

АВТОМАТИЧЕСКОЕ ОБНАРУЖЕНИЕ ЭКССУДАТОВ НА СНИМКАХ СЕТЧАТКИ НА ОСНОВЕ ПОРОГОВОЙ ФИЛЬТРАЦИИ СКОЛЬЗЯЩЕГО СРЕДНЕГО

© 2015 г. К. Висаенг, Н. Хирансаколвонг, Е. Поттирук*

Факультет информационных технологий Технологического института им. короля Монгкута,
Ладкрабанг, Бангкок, 10520 Таиланд

*Отделение офтальмологии Госпиталя Кхонкаена, Кхонкаен, 40000 Таиланд

E-mail: s3650502@kmitl.ac.th

Поступила в редакцию 13.03.14 г.

С тех пор, как процедура диагностики экссудатов привлекла внимание специалистов-офтальмологов и стала требовать регулярного наблюдения за болезнью, объем работы специалистов-офтальмологов превысил возможности скрининга. Технология визуализации сетчатки в текущей практике скрининга дает потенциальную возможность для решения этой проблемы. В данной работе предложен способ быстрого и надежного автоматического обнаружения экссудата на размытых изображениях с помощью построения модельных гистограмм методом скользящего среднего и последующего определения лучшей гистограммы. После сегментации кандидатов в экссудаты истинные экссудаты были выделены с использованием краевого детектора Собеля и алгоритма пороговой бинаризации по методу Оцу, что привело к точной локализации экссудата на цифровых снимках сетчатки. Чтобы сравнить производительность методов обнаружения экссудата, мы собрали большую базу цифровых снимков сетчатки. Метод был отработан на выборке из 200 изображений сетчатки и затем протестирован на полностью независимом наборе в 1220 изображений. Результаты показывают, что метод обнаружения экссудатов показывает в целом лучшую чувствительность, специфичность и точность – 90,42, 94,60 и 93,69% соответственно.

Ключевые слова: экссудат, офтальмология, изображение сетчатки, метод скользящего среднего гистограммы.

Автоматическое определение экссудатов на цифровых изображениях сетчатки важно для выявления диабетической ретинопатии. Другой важный аспект определения экссудатов проявляется при регистрации и захвате цифровых изображений сетчатки одного и того же пациента среди разных пациентов и в разное время. Ранее представленные методы обнаружения экссудатов были сфокусированы на разделении экссудатов и фоновых элементов изображения. Авторы работы [1] представили метод обнаружения экссудатов по коррекции теней и отсечению по порогу. В работе [2] был описан метод, основанный на процедуре динамического поблочного локального отсечения по порогу для обнаружения экссудата. Авторы на основании анализа 692 изображений в целях обнаружения экссудатов сообщили о чувствительности и специфичности в 88 и 84% соответственно. Метод, основанный на сравнении с шаблоном и краевым детектированием, был предложен в работе [3]. Авторы работы [4] представили методику дискриминанта минимального рас-

стояния непосредственно для красного, зеленого и синего канала при выявлении пикселей экссудата. В работе [5] для обнаружения экссудатов и «бляшек» был использован метод ближайших k соседей. В способе детектирования, описанном в работе [6], использованы стационарное вейвлет-преобразование и матрица совместной встречаемости уровней яркости для обнаружения сильных экссудатов. Метод опорных векторов был предложен авторами работы [7], где экссудаты были обособлены с помощью масштабно инвариантной функции преобразования. В работе [8] кластеры экссудатов были отделены от фона на основании различия в контрасте между классами экссудатов и «неэкссудатов». Авторы работы [9] применили гауссово сглаживание гистограмм и алгоритм размытых средних для разделения пикселей экссудата и пикселей «неэкссудата» и классифицировали их с помощью нейросетевого алгоритма. В широко цитирующемся исследовании [10] авторы выделяли потенциальные экссудаты с помощью поблочного алгоритма наращивания

Таблица 1. Заявленные характеристики ранее описанных методов обнаружения экссудатов (взято с изменениями из [18])

Авторы	Обучающая и тестовая выборки	Чувствительность, %	Специфичность, %
Жанг и др. [2]	Обучение на 54 изображениях с экссудатами и тестирование на 47 изображениях с экссудатами	88	84
Гольдбаум и др. [3]	Тестировано на общедоступной базе изображений STARE	95	–
Гох и др. [4]	Тестировано на 750 изображениях с диабетической ретинопатией. Для оценки были использованы DIARETDB0 и DIARETDB1	91	92
Неймеер и др. [5]	Обучение на 1113 изображениях с экссудатами и тестирование на 42 изображениях с экссудатами	95	86
Ксу и др. [6]	Обучение и тестирование на 25 изображениях с экссудатами	88	80
Зильберман и др. [7]	Обучение на 1390 изображениях с экссудатами и тестирование на 87 изображениях с экссудатами	87	87
Осарех и др. [9]	Обучение на 1025 изображениях с экссудатами и тестирование на 417 изображениях с экссудатами	92	82
Ли и др. [11]	Тестирование на 28 изображениях с экссудатами	100	71
Уолтер и др. [12]	Тестирование на 15 изображениях с экссудатами	93	92
Велфер и др. [13]	Тестировано на общедоступной базе изображений DIARETDB1 (47 изображений с экссудатами)	71	99

областей после выделения светлых областей в каждом блоке изображения за счет манипулирования свойствами гистограммы L и U в цветовом пространстве LUV . Этот метод был позднее применен в работе [11]. Авторы работы [12] применили морфологические операции реконструкции изображения сетчатки до поражения экссудатами. Данный метод основан на идее, что разница между восстановленным изображением, соответствующим внешнему виду сетчатки фона, и исходным изображением в конечном счете покажет местоположение поражения экссудатами. Эта же идея была впоследствии применена и уточнена в работе [13]. Алгоритмы с наращиванием областей обнаруживают изображения сетчатки с использованием пространственной близости оттенков серого; стандартная процедура представлена в работе [14], однако она вычислительно затратна. Заявленные характеристики ранее описанных методов обнаружения экссудатов показана в табл. 1.

