

2. Fomin, Boris F., Kachanova, Tamara L. Physics of Open Systems: Generation of System Knowledge // The 3rd Intern. Multi-Conf. on Complexity, Informatics and Cybernetics: IMCIC 2012, IIS, March 25th-28th, 2012 / Orlando, Florida, USA. P. 41–48.

3. Качанова, Т. Л., Фомин, Б. Ф. Методы и технологии генерации системного знания. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2012.

4. Качанова, Т. Л., Фомин, Б. Ф. Основания системологии феноменального. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 1999.

5. Метатехнология системных реконструкций / Т. Л. Качанова, Б. Ф. Фомин, Т. Л. Качанова, Б. Ф. Фомин. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2002.

6. Качанова, Т. Л., Фомин, Б. Ф. Технология системных реконструкций. СПб.: Политехника, 2003. (Проблемы инновационного развития. Вып. 2.)

7. Качанова, Т. Л., Фомин, Б. Ф. Введение в язык систем. СПб.: Наука, 2009.

V. O. Ageev, A. V. Araslanov, I. A. Vasilyev,

Y. V. Vasilyeva, T. L. Kachanova, B. F. Fomin, O. B. Fomin

SYSTEM KNOWLEDGE PRODUCTION FOR COMPARATIVE ANALYSIS OF THE FINANCIAL CONDITION OF THE COMPANIES

Methods for analyzing the financial condition of the companies in itself are expert. In the paper, the new unified approach, in which the reliable system knowledge about financial condition of businesses is automatically produced on the scientific base, is presented.

Financial condition of the companies, comparative analysis of the conditions, physics of open systems, system knowledge production

УДК 303:722.8(075)

Г. А. Кухарев, К. М. Буда, Н. Л. Щеголева

МЕТОДЫ СРАВНЕНИЯ ФОТОПОРТРЕТА-ОРИГИНАЛА И СКЕТЧА

Проведен анализ и дана оценка состояния проблемы сравнения фотопортрета-оригинала и соответствующего ему рисованного портрета (скетча). Предложены новые методы автоматического формирования скетчей из исходных фотопортретов. Приведены результаты применения этих методов на двух популярных бенчмарковых базах изображений лиц. Показано, что для распознавания скетчей можно использовать достаточно простые системы.

Распознавание лиц, рисованный портрет, автоматическое формирование скетчей, сравнение фотопортрета и скетча, системы распознавания скетчей, двумерное косинус-преобразование

В течение нескольких последних лет стремительно возрос интерес к проблеме сравнения фотопортрета-оригинала и соответствующего ему рисованного портрета (скетча). В связи с этим проанализируем и оценим состояние (State of the Art) данного вопроса и представим характеристику задач, обсуждаемых в технической литературе по указанной проблеме. За основную литературу примем работы авторов¹ [1]–[9], внесших существенный вклад в эту проблему. Здесь представлено решение нескольких задач, связанных общими целями. Среди них – поиск оригинального изображения лица в большой базе данных по соответствующему скетчу, нарисованному по описаниям свидетелей или участников некоторого события (в том числе и криминального характера); поиск соответствий между скетчами лиц и соответствующими им оригинальными портретами людей, решение задач взаимного распознавания фото/скетч.

¹ Student Sketch Database: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/facesketch.html>;

Face Sketch FERET Database: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/cufsf/>.

Проблемы сравнения фотопортрета-оригинала и скетча. В качестве скетчей были использованы 5 вариантов, представленных на рис. 1 и взятых из разных публикаций, охватывающих проблему синтеза скетчей и их распознавание¹ [1]–[5].

Здесь в верхней строке показано 5 фотопортретов-оригиналов, а в нижней строке – соответствующие им скетчи, характеристика которых следующая:

1. Скетчи-фотороботы, нарисованные со слов свидетелей (Forensic Face Sketches), например в ходе судебных расследований [4], [5].

2. Композитные скетчи (фотороботы), составленные по словесному портрету с использованием специальных компьютерных систем (Composite Sketches, [4], [5]).

3. Скетчи, нарисованные художниками по исходным фото (Art Sketches), передающие основные особенности портретов людей и особенности их лиц².

4. Скетчи, сгенерированные автоматически из исходных фото (Viewed Sketch) и дорисованные художниками³.

5. Скетчи, сгенерированные автоматически из исходных фото (Viewed Sketch).



Рис. 1

Как показал выполненный в работах [4], [5] анализ, стабильное распознавание скетчей по первым двум вариантам (Forensic Face Scetches и Composite Face Scetches) и устойчивый поиск соответствующих им фотопортретов в специальных базах данных на сегодняшний день практически не достижимы.

Этот печальный факт является следствием трех основных причин:

- 1) низкого качества используемых скетчей;
- 2) отсутствия необходимых для этих случаев баз фотопортретов;
- 3) несовершенства методов взаимного распознавания пары скетч/фотопортрет.

Первая и вторая причины представлены и частично исследованы в работах [3], [4].

Качество скетчей определяется технологией перевода имеющегося словесного портрета в соответствующее изображение. И здесь приходится сталкиваться с субъективизмом свидетелей, как правило, случайных людей, не связанных с криминалистикой, и особенностями их внимания и их описания подозреваемого.

¹ Student Sketch Databse: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/facesketch.html>.

² Face Sketch FERET Database: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/cufsf/>.

³ Student Sketch Databse: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/facesketch.html>.

Вторая причина является следствием неприспособленности «старых баз фотопортретов» преступников к современным компьютерным технологиям обработки изображений в лицевой биометрии.

Третья причина связана с неразвитостью технологии сравнения изображений скетч/фотопортрет ввиду отсутствия простых и эффективных методов сравнения, отсутствия соответствующих бенчмарковых баз парных составов фотопортретов и соответствующих им скетчей и, как следствие, – отсутствия опыта такого сравнения.

Подходы и анализ решений. Именно поэтому исследователи обратились к задачам создания баз скетчей в дополнение к известным бенчмарковым базам изображений лиц*, разработке методов сравнения скетчей с соответствующими фотопортретами и приступили к моделированию задач поиска фотопортретов по заданным скетчам [1]–[8].

