

Качество методов трекинга с реидентификацией объектов
Н.А. Мальцева, А.А.Полозов, Н.В. Папуловская, С.Л.Гольдштейн

Уральский федеральный университет,
620014, г. Екатеринбург, ул. Мира 19, Россия

Резюме. Цель. В настоящей работе представлены исследования алгоритмов отслеживания объектов для анализа спортивных соревнований с минимально допустимым количеством кадров в секунду без критической потери качества систем эксплуатации. Цель исследования заключается в определении оптимального метода отслеживания и модели реидентификации при увеличении интервала времени между кадрами. **Метод.** В ходе исследования использовали датасеты Re-Identification MSMT17, Market1501, DukeMTMC-reID; специализированные нейронные сети OsNet, ResNet и MobileNet. Алгоритмы трекинга BotSort, Bytetrack, OcSort, DeepOcSort, StrongSort. Применяли метрику качества NOTA и IDF1. **Результат.** Показатели метрик проведенных экспериментов в целом достаточно низкие, что связано с нелинейностью передвижения спортсменов в отличие от движения пешеходов и большим количеством изменений их позы. **Вывод.** В зависимости от степени сжатия информации оптимальными методами отслеживания, при использовании предобученных моделей реидентификации, являются ByteTrack и OcSort.

Ключевые слова: анализ, датасеты, показатели FPS, реидентификация, трекинг

Для цитирования: Н.А. Мальцева, А.А. Полозов, Н.В. Папуловская, С.Л. Гольдштейн. Качество методов трекинга с реидентификацией объектов. Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки. 2024; 51(3):103-109. DOI:10.21822/2073-6185-2024-51-3-103-109

Quality of tracking methods with object reidentification
N.A. Maltseva, A.A. Polozov, N.V. Papulovskaya, S.L. Goldstein

Ural Federal University,
19 Mira St., Ekaterinburg 620014, Russia

Abstract. Objective. This paper presents a study of object tracking algorithms for analyzing sports competitions with a minimum permissible number of frames per second without critical loss of quality of operational systems. The purpose of the study is to determine the optimal tracking method and reidentification model with an increase in the time interval between frames. **Method.** The study used the Re-Identification MSMT17, Market1501, DukeMTMC-reID datasets; specialized neural networks OsNet, ResNet and MobileNet. Tracking algorithms BotSort, Bytetrack, OcSort, DeepOcSort, StrongSort. The NOTA and IDF1 quality metrics were used. **Result.** The metrics of the experiments are generally quite low, which is due to the nonlinearity of athletes' movement, unlike pedestrians' movement, and a large number of changes in their posture. **Conclusion.** Depending on the degree of information compression, the optimal tracking methods when using pre-trained reidentification models are ByteTrack and OcSort.

Keywords: analysis, datasets, FPS indicators, reidentification, tracking

For citation: N.A. Maltseva, A.A. Polozov, N.V. Papulovskaya, S.L. Goldstein. Quality of tracking methods with object reidentification. Herald of Daghestan State Technical University. Technical Sciences. 2024;51(3):103-109. DOI:10.21822/2073-6185-2024-51-3-103-109

Введение. Современные возможности отслеживания объектов во многом зависят от базового оборудования. Высокая точность достигается при обработке большого количе-

ства данных, однако в этом случае система становится требовательной к вычислительным ресурсам, увеличивается время работы программы. Это недопустимо в случае анализа видеотрансляции в онлайн режиме, так как может вызвать слишком большую задержку при обработке информации. Одно из возможных решений проблемы увеличения скорости работы – максимальное сокращения количества поступающей информации с минимальной потерей качества функционирования системы.

Статьи о реидентификации лица (Re-ID) [1-3, 5-7] посвящены повышению точности моделей Re-ID, целью которых является идентифицировать одного и того же человека на разных камерах или в непоследовательных кадрах видео. Они исследуют различные методы, такие как совместное внимание, адаптация предметной области и обобщаемые представления. В работе [10] представлена библиотека для реализации моделей Re-ID глубокого обучения с помощью PyTorch. В [4] предлагаются показатели производительности и набор данных для оценки алгоритмов многоклассового отслеживания MOT. В статьях [11 - 16] рассматриваются аспекты по повышению производительности алгоритмов MOT, которые отслеживают несколько объектов в видеокдрах. Они исследуют различные методы ассоциации, повторной идентификации и решения таких проблем, как окклюзия и движение камеры.

