УДК 681.3.07



ПОСТРОЕНИЕ 12-ФАКТОРНОЙ МОДЕЛИ ЧЕЛОВЕЧЕСКОГО ЛИЦА

Е.П. Путятин¹, П.А. Оробинский²

¹ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, informatika@kture.kharkov.ua ²ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, orbp@mail.ru

В работе рассмотрены теоретические аспекты распознавания человеческого лица по фотографии, а также результаты разработки алгоритмического и программного обеспечения для автоматического выделения контура и определения основных групп частей лица. Результатом применения предложенных методов является построение 12-факторной модели, описывающей человеческое лицо, позволяющей быстро с заданной точностью идентифицировать личность.

СИСТЕМА ИДЕНТИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ ЧЕЛОВЕКА, ВЫДЕЛЕНИЕ КОНТУРОВ ЛИЦА, СЕГМЕНТАЦИЯ В ПРОСТРАНСТВЕ HSI, МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ, ПОЛУТОНОВОЕ ИЗОБ-РАЖЕНИЕ, МОРФОЛОГИЧЕСКАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Введение

На сегодняшний день использование видеоинформации в современном мире стремительно возрастает. Наиболее остро стоит проблема распознавания объектов. Одной из важных проблем распознавания является идентификация человека по его фото или видеосъемке.

Целью работы является разработка и анализ алгоритмов автоматического выделения контура и определение основных групп частей лица человека по цветному изображению для построения 12факторной модели, описывающей человеческое лицо.

Достижение поставленной цели потребовало решения следующих основных задач:

– разработка и анализ алгоритмов автоматического выделения контура и определение основных групп частей лица на цветных изображениях в режиме реального времени;

 построение 12-факторной модели, описывающей человеческое лицо.

Одним из возможных вариантов решения задачи распознавания является распознавание при помощи скрытых марковских моделей (СММ) [1]. В рассмотренной литературе авторы отмечают средний процент распознавания в 85% и максимальный в 96,5%[1].

В работе [2] авторы провели обзор и анализ методов, построенных на применении различных типов нейронных сетей. В своей работе авторы указывают, что в некоторых случаях процент распознавания доходил до 95.

Еще одним применяемым методом является распознавание лиц на основе псевдометрики [3]. Задача распознавания лиц заключается в вычислении меры близости между лицом-запросом и всеми лицами из базы изображений и поиске наиболее близких лиц, либо таких лиц, для которых мера близости не превышает заданного порогового значения. Из достоинств метода следует отметить удовлетворительную надежность распознавания, притом что метод не требует нормализации базы лиц и предварительной обработки изображения, по вычислительным затратам сравнимой с самой процедурой распознавания. Главным недостатком является более низкий по сравнению с другими методами процент распознавания.

1. Особенности системы HSI

Глядя на окрашенный объект, человек описывает его с помощью цвета (цветового тона), насыщенности и светлоты. Цветовой тон является характеристикой, которая описывает собственно цвет (чистый желтый, оранжевый, красный и так далее), тогда как насыщенность даст меру того, в какой степени некоторый чистый цвет разбавлен степенью серого. Светлота субъективно соответствует понятию интенсивности (полутоновой яркости) в ахроматическом случае и является одним из ключевых параметров для описания цветового восприятия. Как известно, интенсивность (яркость) — основная характеристика монохромных (полутоновых) изображений. Эта величина может быть измерена и легко поддается интерпретации. В модели, которая носит название цветовая модель HSI, яркостная составляющая I отделена от цветовой составляющей (цветовой тон Н, насыщенность S) [4]. В результате модель HSI представляет собой идеальное средство для построения алгоритмов обработки изображений, поскольку в основе модели лежит естественное и интуитивно близкое человеку описание цвета, а ведь именно человек, в конечном счете, является и разработчиком, и пользователем этих алгоритмов. Модель RGB (значения яркости красного, зеленого и синего цветов соответственно) хорошо подходит для создания цветных изображений как при их регистрации цветовой камерой, так и при воспроизведении на экране монитора, но весьма ограничена в том, что касается описания цвета.

Цветное RGB изображение может рассматриваться как совокупность трех полутоновых изображений, яркость которых соответствует интенсивности красного, зеленого и синего цветов.