В результате этого появились базы скетчей – CUNK Face Sketch database (CUFS) и база CUNK Face Sketch FERET Database (CUFSF), содержащие соответственно по 606 и 1194 пар фото и полученных по ним скетчей¹. Примеры этих пар приведены на рис. 1 в столбцах 4 (база CUNK, входящая в состав базы CUFS) и 5 (база CUFSF).

Кроме того исследователи предложили новые идеи автоматического построения скетчей из исходных фотопортретов людей. При этом в большинстве случаев исследования выполнены на базе CUNK.

Авторы идеи [1] исходят из факта, что фотопортрет и соответствующий ему скетч представляют одного и того же человека, и поэтому фотопортрет и скетч могут быть связаны линейными преобразованиями так, как представлено на рис. 2.

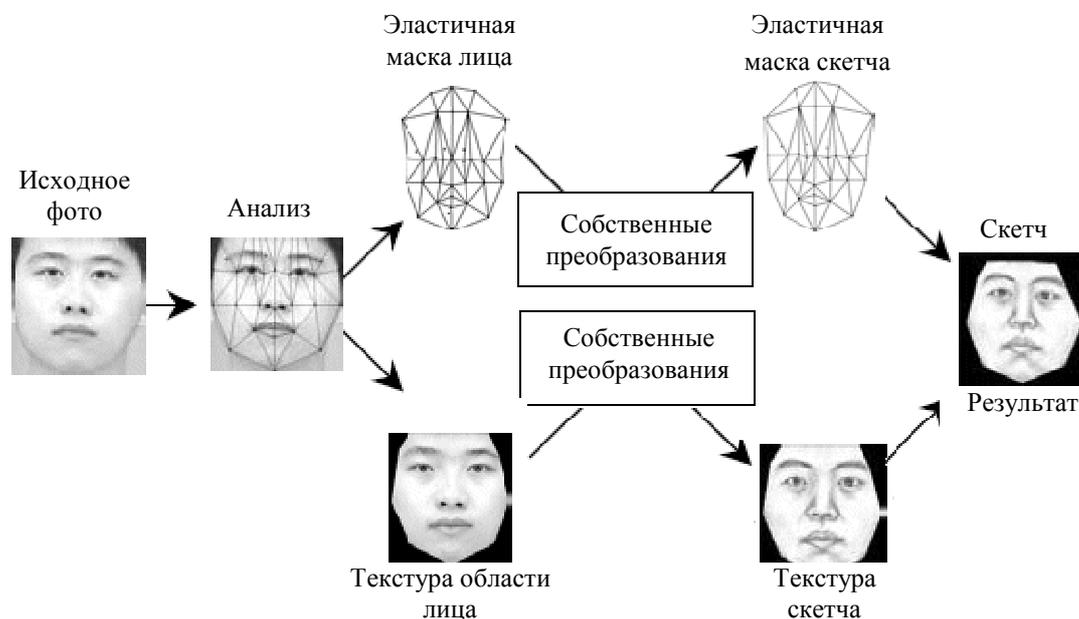


Рис. 2

Представленные в [1] результаты генерации скетчей подтверждают это.

Авторы [2], [7] исходят из «метода фоторобота», разработанного в середине XX в. Первый фоторобот был сделан из фрагментов изображений лиц разных фотографий и перенят в отдельный снимок. В работах [2], [7] авторы использовали современные компьютерные тех-

¹ Student Sketch Database: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/facesketch.html>;
Face Sketch FERET Database: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/cufsf/>.

нологии для реализации «метода фоторобота» – марковские модели/многомасштабные марковские поля [2] и библиотеку связанных фрагментов (локальных областей) изображений лиц как графических элементов словесного портрета [7]. В обоих подходах используются пары фото/скетч для построения соответствующих моделей, которые потом служат для синтеза скетчей из новых фото.

Пример использования библиотеки связанных фрагментов изображений лиц показан на рис. 3. Выделенные фрагменты изображений представляются компактными векторами в редуцированном пространстве признаков, например с использованием PCA. Далее взаимная трансформация фрагментов изображений реализована с помощью линейного параметра соответствия одних признаков другим. Значение этого параметра определяется на этапе обучения.

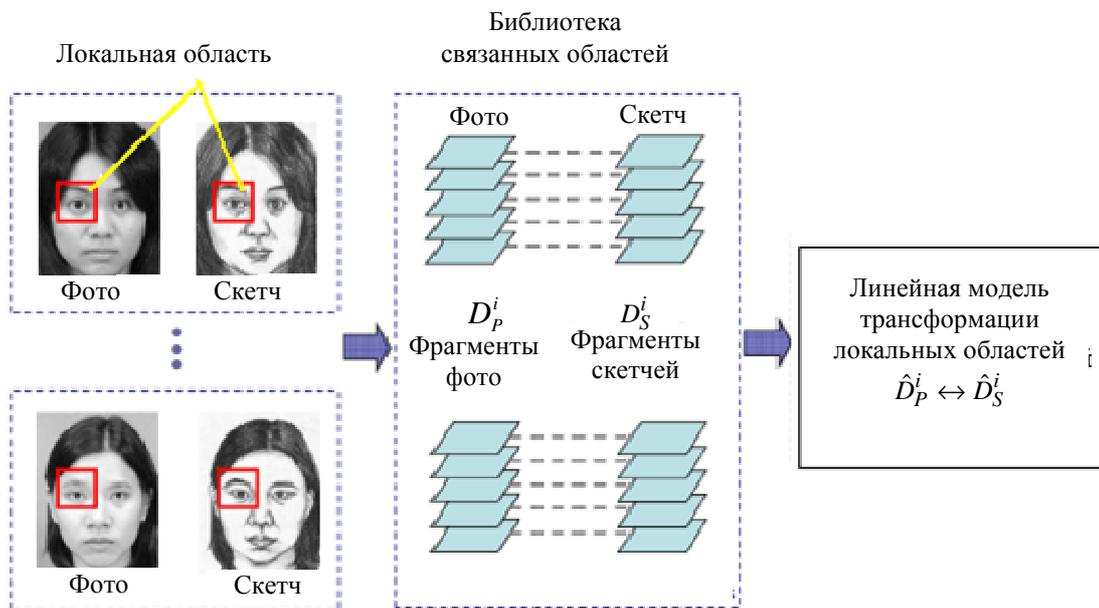


Рис. 3

Методы [1], [2] и [7] имеют несколько существенных недостатков:

- требуют использования дополнительных библиотек, составленных из пар фото/скетч (на этапе обучения своих моделей);
- требуют значительных вычислительных затрат (например, на этапах PCA или НММ);
- не всегда точно отображают границы и формы исходных лиц.