В работе [8] представлена широко используемая архитектура глубокого остаточного обучения для распознавания изображений. В случае с видеоданными сокращение информации возможно с уменьшением количества кадров, поступающих за единицу времени (FPS). Однако алгоритмы, которые лежат в основе методов отслеживания объектов (трекинг) особенно чувствительны к степени изменения сходства объекта, которая увеличивается при сокращении FPS. В таком случае важно использовать наиболее устойчивые методы трекинга с возможностью верификации данных (реиндификацией).

В основе таких методов лежат нейронные сети, предобученные на размеченных данных в ручную (GT). Значение FPS в таких моделях, как правило, равно 25 кадрам в секунду. В работе представлены результаты исследования алгоритмов DeepOcSort, OcSort, ByteTrack, BotSort, StrongSort с использованием предобученных моделей OsNet, ResNet, Mobilenet на датасетах MSMT17, Market1501, Duke с минимальными показателями FPS – 8 и 12. Для оценки качества методов трекинга было вручную размечено видео баскетбольной игры с последующим сохранением данных при разных параметрах FPS.

Постановка задачи. Современные системы отслеживания объектов (трекинга) демонстрируют высокую точность, но зачастую требуют значительных вычислительных ресурсов. Это ограничивает их применение в задачах, где требуется обработка видео в реальном времени, например, при анализе спортивных трансляций.

В работе исследуется влияние уменьшения частоты кадров (FPS) на эффективность алгоритмов отслеживания объектов (трекинга) с реиндентификацией. Авторы тестируют пять алгоритмов трекинга (DeepOcSort, OcSort, ByteTrack, BotSort, StrongSort) с использованием предобученных моделей OsNet, ResNet, MobileNet на трех датасетах (MSMT17, Market1501, Duke) при FPS 8 и 12. Высокая частота кадров (FPS) видеопотока, необходимая для точного трекинга, приводит к увеличению объема данных и, следовательно, к повышенным требованиям к вычислительным ресурсам. Это может привести к задержкам в обработке информации, что недопустимо в ряде случаев. Снижение FPS видеопотока может стать одним из способов оптимизации работы систем трекинга. Однако это может привести к снижению точности, так как алгоритмы трекинга чувствительны к степени изменения сходства объекта между кадрами.

Целью исследования является определение влияния снижения FPS на эффективность алгоритмов трекинга с реидентификацией объектов.

В ходе исследования были поставлены и решены следующие задачи: провести сравнительный анализ алгоритмов трекинга DeepOcSort, OcSort, ByteTrack, BotSort и StrongSort при использовании предобученных моделей OsNet, ResNet и MobileNet;

оценить влияние FPS на качество трекинга при значениях 8 и 12 кадров в секунду; собрать и разметить вручную видео баскетбольной игры для оценки качества трекинга.

Методы исследования. В работе впервые проводится комплексное исследование влияния FPS на эффективность алгоритмов трекинга с реидентификацией объектов в контексте спортивных трансляций.

MSMT17 – разнородная датасет, состоящая из видео с 12 разных уличных камер и 3 камер в помещениях. Так же в ней собраны видео с различными погодными условиями, в разное время суток. Окончательный набор необработанных видео содержит 180 часов видео, 12 наружных камер, 3 внутренних камеры и 12 временных.

Market1501 – одна из наиболее крупных общедоступных датасетов пешеходов. Содержит 1501 различных последовательностей, снятых 6 камерами, и 32 668 ограничивающих рамок изображений пешеходов, полученных с помощью детектора пешеходов Deformable Part Models. У каждого человека в среднем имеется 3,6 изображений с каждой точки обзора [3].

DukeMTMC-reID (Duke Multi-Tracking Multi-Camera ReIDentification) версия датасета DukeMTMC с добавлением информации о трекинге [4]. Она состоит из изображений пешеходов с 8 разных камер. Все последовательности вырезаны в ручную. Является одним из крупнейших наборов данных. Содержит 702 изображения разных личностей. Набор составляет около 16 000 обучающих изображений.

OsNet – это специализированная нейронная сеть, предназначенная для реидентификации объектов на последовательности данных [5]. Цель данной архитектуры – устойчивое к масштабным и аффинным преобразованиям, сопоставления одного и того же объекта на нескольких кадрах. Основная её особенность – OS блоки, в которых к одному участку изображения сначала применяют несколько масштабных преобразований (Lite 3×3) с разными коэффициентами масштаба, затем агрегируют их с помощью функции ReLU в одно рецептивное поле. Для сравнения та же архитектура сети со стандартными сверточными блоками имеет 6,9 миллионов параметров и 3384,9 миллиона операций множественного добавления, что в 3 раза больше, чем OSNet с дизайном слоя свертки Lite 3×3. Так же в работе сравнивались модели ResNet и MobileNet подробно описанные в работах [8, 9].

