

УДК 004.932.2

DOI: 10.24160/1993-6982-2018-6-103-109

Повышение качества определения атрибутов личности по изображению лица путем усечения обучающей выборки

А.В. Рыбинцев

Для повышения качества определения атрибутов личности (пол, раса, возраст) по изображению лица при последовательном определении указанных атрибутов предложено использовать процедуру бутстраппинга, т. е. обучения на трудных примерах, которая ранее применялась для решения задачи выделения заданного объекта на изображении. Она предполагает разделение обучающей выборки на две части, предварительное формирование решающей функции по первой части, классификацию изображений второй части с помощью полученной решающей функции с выделением всех ошибочно классифицированных объектов, которые затем добавляются к первой части с последующим повторным обучением. Снижение эффекта переобучения решающей функции достигается за счет исключения из сформированной на втором этапе обучающей выборки наиболее трудных для классификации примеров, которые являются нетипичными представителями классифицируемых объектов. Подобный подход назван усеченным бутстраппингом.

Предложенная процедура применяется в сочетании с методом опорных векторов для бинарной (определение пола) и множественной (определение расы) классификаций и совместно с регрессией на основе опорных векторов (определение возраста). Важной особенностью работы процедуры усеченного бутстраппинга в методе последовательного определения атрибутов личности является исключение из обучающей выборки случайно попавших в нее самых плохих прецедентов: сначала на этапе определения пола, затем на этапе определения расы и, наконец, при определении возраста.

Использование предложенного подхода позволило повысить качество формирования решающих функций для определения атрибутов личности при наличии в обучающей выборке нетипичных прецедентов, попавших в нее по ошибке, и сохранить точность классификации, достигнутой методом последовательного определения атрибутов личности по изображению лица.

Ключевые слова: машинное обучение, локальные бинарные шаблоны, метод опорных векторов, усеченный бутстраппинг, классификация изображений.

Для цитирования: Рыбинцев А.В. Повышение качества определения атрибутов личности по изображению лица путем усечения обучающей выборки // Вестник МЭИ. 2018. № 6. С. 103—109. DOI: 10.24160/1993-6982-2018-6-103-109.

Improving the Quality of Identifying Personality Attributes from a Face Image by Using a Truncated Learning Sample

A.V. Rybintsev

For improving the quality of identifying the attributes of a person, such as sex, race, and age from a face image in the course of sequentially determining these attributes, it is proposed to use the bootstrapping procedure, i.e., learning on "hard" examples, which was previously used for separating the specified object on an image. The bootstrapping procedure involves splitting the training sample into two parts, pre-shaping the decision function based on the first part, classifying the images of the second part using the obtained decision function, and separating all incorrectly classified objects, which are then added to the first part with subsequent retraining. The decision function excessive training effect is reduced by excluding the most difficult to classify examples, which are non-typical representatives of the classified objects, from the training sample formed at the second stage. This approach is called a truncated bootstrapping.

The proposed procedure is applied in combination with the support vector machine for carrying out binary classification (determination of sex) and multiple classification (determination of race), and in conjunction with support vector based regression (determination of age). An important feature pertinent to operation of the proposed truncated bootstrapping procedure in the method of sequentially identifying person attributes is that the worst precedents randomly fallen in the training sample are excluded from it: first at the stage of determining the sex, then at the stage of determining the race, and finally at the stage of determining the age.

Application of the proposed approach made it possible to improve the quality of producing the decision functions for determining the person attributes when the training sample contains non-typical precedents that fell into it by mistake, and to preserve the accuracy of the classification achieved through sequentially determining the person attributes from the face image.

Key words: machine learning, local binary patterns, support vector machine, truncated bootstrapping, classification of images.

For citation: Rybintsev A.V. Improving the Quality of Identifying Personality Attributes from a Face Image by Using a Truncated Learning Sample. MPEI Vestnik. 2018;6:103—109. (in Russian). DOI: 10.24160/1993-6982-2018-6-103-109.