Именно поэтому в рамках данных методов часто синтезируются только центральные области лиц.

Примеры результатов синтеза скетчей по методам [1], [7] приведены на рис. 4 (1 – исходное изображение; 2 – Art Sketch; 3 – результат по методу [1]; 4 – результат по методу [7]).

Метод, лишенный перечисленных недостатков, представлен в работе [8]. Исходное изображение декомпозируется на глобальные и локальные области, в рамках которых выполняются все остальные преобразования. Глобальная область – это, например, вся область волос (прически) или область открытой кожи. Локальные области – это глаза, брови, нос, рот, линии морщин на лице, тени и блики, позволяющие представить отдельные особенности и детали лиц.

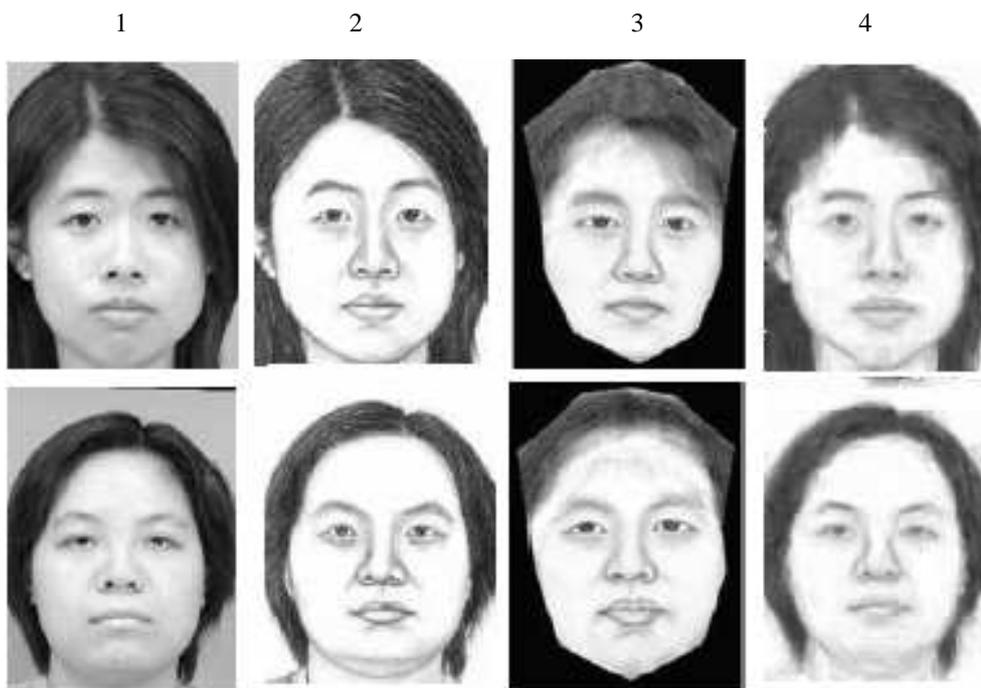


Рис. 4

Основными операциями обработки изображений при этом являются:

- инверсия цвета (получение негатива) и декомпозиция цветного изображения на цветовые компоненты (например, компоненты R, G и B);
- выделение областей, соответствующих цвету кожи и области волос;
- сглаживание изображений (блюр-фильтрация, усреднение соседних пикселей, низкочастотная фильтрация);
- вычисление градиентов яркости (определение линий морщин, теней);
- попиксельное вычитание изображений.

Оценив работу [8], можно понять, насколько изложенный в ней алгоритм прост в реализации. Однако использованные в ней идеи не новы и широко применяются в обработке изображений. Далее будет представлен простой метод построения подобных скетчей (см. пример пары фото/скетч на рис. 1 в колонке 5).

Заметим, что, в отличие от методов [1], [2] и [7], метод [8] не позволяет сделать обратный переход от скетча к исходному изображению, поскольку при прямом переходе фото→скетч часть исходной информации теряется (или не переносится на скетч).

Методы сравнения скетчей с фото и их взаимное распознавание. База CUNK содержит скетчи, сгенерированные автоматически из исходных фото и дорисованные художниками, и включает в себя 188 пар фото/скетч. База CUFSF содержит скетчи, нарисованные художниками по исходным фотопортретам базы FERET, передающие основные особенности портретов людей и особенности их лиц, но с элементами изменений (преувеличения, карикатуризма), внесенными художником.

Различие способов получения скетчей базы CUNK и базы CUFSF привело к тому, что первые из них распознаются с большей эффективностью (почти до 100 %, [1]–[3]), в то время как вторые распознаются только при очень точном согласовании размеров и ориентации

области лица в плоскости «XY». К сожалению, на сайте¹ доступны выделенные изображения (cropped sketches) скетчей крайне низкого качества (по разрешению, размерам и текстуре), что практически не позволяет провести с ними репрезентативных исследований.

Пример согласования выделенных областей лиц базы FERET и соответствующих им скетчей базы CUFSF¹ приведен на рис. 5.

В сравнении с выделенными скетчами (cropped sketches) из базы¹, на скетчах рис. 5 можно увидеть дополнительную ретушь областей лиц и элементов на ней (лба, носа, рта...). И, как видно, эти операции выполнены «вручную», т. е. не в автоматическом (компьютерном) режиме обработки изображений. Кроме того, текстура на области лиц «выглажена» низкочастотной фильтрацией. И наконец, выполнено согласование и основных антропометрических параметров (линии глаз, расстояния между центрами глаз и т. д.).

Возможно, что для целей исследования методов сравнения скетчей и фото и их взаимного распознавания такое выравнивание необходимо. Однако если исходить из реальных задач и, например, криминальных событий и сценариев (где актуальной становится задача поиска подозреваемого по заданному скетчу), то это не только недопустимо, но и практически не достижимо, так как заранее неизвестно, какое оригинальное фото подозреваемого будет соответствовать имеющемуся скетчу, а следовательно, неизвестны и параметры этого фото!



