

УДК 004.932.2

DOI: 10.24160/1993-6982-2017-5-121-129

## Последовательное определение атрибутов личности по изображению лица на основе ранжированных *LBP*-признаков

А.В. Рыбинцев

Предложен подход к определению атрибутов личности (пола, расы, возраста) по изображению лица. Особенностью предложенного подхода является использование последовательной процедуры, предусматривающей классификацию изображения лиц людей сначала по полу, затем по расе в каждой половой группе и лишь потом по возрасту внутри каждой выделенной расово-половой группы. В качестве признакового описания изображений применяются локальные бинарные шаблоны. Для сокращения размерности пространства признаков используется только половина изображения лица и алгоритм Adaboost для выделения наиболее значимых бинарных шаблонов, что позволяет почти на порядок сократить размерность пространства признаков изображения.

Классификация по полу и расе осуществляется стандартным методом опорных векторов по выделенным наиболее значимым признакам с добавлением процедуры бутстраппинга (обучения на «трудных» примерах). Данная процедура предполагает разделение обучающей выборки на две части, предварительное формирование решающей функции по первой части, классификацию изображений второй части, выделение всех ошибочно классифицированных объектов и их добавление к первой части с последующим повторным обучением. Для повышения точности определения возраста предлагается объединить идею использования накопительных признаков, двухэтапную схему восстановления регрессии на основе опорных векторов и процедуру бутстраппинга. На втором этапе построения регрессии используется функция потерь, чувствительность которой не является постоянной величиной, а может зависеть от значения возраста, определенного на первом этапе регрессии.

Использование данного подхода позволило повысить точность классификации по критерию Accuracy по полу на 12 %, по расе на 15 %, по возрасту по критерию Mean Absolute Error — на 2 года по сравнению с известными алгоритмами. Исследование точности предложенного подхода выполнено как с использованием известных баз изображений лиц людей, так и с помощью собственной базы изображений, сформированной по открытым источникам в сети Internet.

*Ключевые слова:* машинное обучение, половая, расовая и возрастная классификации, локальные бинарные шаблоны, метод опорных векторов, бутстраппинг, регрессия на основе опорных векторов.

*Для цитирования:* Рыбинцев А.В. Последовательное определение атрибутов личности по изображению лица на основе ранжированных *LBP*-признаков // Вестник МЭИ. 2017. № 5. С. 121—129. DOI: 10.24160/1993-6982-2017-5-121-129.

## Sequential Determination of Personality Attributes from the Face Image Based on Ranked *LBP*-Features

A.V. Rybintsev

An approach to determining personality attributes (sex, race, and age) from the face image is proposed. A distinctive feature of the proposed approach is the use of a sequential procedure, in which the human face images are classified first by sex, then by race within each sex group, and only after that by age within each selected sex-race group.

Local binary patterns are used as image description features. The approach implies using only half of the face image in combination with the Adaboost algorithm for identifying the most significant binary patterns, due to which it becomes possible to reduce the space dimensionality of image features by almost an order of magnitude.

The face images are classified by sex and race using the standard method of support vectors from the selected most significant features augmented with the a bootstrapping procedure (i.e., learning on "hard" examples). The bootstrapping procedure involves (i) splitting the training set into two parts, (ii) preliminarily shaping the decision function for the first part, (iii) classifying the images in the second part, (iv) highlighting all incorrectly classified objects, and (v) adding the latter to the first part with subsequent re-training. For determining the age more accurately, it is proposed to combine the idea of using cumulative features, the two-stage scheme for restoring regression on the basis of support vectors, and the bootstrapping procedure. In the second stage of constructing the regression, a loss function is used, the sensitivity of which is not constant but may depend on the age value determined in the first stage of regression.

Owing to the use of the proposed approach, the classification accuracy has been improved as compared with the known algorithms by 12% for sex, by 15% for race in terms of the Accuracy criterion, and by 2 years for age in terms of the Mean Absolute Error criterion. The accuracy of the proposed approach was studied using both the well-known databases of human face images and using the own database of images set up from the open sources in the Internet.

*Key words:* machine learning, classification by sex, race and age, local binary patterns, support vector method, bootstrapping, support vector based regression.

*For citation:* Rybintsev A.V. Sequential Determination of Personality Attributes from the Face Image Based on Ranked *LBP*-Features. MPEI Vestnik. 2017;5: 121—129. (in Russian). DOI: 10.24160/1993-6982-2017-5-121-129.

## Введение

Интерес к задаче автоматической классификации людей по изображению лица в последние годы неуклонно растет. Одной из главных причин этого является стремительное увеличение числа изображений людей в интернете и необходимость их автоматической аннотации для задач поиска, что поможет в фильтрации результатов, выдаваемых поисковыми системами. Другим применением автоматической классификации людей является анализ состава аудитории, что необходимо при проведении маркетинговых мероприятий. Наибольшую практическую ценность имеет определение возраста, на основе которого осуществляется авторизация доступа к информации, имеющей возрастные ограничения.

