



ГЕОИНФОРМАТИКА

УДК 528.9

DOI: 10.22389/0016-7126-2024-1007-5-24-36

Координатная привязка геоизображений с использованием компьютерного зрения

© ¹Мухаметишин А. Р., ²Самсонов Т. Е., ³Лурье И. К., 2024

Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова
119991, Россия, Москва, Ленинские горы, д. 1

¹arthur_wo@mail.ru²tsamsonov@geogr.msu.ru³lurie@mail.ru

В работе описан процесс создания модели координатной привязки геоизображений – карт, космических снимков и их сочетаний – с использованием технологии LoFTR (Local Feature Matching with Transformers), реализующей поиск и сопоставление опорных точек с применением компьютерного зрения. Разработана общая архитектура модели, содержащая последовательные этапы обработки входных данных: загрузка пары геоизображений, опциональный выбор проведения кластеризации, преобразование геоизображений в тензоры, поиск и сопоставление ключевых точек, преобразование пиксельных координат в географические, привязка и трансформация геоизображения, оценка точности процедуры. Выполнена программная реализация модели и ее апробация на разнообразных парах геоизображений для оценки качества привязки. Полученные результаты свидетельствуют о высокой точности нахождения ключевых точек для геоизображений, имеющих схожую ориентировку: средняя величина невязки составила 4,5 пикселя при среднем значении вектора смещения 4,6 пикселя и достоверности выделения ключевых точек 91,9 %. Новизна подхода определяется возможностью привязки космических снимков и картографических изображений, различающихся детализацией и условными знаками

геоизображения, карты, компьютерное зрение, координатная привязка, космические снимки, сопоставление изображений, LoFTR, Python

Для цитирования: Мухаметишин А. Р., Самсонов Т. Е., Лурье И. К. Координатная привязка геоизображений с использованием компьютерного зрения // Геодезия и картография. – 2024. – № 5. – С. 24–36. DOI: 10.22389/0016-7126-2024-1007-5-24-36

Введение

В практике картографа часто возникает необходимость осуществления координатной привязки геоизображений – отсканированных бумажных карт и атласов, космических снимков с отсутствующими данными о привязке, карт в системах координат (СК) с неизвестными параметрами и т. д. Под геоизображением понимают любую пространственно-временную, масштабную, генерализованную модель земных (планетных) объектов или процессов, представленную в графической образной форме [6]. В данной работе рассматриваются картографические и снимковые геоизображения.

Координатная привязка геоизображения может осуществляться по опорным точкам, и в этом случае она требует задания их местоположения в СК с известными параметрами. Часто в качестве таких точек служат характерные элементы географических объектов – углы зданий, пересечения дорог, места слияния речных каналов и т. д. Для определения их координат может использоваться второе геоизображение, обладающее координатной привязкой. В этом случае возникает задача поиска идентичных точек на исходном (непривязанном) и эталонном (привязанном) геоизображении. На основе найденных то-

чек формируется модель взаимной привязки геоизображений, которая определяет параметры трансформации непривязанного изображения в известную СК. И если для снимков и топографических карт существуют методы автоматического поиска соответствующих точек [10, 11, 14, 16], то для карт произвольного содержания и масштаба такая работа выполняется вручную, что занимает много времени и может подвергаться ошибкам, обусловленным человеческим фактором. В связи с этим существует необходимость в разработке методики автоматизированного поиска опорных точек на двух произвольно заданных геоизображениях, покрывающих общую территорию.

На сегодняшний день уже были разработаны некоторые подходы в автоматизированной привязке геоизображений. Так, в исследовании [10] описана многомасштабная привязка старых аналоговых снимков к современным цифровым по линейным объектам. Авторы работы [20] рассматривают автоматизированную географическую привязку растровых изображений речных сетей, применяя методику, схожую с приведенной в статье [14], но отличающуюся использованием дорог и спутниковых снимков вместо речных сетей и карт. В исследовании [12] предложена модель деформируемых частей для автоматической географической привязки исторических карт. Это приближенно напоминает методику автоматического распознавания слов на исторических картах, где источником слов служит географический справочник США [18]. В работе [19] автор дополнил эту методику возможностью использования информации о текстовых метках с учетом их стиля и географического положения. Еще одна работа с историческими картами проведена в статье [21], где для привязки исторической карты Кипра к современной использовались двумерное аффинное преобразование координат и искусственная нейронная сеть. В публикациях [9, 11] представлены методики координатной привязки отсканированных карт по картографической сетке. В статье [15] автор предложил методику привязки с использованием геокодирования. В другом исследовании этого же автора [16]

рассматривался иной подход к географической привязке: с помощью картографического содержания карт, а именно – водных объектов.

Каждая из перечисленных работ вносит вклад в развитие исследуемой проблематики, однако у них есть общий недостаток – отсутствие универсальности разработанных моделей. Все алгоритмы работают либо с определенными географическими объектами (реки, дороги, водоемы), либо с топонимами и картографическими сетками. В практике может возникнуть ситуация, когда специалисту потребуется осуществить привязку геоизображения, на котором нет нужного типа объекта или координатной сетки. На сегодняшний день решения данной проблемы предложено не было. Следовательно, наиболее актуальная задача в этом направлении – разработка универсального алгоритма, способного работать со всем геоизображением в целом, а не с отдельными его элементами.

Перспективное направление компьютерного зрения, которое может быть применено в данной области, – технология сопоставления изображений (image matching). Она может быть использована как подход к поиску ключевых признаков на двух изображениях с целью нахождения уникальных точек, присутствующих на паре изображений [13]. Применительно к геоизображениям данный подход к настоящему моменту не получил должного развития. В связи с этим представляется целесообразным оценить его применимость при решении ранее обозначенной проблемы координатной привязки.

Алгоритм сопоставления изображений LoFTR

Авторы статьи в качестве алгоритма сопоставления изображений использовали алгоритм LoFTR, предложенный в исследовании [17] для изображений общего типа. В процессе анализа изображений он извлекает плотное поле возможных совпадений и далее уточняет хорошие совпадения до субпиксельной точности. Это означает, что каждая точка в паре изображений потенциально может быть сопоставлена с другой.

В соответствии со схемой работы LoFTR выделяется четыре модуля, которые последовательно применяются в процессе работы (рис. 1). Так, в первом модуле исходными данными служат два изображения, из которых извлекаются карты признаков двух уровней с помощью процедуры свертки. С каждой новой итерацией производится уменьшение размерности карт признаков, что позволяет снизить вычислительные затраты до более низкого уровня в последующих модулях.

Во втором модуле полученные карты признаков преобразовываются в одномерные массивы, которым затем присваивается кодировка в соответствии с их местоположением на изображении. Далее в модуле LoFTR осуществляется перекрестная проверка значений для нахождения взаимосвязей между ними (как внутри одного изображения, так и между ними). После этого к двум изображениям применяется градиент в соответствии с полученной информацией

о возможном взаимном расположении похожих точек (похожим областям на изображениях присваивается одинаковый цвет).