В системе HSI тон Н задается формулой (1):

$$H = \begin{cases} \theta, B \le G\\ 360 - \theta, B > G \end{cases},\tag{1}$$

где

$$\theta = \arccos\left(\frac{\frac{1}{2}((R-G) + (R-B))}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}}\right).$$
 (2)

Насыщенность S:

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} \min[R, G, B].$$
 (3)

Интенсивность І:

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B).$$
 (4)

2. Алгоритм выделения контура и определения основных групп частей лица

Предполагается, что на изображении присутствовал основной объект (лицо человека) и фон (белая стена), создавая тем самым контраст между лицом и фоном. Кроме того, центр тяжести человеческого лица близок к центру тяжести фотографии.

Для последующей подготовки изображения с целью построения математической модели в основу положена следующая последовательность операций:

• выделение внутреннего контура;

• выделение контуров мелких объектов на захваченной области с помощью детектора краев Кэнни;

• морфологическая фильтрация изображения и аппроксимация полученных контуров;

• обработка и анализ полученных объектов;

• построение 12-факторной модели для метода идентификации человеческого лица.

Для выделения внутреннего контура авторами использовался компонент интенсивности. В качестве порогового значения, по которому производилось выделение контура лица, было решено использовать математическое ожидание – среднеарифметическое значений пикселей интенсивности. Предварительно компонент интенсивности был преобразован с помощью формулы:

$$I' = \{x'_{ij} \mid x_{ij} + \max_{\substack{k=i-1, i+1\\n=j-1, j+1}} (x_{kn}), x_{kn} \in I\},$$
(5)

где *i*, *j* – координаты пикселей изображения, I – выходное изображение, x_{ij} – пиксели выходного изображения, x_{ij} – пиксели интенсивности исходного изображения, max – максимум на заданном множестве – окрестности пикселя 3 × 3; k, n – координаты окрестности пикселя 3 × 3.

Априори известно, что значения интенсивности фона меньше значений интенсивности человечес-

кого лица. В результате применения формулы (5) каждый пиксель интенсивности исходного изображения увеличивается на максимальное значение из окрестности 3×3 . Следствием этого является увеличение порогового значения (математического ожидания), а значит при последующем выделении контура порог «преодолеют» только пиксели с максимальным значением, принадлежащие человеческому лицу. Условием контура является равенство нулю второй производной интенсивности по направлению \vec{n} [5]

$$\frac{\partial^2}{\partial^2 \vec{n}} I, \qquad (6)$$

где I – сглаженное изображение, а вектор \vec{n} должен быть ориентирован в направлении, перпендикулярном контуру. Поскольку это направление неизвестно априори, оно аппроксимируется направлением градиента:

 $\vec{n} = \frac{\nabla(I)}{|\nabla(I)|},$

гле

$$\nabla = \left(\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y}\right). \tag{8}$$

В качестве точек контура будем выбирать те точки, в которых значение интенсивности контура I(модуль градиента) больше некоторого порога, задаваемого вручную. Аппроксимацию производных произведем с помощью метода Собеля [6], то есть производные считаются как свертки изображения со следующими масками размера 3×3 . Эти маски представлены в табл. 1.

Таблица 1

(7)

Вертикальная и горизонтальная маска для метода Собеля

Bep	отик	альны	й угол	Горизонтальный угол			
-1	0	1	2	1	-2	-1	2
-2	0	2	для $\frac{\partial}{\partial r}$	0	0	0	для $\frac{\partial}{\partial v}$
-1	0	1	01	1	2	1	Uy

Для устранения негладкости контура и объединения близких параллельных граней, соответствующих одному исходному контуру (фильтр Кэнни выделяет линейный контур как две параллельные грани), полученные контуры расширяются с помощью бинарной морфологической операции расширения. Кроме этого, в алгоритм включено нахождение линии шеи и ее отсечение.

3. Фильтрация изображения и аппроксимация полученных контуров

Используя алгоритм поиска связных компонентов на бинарном изображении, получаем несколько множеств — множество пикселей, принадлежащее левому глазу, множество пикселей, принадлежащее правому глазу, множество пикселей, принадлежащее носу, рту, а также несколько множеств, принадлежащих помехам. Помехами считаются, например, клок волос, упавший на лоб, усы или борода, брови. Поскольку при анализе лица, опираясь на исследования ученых [6], 70% отводится форме головы, 20% — глазам и носу, а всему остальному лишь 10%. Так как человек может менять усы и бороду, то не носить их, надевать солнцезащитные очки, которые будут скрывать брови, этими объектами решено было пренебречь. Кроме того, использовался морфологический анализ того или иного объекта — по удаленности от центра тяжести лица, по размеру относительно соседствующих объектов, а также по расположению на лице. Лицо (U) было разделено на 3 части:

• северо-западная часть (U_{nw}) (верхняя левая четверть лица), основной объект — левый глаз оставлялся для дальнейшей обработки по признаку наибольшей площади;

• северо-восточная часть (U_{ne}) (верхняя правая четверть лица), основной объект — правый глаз оставлялся для дальнейшей обработки по тому же признаку;

• южная часть (U_{s}) (нижняя половина лица), основной объект рот — объект, имеющий наибольшую площадь и максимально приближенный к нижней части лица.