Введение

Задаче определения атрибутов личности по изображению лица посвящены многочисленные исследования. Основными атрибутами личности, определение которых имеет первостепенное значение, являются пол человека, его раса и возраст. В общем виде процедура определения указанных атрибутов включает следующие этапы: поиск и выделение изображения лица на общем изображении, его нормализацию (приведение к фронтальному виду, выравнивание относительно линии глаз и т. д.), вычисление вектора признаков и собственно классификация. Пристальное внимание уделяется последним двум этапам, так как именно от них в наибольшей степени зависит качество решения рассматриваемой задачи.

В публикациях, посвященных рассматриваемой задаче, на этапе формирования вектора признаков изображения применяются методы: активной модели формы (ASM, Active Shape Model), использующей антропометрические точки на изображении лица; активной модели внешности (AAM, Active Appearance Model), работающей с антропометрическими точками и текстурой изображения; локальных бинарных шаблонов (LBP, Local Binary Patterns), выполняющих специальные преобразования пикселей изображения. На этапе классификации используются методы: опорных векторов (SVM, Support Vector Machine), формирующий разделяющую классы гиперплоскость, максимизируя зазор между классами, бустинга (Adaboost), основанный на последовательном применении композиции алгоритмов классификации, и регрессии (SVR, Support Vector Regression) на основе опорных векторов (табл. 1).

Настоящая работа предполагает развитие метода последовательного определения атрибутов личности (пола, расы, возраста) по изображению лица, предложенного в [7, 10]. Метод предполагает следующий порядок определения указанных атрибутов: «пол» → «раса» → приближенное значение атрибута «возраст» → уточненное значение атрибута «возраст». Главными идеями являются учет на каждом следующем этапе результатов предыдущего и формирование единой процедуры, которая может быть остановлена

Таблица 1

Основные методы определения атрибутов личности

Атрибут	Метод формирования вектора признаков изображения	
	ASM/AAM	LBP
Пол	SVM [1, 2]	SVM [4] Adaboost [5]
Раса	SVM [3]	Adaboost [6] SVM [7, 8]
Возраст (значение)	SVR [9]	SVR [7, 10]

на любом шаге в зависимости от специфики решаемой задачи: определение только атрибута «пол» или атрибутов «пол» и «раса», или атрибутов «пол», «раса» и приближенного значения атрибута «возраст», или определение всех атрибутов.

Специфика метода заключается в том, что он требует использования большого объема прецедентов в обучающей выборке, при формировании которой применяют различные инструменты автоматизированного отбора изображений лиц людей из доступных открытых источников в сети Internet. При этом среди отобранных изображений могут оказаться нежелательные. Например, лица людей, использующих грим для изменения внешности, что существенно меняет не только возраст, но и пол, и даже расу человека. При анализе подобного изображения человек легко выявит явное несоответствие заявленных и наблюдаемых значений атрибутов, но использование автоматизированных процедур формирования обучающей выборки при большом ее объеме исключает стадию детального анализа человеком каждого изображения, что приведет к включению изображения в формируемую обучающую выборку. В свою очередь, наличие нетипичного прецедента в обучающей выборке повлияет на формирование решающей функции, которая станет излишне настроенной на текущую выборку (эффект переобучения), что ухудшит ее предсказательную способность при классификации других изображений. В связи с этим необходима процедура, позволяющая уменьшить влияние подобных нежелательных прецедентов при построении решающих функций на всех этапах метода последовательного определения атрибутов личности. Такой процедурой является процедура усеченного бутстраппинга.

Задачей настоящей работы — обоснование процедуры усеченного бутстраппинга для повышения качества определения атрибутов личности по изображению лица модифицированным методом последовательного их определения.

Модификация метода последовательного определения атрибутов личности по изображению лица

В качестве признакового описания изображения метод последовательного определения атрибутов личности использует локальные бинарные шаблоны [11]. Главная сложность их применения заключается в очень большой размерности пространства признаков. В работе [12] предложен подход по снижению размерности пространства, основанный на использовании априорной информации о лице (симметричности и различной информативности отдельных участков изображения лица). Это позволило снизить размерность пространства признаков примерно в 10 раз. Данные признаки изображения называют усиленными, обозначают \hat{x}_p и именно их используем в процессе классификации в настоящей работе.