В третьем модуле точки предварительно сопоставляются на основе схожести их векторов признаков, в четвертом предварительные совпадения уточняются до субпиксельного уровня. Для этого вокруг каждой точки выделяется локальное окно, в пределах которого точка с одного изображения сравнивается со всеми точками другого изображения в пределах данного окна. Между наиболее похожими точками устанавливается соответствие [17].

Разработка технологической архитектуры модели

Описанный алгоритм LoFTR используется в разработанной модели координатной привязки на этапе обнаружения опорных точек. Модель можно разделить на несколько модулей, через которые последовательно проходят про-

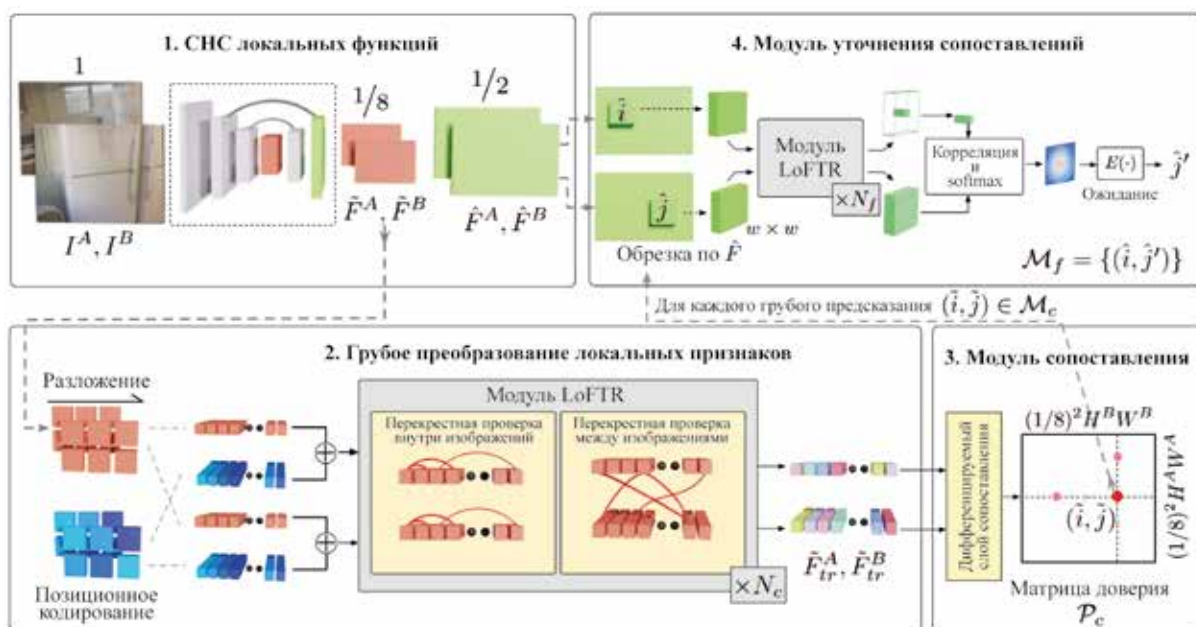


Рис. 1. Схема работы алгоритма LoFTR (CHC – сверточная нейронная сеть, softmax – функция, преобразующая вектор чисел в вероятностное распределение [17]; I^A, I^B – исходные изображения размером $H^A \times W^A$ и $H^B \times W^B$; $\tilde{F}^A, \tilde{F}^B$ – карты признаков низкой детальности размером $1/8$ от I^A, I^B ; $\tilde{F}^A_{tr}, \tilde{F}^B_{tr}$ – карты признаков высокой детальности размером $1/2$ от I^A, I^B ; $\tilde{F}^A_{tr}, \tilde{F}^B_{tr}$ – трансформированные карты признаков)

Fig. 1. Scheme of operation of the LoFTR algorithm (CHC – convolutional neural network, softmax – a function that transforms a vector of numbers into a probability distribution [17]; I^A, I^B – input images with $H^A \times W^A$ and $H^B \times W^B$ dimensions; $\tilde{F}^A, \tilde{F}^B$ – coarse-level feature maps of $1/8$ dimensions of I^A, I^B ; $\tilde{F}^A_{tr}, \tilde{F}^B_{tr}$ – fine-level feature maps of $1/2$ dimensions of I^A, I^B ; $\tilde{F}^A_{tr}, \tilde{F}^B_{tr}$ – transformed feature maps)

межуточные данные (рис. 2). В соответствии с приведенной схемой, они могут быть описаны следующим образом:

загрузка привязанной и непривязанной карт в виде массивов чисел;

опциональный выбор проведения кластеризации (в случае отказа от нее дальнейшая работа будет проводиться с исходными картами, в ином случае, необходимо указать единое число кластеров, на которые будут кластеризованы карты; данный этап необходим для предоставления возможности выделения более контрастных границ между разными классами объектов, приведенными на картах); наиболее оптимальное число кластеров определяется путем итеративного процесса, требующего анализа и экспертной оценки (проводится оценка, насколько корректно кластеры соответствуют реальным объектам на карте с учетом особенностей картографических данных: например, для карты землепользования может быть достаточно небольшого числа кластеров, отвечающих основным типам земельного покрова (лесная и травянистая растительность, водные объекты, городские территории));

преобразование карт в тензоры (разложение на три канала цветового пространства RGB и определение числа фрагментов, на которые будут поделены растры) – подготовка к процедуре свертки;

загрузка тензоров в алгоритм LoFTR, в котором производится обработка изображений в соответствии с ранее описанными деталями;

