УДК 004.931
DOI: 10.15587/1729-4061.2020.195369

Разработка методики обнаружения лица на изображении на основе методов бинаризации, масштабирования и сегментации

Е. Е. Федоров, Т. Ю. Уткина, О. В. Нечипоренко, Я. В. Корпань

Пропонується методика виявлення обличчя на зображенні, яка заснована на бінаризації, масштабуванні, сегментації зображення з подальшим вибором максимальної зв'язуючої компоненти, яка відповідає образу обличчя.

Сучасні методи бінаризації, масштабування та таксономічної сегментації зображень володіють одним або більше з таких недоліків: мають високу обчислювальну складність; вимагають визначення значень параметрів. Методи таксономічної сегментації зображень можуть володіти додатковими недоліками: не дозволяють виділяти шум і випадкові викиди; кластери не можуть мати різну форму та розмір, і їх кількість фіксована.

У зв'язку з цим, для підвищення ефективності методики виявлення обличчя на зображенні необхідне вдосконалення методів бінаризації, масштабування та таксономічної сегментації.

Запропоновано метод бінаризації, особливістю якого є використання фону зображення. Це дозволяє спростити процес масштабування та сегментації (оскільки всі пікселі фону представлені одним кольором), неоднорідну яскравість обличчя, і не використовувати налаштування порогу й додаткові параметри.

Запропоновано метод масштабування бінарного зображення, особливістю якого є використання середньоарифметичного фільтра з порогової обробкою та швидкого вейвлет-перетворення. Це дозволяє прискорити процес сегментації зображення приблизно в P^2 раз, де P – параметр масштабування, і не використовувати трудомістку процедуру визначення додаткових параметрів.

Запропоновано метод сегментації бінарного масштабованого зображення, особливістю якого є використання щільнісної кластеризації. Це дозволяє відокремлювати ділянки обличчя неоднорідної яскравості від фону зображення, шуму та випадкових викидів. Також це дозволяє кластерам мати різну форму і розмір, не вимагати завдання кількості кластерів й додаткових параметрів.

Для визначення параметра масштабування в роботі були проведені численні дослідження, які встановили, що залежність часу сегментації від параметра масштабування близька до експоненційної. Також було встановлено, що при малих P, де P – параметр масштабування, якість виявлення обличчя погіршується незначно.

Запропонована методика виявлення особи на зображенні на основі бінаризації, масштабування та сегментації може використовуватися в інтелектуальних комп'ютерних системах біометричної ідентифікації особистості по зображенню обличчя

Ключові слова: виявлення обличчя, зображення, бінаризація, масштабування, сегментація, щільнісна кластеризація

Не є перевидрукам

1. Введение

Информация, которая характеризует уникальные биологические особенности человека, является наиболее ценной при проектировании систем биометрической идентификации личности для решения задач разграничения доступа пользователей программно-аппаратных объектов, поскольку позволяет напрямую идентифицировать человека.

Ранее по объективным причинам многие из биометрических параметров человека, которые бы однозначно позволяли определить его образ и являлись трудно подделываемыми, не могли быть использованы для регистрации. Это связано с тем, что, во-первых, отсутствовали сведения о возможности идентификации человека по определенному биометрическому параметру, а, во-вторых, не существовало методов и средств фиксации и исследования соответствующих биометрических данных.

На сегодняшний день уже создана теоретическая база для использования в целях идентификации человека многих его биометрических параметров. Также уже разработаны методы и методики, позволяющие автоматизировать фиксацию и исследование процесса идентификации человека, которые прежде отсутствовали.

В настоящее время широкое распространение получили методы автоматической и автоматизированной биометрической идентификации по голосу, лицу, отпечаткам пальцев, почерку, рисунку вен ладони, радужной оболочке и др., которые базируются на подходах искусственного интеллекта. При этом одним из наиболее популярных и простых с точки зрения технических средств идентификации является идентификация по лицу.

Существующие системы распознавания лиц для биометрической идентификации человека включают в себя следующие этапы:

– обнаружение лица;

– выравнивание лица;

– извлечение признаков лица;

– классификация лица.

Наиболее важным, с точки зрения получения качественного конечного результата, является этап обнаружения лица. Именно этот этап и рассматривается в работе.

Существующие системы обнаружения лиц базируются на методиках на основе:

– знаний;

– инвариантных признаков;

– сопоставления с образцом;

– внешнего вида (в их число входит одна из лучших на сегодняшний день методика FindFace, которая основана на сверточной нейросети).

Недостатком методик на основе знаний является ограниченность формализованных эмпирических знаний о человеческом лице.

Недостатками методик на основе инвариантных признаков являются высокая чувствительность к изменению освещения, шуму.

Недостатками методик на основе сопоставления с образцом являются высокая чувствительность к изменению масштаба, ориентации и формы лица, из-

Только для ознакомления

менению освещения, шуму, высокая вычислительная сложность, высокая мощность обучающего множества.

Недостатками методик на основе внешнего вида являются высокая вычислительная сложность, высокая мощность обучающего множества.

Таким образом, на сегодняшний день актуальной является проблема недостаточной эффективности обнаружения лица на изображении.

2. Анализ литературных данных и постановка проблемы

Для автоматической [1] и автоматизированной [2] биометрической идентификации важную роль играет определение лица на изображении, для чего могут использоваться методы бинаризации, масштабирования и сегментации изображений.

В работе [3] приведены результаты исследований, связанных с бинаризацией изображений. Показано, что бинаризация изображений обычно основана на автоматически выбираемом одноуровневом:

– глобальном пороге (например, метод Отсу) [4];

– локальном пороге (например, методы Бернсена, Эйквеля, Ниблэка, Саувола, Кристиана) [5].

Но остались нерешенными вопросы, связанные с повышением эффективности пороговой обработки. Причиной этого могут быть:

– недостаточная точность выполняемой бинаризации;

– трудоемкость процедуры определения порогового значения;

– трудоемкость процедуры определения дополнительных параметров.

Вариантом преодоления соответствующих трудностей может быть использование априорной информации о бинаризуемом изображении. Именно такой подход использован в работе [6], однако он применим только к мамограммам. Все это позволяет утверждать, что целесообразным является проведение исследования, посвященного созданию метода бинаризации изображения.

В работе [7] приведены результаты исследований, связанных с сегментацией изображений. Показано, что для сегментации изображений обычно используются следующие подходы:

– определение границ регионов (в качестве границ регионов выбираются пиксели с большим градиентом интенсивности, а также отличающиеся по цвету) [8];

– определение регионов (разрастания регионов, разделения и слияния регионов, водораздел) [9];

– гистограммный [10];

– на основе уравнений в частных производных [11];

– вариационный [12];

– графовый [13];

– на основе Марковского случайного поля [14].

Но остались нерешенными вопросы, связанные с повышением эффективности обнаруживаемых областей. Причиной этого могут быть:

– недостаточная точность выполняемой сегментации;

– высокая вычислительная сложность сегментации;

Не для распространения

– трудоемкость процедуры определения дополнительных параметров.

Вариантом преодоления соответствующих трудностей может быть использование таксономического подхода.