Рис. 5

Заметим также, что при представлении результатов взаимного распознавания фото↔скетч в рамках баз СУНК² в работах [1], [2] достаточно ясно изложены не только методы обработки, но и параметры обучающих и тестовых выборок изображений, что позволяет однозначно представить модель выполненных экспериментов.

В то же время, в рамках работ [3], [6] как для базы СУНК, так и для базы CUFSF авторы, приводя результаты взаимного распознавания фото↔скетч, не совсем ясно описывают способы разделения исходных данных на обучающие и тестовые, а также параметры тестовых изображений (см., например, результаты в [1], [3], [6]). А это существенно затрудняет оценку представленных результатов, не позволяет проверить реализованную модель выполненных экспериментов и использовать полученные результаты в рамках метаанализа.

Кратко остановимся на методах обработки пар фото/скетч по статьям [1]–[2]:

– в [1] использованы линейные и собственные преобразования, включая PCA. Результат составил до 81 % по рангу 1 для базы CUFS, содержащей 300 пар тестовых образов;

¹ Face Sketch FERET Database: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/cufsf/>.

² Student Sketch Database: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/facesketch.html>.

– в [2] использованы модели, основанные на случайных марковских полях и классификаторах по типу LDA. Результат составил 96 % по рангу 1 и 99 % по рангу 10 для базы CUNK, содержащей 100 пар тестовых образов;

– в [3] для каждой пары фото/скетч использованы методы совместной теоретико-информационной проекции (coupled information-theoretic projection, CИTP) на основе CИTE-дескриптора (coupled information-theoretic encoding, CИTE), далее улучшается подобие признаков на основе ССА и, наконец, используется (PCA + LDA)-классификатор. Результат составил 99.9 % по рангу 1 для базы CUFSS. Объявленный результат для базы CUFSSF (скетчи базы FERET) составил 98.7 %. *Однако неясно, при каком ранге и при каком числе тестовых изображений;*

– в [4] использованы последовательно методы SIFT, multiscale LBP и далее классификатор на основе LDA. Результат составил 99.5 % по рангу 1 для базы CUNK;

– в [6] использован фильтр Габора для подчеркивания элементов форм скетча, далее преобразование Радона для усиления информации о текстуре и, наконец, для фрагментов этой текстуры в области интересов вычисляются гистограммы (Binary Pattern Histogram, BPH), представляющие скетч в форме «Gabor Shape». Результат составил 99.9 % по рангу 1 для базы CUNK\CUFSS; результат для базы CUFSSF (скетчи базы FERET) составил 99.1 % . *Однако также неясно, при каком ранге и при каком числе тестовых изображений;*

– в [9] наборы изображений фото и соответствующие им наборы скетчей трансформируются в собственное подпространство на основе PLS. Между признаками, представляющими фото и скетчи в этом подпространстве, возникает существенная корреляция. Это позволяет описывать фото по скетчам (и наоборот) через билинейную регрессию и, естественно, взаимно распознавать фото по скетчам и скетчи по фото. Результат составил 93.6 % для базы CUNK. Неясным остается ранг оценки результата, а также детали пяти вариантов выборки групп данных из общего числа 100 тестовых образов и число используемых тестовых образов.

Подводя итог выполненному анализу, отметим следующее:

– на взгляд авторов, обилие достаточно сложных методов обработки в приложении к вариантам баз CUNK и CUFSSF не является оправданным. Возможно, большую роль здесь сыграла «мода» на методы CMM, CИTE, CИTP, LBP, а не обоснованность их выбора;

– результаты по базе CUFSSF не совсем корректно представлены и часто повторяются в статьях разных авторов.

При этом можно считать интересным, пожалуй, только применение преобразования Радона (см. работу [6]) как метода, позволяющего реконструировать практически отсутствующую «текстуру в рамках скетч-изображений».

Оправданным можно считать использование линейных преобразований в собственных базисах [1], а также методов проекции в подпространства на основе PLS и ССА [9] для трансформации фото в скетчи и наоборот.

Наконец, можно отметить, что в приложении к задачам обработки пар изображений (фото и скетчей) реализацию проекции в подпространства необходимо выполнять на основе двумерных методов, детально представленных в работах [10]–[12]. В этом случае достигается существенное сокращение вычислительных затрат на реализацию всех ранее перечисленных преобразований, улучшается стабильность решения задач на собственные значения и решается проблема малой выборки, которая сопутствует обработке изображений. Эти характеристики двумерных методов проекций в подпространства представлены в [12], [13].

Экспресс-метод автоматического получения скетчей из фотопортретов. Пусть задано исходное цветное изображение в формате RGB. Процесс получения Viewed Sketch из такого изображения реализуем в 3 этапа: на первом выполним подготовительные операции обработки, а на втором – операции формирования глобальной структуры скетчей. На третьем этапе сформируем локальную структуру скетчей простыми геометрическими преобразованиями области лица (что особенно важно для моделирования скетчей при не точно известных или неполных параметрах «исходного фото»).

На рис. 6 показаны операции *первого этапа*. Здесь 1 – исходное цветное изображение базы CUNHK¹; 2 – результат размытия исходного изображения фильтром «Блур»; 3 – цветной негатив исходного изображения.

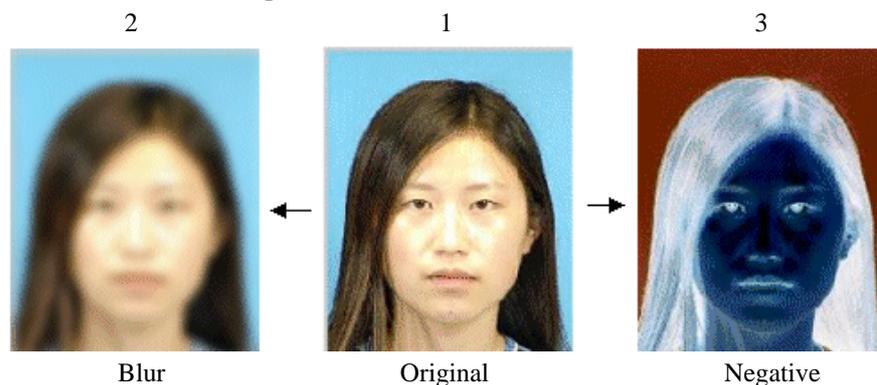


Рис. 6

На рис. 7 представлены все операции обработки *второго этапа*. Здесь на шагах 4 и 5 выделяется область, определяющая волосы как главную область интереса. При этом: 4 – разница между негативом «3» и исходным изображением «1», а 5 – негатив от этой разницы. На шагах 6 и 7 определяются детали области лица, которые теперь становятся областью интересов. При этом: 6 – разница между размытым изображением «2» и исходным изображением «1», а 7 – негатив полученной разницы. На шаге 8 объединяются (суммируются) результаты шагов 5 и 7, что позволяет получить цветной скетч, который на шаге 9 переводится в изображение шкалы GRAY.