Многие современные алгоритмы трекинга используют модели движения. Обычно такие модели используют байесовскую оценку для прогнозирования следующего состояния путем максимизации апостериорной оценки. Как одна из самых классических моделей движения, фильтр Калмана (KF) представляет собой рекурсивную оценку положения объектов на следующих кадрах на основе его положения на последнем кадре. Данный метод ограничен предположением линейности передвижения объектов. В связи с этим решение этого ограничения образовала семейство алгоритмов с различными подходами.

BotSort добавляет компенсацию движения камеры (СМС), благодаря чему прогнозируемое положение объектов не опережает и не отстает, когда цель движется с неравномерной скоростью [11].

В основе метода ByteTrack лежит принцип сравнения, как боксов в высокой степени уверенности, так и с низкой [12]. Это позволяет не терять ассоциации при пересечении объектов или в случаях, когда объект находится в зоне плохой видимости. ByteTrack использует сиамскую сетевую архитектуру, которая принимает два входных кадра и выводит оценку подобия, указывающую, одинаковые ли объекты в двух кадрах.

OcSort – это расширенная версия алгоритма Sort в которой ограничения основанные на предположении о линейности передвижения объектов, компенсируют за счет повторного обновления параметров фильтра Калмана, основанных на траектории построенной исходя из положения объекта перед его потерей и после его появления [13, 14].

DeepOcSort основан на OcSort алгоритме с добавлением модуля компенсации движения камеры для более точного определения локализации объектов [15].

StrongSort – основан на методе DeepSort [16]. В обновленной версии вместо исходной сверточной нейронной сети применяется более мощный экстрактор признаков внешнего вида – BoT, который может извлекать гораздо больше отличительных признаков. Так же в нем для компенсации движения камеры используется модель максимизации коэффициента корреляции (ЕСС). Это метод параметрического выравнивания изображения, который может оценить глобальное вращение и трансляция между соседними кадрами.

Обсуждение результатов. Для оценки точности алгоритмов отслеживания использовалась метрика НОТА, как баланс между тремя показателями: детекция, ассоциация и локализация [17] (табл. 1, 2). В её основе лежит индекс Жакара, позволяющий отражать степень схожести двух векторов: массива целевых показателей и предсказанных.

Таблица 1. Метрики качества алгоритмов с FPS=12
Table 1. Quality metrics of algorithms with FPS =12

Track	ReId Model	HOTA	IDF1
	OsNet		
botsort	osnet_market1501	47.156	51.66
	osnet_dukemtmcreid	47.217	51.618
	osnet_msmt17	47.192	51.576
bytetrack	osnet_market1501	48.224	53.163
	osnet_dukemtmcreid	48.224	53.163
	osnet_msmt17	48.224	53.163
deepocsort	osnet_market1501	47.313	52.623
	osnet_dukemtmcreid	47.313	52.623
	osnet_msmt17	47.313	52.623
ocsort	osnet_market1501	47.351	52.665
	osnet_dukemtmcreid	47.351	52.665
	osnet_msmt17	47.351	52.665
strongsort	osnet_market1501	45.975	51.155
	osnet_dukemtmcreid	46.016	51.113
	osnet_msmt17	45.984	50.99
MobileNet			
botsort	mobilenetv2_market1501	47.217	51.618
	mobilenetv2_dukemtmcreid	47.217	51.618
	mobilenetv2_msmt17	47.217	51.618
bytetrack	mobilenetv2_market1501	48.224	53.163
	mobilenetv2_dukemtmcreid	48.224	53.163
	mobilenetv2_msmt17	48.224	53.163
deepocsort	mobilenetv2_market1501	47.313	52.623
	mobilenetv2_x1_4_dukemtmcreid	47.313	52.623
	mobilenetv2_x1_4_msmt17	47.313	52.623
ocsort	mobilenetv2_x1_4_market1501	47.351	52.665
	mobilenetv2_x1_4_dukemtmcreid	47.351	52.665
	mobilenetv2_x1_4_msmt17	47.351	52.665
strongsort	mobilenetv2_x1_4_market1501	45.997	51.155
	mobilenetv2_x1_4_dukemtmcreid	45.997	51.032
	mobilenetv2_x1_4_msmt17	45.968	50.99
ResNet			
botsort	resnet50_fc512_msmt17	47.217	51.618
bytetrack	resnet50_fc512_msmt17	48.224	53.163
deepocsort	resnet50_fc512_msmt17	47.313	52.623
ocsort	resnet50_fc512_msmt17	47.351	52.665
strongsort	resnet50_fc512_msmt17	45.888	50.825

В качестве дополнительной метрики использовалась IDF1, которая в большей степени отражает качество реиндификации объектов (табл. 1, 2).

