

---

# Классификация дуктов для поиска ключевых слов в рукописном контексте

---

Феоктистов Дмитрий Дмитриевич  
ВМК МГУ  
feoktistovdd@my.msu.ru

Местецкий Леонид Моисеевич  
ВМК МГУ, НИУ ВШЭ  
mestlm@yandex.ru

2023

## Аннотация

В работе решается задача поиска ключевых слов в рукописном контексте. Пусть даны изображения некоторого рукописного файла, в котором требуется находить все вхождения введенного слова. Решение этой задачи может значительно упростить работу с архивными данными. Для решения задачи предлагается работать со словами на уровне их штрихового представления и определить метрику на множестве штрихов, с помощью которой можно решить задачу их классификации. Данный классификатор предлагается использовать как часть ранжирующего алгоритма. Для демонстрации результатов работы используется изображение с несколькими панграммами: текстами, содержащими все буквы алфавита.

Ключевые слова: Обнаружение ключевых слов · Преобразование Фурье · Штриховая сегментация текста · Компьютерное зрение

## 1 Введение

Задача поиска ключевых слов в рукописном контексте является актуальной последние десятилетия в силу того, что полноценное распознавание рукописного текста не достигло той точности, при которой можно выполнять полноценное чтение документа и поиск в нем [Gurav et al., 2023, Souibgui et al., 2022]. Одной из главных целей при решении задачи является достижение ее применимости для навигации в архивных документах [Riesen et al., 2014, Giotis et al., 2015].

Изначально задача поиска ключевых слов решалась для напечатанных документов, в которых используется курсивный шрифт [Keaton et al., 1997]. Постепенно задача стала усложняться, и появились алгоритмы, выполняющие поиск в рукописных текстах [Rath and Manmatha, 2003], .

Существует несколько разновидностей рассматриваемой задачи. В первом варианте запрос задается в виде примера искомого слова в данном документе, такой подход позволяет обойти проблему разнообразия почерков [Giotis et al., 2015, Retsinas et al., 2019]. Более общий подход предполагает, что запрос является строкой [Retsinas et al., 2021]. Путей решения задачи также существует несколько. Первый предполагает использование глубоких нейронных сетей напрямую [Retsinas et al., 2023, Sfikas et al., 2022, Cascianelli et al., 2022], второй – использование нейронных сетей для построения векторных представлений слов для осуществления последующего поиска [Retsinas et al., 2021, Krishnan et al., 2023, Jemni et al., 2023]. Третий же стоит отдельно и предполагает использование признаков, полученных из изображения с помощью некоторых алгоритмов, с последующим их применением в алгоритмах машинного обучения. При этом может использоваться как и дискретное представление слов [Sfikas et al., 2017, Yousfi et al., 2021, Kundu et al., 2021], так и непрерывные признаки, полученные из скелетных графов [Giotis et al., 2015, Ameri et al., 2017, Stauffer et al., 2016]. Последний подход является актуальным и по сей день [Yousfi et al., 2021, Kundu et al., 2021, Banerjee et al., 2022], так как есть экспериментально подтвержденная гипотеза о том, что увеличение количества параметров в нейронных сетях не приводит к улучшению

результатов поиска [Rusakov et al., 2018]. Наиболее актуальные алгоритмы используют комбинацию описанных подходов, применяя как и классические признаки, так и полученные с помощью обучения нейронной сети [Jemni et al., 2023, Omayio et al., 2023].

Отдельно стоит выделить алгоритмы, выполняющие сопоставление запроса и слова с помощью различных метрик. Этот подход интересен тем, что метрики являются интерпретируемыми [Ameri et al., 2017, Stauffer et al., 2016]. При этом большинство метрик вычисляются долго, из-за чего требуется разработка специальных фильтров, позволяющих ускорять поиск [Stauffer et al., 2020].