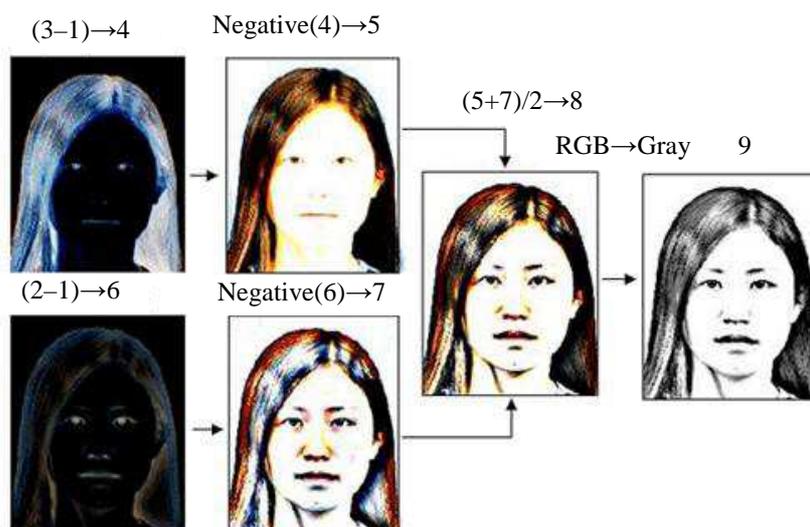


Рис. 7

¹ Student Sketch Database: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/facesketch.html>.

На рис. 8 показаны 4 тройки изображений, каждая из которых включает исходное изображение и соответствующий ему скетч базы СУНК, а также скетч, полученный представленным ранее методом.



Рис. 8

Отметим, что полученный в рамках экспресс-метода скетч является точной антропометрической копией исходного изображения, но содержит все необходимые тени на области волос и области лица (нос, подбородок, область под губами, шея...), хотя и не содержит первоначальной текстуры. И, как можно увидеть, на цветном изображении все выделенные детали видны достаточно отчетливо. Такой скетч может рассматриваться как первое приближение к рисованным изображениям лиц. Отметим также, что первые 2 этапа экспресс-метода довольно просты, легко реализуемы и позволяют получить скетчи для любых известных бенчмарковых баз. В качестве примера на рис. 9 показан вариант получения скетча из изображения базы PUT [<https://biometrics.cie.put.poznan.pl/>].

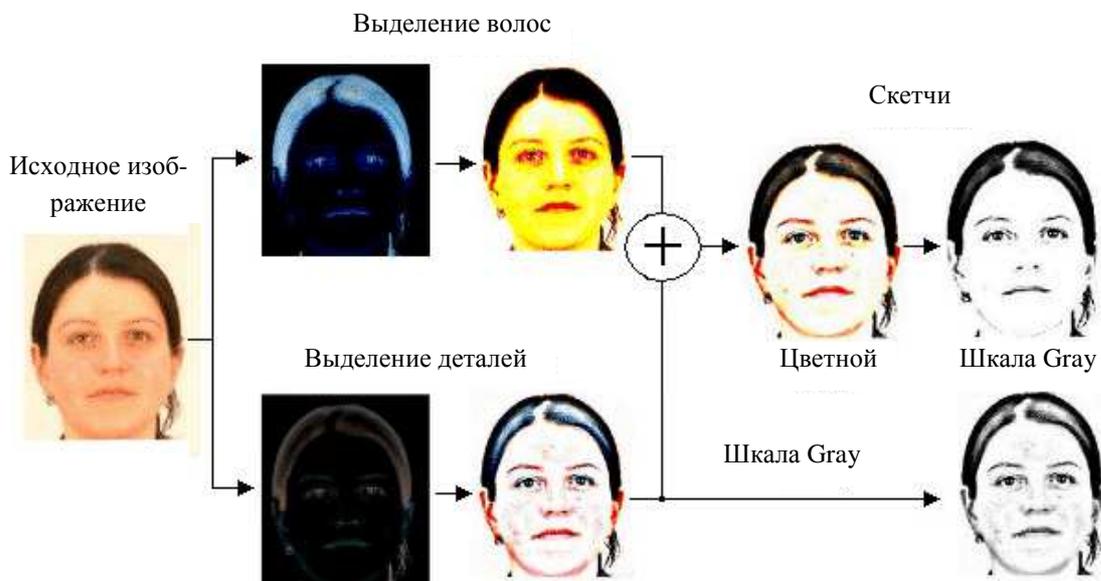


Рис. 9

Прежде чем перейти к *третьему этапу формирования скетчей*, обратимся к рис. 10 и ответим на следующие вопросы: как и чем оценить меру подобия между исходным фото и соответствующим ему скетчем? И должно ли их внешнее сходство (видимое человеку)

соответствовать некоторому формальному показателю? Что важнее – видимое человеком внешнее сходство фото и скетча или формальная оценка этого сходства? Эти вопросы особенно актуальны в связках «свидетель → словесный портрет → художник → скетч» и «скетч → найденное по нему фото».