При этом $U = U_{nw} \cup U_{ne} \cup U_s$.



Рис. 1. Разбиение лица на части – северо-западная (U_{nw}) , северо-восточная (U_{ne}) и южная (U_{s})

Нос выделялся отдельно как фигура, имеющая максимальную площадь, наиболее приближенная к центру тяжести лица, но такая, что ее точки принадлежат множеству всего лица U и не принадлежат ни левому, ни правому, ни рту.

Эти множества можно описать следующим образом:

Лицо – само множетство *U*. Левый глаз – А:

$$A = \{u_{ij} \in U_{nw} \forall i, j\},\$$
$$S_A = \max(S_{A_K}), A_k = \{u_{ij} \in U_{nw} \forall i, j\},\$$
(9)

где U_{nw} – северо-западная часть лица; A_k – объект, расположенный в северо-западной части лица;

 $S_{A_{k}}$ – площадь объекта A_{k} ; u_{ij} – пиксели входного изображения; i, j – координаты пикселя.

Правый глаз – В:

S

$$B = \{u_{ij} \in U_{ne} \forall i, j\}$$

$$_{B} = \max_{\nu} (S_{B_{K}}), B_{k} = \{u_{ij} \in U_{ne} \forall i, j\}, \qquad (10)$$

где U_{ne} – северо-восточная часть лица; B_k – объект, расположенный в северо-восточной части лица; S_{B_k} – площадь объекта B_k , u_{ij} – пиксели входного изображения; i, j – координаты пикселя.

Pot -C:

$$C = \{u_{ij} \in U_{ne} \forall i, j\},$$

$$S_C = \max_k (S_{C_K}), C_k = \{u_{ij} \in U_{ne} \forall i, j\}, \quad (11)$$

где U_s — южная часть лица; C_k — объект, расположенный в южной части лица; S_{c_k} — площадь объекта C_k , u_{ij} — пиксели входного изображения; i, j — координаты пикселя.

Hoc - D:

$$D = \{u_{ij} \mid u_{ij} \notin C \cap u_{ij} \notin B \cap u_{ij} \notin A\},\$$

$$S_{D} = \max_{k} (S_{D_{k}}) \& R[(x_{0}, y_{0}), (x_{D_{k}0}, y_{D_{k}0})] \to \min,$$

$$D_{k} = \{u_{ij} \mid u_{ij} \notin C \cap u_{ij} \notin B \cap u_{ij} \notin A\},$$
(12)

где

$$R = \sqrt{(x_{D_k 0} - x_0)^2 + (y_{D_k 0} - y_0)^2}$$
(13)

расстояние от центра тяжести лица (x_0, y_0) до центра тяжести *k*-го объекта (x_{D_k0}, y_{D_k0}) ; u_{ij} — пиксели входного изображения; *i*, *j* — координаты пикселя. Лоб — *G*:

$$G = \{ u_{ij} \in U_{ne} \cup U_{nw} \}, \qquad (14)$$

где u_{ij} – пиксели входного изображения: *i*, *j* – координаты пикселя; *G* – множество пикселей, принадлежащих северо-восточной или северо-западной части лица, таких, что *y*-координата любого из них больше *y*-координаты любого пикселя, принадлежащего левому глазу (множество *A*) или правому глазу (множество *B*).

4. Построение 12-факторной модели человеческого лица

Далее все полученные объекты, кроме носа, аппроксимировались эллипсами произвольной формы. Ниже приведен алгоритм аппроксимации.

У произвольного эллипса существует пять неизвестных параметров: (x0, y0) – координаты центра, α – угол, определяющий ориентацию, (a, b) – малая и большая полуоси. В нашем случае *априори* известны: ориентация $\alpha = 90^{\circ}$ (если голова человека при съемке расположена вертикально). Примерно известны центры тяжести каждого из объектов.