В данной работе предлагается новый метод решения задачи поиска ключевых слов в рукописном контексте, основанный на следующей гипотезе: все почерки являются вариацией некоторого эталонного. Действительно, уже несколько веков обучение письму производится с помощью прописей, в которых не меняются правила написания штрихов (дуктов), из которых строятся буквы. Соответственно, если задать метрику близости на штрихах и произвести их классификацию, то получится обоснованное представление слова в виде частично упорядоченного множества (порядок возникает из-за порядка появления штрихов). Имея описанное выше представление, можно производить поиск ключевых слов с помощью различных мер схожести множеств штрихов. Также описанная выше гипотеза позволяет решать задачу поиска ключевых слов в формулировке, в которой запрос передается в виде строки, которая преобразуется в изображение, написанное с помощью эталонного почерка (в данной работе с помощью шрифта Propisi). Насколько авторам известно, в подобной формулировке задача решалась в [Пронина, 2023, Падация, 2023], где для сравнения штрихов использовалось расстояние Фреше и DTW соответственно, но в этих работах рассматривался подход основанный на кластеризации, в то время как классификация способна дать больше информации. Таким образом в данной статье описаны:

1. Алгоритм выделения штрихов из изображения рукописного слова, основанный на построении скелета изображения.
2. Метрика для задачи классификации на пространстве дуктов, основанной на преобразовании Фурье ломанных, описывающих штрихи.

Для демонстрации результатов работы полученного алгоритма используется изображение с несколькими панграммами: текстами, содержащими все буквы алфавита.

## 2 Задача поиска ключевых слов в рукописном контексте

Цель поиска ключевых слов состоит в том, чтобы извлечь изображения слов из заданной коллекции изображений документов и ранжировать их по релевантности определенному запросу. Запрос может быть либо уже найденным пользователем изображением слова (т.е. обрезанное изображение документа) (QbE), либо строкой, отвечающей слову, которое необходимо найти (QbS). Главным преимуществом второй постановки является отсутствие необходимости искать пользователю запрашиваемое слово самостоятельно, что сильно экономит время при работе с редкими словами, поэтому в данной работе рассматривается вариант QbS. Формализуем данную постановку. Пусть у нас есть множество строк  $S$  и множество изображений слов  $W$ . Пусть  $c(w)$  - строка, соответствующая изображению  $w$ . Тогда нам надо найти такое отображение  $f : S \times W \rightarrow \mathbb{R}$ , что:

$$\operatorname{argmin}_w f(c(w_1), w) = w_1 \quad \forall w_1 \in W$$

В задаче поиска ключевых слов общепринятой метрикой является *mean average precision*:

$$MAP = \frac{1}{|Q|} \sum_{q \in Q} AP(q)$$

Где  $AP(q)$  – площадь под кривой *precision – recall* кривой для запроса  $q$ .

## 3 Задача метрической классификации штрихов

Математической моделью штриха является ломаная, которая может быть как замкнута, так и являться цепью. Существенным ограничением является отсутствие самопересечений у ломанных. Для сравнения штрихов предлагается ввести метрику, которую можно использовать в алгоритме классификации с помощью  $k$  ближайших соседей. В качестве метрики задачи используется *accuracy*.

#### 4 Штриховая сегментация текста

Алгоритм сегментации основывается на методе, предложенном в [Местецкий, 2009].

Результатом сегментации является представление изображенного текста в виде упорядоченного множества штрихов рис. 1.

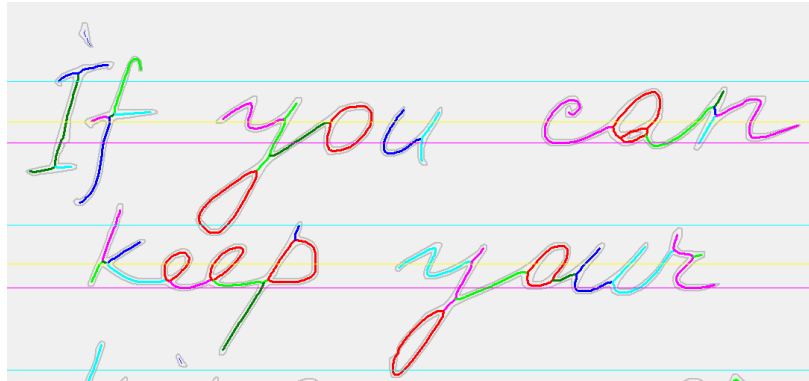


Рис. 1: Результат сегментации

Штриховое представление рукописного текста представляет собой структуру данных, в которой каждая запись описывает штрих в виде множества вершин, упорядоченного в соответствии с направлением написания. Каждая вершина задаётся тройкой чисел: её декартовыми координатами и радиусом вписанной окружности, определяющей ширину штриха в этой точке.