ИЗОБРАЖЕНИЯ СЕТЧАТКИ И ОПОРНЫЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Сбор изображений сетчатки. База данных состоит из 1220 цифровых изображений сетчатки, из которых 252 не содержат экссудатов, а 968 – содержат признаки экссудатов. Изобра-

жения были получены в местной больнице с помощью одиночной цифровой камеры для съемки глазного дна с полем зрения в 45° и сохранены в формате JPEG с более низкой степенью сжатия. Каждое изображение было снято с разрешением 760×570 пикселей при цветности 24 бита на пиксель. Пример такого изображения приведен на рис. 1а. Как можно видеть, нормальное изображение в основном состоит из сосудов, слепого пятна и фона, тогда как патологическое изображение содержит компоненты экссудата, как показано на рис. 1б.

Опорные изображения. Для получения опорных изображений мы с помощью программного обеспечения для обработки изображений на каждой фотографии вручную отмечали вероятные области экссудата и просили экспертов-офтальмологов подтвердить или отклонить каждую из этих областей. Затем полученное «черновое» изображение показывалось экспертам-офтальмологам вместе с исходным изображением. Далее эксперты вносили некоторые изменения, добавляя отдельные недостающие пиксели экссудата и/или удаляя некоторые ошибочно выделенные пиксели, не относящиеся к экссудату, пока не было получено изображение с удовлетворительным качеством. Примеры опорного изображения с изображением сетчатки глаза в норме и при патологии, показаны на рис. 1в,г.

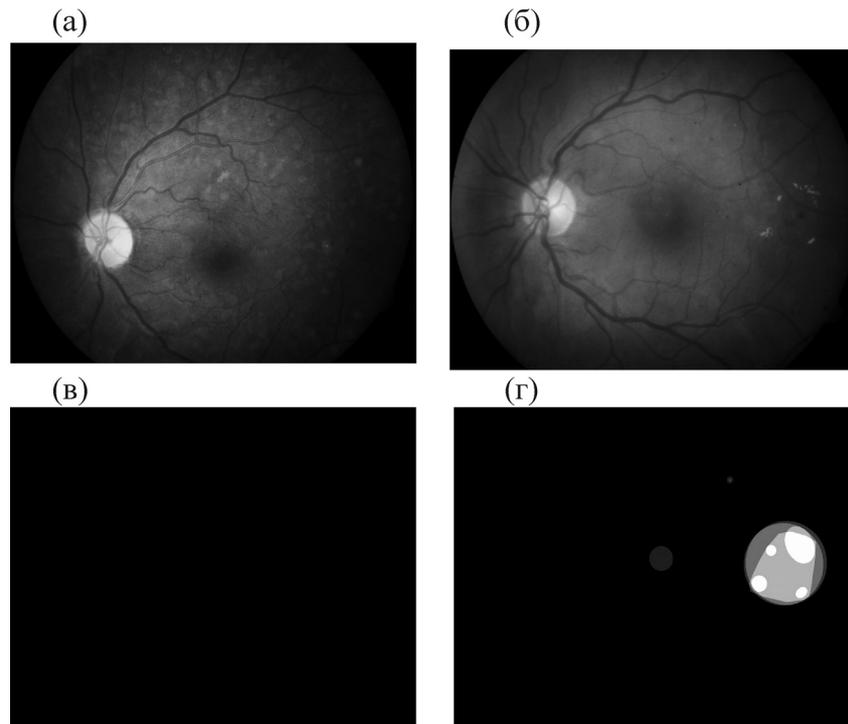


Рис. 1. Примеры нормального и патологического изображения сетчатки: (а) – типичное изображение нормальной сетчатки; (б) – изображение сетчатки с экссудатами; (в) – опорное изображение сетчатки в норме; (г) – опорное изображение сетчатки с экссудатами.

МЕТОДЫ

Предварительная обработка изображений.

Как правило, основной проблемой при выявлении экссудата является большая вариабельность среди цифровых снимков сетчатки, полученных от различных пациентов в разное время. Для получения подходящих снимков сетчатки на первом этапе предварительной обработки проводится нормализация и, не исключено, анализ изображения сетчатки. На этом этапе мы использовали нормализацию гистограммы [15] для изменения значений каждого изображения в наборе данных. Нормализацию гистограммы проводили независимо для красного, зеленого и синего цветового пространства, добиваясь ее соответствия форме трех конкретных гистограмм опорного изображения. Нормализованное изображение и соответствующие «красная», «зеленая» и «синяя» гистограммы представлены на рис. 2. Можно видеть, что контраст уменьшается по мере удаления пикселей от центра, особенно на периферии изображения. Таким образом, на втором этапе предварительной обработки мы применили локальное усиление контраста изображения [16], чтобы показать все возможные интенсивности, и трансформировали значения внутри небольших «окон» в изображении таким образом, чтобы все значения были распределены вокруг локального

среднего. Поскольку повышение контрастности повышает контрастность экссудатов, оно также может повысить контрастность шумовых пикселей. Для удаления шума на изображении на заключительном этапе предварительной обработки применяли медианную фильтрацию.

Локализация слепого пятна. В данной работе выявление экссудата являлось нашей главной целью. Однако из-за интерференции изображений экссудата и слепого пятна мы должны отделить изображение диска зрительного нерва до сегментации, потому что оно имеет те же цвет, интенсивность и контраст, что и другие элементы на изображении сетчатки. Области изображения, соответствующие слепому пятну, отделяются от других сегментированных областей с помощью предложенной нами методики автоматического обнаружения диска зрительного нерва [17].

Оценка алгоритма. В клинической медицине термины «специфичность» и «чувствительность», определяемые в диапазоне 0–100%, используются для сравнения методов и лабораторных оценок (опорных изображений) [18]. Специфичность – это отношение числа изображений, классифицированных как отрицательные и которые действительно были отрицательными (истинно отрицательные, ИО), к сумме