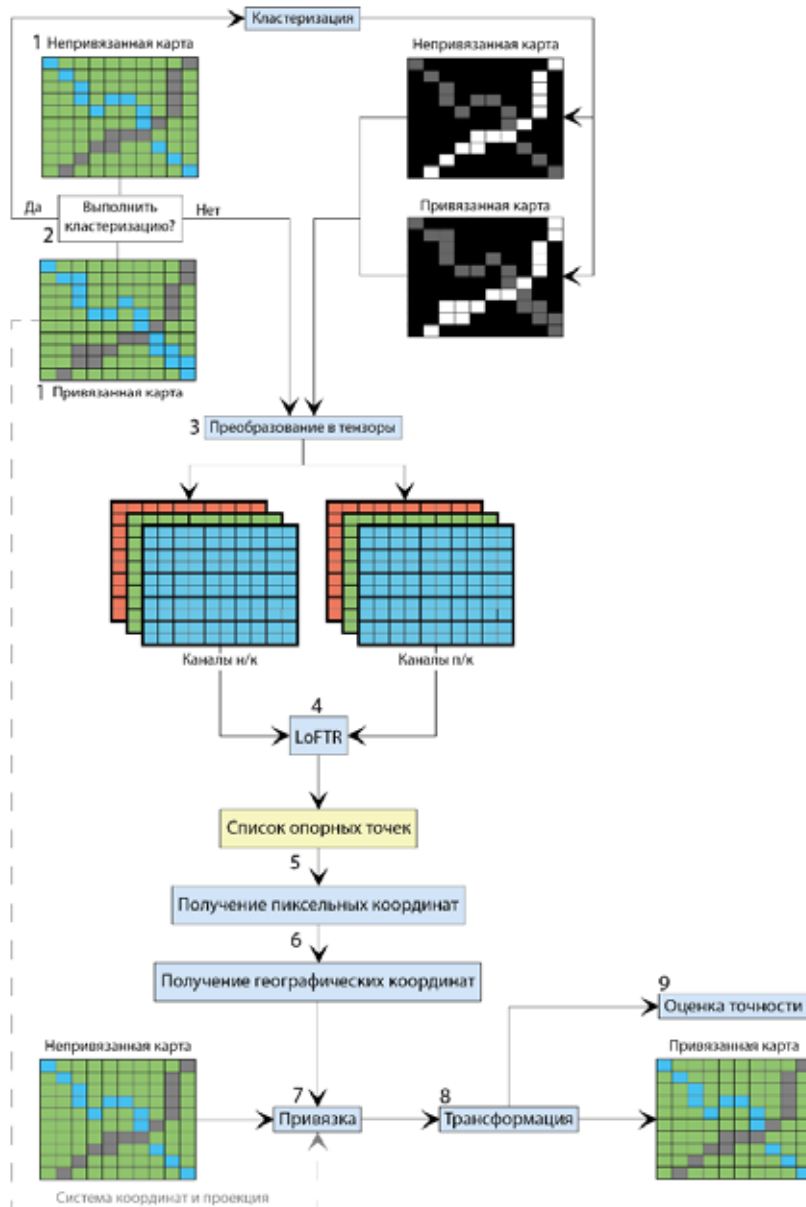


Рис. 2. Модель координатной привязки геоизображения (н/к и п/к – непривязанная и привязанная карты)

Fig. 2. Geoimage coordinate referencing model (н/к and п/к – unlinked and linked cards)

получение списка соответствующих (опорных) точек и извлечение их пиксельных координат с обеих карт;

преобразование пиксельных координат в географические (пиксельные координаты точек непривязанной карты соотносятся с географическими координатами тех же точек на привязанной карте);

осуществление привязки непривязанной карты путем присвоения географических координат точек с указанием СК и проекции привязанной карты;



трансформация результирующей привязанной карты с использованием одного из предварительно выбранных типов трансформации;

оценка точности привязки путем расчета невязки, а также с помощью ручной и визуальной проверки корректности определения соответствующих точек.

Реализация и апробация разработанной модели

Реализация модели выполнена на языке программирования Python с использованием библиотек: OpenCV, NumPy, Sys, Kornia, Torch, Matplotlib, GDAL, OS, TIME. Отдельные блоки кода, представленные в файле, проводят последовательные этапы обработки исходных данных. С результирующим кодом можно ознакомиться в открытом репозитории GitHub¹. Тестирование модели произво-

¹<https://github.com/ArthurMukhametshin/Automated-Georeferencing-of-Maps-Using-Computer-Vision> (дата обращения: 15.04.2024).

дилось на 10 парах геоизображений, которые представляли собой электронные, отсканированные и веб-карты, а также спутниковые снимки Sentinel-2 и Landsat-8. Их источниками выступили: Национальный атлас России в четырех томах (М.: Роскартография, 2004–2008 гг.), региональные атласы, веб-карта «Яндекс.Карты» и сайт Геологической службы США (USGS). Комбинации пар формировались исходя из возможных ситуаций, в которых может понадобиться взаимная географическая привязка двух геоизображений.

В каждой паре с помощью QGIS вручную привязано одно изображение, на основе которого затем автоматизировано привязано второе (табл. 1). Целевая проекция – равноугольная цилиндрическая проекция Меркатора, выбор которой обусловлен тем, что она используется на веб-картах и, следовательно, в некоторых парах геоизображений. Также она ориентирует изображения на север и при ограниченных размерах территорий (охват примеров локаль-

Таблица 1. Точность ручной привязки одного изображения из пары
Table 1. Accuracy of manual georeference of one image from a pair

№ пары гео-изображений	Название изображения, привязываемого вручную, масштаб	Количество опорных точек	Тип трансформации	Общая невязка, пиксели
1	Европейская часть России (1 : 7 500 000)	10	Полиномиальная II степени	1
2	Фрагмент веб-карты «Яндекс.Карты» территории Иркутской области	5	Аффинная	0,5
3	Западная Сибирь (1 : 7 500 000)	29	Полиномиальная III степени	2,6
4	Овражность Алтайского края (1 : 2 000 000)	25	То же	2,3
5	Европейская часть России (Север) (1 : 2 500 000)	26	«	1,3
6	Административная карта Вологодской области (1 : 2 500 000)	33	Тонкостенный сплайн	0
7	Спутниковый снимок Landsat-8 центральной части оз. Байкал	3	Аффинная	0
8	Фрагмент веб-карты «Яндекс.Карты» центральной части Санкт-Петербурга	3	То же	0
9	Спутниковый снимок Sentinel-2 северного участка Германии	5	«	0,4
10	Западный спутниковый снимок Landsat-8 территории Греции у залива Термаикос	3	«	0

ный и региональный) не обладает большой вариацией искажений. Таким образом обеспечивалось более качественное совпадение привязанного и непривязанного изображений. Тип трансформации определялся в зависимости от особенностей изображения: аффинная (отсутствие необходимости сильного преобразования изображения ввиду схожести пропорций контуров со вторым изображением в паре в данном масштабе), полиномиальная II степени (увеличение степени схожести контуров со вторым изображением в паре за счет минимизации влияния особенностей проекции), полиномиальная III степени и тонкостенный сплайн применялись в более сложных случаях, когда требовалось неравномерное растяжение раstra.

Далее пары привязанных (см. табл. 1) и непривязанных изображений загружались в разработанную модель, которая производила поиск и сопоставление общих точек, на основании чего затем осуществляла географическую привязку одного изображения на основании другого, преобразуя пиксельные координаты в спроецированные на местности (в данном случае – в проекции Меркатора). Среднее время выполнения скрипта для одной пары геоизображений зависит от объема входных растров, однако для представленных пар изображений составило 15,27 с для компьютера с 64-разрядной операционной системой Windows и процессором Intel Core i5-10500H 2.50GHz (12 ядер), ОЗУ 8 ГБ, видеокартой NVIDIA GeForce GTX 1650 4 ГБ.

Оценка качества выделения точек производилась тремя способами.

1. Визуальная оценка положения эпиполярных (соединительных) линий. Например, если изображения имеют одинаковую ориентировку, то линии должны идти приблизительно в одном направлении (параллельно) и не пересекаться друг с другом.