Рассмотрим предлагаемую модификацию на примере половой классификации. В качестве исходного алгоритма возьмем метод опорных векторов с «мягким» зазором [13], в котором алгоритму разрешено допускать ошибки (случай линейно неразделимой выборки), но величина этих ошибок минимизируется. Предлагаемая модификация основана на применении процедуры бутстраппинга — обучении на «трудных» примерах [14, 15]. Традиционно бутстраппинг необходим при идентификации заданного объекта на изображении, содержащем множество самых разнообразных (похожих) объектов (например, выделении пешехода на изображении улицы, где может находиться множество людей в автомобилях, на велосипедах и рекламных плакатах). 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.

Применительно к рассматриваемой задаче идея использования процедуры бутстраппинга состоит в следующем.

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 [5].

Предлагаемая процедура бутстраппинга включает три шага.

Обучающая выборка \hat{G}^l случайным образом делится на две части \hat{G}_1^l и \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 .

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

Ошибочно классифицированные объекты, выбранные на втором шаге, добавляются к обучающей выборке \hat{G}_1^l , т. е. формируется расширенная «трудными» примерами новая обучающая выборка \hat{G}_{1new}^l , по которой проходит переобучение, т. е. окончательно формируется решающая функция f .

Важным условием применимости предложенной процедуры является большая размерность исходной обучающей выборки (тысячи объектов). Для рассматриваемой задачи это условие легко выполнимо, так как формирование необходимого количества изображений лиц людей с известными атрибутами с помощью открытых источников в сети Internet не является проблемой.

Использование процедуры бутстраппинга приводит к тому, что решающая функция f (разделяющая классы гиперплоскость) излишне настраивается на «трудные»

примеры, часть из которых может носить случайный характер, т. е. быть «шумом». Подобное ложное обучение может снизить предсказательную способность решающей функции f .

Для снижения вероятности ложного обучения введем следующую модификацию в процедуру бутстраппинга применительно к методу SVM с «мягким» зазором.

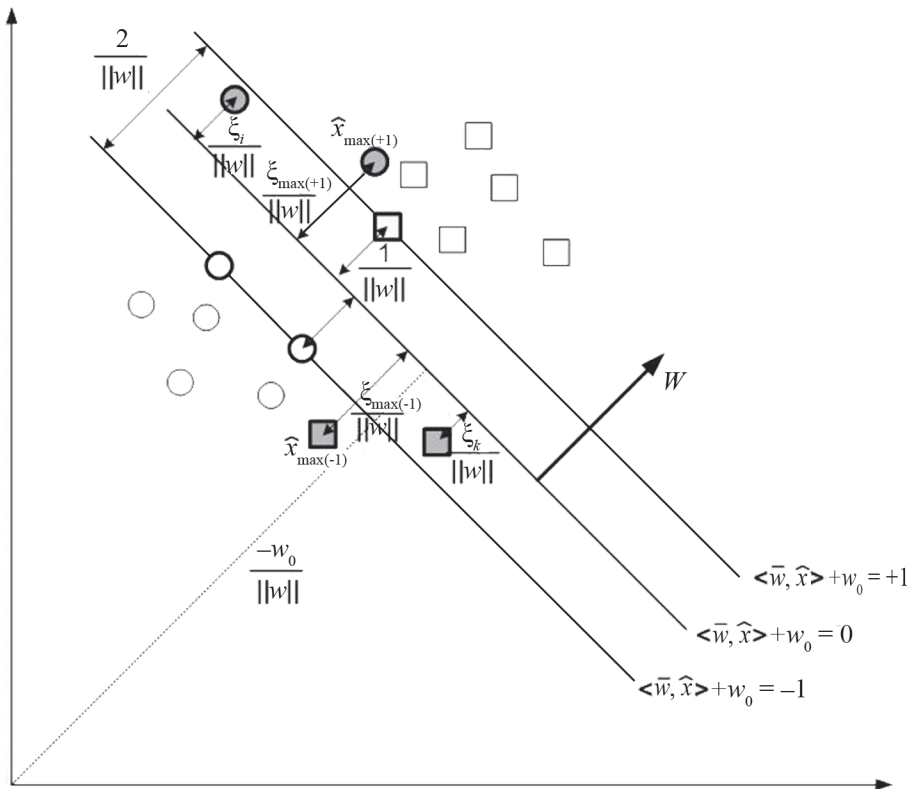
Пусть при использовании процедуры бутстраппинга на втором этапе алгоритма выделены «трудные» примеры $\hat{x}_i \subset \hat{G}_2^l$, на которых решающая функция допустила ошибку. Найдем среди ошибочно классифицированных объектов два объекта разных классов $\hat{x}_{\max(+1)}$ и $\hat{x}_{\max(-1)}$ с максимальными расстояниями $\xi_{\max(+1)}$ и $\xi_{\max(-1)}$ от соответствующей границы зазора между классами (рисунок) и исключим их из множества «трудных» примеров, добавленных к обучающей выборке \hat{G}_1^l на третьем этапе процедуры бутстраппинга при формировании новой обучающей выборки \hat{G}_{1new}^l . Предложенную процедуру назовем алгоритмом усеченного бутстраппинга.

