

ALGORITHM FOR PREDICTING HUMAN AGE BASED ON A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK USING ONLY ANONYMIZED IMAGES OF EYE CORNERS

E. A. Bobrov

M. V. Lomonosov Moscow State University

DOI: 10.24412/2073-0667-2022-3-14-23

EDN: KVNKKW

Age-related biomarkers are qualitative and quantitative indicators of the human body's aging processes. An organism's biological age is critical in defining its physiological state. Machine learning has resulted in the development of a wide range of age predictors that differ in importance, simplicity of use, cost, applicability, and interpretability. The current work presents and investigates a noninvasive class of visual photographic markers of aging. This research describes a simple and reliable age indicator based on deep neural networks that uses just anonymised images of a person's eye corners. In a large age range of a specific human population, the trained neural network has an average absolute error of less than three years.

Key words: Age Prediction, Biomedical Imaging, Computer Vision, Deep Learning, Photographic Aging Biomarker.

References

1. Ricanek K., Tesafaye T. Morph: A longitudinal image database of normal adult age-progression // *Automatic Face and Gesture Recognition, 2006. FGR 2006. 7th International Conference on / IEEE. 2006. P. 341–345.*
2. Eidinger E., Enbar R., Hassner T. Age and gender estimation of unfiltered faces // *IEEE Transactions on Information Forensics and Security. 2014. Vol. 9, N 12. P. 2170–2179.*
3. Rothe R., Timofte R., Van Gool L. Deep expectation of real and apparent age from a single image without facial landmarks // *International Journal of Computer Vision. 2016. P. 1–14.*
4. Guo G., Fu Y., Dyer C. R., Huang T. S. Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression // *IEEE Transactions on Image Processing. 2008. Vol. 17, N 7. P. 1178–1188.*
5. Guo G., Mu G., Fu Y., Huang T. S. Human age estimation using bio-inspired features // *Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on / IEEE. 2009. P. 112–119.*
6. Guo G., Mu G. Joint estimation of age, gender and ethnicity: CCA vs. PLS // *Automatic face and gesture recognition (fg), 2013 10th IEEE international conference and workshops on / IEEE. 2013. P. 1–6.*
7. Qawaqneh Z., Mallouh A. A., Barkana B. D. Deep Convolutional Neural Network for Age Estimation based on VGG-Face Model // *arXiv preprint arXiv:1709.01664. 2017.*
8. Zhang K., Gao C., Guo L. et al. Age Group and Gender Estimation in the Wild With Deep RoR Architecture // *IEEE Access. 2017. Vol. 5. P. 22492–22503.*

9. Russakovsky O., Deng J., Su H. et al. Imagenet large scale visual recognition challenge // International Journal of Computer Vision. 2015. Vol. 115, N 3. P. 211–252.
10. Antipov G., Baccouche M., Dugelay J.-L. Face aging with conditional generative adversarial networks // 2017 IEEE international conference on image processing (ICIP) / IEEE. 2017. P. 2089–2093.
11. Upchurch P., Gardner J., Pleiss G. et al. Deep feature interpolation for image content changes // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. P. 7064–7073.
12. Putin E., Mamoshina P., Aliper A. et al. Deep biomarkers of human aging: application of deep neural networks to biomarker development // Aging (Albany NY). 2016. Vol. 8, N 5. P. 1021.
13. Horvath S. DNA methylation age of human tissues and cell types // Genome biology. 2013. Vol. 14, N 10. P. 3156.
14. Flament F., Bazin R., Laquieze S. et al. Effect of the sun on visible clinical signs of aging in Caucasian skin // Clinical, cosmetic and investigational dermatology. 2013. Vol. 6. P. 221.
15. Bobrov E., Georgievskaya A., Kiselev K. et al. PhotoAgeClock: deep learning algorithms for development of non-invasive visual biomarkers of aging // Aging (Albany NY). 2018. Vol. 10, N 11. P. 3249.
16. Chollet F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. P. 1251–1258.
17. El Dib M. Y., El-Saban M. Human age estimation using enhanced bio-inspired features (EBIF) // Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on / IEEE. 2010. P. 1589–1592.
18. Kingma D. P., Ba J. Adam: A method for stochastic optimization // arXiv preprint arXiv:1412.6980. 2014.
19. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. P. 770–778.
20. King D. E. Dlib-ml: A machine learning toolkit // Journal of Machine Learning Research. 2009. Vol. 10, N Jul. P. 1755–1758.
21. Samek W., Binder A., Montavon G. et al. Evaluating the visualization of what a deep neural network has learned // IEEE transactions on neural networks and learning systems. 2016. Vol. 28, N 11. P. 2660–2673.