2. Количественная оценка точности трансформации – невязки. Опорные точки, полученные в результате работы модели привязки, загружались в модуль привязки QGIS, где устанавливалась величина невязки при используемых параметрах трансформации непривязанного изображения.

3. Количественная оценка точности сопоставления опорных точек. Для исходного (непривязанного) геоизображения в каждой паре составлялась случайная выборка из 10 найденных моделью опорных точек, после чего вручную находилась соответствующая точка на привязанном геоизображении. Полученный ручной результат сравнивался с автоматизированным. Таким образом оценивалась величина векторов смещения (ВС), характеризующая точность обнаружения точек алгоритмом LoFTR.

Полученные результаты привязки представлены в табл. 2, детальный анализ которой приведен далее, после вычисления зависимостей. Количество пар геоизображений увеличено в связи с тем, что некоторые непривязанные растры были дополнительно преобразованы: повернуты или обрезаны до более локальных областей (пары геоизображений № 3, № 5, № 8 (см. табл. 2)).

Между значениями невязки и ВС рассчитан ранговый коэффициент корреляции Спирмена, который позволяет оценить взаимосвязь двух наборов чисел без проверки их на наличие нормального распределения. Значение коэффициента равно 0,95 (p -значение $< 0,00001$ (результат значим при $p < 0,05$)), что говорит о наличии высокой связи между данными показателями. Чем менее точно опорная точка определена моделью (большое значение ВС), тем большая невязка получается в результате трансформации.

На рис. 3, а приведена диаграмма рассеяния, демонстрирующая взаимосвязанность рассматриваемых показателей: с увеличением значений невязки возрастает значение ВС (достоверность аппроксимации 0,804).

Стоит отметить, что большинство точек на изображениях выделено с высокой степенью точности (практически идентично качеству ручного выделения). Полученные значения ВС включают в себя также значения точек, которые определены моделью недостаточно корректно. Однако их немного: в среднем 91,9 % опорных точек определяются моделью верно (см. табл. 2).

Следует зафиксировать, что коэффициент корреляции между процентом верно сопостав-



Таблица 2. Результаты процедур привязки различных комбинаций 10 пар геоизображений
Table 2. Results of georeferencing different combinations of 10 pairs of geoimages

№ пары	Пара геоизображений, масштаб	Количество			Тип трансформации	Невязка, пиксель	Средняя длина вектора смещения, пиксель	Процент верно определенных моделей точек после ручной фильтрации (отобранных для привязки) $(N_{ver} / N_{ref} \cdot 100)$	Размер, пиксель (разрешение, м)
		ключевых точек	опорных точек (N_{ref})	опорных точек после ручной фильтрации (N_{ver})					
1	«Европейская часть России» (1 : 7 500 000)*, «Европейская часть России (Север)» (1 : 2 500 000)*	686	121	121	Полиномиальная II степени	3	3	100	914×621 (3656), 624×435 (4630)
2	Фрагмент карты «Яндекс. Карты»**, «Физическая карта Юга области» (1 : 2 000 000) [3]	599	91	88	Полиномиальная III степени	3,6	5	97	624×755 (1699), 624×757 (1249)
3	Фрагмент карты «Яндекс.Карты», повернутая «Физическая карта Юга области» (1 : 2 000 000)	355	35	32	Аффинный	4,1	6	91	624×755 (1699), 624×757 (1660)
4	«Западная Сибирь» (1 : 7 500 000)*, «Почвообразующие породы» (1 : 6 000 000) [5]	367	118	113	Полиномиальная III степени	3,1	4	96	624×905 (5296), 447×624 (6301)
5	«Западная Сибирь» (1 : 7 500 000), фрагмент «Почвообразующие породы» (1 : 6 000 000)	153	18	16	Аффинный	6	5	89	624×905 (5296), 244×254 (9200)
6	«Овражность» (1 : 2 000 000) [1], «Совхозы Алтайского края» (1 : 1 000 000) [7]	427	51	50	Полиномиальная III степени	3	3	98	624×567 (1265), 614×624 (1198)
7	«Европейская часть России (Север)» (1 : 2 500 000), «Почвенная карта» (1 : 2 000 000) [4]	326	150	128	То же	6,6	7	85	695×583 (2428), 624×531 (2268)
8	«Европейская часть России (Север)» (1 : 2 500 000), Фрагмент «Почвенная карта» (1 : 2 000 000)	118	25	22	Аффинный	3,9	5	88	695×583 (2428), 624×179 (2163)
9	«Административная карта» (1 : 2 500 000) [2], «Карта растительности» (1 : 2 500 000) [2]	222	63	61	То же	6,9	5	97	624×274 (2404), 624×242 (2473)

Окончание таблицы

№ пары	Пара геоизображений, масштаб	Количество			Тип трансформации	Невязка, пиксель	Средняя длина вектора смещения, пиксель	Процент верно определенных моделью точек после ручной фильтрации (отобранных для привязки) ($N_{ver} / N_{ref} \cdot 100$)	Размер, пиксель (разрешение, м)
		ключевых точек	опорных точек (N_{ref})	опорных точек после ручной фильтрации (N_{ver})					
10	Спутниковый снимок Landsat-8 центральной части оз. Байкал***, «Леса» (1 : 4 000 000) [3]	168	17	12	Аффинный	11,4	9	71	551×610 (671), 624×629 (393)
11	Фрагмент карты «Яндекс.Карты», «План столичного города Санкт-Петербурга» [8]	207	33	31	То же	3,6	4	94	624×509 (16), 624×531 (16)
12	Спутниковый снимок Sentinel-2***, спутниковый снимок Landsat-8***	508	172	171	«	0,9	1	99	624×606 (311), 624×427 (392)
13	Западный спутниковый снимок Landsat-8***, восточный спутниковый снимок Landsat-8***	580	157	140	«	2,6	2	89	710×720 (440), 710×720 (435)
Среднее значение						4,5	4,6	91,9	—

Примечания:
*Национальный атлас России. URL: <https://nationalatlas.ru/tom1> (дата обращения: 15.04.2024);
** Яндекс.Карты. URL: <https://yandex.ru/maps> (дата обращения: 15.04.2024);
***Геологическая служба США. URL: <https://earthexplorer.usgs.gov> (дата обращения: 15.04.2024).