Представлен новый алгоритм определения атрибутов личности по изображению лица, основанный на последовательном применении модифицированных существующих подходов. Предложенные модификации основаны на формировании признакового описания изображения методом локальных бинарных шаблонов, выделении только наиболее значимых (усиленных) признаков, последовательной классификации изображений людей сначала по полу, затем по расе в каждой половой группе и только потом по возрасту в рамках выделенной расово-половой группы. Кроме того, предложено использовать процедуру бутстраппинга — обучения на трудных примерах на каждом этапе алгоритма.

## Существующие подходы

Традиционно классификация людей по изображению лица включает в себя три этапа: нормализацию изображения лица, вычисление вектора признаков и собственно классификацию.

На шаге нормализации осуществляется поворот, масштабирование и обрезание изображения лица таким образом, чтобы глаза (уголки или центры глаз) находились в заданном положении на одной горизонтальной линии. В качестве признаков изображения могут использоваться непосредственно интенсивность пикселей с последующим понижением размерности [1]; геометрические признаки, например расстояния между антропометрическими точками [2]; параметры «активной модели внешности» (Active Appearance Model) [3]; локальные бинарные шаблоны (Local Binary Patterns) [4, 5].

Задача половой классификации — типичная задача бинарной классификации, основными методами которой являются метод опорных векторов [6–8] и бустинг [9, 10]. Расовая классификация является множественной, в рамках которой выделяют европеоидную, монголоидную и негроидную расы. Поскольку множественная классификация традиционно сводится к последовательности бинарных, при ее проведении используют указанные подходы.

Для классификации по возрасту обычно применяется либо регрессия [11], позволяющая оценивать конкретный возраст человека, либо множественная классификация [12], предсказывающая возрастную группу человека.

В [13] задача классификации возраста человека сведена к набору бинарных классификаций. При этом использован метод опорных векторов, и бинарные классификаторы отличались между собой только сдвигом разделяющей поверхности, в то время как в [14] бинарные классификаторы обучались независимо друг от друга. В [15] данный алгоритм работал совместно с локальными бинарными шаблонами в качестве признакового описания изображения.

Весьма продуктивной оказалась идея использования накопительных признаков [16], позволяющих учитывать взаимосвязь между соседними возрастами, что привело к более высокой точности определения возраста, чем в [14].

В [17] описана двухэтапная схема определения возраста на основе восстановления регрессии. На первом этапе регрессия строится по всей обучающей выборке с целью приближенного определения возрастной группы человека, а на втором — по обучающей выборке внутри каждой предварительно определенной возрастной группы.

В [12] предложено вначале классифицировать пол и примерный возрастной диапазон человека, после чего применять специализированный классификатор возраста для данной половой группы. Авторы показали, что такая последовательная процедура заметно повышает точность итоговой возрастной классификации. Дальнейшее развитие подход получил в [18].

Идея последовательной классификации представляется весьма продуктивной. Предложено расширить ее и использовать не только для половой, но и для расовой классификации. Таким образом, наиболее перспективными для дальнейшего развития признаны следующие подходы:

- использование локальных бинарных шаблонов для формирования вектора признаков изображения;
- применение последовательного проведения половой, расовой и возрастной классификации;
- использование двухэтапной схемы возрастной классификации на основе восстановления регрессии по накопительным признакам.

В настоящей работе не рассматриваются алгоритмы выделения лиц людей из общего изображения и их нормализация, т. е. предполагается, что на вход предлагаемого алгоритма поступают уже нормализованные изображения.

## Модификация метода формирования вектора признаков изображения

В качестве признаков изображения предложено использовать локальные бинарные шаблоны (LBP) [19].

Они представляют собой описание окрестности пиксела изображения в двоичном представлении. Базовый оператор  $LBP$ , применяемый к пикселу изображения, использует восемь пикселей окрестности, принимая значение интенсивности центрального пиксела в качестве порога. Пикселы со значением интенсивности, большим или равным значению интенсивности центрального пиксела, принимают значения, равные 1, остальные — равные 0. Таким образом, результатом применения базового оператора  $LBP$  к пикселу изображения является восьмиразрядный бинарный код, описывающий его окрестность. Затем этот код рассматривается как двоичная запись некоторого числа, и именно это число и ставится в соответствие данному пикселу. Вектором признаков изображения является гистограмма значений  $LBP$ .

Главной сложностью применения  $LBP$  является очень большая размерность пространства признаков. В [20] предложен подход к снижению размерности пространства признаков, основанный на использовании априорной информации о лице (симметричность и различная информативность отдельных участков изображения лица). Он позволил снизить размерность пространства признаков примерно в 10 раз. Как и в [20], назовем данные признаки изображения усиленными и используем их для дальнейшей классификации по расе и при построении регрессии для определения возраста.

### Модификация процедуры классификации изображений лиц по полу и расе

Классификация изображений по атрибутам «пол» и «раса» является бинарной или может быть сведена к таковой. Предложена модификация метода опорных векторов ( $SVM$ ), с помощью которого получены лучшие на сегодня по критерию Ассурасу [8, 21] результаты при определении атрибутов «пол» и «раса». В качестве исходного алгоритма для модификации был взят метод  $SVM$  с «мягким» зазором (soft margin SVM [22]), в котором алгоритму разрешено допускать ошибки (случай линейно неразделимой выборки), но величина этих ошибок минимизирована.