Традиционными методами таксономического подхода являются:

1. Методы, основанные на разбиении (partition-based, partitioning-based) или центре (center-based) (например, методы k-means [15], PAM (k-medoids) [16], FCM [17], ISODATA [18]).

2. Методы модели смеси (model mixture) или основанные на распределении (distribution-based) или модели (model-based) (например, EM [19]).

3. Методы, основанные на плотности (density-based) (например, методы DBSCAN [20], OPTICS [21]).

4. Методы иерархические (hierarchal):

– агломеративные (agglomerative) или восходящие (bottom up) (например, методы центроидной связи, Варда, одиночной связи, полной связи, группового среднего) [22];

– дивизивные (divisive) или нисходящие (top down) (например, методы DIANA [23], DISMEA [24]).

Методы таксономического подхода могут также базироваться на метаэвристиках [25] и искусственных нейронных сетях [26].

Однако указанные методы обладают одним или более из следующих недостатков:

– обладают высокой вычислительной сложностью;

– не позволяют выделять шум и случайные выбросы;

– кластера не могут иметь разную форму и размер;

– требуют задание количества кластеров;

– требуют определения значений дополнительных параметров.

Все это позволяет утверждать, что целесообразным является проведение исследования, посвященного созданию метода сегментации изображения.

В работе [27] приведены результаты исследований, связанных с масштабированием изображений, которое позволяет уменьшить размеры изображения. Показано, что для масштабирования изображений часто используется метод ближайшего соседа [28]. Но остались нерешенными вопросы, связанные с повышением эффективности сжатия. Причиной этого может быть невысокое качество восстановленных изображений.

Вариантом преодоления соответствующих трудностей может быть использование подхода, основанного на следующих методах:

– фильтрация (фильтры билинейный, бикубический, Ланцоша и др.) [29];

– суперсемплинг (избыточная выборка, mip-карта) [30];

– спектральные преобразования [31].

Однако указанные методы обладают одним или более из следующих недостатков:

– высокая вычислительная сложность масштабирования;

– требование определения значений дополнительных параметров.

Все это позволяет утверждать, что целесообразным является проведение исследования, посвященного созданию метода масштабирования изображения.

Тільки для читання

Таким образом, для повышения эффективности методики обнаружения лица на изображении необходимо усовершенствование методов бинаризации, масштабирования и сегментации.

3. Цель и задачи исследования

Цель работы – разработка методики обнаружения лица на основе методов цифровой обработки сигналов и кластеризации. Это дает возможность повысить качество обнаружения лица на изображении.

Для достижения цели были поставлены следующие задачи:

– разработать метод бинаризации изображения на основе фона изображения;

– разработать метод масштабирования бинарного изображения;

– разработать метод сегментации бинарного масштабированного изображения на основе плотностной кластеризации.

4. Бинаризация изображения на основе фона изображения

Предлагаемая бинаризация изображения на основе фона изображения включает в себя следующие шаги:

1. Задать 8-битное изображение $s(n_1, n_2)$, $n_1 \in \overline{1, N_1}$, $n_2 \in \overline{1, N_2}$. Задать 8-битное изображение фона $\tilde{s}(n_1, n_2)$, $n_1 \in \overline{1, N_3}$, $n_2 \in \overline{1, N_4}$.

2. Сформировать алфавит символов (8-битных значений пикселей) фона

$$A = \bigcup_{n_1=1}^{N_3} \bigcup_{n_2=1}^{N_4} \left\{ \tilde{s}(n_1, n_2) \right\}.$$

3. Выполнить бинаризацию изображения в виде

$$b(n_1, n_2) = \begin{cases} 1, & s(n_1, n_2) \in A, \\ 0, & s(n_1, n_2) \notin A, \end{cases}$$

$n_1 \in \overline{1, N_1}$, $n_2 \in \overline{1, N_2}$.

В результате формируется бинарное изображение.

Этапы, входные и выходные данные метода бинаризации изображения представлены на рис. 1.

Достоинством предложенного метода бинаризации изображения является то, что он, в отличие от других методов бинаризации, позволяет упростить процесс масштабирования и сегментации (поскольку все пиксели фона представлены одним цветом) и не требует настройки порога.

Не с переводом

Рис. 1. Структура метода бинаризация изображения

5. Масштабирование бинарного изображения

Для масштабирования бинарного изображения в работе предлагаются два варианта метода (на основе фильтрации и на основе двумерного быстрого вейвлет-преобразования). Определение лучшего варианта метода производится по результатам численного исследования на конкретном бенчмарке.

5. 1. Масштабирование бинарного изображения на основе среднеарифметического фильтра и пороговой обработки

Предлагаемое масштабирование бинарного изображения на основе среднеарифметического фильтра и пороговой обработки включает в себя следующие шаги:

1. Задать бинарное изображение $b(n_1, n_2)$, $n_1 \in \overline{1, N_1}$, $n_2 \in \overline{1, N_2}$. Задать параметр масштабирования P, который определяет длину квадратного окна как 2^P. Задать пороговое значение T.

2. Установить номер строки бинарного масштабированного изображения n_1=1.

3. Установить номер столбца бинарного масштабированного изображения n_2=1.

4. Вычислить среднее значение пикселя в окне размером $2^P \times 2^P$:

$$\mu(n_1, n_2) = \frac{1}{2^P 2^P} \sum_{l_1, l_2} b(l_1, l_2),$$

$$l_1 \in \overline{(n_1 - 1)2^P + 1, (n_1 - 1)2^P + 2^P},$$

$$l_2 \in \overline{(n_2 - 1)2^P + 1, (n_2 - 1)2^P + 2^P}.$$

5. Выполнить преобразование бинарного изображения в виде

Только для чтения

$$\hat{b}(n_1, n_2) = \begin{cases} 1, & \mu(n_1, n_2) > T, \\ 0, & \mu(n_1, n_2) \le T. \end{cases}$$

6. Увеличить номер столбца текущей строки бинарного масштабированного изображения, т. е. $n_2 = n_2 + 1$, переход на шаг 4, если не конец текущей строки бинарного масштабированного изображения, т. е. $n_2 < N_2 / 2^P$.

7. Увеличить номер строки бинарного масштабированного изображения, т. е. $n_1 = n_1 + 1$, переход на шаг 3, если не последняя строка бинарного масштабированного изображения, т. е. $n_1 < N_1 / 2^P$.

В результате формируется бинарное масштабированное изображение.

Этапы, входные и выходные данные метода масштабирования бинарного изображения представлены на рис. 2.

Рис. 2. Структура метода масштабирования бинарного изображения на основе среднеарифметического фильтра и пороговой обработки

5. 2. Масштабирование бинарного изображения на основе двумерного быстрого вейвлет-преобразования

Предлагаемое масштабирование бинарного изображения на основе двумерного быстрого вейвлет-преобразования (БВП) включает в себя следующие шаги:

1. Задать бинарное изображение $b(n_1, n_2)$, $n_1 \in \overline{1, N_1}$, $n_2 \in \overline{1, N_2}$. Задать параметр масштабирования P, который определяет количество уровней разложения. Установить номер уровня разложения $i = 1$.