В качестве обоснования целесообразности применения данного алгоритма приведем следующее рассуждение. Если «самые трудные» для классификации примеры $\hat{x}_{\max(+1)}$ и $\hat{x}_{\max(-1)}$ действительно являются «шумом» и не учитываются методом SVM с «мягким» зазором в процессе формирования решающей функции f , то их исключение из расширенной обучающей выборки \hat{G}_{1new}^l — обосновано.

Если же данные объекты — типичные представители соответствующих классов, то в обучающей выборке \hat{G}_{1new}^l непременно будут присутствовать аналогичные объекты (выборки \hat{G}_1^l , \hat{G}_2^l сформированы случайным образом и содержат тысячи объектов), и исключение этих двух практически не повлияет на итоговый результат.

В соответствии с методом последовательного определения атрибутов личности по изображению лица [7] для определения атрибута «раса» используется множественная классификация по схеме «один против всех». В рамках данного подхода сначала в результате предложенной модификации бинарной классификации выделяются объекты, относящиеся к классу «европеиды», а потом оставшиеся объекты разделяются модифицированной бинарной классификацией на «монголоидов» и «негроидов». Таким образом, предложенная процедура усеченного бутстраппинга работает при каждой бинарной классификации и позволяет сформировать две решающие функции: выделение объектов, относящихся к классу «европеиды», а потом разделение оставшихся объектов на классы «монголоиды» и «негроиды». Отметим, что в соответствии с методом последовательного определения атрибутов личности, указанные классификации проводятся внутри выделенных половых групп [7].

Важно, что выделенные на этапе половой классификации «самые трудные» примеры навсегда удаляют-



Выделение «самых трудных» примеров в процедуре усеченного бутстраппинга:

$\langle \cdot, \cdot \rangle$ — скалярное произведение векторов; \hat{x} — вектор усиленных признаков; \bar{w} — ортонормированные векторы к разделяющей гиперплоскости; w_0 — вспомогательный параметр (сдвиг гиперплоскости); ξ — величина ошибки

ся из обучающей выборки и не участвуют в формировании решающих функций для определения атрибута «раса». Аналогично «самые трудные» примеры, выделенные на этапе расовой классификации, также навсегда удаляются из обучающей выборки и не участвуют в возрастной классификации.

На этапе определения возраста в методе последовательного определения атрибутов личности по изображению лица [9], используется двухэтапная схема восстановления регрессии на основе регрессии по опорным векторам [16].

Базовая идея двухэтапной регрессии для определения возраста состоит в следующем [10, 16]. На первом этапе вычисляется приближенное значение возраста по решающей функции $f_0(\hat{x})$, определяемой на основе регрессии, построенной по обучающей выборке \hat{G}^l по всему диапазону возрастов (y_{\min}, y_{\max}). На втором этапе это значение уточняется 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 [10, 16], назовем используемую на первом этапе регрессию глобальной, а на втором этапе — локальной.

В работе [10] подробно описана процедура формирования совокупности решающих функций для возрастной классификации, основанной на двухэтапной

регрессии с ε -чувствительной функцией потерь в рамках метода последовательного определения атрибутов личности по изображению лица. Проанализируем модификацию данной процедуры за счет включения в нее идеи усеченного бутстраппинга.