Таким образом, нам необходимо определить четыре параметра: (a, b) — малая и большая полуоси, (dx, dy) — смещение центра эллипса по оси *x* и *y* соответственно. Для нахождения параметров решается следующая задача максимизации:

$$E = \sum_{u \in U} f(u) \to \max(S_E) , \qquad (15)$$

где *E* – рассматриваемый эллипс; *S_E* – площадь эллипса, а f(u) задается формулой:

$$f(u) = \begin{cases} 1, u \in E\\ 0, u \notin E \end{cases}.$$
 (16)

Так как наши параметры являются целыми числами, то задачу максимизации можно достаточно эффективно решать простым перебором [7].

Область, описывающая нос человека, остается без изменений, то есть не аппроксимируется.

Применив формулу (15) к формулам (9) – (11), а также к множеству U, описывающему все лицо, получаем 4 эллипса: E1 – эллипс, представляющий левый глаз, Е2 – эллипс, представляющий правый глаз, ЕЗ – эллипс, представляющий лоб, *E*4 — эллипс, представляющий окружность лица, N – многоугольник, представляющий нос, получен из формулы (12). (k)

Построим 12-факторную модель
$$M(k_i) = \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ k_4 \\ k_5 \\ k_6 \\ k_7 \\ k_8 \\ k_9 \\ k_{10} \\ k_{11} \\ k_{12} \end{bmatrix}$$

описывающую полученное лицо, предварительно определив расстояние R(X, Y) между двумя точками $X(x_1, y_1)$ и $Y(x_2, y_2)$ как эвклидово расстояние. Эвклидово расстояние является геометрическим расстоянием в многомерном пространстве (в нашем случае 2-мерное пространство) и имеет определенные преимущества (например, расстояние между двумя объектами не изменяется при введении в анализ нового объекта, который может оказаться выбросом):

$$R(X,Y) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$$
(17)

1) $k_1 = \frac{l_{E4}}{d_{F4}}$ — отношение высоты эллипса *E*4

к его ширине, где l_{E4} — высота эллипса *E*4; d_{E4} — ширина эллипса *Е*4.

2) $k_2 = \frac{l_{E3}}{d_{E3}}$ — отношение высоты эллипса *E*3 к его ширине, где l_{E3} – высота эллипса E3; d_{E3} – ширина эллипса *E*3.

3) $k_3 = \frac{l_{E2}}{d_{E2}}$ — отношение высоты эллипса *E*2 к его ширине, где l_{E2} – высота эллипса E2; d_{E2} –ширина эллипса *E*2.

4) $k_4 = \frac{l_{E1}}{d_{E1}}$ – отношение высоты эллипса *E*1 к

его ширине, где l_{E1} – высота эллипса Е1; d_{E1} – ширина эллипса *E*2.

5) $k_5 = \frac{l_{E4}}{l_{E2}}$ – отношение высота эллипса *E*4 к высоте эллипса *E*3, где l_{E3} – высота эллипса *E*3;

 l_{E4} — высота эллипса *E*4.

6) $k_6 = \frac{d_{E4}}{d_{E3}}$ — отношение ширины эллипса *E*4 к ширине эллипса E3, где d_{E3} – ширина эллипса E3; d_{E4} — ширина эллипса *E*4.

7) $k_7 = \frac{R(O_{E1}, O_{E3})}{R(O_{E1}, O_{E2})}$ – отношение расстояния

между центрами эллипсов Е1 и Е3 к расстоянию между центрами эллипсов E1 и E2, где R определяется по формуле (17), O_{E1}, O_{E2}, O_{E3} – центры эллипсов Е1, Е2, Е3 соответственно.

8)
$$k_8 = \frac{R(O_{E2}, O_{E3})}{R(O_{E1}, O_{E2})}$$
 – отношение расстояния меж-

ду центрами эллипсов E2 и E3 к расстоянию между центрами эллипсов E1 и E2, где R определяется по формуле (17), O_{E1}, O_{E2}, O_{E3} . – центры эллипсов E1, *E*2, *E*3 соответственно.

9) $k_9 = \frac{R(O_N, O_{E3})}{R(O_{E1}, O_{E2})}$ – отношение расстояния между центрами эллипса E3 и многоугольника N к расстоянию между центрами эллипсов E1 и E2, где R определяется по формуле (17), $O_{E1}, O_{E2}, O_{E3}, N$ - центры эллипсов E1, E2, E3 и многоугольника N соответственно.