2. Для каждой строки x, $x \in \overline{0, N_1 / 2^{i-1} - 1}$, на текущем i-м уровне разложения выполняется свертка этой строки с переходными функциями КИХ-ФВЧ и КИХ-ФНЧ $g(k)$, $h(k)$ соответственно

$$\tilde{d}_i(x, m) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{N_2/2^{i-1}-1} c_{i-1}(x, k)\, g(k + 2m),$$

Не для продажи

$$m \in \overline{0,\ N_2 / 2^i - 1},$$

$$\tilde{c}_i\left(x, m\right) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{N_2/2^{i-1}-1} c_{i-1}\left(x, k\right) h\left(k + 2m\right),$$

$$m \in \overline{0,\ N_2 / 2^i - 1},$$

где

$$c_0\left(x-1, y-1\right) = b\left(x, y\right).$$

3. Для каждого столбца y, $y \in \overline{0,\ N_2 / 2^i - 1}$, на текущем i-м уровне разложения выполняется свертка этого столбца с переходными функциями КИХ-ФВЧ и КИХ-ФНЧ $g\left(k\right)$, $h\left(k\right)$ соответственно

$$d_i^{(d)}\left(m, y\right) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{N_1/2^{i-1}-1} \tilde{d}_i\left(k, y\right) g\left(k + 2m\right),$$

$$m \in \overline{0,\ N_1 / 2^i - 1},$$

$$d_i^{(v)}\left(m, y\right) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{N_1/2^{i-1}-1} \tilde{d}_i\left(k, y\right) h\left(k + 2m\right),$$

$$m \in \overline{0,\ N_1 / 2^i - 1},$$

$$d_i^{(h)}\left(m, y\right) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{N_1/2^{i-1}-1} \tilde{c}_i\left(k, y\right) g\left(k + 2m\right),$$

$$m \in \overline{0,\ N_1 / 2^i - 1},$$

$$c_i\left(m, y\right) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{N_1/2^{i-1}-1} \tilde{c}_i\left(k, y\right) h\left(k + 2m\right),$$

$$m \in \overline{0,\ N_1 / 2^i - 1}.$$

4. Если $i<P$, то $i=i+1$, переход к шагу 1.

5. Преобразовать значения аппроксимирующих коэффициентов к диапазону значений {0, 1}

$$c_{\min} = \min_{x,y} c_P\left(x, y\right),\ \ x \in \overline{0,\ N_1 / 2^P - 1},$$

ГПБКИ ДЛЯ ЧИТАННЯ

$$y \in \overline{0,\ N_2 / 2^P - 1},$$

$$c_{\max} = \max_{x,y} c_P\left(x, y\right),\ \ x \in \overline{0,\ N_1 / 2^P - 1},$$

$$y \in \overline{0,\ N_2 / 2^P - 1},$$

$$\hat{b}\left(x+1,\ y+1\right) = round\left(\frac{c_P\left(x, y\right) - c_{\min}}{c_{\max} - c_{\min}}\right),$$

$$x \in \overline{0,\ N_1 / 2^P - 1},\ \ y \in \overline{0,\ N_2 / 2^P - 1},$$

где $round\left(x\right)$ – округление x.

В результате формируется бинарное масштабированное изображение.

Этапы, входные и выходные данные метода масштабирования бинарного изображения представлены на рис. 3.

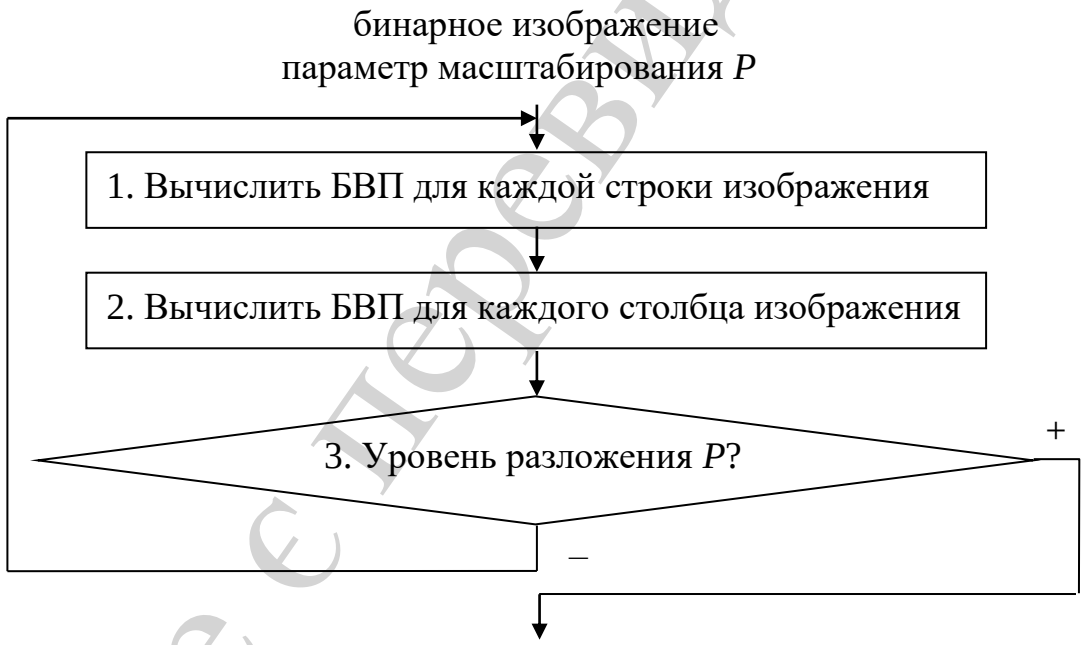

Рис. 3. Структура метода масштабирования бинарного изображения на основе двумерного быстрого вейвлет-преобразования

Достоинством метода масштабирования изображения (рис. 2, 3) является то, что он, в отличие от других методов масштабирования, позволяет ускорить процесс сегментации изображения примерно в P^2 раз, где P – параметр масштабирования.

Не є перевиданням

6. Сегментация бинарного масштабированного изображения на основе плотностной кластеризации

Предлагаемая сегментация бинарного масштабированного изображения включает в себя следующие шаги:

1) задать бинарное масштабированное изображение $\hat{b}(n_1, n_2)$, $n_1 \in \overline{1, \hat{N}_1}$, $n_2 \in \overline{1, \hat{N}_2}$, где $\hat{N}_1 = N_1 / 2^P$, $\hat{N}_2 = N_2 / 2^P$. Задать размер окрестности пикселя D (в случае окрестности Мура $D = 9$). Инициализировать матрицу маркировок пикселей $g(n_1, n_2) = 0$, $n_1 \in \overline{1, \hat{N}_1}$, $n_2 \in \overline{1, \hat{N}_2}$. Инициализировать счетчик текущего количества связных компонент $c = 0$.