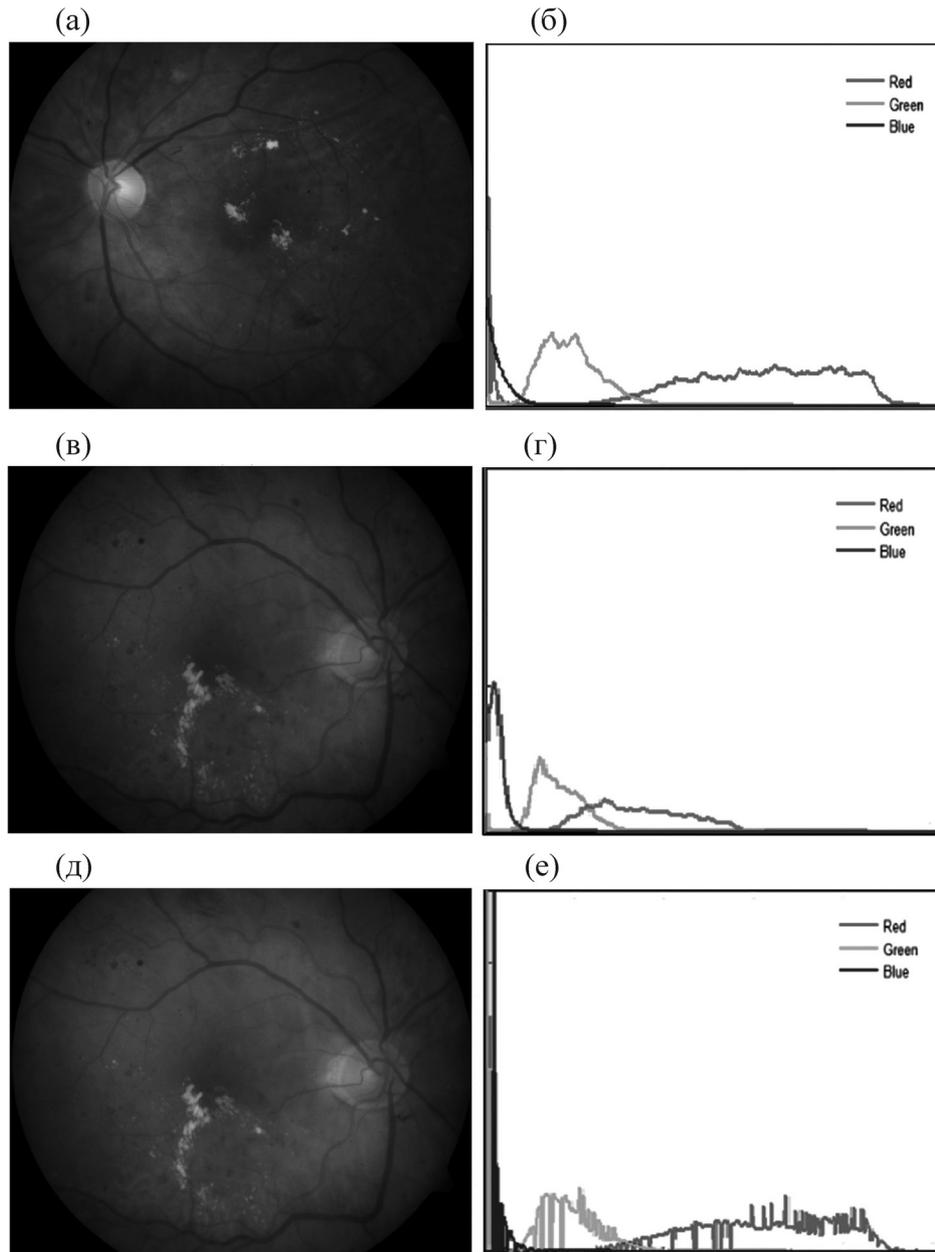


Рис. 2. Результаты цветовой нормализации: (а) – эталонные изображения; (б) – красная, зеленая и синяя гистограммы эталонного изображения; (в) – изображение сетчатки низкого качества; (г) – красная, зеленая и синяя гистограммы, соответствующие изображению (в); (д) – цветонормированный вариант изображения (в); (е) – красная, зеленая и синяя гистограммы цветонормированного изображения (д).

истинно отрицательных и ложных положительных (ЛП). Чувствительность представляет собой отношение числа изображений, классифицированных как положительные и которые действительно были положительными (истинно положительные, ИП), к сумме истинно положительных и ложных отрицательных (ЛО). Кроме того, определялась точность метода – как общая попиксельная степень успеха алгоритма, рассчитанная по следующему уравнению:

$$\text{Точность} = \frac{\text{ИП+ИО}}{\text{ИП+ИО+ЛП+ЛО}} \quad (1)$$

**ОБЪЕДИНЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ
АВТОМАТИЧЕСКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ
И ОПОРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Эталонные характеристики набора опорных изображений, полученные от экспертов-офталь-

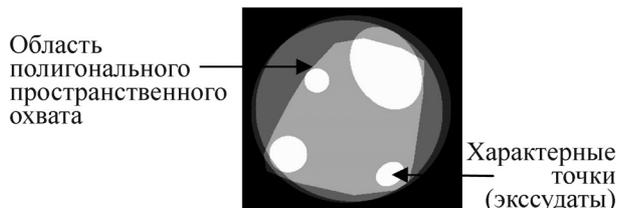


Рис. 3. Доступная офтальмологическая информация на опорных изображениях.

мологов, обеспечивают информацию о содержании цифровых изображений сетчатки (связанных с заболеваниями экссудатов). При разработке алгоритма сегментации возникают следующие важные вопросы, связанные с подготовкой и оценкой нашего набора данных: 1) как разрешить противоречия между исходным и опорным изображением; 2) как использовать сегментацию затратки при обнаружении экссудата. В наших наборах изображений доступна следующая офтальмологическая информация (см. рис. 3): полигональные зоны и истинные участки для поиска (небольшие круговые области). Маленькие круглые области – отличительные «места локализации экссудатов», которые привлекают внимание офтальмологов к специфическим патологическим изменениям.

Автоматическая грубая сегментация, основанная на глобальной пороговой фильтрации. Сегментация по пороговому уровню является самым простым способом сегментации. Пиксели разделяются в зависимости от величины их интенсивности. Общая пороговая фильтрация [19] с использованием соответствующего порогового T выполняется в соответствии со следующим условием:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } f(x,y) > T \\ 0, & \text{if } f(x,y) \leq T. \end{cases} \quad (2)$$

В результате пиксели, обозначенные единицами, будут соответствовать экссудату, а пиксели, обозначенные нулями, будут соответствовать фону. При переменной пороговой фильтрации величина T может меняться внутри изображения. При локальной, или региональной пороговой фильтрации величина T зависит от окрестности точки (x,y) . Если к тому же T зависит и от пространственных координат x и y , пороговая фильтрация называется динамической. Многократная пороговая фильтрация осуществляется с использованием соответствующего порога T согласно выражению (3).

$$g(x,y) = \begin{cases} a, & \text{if } f(x,y) > T_2 \\ b, & \text{if } T_1 < f(x,y) \leq T_2. \\ c, & \text{if } f(x,y) \leq T_1 \end{cases} \quad (3)$$

Если $f(x,y) < T_1$, то $g(x,y) = 255$; если $T_1 \leq f(x,y) < T_2$, то $g(x,y) = 128$. В целом, хороший порог может быть выбран, если пики гистограммы высокие и разделены глубокими впадинами. В качестве примера на рис. 4а показано исходное изображение сетчатки, а на рис. 4б – итоговое, на котором очень близки пиксели экссудата и фоновые пиксели, при этом пороговое значение T равно 128. Эта ситуация приводит к ошибке из-за некорректного значения порога. Поэтому мы разработали новый алгоритм, названный алгоритмом скользящего среднего гистограммы и описанный далее.