Для оценки качества алгоритмов трекинга был вручную размечен фрагмент из баскетбольной игры. Всего детекций на видео – 201, уникальных объектов – 41. Результаты проведенных экспериментов показали, что домен отслеживания пешеходов значительно отличается от домена спортсменов. Это может быть связано с нелинейностью передвижения спортсменов в отличие от движения пешеходов. Также спортивная форма дает меньше уникальных свойств для объекта, чем одежда человека на улице. А при большом количестве изменений позы, могут быть скрыты те немногочисленные отличия, которые модель извлекает из изображения для реидентификации. Поэтому показатели метрик проведенных экспериментов в целом достаточно низкие.

Таблица 2. Метрики качества алгоритмов с FPS =8
Table 2. Quality metrics of algorithms with FPS =8

Track	ReId Model	HOTA	IDF1
	OsNet		
botsort	Osnet_market1501	18.044	14.693
	osnet_dukemtmcreid	18.061	14.715
	osnet_msmt17	18.079	14.715
bytetrack	osnet_market1501	18.133	16.024
	osnet_dukemtmcreid	18.133	16.024
	osnet_msmt17	18.133	16.024
deepocsort	osnet_market1501	17.725	14.912
	osnet_dukemtmcreid	17.846	14.912
	osnet_msmt17	17.725	14.912
ocsort	osnet_market1501	18.593	16.035
	osnet_dukemtmcreid	18.593	16.035
	osnet_msmt17	18.593	16.035
strongsort	osnet_market1501	17.264	14.574
	osnet_dukemtmcreid	17.185	14.219
	osnet_msmt17	17.33	14.241
	MobileNet		
botsort	mobilenetv2_market1501	18.061	14.715
	mobilenetv2_dukemtmcreid	18.029	14.715
	mobilenetv2_msmt17	18.032	14.693
bytetrack	mobilenetv2_market1501	18.133	16.024
	mobilenetv2_dukemtmcreid	18.133	16.024
	mobilenetv2_msmt17	18.133	16.024
deepocsort	mobilenetv2_market1501	17.725	14.912
	mobilenetv2_dukemtmcreid	17.846	14.912
	mobilenetv2_msmt17	17.725	14.912
ocsort	mobilenetv2_market1501	18.593	16.035
	mobilenetv2_dukemtmcreid	18.593	16.035
	mobilenetv2_msmt17	18.593	16.035
strongsort	mobilenetv2_market1501	17.278	14.574
	mobilenetv2_dukemtmcreid	17.055	13.91
	mobilenetv2_msmt17	17.328	14.551
	ResNet		
botsort	resnet50_msmt17	18.061	14.715
bytetrack	resnet50_msmt17	18.133	16.024
deepocsort	resnet50_msmt17	17.725	14.912
ocsort	resnet50_fc512_msmt17	18.593	16.035
strongsort	resnet50_fc512_msmt17	17.218	14.286

Так же следует отметить, что метрики моделей, обученные на рассмотренных выше наборах данных, не сильно отличаются друг от друга в рамках одного метода трекинга. Это может быть связано с высокой корреляцией данных между ними.

При $\text{fps} = 12$ максимальное значение Nota достигнуто методом ByteTrack не зависимо от модели реидентификации. Максимальное значение IdF1 также достигнуто методом ByteTrack. Метод хорошо работает с объектами с низкой вероятностью, но требует повышенного fps для сопоставления объектов (табл. 1).

При $\text{fps} = 8$ максимальное значение Nota достигнуто методом OcSort с использованием архитектуры MobileNet и OsNet для извлечения признаков. Максимальное значение IdF1 также достигнуто методом OcSort с использованием набора данных Market1501 (табл. 2). Это говорит нам о том, что метод OcSort больше ориентирован на нелинейность траектории передвижения и большие временные интервалы между кадрами.