Пусть, по-прежнему, обучающая выборка \hat{G}^l , из которой на этапах половой и расовой классификаций удалены самые «трудные» примеры, делится на 2 части (\hat{G}_1^l, \hat{G}_2^l) в соотношении 1 к 2. По выборке \hat{G}_1^l методом SVR сформируем предварительную решающую функцию, с помощью которой по выборке \hat{G}_2^l проведем обучающее тестирование и выделим «трудные» примеры (примеры, не попавшие в полосу чувствительности ε). Из данных «трудных» примеров найдем два «самых трудных», значение возраста которых максимально отличается от предсказанного значения в большую и меньшую стороны. Эти прецеденты навсегда удалим из обучающей выборки, далее в процедуре формирования решающей функции они не участвуют. По сформированной выборке $\hat{G}_{1_{new}}^l$ окончательно сформируем решающую функцию для приближенного определения возраста на первом этапе двухэтапной схемы возрастной классификации.

На втором этапе двухэтапной схемы определения возраста (локальной регрессии) в соответствии с базовым алгоритмом [16] весь интервал возрастов поделим

Таблица 2

Исследования точности определения атрибута «возраст» по критерию MAE

Состав обучающей выборки	Метод			
	SVR			последовательное определение с усеченным бутстраппингом
	без бутстраппинга	с бутстраппингом	с усеченным бутстраппингом	
только «хорошие» прецеденты	8,07	6,72	6,72	6,09
с добавлением «плохих» прецедентов	8,13	6,87	6,72	6,09

на непересекающиеся диапазоны, по которым методом SVR определим решающие функции для каждого из них. При этом на этапе локальной регрессии используем бутстраппинг, но без выделения «самых трудных» примеров, так как они были удалены из обучающей выборки на этапе глобальной регрессии.

Результаты экспериментов

Традиционно для исследования точности определения атрибутов личности по изображению лица различными методами используются существующие открытые базы изображений лиц (FERET, MORPH, FG-NET, Mall, LFW). В них, в силу специальной подготовленности для решения задач классификации, отсутствуют прецеденты, значения атрибутов которых не соответствуют наблюдаемым значениям, т. е. нет загримированных лиц или лиц с ошибочными значениями атрибутов. Данная особенность приводит к завышенному значению показателей качества определения атрибутов. Так, в [17, 18] при определении возраста по критерию Mean Absolute Error (MAE) получены значения порядка четырех лет. При использовании реальных изображений лиц людей из сети Internet данный показатель может увеличиться вдвое. Поэтому, как и в [8, 10], для исследования точности определения атрибутов личности по изображению лица с помощью метода усеченного бутстраппинга использовалась собственная база изображений, полученная по открытым источникам в сети Internet. В нее были специально добавлены изображения с заведомо ложными значениями атрибутов «пол», «раса» и «возраст»: неправильными значениями одного, двух и всех трех атрибутов.

Результаты экспериментов показали, что применение процедуры усеченного бутстраппинга позволяет последовательно удалить из обучающей выборки сначала все прецеденты с ошибками в определение атрибута «пол», потом все прецеденты с ошибками в атрибуте «раса» и, наконец, прецеденты с наибольшими ошибками в атрибуте «возраст». Таким образом, полученный в соответствии с методом последовательного определения атрибутов личности по изображению лица набор классификаторов дает те же значения точности, что и в [8, 10], даже при наличии «плохих»

прецедентов в обучающей выборке. Результаты исследования точности определения атрибута «возраст» по реальным изображениям лиц людей из сети Internet по критерию MAE приведены в табл. 2. Снижение качества определения атрибута «возраст» при добавлении «плохих» прецедентов объясняется тем, что метод SVR как без обычного, так и без усеченного бутстраппинга, учитывает «плохие» примеры при построении регрессии, что приводит к ухудшению предсказательной способности решающей функции.