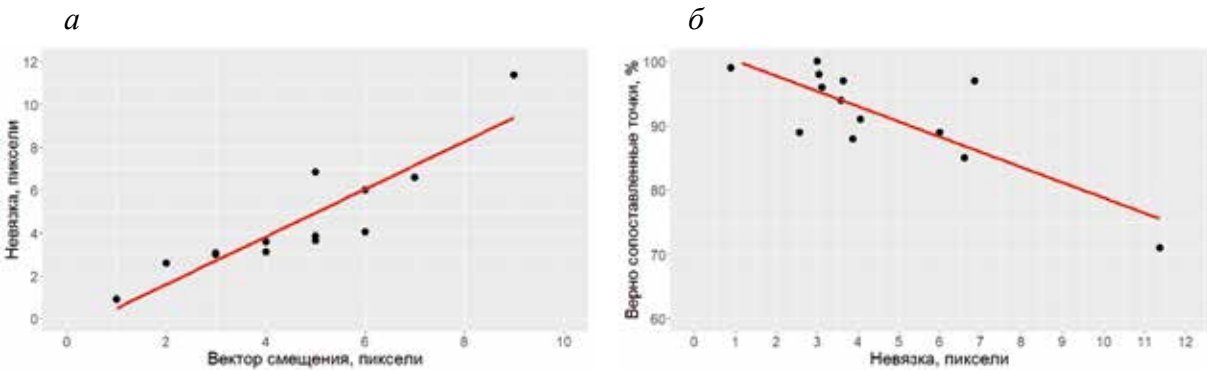


Рис. 3. Диаграмма рассеяния значений: невязки и ВС (а); невязки и процентами точек, отобранных для привязки (красным цветом показана линия тренда) (б)
Fig. 3. Scatter plot between the values: residual and bias vector values (а); residual values and percentages of points selected for georeference (the trend line is shown in red) (б)

ленных опорных точек и значениями невязки составляет $-0,63$ (p -значение = $0,022$ (результат значим при $p < 0,05$)). Полученное значение говорит о наличии обратной связи между двумя параметрами. Так, с увеличением процента верно сопоставленных моделью точек наблю-

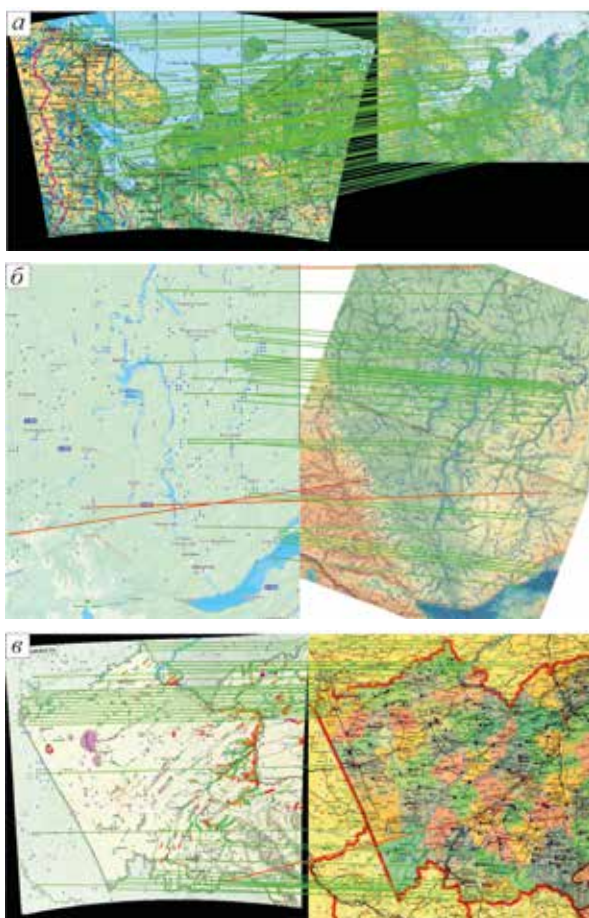


Рис. 4. Сопоставление пар геоизображений:

№ 1 (а); № 3 (б); № 6 (в) (см. табл. 2)

Fig. 4. Matching of geospatial image pairs:

№ 1 (а); № 3 (б); № 6 (в) (see table 2)

дается снижение величины невязки, что видно на рис. 3, б. Коэффициент детерминации в данном случае достигает 0,656. Таким образом, в работе модели прослеживается логика классической процедуры ручной привязки. Далее показатели невязки и ВС будут употребляться с единым термином – точность. Некоторые пары геоизображений, описанные в табл. 2, приведены на рис. 4–6 (синие точки – ключевые, зеленые – отфильтрованные опорные, красные – исключенные из списка опорных).

Лучшие значения точности наблюдаются при привязке спутниковых снимков различной детализации с большим перекрытием и одинаковой детализации с небольшим перекрытием: невязка 0,9 и 2,6 пикселя и ВС – 1 и 2 пикселя для пар геоизображений № 12 и № 13 соответственно (см. табл. 2). Это означает, что местоположения соответственных точек на двух спутниковых снимках можно определить более точно, чем на двух различных картах или между спутниковым снимком и картой, так как при поиске точек на изображениях сравнивается фактическое состояние одного и того же объекта – земной поверхности. В случае сравнения карт, каждая из которых имеет отличное друг от друга содержание, исполь-

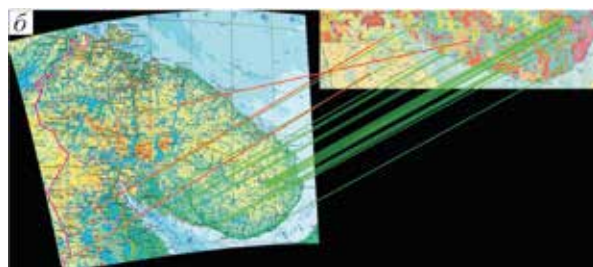
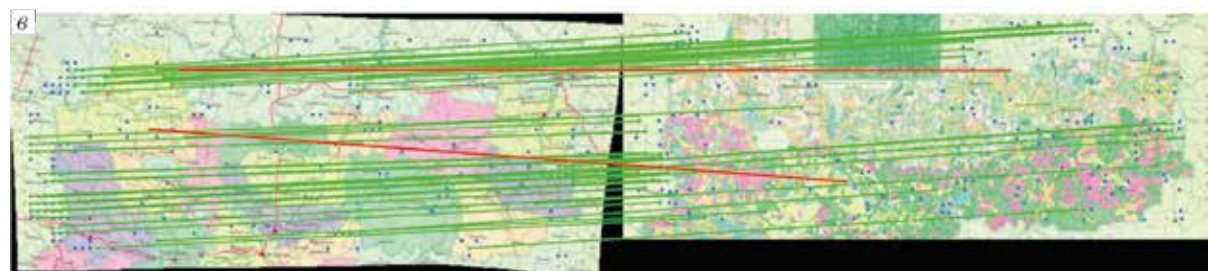


Рис. 5. Сопоставление пар геоизображений:

а – № 5; б – № 8; в – № 9 (см. табл. 2)

Fig. 5. Matching of geospatial image pairs:

а – № 5; б – № 8; в – № 9 (see table 2)



зуемые условные знаки и уровень генерализации, достоверность определения корректного местоположения соответствующих точек снижается.