Модели пороговой фильтрации скользящего среднего. Хотя общая пороговая фильтрация и подходит для сегментации снимков сетчатки, она оказывается более сложной на практике. Одним из способов преодоления проблемы неравномерного освещения является первоначальная оценка неравномерности освещения, а затем ее коррекция. При коррекции можно использовать пороговую фильтрацию скользящего

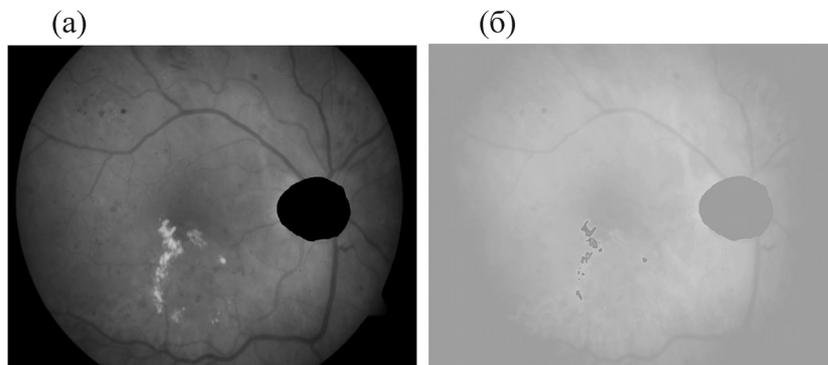


Рис. 4. Пример сегментации изображения сетчатки: (а) – снимок после обнаружения слепого пятна, (б) – обнаружение экссудатов с порогом $T = 128$ в зеленом цветовом пространстве.

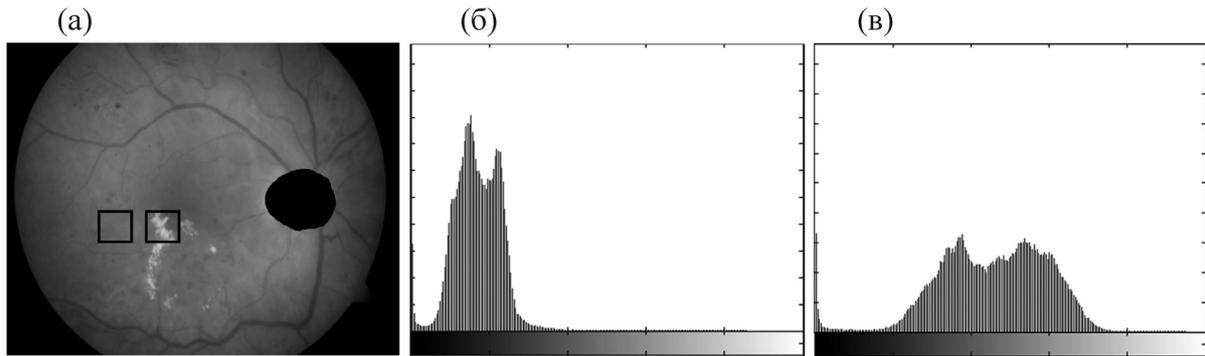


Рис. 5. Пример изображения сетчатки и полученные на его основе гистограммы: (а) – изображение после локализации слепого пятна, (б) – гистограмма пикселей экссудатов изображения (а), (в) гистограмма фоновых пикселей (а).

среднего и составить алгоритм из следующих действий:

1. Установить начальную оценку для T (начать с $T = 128$).
2. Сегментировать изображения с использованием T . Это даст две группы пикселей.
3. Вычислить средние интенсивности R_B (в предположении, что изображение состоит из фоновых пикселей, часть сегмента 0) и R_E (в предположении, что все другие пиксели являются пикселями экссудата).
4. Получить новое пороговое значение скользящего среднего с помощью выражения (4) и сегментировать изображение:

$$T_{\text{new}} = \frac{R_B + R_E}{2}. \quad (4)$$

5. Пересчитать R_B и R_E , усреднив исходные значения яркости двух сегментов.
6. Если значение порога стабилизировалось ($T = T_{\text{new}}$), это и будет нашим пороговым уровнем. В противном случае значение T заменяется на T_{new} и процедура повторяется с шага 2.

Исходя из рис. 5, при значениях яркости пикселей 128, 120, 114 и 106 соответственно, получаем исходное значение $R_B = (128 + 120 + 114 + 106)/4 = 468/4$, или $R_B = 117$. Это значение порога приведет к той же сегментации, что и шаг R_E , так что можно рассчитать среднее значение оставшихся пикселей на снимке, т.е. $R_E = 123$. Посчитав средние значения этих двух сегментов, получим $R_B = 117$ и $R_E = 123$. Согласно уравнению (4), новый порог будет равен $T_{\text{new}} = (117 + 123)/2 = 120$, или $T_{\text{new}} = 120$. Эта пороговая фильтрация приводит в итоге к получению сегмента 0, содержащего все фоновые пиксели со значениями $\{0, \dots, 119\}$, и сегмента 1, содержащего все пиксели экссудатов со значениями $\{120, \dots,$

255}. Простая программа, использующая пороговую фильтрацию скользящего среднего в цветовом пространстве RGB, приведена ниже:

```
% First program with fix threshold
img_o = imread('retinal.jpg');
img = img_o;
imshow(img);
% Red color space is not change%
img_r = img(:,:,1);
img_r(find(img_r>230)) = 255;
% Green color space is change 0-255%
img_g = img(:,:,2);
img_g(find(img_g>120)) = 255;
% Blue color space is not change%
img_b = img(:,:,3);
img_b(find(img_b>20)) = 255;
img(:,:,1) = img_r;
img(:,:,2) = img_g;
img(:,:,3) = img_b;
figure;
imshow(img);
```

Эксперименты показали, что при использовании предложенной гистограммы скользящего среднего с различными значениями $T = 90, 120$ и 160 значение 120 в зеленом цветовом пространстве наиболее подходит для обнаружения экссудатов в этой работе. На рис. 6 показан пример сегментации снимка сетчатки, базирующейся на модели скользящего среднего.