Заключение

Предложен подход, позволяющий повысить качество формирования решающих функций в методе последовательного определения атрибутов личности по изображению лица, названный усеченным бутстраппингом. Его основной идеей является предварительное формирование решающей функции по части обучающей выборки с последующим тестированием на оставшейся части выборки с целью выявления так называемых «трудных» примеров (прецедентов, на которых решающая функция допустила ошибку) и использованием их для повторного формирования решающей функции. Из всех «трудных» примеров удаляются «самые трудные», имеющие максимальное отклонение от разделяющей гиперплоскости. Данная операция позволяет исключить из обучающей выборки нетипичные прецеденты, ошибочно попавшие в нее на этапе автоматизированного формирования выборки, что снижает эффект излишней настройки (переобучения) решающей функции на текущую обучающую выборку.

Проведенные исследования показали, что применение усеченного бутстраппинга в методе последовательного определения атрибутов личности по изображению лица сохраняет точность определения атрибутов личности по изображению лица при наличии в обучающей выборке прецедентов с заведомо ложными значениями атрибутов, что дает возможность рекомендовать предложенный алгоритм для применения в системах компьютерного зрения.

Следует отметить, что предложенная процедура может быть применена к другим методам машинного обучения для повышения качества формирования решающих правил.

Литература

References

1. **Moghaddam B., Yang M.** Learning Gender with SuPp.r.t Faces // IEEE Trans. and Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. V. 24 (5). Pp. 707—711.
2. **Deshmukh D.** Gender Recognition from Model's Face Using SVM Algorithm // Intern. J. Eng. Trends and Techn. 2014. V. 10. No. 1. Pp. 13—18.
3. **Demirkus M., Garg K., Guler S.** Automated Person Categorization for Video Surveillance Using Soft Biometrics // Proc. Biometrics Techn. for Human Identification. 2010. V. 7667. Pp. 564—576.
4. **Zamwar S.C., Ladhake S.A.** Human Face Detection and Tracking for Age Rank, Weight and Gender Estimation based on Face Images utilizing Raspberry Pi Processor // Intern. Research J. Eng. and Techn. 2017. V. 4 (2). Pp. 185—188.
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. **Yang Z., Ai H.** Demographic Classification with Local Binary Patterns // Proc. IEEE Intern. Conf. Biometrics. 2007. Pp. 464—473.
7. **Kazimov T., Mahmudova S.** About a Method of Recognition of Race and Ethnicity of Individuals Based on Portrait Photographs // Intelligent Control and Automation. 2014. No. 5. Pp. 120—125.
8. **Рыбинцев А.В.** Последовательное определение атрибутов личности по изображению лица на основе ранжированных LBP-признаков // Вестник МЭИ. 2017. № 5. С. 121—129.
9. **Luu K., Ricanek K., Bui T., Suen C.** Age Estimation Using Active Appearance Model and Support Vector Machine Regression // Proc. IEEE 3rd Intern. Conf. Biometrics: Theory, Appl. and Syst. 2009. Pp. 1—5.
10. **Rybintsev A.** Age Estimation from a Face Image in a Selected Gender-Race Group based on Ranked Local Binary Patterns // Complex & Intelligent Syst. 2017. V. 3 (2). Pp. 93—104.
11. **Maenpaa T.** The Local Binary Pattern Approach to Texture Analysis — Extensions and Applications. Oulu University Press, 2003.
12. **Рыбинцев А.В.** Сокращение размерности пространства LBP-признаков в задачах определения атрибутов личности по изображению лица // Вестник МЭИ. 2016. № 1. С. 33—38.
13. **Вьюгин В.В.** Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования. М.: МЦМНО, 2013.
14. **Champagne C., McNairn H., Daneshfar B., Shang J.** A Bootstrap Method for Assessing Classification Accuracy and Confidence For Agricultural Land Use Mapping in Canada // Intern. J. of Appl. Earth Observation and Geoinformation. 2014. V. 29. Pp. 44—52
15. **Felzenszwalb P.F., Girchik R.B., McAllester D., Ramanan D.** Object Detection with Discriminatively