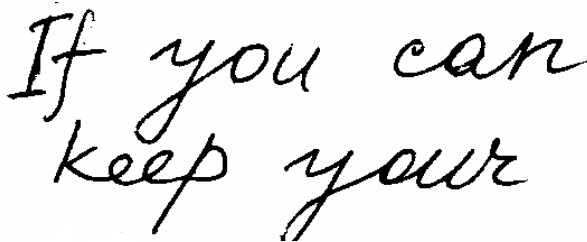


Рис. 2: Бинаризация

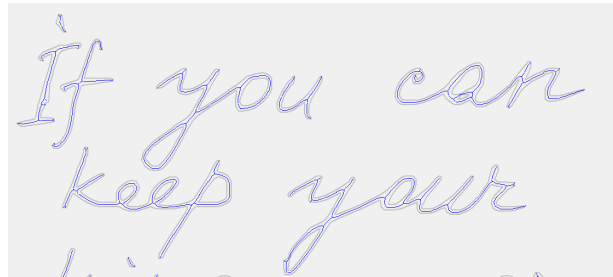


Рис. 3: Аппроксимация и Скелетизация

Процесс штриховой сегментации включает в себя несколько шагов: Бинаризацию, Аппроксимацию, Скелетизацию. Изображение текста аппроксимируется многосвязными многоугольными фигурами – многоугольниками с многоугольными дырами. Скелетизация многоугольных фигур состоит в построении срединных осей – множества точек центров вписанных в фигуры окружностей рис. 3.

Сегментация осуществляется на основе скелетного представления растрового изображения в виде геометрического графа. Штрихи формируются в виде подграфов.

В полученном скелетном графе выделяются подграфы, описывающие штрихи Кольца и Цепи. Выделение подграфов можно интерпретировать как разрезание геометрического графа по вершинам. Выделение штрихов осуществляется на основе следующих операций:

1. Выделение кольцевых циклических штрихов
2. Разрезание графа по вершинам третьей степени и более высоких степеней
3. Для полученных штрихов определяется направление и последовательность их прохождения в рукописном тексте

#### 4.1 Выделение Колец

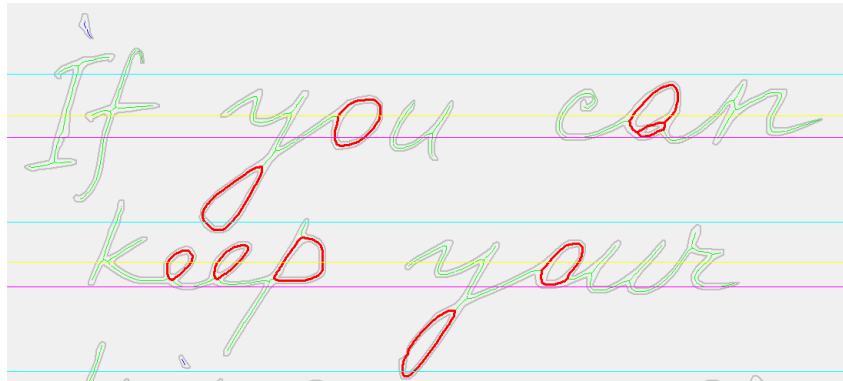


Рис. 4: Выделение кольцевых циклических штрихов

Аппроксимирующие многоугольные фигуры задают подразбиение плоскости изображения на связанные компоненты трёх типов: внешняя часть плоскости, внутренние компоненты символов рукописного текста, и компоненты, образующие дыры в многоугольных фигурах. Каждая компонента-дыра определяет кольцевой циклический подграф в скелетном графе. Это даёт возможность выделить все циклические штрихи по следующему правилу. Кольцевые штрихи представляют собой подмножества точек центров вписанных окружностей таких, которые касаются двух разных многоугольников в границах аппроксимирующих многоугольных фигур.

#### 4.2 Разрезание тройников

В каждой вершине степени 3 строится разрез путём порождения вершины-клона. При этом от основной вершин отделяется одно ребро, в результате чего её степень понижается с 3 до 2. А отрезанное ребро присоединяется к вершине-клон. В результате вновь образованная вершина-клон имеет степень 1 и является терминальной. После разрезания всех вершин третьей степени весь скелетный граф распадается на подграфы Кольца и Цепи.