Для повышения качества бинарной классификации можно применить процедуру бутстраппинга, т. е. обучения на так называемых «трудных» примерах [16]. Данная процедура традиционно используется при решении другой задачи из области компьютерного зрения — идентификации заданного объекта на изображении, содержащем множество похожих объектов [16]. Основной проблемой при решении этой задачи является огромное количество примеров фона по сравнению с искомыми объектами, поэтому центральной идеей бутстраппинга является включение в обучающую выборку так называемых «трудных» примеров, т. е. таких примеров фона, которые ошибочно идентифицируются классификатором как искомые объекты.

Проиллюстрируем применение процедуры бутстраппинга на примере половой классификации. Пусть имеется обучающая выборка  $\hat{G}^l$ , заданная множеством пар прецедентов  $\{\hat{x}_i, y_i\}$ ,  $i = 1, n$ ;  $\hat{x}_i \in \mathbb{R}^m$ ;  $y_i \in \{-1, +1\}$ , где вектор признаков изображения  $i$  содержит только усиленные признаки [20].

Предлагаемая процедура бутстраппинга состоит из трех шагов.

1. Обучающая выборка  $\hat{G}^l$  случайным образом делится на две части  $\hat{G}_1^l, \hat{G}_2^l$  в соотношении 1 к 2:  $\hat{G}_1^l \cap \hat{G}_2^l = \emptyset$ . Первая часть  $\hat{G}_1^l$  используется в качестве обучающей выборки для формирования методом  $SVM$  с «мягким» зазором предварительной оценки  $\tilde{f}$  решающей функции  $f$ .

2. Вторая часть  $\hat{G}_2^l$  используется в качестве тестовой выборки, на которой оценивается предсказательная способность решающей функции  $\tilde{f}$ . При этом выделяются все объекты  $\hat{x}_i \in \hat{G}_2^l$ , которые были неправильно классифицированы.

3. Ошибочно классифицированные объекты, выделенные на шаге 2 («трудные» примеры), добавляются к обучающей выборке  $\hat{G}_1^l$ , т. е. формируется расширенная «трудными» примерами новая обучающая выборка  $\hat{G}_{1new}^l$ . По этой расширенной выборке проводится переобучение, т. е. окончательно формируется решающая функция  $f$ .

Формирование решающей функции осуществляется стандартным методом  $SVM$  с мягким зазором [22] с использованием усиленных признаков изображений. Итогом применения предложенной модификации является формирование классификатора, способного разделить изображения лиц людей по половому признаку.

Для определения атрибута «раса» по изображению лица берется множественная классификация по схеме «один против всех», в соответствии с которой сначала в результате предложенной модификации бинарной классификации отделяются объекты, относящиеся к классу «европеоиды», а потом оставшиеся объекты разделяются на «монголоидов» и «негроидов».

Результатом работы данного подхода является набор классификаторов:

- по полу (присваивает изображениям метки  $M$  и  $F$ );
- по расе среди мужчин, выделяющий европеоидов среди изображений с меткой  $M$ , т. е. изображения получают метку  $CM$ ;
- по расе среди мужчин, выделяющий монголоидов среди изображений с меткой  $M$ , которые не были классифицированы как европеоиды, т. е. изображения получают метку  $MM$ , а оставшиеся изображения классифицируются как негроиды и получают метку  $BM$ ;
- по расе среди женщин, выделяющий европеоидов среди изображений с меткой  $F$  т. е. изображения получают метку  $CF$ ;
- по расе среди женщин, выделяющий монголоидов среди изображений с меткой  $F$ , которые не

были классифицированы как европеиды, т. е. изображения получают метку  $MF$ , а оставшиеся изображения классифицируются как негроиды и получают метку  $BF$ .

Далее к классифицированным по полу и расе изображениям могут быть применены методы возрастной классификации в каждой расово-половой группе отдельно.

### Модификация двухэтапной схемы возрастной классификации

На основе проведенного анализа различных подходов к возрастной классификации по изображению лица путем решения задачи регрессии предложена последовательность действий, представляющая собой сочетание лучших идей и включающая в себя использование:

- метода Support Vector Regression ( $SVR$ ) [22];
- идеи накопительных признаков [23] в качестве исходных данных для метода  $SVR$ ;
- двухэтапной схемы определения атрибута возраст [17].

Базовая идея накопительных признаков состоит в следующем. Для каждого прецедента скалярное значение возраста преобразуется в вектор накопительных признаков  $\bar{a}_i$ , имеющий размерность  $m$ , соответствующую диапазону классифицируемых возрастов:  $(y_{\min}, y_{\max}): m = y_{\max} - y_{\min} + 1$ .

Каждый элемент вектора накопительных признаков определяется следующим образом:

$$a_i^j = \begin{cases} 1, & j \leq y_i - y_{\min}; \\ 0, & j > y_i - y_{\min}. \end{cases}$$

В этом случае в векторе накопительных признаков будет  $(y_i - y_{\min})$  значений 1, а все остальные будут равны 0.