Основная проблема при пороговой фильтрации скользящего среднего заключается в том, что мы рассматриваем только интенсивность, а не какие-либо иные соотношения между пикселями. Нет гарантии, что пиксели, обнаруженные в процессе пороговой фильтрации, являются последовательными. Мы можем легко включить посторонние пиксели, которые не являются

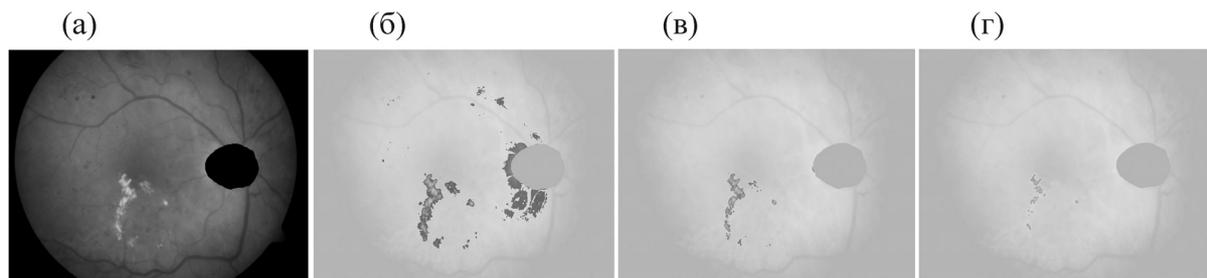


Рис. 6. Пример получения различных гистограмм для представления гистограммы скользящего среднего в зеленом цветовом пространстве: (а) – изображение после локализации слепого пятна, (б) – гистограмма при $T = 90$, (в) – гистограмма при $T = 120$, (г) – гистограмма при $T = 160$.

частью требуемой области, и также легко можем пропустить изолированные точки в области. Эти эффекты усилятся при увеличении уровня шума просто потому, что возрастает вероятность того, что интенсивность пикселя не представляет нормальную интенсивность в области. Когда мы используем пороговую фильтрацию, мы, как правило, должны манипулировать с ней, иногда теряя значительную часть области (см. рис. 6г), а иногда получая слишком много посторонних фоновых пикселей (см. рис. 6б). Смешанная достоверность с порогом 120 в зеленом цветовом пространстве (см. рис. 6в) дает лучшие результаты, разрешая все несоответствия опорных изображений, представленных экспертами-офтальмологами. Что касается самого алгоритма, то порог фильтрации скользящего среднего можно определить следующим образом: (1) извлечь RGB-цветовую информацию эксудата из «обучающих» снимков; (2) оценить пиксели RGB или эксудатов из извлеченной цветовой информации; (3) вычислить пиксели RGB или эксудатов для каждого пикселя в снимках тестовой выборки (повторить шаг для каждого изображения из тестового набора); (4) оценить эффективность алгоритма (см. раздел «Оценка алгоритма»). На этой стадии средняя достоверность изображения соответствует мнению экспертов-офтальмологов, но у алгоритма есть два недостатка: (1) он не учитывает возможные различия снимков поражений эксудатами и опорных снимков, (2) он не позволяет получить двоичные значения для пикселей эксудата и фоновых пикселей. В качестве решения, двоичные значения могут быть получены с помощью автоматической пороговой фильтрации Оцу, которая описана в следующем разделе.

Затрабочная сегментация на основе автоматической пороговой фильтрации Оцу. Алгоритм Оцу предназначен для поиска оптимального значения порога скользящего среднего. Алгоритм Оцу автоматически выбирает порог путем ми-

нимизации внутриклассовой дисперсии двух групп пикселей, разделенных пороговым оператором [20]. Предположим, что имеется снимок с L уровнями яркости и его нормализованная гистограмма, т.е. для каждого значения i шкалы яркости $P(i)$ – нормализованная частота (i). Если принять, что мы задали порог на уровне T , нормализованные фракции пикселей, которые будут классифицироваться как фон и объект, описываются следующими выражениями:

$$q_B(T) = \sum_{i=1}^T P(i), \quad \text{и} \quad q_E(T) = \sum_{i=T+1}^L P(i); \quad (5)$$

$$q_B(T) + q_E(T) = 1.$$

Среднее значение яркости пикселей фона (q_B) и пикселей эксудатов (q_E) высчитывается по следующим формулам:

$$R_B(T) = \frac{\sum_{i=1}^T iP(i)}{\sum_{i=1}^T P(i)} = \frac{1}{q_B(T)} \sum_{i=1}^T iP(i), \quad (6)$$

$$R_E(T) = \frac{\sum_{i=T+1}^L iP(i)}{\sum_{i=T+1}^L P(i)} = \frac{1}{q_E(T)} \sum_{i=T+1}^L iP(i),$$

где R_B и R_E – средние величины распределений фоновых пикселей и пикселей эксудатов соответственно. Среднее значение яркости всего снимка высчитывается по формуле

$$R = \frac{\sum_{i=1}^L iP(i)}{\sum_{i=1}^L P(i)} = \sum_{i=1}^L iP(i). \quad (7)$$

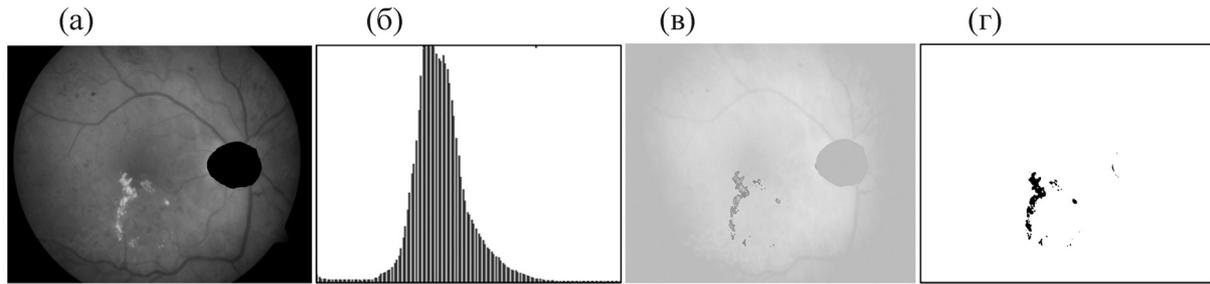


Рис. 7. Результаты пороговой фильтрации методом скользящего среднего и с помощью динамического алгоритма Оцу: (а) – изображение после локализации слепого пятна, (б) – новая гистограмма после применения алгоритма скользящего среднего, (в) – сегментация снимка при $T = 120$ в зеленом цветовом пространстве, (г) – снимок после обработки автоматическим алгоритмом Оцу с $T = 0,58$.