2) установить номер строки изображения $n_1 = 1$;

3) установить номер столбца изображения $n_2 = 1$;

4) вычислить номер текущего пикселя $i = (n_1 - 1)\hat{N}_2 + n_2$;

5) если i-й пиксель уже маркирован, т. е. $g(n_1, n_2) \neq 0$, то переход на шаг 20;

6) определить окрестность i-го пикселя

$$U_{i,\varepsilon} = \{ e \mid \hat{b}(l_1 + n_1, l_2 + n_2) = 1 \},$$

$$e = (l_1 + n_1 - 1)\hat{N}_2 + l_2 + n_2,$$

$$l_1 \in \{ -1, 0, 1 \},\ l_2 \in \{ -1, 0, 1 \};$$

7) если не все соседи i-го пикселя попадают в его окрестность, т. е. $|U_{i,\varepsilon}| < D$, то маркировать i-й пиксель как шум или случайный выброс, т. е. $g(n_1, n_2) = -1$, переход на шаг 20;

8) увеличить счетчик текущего количества связных компонент $c = c + 1$;

9) маркировать i-й пиксель как c-й кластер, т. е. $g(n_1, n_2) = c$;

10) создать множество $S = U_{i,\varepsilon}$;

11) извлечь из множества S первый элемент, т. е. $v = s_1$, и удалить его из множества S, т. е. $S = S \setminus \{v\}$;

12) вычислить координаты v-го пикселя в изображении

$$m_2 = v \bmod \hat{N}_2,\ m_1 = \left[(v - m_2) / \hat{N}_2 \right],$$

где $[\ ]$ – взятие целой части числа, mod – деление по модулю;

13) если v-й пиксель был маркирован как шум или случайный выброс, т. е. $g(m_1, m_2) = -1$, то маркировать его как c-й кластер, т. е. $g(m_1, m_2) = c$;

Тільки для читання

14) если *v*-й пиксель уже маркирован, т. е. $g\left(m_1, m_2\right) \neq 0$, то переход на шаг 19;

15) маркировать *v*-й пиксель, т. е. $g\left(m_1, m_2\right) = c$;

16) определить окрестность *v*-го пикселя

$$U_{v,\varepsilon} = \left\{ e \,|\, \hat{b}\left(l_1 + m_1, l_2 + m_2 \right) = 1 \right\},$$
$$e = \left(l_1 + m_1 - 1 \right) \hat{N}_2 + l_2 + m_2,$$

$$l_1 \in \left\{ -1, 0, 1 \right\}, l_2 \in \left\{ -1, 0, 1 \right\};$$

17) если не все соседи *v*-го пикселя попадают в его окрестность, т. е. $\left| U_{v,\varepsilon} \right| < D$, то переход на шаг 19;

18) объединить множество S с окрестностью *v*-го пикселя, т. е. $S = S \bigcup U_{v,\varepsilon}$;

19) если множество S еще содержит пиксели, т. е. $\left| S \right| > 0$, то переход на шаг 11;

20) если не конец текущей строки изображения, т. е. $n_2 < \hat{N}_2$, то увеличить номер столбца текущей строки изображения, т. е. $n_2 = n_2 + 1$, переход на шаг 4;

21) если не последняя строка изображения, т. е. $n_1 < \hat{N}_1$, то увеличить номер строки изображения, т. е. $n_2 = n_2 + 1$, переход на шаг 3.

В результате формируется матрица маркировок пикселей сегментированного бинарного масштабированного изображения.

Этапы, входные и выходные данные метода сегментации бинарного масштабированного изображения представлены на рис. 4.

Достоинством метода сегментации изображения является то, что он позволяет отделить шум или случайные выбросы от лица, не требует задания дополнительных параметров. Также он позволяет кластерам иметь разную форму и размер, не требует задания количества кластеров.

Не для распространения

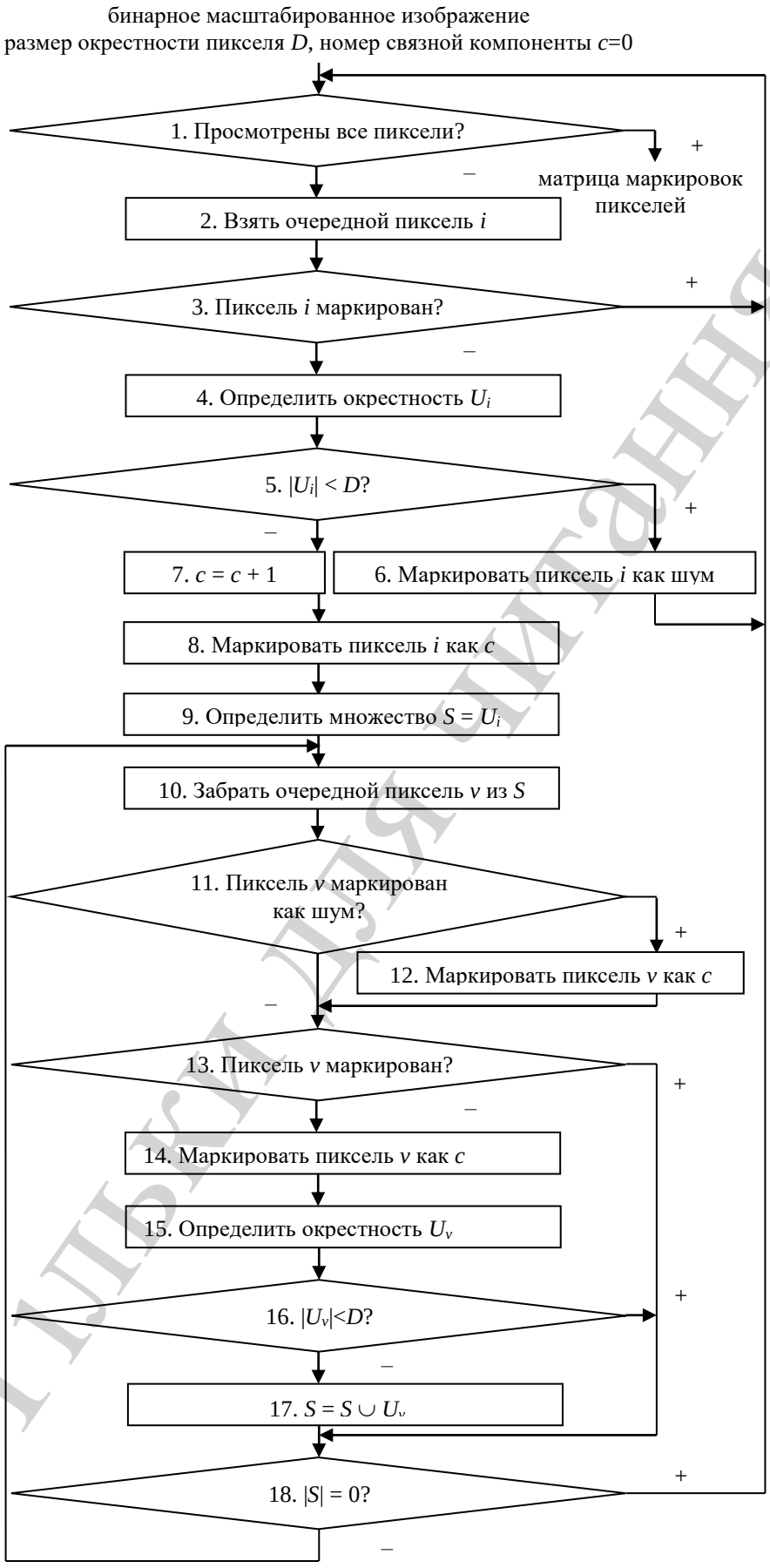

Рис. 4. Структура метода сегментации бинарного масштабированного изображения

Тільки для читання

7. Определение максимальной связной компоненты бинарного масштабированного изображения, которая соответствует лицу