1. **Moghaddam B., Yang M.** Learning Gender with SuPp.r.t Faces. IEEE Trans. and Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002;24 (5):707—711.
2. **Deshmukh D.** Gender Recognition from Model's Face Using SVM Algorithm. Intern. J. Eng. Trends and Techn. 2014;10;1:13—18.
3. **Demirkus M., Garg K., Guler S.** Automated Person Categorization for Video Surveillance Using Soft Biometrics. Proc. Biometrics Techn. for Human Identification. 2010;7667:564—576.
4. **Zamwar S.C., Ladhake S.A.** Human Face Detection and Tracking for Age Rank, Weight and Gender Estimation based on Face Images utilizing Raspberry Pi Processor. Intern. Research J. Eng. and Techn. 2017;4 (2):185—188.
5. **Shan C.** Learning Local Binary Patterns for Gender Classification on Real-World Face Images. Pattern Recognition Lett. 2012;33 (4):431—437.
6. **Yang Z., Ai H.** Demographic Classification with Local Binary Patterns. Proc. IEEE Intern. Conf. Biometrics. 2007:464—473.
7. **Kazimov T., Mahmudova S.** About a Method of Recognition of Race and Ethnicity of Individuals Based on Portrait Photographs. Intelligent Control and Automation. 2014;5:120—125.
8. **Rybintsev A.V.** Posledovatel'noe Opredelenie Atributov Lichnosti po Izobrazheniyu Litsa na Osnove Ranzhirovannyh LBP-priznakov. Vestnik MPEI. 2017;5:121—129. (in Russian).
9. **Luu K., Ricanek K., Bui T., Suen C.** Age Estimation Using Active Appearance Model and Support Vector Machine Regression. Proc. IEEE 3rd Intern. Conf. Biometrics: Theory, Appl. and Syst. 2009:1—5.
10. **Rybintsev A.** Age Estimation from a Face Image in a Selected Gender-Race Group based on Ranked Local Binary Patterns. Complex & Intelligent Syst. 2017;3 (2):93—104.
11. **Maenpaa T.** The Local Binary Pattern Approach to Texture Analysis — Extensions and Applications. Oulu University Press, 2003.
12. **Rybintsev A.V.** Sokrashchenie Razmernosti Prostranstva LBP-priznakov v Zadachah Opredeleniya Atributov Lichnosti po Izobrazheniyu Litsa. Vestnik MPEI. 2016;1:33—38. (in Russian).
13. **V'yugin V.V.** Matematicheskie Osnovy Teorii Mashinnogo Obucheniya i Prognozirovaniya. M.: MTSMNO, 2013. (in Russian).
14. **Champagne C., McNairn H., Daneshfar B., Shang J.** A Bootstrap Method for Assessing Classification Accuracy and Confidence For Agricultural Land Use Mapping in Canada. Intern. J. of Appl. Earth Observation and Geoinformation. 2014;29:44—52
15. **Felzenszwalb P.F., Girchik R.B., McAllester D., Ramanan D.** Object Detection with Discriminatively

Trained Part Base Models // IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelligence. 2010. V. 32 (9). Pp. 1627—1645.

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

17. **Chang K-Y., Chen C-S.** A Learning Framework for Age Rank Estimation based on Face Images with Scattering Transform // IEEE Trans. Image Proc. 2015. V. 24 (3). Pp. 785—798.

18. **Liu H., Lu J., Feng J., Zhou J.** Group-aware Deep Feature Learning for Facial Age Estimation // Pattern Recognition. 2017. V. 66. Pp. 82—94.

Trained Part Base Models. IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelligence. 2010;32 (9):1627—1645.

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

17. **Chang K-Y., Chen C-S.** A Learning Framework for Age Rank Estimation based on Face Images with Scattering Transform. IEEE Trans. Image Proc. 2015;24 (3):785—798.

18. **Liu H., Lu J., Feng J., Zhou J.** Group-aware Deep Feature Learning for Facial Age Estimation. Pattern Recognition. 2017;66:82—94.

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

Работа выполнена при поддержке: РФФИ (проект № 17-01-00485а)

The work is executed at support: RFBR (grants No. 17-01-00485а)

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

Conflict of interests: the authors declare no conflict of interest

Статья поступила в редакцию: 19.03.2018

The article received to the editor: 19.03.2018