АЛГОРИТМ ОЦЕНИВАНИЯ ВОЗРАСТА ЧЕЛОВЕКА НА ОСНОВЕ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОСЕТИ, ИСПОЛЬЗУЮЩИЙ ТОЛЬКО АНОНИМИЗИРОВАННЫЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ УГОЛКОВ ГЛАЗ

Е. А. Бобров

Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова

УДК 004.852

DOI: 10.24412/2073-0667-2022-3-14-23

EDN: KVN XKW

Возрастные биомаркеры — это качественные и количественные показатели процессов старения в организме человека. Биологический возраст организма имеет большое значение для определения его физиологического состояния. Появление машинного обучения привело к созданию широкого спектра предикторов возраста, которые различаются по значимости, простоте использования, стоимости, применению и интерпретируемости. В настоящем исследовании представлен и изучен неинвазивный класс визуальных фотографических индикаторов старения. В настоящей работе представлен простой и надежный индикатор возраста на основе глубоких нейронных сетей, использующих только анонимизированные фотографии уголков глаз человека. Обученная нейросеть показывает среднюю абсолютную ошибку менее трех лет в широком возрастном диапазоне конкретной человеческой популяции.

Ключевые слова: предсказание возраста, биомедицинская визуализация, компьютерное зрение, глубокое обучение, биомаркер фотографического старения.

Введение. Область предсказания возраста по различным биомаркерам старения освещена в многочисленных работах по биологии, биоинформатике, машинному обучению и компьютерному зрению. Одни из наиболее популярных подходов к оценке возраста — это использование изображения лица в качестве визуального, неинвазивного биомаркера. Это подтверждается большим количеством изображений лиц и наборов данных, доступных в Интернете, таких как FG-NET, MORPH [1], Adience [2], IMDB-Wiki [3]. Кроме того, существует множество текущих исследований в смежных задачах, включая определение пола, оценку ориентиров и реконструкцию 3D модели.

Большинство методов, изобретенных в последнее десятилетие, опирается на разработанные вручную признаки и статистические модели [4–6], т.е. снятые в определенных условиях. Благодаря современным преимуществам компьютерного зрения, оценка возраста может быть выполнена даже для неограниченных (in-the-wild) изображений — тех, которые могут иметь такие артефакты как размытость, окклюзия, различные степени деформации из-за сильной мимики или движения головы.

Авторы [7] используют сеть VGG-Face для предсказания возраста; представленное решение достигает высоких результатов на наборе данных Adience in-the-wild (59.9 точная точность и 90.57 точность 1-off для 8 возрастных групп). В работе [8] представлено решение для одновременного предсказания возраста и пола с помощью нейронных сетей,

предварительно обученных на наборах данных ImageNet [9] и IMDB-WIKI, которое достигает очень высокого качества на наборе данных Adience (66,7 точности и 97,38 1-off точности) с 34-слойной нейросетью.

В статье [3] рассматриваются задачи хронологического (реального) и кажущегося (воспринимаемого другими людьми) возраста. Устройство алгоритма начинается с детектора лиц, который определяет положение лица на входном изображении. Затем выполняется выравнивание по нормализованной позиции нового окна (без использования ориентиров лица), за которым следует классификация с помощью сверточной сети (Convolution Neural Network — CNN), предварительно обученной на датасете ImageNet и отлаженной на наборе данных IMDB-Wiki. Авторы сообщают, что средняя абсолютная ошибка (Mean Absolute Error — MAE) составляет 3,318 года на базе данных IMDB-Wiki — это лучший результат — для предсказания видимого возраста, а MAE — 2,68 года на базе данных MORPH2 и 3,09 года на базе данных FG-NET для предсказания хронологического возраста.

