Таблица 1. Сравнение существующих исследований.
Table 1. Comparison of existing studies.

Исследование	Источник данных	Данные	Характеристики изображений	Методы	Результаты
7	Фотохостинг Flickr	PsychoFlickr, 300 пользователей, по 200 избранных изображений	Контентные	ResNet50, линейная регрессия, сиамская нейронная сеть	Лучшая точность при предсказании на 3 изображениях для открытости и доброжелательность MAE=0.045, RMSE=0.063, R^2=0.944.
8	ВКонтакте	VK, изображения и анкеты пользователей	Контентные	Логистическая регрессия (LR), SVM, Random Forest (RF), Naive Bayes (NB), MLP	F1: Нейротизм=0.74 (LR), Экстраверсия=0.72 (SVM), Сознательность= 0.77 (RF), Доброжелательность= 0.72 (NB), Открытость=0.68 (MLP).
9	Социальные сети (общие данные)	Метаданные социальных сетей (тексты, лайки, фото)	Контентные для изображений, тексты, лайки	Extra Trees (ET), Gradient Boosted Trees (GBT), Random Forest (RF)	Лучшую точность показал RF, RMSE: Нейротизм=0.144, Доброжелательность=0.142, Сознательность=0.117, Экстраверсия=0.156, Открытость=0.125.
10	WhatsApp	WhatsApp, 132 пользователей	Контентные для изображений и текст	Google Vision API, линейная регрессия, корреляция Пирсона	RMSE: Открытость=0.56, Сознательность=0.57, Экстраверсия=0.66, Доброжелательность=0.51, Нейротизм=0.87
11	Специальный сбор данных	250 изображений от 77 студентов	Контентные	SVM, k-NN, ANN; линейное и полиномиальное ядра SVM	Точность: SVM=83% для добросовестности; k-NN=75% для добросовестности; ANN=79% для доброжелательности.
12	Instagram[1]	Instagram, 16,458 изображений от 182 студентов	Цветовые и контентные	Random Forest, корреляция Спирмена, t-тест	RMSE: Открытость=0.62, Сознательность=0.55, Экстраверсия=0.72, Нейротизм=0.79.

[1] Признана экстремистской организацией и запрещена в России

13	Instagram[1]	Instagram, фотографии пользователей	Цветовые (HSV: оттенок, насыщенность, яркость)	HSV-анализ; SVM, CNN	Точность SVM: 0,428; CNN: 0,483.
14	Instagram[1]	316 пользователей из Марокко, 17,847 изображений	Цветовые, контентные, эмоциональные	InceptionV3, YOLO, MTCNN, линейная регрессия, Random Forest, Decision Tree, SVM	RMSE: Открытость=0.74 (RF); Сознательность=0.79 (RF), Экстраверсия=0,83(SVR), Доброжелательность =0.61(RF), Нейротизм=0,87(SVR).
15	Instagram[1]	25,394 фотографий от 179 студентов	Цветовые характеристики (насыщенность, разнообразие, гармония)	Random Forest, корреляция Пирсона; RMSE	RMSE: Открытость=0.643, Сознательность=0.615, Экстраверсия=0.65, Доброжелательность=0.565, Нейротизм=0.747

Используемые численные цветовые характеристики

Для численного представления цвета в данной работе используются несколько цветовых моделей, каждая из которых разлагает цветовые данные на компоненты. Основным пространством является RGB, где каждый пиксель представлен кортежем из трех значений: красного (Red), зеленого (Green) и синего (Blue). Дополнительно применяется модель HSV, в которой цвет характеризуется оттенком (Hue), насыщенностью (Saturation) и яркостью цвета (Value). Для расчета специфических характеристик используются также пространства YUV, CIE Lab, HSL и их компоненты.

Приведём описание используемых цветовых характеристик и методов для их вычисления:

- Красочность. Используется метод, основанный на линейной комбинации компонент RGB, вычисляет среднее и стандартное отклонение значений цвета каждого пикселя, что отражает степень красочности изображения [15].

$$\mathrm{C} = \sigma_{rgyb} + 0.3\mu_{rgyb}$$

$$\sigma_{rgyb} = \sqrt{\sigma_{rg}^2 + \sigma_{yb}^2}$$

$$\mu_{rgyb} = \sqrt{\mu_{rg}^2 + \mu_{yb}^2}$$

$$rg = R - B$$

$$yb = \frac{1}{2}(R + G) - B$$

- Цветовое разнообразие [15]. Все пиксели изображения в модели RGB представляют собой точку в кубе с длиной стороны 256 единиц. Каждая его грань делилась на равные части длины ε, и вычислялось N – количество получившихся блоков, в которых есть хоть один пиксель изображения. Далее для набора узлов (ε, N) строится аппроксимирующая прямая (рисунок 2), угловой коэффициент которой принимается за цветовое разнообразие.