Высокая точность наблюдается при привязке карт с небольшими отличиями в содержании – общегеографических карт: между собой, с веб-картами, с тематическими картами. Примерами таких пар геоизображений служат: № 1 (невязка – 3; ВС – 3); № 2 (невязка – 3,6; ВС – 5); № 4 (невязка – 3,1; ВС – 4); № 7 (невязка – 6,6; ВС – 7); № 11 (невязка – 3,6; ВС – 4) (см. табл. 2).

Менее высокие значения точности получаются при привязке карт с разным тематическим содержанием, но при условии наличия объектов общегеографического содержания, которые могут послужить источниками качественных отличительных признаков (яркие границы, водные объекты, береговая линия и т. д.). Примерами таких случаев являются процедуры привязки пар карт: № 6 (невязка – 3; ВС – 3); № 9 (невязка – 6,9; ВС – 5) (см. табл. 2). Однако при использовании разных тематик карт точность заметно снижается. Это объясняется тем, что тематические карты по-своему представляют рисунок объектов картографируемого явления. Он может быть сегментирован на полигоны различного размера, формы, цвета. К тому же на фоне тематического содержания может теряться общегеографиче-

ское, которое в таких случаях будет выступать основным при поиске ключевых точек.

Наиболее низкое значение точности получено при привязке спутникового снимка и отсканированной карты: пара геоизображений № 10 (невязка – 11,4; ВС – 9) (см. табл. 2). Это объясняется тем, что они имеют различные формы представления информации о земной поверхности. В первом случае – это ее фактическое изображение, во втором – общегеогра-

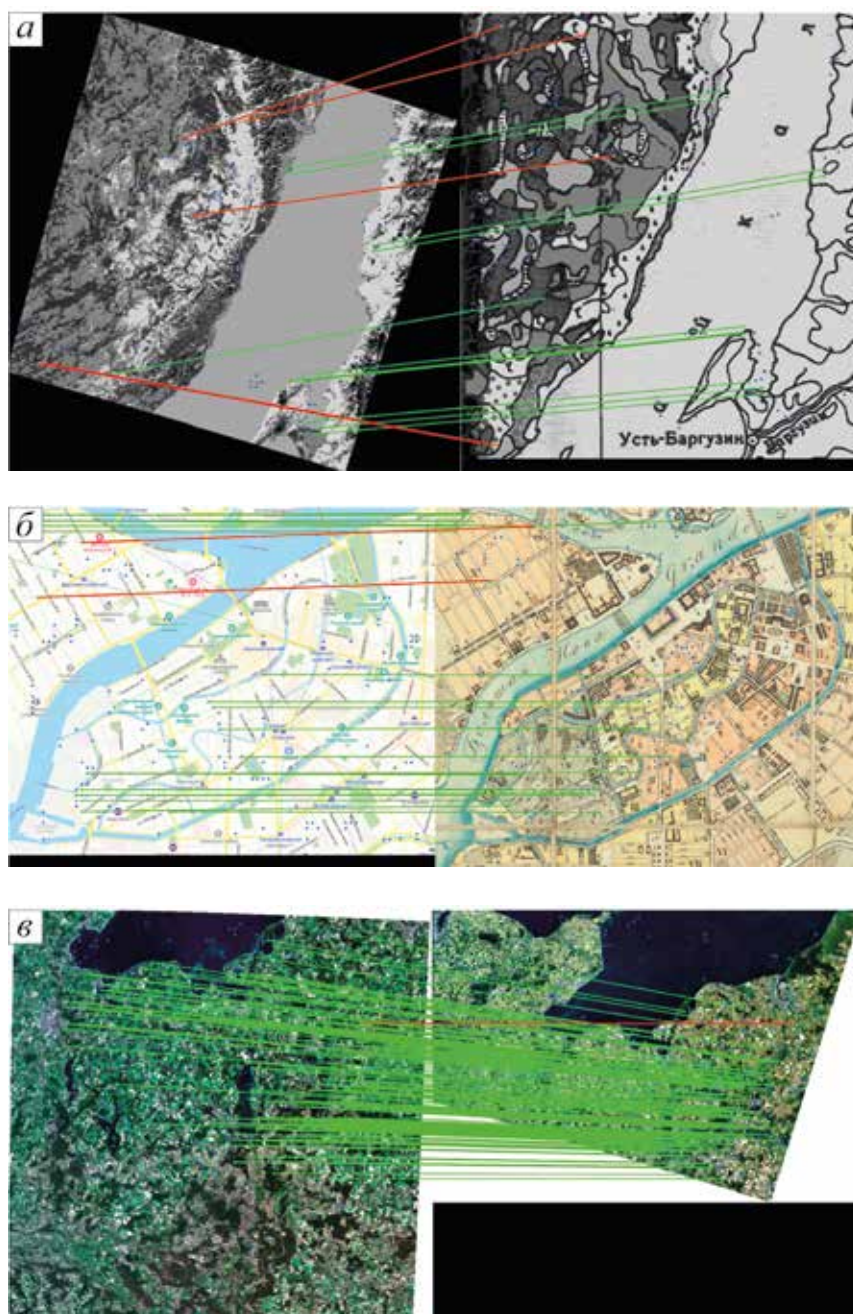


Рис. 6. Сопоставление пар геоизображений:

а – № 10 (кластеризованные по шести классам); *б* – № 11; *в* – № 12 (см. табл. 2)

Fig. 6. Matching of geoimage pairs:

a – № 10 (clustered into 6 classes); *b* – № 11; *v* – № 12 (see table 2)

фическая основа, интерпретированная в виде условных знаков и дополненная тематическим содержанием. В таком случае целесообразно воспользоваться вспомогательным средством – кластеризацией, которая выполнит перевод двух изображений к единой форме представления. Так, до применения кластеризации не было обнаружено ни одной верной ключевой точки. После сегментации изображений на шесть классов верно было идентифицировано 10 из 14 точек. Таким образом удалось значительно повысить точность определения опорных точек и минимизировать результирующие искажения.

Также стоит сказать, что точность понижается при привязке повернутой карты или фрагмента с меньшей площадью перекрытия с привязанным геоизображением. В первом случае (пара № 3 (невязка – 4,1; ВС – 6) (см. табл. 2)) модель менее эффективно определяет соответственные точки при рассмотрении изображений с разной ориентировкой. Данный тезис также подтверждает пара карт № 1, где в центральной части выделено большое число точек, а в периферийных – нет, что стало возможным благодаря разной проекции карт. В непривязанной карте с конической проекцией по бокам изображение меняет ориентировку, поворачиваясь в соответствии с линиями параллелей. В первом же изображении применена проекция Меркатора, которая располагает все элементы содержания по прямой линии – параллели. Вторая ситуация рассмотрена на примерах пар карт № 5 (невязка – 6; ВС – 5) и № 8 (невязка – 3,9; ВС – 5) (см. табл. 2). Так, если в паре карт № 5 точность снизилась, то в паре № 8 возросла (в сравнении с полными фрагментами карт). Вероятнее всего это связано с привязкой территории с меньшей площадью, что привело к общему уменьшению искажений одного изображения относительно другого.