Задача нахождения зависимости между исходными усиленными и накопительными признаками сводится к задаче гребневой регрессии и решается для каждой половой группы, но в отличие от базового алгоритма [23] для определения накопительных признаков используются не все признаки изображения, а только усиленные [20]. Алгоритм определения накопительных признаков  $\bar{a}_i$  по исходным признакам  $\bar{x}_i$  подробно описан в [23] и сводится к задаче квадратичного программирования. Теперь обучающая выборка задается набором прецедентов  $\{\bar{a}_i, y_i\}$  и для нахождения зависимости между накопительными признаками и значением возраста может быть применен стандартный метод  $SVR$ .

Базовая идея двухэтапной регрессии для определения возраста состоит в следующем. На первом этапе вычисляется приближенное значение возраста по решающей функции  $f_0(\hat{x})$ , определенной на основе регрессии, построенной по обучающей выборке  $\hat{G}^1$  по всему диапазону возрастов  $(y_{\min}, y_{\max})$ . На втором этапе

данное значение уточняют за счет использования решающей функции  $f_d(\hat{x})$ , сформированной на основе регрессии, построенной по конкретной возрастной группе  $d$ , в которую попало значение возраста, определенное на первом этапе. Как и в [17], назовем используемую на первом этапе регрессию глобальной, а на втором этапе — локальной.

В соответствии с базовым алгоритмом весь интервал возрастов  $(y_{\min}, y_{\max})$  делится на непересекающиеся диапазоны, по которым на основе локальной регрессии определяются решающие функции для каждого из них. Предложено отказаться от фиксированных значений границ диапазонов и использовать плавающие границы, зависящие от конкретного значения возраста, полученного на первом этапе. Главной предпосылкой для предлагаемой модификации является следующее утверждение: значимость ошибки в определении возраста зависит от абсолютного значения возраста. Так, например, ошибка в 2 года при определении возраста 15-летнего подростка представляется весьма значимой, в то время как ошибку в 5 лет при определении возраста 70-летнего человека вряд ли можно считать существенной.

На этапе локальной регрессии можно использовать диапазон возрастов  $(y - d^-(y), y + d^+(y))$ , где  $y$  — приближенное значение возраста, определенное на первом этапе. Заметим, что в общем случае  $d^-(y) \neq d^+(y)$ , т. е. диапазон может быть несимметричен. Подобный выбор диапазона целесообразен в том случае, когда количество прецедентов неравномерно распределено по возрастам.

Вторым направлением для модификации двухэтапной схемы определения возраста является изменение функции потерь, используемой при решении задачи регрессии. В базовом алгоритме [17] используется  $\epsilon$ -чувствительная функция потерь с фиксированным значением  $\epsilon$ . По аналогии с идеей плавающих границ диапазонов на втором этапе двухэтапной схемы определения возраста следует использовать разное значение чувствительности функции потерь в зависимости от абсолютного значения возраста, т. е. значение  $\epsilon = \epsilon(y)$  зависит от значения возраста  $y$ , полученного на первом этапе.

Таким образом, предлагается следующая процедура формирования совокупности решающих функций для задачи определения возраста на основе метода  $SVR$ , основанная на предложенных модификациях двухэтапной схемы возрастной классификации.

1. Формируется множество усиленных признаков  $\hat{X}^1$  для формализованной обучающей выборки  $\hat{G}^1$  [20].
2. В соответствии с методом формирования накопительных признаков [23] по усиленным признакам  $\hat{X}^1$  определяются накопительные признаки  $\hat{A}^1$ .
3. По полученным признакам  $\hat{A}^1$  формализованной обучающей выборки  $\hat{G}^1$  решается задача регрессии методом  $SVR$  по всей обучающей выборке с заданным значением  $\epsilon$ -чувствительности  $\epsilon_0$ , т. е. формируется

решающая функция  $f_0(\hat{a}, \varepsilon_0, \hat{G}^l)$  для предварительного определения значений возраста  $\tilde{y}_i$  (глобальная регрессия), т. е.  $\tilde{y}_i = f_0(\hat{a}, \varepsilon_0, \hat{G}^l)$ ,  $i = 1, n$ . При этом используется схема бутстраппинга для всей обучающей выборки.

4. Для каждого значения возраста  $y$  выделяется диапазон возрастов  $(y - d^-(y), y + d^+(y))$  со значениями отступа, зависящими от  $y$  и определяющимися экспертом исходя из специфики решаемой задачи: чем больше значение возраста, тем шире диапазон, но возможны и другие правила.

5. Внутри каждого диапазона по соответствующему подмножеству обучающей выборки  $\hat{G}^l: y_i \in (y - d^-(y), y + d^+(y))$  решается задача регрессии методом *SVR*, в которой чувствительность функции потерь  $\varepsilon(y)$  зависит от значения  $y$  и также определяется экспертом исходя из специфики решаемой задачи: чем больше значение  $y$ , тем ниже чувствительность, т. е. тем больше  $\varepsilon(y)$ . Таким образом, формируется решающая функция  $f_y(\hat{a}, \varepsilon(y), d^-(y), \hat{G}^l)$  для определения уточненного значения возраста. При этом, как и на шаге 4, используется схема бутстраппинга для каждого диапазона  $(y - d^-(y), y + d^+(y))$  обучающей выборки (трудными по-прежнему считаются примеры, не попавшие в полосу чувствительности  $\varepsilon(y)$ ).