Для разрезания графа в вершине 3 степени нужно определить, какое из трёх рёбер должно быть отсечено от этой вершины и присоединено к вершине-клон. В том случае, когда тройник входит в какой-либо циклический штрих, отсекается ребро, не входящее в этот штрих. В остальных случаях эта задача решается на основе выбора цепи, имеющей наименьшую кривизну. Вычисляется оценка кривизны цепи, образуемой каждой парой инцидентных узлу рёбер. Для этого выполняется аппроксимация цепи кривой Безье второй степени и вычисляется максимальная кривизна в точках этой гладкой кривой.



Рис. 5: Разрезание по вершинам третьей степени

Гладкость в большинстве случаев определяет правильно способ разрезания узла третьей степени. Однако в некоторых случаях требуется более тонкий анализ. Для этого может быть использованы правила, построенные на основе машинного обучения.

Результатом сегментации является полный набор штрихов колец и цепей, образующихся из скелетного графа.

#### 4.3 Определение направления и последовательности прохождения штрихов

Для определения направления и последовательности прохождения штрихов используется несколько эвристических правил.

1. Кольцевые штрихи, лежащие в базовой строке и выступающие вверх, нужно обходить против часовой стрелки, а штрихи, свисающие вниз — по часовой
2. Штрихи вертикального типа имеют направление сверху вниз, горизонтального типа — слева направо. Принадлежность к конкретному типу определяется наклоном штриха к горизонтали, например, относительно порога  $45^\circ$
3. Цепи, примыкающие к базовым кольцевым штрихам, имеют направление от своей концевой точки, инцидентной кольцевому штриху, ко второй концевой точке
4. Упорядочение штрихов в базовой строке выполняется естественным образом слева направо по расположению штрихов
5. Выступающие и свисающие штрихи упорядочиваются непосредственно вслед за базовым штрихом, к которому они примыкают

### 5 Нормализация штрихов

Важно отметить, что Фурье спектр зависит от расположения ломаной, а также от направления обхода кривой, поэтому важно сначала произвести нормализацию. В данной работе используется следующий подход

1. Вычисляется точка, являющаяся центром масс штриха, то есть точка, являющаяся усреднением координат точек штриха.
2. Осуществляется параллельный перенос штриха так, что центр масс оказывается в начале координат.
3. Если штрих не является кольцевым, то выставляем порядок обхода так, что начальная точка находится левее конечной. Это преобразование связано с тем, что текст пишется слева направо.
4. Если штрих является кольцевым, то начинаем обход с самой левой точки штриха по часовой стрелке.

### 6 Метрика на основе преобразования Фурье

После сегментации и нормализации мы имеем представление каждого штриха в виде ломаной  $L = \{(x_j, y_j)\}_{j=1}^l$ . На нее можно посмотреть, как на последовательность точек в комплексной плоскости  $\{x_j + iy_j\}_{j=1}^l$ , то есть как на сигнал, для получения векторного представления которого предлагается использовать дискретное преобразование Фурье.

Для первичного определения того, является ли предлагаемое векторное представление дискриминативным была рассмотрена задача классификации штрихов набора панграмм, изображенного на рис. 6.

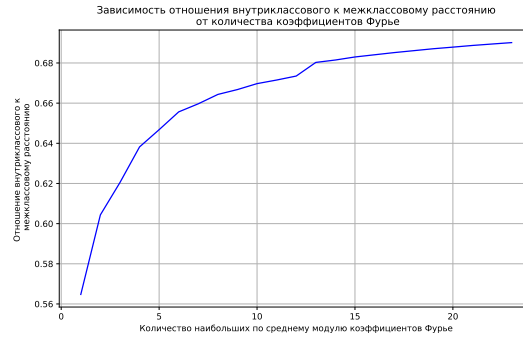


Рис. 7: Результаты эксперимента, проверяющего гипотезу компактности для различного количества коэффициентов Фурье

аэропортостанка ландшафта уже  
высвела земли богатей и  
процветающих крестьян.  
всё ускоряющаяся эволюция  
компьютерных технологий  
предъявила жёсткие требования  
к производителям как собственно  
вычислительной техники, так и  
периферийных устройств.  
завершён ежегодный съезд  
эрудированных школьников, мечтающих  
глубоко проникнуть в тайны  
физических явлений и химических  
реакций.  
стены же ещё этих легких  
французских булок да выпей чаю.  
флористическая эта верблюдница  
исчезла у подъезда засыхающий  
горючий шиповник.  
интервьюищица попросту забыла  
раз ключевых моментов  
и тэгов.