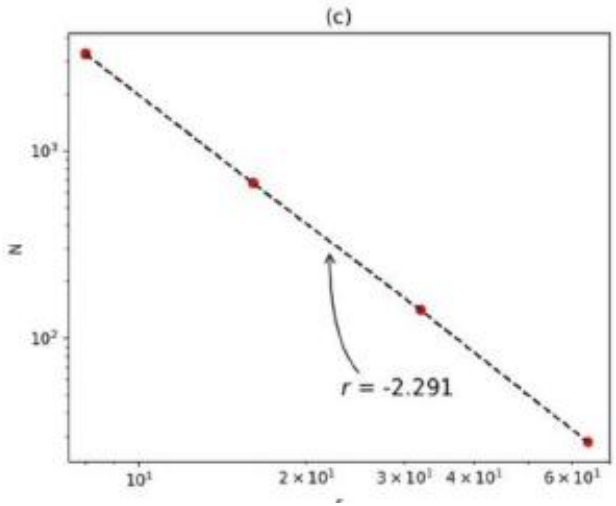

Рис. 2: Пример построения аппроксимирующей прямой

- Цветовая гармония [15]: оттенки в пространстве HSV, расположенные по разные стороны цветового круга, хорошо смотрятся вместе. Чтобы численно оценить гармонию, предлагается определить два наиболее преобладающих на фотографии оттенка и вычислить угол между ними. Чем ближе он к 180°, тем гармоничнее фото.

Наиболее используемыми оттенками считаются те, которым соответствуют наибольшие по величине пики, сглаженной с помощью метода ядерной оценки плотности (KDE, Kernel Density Estimation), цветовой гистограммы.

- Доля теплых и холодных оттенков. Вычисляется по компоненте Hue пространства HSV, относя пиксели с красным, оранжевым и желтым оттенками к теплым, а с зеленым, синим и фиолетовым — к холодным. Затем суммируются доли пикселей всех оттенков, входящих в каждую из групп.
- Шкала Pleasure Arousal Dominance (PAD) [16] описывает различные эмоциональные состояния с помощью комбинации яркости и насыщенности цветовой модели HSV. В ней используется три шкалы:
  - удовольствие / недовольство (Pleasure) — показывает характер эмоции. Например, радость, как положительная эмоция, относится к «удовольствию», а злость и страх – наоборот, относятся к шкале «недовольство»;
  - возбуждение / спокойствие (Arousal) — демонстрирует силу эмоции. Так, отчаяние является более интенсивной эмоцией в сравнении со страхом, поэтому оно получает более высокую оценку по шкале «возбуждение», чем грусть, принадлежащая скорее «спокойствию»;
  - доминирование / подчинение (Dominance) — показывает контролирующую силу эмоции. Например, азарт более доминирующая эмоция, чем интерес.

Эмоциональные состояния рассчитываются следующим образом:

(1) Pleasure = 0.69 * Brightness + 0.22 * Saturation

(2) Arousal = – 0.31 * Brightness + 0.60 * Saturation

(3) Dominance = – 0.76 * Brightness + 0.32 * Saturation

- Вес классов значений компонент. Для компонент RGB, Saturation и Value в HSV рассчитываются доли низких, средних и высоких значений, а для непрерывной компоненты Hue — доли оттенков красного, желтого, зеленого, синего и фиолетового.

К дискретным величинам, веса различных классов которых будем вычислять, относятся все компоненты модели RGB и компоненты Saturation и Value пространства HSV. Hue является непрерывной величиной.

Для каждой дискретной координаты модели строится ее двумерное распределение на фотографии. На горизонтальной оси представляются принимаемые компонентой значения, а по вертикальной частота их появления.

Горизонтальная ось каждой диаграммы делится на 3 равные части. В результате получается 3 класса:

- пиксели со значением компоненты из [0:84] — класс с низкими значениями компоненты,
- пиксели со значением компоненты из [85:169] — класс со средними значениями компоненты,
- пиксели со значением компоненты из [170:255] — класс с высокими значениями компоненты.

Для вычисления веса каждого класса берется количество компонент, принадлежащих к каждому классу, и делится на общее число компонент, равное числу пикселей.

К непрерывным величинам, веса различных классов которых будем вычислять, относится только одна компонента – Hue пространства HSV. Hue принимает значения от 0 до 180 градусов (в пакете open-cv языка программирования Python 3). Для Hue мы будем вычислять веса трех классов: вес красно-оранжевых оттенков, вес желто-зеленых оттенков, вес сине-фиолетовых оттенков, а также веса шести классов, что соответствует доле красного, оранжевого, желтого, зеленого, синего и фиолетового оттенка фотографии.

Для этого считаем долю пикселей, компонента Hue которых попадает в диапазон оттенков каждой из групп.

- Естественность — субъективный показатель натуральности изображения основан на компонентах HSL и оценивает соответствие между изображением и реальностью [17]. Он рассчитывается на основе компонентов, представляющих цветовое пространство HSL.

Для начала необходимо отобрать только те пиксели, значение компонент светлота (Lightness, L) и насыщенность (Saturation, S) которых удовлетворяет неравенствам:

- $20 \leq L \leq 80$,
- $< S$.