В качестве примера другого применения изображения лица как биомаркера старения в [10] можно исследовать результаты моделирования изображений лица с навязанным изменением возраста с помощью генеративных состязательных сетей (Generative Adversarial Networks — GAN). В работе [11] представлены поразительные по визуальному качеству результаты по задаче получения более старого изображения человека по одной фотографии.

Один из популярных подходов к оценке возраста основан на анализе различных веществ организма или анализе ДНК. Например, авторы [12] исследуют задачу предсказания возраста по биохимическому анализу образца крови с помощью моделей, основанных на ансамблях глубоких нейронных сетей, и, обучившись на более чем 60 000 образцах, сообщают о качестве $R^2 = 0,82$ и MAE = 5,55 лет. Ансамбль также определил 5 наиболее важных маркеров для предсказания хронологического возраста человека: альбумин, глюкоза, щелочная фосфатаза, мочевины и эритроциты.

Возраст также может быть предсказан по скорости метилирования ДНК, о чем говорится в фундаментальной работе [13]; в ней показано, что $R^2 = 0,96$ и MAE=2,7 года, оценки могут быть достигнуты на основе сбора 8000 образцов из 82 наборов данных массива метилирования ДНК Illumina, охватывающих 51 здоровую ткань и тип клеток. Этот предиктор обычно называют эпигенетическими часами Хорвата. Несмотря на высокую точность, основной недостаток методов на основе ДНК заключается в их инвазивности.

Настоящая работа посвящена использованию подхода глубокого обучения для точного предсказания хронологического возраста и исследованию признаков, способствующих предсказанию возраста. Для этого метода требуется только одно изображение высокого разрешения области уголка глаза. Считается, что область уголков глаз на лице человека наиболее подвержена старению [14]. Из этого можно заключить, что такие изображения содержат важные подсказки для создания фотографических биомаркеров старения. Настоящая работа является продолжением работы автора [15].

1. Выборка данных. Набор данных состоит из фотографий уголков глаз высокого разрешения с метками возраста. Эти изображения имеют высокое разрешение, без каких-либо окклюзий в области лица. Лица равномерно освещены белым светом и сняты с контрастом и яркостью с помощью стационарной камеры. Итоговый набор данных, который использовался для представленных экспериментов, состоит из 8414 изображений лиц, из которых 95 % — белые женские лица. Чтобы избежать дальнейших окклюзий и отражений, участники не носили одежду для этих изображений.

Таблица 1

Сравнение методов

Название подхода	Выборка	MAE
Мод. Xception	Уголки глаз	2.30
Xception (ours)	Уголки глаз	2.38
VGG [3]	FG-NET	3.09
VGG [3]	MORPH	2.68
SVR on Gabor фильтры [17]	FG-NET	3.17
Штрафная модель регрессии [13]	FG-NET	2.70
Ансамбль из 21 DNN [12]	Анализ образца крови	5.55

Таблица 2

Оценка точности для возрастных групп Adience

Возраст	Точность	1-off Точн.
25–32	0.68	0.98
33–38	0.50	1.00
38–44	0.63	0.95
44–48	0.55	0.92
48–54	0.60	0.97
54–60	0.54	0.99
60–69	0.78	0.98

Для всех изображений были получены метки в виде хронологического возраста участника (по паспорту). На основе этих меток изображения набора данных были разделены на 8 возрастных групп: от 25 до 33 лет, от 33 до 38 лет, от 38 до 44 лет, от 44 до 48 лет, от 48 до 54 лет, от 54 до 60 лет, от 60 до 69 лет и от 69 до 80 лет. Такое разделение набора данных на возрастные группы оптимально распределяет образцы данных по всем 8 возрастным группам (см. табл. 2).

Для обучения алгоритма датасет разделен на обучающий и тестовый в пропорции 7:1 с изображениями разных людей в обучающем и тестовом наборах. Изображения левого и правого глаза одного и того же человека помещались либо в обучающий, либо в тестовый набор вместе. Возраст людей, принимавших участие в сборе данных, составлял 20–80 лет. Оригинальные изображения, полученные во время сбора данных, имеют разрешение 2258×1506 .