Сравним полученный результат с ранее рассмотренными работами [10] и [9]. Первый метод – содержательный и основан на выделении структурных линий на аналоговых снимках и их привязке по ним. Тестирование производилось по четырем примерам, средняя невязка составила 9,03 пикселя.

Второй метод осуществлял автоматизированную привязку карт по считанным координатам сетки с учетом специфики используемых проекций. Использование углов карты и пересечений сетки позволило достичь высокой точности в 1–4 пикселя, что несущественно меньше полученного авторами статьи результата.

Так, в модели авторов среднее значение невязки составило 4,5 пикселя (что сопоставимо с показателями точности современных подходов автоматизированной привязки) при среднем значении ВС 4,6 пикселя и достоверности выделения опорных точек 91,9 %. Выявлено наличие сильной прямой связи между значениями невязки. Ранговый коэффициент корреляции Спирмена составил 0,95 при $p\text{-значение} < 0,00001$. Между значениями невязки и процентами отобранных опорных точек найдена обратная связь, выраженная в виде того же коэффициента корреляции и равная $-0,63$ при $p\text{-значение} = 0,022$.

Заключение

В настоящем исследовании разработана модель координатной привязки картографических и снимковых геоизображений с использованием компьютерного зрения.

Экспериментальные исследования показали, что лучшие результаты точности получились при привязке пар спутниковых снимков, далее – пар общегеографических карт, затем – общегеографических и тематических, наконец – пар тематических; худшие – при привязке карты к спутниковому снимку. Главный фактор точности – степень схожести содержания. Чем содержание двух карт имеет большее сходство (даже в общегеографических элементах при сравнении пар тематических карт), тем легче модели находить соответственные точки на двух геоизображениях. Не стоит забывать о влиянии разрешения изображения при их взаимном сопоставлении. В рамках настоящей работы данный аспект не был изучен, но, безусловно, требует внимания в последующих исследованиях.

Полученные результаты также включают в себя показатели точности сложных приме-

ров с привязками повернутой отсканированной карты к веб-карте, неполных фрагментов тематических карт к общегеографическим, а также привязку отсканированной карты к спутниковому снимку Landsat-8 при помощи кластеризации изображений. Показано, что процедура кластеризации способна повысить качество привязки в случае наличия пар разнородных изображений. Разработанная модель может быть задействована при решении различных исследовательских задач, в которых требуется географическая привязка, – как

в географии, так и в других научных областях, поскольку достигнуто условие ее универсальности для осуществления взаимной привязки комбинаций геоизображений, различных по их содержанию.

Таким образом, передовые технологии компьютерного зрения, а в частности сопоставления изображений, могут быть эффективно применены в картографии и геоинформатике для решения практических задач и минимизации труда специалиста при координатной привязке геоизображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Алтайский край*. Атлас. – В 2 т. – Т. 1 / Ред. кол.: Процюк И. С. и др.; отв. ред. Заруцкая И. П. – М.: Барнаул: ГУГК, 1978. – 222 с.
2. *Атлас Вологодской области* / Ред. кол.: Калесник С. В. и др. – М.: ГУГК, 1965. – 53 с.
3. *Атлас Иркутской области* / Ред. кол.: Гриценко А. В. и др.; отв. ред. Заруцкая И. П. – М.: Иркутск: ГУГК, 1962. – 182 с.
4. *Атлас Мурманской области* / Ред. кол.: Дуров А. Г. и др. – М.: ГУГК, 1971. – 33 с.
5. *Атлас Тюменской области*. Вып. 1 / Ред. кол.: Заруцкая И. П. и др. – Москва; Тюмень: ГУГК, 1971. – 171 с.
6. Берлянт А. М. Графические модели мира // Соросовский образовательный журнал. – 1999. – № 4. – С. 65–71.
7. Бородаев В. Б., Контев А. В. Исторический атлас Алтайского края: картографические материалы по истории Верхнего Приобья и Прииртышья (от античности до начала XXI века). – 2-е изд., испр. и доп. – Барнаул: Азбука, 2007. – 215 с.
8. Савинков А. План столичного города Санкт-Петербурга. – Санкт-Петербург, 1830. – 1 л.
9. Burt J. E., White J., Allord G., Then K. M., Zhu A-X. (2020) Automated and semi-automated map georeferencing. *Cartography and Geographic Information Science*, 47, 1, pp. 46–66. DOI: 10.1080/15230406.2019.1604161.
10. Cléri L., Pierrot-Deseilligny M., Vallet B. (2014) Automatic georeferencing of a heritage of old analog aerial photographs. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, II–3, pp. 33–40. DOI: 10.5194/isprsannals-II-3-33-2014.
11. Heitzler M., Gkonos C., Tsorlini A., Hurni L. (2018) A modular process to improve the georeferencing of the Siegfried map. *e-Perimetre*, 13, 2, pp. 85–100.
12. Howe N. R., Weinman J., Gouwar J., Shamji A. (2019) Deformable part models for automatically georeferencing historical map images. *Proceedings of the 27th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*. Chicago IL USA: ACM, pp. 540–543. DOI: 10.1145/3347146.3359367.
13. Jiang X., Ma J., Xiao G., Shao Z., Guo X. (2021) A review of multimodal image matching: Methods and applications. *Information Fusion*, 73, pp. 22–71. DOI: 10.1016/j.inffus.2021.02.012.
14. Li Y., Briggs R. (2012) An automated system for image-to-vector georeferencing. *Cartography and Geographic Information Science*, 39, 4, pp. 199–217. DOI: 10.1559/152304063941199.
15. Luft J. (2020) Automatic georeferencing of historical maps by geocoding. *International Workshop on Automatic Vectorisation of Historical Maps*. 13 March 2020. Budapest: ELTE, pp. 77–89. DOI: 10.21862/avhm2020.10.
16. Luft J., Schiewe J. (2021) Automatic content-based georeferencing of historical topographic maps. *Transactions in GIS*, 25, 6, pp. 2888–2906. DOI: 10.1111/tgis.12794.
17. Sun J., Shen Z., Wang Y., Bao H., Zhou X. (2021) LoFTR: detector-free local feature matching with transformers. *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 8918–8927. DOI: 10.1109/CVPR46437.2021.00881.
18. Weinman J. (2013) Toponym recognition in historical maps by gazetteer alignment. *12th International Conference on Document Analysis and Recognition*. Washington, DC, USA: IEEE, pp. 1044–1048. DOI: 10.1109/ICDAR.2013.209.
19. Weinman J. (2017) Geographic and Style Models for Historical Map Alignment and Toponym Recognition. *14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*. Kyoto: IEEE, pp. 957–964. DOI: 10.1109/ICDAR.2017.160.
20. Wolter D., Blank D., Henrich A. (2017) Georeferencing river networks using spatial reasoning. *Proceedings of the 11th Workshop on Geographic Information Retrieval*. Heidelberg, Germany: ACM, pp. 1–2. DOI: 10.1145/3155902.3155907.
21. Yilmaz I., Gullu M. (2012) Georeferencing of Historical Maps Using Back Propagation Artificial Neural Network. *Experimental Techniques*, 36, 5, pp. 15–19. DOI: 10.1111/j.1747-1567.2010.00694.x.