Рис. 6: Изображение текста, на котором проводились эксперименты

В первую очередь была произведена проверка того, как ведет себя отношение внутриклассового расстояния к межклассовому в евклидовой метрике в зависимости от количества используемых коэффициентов Фурье.

Как видно из рис. 7, при всех значениях наблюдается выполнение гипотезы компактности, при этом при увеличении количества коэффициентов наблюдается деградация разделимости классов, так как появляются коэффициенты, отвечающие за шумы.

Из этого можно сделать вывод, что для описания штрихов достаточно малого количества коэффициентов Фурье.

Для проверки предложенной гипотезы решалась задача классификации штрихов методом  $k$  ближайших соседей, качество измерялось на кросс валидации с пятью разбиениями выборки с помощью F1-масго метрики, так как она учитывает дисбаланс классов.

Для каждого количества коэффициентов Фурье выбиралось лучшее значение  $k$  по результатам кросс валидации, после чего изучались результаты этого алгоритма. Как видно из рис. 8 существенной разницы между использованием 5–23 коэффициентов Фурье нет: и значение метрики, и ее устойчивость примерно одинаковы. Значит, мы можем использовать малое количество признаков, например, 7 в случае евклидова расстояния и 4 в случае косинусного.

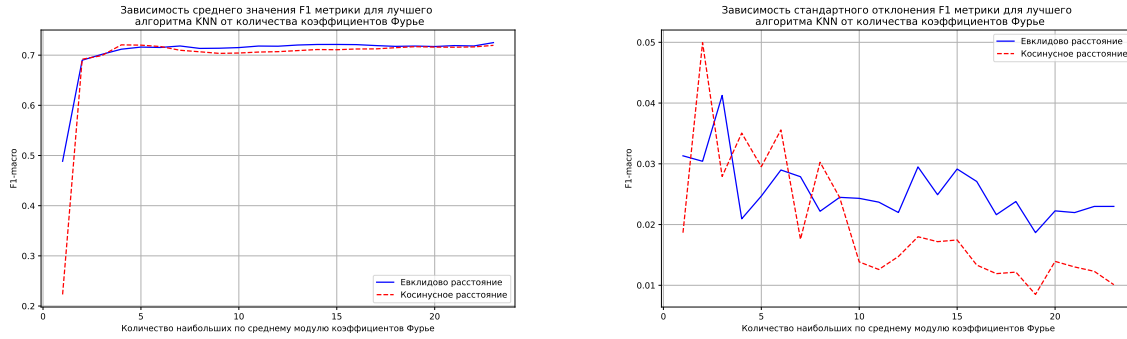


Рис. 8: Результаты эксперимента, проверяющего гипотезу компактности для различного количества коэффициентов Фурье

## 7 Сравнение с существующими подходами

Для сравнения предложенной метрики с существующими предлагается решить задачу классификации штрихов, полученных из изображения рис. 6. Всего 1231 штрих, 12 классов, каждый из которых соответствует одну типу каллиграфических элементов, в данных наблюдается дисбаланс классов: самый многочисленный класс состоит из 250 штрихов, самый немногочисленный из 28. Также в данных есть ошибки в разметке. Размеченные данные изображены на рис. 9.