Итогом реализации предложенного алгоритма является функция  $f_0(\hat{a}, \varepsilon_0, \hat{G}^l)$ , определяющая приближенное значение возраста  $y$  по всему диапазону возрастов  $(y_{\min}, y_{\max})$  (глобальная регрессия), и множество функций  $f_y(\hat{a}, \varepsilon(y), d^-(y), \hat{G}^l)$ , определяющих уточненное значение возраста на втором этапе (локальная регрессия).

### Общая схема предложенного подхода

Сочетание предложенных модификаций формирует общий подход для определения атрибутов личности по изображению лица.

**Предварительный этап.** Формирование усиленных признаков  $\hat{X}^l$  для обучающей выборки изображений [20].

**Этап 1.** Формирование решающей функции  $f_{\text{gender}}(\hat{x})$  для бинарной половой классификации объектов методом *SVM* по усиленным признакам с учетом предложенной процедуры бутстраппинга.

**Этап 2.** Формирование решающих функций  $f_M^{\text{race}}(\hat{x}), f_F^{\text{race}}(\hat{x})$  внутри каждой половой группы для множественной классификации объектов по расе с использованием бинарной классификации (схема — один против всех) с учетом предложенной процедуры бутстраппинга. Всего формируется по две решающие функции для каждой половой группы:

- функции  $f_M^C(\hat{x}), f_M^{AB}(\hat{x})$  выделяют среди объектов, отнесенных к классу мужчин, объекты, относящиеся к классам европеоидов и монголоидов, а оставшиеся объекты — к классу негроидов;

- функции  $f_M^C(\hat{x}), f_M^{AB}(\hat{x})$  показывают среди объектов, отнесенных к классу мужчин, объекты, относящиеся к классам европеоидов, и монголоидов, а оставшиеся объекты — к классу негроидов.

**Этап 3.** Формирование совокупности решающих функций для двухэтапной схемы определения возраста методом *SVR* для каждой расово-половой группы:

- формируются накопительные признаки  $\hat{A}^{l/p}$  [24] по усиленным признакам  $\hat{X}^{l/p}$  [20] обучающей выборки для каждого сочетания половой и расовой групп  $p, p = (1, 6)$ ;

- по накопительным признакам  $\hat{A}^{l/p}$  решается задача регрессии методом *SVR* по всей обучающей выборке расово-половой группы  $p$  с заданным значением  $\varepsilon$ -чувствительности  $\varepsilon_0^p$ , т. е. формируется решающая функция  $f_0^p(\hat{a}^p, \varepsilon_0^p)$  (в общем случае чувствительность  $\varepsilon$ -функции потерь может зависеть от расово-половой группы  $p$ ) для предварительного определения значения возраста (глобальная регрессия) для каждой расово-половой группы  $p$ ; в результате формируется шесть решающих функций, каждая из которых способна для любого объекта с определенными на предыдущих шагах атрибутами пол и раса вычислить приближенное значение атрибута возраст по усиленным признакам этого объекта; при формировании решающих функций  $f_0^p(\hat{a}^p, \varepsilon_0^p)$  по каждой расово-половой группе  $p$  применяется процедура бутстраппинга на всей обучающей выборке;

- для каждого значения возраста  $y^p$  в каждой расово-половой группе  $p$  выделяется диапазон возрастов  $(y^p - d^{p-}(y^p), y^p + d^{p+}(y^p))$  с значениями  $d^{p-}(y^p), d^{p+}(y^p)$  (в общем случае ширина диапазона может зависеть от расово-половой группы  $p$ ), которые определяются экспертом исходя из специфики решаемой задачи; внутри каждого диапазона, относящегося к значению  $y^p$ , по соответствующему подмножеству прецедентов  $(x_i^p, y_i^p): y_i^p \in (y^p - d^{p-}(y^p), y^p + d^{p+}(y^p)); p = (1, 6); i = (1, n^p); n^p$  — число прецедентов обучающей выборки в расово-половой группе  $p$ ; решается задача регрессии методом *SVR* (локальная регрессия), в которой чувствительность функции потерь  $\varepsilon^p(y^p)$  зависит от значения  $y^p$  и также определяется экспертом исходя из специфики решаемой задачи (в общем случае чувствительность  $\varepsilon$ -функции потерь может зависеть от расово-половой группы  $p$ ); в результате формируется совокупность решающих функций  $f_y^p[\hat{a}^p, \varepsilon^p(y^p), d^{p+}(y^p), d^{p-}(y^p)]$  для определения уточненного значения возраста для каждой расово-половой группы  $p$  и возраста  $y^p: p = (1, 6), y^p \in (y_{\min}^p, y_{\max}^p)$ ; при создании решающей функции  $f_y^p[\hat{a}^p, \varepsilon^p(y^p), d^{p+}(y^p), d^{p-}(y^p)]$  по каждой расово-половой группе  $p$  в каждом диапазоне возрастов  $(y^p - d^{p-}(y^p), y^p + d^{p+}(y^p))$  используется процедура бутстраппинга.

### Результаты экспериментов

Обучение классификаторов для определения атрибутов личности по изображению лица предполагает

наличие базы изображений с размеченными значениями пола, расы и возраста. В открытом доступе существует не так много подобных баз. При ее наличии с лицами без отметок о поле или расе возможна ручная обработка с целью введения соответствующих значений атрибутов. В случае с атрибутом возраст провести аналогичную процедуру практически невозможно, так как человек не может по изображению лица определить возраст.