В результате получено MAE=2.3 для лучшей модели, основанной на Xception. Табл. 1 содержит результаты сравнения с лучшими известными методами, а оценка точности для предсказания возрастной группы представлена в табл. 2 (согласно другим работам, для набора данных Adience группы были взяты как маркированные).

Фотографии уголков глаз стандартизированы в разрешение 299×299 , которое использовал в своих экспериментах разработчик современной нейросетевой архитектуры Xception [16]. Эти фотографии содержат такие детали лица как морщины кожи. Полученные результаты ясно показывают, что информация о морщинах в уголках глаз очень полезна для оценки возраста.

2. Описание алгоритма предсказания возраста. В настоящей работе решается регрессионная задача предсказания возраста человека. Для этого используется модель глубокой сверточной нейронной сети Xception [16], для которой все слои, кроме последнего полносвязного слоя, были инициализированы предварительно обученными весами на наборе данных ImageNet [9]. Модель была модифицирована для достижения наилучше-

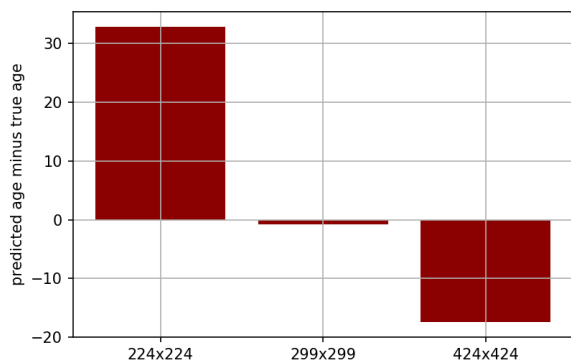


Рис. 1. Ошибка предсказания для 25 изображений с различными разрешениями. Изображения были пропущены через сеть, ядра которой были обучены для разрешения 299×299

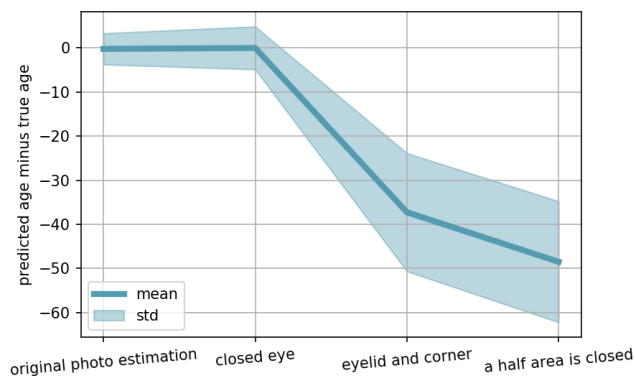


Рис. 2. Ошибка оценки для нескольких значительных ступеней окклюзии. Среднее и стандартное отклонение ошибки для 165 пар фото валидации

го качества: введены дополнительные связи от каждого остаточного блока к выходному плотному слою и изменили последний слой для соответствия регрессионной модели. Для обучения использованы алгоритм оптимизации Adam [18] и среднеквадратичная функция потерь (Mean Square Error — MSE). Было замечено, что наилучшее качество было достигнуто после 150 эпох обучения.

Поскольку распределение по возрасту в используемом наборе данных неравномерно (возрасты, попадающие в диапазон 40–70 лет, были представлены чаще других), в процессе обучения выбираются изображения с вероятностями, равными обратным частотам размеченных возрастов. Таким образом изображения каждого возраста предъявляются нейронной сети с одинаковой частотой. Это делает модель пригодной для работы со всеми возрастными группами из набора данных.

Для увеличения размера набора данных были применены следующие методы увеличения данных: горизонтальное и вертикальное зеркальное отображение, поворот до $\pm 10^\circ$, горизонтальный и вертикальный сдвиг до $\pm 15\%$ по ширине и высоте соответственно, масштабирование от 70% до 130% размера изображения, аффинный сдвиг с углом до ± 0.5 радиан. Количественная степень каждого элементарного преобразования изображения выбиралась равномерно из вышеуказанных диапазонов параметров. Интенсивность цвета входных изображений линейно переведена в диапазон $[-1, 1]$.