Предлагаемое определение максимальной связной компоненты бинарного масштабированного изображения включает в себя следующие шаги:

1) задать матрицу маркировок пикселей $g\left(n_1, n_2\right)$, $n_1 \in \overline{1, \hat{N}_1}$, $n_2 \in \overline{1, \hat{N}_2}$, где $\hat{N}_1 = N_1 / 2^P$, $\hat{N}_2 = N_2 / 2^P$. Задать количество связных компонент c. Инициализировать вектор счетчиков размеров связных компонент $z\left(n\right) = 0$, $n \in \overline{1, c}$;

2) установить номер строки матрицы маркировок пикселей $n_1 = 1$;

3) установить номер столбца матрицы маркировок пикселей $n_2 = 1$;

4) если бинарный пиксель относится к связной компоненте, т. е. $g\left(n_1, n_2\right) > 0$, то увеличить счетчик размеров связных компонент, т. е. $z\left(g\left(n_1, n_2\right)\right) = z\left(g\left(n_1, n_2\right)\right) + 1$;

5) увеличить номер столбца текущей строки матрицы маркировок пикселей, т. е. $n_2 = n_2 + 1$, переход на шаг 4, если не конец текущей строки матрицы маркировок пикселей, т. е. $n_2 < \hat{N}_2$;

6) увеличить номер строки матрицы маркировок пикселей, т. е. $n_1 = n_1 + 1$, переход на шаг 3, если не последняя строка матрицы маркировок пикселей, т. е. $n_1 < \hat{N}_1$;

7) определить номер максимальной связной компоненты

$$c^* = \arg\max_n z\left(n\right), \quad n \in \overline{1, c}.$$

В результате определяется номер максимальной связной компоненты бинарного масштабированного изображения, которая соответствует лицу.

8. Определение матрицы принадлежности пикселей лицу

1. Задать матрицу маркировок пикселей $g\left(n_1, n_2\right),$, $n_1 \in \overline{1, \hat{N}_1}$, $n_2 \in \overline{1, \hat{N}_2}$, $\hat{N}_1 = N_1 / 2^P$, $\hat{N}_2 = N_2 / 2^P$. Задать номер максимальной связной компоненты c^*. Задать параметр масштабирования P.

2. Установить номер строки матрицы маркировок пикселей $n_1 = 1$.

3. Установить номер столбца матрицы маркировок пикселей $n_2 = 1$.

4. Вычислить элементы матрицы принадлежности пикселей лицу

$$h\left(l_1, l_2\right) = \begin{cases} 1 & g\left(n_1, n_2\right) = c^*, \\ 0, & g\left(n_1, n_2\right) \neq c^*, \end{cases}$$

$$l_1 \in \overline{\left(n_1 - 1\right) 2^P + 1, \left(n_1 - 1\right) 2^P + 2^P},$$

Не с перевидання

$l_2 \in \overline{\left(n_2 - 1\right) 2^P + 1, \left(n_2 - 1\right) 2^P + 2^P}$.

5. Увеличить номер столбца текущей строки матрицы маркировок пикселей, т. е. $n_2 = n_2 + 1$, переход на шаг 4, если не конец текущей строки матрицы маркировок пикселей, т. е. $n_2 < \widehat{N}_2$.

6. Увеличить номер строки матрицы маркировок пикселей, т. е. $n_1 = n_1 + 1$, переход на шаг 3, если не последняя строка матрицы маркировок пикселей, т. е. $n_1 < \widehat{N}_1$.

В результате формируется матрица принадлежности пикселей лицу.

9. Результаты экспериментальных исследований обнаружения лица на изображении с использованием разработанной методики

В работе исследовалась предложенная методика обнаружения лица на изображении.

На рис. 5, *а* представлено исходное 8-битное изображение. Размер изображения 1024×1024 пикселя.

На рис. 5, *б* представлено результирующее 8-битное изображение, не использующее масштабирование (P=0).

а *б*

Рис. 5. 8-битное изображение: а – исходное, б – результирующее с $P = 0$.

Согласно проведенным экспериментам для изображений, которые представлены на рис. 6, *а–е*, для масштабирования, использующего среднеарифметический фильтр с пороговой обработкой, следует использовать значение параметра масштабирования $P = 2$ (при более высоком P начинается существенное изменение формы лица, что уже видно из рис. 6, *в*).

Согласно проведенным экспериментам, которые представлены на рис. 7, *а–г*, для масштабирования изображения, использующего быстрое вейвлет-преобразование посредством вейвлета Добеши, длиной 8 (обозначаемого как db4), следует использовать значение параметра масштабирования $P = 2$ (при более высоком P начинается существенное изменение формы лица и появление нежелательных артефактов вроде серого цвета, что уже видно из рис. 7, *в*).