Дисперсия фоновых пикселей и пикселей экссудатов может быть вычислена по следующим уравнениям:

$$\sigma_B^2(T) = \frac{\sum_{i=1}^T (i - R_B)P(i)}{\sum_{i=1}^T P(i)} = \frac{1}{q_B(T)} \sum_{i=1}^T (i - R_B)^2 P(i),$$

$$\sigma_E^2(T) = \frac{\sum_{i=T+1}^L (i - R_B)^2 P(i)}{\sum_{i=T+1}^L P(i)} = \frac{1}{q_E(T)} \sum_{i=T+1}^L (i - R_B)^2 P(i),$$
(8)

где σ_B и σ_E – стандартные отклонения распределений. Дисперсия всего снимка определяется из уравнения

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^L (i - R)^2 P(i).$$
(9)

Уравнение дисперсии может быть записано в следующем виде:

$$\sigma^2 = q_B(T)\sigma_B^2(T) + q_E(T)\sigma_E^2(T) + q_B(T)R_B(T) - R)^2$$

$$\sigma^2 = \sigma_w^2(T) + \sigma_B^2(T),$$
(10)

где $\sigma_w^2(T)$ – внутриклассовая дисперсия, а $\sigma_B^2(T)$ – межклассовая дисперсия. Поскольку общая дисперсия σ не зависит от T , минимизация $\sigma_w^2(T)$ будет максимизировать $\sigma_B^2(T)$. Примем, что мы максимизируем $\sigma_B^2(T)$, тогда $\sigma_w^2(T)$ можно записать следующим образом:

$$\sigma_B^2(T) = \frac{[R(T) - Rq_B(T)]^2}{q_B(T)q_E(T)},$$
(11)

где $R(t) = \sum_{i=1}^T iP(i)$. Стартуя от начала гистограммы, тестируем каждый уровень яркости в качестве возможного значения порога T , максимизирующего $\sigma_B^2(T)$. Влияние «подсвечивания» на сегментацию показано на рис. 7.

Исходя из рис. 7, пороговая фильтрация скользящего среднего совместно с автоматическим ал-

Таблица 2. Результаты сравнения с другими источниками

Авторы	Обучение/тест	Чувствительность, %	Специфичность, %
Занг и др., [2]	54/47	88	84
Гольдбаум и др., [3]	–	95	–
Го и др., [4]	–/75	91	92
Неймеер соавт., [5]	1,113/42	95	86
Сюй и др., [6]	25/25	88	80
Зильберман и др., [7]	1,390/87	87	87
Осарех соавт., [9]	1,025/417	92	82
Ли и др., [11]	–/28	100	71
Уолтер и др., [12]	–/15	93	92
Наш алгоритм	200/1,220	90.42	94.60