Coordinate georeferencing of geoimages using computer vision

¹Mukhametshin A. R., ²Samsonov T. E., ³Lurie I. K.

Lomonosov Moscow State University

119991, Russian, Moscow, Leninskiye Gory, 1

¹arthur_wo@mail.ru

²tsamsonov@geogr.msu.ru

³lurie@mail.ru

This paper presents the process of creating a model for automated georeferencing of geoimages using image matching technology, an increasingly popular computer vision concept that has not received proper attention in cartography to date. LoFTR (Local Feature Matching with

Transformers), a new approach to find and match key points in pairs of images was used as a basis for the developed model. At the first stage, a model architecture and successive stages of input data processing were defined. At the second stage, the model was implemented as a program in accordance with the previously outlined steps. At the third stage, the resulting model was tested on several pairs of geoimages to further evaluate its effectiveness and applicability in various scientific tasks. Results show that the developed model provides a universal algorithm for automated georeferencing of geo-images, demonstrating high-quality results

computer vision, geoimages, georeferencing, image matching, LoFTR, maps, Python, space imagery

For citations: Mukhametshin A. R., Samsonov T. E., Lurie I. K. (2024) Coordinate georeferencing of geoimages using computer vision. *Geodezia i Kartografiya*, 85 (5), pp. 24–36 (In Russian). DOI: 10.22389/0016-7126-2024-1007-5-24-36

REFERENCES

1. *Altaiskii krai. Atlas. V 2 tomakh. Tom 1. Redaktsionnaya kollegiya: Protsyuk I. S. i drugie; otvetstvennyi redaktor Zarutskaya I. P.* Moskva–Barnaul: GUGK, 1978, 222 p. (In Russian).
2. *Atlas Vologodskoi oblasti. Redaktsionnaya kollegiya: Kalesnik S. V. i drugie.* Moskva: GUGK, 1965, 53 p. (In Russian).
3. *Atlas Irkutskoi oblasti. Redaktsionnaya kollegiya: Gritsenko A. V. i drugie, otvetstvennyi redaktor Zarutskaya I. P.* Moskva; Irkutsk: GUGK, 1962, 182 p. (In Russian).
4. *Atlas Murmanskoi oblasti. Redaktsionnaya kollegiya: Durov A. G. i drugie.* Moskva: GUGK, 1971, 33 p. (In Russian).
5. *Atlas Tyumenskoi oblasti. Vypusk 1. Redaktsionnaya kollegiya: Zarutskaya I. P. i drugie.* Moskva; Tyumen', GUGK, 1971, 171 p. (In Russian).
6. *Berlyant A. M. Graficheskie modeli mira. Sorosovskii obrazovatel'nyi zhurnal*, 1999, 4, pp. 65–71 (In Russian).
7. *Borodaev V. B., Kontev A. V. Istoricheskii atlas Altaiskogo kraia: kartograficheskie materialy po istorii Verkhnego Priob'ya i Priirtysh'ya (ot antichnosti do nachala XXI veka). 2-e izdanie, ispravlennoe i dopolnennoe.* Barnaul: Azbuka, 2007, 215 p. (In Russian).
8. *Savinkov A. Plan stolichnogo goroda Sankt-Peterburga. Sankt-Peterburg, 1830, 1 list* (In Russian).
9. *Burt J. E., White J., Allord G., Then K. M., Zhu A.-X.* (2020) Automated and semi-automated map georeferencing. *Cartography and Geographic Information Science*, 47, 1, pp. 46–66. DOI: 10.1080/15230406.2019.1604161.
10. *Cléri I., Pierrot-Deseilligny M., Vallet B.* (2014) Automatic georeferencing of a heritage of old analog aerial photographs. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, II–3, pp. 33–40. DOI: 10.5194/isprsannals-II-3-33-2014.
11. *Heitzler M., Gkonos C., Tsorlini A., Hurni L.* (2018) A modular process to improve the georeferencing of the Siegfried map. *e-Perimetreon*, 13, 2, pp. 85–100.
12. *Howe N. R., Weinman J., Gouwar J., Shamji A.* (2019) Deformable part models for automatically georeferencing historical map images. *Proceedings of the 27th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*. Chicago IL USA: ACM, pp. 540–543. DOI: 10.1145/3347146.3359367.
13. *Jiang X., Ma J., Xiao G., Shao Z., Guo X.* (2021) A review of multimodal image matching: Methods and applications. *Information Fusion*, 73, pp. 22–71. DOI: 10.1016/j.inffus.2021.02.012.
14. *Li Y., Briggs R.* (2012) An automated system for image-to-vector georeferencing. *Cartography and Geographic Information Science*, 39, 4, pp. 199–217. DOI: 10.1559/152304063941199.
15. *Luft J.* (2020) Automatic georeferencing of historical maps by geocoding. *International Workshop on Automatic Vectorisation of Historical Maps*. 13 March 2020. Budapest: ELTE, pp. 77–89. DOI: 10.21862/avhm2020.10.
16. *Luft J., Schiewe J.* (2021) Automatic content-based georeferencing of historical topographic maps. *Transactions in GIS*, 25, 6, pp. 2888.
17. *Sun J., Shen Z., Wang Y., Bao H., Zhou X.* (2021) LoFTR: detector-free local feature matching with transformers. *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 8918–8927. DOI: 10.1109/CVPR46437.2021.00881.
18. *Weinman J.* (2013) Toponym recognition in historical maps by gazetteer alignment. *12th International Conference on Document Analysis and Recognition*. Washington, DC, USA: IEEE, pp. 1044–1048. DOI: 10.1109/ICDAR.2013.209.
19. *Weinman J.* (2017) Geographic and Style Models for Historical Map Alignment and Toponym Recognition. *14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*. Kyoto, Japan: IEEE, pp. 957–964. DOI: 10.1109/ICDAR.2017.160.
20. *Wolter D., Blank D., Henrich A.* (2017) Georeferencing river networks using spatial reasoning. *Proceedings of the 11th Workshop on Geographic Information Retrieval*. Heidelberg, Germany: ACM, pp. 1–2. DOI: 10.1145/3155902.3155907.
21. *Yilmaz I., Gullu M.* (2012) Georeferencing of Historical Maps Using Back Propagation Artificial Neural Network. *Experimental Techniques*, 36, 5, pp. 15–19. DOI: 10.1111/j.1747-1567.2010.00694.x.