Анализ доступных баз (FERET, MORPH, FG-NET, Mall, LFW) показал, что для решения задачи исследования точности половой, расовой и возрастной классификаций они могут быть использованы лишь ограниченно (можно исследовать точность определения отдельных атрибутов). Следует отметить, что большая часть баз содержат изображения, полученные при специальной съемке людей, что приводит к завышенным значениям качества классификации по сравнению с анализом изображений, полученных в реальных условиях. В связи с этим была решена задача формирования собственной базы изображений лиц по социальным сетям в интернете. Она существенно упрощается благодаря наличию специальных инструментов — сервис-агрегаторов данных из социальных сетей, которые позволяют производить поиск по всем доступным социальным сетям через единый интерфейс. С помощью простейших классификаторов по полу и расе выполнялась предварительная разметка загружаемых изображений по этим атрибутам. Затем все полученные изображения просматривались вручную с целью проверки и уточнения пола и расы. В итоге была сформирована база BigSample, содержащая 169 629 изображений лиц.

В качестве критерия оценки качества классификации по полу и расе использовалась метрика Accuracy, определяющая долю правильно классифицированных изображений в тестовой выборке.

Результаты исследования приведены в табл. 1, 2.

Анализ полученных результатов позволяет сделать следующие выводы:

- точность половой классификации известным методом SVM на основе LBP на базе изображений BigSample практически совпадает с опубликованными результатами [7, 25], полученными по реальным изображениям из сети интернет (разница в точности составляет менее 1 %); несколько более высокая точность половой классификации по базам FERET и MORTH объясняется использованием в них, в отличие от базы BigSample, специально подготовленных изображений;

- применение процедуры бутстраппинга приводит к повышению точности половой и расовой классификаций как для специально подготовленных баз изображений лиц людей, так и для реальных изображений из сети интернет примерно на 10 % по сравнению с базовым методом;

- совместное использование усиленных признаков LBP, процедуры бутстраппинга и последовательного определения атрибута раса после определения атрибута пол приводит к повышению точности расовой классификации на 15 % по сравнению с базовым алгоритмом.

При исследовании точности возрастной классификации был взят наиболее распространенный критерий Mean Absolute Error (MAE), вычисляющий среднее абсолютное отклонение предсказанных решающей функцией значений возраста для объектов тестовой выборки от истинных значений возраста [2, 15, 16]. Результаты исследования точности возрастной классификации сведены в табл. 3.

Исходя из данных, представленных в табл. 3, можно сделать следующие выводы:

- использование предложенной модификации двухэтапной схемы восстановления регрессии для воз-

Таблица 1

### Результаты исследования точности половой классификации

Метод		SVM	SVM	SVM + бутстраппинг
Признак		LBP	Усиленные LBP	Усиленные LBP
Accuracy, %	FERET	86	86	94
	MORPH	87	87	95
	BigSample	79	78	92

Таблица 2

### Результаты исследования точности расовой классификации

Метод		SVM	SVM + бутстраппинг	SVM + бутстраппинг в выделенной половой группе	Расовая классификация после половой группы
Признак		LBP	Усиленные LBP	Усиленные LBP	Усиленные LBP
Accuracy, %	Mall	84	88	94	93
	BigSampe	80	85	93	92

Таблица 3

## Результаты исследования точности возрастной классификации

Алгоритм		Двухэтапный SVR	Двухэтапный SVR + «плавающие» границы + бутстраппинг	Двухэтапный SVR+ «плавающие» границы + бутстраппинг внутри заданной расово-половой группы	Возрастная классификация после расово-половой группы
Признак		<i>LBP</i>	Усиленные <i>LBP</i>	Усиленные <i>LBP</i>	Усиленные <i>LBP</i>
MAE	FG-NET	4,65	4,43	4,30	4,31
	MORPH	4,61	4,42	4,28	4,29
	BigSample	8,07	6,72	6,08	6,09

растной классификации совместно с использованием усиленных признаков описания изображения приводит к повышению точности определения данного атрибута на реальных изображениях лиц людей примерно на 2 года по критерию MAE на базе изображений лиц людей из сети интернет.

- некоторое снижение точности определения возраста в процессе реализации предложенного метода объясняется тем, что классификатор иногда допускает ошибки в определении пола и расы; это приводит к тому, что на этапе определения возраста применяется решающая функция, обученная на чужой расово-половой группе.

### Заключение

В настоящей работе предложен подход к определению атрибутов личности по изображению на основе использования усиленных локальных бинарных шаблонов в качестве признакового описания изображения. В процессе классификации по полу и расе стандартный подход на основе метода опорных векторов модифицирован за счет применения процедуры бутстраппинга (обучения на трудных примерах), а для повышения точности определения возраста предложено объединить идею использования накопительных признаков с двухэтапной регрессией на основе опорных векторов. При этом все расчеты проводятся только по усиленным признакам.

Дополнительное повышение точности при определении возраста достигается за счет использования «плавающих», а не фиксированных границ возрастных диапазонов на втором этапе двухэтапной схемы восстановления регрессии и процедуры бутстраппинга.