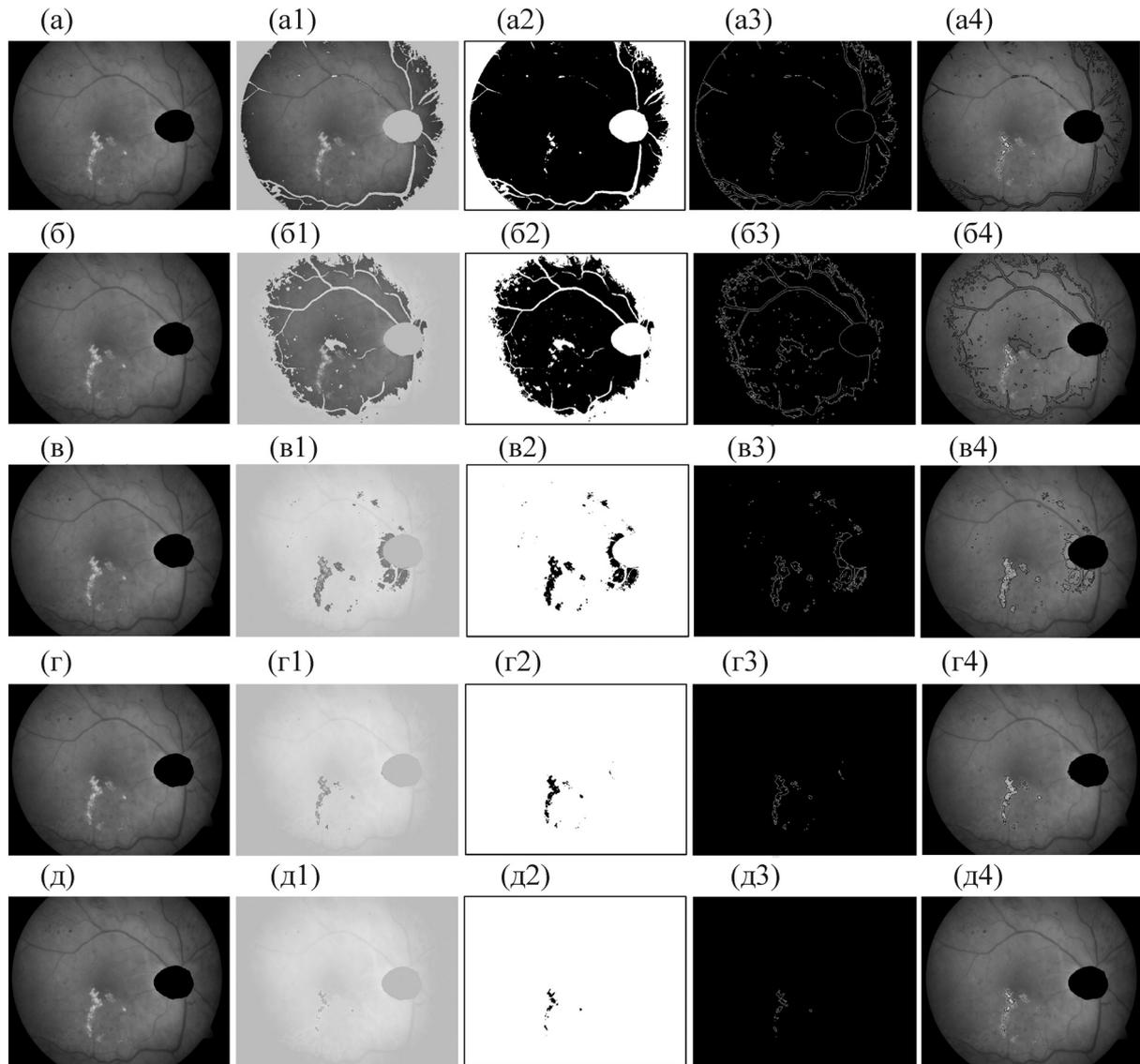


Рис. 8. Результаты обнаружения экссудатов с помощью предлагаемого авторами метода: (а–д) – снимки после локализации слепого пятна; (а1–д1) – результаты обнаружения экссудатов методом скользящего среднего с разными значениями порога $T = 40, 60, 90, 120$ и 160 соответственно; (а2–д2) – выделение экссудатов с помощью алгоритма Оцу; (а3–д3) – выделение краевых областей с помощью краевого оператора Собеля; (а4–д4) – результаты выделения краевых областей, наложенные на снимок после локализации слепого пятна.

горитмом Оцу дают чувствительность и специфичность обнаружения экссудатов в 90,42 и 94,60% соответственно. Общая точность составила 93,69%. Пример областей экссудатов, предсказанных с помощью предложенного нами алгоритма на тестовых снимках, показан на рис. 8.

Сравнительные исследования. Согласно экспериментальным результатам, справедливое сравнение наших результатов с другими работами затруднительно. Существует также сложность в использовании чужих алгоритмов из-за отсутствия необходимых деталей. Таким образом, для оценки точности нашего метода мы

определяем два необходимых критерия оценки, а именно его чувствительность и специфичность. Мы сравнили наши результаты с соответствующими литературными данными. Результаты этого сравнения представлены в табл. 2.

ВЫВОДЫ

Мы применили предложенный алгоритм к данным в формате JPG об экссудате от 1220 различных пациентов. Один из примеров полученных результатов показан на рис. 8, где

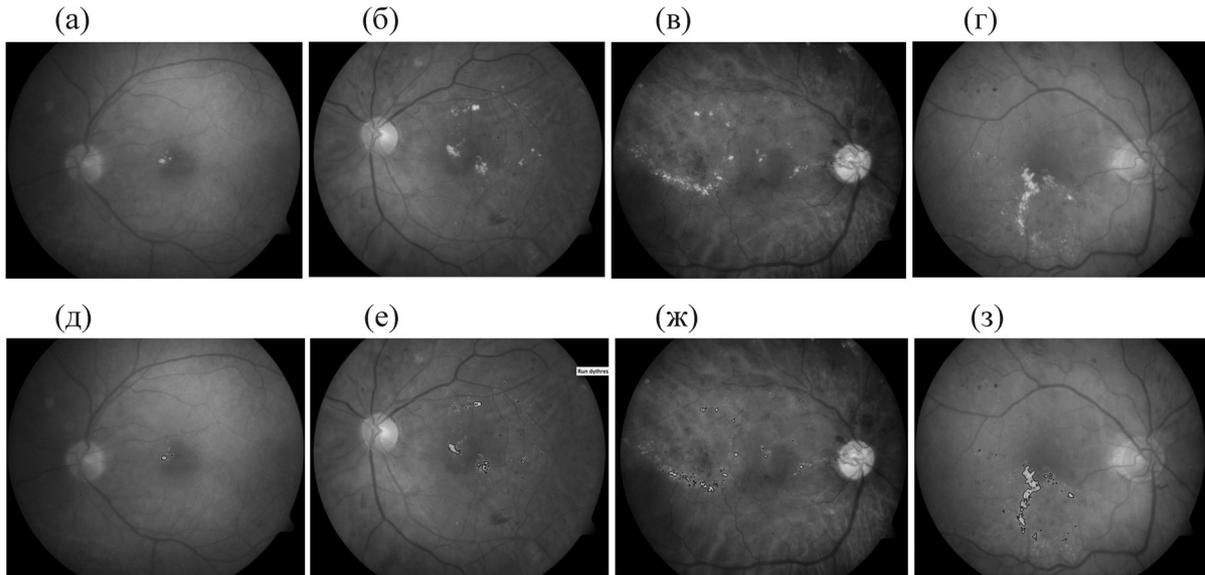


Рис. 9. Результаты обнаружения экссудатов: (а–г) – четыре исходных тестовых снимка; (д–з) – периметры областей экссудатов, обнаруженных с помощью предложенного авторами алгоритма, наложенные на исходные снимки.

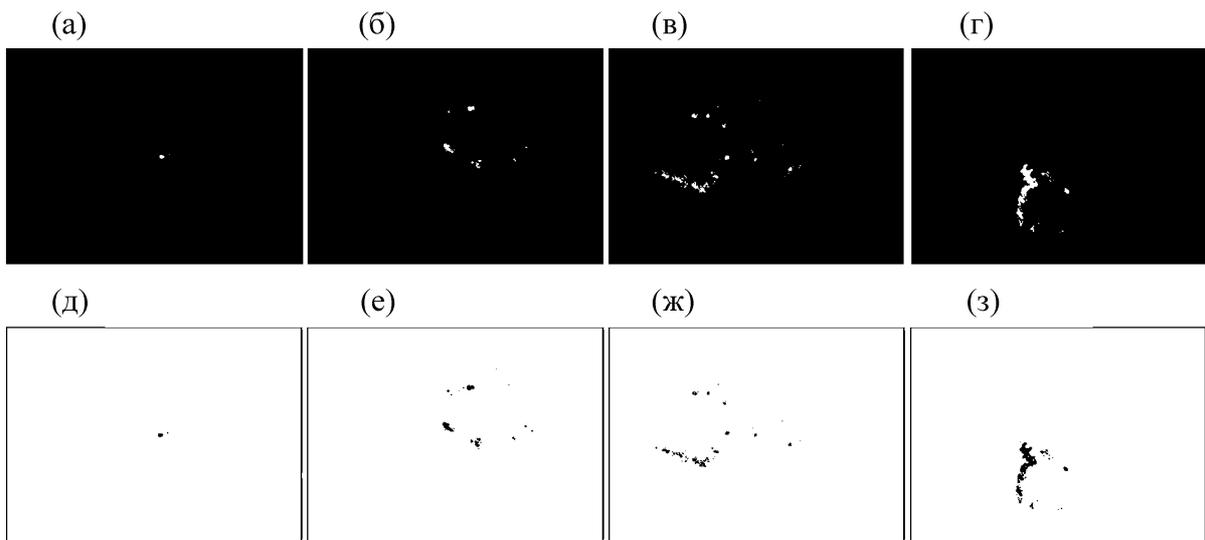


Рис. 10. Сравнение обнаружения экссудатов: (а–г) – опорные изображения; (д–з) – результат применения алгоритма скользящего среднего при $T = 120$ и автоматического алгоритма Оцу.