3. Анализ и визуализация результатов. Для того чтобы выяснить, какие области изображения больше всего влияют на предсказанный возраст, были проведены дополнительные эксперименты. Нейронная сеть может принимать изображения произвольного разрешения, однако сверточные слои используют ядра фиксированного размера к областям изображения. Изображения с более низким разрешением имеют относительно более резкие цветовые переходы, что для сверточных ядер соответствует более грубому виду кожи. С другой стороны, более высокое разрешение изображения соответствует более плавным цветовым переходам и лучшей гладкости кожи.

В результате экспериментов получено, что предсказанный возраст сильно завышен для изображений с низким разрешением (224×224 пикселей [19]) и сильно занижен для изображений с высоким разрешением (424×424 пикселей) при прохождении через раз-

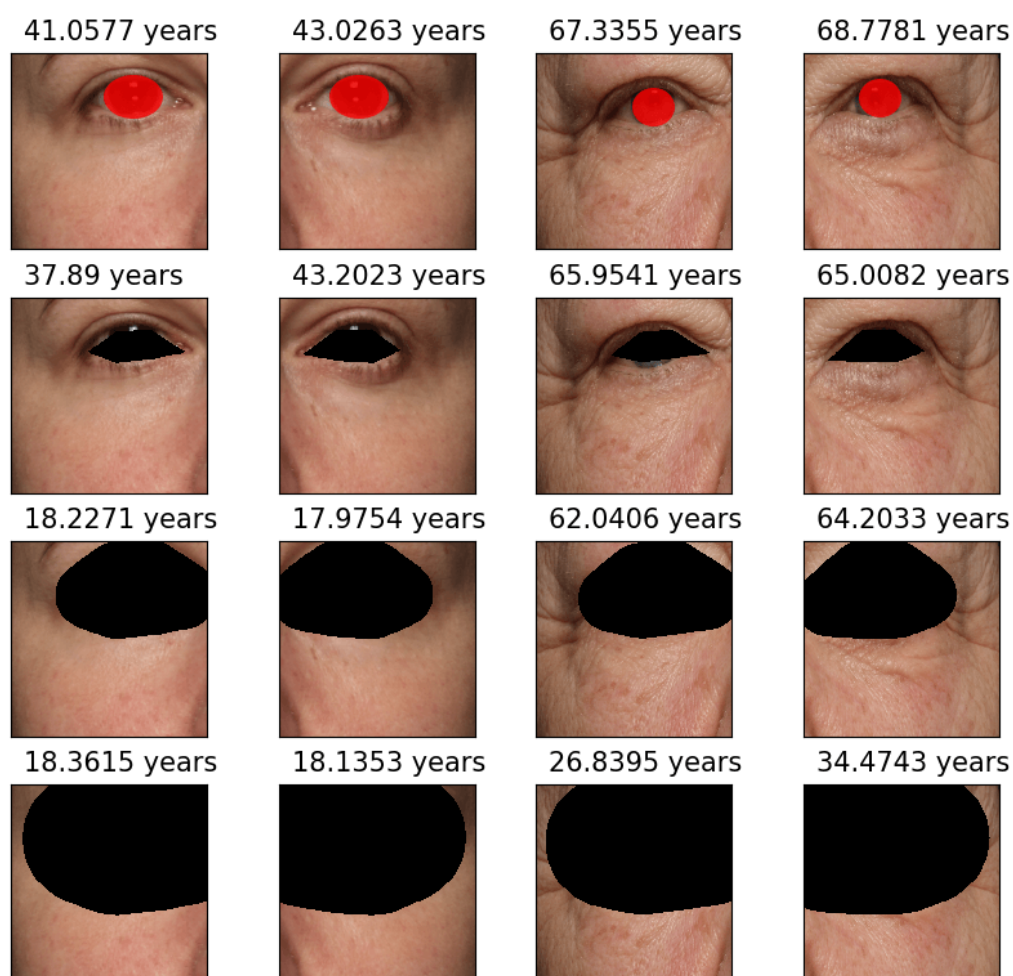


Рис. 3. Прогнозируемый возраст в зависимости от степени окклюзии для двух человек. Порядок изображений (сверху вниз): оригинал, покрытая область глаза, покрытое веко и уголок, покрытая половина области изображения. Пояснения см. в тексте. Реальный хронологический возраст левого испытуемого — 50 лет, правого — 62 года