Оставшиеся пиксели делятся на три группы в зависимости от значения их оттенка (Hue, H). Они группируются в соответствии с их значением оттенка (координата H) в три набора:

- группа A (кожа), при $25 \leq H \leq 70$;
- группа B (трава), при $95 \leq H \leq 135$;
- группа C (небо), при $185 \leq H \leq 260$.

Для каждой группы пикселей рассчитывается среднее значение компоненты насыщенности: μ_S^A, μ_S^B, μ_S^C, а также доля пикселей в группе от общего количества пикселей на картинке: ω_A , ω_B , ω_C . Затем вычисляется значение естественности для каждой из групп по формулам:

$$N_{Skin} = exp\left(-0.5\frac{\mu_S^A - 0.76}{0.52}\right)^2$$

$$N_{Grass} = exp\left(-0.5\frac{\mu_S^B - 0.81}{0.53}\right)^2$$

$$N_{Sky} = exp\left(-0.5\frac{\mu_S^A - 0.43}{0.22}\right)^2$$

Естественность изображения является суммой произведений натуральности каждой из групп и доли пикселей в группе относительно общего количества фото:

$$N = \sum_i w_i N_i, i \in \{'Skin','Grass','Sky'\}$$

- Контрастность. Применяются индексы контрастности Вебера и Майкельсона [].

Восприятие цвета в зависит от отношения локальных изменений яркости к окружающей яркости. Это относительное изменение яркости позволяет вычислить индекс контрастности Вебера, использующий компоненту светлоты пространства CIE Lab.

$$C^W = \frac{\Delta L}{L},$$

где L – среднее значение освещенности фотографии.

Контраст Майкельсона (видимость) используется для изображений, в которых яркие и темные элементы эквивалентны и занимают одинаковые доли площади. Для расчета используется следующая формула:

$$\frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}},$$

где I_{max} и I_{min} максимальное и минимальное значение светлоты в пространстве CIE 1976 L*a*b*

- Яркость. Рассчитывается как среднее значение компоненты яркости (Y) в цветовом пространстве YUV [18].

Список литературы

7. Micheli M., Valese A. Modeling user personality traits from aesthetic preference on multiple images // Proceedings of the 32nd ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization. 2024. Pp. 189–194.
8. Ignatiev N.A., Stankevich M.A., Smirnov I.V., Kiselnikova N.V., Grigoriev O.G. Predicting Personal Traits from Vkontakte Images // Scientific and Technical Information Processing. 2020. V.47. Pp. 383–388. Doi: 10.3103/S0147688220060039
9. Khorrami M., Khorrami M., Farhangi F. Evaluation of tree-based ensemble algorithms for predicting the big five personality traits based on social media photos: Evidence from an Iranian sample // Personality and Individual Differences. 2022. — Vol. 188. P. 111479. Doi: 10.1016/j.paid.2021.111479
10. Fuadi M., Wibawa A. D. WhatsApp profile photo investigation in relation with personality traits prediction // 2022 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic). IEEE, 2022. Pp. 156–160. Doi: 10.1109/iSemantic55962.2022.9920375
11. Halim Z., Zouq A. On identification of big-five personality traits through choice of images in a real-world setting // Multimedia Tools and Applications. 2021. V. 80. №. 24. Pp. 33377–33408.
12. Branz L., Brockmann P., Hinze A. Red is open-minded, blue is conscientious: predicting user traits from instagram image data // Proceedings of the Third Workshop on Computational Modeling of People's Opinions, Personality, and Emotion's in Social Media. 2020. Pp. 23–28.

13. Wu C.C., Hsu P.Y., Xu N., Cheng M.S., Chen Y.Y. Prediction of personality traits through instagram photo HSV // International Conference on Human-Computer Interaction. Cham: Springer International Publishing, 2022. Pp. 279–287. DOI: 10.1007/978-3-031-05409-9_21
14. El Bahy S., Aboutabit N., Hafidi I. Analyzing Instagram Images to Predict Personality Traits // International Conference of Machine Learning and Computer Science Applications. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022. Pp. 349–360. DOI: 10.1007/978-3-031-29313-9_31
15. Kim J. H., Kim Y. Instagram user characteristics and the color of their photos: Colorfulness, color diversity, and color harmony // Information Processing & Management. 2019. V. 56. № 4. P. 1494–1505. Doi: 10.1016/j.ipm.2018.10.018
16. Valdez P., Mehrabian A. Effects of color on emotions. Journal of Experimental Psychology: General, 1994. V.123. №. 4. Pp. 394–409. DOI: 10.1037/0096-3445.123.4.394
17. Huang K.Q., Wang Q., Wu Z.Y. Natural color image enhancement and evaluation algorithm based on human visual system // Computer Vision and Image Understanding, 2006. V. 103. №. 1. Pp. 52–63. DOI: 10.1016/j.cviu.2006.02.007
18. Siersdorfer S., San Pedro J., Sanderson M. Automatic video tagging using content redundancy // Proceedings of the 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, 2009. Pp. 395–402. DOI: 10.1145/1571941.1572010.