Рис. 10

На взгляд авторов, между парами фото/скетч есть видимое сходство, но трудно даже представить, какими формальными способами его можно оценить. В связи с этим попробуем оценить результаты (исходные фото и полученные скетчи) по универсальному индексу качества цифровых изображений (*Quality Index* [14]). Индекс Q позволяет оценить степень подобия (искажения) двух изображений как комбинацию трех факторов: яркостных изменений, изменений контраста и потери корреляции:

$$Q = \frac{4\sigma_F\sigma_S\overline{F}\overline{S}}{(\sigma_F^2 + \sigma_S^2)[(\overline{F})^2 + (\overline{S})^2]} = \frac{2\sigma_F\sigma_S}{\sigma_F^2 + \sigma_S^2} \cdot \frac{2\overline{F}\overline{S}}{(\overline{F})^2 + (\overline{S})^2} \cdot \frac{\sigma_{FS}}{\sigma_F\sigma_S},$$

где \overline{F} , \overline{S} – средние значения яркости изображений фото и скетча; σ_F^2 , σ_S^2 – дисперсия яркости изображений фото и скетча; $\sigma_{FS}/(\sigma_F\sigma_S)$ – взаимная амплитудная корреляция изображений фото и скетча.

Кроме того используем фазовую корреляцию изображений [16], которая в отличие от амплитудной корреляции очень остро реагирует на локальные изменения в изображениях.

На рис. 11 приведены: 1 и 2 – исходное фото и «Art Sketch» из базы CUNF; 3 – скетч, полученный в рамках второго этапа экспресс-метода; 4 – модификация скетча 3 как результат формирования новой локальной структуры.

Под изображениями 2 и 3 показаны значения индекса качества Q , фазовые корреляционные функции и их максимальные значения r_{\max} при сравнении скетчей с исходным фото. Итак, отметим следующее. При внешнем сходстве значение $Q \approx 0.5$, а значение $r_{\max} \approx 0.06$. А это означает, что фото и «Art Sketch» подобны в целом (на глобальном уровне), но не подобны на локальном уровне. Для скетча, полученного на втором этапе экспресс-метода, имеем: $Q \approx 0.7$, а $r_{\max} = 0.62$! Значит, фото и этот скетч подобны на обоих уровнях (что, од-

нако, вытекает из способа формирования этого скетча и отмечалось ранее). Для третьего скетча (с параметрически измененной геометрией локальных областей лица) параметры Q и r_{\max} подобия с фото сравнивались со значениями с «Art Sketch». Эти изменения отмечены и для всех других скетчей, сформированных в рамках базы CUFS, из чего делаем вывод: при локальных изменениях геометрии лица получаем новые скетчи, близкие по параметрам с «Art Sketch».

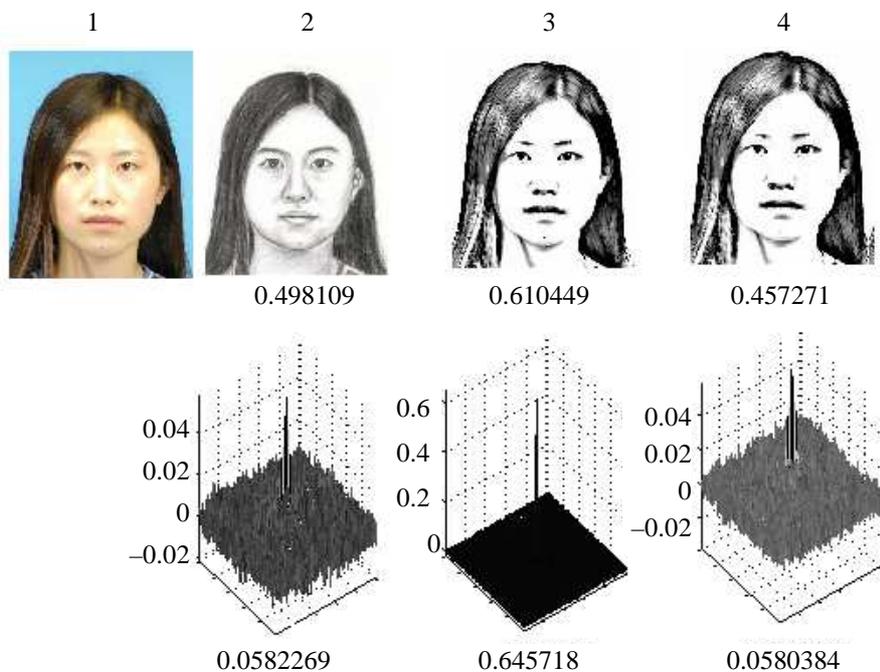


Рис. 11

«Art Sketch» с локальными изменениями области лица	Скетчи, полученные на этапе 3
<p>Значения Q</p> <p>0.4181 0.4433 0.4734</p> <p>0.4172 0.4689 0.4696</p> <p>0.4567 0.4689 0.4037</p>	<p>Значения Q</p> <p>0.4157 0.4905 0.4721</p> <p>0.4795 0.4812 0.4792</p> <p>0.4396 0.4184 0.4456</p>

Рис. 12

На рис. 12 приведены 9 «Art Sketch» с локальными изменениями области лица и 9 скетчей, полученных на этапе 3 экспресс-метода.

Параметры Q находятся в пределах 0.41...0.5, и следует отметить, что эти скетчи более близки к тому, что требуется в реальной жизни.

Простая система распознавания скетчей и поиск соответствий. Покажем, что удовлетворительное для практики решение задачи распознавания скетчей можно получить в рамках простой FaReS (**F**ace **R**ecognition **S**ystem [15]), не требующей реализации ни одного из методов обработки, использованных в работах [1]–[3], [6]–[9]. Для построения FaReS используем базу CUFS, содержащую $K = 100$ пар тестовых изображений фотографий и соответствующие им скетчи. В базу эталонов (Template) поместим все 100 фото, а в качестве тестовых изображений используем скетчи «Art Sketch» и скетчи, сформированные в рамках экспресс-метода.

Итак, пусть изображения-эталон $I(k)$, $\forall k = 1, 2, \dots, K$, записаны в базу эталонов FaReS. Кроме того, каждый эталон представлен в FaReS вектором признаков $V(k)$, $\forall k = 1, 2, \dots, K$. И пусть каждый тестовый скетч-образ S также будет представлен вектором признаков V_S . При таком способе представления данных в FaReS задачу классификации (расознавания) каждого тестового образа S можно рассматривать как поиск близкого ему образа $I(k)$ $\forall k$ из базы FaReS на основе некоторой меры близости между ними. Мету близости двух образов определим по критерию минимума расстояния (distance) между соответствующими векторами признаков:

$$d(k) = \text{distance}(V_S, V(k)), \forall k.$$

В этом случае задача классификации тестового образа S сводится к вычислению расстояний $d(k)$, $\forall k = 1, 2, \dots, K$. При этом индекс k , соответствующий минимальному значению расстояния, определит близость тестового образа S образу $I(k)$ из базы FaReS.