Только для чтения

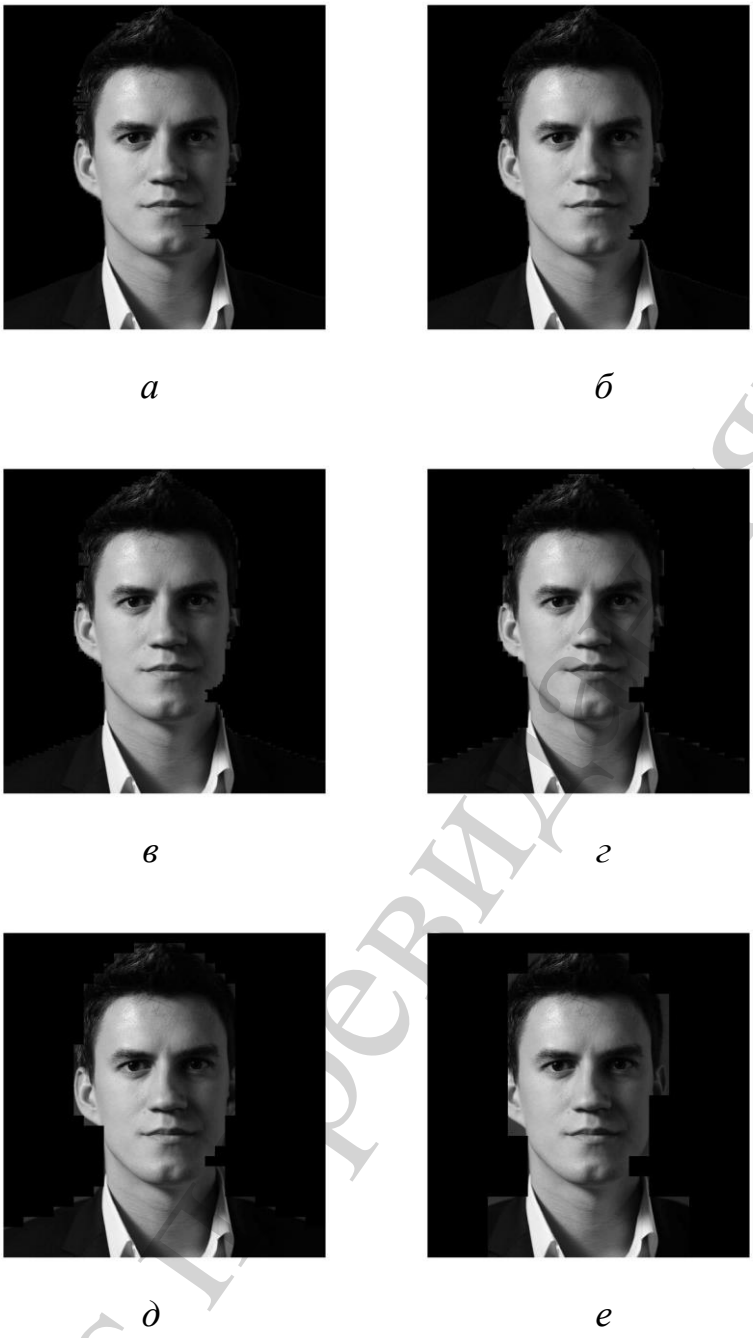

Рис. 6. Результирующее 8-битное изображение в случае масштабирования, использующего среднеарифметический фильтр с пороговой обработкой: а – с масштабированием $P=1$; б – с масштабированием $P=2$; в – с масштабированием $P=3$; г – с масштабированием $P=4$; д – с масштабированием $P=5$; е – с масштабированием $P=6$

Для обоих методов такое значение параметра масштабирования P, с одной стороны, не приводит к существенным изменениям формы лица (это характерно для значений 3–6), что ухудшают визуальное восприятие, а с другой стороны, не приводит к существенному замедлению сегментации (это характерно для значения 1).

Не для продажи

Согласно рис. 6, 7, быстрое вейвлет-преобразование усекает лицо, а также требует выбор вейвлета и его длины, и обладает большей вычислительной сложностью, тогда как среднеарифметический фильтр с пороговой обработкой не требует задания дополнительных параметров.

Влияние параметра масштабирования P на время сегментации бинарного изображения отражено на рис. 8. Эксперименты проводились на компьютере с процессором Intel Pentium Quad-Core с тактовой частотой 2.58 GHz.

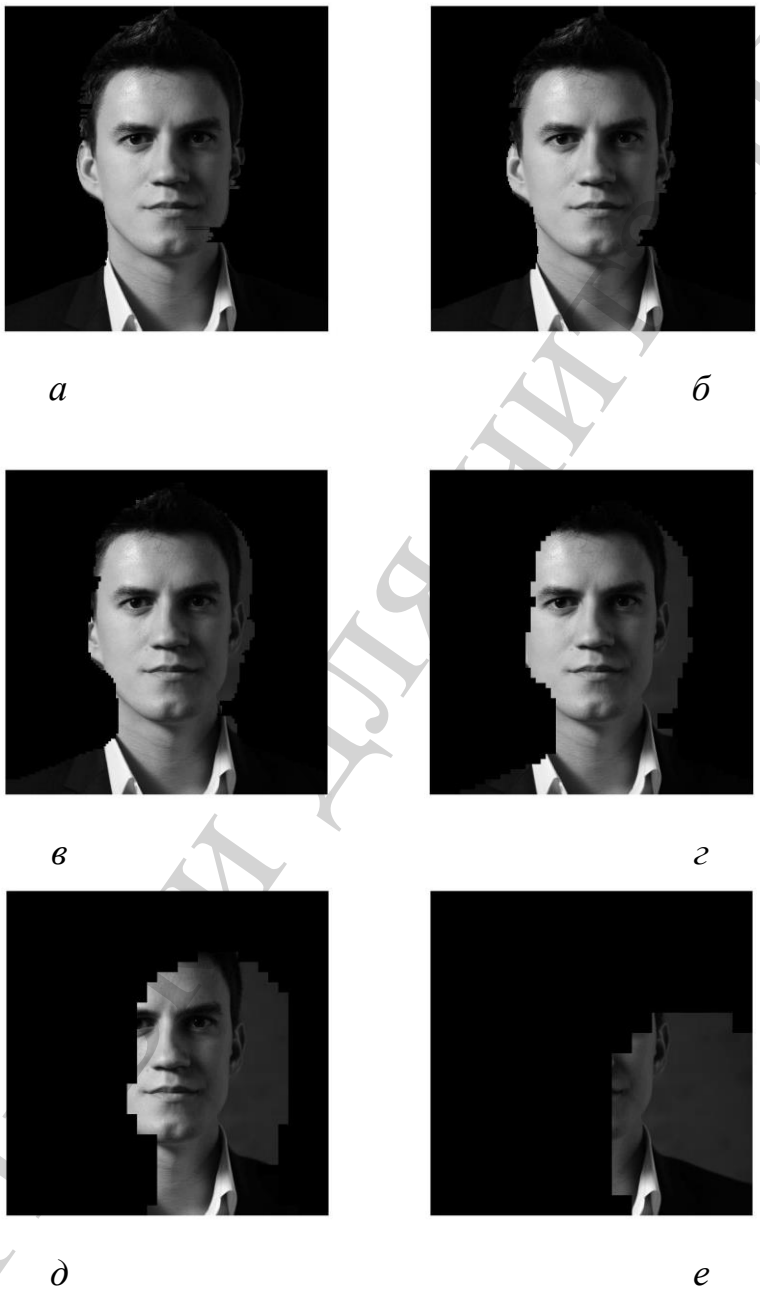

Рис. 7. Результирующее 8-битное изображение в случае масштабирования, использующего быстрое вейвлет-преобразование: *а* – с масштабированием $P = 1$; *б* – с масштабированием $P = 2$; *в* – с масштабированием $P = 3$; *г* – с масштабированием $P = 4$; *д* – с масштабированием $P = 5$; *е* – с масштабированием $P = 6$

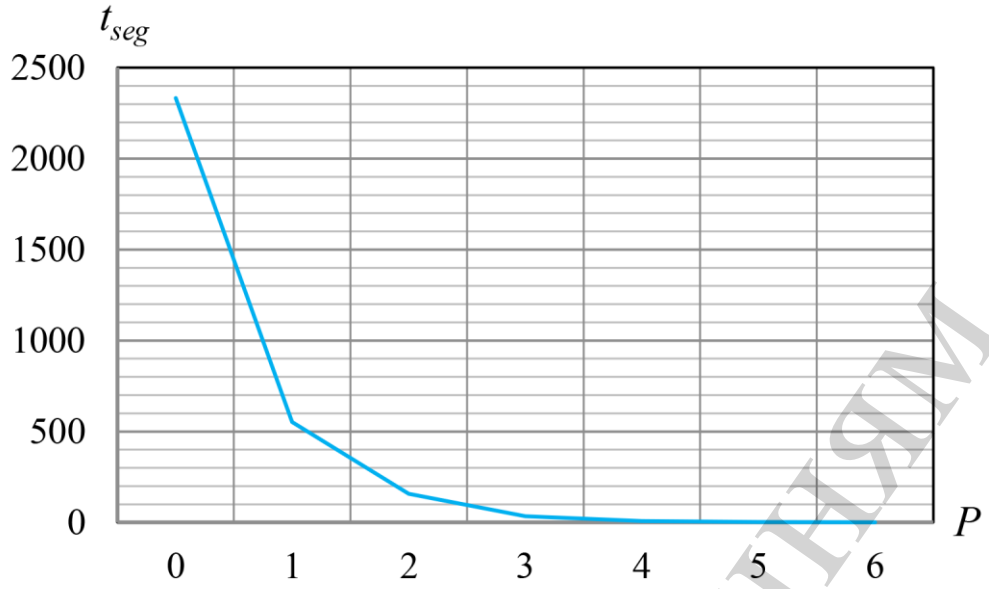

Рис. 8. Зависимость времени сегментации изображения от параметра масштабирования

Согласно рис. 8, зависимость времени сегментации от параметра масштабирования близка к экспоненциальной и показывает, что, начиная с $P = 2$, время сегментации изменяется слабо.