работанную нейронную сеть с ядрами, обученными для разрешения 299 x 299 пикселей (см. рис. 1). Таким образом, представленная нейросетевая модель действительно зависит от состояния кожи, например, от морщин и пигментации. Для изображений с пониженной дискретизацией сверточные ядра совпадали с большими участками изображения, что соответствовало относительно более грубой коже. Для изображений с повышенной дискретизацией ситуация была обратной.

4. Влияние окклюзии области на качество предсказания. В следующих экспериментах исследуется изменение предсказываемого возраста, когда определенная часть области изображения закрыта. Для решения этой задачи в начале определяется лицо на фотографии с помощью библиотеки Dlib [20]. Ориентиры глаза определяются по тепловым картам обученной нейросети [21] как наиболее информативные признаки модели. После определения положения глаза, достаточно близко расположенные к границе выделенные пиксели изображения последовательно меняются на черный цвет (см. рис. 3).

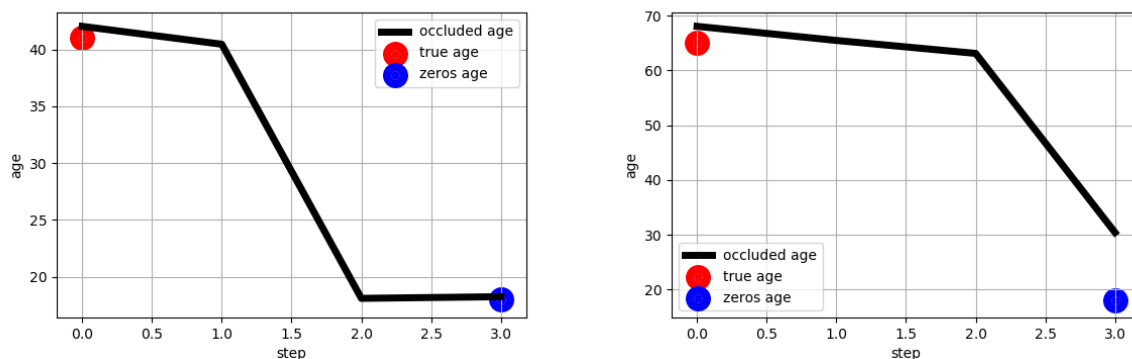


Рис. 4. Расчетный возраст в зависимости от шага окклюзии для двух человек (см. рис. 3). Первый график представляет результаты для человека более молодого возраста (50 лет). Второй график представляет результаты для человека старшего возраста (62 года). Синие точки соответствуют возрасту, полученному с помощью тензора нулей. Этот возраст отражает начальный этап оценки возраста нейросетевой моделью, когда ей было подано полностью черное изображение. Это произошло из-за выученных параметров смещения

Затем сравниваются предсказанные возрасты исходной фотографии и фотографии с замененной черными пикселями областью (см. рис. 4). Прогрессия ошибки предсказания в зависимости от площади окклюзии показана на рис. 3 в качестве примера для изображений двух людей и на рис. 2 в качестве качественной оценки.

Фотографии левого и правого глаза на рис. 3 сделаны для каждого из двух людей разного возраста. Области глаз красного цвета были скрыты в целях анонимности, но присутствовали в экспериментах и на реальных фотографиях наборов данных. Области черного цвета были окклюдированы для эксперимента. Можно заметить, что уголок глаза и веко являются областями, которые больше всего влияют на предсказанный возраст и дают наибольшую относительную ошибку при окклюзии. Эксперимент показывает, что морщины в области глаз являются наиболее важным возрастным маркером, обнаруженным алгоритмом. Кроме того, очень важно подчеркнуть, что окклюдированная область глаза влияет на предсказание лишь в незначительной степени.