В рамках контролируемой классификации, когда известен класс принадлежности образа S , конечные результаты распознавания можно определять как отношение количества правильно классифицированных тестовых образов к общему числу тестовых образов. Далее этот результат можно выразить в процентах.

Алгоритм. 1. Никакую специальную предобработку исходных данных (фото и скетчей) выполнять не будем. В исходном признаковом пространстве исходное изображение и соответствующий ему скетч представим значениями пикселей в шкале GRAY. Если размеры исходных изображений и скетчей равны $M \times N$, то исходное признаковое пространство будет иметь размерность MN .

2. Трансформируем фото в спектры на основе двумерного метода главных компонент (2D PCA) [15]. Размер матрицы спектра также будет $M \times N$, причем значения спектра довольно быстро уменьшаются в направлении главной диагонали спектральной матрицы. В связи с этим при формировании вектора признаков используем только компоненты из верхнего левого угла спектральной матрицы. В каждом векторе признаков оставим только $d(d+1)/2$ симметричных относительно главной диагонали спектральных компонент, выбранных так, что в него попадут компоненты с координатами (1,1), (2,1), (1,2), (3,1), (2,2), (1,3), (4,1), (3,2), (2,3), (1,4) и т. д. При этом d – параметр, определяющий квадрат со стороны d , размещенный в левом верхнем углу спектральной матрицы.

3. Выполним классификацию по критерию минимума расстояния в метрике L_1 по рангу 1.

На основании всего изложенного модель компьютерного эксперимента в этом случае примет следующий вид:

$$\text{CUFS}(100/1/1)\{2\text{DPCA}: M \times N \rightarrow d(d+1)/2\}[\text{KMP}/L1/\text{rank}=1], \quad (1)$$

где $M = 250$; $N = 200$; $d = 30$ и параметр d определен в ходе решения вариационной задачи. Полученный в этом случае результат составил **71 % по рангу 1**.

При введении предварительной операции выделения центральной области лица из всего изображения результат составил **97 % по рангу 1**.

Модель компьютерного эксперимента приняла при этом следующий вид:

$$\text{CUFS}(100/1/1)\{\text{Cropping} + 2\text{DPCA}: M \times N \rightarrow d(d+1)/2\}[\text{KMP}/L1/\text{rank}=1], \quad (2)$$

где операция «Cropping» состояла в усечении исходного изображения на 20 пикселей по всем границам, а остальные части изображения остались без изменений.

При выполнении аналогичного эксперимента с данными состава «training» базы CUFS правильно классифицированных скетчей (ранг равен 1) было 85 против 88, что составило 96.9 %.

Для «Art Sketch», модифицированных на этапе 3 экспресс-метода, средний результат в рамках модели (2) составил от 89 до 81 % по рангу 1 и в зависимости от выбранных параметров модификации. Уменьшение результативности распознавания вполне закономерно, поскольку изменилась локальная структура этих скетчей. Эти результаты показаны в таблицах. При этом выполнено 2 раза по 5 групп экспериментов и по 9 изменений параметров модификации в каждом эксперименте – всего 90 экспериментов. Аналогичные эксперименты выполнены на скетчах, сформированных экспресс-методом.

Лучшие результаты приведены в таблице.

Номер эксп.	Art Sketch, 3-й этап					Viewed Sketch, 3-й этап				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
1	88	84	92	88	92	96	99	97	99	97
2	90	90	90	90	91	98	98	99	98	100
3	88	91	89	86	89	100	99	98	97	97
4	89	87	90	86	92	99	99	100	98	100
5	90	90	84	86	91	99	100	99	98	99
6	87	86	91	87	93	96	96	99	100	100
7	90	88	90	85	89	99	99	100	100	99
8	89	92	86	87	89	99	99	100	100	99
9	88	89	85	86	90	100	100	98	97	98
Среднее	88.6667					98.689				

На рис. 13 представлены исходные данные и результаты их распознавания для собственной базы скетчей, полученные по описанному ранее экспресс-методу на этапе 2. При этом все эксперименты были выполнены в рамках моделей (1) и (2). Полученный при этом результат составил в обоих случаях 100 % по рангу 1.

Для базы собственных скетчей, полученных на этапе 3, средний результат по 90 экспериментам для моделей (1) и (2) составил от 98.7 до 99.8 % по рангу 1.

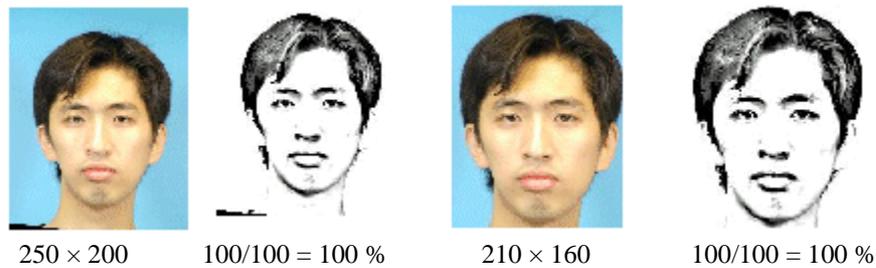


Рис. 13

На рис. 14 показана структурная схема моделируемой FaReS, на которой выполнены все эксперименты. FaReS включает: 1 – блок выбора области интересов; 2 и 3 – блоки реализации 2D PCA; 4 – база эталонов (исходных изображений и их векторного представления); 5 – классификатор.