В табл. 1 представлены вероятности ошибок первого и второго рода при обнаружении лица, полученные на базе Siblings на основе традиционных методик и предложенной методики.

Из табл. 1 следует, что наилучшие результаты дает предложенная методика.

Таблица 1
Вероятность распознавания изображений

Методика	Вероятность ошибки первого рода	Вероятность ошибки второго рода
На основе знаний	0.17	0.15
На основе инвариантных признаков	0.14	0.13
На основе сопоставления с образцом	0.12	0.10
На основе внешнего вида	0.08	0.07
Предложенная	0.02	0.02

10. Обсуждение результатов исследования методики обнаружения лица на изображении

Для методики обнаружения лица на изображении были исследованы предложенные методы бинаризации, масштабирования и сегментации.

Решение задачи разработки метода бинаризации изображения было получено благодаря использованию фона изображения. Это позволяет в дальнейшем при сегментации отделять участки лица неоднородной яркости от фона изображения, что видно на рис. 6, 7 при малых значениях параметра масштабирования

Не к переизданию

P. Как видно из структуры метода на рис. 1, отсутствуют трудоемкие процедура определения порогового значения и дополнительных параметров.

Решение задачи разработки метода масштабирования бинарного изображения было получено благодаря использованию среднеарифметического фильтра с пороговой обработкой и быстрого вейвлет-преобразования. Это позволяет в дальнейшем значительно ускорить сегментацию даже при малых значениях параметра масштабирования *P*, что видно на рис. 8. Как видно из двух вариантов структуры метода на рис. 2, 3, отсутствует трудоемкая процедура определения дополнительных параметров.

Решение задачи разработки метода сегментации бинарного масштабированного изображения было получено благодаря использованию плотностной кластеризации. Это позволяет отделять участки лица неоднородной яркости от фона изображения, шума и случайных выбросов, что видно на рис. 6, 7 при малых значениях параметра масштабирования *P*. Как видно из структуры метода на рис. 4, форма, размер и количество кластеров определяются на основе окрестности, и отсутствует задание дополнительных параметров.

Достоинством метода бинаризации изображения является то, что он позволяет упростить процесс масштабирования и сегментации (поскольку все пиксели фона представлены одним цветом) и не требует настройки порога.

Недостатком метода бинаризации изображения является то, что он может привести к шуму или случайным выбросам.

Достоинством метода масштабирования изображения является то, что он позволяет ускорить процесс сегментации изображения примерно в P^2 раз, где P – параметр масштабирования.

Недостатком метода масштабирования изображения является то, что он может привести к шуму или случайным выбросам.

Достоинством метода сегментации изображения является то, что он позволяет отделить шум или случайные выбросы от лица, не требует задания дополнительных параметров. Также он позволяет кластерам иметь разную форму и размер, не требует задания количества кластеров.

Недостатком метода сегментации изображения является то, что он обладает вычислительной сложностью $O(\hat{N}_1\hat{N}_2)$, где $\hat{N}_1 \times \hat{N}_2$ – размер масштабированного бинарного изображения.

Предложенные методы полезны при обнаружении лица на изображении, и их можно применять в системах распознавания зрительных образов.

Предложенные методы являются продолжением ранее проведенного исследования по анализу мамограмм, и в будущем планируется их усовершенствование в направлении дальнейшего уменьшения вычислительной сложности за счет использования технологии параллельной обработки информации.

Согласно табл. 1, предложенная методика за счет усовершенствованных бинаризации, масштабирования и сегментации повышает качество решения проблемы недостаточной эффективности обнаружения лица на изображении.

Ограничением данной методики может быть размытие границы лица и фона на изображении (среди граничных пикселей лица отсутствуют пиксели, ко-

Только для ознакомления

торые уникальны для лица) и размер изображения, который значительно превышает 1024×1024.

11. Выводы

1. Предложен метод бинаризации, особенностью которого является использование фона изображения. Это позволяет упростить процесс масштабирования и сегментации (поскольку все пиксели фона представлены одним цветом), неоднородную яркость лица, и не использовать настройку порога и дополнительные параметры.

2. Предложен метод масштабирования бинарного изображения, особенностью которого является использование среднеарифметического фильтра с пороговой обработкой и быстрого вейвлет-преобразования. Это позволяет ускорить процесс сегментации изображения примерно в P^2 раз, где P – параметр масштабирования, и не использовать трудоемкую процедуру определения дополнительных параметров.

3. Предложен метод сегментации бинарного масштабированного изображения, особенностью которого является использование плотностной кластеризации. Это позволяет отделять участки лица неоднородной яркости от фона изображения, шума и случайных выбросов. Также это позволяет кластерам иметь разную форму и размер, не требовать задания количества кластеров и дополнительных параметров.

Литература

1. Нечипоренко, О. В., Корпань, Я. В. (2016). Біометрична ідентифікація і автентифікація особи за геометрією обличчя. Вісник Хмельницького національного університету, 4, 133–138. URL: http://journals.khnu.km.ua/vestnik/pdf/tech/pdfbase/2016/2016_4/(239)%202016-4-t.pdf
2. Nechyporenko, O., Korpan, Y. (2017). Analysis of methods and technologies of human face recognition. Technology Audit and Production Reserves, 5 (2 (37)), 4–10. doi: https://doi.org/10.15587/2312-8372.2017.110868
3. Lee, M.-T., Chang, H. T. (2011). On the pinned field image binarization for signature generation in image ownership verification method. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2011 (1). doi: https://doi.org/10.1186/1687-6180-2011-44
4. Wagdy, M., Faye, I., Rohaya, D. (2015). Document Image Binarization Using Retinex and Global Thresholding. ELCVIA Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis, 14 (1). doi: https://doi.org/10.5565/rev/elcvia.648
5. Michalak, H., Okarma, K. (2019). Improvement of Image Binarization Methods Using Image Preprocessing with Local Entropy Filtering for Alphanumerical Character Recognition Purposes. Entropy, 21 (6), 562. doi: https://doi.org/10.3390/e21060562
6. Fedorov E., Utkina T., Rudakov K., Lukashenko A., Mitsenko S., Chychuzhko M., Lukashenko V. (2019). A Method for Extracting a Breast Image from a Mammogram Based on Binarization, Scaling and Segmentation. CEUR Workshop Proceedings, 2488, 84–98. URL: http://ceur-ws.org/Vol-2488/paper7.pdf