10)
$$k_{10} = \frac{R(O_{E1}, O_{E4})}{R(O_{E1}, O_{E2})}$$
 — отношение расстояния

между центрами эллипсов E4 и E1 к расстоянию между центрами эллипсов E1 и E2, где R определяется по формуле (17), O_{E1}, O_{E2}, O_{E4} – центры эллипсов *E*1, *E*2, *E*4 соответственно.

11)
$$k_{11} = \frac{R(O_{E2}, O_{E4})}{R(O_{E1}, O_{E2})}$$
 – отношение расстояния

между центрами эллипсов Е4 и Е2 к расстоянию между центрами эллипсов E1 и E2, где R определяется по формуле (17), O_{E1}, O_{E2}, O_{E4} – центры эллипсов Е1, Е2, Е4 соответственно.

12)
$$k_{12} = \frac{R(O_N, O_{E4})}{R(O_N, O_{E3})}$$
 – отношение расстояния

между центрами эллипса E4 и многоугольника N к расстоянию между центрами эллипса E3 и многоугольника N, где R определяется по формуле (17), O_{E3}, O_{E4}, N – центры эллипсов E3, E4 и многоугольника *N* соответственно.

5. Эксперимент

Исходя из формул (5) – (17), был реализован соответствующий алгоритм и написана программа, результат работы которой приведен на рис. 2–5.

Слева вверху — входное изображение, справа вверху — *H*-компонент, слева внизу — *S*-компонент, справа внизу — *I*-компонент.

Вверху слева — входное изображение, вверху справа — полутоновое изображение компоненты интенсивности, внизу слева — изображение после применения формулы (12), внизу справа — изображение после наложения маски 8-связности.

На рис. 3 приведено изображение, полученное после обработки с использованием формулы (5), медианного фильтра и бинаризации методом Оцу

	1	1	1	
[8] и маски	1	-8	1	, данная маска позволяет вы-
	1	1	1	

Loaded image Hue Hue Saturation Intensity Intensity

Рис. 2. Пример представления входного изображения в *HSI* системе



Рис. 3. Изображение после обработки по формуле (15) и фильтрации

Однако, как видно из рис. 2 и 3, для выделения мелких частей лица (глаз, рта, носа) значения интенсивности подходят значительно меньше, нежели значения насыщенности, поэтому для обработки захваченной области с помощью детектора краев Кэнни наложим полученный контур, как фильтр на значение насыщенности и таким образом получим «чистое» изображение лица.



Рис. 4. Изображение после наложения контура лица на компоненту насыщенности

Результат применения выделения краев Кэнни [8] приведен на рис. 5



Рис. 5. Результаты применения оператора Кэнни

Повторим эксперимент с тем лишь отличием, что входное изображение не преобразовывается в систему *HSI*. Результат приведен на рис. 6



Рис. 6. Изображение после обработки по формуле (5) и фильтрации (в системе RGB)



Рис. 7. Результаты применения оператора Кэнни(в системе RGB)

6. Анализ метода

После ряда испытаний на 100 различных фотографиях человеческих лиц, на 90 снимках контур лица был выделен «чисто», на остальных 10 были некоторые неточности. В частности, были захваче-

делить лишь контур изображения.

ны лишние участки фона, не относящиеся к человеческому лицу. Связано это с тем, что эти снимки были более низкого качества, нежели остальные 90. Приведем таблицу зависимости погрешности выделения контура от качества снимка. Все снимки имеют размер 200 × 200 пикселей и сохранены в формате jpeg.

> Таблица 2 онтура

Зависимость погрешности выделения контура от качества снимка

Размер файла, (кб)	Качество	Площадь лица, рассчитанная после выделения контура вручную (пиксели)	Площадь лица, рассчитанная после выделения контура програм- мой (пиксели)	Погрешность, %
43	Макс.	12575	12642	0,5328
42	Макс.	11758	11725	0,2806
42	Макс.	10568	10569	0,0094
39	Высокое	10035	10156	1,2057
38	Высокое	11245	11645	3,5571
40	Высокое	10689	10978	2,7037
32	Среднее	11244	11901	5,84311
33	Среднее	11023	12098	6,9037
32	Среднее	12047	11159	4,8310
20	Низкое	11156	12896	15,5969
21	Низкое	11867	13125	10,6008
19	Низкое	10992	9689	11,8541

Из табл. 2 очевидно, что наибольшая погрешность наблюдается на снимках худшего качества.