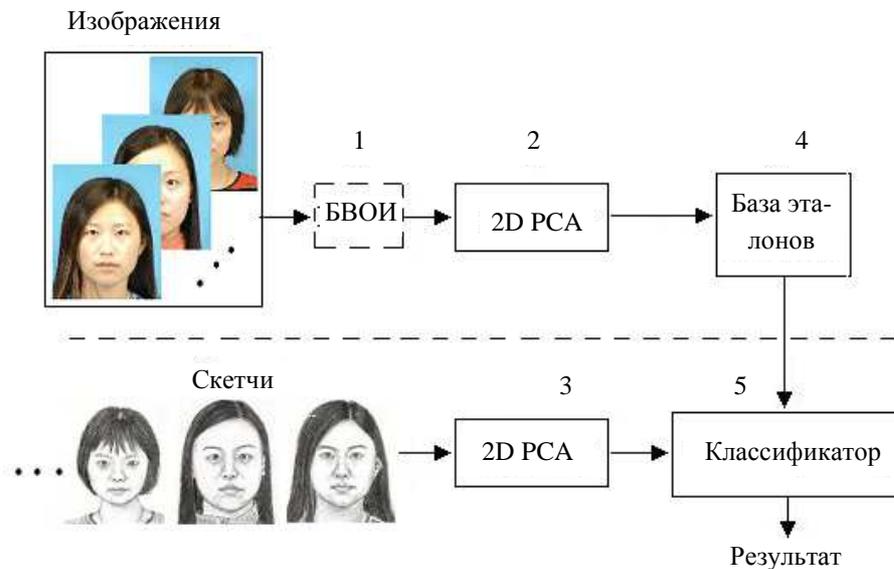


Рис. 14

Таким образом, предложены новые методы автоматического формирования скетчей из исходных фотопортретов, которые можно использовать для целей исследования задач распознавания скетчей и поиска по ним фото. Показаны результаты применения этих методов на двух популярных бенчмарковых базах изображений лиц.

Показано, что для распознавания скетчей можно использовать очень простые системы. Приведенный в статье пример является одним из возможных вариантов. В сравнении с решениями [1]–[3], [6]–[9] он имеет ряд очевидных преимуществ, в том числе по простоте реализации и точности распознавания скетчей.

Представляется, что методы сравнения скетчей с соответствующими фотопортретами должны быть основаны на подходах, ориентированных на конкретные сценарии, поэтому дальнейшие исследования будут связаны с анализом различных сценариев, взятых из реальных ситуаций. Для них будут исследованы новые варианты синтеза скетчей и методы их распознавания, в том числе скетчи базы FERET.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Tang X., Wang X. Face Photo-Sketch Synthesis and Recognition // Ninth IEEE Intern. Conf. on Computer Vision. 2003. Vol. 1. P. 687 – 694.
2. Wang X., Tang X. Face Photo-Sketch Synthesis and Recognition // IEEE Transactions on PAMI. 2009. Vol. 31, № 11. P. 1955–1967.

3. Zhang W., Wang X., Tang X. Coupled Information-Theoretic Encoding for Face Photo-Sketch Recognition // Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2011.
4. Brendan F. Klare, Zhifeng Li, Anil K. Jain. Matching Forensic Sketches to Mug Shot Photos // IEEE Transactions on PAMI. 2011. Vol. 33, № 3. P. 639–646.
5. Matching Composite Sketches to Face Photos: A Component-Based Approach / H. Han, B. Klare, K. Bonnen, A. K. Jain // IEEE Transactions on Information Forensics and Security. 2013. Vol. 8, № 3. P. 191–204.
6. Galoogahi H. K., Sim T. Face Photo Retrieval by Sketch Example // Intern. Conf. ACM Multimedia (MM '12), Nara, Japan, Oct. 29 – Nov. 02, 2012. P. 949–952.
7. Liang Chang, Mingquan Zhou, Yanjun Han, Xiaoming Deng. Face Sketch Synthesis via Sparse Representation // Intern. Conf. on Pattern Recognition. 2010. P. 2146–2149.
8. Xuewei Li, Xiaochun Cao. A Simple Framework for Face Photo-Sketch Synthesis // Mathematical Problems in Engineering. 2012. Article ID 910719. 19 pages. Doi:10.1155/2012/910719.
9. Abhishek Sharma, David W. Jacobs. Bypassing synthesis: PLS for face recognition with pose, low-resolution and sketch // The 24th IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, CO, USA, 20–25 June 2011. P. 593–600.
10. Kukharev G., Forczmanski P. Facial Images Dimensionality Reduction and Recognition by Means of 2DKLT // J. Machine GRAPHICS & VISION. 2007. Vol. 16, № 3/4. P. 401–425.
11. Kukharev G., Forczmanski P. Face Recognition by Means of Two-Dimensional Direct Linear Discriminant Analysis // Intern. Conf. PRIP'2005, Belarus/Minsk, nt. 18–25 May. P. 280–283.
12. Kukharev G, Tujaka A, Forczmański P. Face Recognition using Two-dimensional CCA and PLS // Intern. J. of Biometrics. 2011. № 3. P. 300–321.
13. Кухарев Г. А., Щеголева Н. Л. Двумерный анализ главных компонент в приложении к распознаванию изображений лиц // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2010. Вып. 8. С. 43–50.
14. Wang Z., Bovik A. A Universal Image Quality Index // IEEE Signal Proc. Letters. 2002. Vol. 9, № 3. P. 81–84.
15. Кухарев Г. А., Щеголева Н. Л. Системы распознавания человека по изображению лица. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2006.
16. Forczmanski P., Kukharev G., Kamenskaya E. Application of cascading two-dimensional canonical correlation analysis to image matching // Control and Cybernetics. 2011. Vol. 40, № 3. P. 1–16.

G. A. Kukharev, K. Buda, N. L. Schegoleva

FACE PHOTO-SKETCH COMPARISON METHODS

The article analyzes the problem of comparing Face Photo and Sketch. Proposed new methods of automatic Face Photo-Sketch Synthesis and Recognition. It is shown that for recognition of sketches you can use simple system.

Face recognition, art sketch, viewed sketch synthesis, face photo-sketch comparison, sketch recognition systems, two-dimensional cosine transform

УДК 519.1, 331.4

Н. И. Куракина, С. С. С. Нассер

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ И УПРАВЛЕНИЯ РИСКАМИ

Рассматриваются вопросы создания автоматизированной системы оценки и управления производственными рисками, построенной на базе современных информационных технологий, иерархических моделях, алгоритмах обработки экспертных оценок и базах знаний.

Автоматизированная система, оценка риска, иерархическая модель

В настоящее время роль и значение управления рисками как инструмента повышения эффективности экономики и снижения потерь неуклонно возрастает. Актуальность проблемы связана с ростом самих рисков, обусловленным усложнением всех сфер человеческой деятельности.