Проведенные исследования показали, что каждая из предложенных модификаций повышает точность определения всех атрибутов, что позволяет рекомендовать предложенный алгоритм для решения задачи половой, расовой и возрастной классификаций изображений лиц людей для применения в системах компьютерного зрения.

Работа выполнена при поддержке РФФИ (проект № 14-01-00671а).

### Литература

1. Fu Y., Xu Y., Huang T.S. Estimating Human Ages by Manifold Analysis of Face Pictures and Regression On Aging Features // Proc. IEEE Conf. Multimedia and Expo. 2007. Pp. 1383—1386.
2. Cootes T., Edwards G., Taylor C. Active Appearance Models // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2001. V. 23 (6). Pp. 681—685.
3. Montillo A., Ling H. Age Regression from Faces Using Random Forests // Proc. IEEE Intern. Conf. Image Proc. 2009. Pp. 2437—2440.
4. Lian H.C., Lu B.L. Multi-view Gender Classification Using Local Binary Patterns and Support Vector Machines // Intern. J. Neural Syst. 2008. V. 17 (6). Pp. 479—487.
5. Shan C. Learning Local Binary Patterns for Gender Classification on Real-world Face Images // Pattern Recognition Lett. 2012. V. 33 (4). Pp. 431—437.
6. Yilionias J., Hadid A., Hong X., Pietikainen M. Age Estimation Using Local Binary Patterns Kernel Density Estimate // Proc. IEEE Intern. Conf. on Image Analysis and Proc. 2013. Pp. 141—150.
7. Hadid A., Pietikainen M. Combining Appearance and Motion for Face and Gender Recognition from Videos // Pattern Recognition Lett. 2009. V. 42 (11). Pp. 2818—2827.
8. Mäkinen E., Räsänen R. Evaluation of Gender Classification Methods with Automatically Detected and Aligned Faces // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2008. V. 30 (3). Pp. 541—548.
9. Moghaddam B., Yang M. Learning Gender with Support Faces // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. V. 24 (5). Pp. 707—711.
10. Baluja S., Rowley H. Boosting Sex Identification Performance // Computer Vision. 2007. V. 71 (1). Pp. 11—19.
11. Han H., Jain A. Age, Gender and Race Estimation from Unconstrained Face Images // MSU Tech. Rep. 2014. MSU-CSE-14-5.
12. Guo G., Mu G., Fu Y., Huang T. Human Age Estimation Using Bio-inspired Features // Proc. IEEE Intern. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009. Pp. 112—119.
13. Chang K.Y., Chen C.S., Hung Y.P. A Ranking Approach for Human Age Estimation Based on Face

Images // Proc. IEEE Intern. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2010. Pp. 3396—3399.

14. **Chang K.Y., Chen C.S., Hung Y.P.** Ordinal Hyperplanes Ranker with Cost Sensitivities for Age Estimation // IEEE Intern. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011. Pp. 585—593.

15. **Рыбинцев А.В., Лукина Т.М., Конушин В.С., Конушин А.С.** Возрастная классификация людей по изображению лица на основе метода ранжирования и локальных бинарных шаблонов // Системы и средства информатики. 2013. Т. 23 (2). С. 48—59.

16. **Laptev I.** Improvements of Object Detection Using Boosted Histograms // Image and Vision Computing. 2009. V. 27 (5). Pp. 535—544.

17. **Guo G., Fu Y., Dyer C., Huang T.** Image-based Human Age Estimation by Manifold Learning and Locally Adjusted Robust Regression // IEEE Trans. on Image Proc. 2008. V. 17 (7). Pp. 1178—1188.

18. **Рыбинцев А.В., Конушин В.С., Конушин А.С.** Последовательная половая и возрастная классификация людей по изображению лица на основе ранжированных локальных бинарных шаблонов // Компьютерная оптика. 2015. Т. 39 (5). С. 762—769.

19. **Маенраа Т.** The Local Binary Pattern Approach to Texture Analysis — Extensions and Applications. Oulu: Oulu University Press, 2003.

20. **Рыбинцев А.В.** Снижение размерности пространства *LBP*-признаков в задаче определения атрибутов личности по изображению лица // Вестник МЭИ. 2016. № 1. С. 33—38.

21. **Ling C. X., Huang J., Zhang H.** AUC: a Statistically Consistent and More Discriminating Measure Than Accuracy // Proc. Intern. Conf. on Artificial Intelligence. 2003. Pp. 519—524.

22. **Вьюгин В.В.** Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования. М.: МЦМНО, 2013.

23. **Chen K., Gong S., Xiang T.** Cumulative Attribute Space for Age and Crowd Density Estimation // Proc. IEEE Intern. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013. Pp. 2467—2474.

24. **Guo G., Zhang C.** A Study on Cross-Population Age Estimation // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014. Pp. 4257—4263.

25. **Chen C., Ross A.** Evaluation of Gender Classification Methods on Thermal and Near-Infrared Face Images // Proc. Intern. Joint Conf. Biometrics (IJCB). 2011. Pp. 367—374.