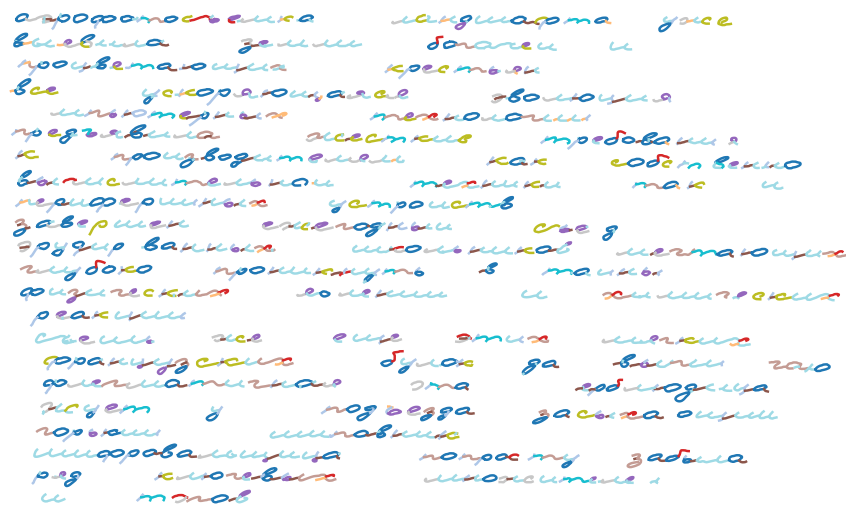


Рис. 9: Размеченные данные: каждый цвет соответствует одному классу.

Будем сравнивать расстояние на основе преобразования Фурье с метриками, предложенными в [Пронина, 2023, Пацадия, 2023]: расстояние Фреше между ломаными, DTW расстояние на коэффициентах сплайнов, аппроксимирующих ломанную, двумерное DTW расстояние между ломаными. Во всех случаях используется предобработка штрихов, которую использовали авторы. Расстояния будем сравнивать с помощью алгоритма KNN, как с равномерными весами, так и с весами, зависящими от расстояния. В качестве метрики качества классификации воспользуемся средним значением F1-macro (так как эта метрика учитывает дисбаланс классов) на кросс-валидации на пяти фолдах. Также изучим устойчивость метрик, изучим стандартное отклонение F1-macro. Результаты эксперимента представлены на рис. 10 и рис. 11.

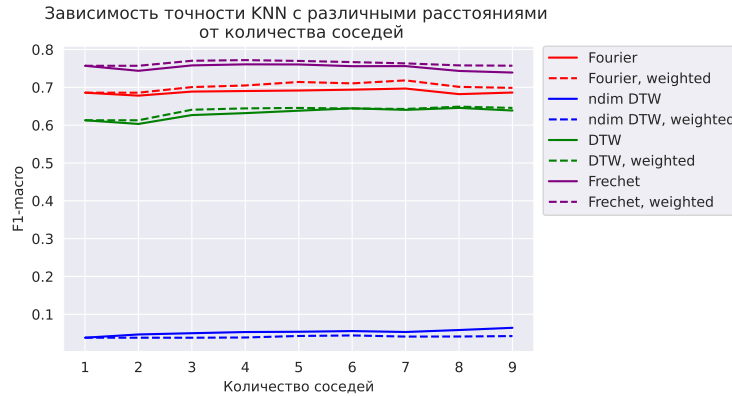


Рис. 10: Зависимость среднего значения F1-масго на кросс-валидации от количества соседей в алгоритме KNN, красным отмечены значения для расстояния на основе преобразования Фурье, синим отмечены значения для двумерного DTW, фиолетовым для расстояния Фреше, зеленым – для DTW на коэффициентах сплайнов. Пунктиром отмечены запуски, при которых предсказания зависели от расстояний до соседей, а не только от их классов.

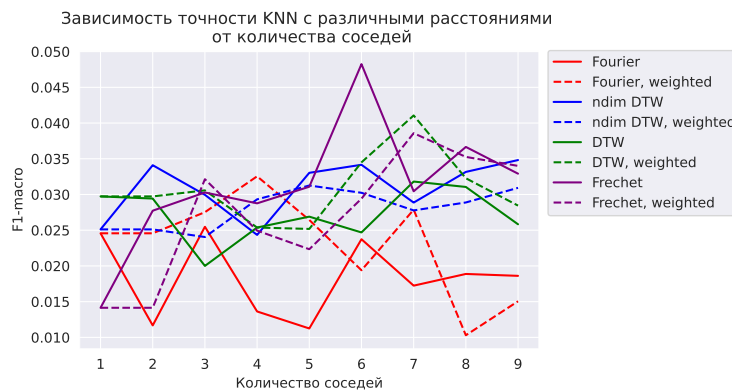


Рис. 11: Зависимость стандартного отклонения F1-масго на кросс-валидации от количества соседей в алгоритме KNN, красным отмечены значения для расстояния на основе преобразования Фурье, синим отмечены значения для двумерного DTW, фиолетовым для расстояния Фреше, зеленым – для DTW на коэффициентах сплайнов. Пунктиром отмечены запуски, при которых предсказания зависели от расстояний до соседей, а не только от их классов.