Вывод. Результаты экспериментов показали, что в зависимости от степени сжатия информации оптимальными методами отслеживания при использовании предобученных моделей реидентификации являются ByteTrack и OcSort.

Результаты работы могут быть использованы для оптимизации систем трекинга объектов в задачах, где требуется обработка видео в реальном времени, например, при анализе спортивных трансляций.

В дальнейших исследованиях планируется расширение набора размеченных данных для обучения моделей реидентификации объектов и получения более высоких показателей качества алгоритмов трекинга.

Библиографический список:

1. H. Masson, A. Bhuiyan, L. Th. Nguyen-Meidine, M. Javan, P. Siva, I. B. Ayed, E. Granger, «Использование Prunability для повторной идентификации личности», 2021, arXiv:1907.02547.
2. L. Wu, Y. Wang, J. Gao, D. Tao, «Глубокие компараторы на основе совместного внимания для обучения относительноному представлению при повторной идентификации личности», 2018, arXiv:1804.11027.
3. L. Wei, S. Zhang, W. Gao, Qi Tian, «GAN для переноса личности в мост доменного разрыва для повторной идентификации личности», 2018, arXiv:1711.08565.
4. E. Ristani, F. Solera, Roger, Z. Cucchiara и C. Tomasi, «Показатели производительности и набор данных для многоцелевого многокамерного отслеживания», в ECCV Workshop on Benchmarking Multi-Target Tracking, 2016, стр. 17–35.
5. K. Zhou, Y. Yang, A. Cavallaro, T. Xiang, «Изучение обобщенных многомасштабных представлений для повторной идентификации личности», 2021, arXiv:1910.06827.
6. L. Zheng, S. Wang, L. Shen, L. Tian, J. Bu, Q. Tian, «Повторная идентификация личности встречается с поиском изображений», 2015, arXiv:1502.02171.
7. W. Li, R. Zhao, T. Xiao, X.G. Wang, «DeepReID: Глубокая фильтрация парных нейронных сетей для повторной идентификации личности», 2014, DOI:10.1109/CVPR.2014.27.
8. K. He, X. Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun, «Глубокое остаточное обучение для распознавания изображений», 2015, arXiv:1512.03385.
9. M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, L.-C. Chen, «MobileNetV2: инвертированные остатки и линейные узкие места», 2018, arXiv:1801.04381.
10. K. Zhou, T. Xiang, «Torchreid: библиотека для глубокого обучения повторной идентификации человека в Pytorch», 2019, arXiv:1910.10093.
11. N. Aharon, R. Orfaig, B.-Z. Bobrovsky, «BoT-SORT: надежные ассоциации отслеживания нескольких пешеходов», 2022, arXiv:2206.14651.
12. Y. Zhang, P. Sun, Y. Jiang, D. Yu, F. Weng, Z. Yuan, P. Luo, W. Liu, X. Wang. «ByteTrack: отслеживание нескольких объектов путем связывания каждого поля обнаружения», 2022, arXiv:2110.06864v3.
13. J. Cao, J. Pang, X. Weng, R. Khrodkar, K. Kitani, «SORT, ориентированная на наблюдение: переосмысление SORT для надежного отслеживания нескольких объектов», 2023, arXiv:2203.14360
14. N. Wojke, A. Bewley, D. Paulus, «Простое отслеживание в режиме онлайн и в реальном времени с глубокой метрикой ассоциации», ICIP. IEEE, 2017, стр. 3645–3649.
15. G. Maggolino, A. Ahmad, J. Cao, K. Kitani, «Deep OC-SORT: отслеживание нескольких пешеходов с помощью адаптивной повторной идентификации», 2023, arXiv:2302.11813v1
16. Y. Du, Z. Zhao, Y. Song, Y. Zhao, F. Su, T. Gong, H. Meng, «StrongSORT: снова делаем DeepSORT великим», 2023, arXiv:2202.13514v2
17. J. Luiten, A. Osep, P. Dendorfer, P. Torr, A. Geiger, L. Leal-Taixe, B. Leibel, «HOTA: высший порядок Метрика для оценки отслеживания нескольких объектов. International Journal of Computer Vision», International Journal of Computer Vision, стр. 548–578, 2021.