представлены исходные снимки сетчатки, а также итоговые результаты обработки изображений. В ходе процедуры выявления экссудата мы получили некоторые дополнительные области. На рис. 8 (а–а1) показаны исходные снимки и снимки после применения пороговой фильтрации скользящего среднего, которая показывает разницу между пикселями экссудата и фоновыми пикселями. После этого мы применили автоматический алгоритм Оцу к тому же изображению с $T = 0,58$, в результате было

получено бинарное изображение (рис. 8,а2). Рис. 8,а3 демонстрирует обнаружение края с помощью оператора Собеля, его наложение на исходный снимок показано на рис. 8,а4. Пример изображения экссудатов и полученные результаты для четырех снимков сетчатки, наложенные на исходные снимки, показаны на рис. 9. Для сравнения мы применили наш алгоритм к опорным изображениям, результаты показаны на рис. 10. Видно, что алгоритмы скользящего среднего работают лучше, чем традиционные

алгоритмы пороговой фильтрации. Хотя предложенные нами алгоритмы решают большинство выявленных проблем, все же они нуждаются в улучшенной сегментации и 3D-поддержке сегментации экссудатов, что будет реализовываться в дальнейшем.

Исследование было поддержано Комиссией по высшему образованию, Университетом Махашакхам и частично Технологическим Институтом короля Монгкута в Ладкрабанде. Мы также хотели бы поблагодарить больницу Махашакхам за снимки сетчатки, использованные в данной работе.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. N. Ward, S. Tomlinson, and C. Taylor, *Ophthalmology* **80** (1989).
2. X. Zhang, and O. Chutatape, in: *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition* (2005), p. 422.
3. M. H. Goldbaum, N. P. Katz, M. R. Nelson, and L. R. Haff, *Investigative Ophthalmology & Visual Science* (1989).
4. J. Goh, L. Tang, G. Saleh, et al., in: *Proc. 9th Int. Conf. on Info action technology and application in biomedicine* (2009), p. 1.
5. M. Niemeijer, G. B. Van, S. R. Russell, and M. S. Abramoff, *Investigative Ophthalmology and Visual Science*, 2260 (2007).
6. L. Xu and S. Luo, in: *Proc. IEEE Youth Conf. on Information, Computing and Telecommunication*, (2009), pp. 138–141.
7. N. Silberman, K. Ahrlich, R. Fergus, and L. Subramanian, in: *Proc. AAAI Spring Symposium Series* (2010), pp. 1–6.
8. W. Hsu, P. M. D. S. Pallawala, M. L. Lee, and K. G. A. Eong, In: *Proc. IEEE Comp. Soc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition* (2001), pp. 246–251.
9. A. Osareh, M. Mirmehdi, B. Thomas, and R. Markham, in: *Proc. Medical Image Understanding and Analysis* (2001), pp. 49–52.
10. G. Luo, O. Chutatape, H. Lei, and S. M. Krishnan, in: *Proc. IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems* (2001), pp. 132–137.
11. H. Li and O. Chutatape, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **246** (2004).
12. T. Walter, J. C. Klein, P. Massin, and A. Erginay, *IEEE Transactions on Medical Imaging* **1236** (2002).
13. K. Noranha, J. Nayak, and S. Bhat, in: *Proc. IEEE Region 10 Conference* (2006), pp. 1–4.
14. C. Sinthanayothin, J. F. Boyce, T. H. Williamson, et al., *Diabetic Medicine* **105** (2002).
15. A. Osareh, M. Mirmehdi, B. Thomas, and R. Markham, in: *Proc. 7th Europ. Conf. on Computer Vision* (2002), pp. 502–516.
16. C. Sinthanayothin. Ph. D. diss., King's College of London (London, U.K., 1999).
17. K. Wisaeng, N. Hiransakolwong, and E. Pothiruk, *Appl. Math. Sci.* **5127** (2012).
18. T. Kauppi, V. Kalesnykiene, J. K. Kamarainen, et al., in *DIARETDB1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol* (2007), pp. 1–18.
19. R. C. Gonzalez, and R. E. Woods, *Digital image processing*, Prentice Hall, 2nd ed. (2002).
20. P. Maria and P. Costas, *Image Processing: The Fundamentals*, 2nd ed. (2010), aISBN: 978-0-470-74586-1.

Automatic Detection of Exudates in Retinal Images Based on Threshold Moving Average Models

K. Wisaeng*, N. Hiransakolwong*, and E. Pothiruk**

*Department of Computer Science, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand

**Ophthalmology Unit, Khonkaen Hospital, Khonkaen 40000, Thailand

Since exudate diagnostic procedures require the attention of an expert ophthalmologist as well as regular monitoring of the disease, the workload of expert ophthalmologists will eventually exceed the current screening capabilities. Retinal imaging technology is a current practice screening capability providing a great potential solution. In this paper, a fast and robust automatic detection of exudates based on moving average histogram models of the fuzzy image was applied, and then the better histogram was derived. After segmentation of the exudate candidates, the true exudates were pruned based on Sobel edge detector and automatic Otsu's thresholding algorithm that resulted in the accurate location of the exudates in digital retinal images. To compare the performance of exudate detection methods we have constructed a large database of digital retinal images. The method was trained on a set of 200 retinal images, and tested on a completely independent set of 1220 retinal images. Results show that the exudate detection method performs overall best sensitivity, specificity, and accuracy of 90.42%, 94.60%, and 93.69%, respectively.

Key words: exudates, ophthalmologists, retinal image, histogram moving average models