Не для распространения

7. Kozei, A., Nikolov, N., Haluzynskyi, O., Burburska, S. (2019). Method of Threshold CT Image Segmentation of Skeletal Bones. Innovative Biosystems and Bioengineering, 3 (1), 4–11. doi: https://doi.org/10.20535/ibb.2019.3.1.154897

8. Meng, X., Gu, W., Chen, Y., Zhang, J. (2017). Brain MR image segmentation based on an improved active contour model. PLOS ONE, 12 (8), e0183943. doi: https://doi.org/10.1371/journal.pone.0183943

9. Pun, C.-M., An, N.-Y., Chen, C. L. P. (2012). Region-based Image Segmentation by Watershed Partition and DCT Energy Compaction. International Journal of Computational Intelligence Systems, 5 (1), 53–64. doi: https://doi.org/10.1080/18756891.2012.670521

10. Teodorescu, H., Rusu, M. (2012). Yet Another Method for Image Segmentation Based on Histograms and Heuristics. Computer Science Journal of Moldova, 20 (2 (59)), 163–177. URL: http://www.math.md/files/csjm/v20-n2/v20-n2-(pp163-177).pdf

11. Selvaraj Assley, P. S. B., Chellakkon, H. S. (2014). A Comparative Study on Medical Image Segmentation Methods. Applied Medical Informatics, 34 (1), 31–45. URL: https://ami.info.umfcluj.ro/index.php/ami/article/view/460

12. Ren, Z. (2014). Variational Level Set Method for Two-Stage Image Segmentation Based on Morphological Gradients. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 1–11. doi: https://doi.org/10.1155/2014/145343

13. Ganea, E., Burdescu, D. D., Brezovan, M. (2011). New Method to Detect Salient Objects in Image Segmentation using Hypergraph Structure. Advances in Electrical and Computer Engineering, 11 (4), 111–116. doi: https://doi.org/10.4316/aece.2011.04018

14. O'Mara, A., King, A. E., Vickers, J. C., Kirkcaldie, M. T. K. (2017). ImageSURF: An ImageJ Plugin for Batch Pixel-Based Image Segmentation Using Random Forests. Journal of Open Research Software, 5. doi: https://doi.org/10.5334/jors.172

15. Linyao, X., Jianguo, W. (2017). Improved K-means Algorithm Based on optimizing Initial Cluster Centers and Its Application. International Journal of Advanced Network, Monitoring and Controls, 2 (2), 9–16. doi: https://doi.org/10.21307/ijanmc-2017-005

16. Brusco, M. J., Shireman, E., Steinley, D. (2017). A comparison of latent class, K-means, and K-median methods for clustering dichotomous data. Psychological Methods, 22 (3), 563–580. doi: https://doi.org/10.1037/met0000095

17. Zhou, N., Yang, T., Zhang, S. (2014). An Improved FCM Medical Image Segmentation Algorithm Based on MMTD. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2014, 1–8. doi: https://doi.org/10.1155/2014/690349

18. Kesavaraja, D., Balasubramanian, R., Rajesh, R. S., Sasireka, D. (2011). Advanced Cluster Based Image Segmentation. ICTACT Journal on Image and Video Processing, 02 (02), 307–318. doi: https://doi.org/10.21917/ijivp.2011.0045

19. Fu, Z., Wang, L. (2012). Color Image Segmentation Using Gaussian Mixture Model and EM Algorithm. Communications in Computer and Information Science, 61–66. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-642-35286-7_9

20. Giacoumidis, E., Lin, Y., Jarajreh, M., O'Duill, S., McGuinness, K., Whelan, P. F., Barry, L. P. (2019). A Blind Nonlinearity Compensator Using

ТЕКСТ ДЛЯ ОЗНАЙОМЛЕННЯ

DBSCAN Clustering for Coherent Optical Transmission Systems. Applied Sciences, 9 (20), 4398. doi: https://doi.org/10.3390/app9204398

21. Olugbara, O. O., Adetiba, E., Oyewole, S. A. (2015). Pixel Intensity Clustering Algorithm for Multilevel Image Segmentation. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 1–19. doi: https://doi.org/10.1155/2015/649802

22. Cahyono, C., Prasetyo, G., Yoza, A., Hani, R. (2014). Multithresholding in Grayscale Image Using Pea Finding Approach and Hierarchical Cluster Analysis. Jurnal Ilmu Komputer Dan Informasi, 7 (2), 83. doi: https://doi.org/10.21609/jiki.v7i2.261

23. Wang, X., Du, J., Wu, S., Li, X., Li, F. (2013). Cluster Ensemble-Based Image Segmentation. International Journal of Advanced Robotic Systems, 10 (7), 297. doi: https://doi.org/10.5772/56769

24. Ghahraman, B., Davary, K. (2014). Adopting Hierarchial Cluster Analysis to Improve the Performance of K-mean Algorithm. Journal of Water and Soil, 28 (3), 471–480. URL: https://www.sid.ir/en/journal/ViewPaper.aspx?id=443469

25. Fedorov, E., Lukashenko, V., Utkina, T., Lukashenko, A., Rudakov, K. (2019). Method for Parametric Identification of Gaussian Mixture Model Based on Clonal Selection Algorithm. CEUR Workshop Proceedings, 2353, 41–55. URL: http://ceur-ws.org/Vol-2353/paper4.pdf

26. Fedorov, E., Lukashenko, V., Patrushev, V., Lukashenko, A., Rudakov, K., Mitsenko, S. (2018). The Method of Intelligent Image Processing Based on a Three-Channel Purely Convolutional Neural. CEUR Workshop Proceedings, 2255, 336–351. URL: http://ceur-ws.org/Vol-2255/paper30.pdf

27. Yu, C., Dai, F. (2016). Mobile Camera based Motion Segmentation by Image Resizing. Journal of Robotics, Networking and Artificial Life, 3 (2), 96. doi: https://doi.org/10.2991/jrnal.2016.3.2.7

28. Lemke, O., Keller, B. (2018). Common Nearest Neighbor Clustering – A Benchmark. Algorithms, 11 (2), 19. doi: https://doi.org/10.3390/a11020019

29. Xu, L., Yan, Y., Cheng, J. (2017). Guided Filtering For Solar Image/Video Processing. Solar-Terrestrial Physics, 3 (2), 9–15. doi: https://doi.org/10.12737/stp-3220172

30. Konsti, J., Lundin, M., Linder, N., Haglund, C., Blomqvist, C., Nevanlinna, H. et. al. (2012). Effect of image compression and scaling on automated scoring of immunohistochemical stainings and segmentation of tumor epithelium. Diagnostic Pathology, 7 (1). doi: https://doi.org/10.1186/1746-1596-7-29

31. Jeyaram, B. S., Raghavan, R. (2014). New CA Based Image Encryption-Scaling Scheme Using Wavelet Transform. Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics, 12 (3), 66–71. URL: https://pdfs.semanticscholar.org/4d20/2d302da9e63a34570fb34bdac3c7e43739df.pdf?_ga=2.263733902.320808902.1581593117-1908018850.1550590803

Не є перекладом