References:

1. H. Masson, A. Bhuiyan, L. Th. Nguyen-Meidine, M. Javan, P. Siva, I. B. Ayed, E. Granger, "Exploiting Prunability for Person Re-Identification", 2021; arXiv:1907.02547.
2. L. Wu, Y. Wang, J. Gao, D. Tao, "Deep Co-attention based Comparators For Relative Representation Learning in Person Re-identification", 2018; arXiv:1804.11027.
3. L. Wei, S. Zhang, W. Gao, Qi Tian, "Person Transfer GAN to Bridge Domain Gap for Person Re-Identification", 2018; arXiv:1711.08565.
4. E. Ristani, F. Solera, Z. Cucchiara, and C. Tomasi, "Performance measures and a data set for multi-target, multi-camera tracking," in ECCV Workshop on Benchmarking Multi-Target Tracking, 2016; 17 – 35.
5. K. Zhou, Y. Yang, A. Cavallaro, T. Xiang, "Learning Generalisable Omni-Scale Representations for Person Re-Identification", 2021; arXiv:1910.06827.
6. L. Zheng, S. Wang, L. Shen, L. Tian, J. Bu, Q. Tian, "Person Re-identification Meets Image Search", 2015; arXiv:1502.02171.
7. W. Li, R. Zhao, T. Xiao, X.G. Wang, "DeepReID: Deep Filter Pairing Neural Network for Person Re-Identification", 2014, DOI:10.1109/CVPR.2014.27.
8. K. He, X. Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition", 2015; arXiv:1512.03385.
9. M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, L.-C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks", 2018; arXiv:1801.04381.
10. K. Zhou, T. Xiang, "Torchreid: A Library for Deep Learning Person Re-Identification in Pytorch", 2019; arXiv:1910.10093.
11. N. Aharon, R. Orfaig, B.-Z. Bobrovsky, "BoT-SORT: Robust Associations Multi-Pedestrian Tracking", 2022; arXiv:2206.14651.
12. Y. Zhang, P. Sun, Y. Jiang, D. Yu, F. Weng, Z. Yuan, P. Luo, W. Liu, X. Wang. "ByteTrack: Multi-Object Tracking by Associating Every Detection Box", 2022; arXiv:2110.06864v3.
13. J. Cao, J. Pang, X. Weng, R. Khirodkar, K. Kitani, "Observation-Centric SORT: Rethinking SORT for Robust Multi-Object Tracking", 2023; arXiv:2203.14360
14. N. Wojke, A. Bewley, D. Paulus, "Simple online and realtime tracking with a deep association metric", ICIP. IEEE, 2017; 3645 – 3649.
15. G. Maggolino, A. Ahmad, J. Cao, K. Kitani, "Deep OC-SORT: Multi-Pedestrian Tracking by Adaptive Re-Identification", 2023; arXiv:2302.11813v1
16. Y. Du, Z. Zhao, Y. Song, Y. Zhao, F. Su, T. Gong, H. Meng, "StrongSORT: Make DeepSORT Great Again", 2023; arXiv:2202.13514v2
17. J. Luiten, A. Osep, P. Dendorfer, · P. Torr, · A. Geiger, · L. Leal-Taixe, · B. Leibel, "HOTA: A Higher Order Metric for Evaluating Multi-object Tracking. International Journal of Computer Vision", International Journal of Computer Vision, 2021; 548 – 578.

Сведения об авторах:

Мальцева Наталья Анатольевна, инженер, Natalia.maltseva.susu@gmail.com

Полозов Андрей Анатольевич, доктор педагогических наук, профессор кафедры информационных технологий и систем управления; a.a.polofov@mail.ru

Папуловская Наталья Владимировна, кандидат педагогических наук, доцент кафедры информационных технологий и систем управления; n.v.papulovskaia@urfu.ru; ORCID 000-0001-7407-1491

Гольдштейн Сергей Львович, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры технической физики; s.l.goldshtein@urfu.ru

Information about authors:

Natalya A. Maltseva, Engineer; Natalia.maltseva.susu@gmail.com

Andrey A. Polozov, Dr. Sci. (Pedagogical), Prof., Department of Information Technologies and Control Systems; a.a.polofov@mail.ru

Natalya V. Papulovskaya; Cand. Sci. (Pedagogical); Assoc. Prof., Department of Information Technologies and Control Systems; n.v.papulovskaia@urfu.ru; ORCID 000-0001-7407-149

Sergey L. Goldshtein, Dr. Sci. (Eng), Prof., Prof., Department of Technical Physics; s.l.goldshtein@urfu.ru

Конфликт интересов/Conflict of interest.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов/The authors declare no conflict of interest.

Поступила в редакцию/ Received 20.03.2024.

Одобрена после рецензирования / Revised 02.05.2024.

Принята в печать / Accepted for publication 02.05.2024.