Исходя из графиков, можно сделать несколько выводов:

1. Расстояние Фреше дает наибольшую точность.
2. Расстояние на основе преобразования Фурье идет на втором месте.
3. Все метрики показывают перфоманс близкий к наилучшему при всех значениях количества соседей. Этот момент важен, так как он говорит о хорошем выполнении гипотезы компактности.

Теперь отметим важное преимущество расстояния на основе преобразования Фурье перед расстоянием Фреше. Вычисление матрицы попарных расстояний между штрихами для рассматриваемого изображения занимает 0.2 секунды в случае использования предлагаемого расстояния. Расстояние Фреше же требует более 2-х часов вычислений. Таким образом, с точки зрения использования расстояний для систем поиска расстояние на основе преобразования Фурье является оптимальным среди работ, известных авторам. Также отметим, что полученное векторное представление может быть использовано не только в метрических классификаторах, но и в любых других алгоритмах машинного обучения, что также является преимуществом.



# Список литературы

- Aniket Gurav, Joakim Jensen, Narayanan C. Krishnan, and Sukalpa Chanda. Respho(sc)net: A zero-shot learning framework for norwegian handwritten word image recognition. In Antonio Pertusa, Antonio Javier Gallego, Joan Andreu Sánchez, and Inês Domingues, editors, *Pattern Recognition and Image Analysis*, pages 182–196, Cham, 2023. Springer Nature Switzerland. ISBN 978-3-031-36616-1.
- Mohamed Ali Souibgui, Alicia Fornés, Yousri Kessentini, and Beáta Megyesi. Few shots are all you need: A progressive learning approach for low resource handwritten text recognition. *Pattern Recognition Letters*, 160:43–49, 2022. ISSN 0167-8655. doi:<https://doi.org/10.1016/j.patrec.2022.06.003>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016786552200191X>.
- Kaspar Riesen, Darko Brodić, Zoran N. Milivojević, and Čedomir A. Maluckov. Graph based keyword spotting in medieval slavic documents – a project outline. In Marinos Ioannides, Nadia Magnenat-Thalmann, Eleanor Fink, Roko Žarnić, Alex-Yianing Yen, and Ewald Quak, editors, *Digital Heritage. Progress in Cultural Heritage: Documentation, Preservation, and Protection*, pages 724–731, Cham, 2014. Springer International Publishing. ISBN 978-3-319-13695-0.
- Angelos P. Giotis, Giorgos Sfikas, Christophoros Nikou, and Basilis Gatos. Shape-based word spotting in handwritten document images. In 2015 13th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), pages 561–565, 2015. doi:10.1109/ICDAR.2015.7333824.
- P. Keaton, H. Greenspan, and R. Goodman. Keyword spotting for cursive document retrieval. In *Proceedings Workshop on Document Image Analysis (DIA’97)*, pages 74–81, 1997. doi:10.1109/DIA.1997.627095.
- T.M. Rath and R. Manmatha. Word image matching using dynamic time warping. In 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. *Proceedings.*, volume 2, pages II–II, 2003. doi:10.1109/CVPR.2003.1211511.
- George Retsinas, Georgios Louloudis, Nikolaos Stamatopoulos, and Basilis Gatos. Efficient learning-free keyword spotting. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 41(7):1587–1600, 2019. doi:10.1109/TPAMI.2018.2845880.
- George Retsinas, Giorgos Sfikas, Christophoros Nikou, and Petros Maragos. From seq2seq to handwritten word embeddings. In *British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2021.
- George Retsinas, Giorgos Sfikas, and Christophoros Nikou. Keyword spotting simplified: A segmentation-free approach using character counting and ctc re-scoring. In Gernot A. Fink, Rajiv Jain, Koichi Kise, and Richard Zanibbi, editors, *Document Analysis and Recognition - ICDAR 2023*, pages 446–464, Cham, 2023. Springer Nature Switzerland. ISBN 978-3-031-41676-7.
- Giorgos Sfikas, George Retsinas, Angelos P. Giotis, Basilis Gatos, and Christophoros Nikou. Keyword spotting with quaternionic resnet: Application to spotting in greek manuscripts. In Seiichi Uchida, Elisa Barney, and Véronique Eglin, editors, *Document Analysis Systems*, pages 382–396, Cham, 2022. Springer International Publishing. ISBN 978-3-031-06555-2.
- Silvia Cascianelli, Marcella Cornia, Lorenzo Baraldi, and Rita Cucchiara. Boosting modern and historical handwritten text recognition with deformable convolutions. *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ DAR)*, 25(3):207–217, Sep 2022. ISSN 1433-2825. doi:10.1007/s10032-022-00401-y. URL <https://doi.org/10.1007/s10032-022-00401-y>.
- Praveen Krishnan, Kartik Dutta, and C. V. Jawahar. Hwnet v3: a joint embedding framework for recognition and retrieval of handwritten text. *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ DAR)*, Jan 2023. ISSN 1433-2825. doi:10.1007/s10032-022-00423-6. URL <https://doi.org/10.1007/s10032-022-00423-6>.
- Sana Khamekhem Jemni, Sourour Ammar, Mohamed Ali Souibgui, Yousri Kessentini, and Abbas Cheddad. St-keys: Self-supervised transformer for keyword spotting in historical handwritten documents, 2023.
- Giorgos Sfikas, George Retsinas, and Basilis Gatos. A phoc decoder for lexicon-free handwritten word recognition. In 2017 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), volume 01, pages 513–518, 2017. doi:10.1109/ICDAR.2017.90.
- Douaa Yousfi, Abdeljalil Gattal, Chawki Djeddi, Imran Siddiqi, and Ameer Bensefia. Keyword spotting in modern handwritten documents using obifs. In *Mediterranean Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, pages 240–250. Springer, 2021.
- Subhranil Kundu, Samir Malakar, Zong Woo Geem, Yoon Young Moon, Pawan Kumar Singh, and Ram Sarkar. Hough transform-based angular features for learning-free handwritten keyword spotting. *Sensors*, 21(14):4648, 2021.