## References

1. **Fu Y., Xu Y., Huang T.S.** Estimating Human Ages by Manifold Analysis of Face Pictures and Regression On Aging Features. Proc. IEEE Conf. Multimedia and Expo. 2007:1383—1386.

2. **Cootes T., Edwards G., Taylor C.** Active Appearance Models. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2001;23 (6):681—685.

3. **Montillo A., Ling H.** Age Regression from Faces Using Random Forests. Proc. IEEE Intern. Conf. Image Proc. 2009:2437—2440.

4. **Lian H.C., Lu B.L.** Multi-view Gender Classification Using Local Binary Patterns and Support Vector Machines. Intern. J. Neural Syst. 2008;17 (6):479—487.

5. **Shan C.** Learning Local Binary Patterns for Gender Classification on Real-world Face Images. Pattern Recognition Lett. 2012;33 (4):431—437.

6. **Yilionias J., Hadid A., Hong X., Pietikainen M.** Age Estimation Using Local Binary Patterns Kernel Density Estimate. Proc. IEEE Intern. Conf. on Image Analysis and Proc. 2013:141—150.

7. **Hadid A., Pietikainen M.** Combining Appearance and Motion for Face and Gender Recognition from Videos. Pattern Recognition Lett. 2009;42 (11):2818—2827.

8. **Makinen E., Raisamo R.** Evaluation of Gender Classification Methods with Automatically Detected and Aligned Faces. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2008;30 (3):541—548.

9. **Moghaddam B., Yang M.** Learning Gender with Support Faces. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002;24 (5):707—711.

10. **Baluja S., Rowlay H.** Boosting Sex Identification Performance. Computer Vision. 2007;71 (1):11—19.

11. **Han H., Jain A.** Age, Gender and Race Estimation from Unconstrained Face Images. MSU Tech. Rep. 2014. MSU-CSE-14-5.

12. **Guo G., Mu G., Fu Y., Huang T.** Human Age Estimation Using Bio-inspired Features. Proc. IEEE Intern. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009:112—119.

13. **Chang K.Y., Chen C.S., Hung Y.P.** A Ranking Approach for Human Age Estimation Based on Face Images. Proc. IEEE Intern. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2010:3396—3399.

14. **Chang K.Y., Chen C.S., Hung Y.P.** Ordinal Hyperplanes Ranker with Cost Sensitivities for Age Estimation. IEEE Intern. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011:585—593.

15. **Rybintsev A.V., Lukina T.M., Konushin V.S., Konushin A.S.** Vozrastnaya Klassifikatsiya Lyudey po Izobrazheniyu Litsa na Osnove Metoda Ranzhirovaniya i Lokal'nyh Binarnykh Shablonov. Sistemy i Sredstva Informatiki. 2013;23 (2):48—59. (in Russian).

16. **Laptev I.** Improvements of Object Detection Using Boosted Histograms. Image and Vision Computing. 2009;27 (5):535—544.

17. **Guo G., Fu Y., Dyer C., Huang T.** Image-based Human Age Estimation by Manifold Learning and Locally Adjusted Robust Regression. IEEE Trans. on Image Proc. 2008;17 (7):1178—1188.

18. **Rybintsev A.V., Konushin V.S., Konushin A.S.** Posledovatel'naya Polovaya i Vozrastnaya Klassifikatsiya Lyudey po Izobrazheniyu Litsa na Osnove Ranzhirovannyh Lokal'nyh Binarnyh Shablonov. *Komp'yuternaya Optika*. 2015;39 (5):762—769. (in Russian).

19. **Маенраа Т.** The Local Binary Pattern Approach to Texture Analysis — Extensions and Applications. Oulu: Oulu University Press, 2003.

20. **Rybintsev A.V.** Snizhenie Razmernosti Prostranstva *LBP*-priznakov v Zadache Opredeleniya Atributov Lichnosti po Izobrazheniyu Litsa. *Vestnik MPEI*. 2016;1:33—38. (in Russian).

21. **Ling C. X., Huang J., Zhang H.** AUC: a Statistically Consistent and More Discriminating Measure Than Accuracy. *Proc. Intern. Conf. on Artificial Intelligence*. 2003:519—524.

22. **V'yugin V.V.** Matematicheskie Osnovy Teorii Mashinnogo Obucheniya i Prognozirovaniya. M.: MTSMNO, 2013. (in Russian).

23. **Chen K., Gong S., Xiang T.** Cumulative Attribute Space for Age and Crowd Density Estimation. *Proc. IEEE*

*Intern. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2013: 2467—2474.

24. **Guo G., Zhang C.** A Study on Cross-Population Age Estimation. *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014:4257—4263.

25. **Chen C., Ross A.** Evaluation of Gender Classification Methods on Thermal and Near-Infrared Face Images. *Proc. Intern. Joint Conf. Biometrics (IJCB)*. 2011:367—374.

---

#### Сведения об авторе

---

**Рыбинцев Андрей Владимирович** — аспирант кафедры математического моделирования НИУ «МЭИ», e-mail: AVRybintsev@gmail.com

---

#### Information about author

---

**Rybintsev Andrey V.** — Ph.D.-student of Mathematical Modeling Dept., NRU MPEI, e-mail: AVRybintsev@gmail.com

*Статья поступила в редакцию 12.12.2016*