На основании проведенных экспериментов (рис. 6 и рис. 7) можно говорить о нецелесообразности применять описанный метод для изображения в системе RGB, так как необходимые для последующей идентификации человека объекты (глаза, нос, рот, лоб) выделить не удалось.

Заключение

Предложены и программно реализованы новые методы автоматического выделения контура и определения основных групп частей лица человека на цветных изображениях, устойчивые к зашумлению и яркостному искажению анализируемого изображения. Проанализированы основные подходы к решению задач автоматического выделения контура и определения основных групп частей лица человека. На основе проведенных статистических экспериментов получены оценки надежности рассмотренных алгоритмов автоматического выделения контура и определения основных групп частей лица человека. Построена 12-факторная модель, описывающая человеческое лицо.

Алгоритм был реализован на языке программирования С# и протестирован на большом числе снимков различного качества и освещенности. Программа позволяет с достаточно высокой точностью выделять как четкие, так и размытые контуры на высоко и низкоконтрастных изображениях. Результаты апробации системы показали 90% правильного выделения границ. Как видно из приведенного описания, выделение контура при помощи указанного метода можно еще существенно улучшить в первую очередь за счет добавления процедуры обучения (цветовая сегментация). Но в то же время простота использования, легкость и скорость распознавания (фотография 200 × 200 обрабатывается ~ 1 сек на P4-1700), и отсутствие необходимости обучения являются очень привлекательными.

В качестве недостатка данного метода следует отметить необходимость высокого качества входного изображения для точной работы, что, безусловно, осложняет его применение, например в системах видеослежения, где качество съемки невысоко.

Следует отметить и дополнительные временные затраты, необходимые для преобразования входного изображение в системе RGB в систему HSI.

Список литературы: 1. Шапиро, Л. Компьютерное зрение; пер. с англ. [Текст] / Л. Шапиро, Д. Стокман. – М.: БИ-НОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с. 2. Файн, В.С. Опознавание изображений [Текст]/ В.С. Файн – М.: Наука, 1970. – 299 с. З. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005 – 1072 с.4. Wu J. Robust Facial Landmark Detection for Intelligent Vehicle System / J. Wu, M. Trivedi. - San Diego, USA, 2005. 5. Alboil A. An Unsupervised Color Image Segmentation Algorithm for Face Detection Applications. / A. Alboil, L. Torres, E. Delp. – Spain, 2000. 6. Zuo F. Fast Human Face Detection Using Successive Face detectors with Incremental Detection Capability. / F. Zuo. - Eindhoven, the Netherlands, 2002. 7. Гончаров, А. Распознавание лиц на изображениях с низким разрешением [Текст]/ А. Гончаров, А. Горбань; - ТТИЮФУ, 2007 - 130 с. 8. Информатика и проблема телекоммуникаций // Материалы российской научно-технической конференции. Новосибирск: СибГУТИ, 2005. - Том I. - С. 130-132. 9. Старовойтов, В.В. Нейросетевые методы распознавания изображений [Текст]/ В. В. Старовойтов, Брилюк Д. B. http://rusnauka.narod.ru/lib/author/briluk_d_b/1/. 10. Форсайт, Д. А. Компьютерное зрение. Современный подход [Текст] / Д. А. Форсайт, Д. Понс – К.: Вильямс, 2004. – 928 с. 11. Путятин, Е.П. Обработка изображений в робототехнике [Текст] / Е.П. Путятин, С.И. Аверин – М.: Машиностроение, 1990. – 320 с.

Поступила в редколлегию 16.02.2010 г.

УДК 681.3.07

Побудова 12-факторної моделі обличчя людини / Є.П. Путятін, П.А. Оробінський // Біоніка інтелекту: наук.техн. журнал. – 2010. – № 1 (72). – С. 12-17.

У роботі розглянуто та програмно реалізовано нові методи автоматичного виділення контура та визначення основних груп частин обличчя людини на кольорових зображеннях. Розглянуто теоретичні аспекти розпізнавання обличчя людини за фотографією. Побудовано 12факторну модель обличчя людини.

Табл. 2. Іл. 7. Бібліогр.: 11 найм.

UDK 681.3.07

Construction of 12-factorial model of a human face / E.P. Putyatin, P.A. Orobinskiy // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. $-2010. - N_{\rm O} 1$ (72). -P. 12-17.

In the given work proposed and discussed new methods for automatic border detection and identify the main parts of human face. The theoretical aspects of human's face recognition by photo were considered. 12-factors model was created. Tab. 2. Fig. 7. Ref.: 11 items.

17