Наглядные примеры на рис. 3 и возрастная прогрессия для тех же двух людей на рис. 4 показывают, что для человека среднего возраста предсказанный возраст падает до предсказанного возраста полностью черного изображения („нулевой возраст“) сразу после третьего шага окклюзии, но, с другой стороны, для пожилого человека предсказанный возраст падает медленнее. Есть гипотеза, что это происходит из-за более равномерного распределения возрастных морщин по изображению в более старшем возрасте. Тот же эффект наблюдается и для других изображений.

4.1. *Анализ возрастных ошибок.* Рис. 6 содержит распределение ошибки предсказания (MAE) в зависимости от возрастной группы. Распределение было рассчитано эмпирически по возрастным группам одинаковой ширины. Из графика видно, что ошибка предсказания самая низкая в возрасте 40–60 лет, в возрасте 20–30 лет она значительно выше, а в возрасте 70 и выше — самая высокая.

Заключение. В настоящей работе представлено решение для оценки возраста человека по изображению уголка глаза. Показано, что, используя современные достижения глубокого обучения и компьютерного зрения, можно достичь очень высокого качества оценки возраста, основываясь только на информации из небольшой области лица,

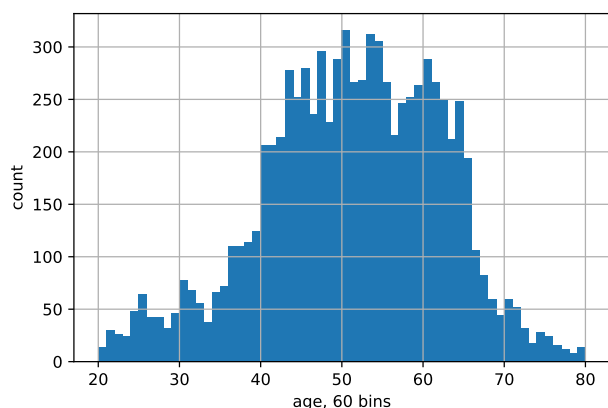


Рис. 5. Распределение возраста в выборке данных

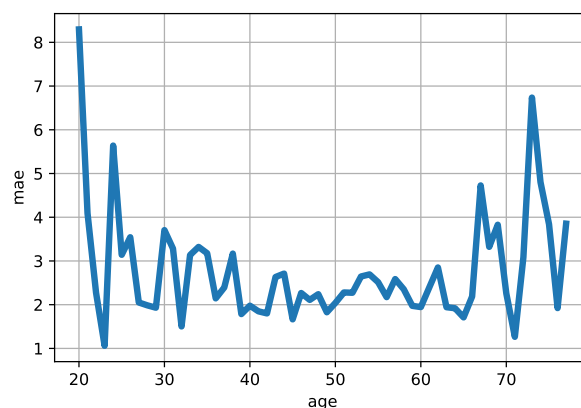


Рис. 6. Ошибка предсказания тестовой выборки

включая глаз и область кожи вокруг глаза. Этот факт приводит к нескольким важным последствиям. Во-первых, фотографии высокого разрешения очень полезны для задачи оценки возраста по изображениям лица. Во-вторых, морщины и пигментация кожи служат надежными неинвазивными визуальными биомаркерами старения, поэтому их можно использовать как источник ценных сведений о состоянии организма и здоровья человека. Исходя из этого, можно судить, что существует большой простор для других исследований задач распознавания образов по состоянию кожи человека. Обученная модель считает кожу вокруг глаз наиболее возрастной областью по сравнению с другими областями на исследуемых изображениях. Основываясь на этих результатах, в будущих исследованиях целесообразно изучить, какую информацию может дать распознавание образов на основе состояния кожи человека.

