучающие данные формировались двумя способами: путём сканирования реальных документов, содержащих элементы защиты, а также путём искусственного синтеза изображений, содержащих латентные вставки. Необходимость второго способа была обусловлена отсутствием достаточного количества реальных данных для обучения. Итоговый объём выборки для обучения и классификации амплитудных откликов составил 914 изображений размерами  $1024 \times 1024$  пикселей, фазовых откликов – 165 изображений.

В ходе экспериментов несколько более высокие результаты были достигнуты с использованием нелинейного классификатора. Так, при классификации амплитудных откликов значение F-меры для полного вектора признаков составило 0,856. Соответствующая матрица ошибок классификации представлена в табл. 1.

Табл.1. Матрица ошибок классификации амплитудных откликов

		Истинный класс		
		1	2	3
Ответ классификатора	1	72	1	17
	2	0	56	11
	3	4	8	107

При классификации фазовых откликов наилучший результат был достигнут с использованием одного признака – первой главной компоненты: значение F-меры составило 0,855. Соответствующая матрица ошибок классификации представлена в табл. 2. Близкие результаты были достигнуты и при помощи вектора (5) из двух признаков – F-мера оказалась равной 0,848.

Табл.2. Матрица ошибок классификации фазовых откликов

		Истинный класс	
		1	2
Ответ сификатора	клас- 1	21	1
	2	7	22

## Заключение

В работе предложена процедура автоматического отбора информативных откликов банка фильтров Габора для выявления скрытых изображений на полиграфических документах. Данная процедура основана на анализе и классификации как амплитудных, так и фазовых составляющих откликов. Результаты экспериментальных исследований показали высокую точность использованных классификаторов. В дальнейшем планируется глубже исследовать различные вектора признаков, а также оценить точность работы полного цикла проверки информативности амплитудных и фазовых откликов.

## Благодарности

Работа выполнена при поддержке РФФИ (грант 15-07-05576) и Минобрнауки РФ в рамках гранта президента РФ МК-4506.2015.9, государственного задания вузу №2014/198 (код проекта 2298) и Программы повышения конкурентоспособности СГАУ среди ведущих мировых научно-образовательных центров на 2013-2020 годы.

## Литература

1. Глоссарий по документам [Электронный ресурс]. – 2016. – <http://www.regulaforensics.com/ru/support/glossary-documents/> (дата обращения 31.03.2016).
2. van Renesse, R.L. Hidden and Scrambled Images – a Review / R.L. van Renesse // SPIE Conference on Optical Security and Counterfeit Deterrence Techniques IV. – 2002. – P. 333-348.
3. Сергеев, В.В. Метод извлечения водяных знаков из текстурированных полиграфических документов / В.В. Сергеев, В.А. Федосеев // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38(4). – С. 825-832.
4. Sergeyev, V. Extraction of Latent Images from Printed Media” / V. Sergeyev, V. Fedoseev // Proceedings of SPIE. – 2015. – Vol. 9875. – P. 98750X. – DOI:10.1117/12.2228405.
5. Movellan, J. Tutorial on Gabor Filters / J. Movellan. – Technical report, MPLab Tutorials, University of California, San Diego, 2005.
6. Ghiglia, D.C. Two-dimensional phase unwrapping: theory, algorithms, and software / D.C. Ghiglia, M.D. Pritt. – New York: Wiley, 1998.
7. Costantini, M. A Novel Phase Unwrapping Method / M. Costantini // IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing. – 1998. – Vol. 36(3). – P. 813-821.
8. Dempster, A.P. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm / A.P. Dempster, N.M. Laird, D.P. Rubin // Journal of the Royal Statistical Society, Series B. – 1977. – V. 39(1). – P. 1-38.
9. James, G. An introduction to statistical learning / G. James, D. Witten, T. Hastie, R. Tibshirani. New York: Springer, 2013.
10. Powers, D.M.W. Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation / D.M.W. Powers // Journal of Machine Learning Technologies. – 2011. – Vol. 2(1). – P. 37–63.