- M Ameri, Michael Stauffer, Kaspar Riesen, T Bui, and Andreas Fischer. Keyword spotting in historical documents based on handwriting graphs and hausdorff edit distance. In International graphonomics society conference, pages 105–108, 2017.
- Michael Stauffer, Andreas Fischer, and Kaspar Riesen. Graph-based keyword spotting in historical handwritten documents. In Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition: Joint IAPR International Workshop, S+ SSPR 2016, Mérida, Mexico, November 29–December 2, 2016, Proceedings, pages 564–573. Springer, 2016.
- Debanshu Banerjee, Pratik Bhowal, Samir Malakar, Erik Cuevas, Marco Pérez-Cisneros, and Ram Sarkar. Z-transform-based profile matching to develop a learning-free keyword spotting method for handwritten document images. International Journal of Computational Intelligence Systems, 15(1):93, 2022.
- Eugen Rusakov, Sebastian Sudholt, Fabian Wolf, and Gernot A Fink. Expolring architectures for cnn-based word spotting. arXiv preprint arXiv:1806.10866, 2018.
- Enock Osoro Omayio, Sreedevi Indu, and Jeebananda Panda. Word spotting and character recognition of handwritten hindi scripts by integral histogram of oriented displacement (ihod) descriptor. Multimedia Tools and Applications, pages 1–28, 2023.
- Michael Stauffer, Andreas Fischer, and Kaspar Riesen. Filters for graph-based keyword spotting in historical handwritten documents. Pattern Recognition Letters, 134:125–134, 2020.
- Местецкий Пронина. Штриховая сегментация рукописного текста по медиальному представлению. 2023.
- Местецкий Пацация. Распознавание рукописных слов на основе штриховой сегментации. 2023.
- Местецкий. Непрерывная морфология бинарных изображений: фигуры, скелеты, циркуляры. ФИЗМАТЛИТ, 2009.