Список литературы

1. Ricanek K., Tesafaye T. Morph: A longitudinal image database of normal adult age-progression // *Automatic Face and Gesture Recognition, 2006. FGR 2006. 7th International Conference on / IEEE. 2006. P. 341–345.*
2. Eidinger E., Enbar R., Hassner T. Age and gender estimation of unfiltered faces // *IEEE Transactions on Information Forensics and Security. 2014. Vol. 9, N 12. P. 2170–2179.*
3. Rothe R., Timofte R., Van Gool L. Deep expectation of real and apparent age from a single image without facial landmarks // *International Journal of Computer Vision. 2016. P. 1–14.*
4. Guo G., Fu Y., Dyer C. R., Huang T. S. Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression // *IEEE Transactions on Image Processing. 2008. Vol. 17, N 7. P. 1178–1188.*
5. Guo G., Mu G., Fu Y., Huang T. S. Human age estimation using bio-inspired features // *Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on / IEEE. 2009. P. 112–119.*
6. Guo G., Mu G. Joint estimation of age, gender and ethnicity: CCA vs. PLS // *Automatic face and gesture recognition (fg), 2013 10th IEEE international conference and workshops on / IEEE. 2013. P. 1–6.*
7. Qawaqneh Z., Mallouh A. A., Barkana B. D. Deep Convolutional Neural Network for Age Estimation based on VGG-Face Model // *arXiv preprint arXiv:1709.01664. 2017.*
8. Zhang K., Gao C., Guo L. et al. Age Group and Gender Estimation in the Wild With Deep RoR Architecture // *IEEE Access. 2017. Vol. 5. P. 22492–22503.*

9. Russakovsky O., Deng J., Su H. et al. Imagenet large scale visual recognition challenge // International Journal of Computer Vision. 2015. Vol. 115, N 3. P. 211–252.
10. Antipov G., Baccouche M., Dugelay J.-L. Face aging with conditional generative adversarial networks // 2017 IEEE international conference on image processing (ICIP) / IEEE. 2017. P. 2089–2093.
11. Upchurch P., Gardner J., Pleiss G. et al. Deep feature interpolation for image content changes // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. P. 7064–7073.
12. Putin E., Mamoshina P., Aliper A. et al. Deep biomarkers of human aging: application of deep neural networks to biomarker development // Aging (Albany NY). 2016. Vol. 8, N 5. P. 1021.
13. Horvath S. DNA methylation age of human tissues and cell types // Genome biology. 2013. Vol. 14, N 10. P. 3156.
14. Flament F., Bazin R., Laquieze S. et al. Effect of the sun on visible clinical signs of aging in Caucasian skin // Clinical, cosmetic and investigational dermatology. 2013. Vol. 6. P. 221.
15. Bobrov E., Georgievskaya A., Kiselev K. et al. PhotoAgeClock: deep learning algorithms for development of non-invasive visual biomarkers of aging // Aging (Albany NY). 2018. Vol. 10, N 11. P. 3249.
16. Chollet F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. P. 1251–1258.
17. El Dib M. Y., El-Saban M. Human age estimation using enhanced bio-inspired features (EBIF) // Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on / IEEE. 2010. P. 1589–1592.
18. Kingma D. P., Ba J. Adam: A method for stochastic optimization // arXiv preprint arXiv:1412.6980. 2014.
19. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. P. 770–778.
20. King D. E. Dlib-ml: A machine learning toolkit // Journal of Machine Learning Research. 2009. Vol. 10, N Jul. P. 1755–1758.
21. Samek W., Binder A., Montavon G. et al. Evaluating the visualization of what a deep neural network has learned // IEEE transactions on neural networks and learning systems. 2016. Vol. 28, N 11. P. 2660–2673.



Евгений Бобров — аспирант 3 г.о. факультета вычислительной математики и кибернетики Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова, Российская Федерация. Закончил бакалавриат и магистратуру в одноименном ВУЗе. Тема научной квалификационной работы: „Увеличение пропускной способности канала беспроводной связи методами оптимизации и машинного обучения“. Опыт преподавания 4 года. Область интересов включает машинное

обучение, оптимизацию и современные задачи радиосвязи.

Evgeny Bobrov is a PhD student of the Department of Computational Mathematics and Cybernetics, Lomonosov Moscow State University, Russian Federation. Graduated from Lomonosov Moscow State University with Bachelor's and Master's degrees. The topic of my scientific qualification work is: „Increasing the carrying capacity of the wireless channel by methods of optimization and machine learning“. Experience of teaching 4 years. Area of interest includes machine learning, optimization and modern radio communication problems.

Дата поступления — 01.04.2022